

Міністерство освіти і науки України
Національний аерокосмічний університет
ім. М. Є. Жуковського «Харківський авіаційний інститут»

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

В'ЮНИЦЬКИЙ ОЛЕГ ГЕННАДІЙОВИЧ

УДК 621.391

ДИСЕРТАЦІЯ

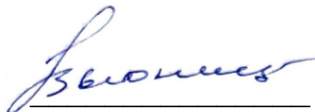
**ВДОСКОНАЛЕНІ МЕТОДИ ОБРОБКИ БІОМЕДИЧНИХ СИГНАЛІВ ДЛЯ
ОЦІНКИ ФІЗІОЛОГІЧНИХ ПОКАЗНИКІВ ЛЮДИНИ**

Спеціальність 172 Телекомунікації та радіотехніка
(шифр і назва спеціальності)

Галузь знань 17 Електроніка та телекомунікації
(шифр і назва галузі знань)

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело



Олег В'ЮНИЦЬКИЙ

(підпис)

Науковий керівник

Тоцький Олександр Володимирович, доктор технічних наук, професор.

Харків – 2024

АНОТАЦІЯ

В'юницький Олег Геннадійович. Вдосконалені методи обробки біомедичних сигналів для оцінки фізіологічних показників людини. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії з галузі знань 17 Електроніка та телекомунікації за спеціальністю 172 Телекомунікації та радіотехніка. – Національний аерокосмічний університет ім. М. Є. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», Харків, 2024.

Дисертаційна робота присвячена розробці та удосконаленню методів цифрової обробки біомедичних сигналів з метою покращення оцінки фізіологічних показників людини. Об'єктом дослідження є різноманітні біомедичні сигнали, а саме багатоканальні сигнали електрокардіограм (ЕКГ), сигнали ритмограм, абдомінальні сигнали або сигнали неінвазійної електрокардіограми плоду, а також фотоплетизмографічні сигнали, записані з пальця вагітної жінки. Предметом дослідження є методи і алгоритми цифрової обробки біомедичних сигналів.

У дисертації виконано аналітичний огляд існуючих методів обробки біомедичних сигналів, типів завад та спотворень, які присутні у даних сигналах та методів боротьби з ними. Визначено, що основним фактором, що ускладнює обробку даних сигналів є високий рівень потужності завад та низький рівень потужності корисного сигналу, тому основним напрямом досліджень є придушення завад. Це зумовлює застосування складних методів фільтрації, використання нелінійних фільтрів або комбінованих фільтрів, а також методів сліпого поділу джерел для виділення корисного сигналу на фоні завад. Визначено, що існуючі методи фільтрації мають ряд недоліків. Лінійна фільтрація для попередньої обробки біомедичних сигналів використовує незмінну смугу частот, не враховуючи варіабельність частотних параметрів сигналу від однієї до іншої людини. Нелінійна фільтрація, наприклад фільтри Калмана, при певних умовах видаляє як завадові, так і корисні складові сигналу. Це зумовлює необхідність впровадження додаткових складних алгоритмів. Для використання вейвлет-фільтрів необхідно передбачити розробку

адаптивних порогів для видалення завад без видалення корисних складових сигналу. Виявлено та продемонстровано, що фільтрація вносить ряд спотворень у сигнал, тим самим ускладнюючи подальшу обробку через внесення спотворень корисних складових сигналу. Використання методів сліпого поділу джерел потребує обов'язкового впровадження багатоканальної системи, причому якість виділення окремого джерела у суміші завад та корисних джерел напряму залежить від кількості каналів сигналу. Чим більше впроваджено каналів, тим краща якість виділення окремого джерела, тобто виділення корисного сигналу на фоні завад. Виконано аналіз методів визначення характерних точок абдомінального та фотоплетизмографічного сигналів, який демонструє, що використання складних алгоритмів не дозволяє з бажаною надійністю виявляти їх та з задовільною точністю визначити їх параметри. Розглянуто методи визначення фізіологічних показників, які розраховують на основі оцінки параметрів сигналу ритмограми. Останній розраховують із сигналу електрокардіограми як самої вагітної жінки, так і виділеної із абдомінального сигналу електрокардіограми плоду. Даний аналіз демонструє, що визначення класичних параметрів варіабельності серцевого ритму, а також визначення позиції характерних точок електрокардіографічного сигналу не завжди дозволяють вірно виконати діагностування захворювань. Проаналізовано методи визначення значень артеріального тиску за допомогою параметрів сигналів електрокардіографії та фотоплетизмографії. Аналіз демонструє, що використання методів регресійного аналізу не дозволяє точно визначати значення артеріального тиску. Окрім цього, даний підхід потребує виконання обов'язкової процедури калібрування системи вимірювання від людини до людини. Це зумовлює необхідність розробки таких методів, які дозволять уникнути процедури калібрування, а також підвищать точність визначення значень систолічного та діастолічного артеріального тиску.

За результатами проведеного аналізу у дисертації поставлено та вирішено **актуальне науково-прикладне завдання** розробки вдосконалених методів обробки біомедичних сигналів, а саме абдомінальних та фотоплетизмографічних сигналів, записаних для вагітної жінки, які враховують характеристики завад, частотні параметри сигналів при їх обробці, нелінійні спотворення у сигналах тощо.

Розроблено новий метод попереднього аналізу абдомінального сигналу на основі біспектральної оцінки параметрів сигналів для визначення його частотних характеристик та подальшого визначення оптимальної смуги для використання лінійної фільтрації. Розроблено новий метод визначення позицій характерних точок електрокардіографічного сигналу на основі вейвлет-біспектральної обробки сигналів. Розроблено новий метод нелінійної фільтрації біомедичних сигналів на основі біспектральної обробки сигналів при використанні біспектральної оцінки сигналу для розрахунку маски фільтру, яка далі використовується для фільтрації локальних біспектральних оцінок абдомінального сигналу. Розроблено новий метод крос-біспектральної обробки абдомінальних сигналів, що дозволяє розрахувати дані у нових додаткових крос-каналах із існуючих каналів багатоканального запису біомедичних сигналів. Таким чином, запропоновано забезпечення збільшення кількості початкових каналів при використанні методів сліпого поділу джерел. Вдосконалено метод виділення електрокардіограми плоду із абдомінального сигналу з використанням нових розроблених методів. Розроблено новий метод вейвлет-біспектральної оцінки сигналу ритмограми, та визначено нову класифікаційну ознаку, що може свідчити про наявність чи відсутність патологій у ритмі. Розроблено новий метод вейвлет-бікогерентного аналізу сигналу ритмограми та визначено нову класифікаційну ознаку для визначення наявності патологій. Запропоновано до розрахунку п'ять нових характерних точок сигналу фотоплетизмограми, за допомогою яких було розроблено чотирнадцять нових класифікаційних ознак, які можуть використовуватись для розрахунку значень артеріального тиску. Розроблено нову нейронну мережу для оцінювання артеріального тиску, яка використовує сімнадцять класифікаційних ознак, з яких чотири класичні, які використовуються іншими авторами, та десять із чотирнадцяти нових запропонованих класифікаційних ознак.

Для вирішення наукових задач використано методи математичної статистики, математичне та чисельне моделювання, методи спектрального та біспектрального аналізу сигналів, методи вейвлет-аналізу сигналів, методи регресійного аналізу,

методи параметричного аналізу, методи машинного навчання, методи нелінійної фільтрації.

Мета дисертаційної роботи полягає в розробці нових методів обробки біомедичних сигналів та вдосконаленні існуючих методів обробки, зокрема в розробці нових методів попереднього аналізу сигналів, методів нелінійної фільтрації, методів пошуку характерних точок в сигналі, вдосконаленні методів виділення корисного сигналу електрокардіограми плоду із абдомінального сигналу, розробці нових методів аналізу сигналів ритмограми та нових методів оцінки артеріального тиску. Таким чином, проводячи повноцінний аналіз серцево-судинної системи вагітної жінки та плоду в утробі.

Відповідно до поставленої мети в дисертаційній роботі сформульовано і вирішено такі основні завдання:

- дослідження класичних методів фільтрації та їх проблематика;
- дослідження класичних методів виділення електрокардіограми плоду із абдомінального сигналу та їх проблематика;
- дослідження класичних методів визначення артеріального тиску за допомогою оцінки параметрів сигналів електрокардіограми та фотоплетизмограми людини та їх проблематика;
- розробка нового методу попередньої оцінки абдомінального сигналу з метою визначення його частотних параметрів;
- розробка нового методу нелінійної фільтрації на основі біспектральної обробки;
- розробка нового методу визначення характерних точок електрокардіографічного сигналу на основі вейвлет-біспектральної обробки;
- розробка нового методу крос-біспектральної обробки абдомінальних сигналів з метою збільшення кількості початкових каналів, шляхом розрахунку нових крос-каналів;
- вдосконалення методів виділення електрокардіограми плоду з абдомінального сигналу з використанням розроблених біспектральних методів;

- розробка нового методу аналізу сигналу ритмограми для визначення нових класифікаційних ознак, які можуть бути використані в задачах діагностування патологій;
- вдосконалення методів визначення значень артеріального тиску за рахунок визначення нових класифікаційних ознак сигналів електрокардіограми та фотоплетизмограми.

В дисертаційній роботі **вперше запропоновано** метод попередньої оцінки абдомінального сигналу на основі біспектральної обробки сигналів, що дозволяє виконувати адаптивний розрахунок смуги частот при використанні лінійної фільтрації. Це забезпечує, по-перше, найкраще відношення сигнал/шум, починаючи від 0 дБВт, по-друге, покращити відношення сигнал/шум після фільтрації в середньому на 1,43 дБВт по відношенню до смуги частот 0,5 – 100 Гц, по-третє, покращення на відношення сигнал/шум 5,77 дБВт відповідно до смуги частот 2 – 46 Гц, по-четверте, отримати покращення відношення сигнал/шум на 11,93 дБВт відповідно до смуги частот 25 – 40 Гц.

В дисертаційній роботі **вперше запропоновано** метод визначення характерних точок електрокардіографічного сигналу на основі вейвлет-біспектральної обробки сигналів, що забезпечує збільшення ймовірності визначення R-характерної точки на 7,24% на відміну від стандартних методів, досягаючи ймовірності вірного визначення у 99,96% даних позицій.

В дисертаційній роботі **вперше запропоновано** метод адаптивної нелінійної фільтрації сигналів на основі біспектральної обробки. Цей метод забезпечує покращення в середньому на 1 дБВт результату фільтрації у діапазоні значень відношення сигнал/шум від –20 до 0 дБВт, однак при більшому відношенні сигнал/шум запропонований метод забезпечує гірший результат через внесок спотворень у початковий сигнал.

В дисертаційній роботі **вперше запропоновано** метод крос-біспектральної обробки абдомінальних сигналів, що дозволяє впровадити додаткові крос-канали, які можна використовувати в подальшій обробці. Результати оцінки ефективності запропонованого методу демонструють, що за умови початкового відношення

сигнал/шум -20 дБВт запропонований метод дає найкращий результат та збільшує відношення сигнал/шум в середньому на 22 дБВт в порівнянні з існуючими методами. У діапазоні відношень сигнал/шум від -10 до 10 дБВт розроблені алгоритми забезпечують найкраще виділення ЕКГ сигналу на фоні завад, збільшуючи відношення сигнал/шум в середньому на 8,47 дБВт в порівнянні до існуючих методів. Перевагою розробленого методу є гарантована визначеність каналу ЕКГ сигналу після виконання процедур фільтрації.

Удосконалено метод виділення ЕКГ плоду із абдомінального сигналу за допомогою використання запропонованих методів. Це дозволяє збільшити ймовірність визначення R-характерних точок електрокардіограми плоду на 1,27% за умови застосування однакової кількості каналів. При використанні меншої кількості початкових каналів ймовірність визначення зменшується лише на 0,61%, проте система реєстрації при цьому суттєво спрощується.

В дисертаційній роботі **вперше запропоновано** методи аналізу сигналу ритмограми на основі вейвлет-біспектральної та вейвлет-бікогерентної обробки сигналів, та **вперше запропоновано** дві нові класифікаційні ознаки, які відрізняються для пацієнтів із патологіями та без патологій. Дисперсія першої класифікаційної ознаки для пацієнтів з патологіями дорівнює 0,0026, а для пацієнтів без патологій 0,0032. В свою чергу, середньоквадратичне відхилення для пацієнтів з патологіями дорівнює 0,051, а для пацієнтів без патологій – 0,059. Величини запропонованої ознаки дорівнюють $0,4094 \pm 0,051$ та $0,2994 \pm 0,059$ для пацієнтів з патологіями та без патологій, відповідно. Дисперсія значень другої класифікаційної ознаки для пацієнтів з патологіями дорівнює $1,72 \cdot 10^{-10}$, а для пацієнтів без патологій $4,42 \cdot 10^{-10}$. В свою чергу, середньоквадратичне відхилення для пацієнтів з патологіями дорівнює $1,34 \cdot 10^{-5}$, а для пацієнтів без патологій – $2,11 \cdot 10^{-5}$. Таким чином, можна зробити висновок, що величини другої ознаки дорівнюють $80,6 \cdot 10^{-5} \pm 1,34 \cdot 10^{-5}$ та $3,4 \cdot 10^{-5} \pm 2,11 \cdot 10^{-5}$ для пацієнтів з патологіями та без патологій, відповідно. Дані ознаки можуть бути використані для подальшої класифікації патологій.

Удосконалено метод визначення значень систолічного та діастолічного артеріального тиску шляхом розрахунку п'яти нових характерних точок та

чотирнадцяти нових класифікаційних ознак фотоплетизмографічного сигналу. Результати експериментальних досліджень демонструють, що точність визначення значень артеріального тиску при використанні нових класифікаційних ознак збільшується в порівнянні з існуючими результатами інших авторів. В дисертаційній роботі **вперше запропоновано** нову нейронну мережу для визначення значень артеріального тиску, точність визначення значень артеріального тиску якої відповідає стандартам ААМІ та ВНС.

Практичне значення отриманих результатів полягає в тому, що: розроблено новий метод попередньої оцінки параметрів абдомінального сигналу, який дозволяє визначити частотні параметри сигналу та отримати необхідну смугу частот, при використанні лінійної фільтрації. Це забезпечує більш ефективне видалення завад із сигналу, зберігаючи при цьому корисні спектральні складові. Розроблений метод визначення характерних точок електрокардіографічних сигналів дозволяє з більшою точністю визначити їх позиції. Точність методу складає 99,96%. Розроблений метод адаптивної нелінійної фільтрації забезпечує видалення додаткових залишків завад у абдомінальному сигналі після використання лінійної фільтрації. Розроблений метод крос-біспектральної обробки абдомінального сигналу дозволяє розрахувати додаткові крос-канали, які при використанні методів сліпого поділу джерел забезпечують вирахування більшої кількості незалежних джерел. Комбінація розроблених методів дозволяє покращити та вдосконалити метод виділення електрокардіограми плоду з абдомінального сигналу, або дозволяє спростити систему реєстрації абдомінальних сигналів удвічі. Проте спостерігаються втрати точності визначення позиції R-характерних точок електрокардіограми плоду після її виділення на 0,61%. Розроблені методи вейвлет-біспектральної та вейвлет-бікогерентної оцінки сигналу ритмограми дозволяють виділити дві нові характерні ознаки, які можуть бути використані в діагностичних цілях. Визначення нових характерних точок сигналу фотоплетизмограми дозволяють визначити ряд нових класифікаційних ознак для визначення значень артеріального тиску. Це забезпечує підвищення точності його визначення, а використання нової нейронної мережі дозволяє усунути проблему необхідності багаторазового калібрування системи від людини до людини, а також

додатково підвищити точність вимірювань артеріального тиску. Точність вимірювань, при цьому, відповідає двом стандартам, та ця розроблена система може використовуватись в медичній практиці. Комбінація усіх розроблених алгоритмів дозволяє проводити моніторинг таких фізіологічних показників, як електрокардіограма вагітної жінки, електрокардіограма плоду в утробі вагітної жінки, сигнали ритмограми вагітної жінки та плоду, параметри ритму серця вагітної жінки та плоду, проводити довготривалий неінвазійний та безманжетний моніторинг артеріального тиску вагітної жінки. Даний аналіз дозволяє довготривало та неінвазійно визначити основні параметри серцево-судинної системи, як вагітної жінки так і плоду в утробі.

Усі теоретичні розробки дисертації доведено до конкретних інженерних методів і алгоритмів у застосуванні до обробки біомедичних сигналів.

Розроблені методи до вдосконалення виділення електрокардіограми плоду з абдомінального сигналу були використані при виконання науково-дослідної роботи у компанії ТОВ НК «КОЛІБРИ», методи оцінки артеріального тиску на основі параметрів сигналів електрокардіографії та фотоплетизмографії у ТОВ «ХАІ-МЕДИКА», методи оцінки сигналу ритмограми у міському перинатальному центрі ХМР, та впроваджені у даних установах.

За матеріалами дисертації **опубліковано** 21 наукову працю, з яких 4 – це статті у наукових періодичних виданнях іншої держави (США), які індексуються в SCOPUS; 1 – стаття у науковому періодичному виданні України, що індексується у SCOPUS (Q3), 16 – публікації у матеріалах конференцій, серед яких 5 у матеріалах міжнародних англомовних конференцій, що включені до міжнародної наукометричної бази SCOPUS.

Ключові слова: цифрова обробка біомедичних сигналів, фільтрація, нелінійна фільтрація, біспектр, вейвлет-біспектр, бікогерентність, вейвлет-бікогерентність, сліпий поділ джерел, багат шарова нейронна мережа, артеріальний тиск, ритм, сигнал ритмограми, електрокардіограма.

Список публікацій здобувача

Статті у наукових періодичних виданнях:

1. O. Viunytskyi, V. Shulgin, A. Totsky, K. Egiazarian, O. Polotska, “Extraction of fetal heart activity by using bispectrum-based electromyography signal processing”, *Telecommunications and Radio Engineering*, USA, Volume 78, Issue 3, 2019, pp. 269-279, doi: <https://doi.org/10.1615/TelecomRadEng.v78.i3.70> (Scopus)
2. O. Viunytskyi, V. Shulgin, A. Totsky, K. Egiazarian, O. Polotska, “Recognition of premature births by bispectrum-based abdominal electromyography signal processing”, *Telecommunications and Radio Engineering*, USA, Volume 78, Issue 1, 2019, pp. 59-69, doi: <https://doi.org/10.1615/TelecomRadEng.v78.i1.70> (Scopus)
3. O. Viunytskyi, V. Shulgin, A. Totsky, K. Egiazarian, “Human Blood Pressure Measurement Using Machine Learning Strategy”, *Telecommunications and Radio Engineering*, USA, Volume 81, Issue 3, 2022, pp. 1-21, doi: <https://doi.org/10.1615/TelecomRadEng.2022037783> (Scopus)
4. O.G. Viunytskyi, V.I. Shulgin, A.A. Roienko, A.V. Totsky, K.O. Egiazarian, “Fetal ecg extraction from the abdominal signal using wavelet bispectrum technique”, *Telecommunications and Radio Engineering*, USA, Volume 82, Issue 9, 2023, pp. 29–46, doi: <https://doi.org/10.1615/TelecomRadEng.2023047588> (Scopus).
5. O. Viunytskyi, V. Lukin, A. Totsky, V. Shulgin, N. Kozhemiakina, “Continuous Cuffless Blood Pressure Measurement Using Feed-Forward Neural Network”, *Radioelectronic and Computer Systems*, Volume 2, Issue 106, 2023, pp. 36-53, doi: <https://doi.org/10.32620/reks.2023.2.04> (Scopus).

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

6. K. Nasedkin, V. Fedotenko, O. Viunytskyi, V. Shulgin, “Ambulatory fetal ECG monitoring”, *Clinical Informatics and Telemedicine*, Kharkiv, Ukraine, Volume 12, Issue 13, 2017, pp. 75-82, doi: <https://doi.org/10.31071/kit2017.13.10>
7. V. Shulgin, O. Viunytskyi, “Signal processing techniques for fetal electrocardiogram extraction and analysis”, *IEEE 37th International Conference on*

Electronics and Nanotechnology, Kyiv, Ukraine, 2017, pp. 325–328, doi: <https://doi.org/10.1109/ELNANO.2017.7939772>

8. O. Viunytskyi, V. Shulgin, “Fetal ECG and heart rhythm analyzing using BabyCard”, *IEEE Signal Processing Symposium*, Poland, Jachranka, 2017, pp. 21-24, doi: <https://doi.org/10.1109/SPS.2017.8053640>

9. V. Shulgin, O. Viunytskyi, “Spatio-temporal signal processing for fetus and mother state monitoring during pregnancy”, *IEEE 9th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies*, Kyiv, Ukraine, 2018, pp. 677-680, doi: <https://doi.org/10.1109/DESSERT.2018.8409210>

10. O. Viunytskyi, V. Shulgin, V. Sharonov, A. Totsky, “Non-invasive Cuff-less Measurement of Blood Pressure Based on Machine Learning”, *IEEE 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering*, Lviv-Slavske, Ukraine, 2020, pp. 203-206, doi: <https://doi.org/10.1109/TCSET49122.2020.235423>

11. O. Viunytskyi, A. Totsky, V. Sharonov, “Extraction of Averaged Fetal and Maternal QRS Complexes from Abdominal Signal by Using Bispectrum-Based Signal Processing”, *IEEE 16th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)*, Lviv-Slavske, Ukraine, 2022, pp. 202-205, doi: <https://doi.org/10.1109/TCSET55632.2022.9766910>

12. O. Viunytskyi, V. Shulgin, “Signal Processing Algorithms for the Fetal ECG Monitoring System”, *I Міжнародна науково-практична конференція “Інформаційні системи та технології в медицині”*, Харків, Україна, 2018, pp. 260-261.

13. О. В’юницький, В. Шульгін, О. Тоцький, В. Шаронов, “Аналіз Серцевої Діяльності Плоду у Ході Вагітності за Допомогою Біспектральної Обробки Абдомінальних Сигналів”, *Матеріали IV Всеукраїнської науково-практичної конференції “Теоретичні та прикладні аспекти радіотехніки, приладобудування і комп’ютерних технологій”*, Тернопіль, Україна, 2019, pp. 135-138, ISBN: 978-617-7331-85-7.

14. В. Шульгін, О. В’юницький, О. Тоцький, В. Шаронов, “Безманжетний вимір артеріального тиску з використання алгоритмів на основі машинного

навчання”, II Міжнародна науково-практична конференція “Інформаційні системи та технології в медицині (ISM–2019)”, Харків, Україна, 2019, pp. 115-117.

15. V. Shulgin, A. Jadooei, O. Viunytskyi, “Measurement and Evaluation of Blood Pressure, Blood Flow Parameters by Using Camera”, II Міжнародна науково-практична конференція “Інформаційні системи та технології в медицині (ISM–2019)”, Харків, Україна, 2019, pp.173-175.

16. O. Viunytskyi, V. Shulgin, A. Totsky, V. Sharonov, I. Shulga, “Wavelet-Bispectrum Based Fetal Heart Rhythm Analyzing”, *International Conference “Traditional and Innovative Approaches to Scientific Research”*, Lutsk, Ukraine, 2020, pp. 69-73, doi: <https://doi.org/10.36074/10.04.2020.v1.06>

17. O. Viunytskyi, V. Shulgin, A. Totsky, V. Sharonov, I. Shulga, “Wavelet-Bicoherence or Normalized Wavelet-Bispectrum Based Analyzing of Fetal Heart Rhythm”, *Scientific Support of Technological Progress of the XXI Century*, Chernivtsi, Ukraine, 2020, pp. 37-41, doi: <https://doi.org/10.36074/01.05.2020.v2.05>

18. A. Joachim, V. Shulgin, O. Viunytskyi, O. Ostras, I. Lakhno, I. Shulga, “Non-Invasive Fetal Electrocardiography for the Detection of Fetal Heart Rhythm Disturbance”, *Scientific Support of Technological Progress of the XXI Century*, Chernivtsi, Ukraine, 2020, pp. 29-34, doi: <https://doi.org/10.36074/01.05.2020.v2.03>

19. O. Viunytskyi, V. Shulgin, A. Totsky, V. Sharonov, “Cuff-less measurement of blood pressure by using neural networks”, *Міжнародна науково-практична конференція “Modern science: concepts, theories and methods of basic and applied research”*, Відень, Австрія, 2021, pp. 160-163, doi: <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.25.06.2021.027>

20. O. Viunytskyi, V. Shulgin, A. Totsky, V. Sharonov, “Fetal QRS-complexes detections in abdominal signal by using wavelet-bispectrum”, *Modern science: concepts, theories and methods of basic and applied research*, Відень, Австрія, 2021, pp. 164-169, doi: <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.25.06.2021.028>

21. V. Lukin, O. Rubel, I. Vasilyeva, O. Viunytskyi, “Neural networks in processing of multichannel signals and images”, *Digital Theme UK-Ukraine Research Twinning Conference*, UK, 27 - 30 March 2023.

ABSTRACT

Viunyskyi Oleh Hennadiyovych. Improved methods of biomedical signal processing for the assessment of human physiological indicators. – Qualifying scientific work, the manuscript.

The thesis for obtaining a scientific degree of Doctor of Philosophy (PhD) in the field of knowledge 17 Electronics and Telecommunications, in specialty 172 Telecommunications and Radio engineering. - National Aerospace University named after M.E. Zhukovsky, "Kharkiv Aviation Institute", Kharkiv, 2024.

The thesis is devoted to the development and improvement of digital biomedical signal processing methods in order to improve the assessment of human physiological indicators. The object of the research is a variety of biomedical signals, namely multi-channel electrocardiogram (ECG) signals, rhythmogram signals, abdominal signals or non-invasive fetal ECG signals, as well as photoplethysmographic signals recorded from the finger of a pregnant woman. The subject of study is the methods and algorithms of digital biomedical signal processing.

The thesis includes an analytical review of existing biomedical signal processing methods, types of interference and distortions contaminated these signals, and methods of combating them. It was determined that the main cause complicating estimation of these signal parameters is a high level of interference power and a low level of useful signal power. Therefore, the main direction of research is interference suppression. This requires the use of complex filtering methods, nonlinear filters or combined filters, as well as methods of blind separation of sources to isolate the useful signal against the background of interference. It was determined that the existing filtering methods have a number of disadvantages. Linear filtering for preprocessing of biomedical signals exploits a fixed frequency band, not taking into account the need to change the frequency parameters depending on the signal variations from one person to another person. Nonlinear filtering, such as Kalman filters, under certain conditions removes both harmful and useful signal components at the same time. This leads to the introduction of additional complex algorithms. In order to use wavelet filters, it is necessary to predict the development of

adaptive thresholds to remove interference without removing useful signal components. It has been found and demonstrated that filtering introduces a number of distortions into the signal, thereby complicating further processing by distorting the useful components of the signal. The use of methods of blind separation of sources requires the mandatory implementation of a multi-channel system, and the effectiveness of isolation of a separate source in a mixture of interference, and useful sources directly depends on the number of signal channels. The more channels are implemented, the better the effectiveness of isolation of a separate source, that is, an extracting useful signal against the background of interference. An analysis of methods for determining characteristic points of abdominal and photoplethysmographic signals was performed. It has been demonstrated that the use of complex algorithms does not allow to detect them with the desired reliability and to determine their parameters with satisfactory accuracy. The methods of determining physiological indicators which are based on the estimation of the parameters of the rhythmogram signal, are considered. The latter is calculated from the electrocardiogram signal of both the pregnant woman herself and the fetal electrocardiogram extracted from the abdominal signal. This analysis demonstrates that determining the classic parameters of heart rate variability, as well as determining the position of the characteristic points of the electrocardiographic signal, do not always allow correct diagnosis of diseases. Methods of determining blood pressure values using electrocardiography and photoplethysmography signal parameters were analyzed. The analysis demonstrates that the use of regression analysis methods does not allow accurate determination of blood pressure values. In addition, this approach requires the calibration procedure of the measurement system from one person to another person. This necessitates the development of such methods that will avoid the calibration procedure and also increase the accuracy of determining the values of systolic and diastolic blood pressure.

Based on the results of the performed analysis, **urgent scientific and applied tasks** were formulated and solved for developing improved biomedical signal processing methods, namely abdominal and photoplethysmographic signals recorded for a pregnant woman which take into account the characteristics of interference, frequency parameters of signals during their processing, nonlinear signal distortions, as well. A new method of

preliminary analysis of the abdominal signal using bispectrum-based evaluation of signal parameters has been developed to determine its frequency characteristics and determine the optimal band for operating linear filtering. A new method for determining the positions of characteristic points of an electrocardiographic signal based on wavelet-bispectral signal processing has been developed. A new method of nonlinear filtering of biomedical signals has been developed using bispectral signal processing when bispectral signal estimation provides calculating the filter mask, which is further used for filtering local bispectral estimations of the abdominal signal. A new method of cross-bispectral abdominal signal processing has been developed. Proposed method allows calculating data in new additional cross-channels from existing channels of multi-channel recording of biomedical signals. Thus, it is proposed to increase the number of initial channels when using methods of blind separation of sources recommended. The method of extracting the fetal ECG from the abdominal signal has been improved, using newly developed methods. A new method of wavelet-bispectral evaluation of the rhythmogram signal has been developed, and a new classification feature has been determined. It allows to indicate the presence or absence of pathologies in the rhythm. A new method of wavelet-bicoherence analysis of the rhythmogram signal was developed and a new classification feature was defined for determining the presence of pathologies. Five new characteristic points of the photoplethysmogram signal were proposed for calculation with the help of which fourteen new classification features were developed. It can be used to calculate blood pressure values. A new neural network for blood pressure estimation is developed which uses seventeen classification features, of which four ones are of common ones used by other authors and ten of fourteen are new proposed classification features. Methods of mathematical statistics, mathematical and numerical modeling, methods of spectral and bispectral analysis of signals, methods of wavelet analysis of signals, methods of regression analysis, methods of parametric analysis, methods of machine learning, methods of nonlinear filtering were used to solve scientific problems.

The purpose of the dissertation work is to develop new biomedical signal processing methods and improve existing signal processing methods, in particular, to develop new methods of preliminary analysis of signals, methods of nonlinear filtering, methods of

searching for characteristic points in the signal, improvement of methods of extracting a useful signal of the fetal electrocardiogram from the abdominal signal, development of new methods of analyzing rhythmogram signals and new methods of assessing blood pressure. Thus, conducting a full analysis of the cardiovascular system of a pregnant woman and the fetus in the womb.

In accordance with the set goal, the following main tasks were formulated and solved in the dissertation work:

- study of classic filtering methods and their problems;
- study of common methods of extracting the fetal ECG from the abdominal signal and their problems;
- research of classic methods of blood pressure determination based on parameters of human electrocardiogram and photoplethysmogram signals and their problems;
- development of a new method of preliminary assessment of the abdominal signal in order to determine its frequency parameters;
- development of a new method of nonlinear filtering based on bispectral processing;
- development of a new method for determining characteristic points of an electrocardiographic signal based on wavelet-bispectral processing;
- development of a new method of cross-bispectral processing of abdominal signals in order to increase the number of initial channels by calculating new additional cross-channels;
- improvement of the methods of extracting the fetal electrocardiogram from the abdominal signal using the developed bispectral methods;
- development of a new method of rhythmogram signal analysis to determine new classification features that can be used in the diagnosis of pathologies;
- improvement of methods for determining blood pressure values by determining new classification features of electrocardiogram and photoplethysmogram signals.

In the thesis, **for the first time**, a method of pre-estimation of the abdominal signal based on bispectral signal processing was proposed. It allows performing adaptive calculation of the frequency band when using linear filtering. This provides, first, the best SNR values starting from 0 dBW, second, the best SNR value after filtering in relation to

the frequency band of 0.5 - 100 Hz by an average value of 1.43 dBW, third, an improvement of 5.77 dBW in the SNR corresponding to the frequency band of 2 - 46 Hz, fourth, an improvement of 11.93 dBW in the SNR value corresponding to the frequency band of 25 - 40 Hz.

In the thesis, **for the first time**, a method for determining the characteristic points of an ECG signal based on wavelet-bispectral signal processing is proposed, which allows to increase the probability of determining the R-characteristic point by 7.24%, in contrast to common methods, achieving the probability of correct determination in 99.96% of the given positions.

In the thesis, **for the first time**, a method of adaptive nonlinear filtering of signals based on bispectral processing is proposed. This method provides an average improvement of 1 dBW in the filtering result in the range of SNR values from -20 to 0 dBW. However, at higher SNRs, the proposed method provides a worse result due to the contribution of distortions introduced into the original signal.

In the thesis, **for the first time**, a novel method of cross-bispectral abdominal signal processing is proposed. It allows to introduce additional cross-channels that can be used in further processing. The results of the performance evaluation indicate that for an initial SNR value of -20 dBW, the proposed method gives the best result and increases the SNR by an average of 22 dBW in comparison with existing methods. In the range of SNRs from -10 to 10 dBW, the developed algorithms provide the best separation of the ECG signal against the background of interference increasing the SNR value by an average of 8.47 dBW compared to common methods. The advantage of the proposed method is the guaranteed determination of the ECG signal channel after performing the filtering procedures.

Common method of extracting the fetal ECG from the abdominal signal **has been improved** using the proposed methods. This makes it possible to increase the probability of determining R-characteristic points of the fetal ECG by 1.27% when the same number of channels is used. When using a smaller number of initial channels, the detection probability decreases by only 0.61%, but the registration system is significantly simplified.

In the thesis, the methods of rhythmogram signal analysis based on wavelet-bispectrum and wavelet-bicoherence signal processing were proposed **for the first time**. Two new

classification features that differ for patients with and without pathologies were proposed **for the first time**. The variance of the first classification feature for patients with pathologies is of 0.0026, and for patients without pathologies it is of 0.0032. In turn, the root mean square deviation for patients with pathologies is equal to 0.051, and for patients without pathologies is of 0.059. The values of the proposed features are equal to 0.4094 ± 0.051 and 0.2994 ± 0.059 for patients with and without pathologies, respectively. The variance of the values of the second classification feature for patients with pathologies is equal to $1.72 \cdot 10^{-10}$, and for patients without pathologies it is of $4.42 \cdot 10^{-10}$. In turn, the root mean square deviation for patients with pathologies is of $1.34 \cdot 10^{-5}$, and for patients without pathologies it is of $2.11 \cdot 10^{-5}$. Thus, it can be concluded that the values of the second feature are equal to $80.6 \cdot 10^{-5} \pm 1.34 \cdot 10^{-5}$ and $3.4 \cdot 10^{-5} \pm 2.11 \cdot 10^{-5}$ for patients with pathologies and without pathologies, respectively. These features can be used for further prospective classification of pathologies.

The method of determining the systolic and diastolic blood pressure values contained calculating five new characteristic points and fourteen new classification features of the photoplethysmographic signal **has been improved**. The results of experimental studies demonstrate that the accuracy of determination of blood pressure values when using new classification features increases in comparison with the existing results of other authors. In the thesis, a new neural network for determining blood pressure values was proposed **for the first time**. The accuracy of blood pressure values corresponds to the AAMI and BHS standards.

The practical significance of the obtained results is the following: a new method of preliminary assessment of the parameters of the abdominal signal has been developed, which allows determining the frequency parameters of the signal and obtaining the necessary frequency band, when using linear filtering. This provides a more efficient removal of interference from the signal, while preserving the useful signal spectral components. The developed method of determining characteristic points of ECG signals allows to determine their positions with greater accuracy, and the accuracy of which is of 99.96%. The developed method of adaptive nonlinear filtering ensures the removal of additional residual interference in the abdominal signal after using linear filtering. The

developed method of cross-bispectral abdominal signal processing allows to calculate additional cross-channels. When using blind source separation methods, it ensures the calculation of a larger number of independent sources. The combination of the developed methods allows to improve the method of extracting the fetal electrocardiogram from the abdominal signal, or allows to simplify the abdominal signal registration system twice. However, there is a 0.61% loss of accuracy in determining the position of the R-characteristic points of the fetal electrocardiogram after its selection. The developed methods of wavelet-bispectrum and wavelet-bicoherence evaluation of the rhythmogram signal make it possible to identify two new characteristic features that can be used for diagnostic purposes. Determination of new characteristic points of the photoplethysmogram signal allows to determine a number of new classification features for determination of blood pressure values. This ensures an increase in the accuracy of its determination, and the use of a new neural network allows to eliminate the problem of the necessity of multiple calibration of the system from one person to another person, as well as to additionally increase the accuracy of blood pressure measurements. The accuracy of measurements, at the same time, meets two standards, and this developed system can be used in medical practice. The combination of all the developed algorithms allows monitoring of such physiological indicators as the electrocardiogram of a pregnant woman, the electrocardiogram of the fetus in the womb of a pregnant woman, the rhythmogram signals of a pregnant woman and fetus, parameters of the heart rhythm of a pregnant woman and fetus, and long-term non-invasive and cuffless monitoring of the blood pressure of a pregnant woman. This analysis allows long-term and non-invasive determination of the main parameters of the cardiovascular system, both of a pregnant woman and of the fetus in the womb.

All the theoretical developments of the thesis are brought to concrete engineering methods and algorithms in application to biomedical signal processing.

Developed methods for improving fetal electrocardiogram separation from abdominal signal were used in research work at KOLIBRI LLC Company, blood pressure assessment methods based on parameters of electrocardiography and photoplethysmography signals have been successfully used at KHAI-MEDIKA LLC, rhythmogram signal assessment

methods were exploited at Kharkov city perinatal center, and implemented in these listed institutions.

According to the materials of the dissertation, 21 papers were published. Four of which are the journal papers in scientific periodicals of another country (USA), which are indexed in SCOPUS; one journal paper in a scientific periodical of Ukraine indexed in SCOPUS (Q3), sixteen conference papers are the publications in conference materials, including five in the materials of international English-language conferences included in the SCOPUS international scientometric database.

Key words: digital processing of biomedical signals, filtering, nonlinear filtering, bispectrum, wavelet bispectrum, bicoherence, wavelet bicoherence, blind separation of sources, multilayer neural network, blood pressure, rhythm, rhythmogram signal, electrocardiogram.

ЗМІСТ

АНОТАЦІЯ	2
ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ.....	23
ВСТУП.....	25
РОЗДІЛ 1. ФІЗІОЛОГІЧНІ ПОКАЗНИКИ ТА МЕТОДИ ЇХ МОНІТОРИНГУ	36
1.1 Фізіологічні показники та їх моніторинг	36
1.2 Неінвазійна електрокардіографія плоду	40
1.3 Методи виділення ЕКГП з абдомінального сигналу.....	42
1.3.1 Методи шаблонного віднімання.....	50
1.3.2 Методи на основі фільтрів Калмана.....	51
1.3.3 Методи на основі сліпого поділу джерела.....	54
1.3.4 Методи на основі вейвлет-перетворювань	58
1.3.5 Методи на основі нейронних мереж	62
1.3.6 Комбіновані методи	63
1.4 Методи аналізу сигналу ритмограми	66
1.5 Морфологічний аналіз	70
1.6 Методи визначення АТ за параметрами ЕКГ та ФПГ сигналів	74
1.7 Науковий аспект роботи	81
1.8 Стандартизація алгоритмів.....	83
1.9 Висновки за розділом.....	85
РОЗДІЛ 2. МЕТОДИКА АНАЛІЗУ АБДОМІНАЛЬНИХ СИГНАЛІВ.....	86
2.1 Бази даних для проведення експериментальних досліджень	86
2.1.1 Моделі штучних сигналів ЕКГ	87
2.1.2 Бази даних сигналів.....	92
2.1.3 Бази даних сигналів ЕКГ	93
2.1.4 Бази даних абдомінальних сигналів.....	95
2.2 Попередня обробка абдомінальних сигналів.....	97
2.2.1 Використання перетворення Фур'є для аналізу сигналів	98
2.2.2 Використання вейвлет-перетворення для аналізу сигналів	99

2.2.3 Використання біспектрального аналізу сигналів	100
2.3 Визначення позицій QRS-комплексів у абдомінальних сигналах.....	114
2.4 Застосування біспектральної фільтрації	128
2.5 Застосування крос-біспектральної обробки.....	136
2.6 Вдосконалення методів виділення ЕКГП із абдомінальних сигналів	143
2.7 Висновки за розділом.....	148
РОЗДІЛ 3. МЕТОДИ І АЛГОРИТМИ АНАЛІЗУ РИТМОГРАМ	151
3.1 Бази даних для проведення експериментальних досліджень	151
3.2 Вейвлет-біспектральний аналіз	152
3.3 Вейвлет-бікогерентний аналіз	157
3.4 Висновки за розділом.....	162
РОЗДІЛ 4. МОНІТОРИНГ АРТЕРІАЛЬНОГО ТИСКУ	164
4.1 База даних для проведення експериментальних досліджень.....	164
4.2 Попередня обробка даних та сигналів	167
4.3 Використання параметру РТТ для розрахунку АТ	168
4.4 Використання додаткових параметрів для розрахунку АТ	177
4.5 Використання методів машинного навчання для оцінки АТ	186
4.6 Висновки за розділом.....	199
ВИСНОВКИ	201
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	204
ДОДАТОК А. Список публікацій здобувача.....	247
ДОДАТОК Б. Акт впровадження.....	251
ДОДАТОК В. Акт впровадження.....	252
ДОДАТОК Г. Акт впровадження.....	253

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

- ЕКГ – електрокардіограма
ЧСС – частота серцевих скорочень
АТ – артеріальний тиск
SpO₂ – рівень насиченості крові киснем
ФПГ – фотоплетизмограма
КТГ – ультразвукова доплерівська кардіотокографія
МЕКГ – магнітокардіографія плоду
НІ-ЕКГП – неінвазійна електрокардіографія плоду
ЕКГП – електрокардіограма плоду
ЕКГМ – електрокардіограма матері
КФ – фільтр Калмана
РКФ – розширений фільтр Калмана
РКЗ – згладжування Калмана
ІСА – аналіз незалежних компонент
πСА – періодичний компонентний аналіз
НМ – нейронна мережа
PSO – алгоритм оптимізації методом рою часток
ESN – нейронна мережа з відлунням стану
RNN – рекурентна нейронна мережа
RLS – фільтр найменших квадратів
LSM – фільтр середнього квадрату
WS – вейвлет згортання
SVD – сингулярне розкладання
ANFIS – нейронна мережа нечіткого висновку
АС – акцелерації
ДС – децелерації
PRSA – аналіз фазово-випрямлених сигналів
ССЗ – серцево-судинні захворювання

PWV – швидкість поширення пульсової хвилі
PTT – час поширення пульсової хвилі
BCP – варіабельність серцевого ритму
PWS – імпульсно-хвильові сигнали
LSTM – нейронні мережі з короткотривалою пам'яттю
BSD – розповсюдження програмного забезпечення за Берклі
N/A – Недоступний/Недоступно
ПВ – правильно визначене
НВ – невірно визначене
ПП – пропущене положення
САТ – систолічний артеріальний тиск
ДАТ – діастолічний артеріальний тиск
RMSE – середньоквадратична похибка
FFNN – нейронна мережа прямого розповсюдження
FNN – нейронна мережа зворотного розповсюдження
MAE – середня похибка по модулю
SD – середнє відхилення
LoA – допустимий поріг
CI – допустимий поріг чутливості

ВСТУП

Обґрунтування вибору теми дослідження. В даний час активно розвиваються системи стеження за здоров'ям дорослих і дітей [1 – 41], проте методи і системи для аналізу показників здоров'я плоду практично відсутні [42]. Дані системи необхідні, оскільки майбутнє здоров'я людини безпосередньо закладається ще в утробі матері, і своєчасне виявлення захворювань може дозволити уникнути великої кількості смертей новонароджених дітей [43]. Одними із важких патологій в даний час є гіпоксія плоду, або киснєве голодування, а також передчасні пологи. Гіпоксія плоду визначається через моніторинг серцевого ритму плоду. На сьогоднішній день основним методом оцінки порушення серцевого ритму є ультразвукова ехокардіографія. Це дорогий і трудомісткий метод обстеження, який може виконуватися тільки в стаціонарних клінічних умовах. Набагато більш доступною є стандартна кардіотокографія (КТГ) [44], проте вона не надає можливості реєструвати кардіографічні сигнали на ранніх етапах вагітності, лише з тридцятих тижнів [45 – 49]. Крім традиційного ультразвуку та кардіотокографії, в даний час існує і магнітокардіографія плоду, яка на даний час є найточнішим методом дослідження порушень ритму серця плоду [50]. Проте вона може використовуватись лише в амбулаторних умовах. Іншим методом, що активно розвивається є неінвазійна абдомінальна електрокардіографія плоду (НІ-ЕКГП) [51], яка поєднує в собі всі переваги двох методів. Вона дозволяє проводити реєстрацію сигналів з двадцять другого тижня вагітності, а сигнали в своєму складі несуть інформацію про серцеву діяльність вагітної жінки [51 – 53], плоду, маткову активність, а також завадові компоненти, до яких відноситься інтерференція ліній зв'язку та шум підсилювачів в апаратурі, що проводить реєстрацію. Проблема методу полягає у важкості виділення кардіограми плоду з абдомінального сигналу, через наявність у останньому великої кількості завадових компонент [54 – 57].

Для придушення завадових компонент та виділення складових сигналу використовуються різні складні алгоритми, такі як методи аналізу незалежних компонент [58], методи фільтрації [59], їх комбінації [60] для досягнення найкращого

результату [61], вейвлет-перетворення [62], методи розкладання сигналів на емпіричні моди [63], методи кореляції [64], неадаптивні методи [65]. В свою чергу, їх можна поділити на одноканальні методи виділення ЕКГП [66] та багатоканальні методи [67], [68]. Проте немає чітко визначеної смуги частот для фільтрації абдомінальних сигналів [69 – 74]. Для визначення ритму використовується алгоритм Пан-Томпкінса, який також має ряд недоліків [75 – 78].

Причиною виникнення передчасних пологів та смерті як вагітної жінки, так і плоду – є гіпертонія, яка викликана еклампсією, що може проявитись раптово при підвищенні систолічного артеріального тиску вище 150 міліметрів ртутного стовбура. Тому необхідно проводити довгий моніторинг змін артеріального тиску вагітної жінки, якщо вона має гіпертонію. Одним із методів реєстрації є реєстрація артеріального тиску за допомогою манжетного тонометра. Проте, він незручний, оскільки відбувається постійне накачування манжети, що перетискає руку. Іншим неінвазивним і безманжетним методом – є моніторинг швидкості розповсюдження пульсової хвилі від серця до руки, де скорочення серця реєструються кардіографом, а на руці встановлюється плетизмограф, що реєструє пульсову хвилю. Час від скорочення серця до реєстрації пульсової хвилі може визначати величину артеріального тиску. Однак, цей метод є індивідуальним, його необхідно налаштовувати, використовуючи довгу процедуру навчання. Розробка даних методів дозволить проводити майже повний аналіз стану роботи серця як вагітної жінки, так і плоду, і, можливо, дозволить зберегти не одне життя. Оскільки майбутнє здоров'я людини закладається в утробі матері, а також враховуючи високу ступінь смертності при родах як вагітних жінок, так і дітей, розробка систем для даного моніторингу має сьогодні суттєву значущість, а розробка методів аналізу даних сигналів є актуальною задачею.

У зв'язку з цим, **актуальне науково-прикладне завдання**, яке вирішується полягає у розробці вдосконалених методів обробки біомедичних сигналів, а саме абдомінальних та фотоплетизмографічних сигналів, записаних для вагітної жінки, які враховують ступінь завад, частотні параметри сигналів при їх обробці, нелінійні спотворення у сигналах. Розроблено новий метод попереднього аналізу

абдомінального сигналу на основі біспектральної оцінки сигналів для визначення його частотних характеристик та визначення оптимальної смуги для використання лінійної фільтрації. Розроблено новий метод визначення позицій характерних точок електрокардіографічного сигналу на основі вейвлет-біспектральної обробки сигналів. Розроблено новий метод нелінійної фільтрації біомедичних сигналів на основі біспектральної обробки сигналів при використанні біспектральної оцінки сигналу для розрахунку маски фільтру, яка далі використовується для фільтрації локальних біспектральних оцінок абдомінального сигналу. Розроблено новий метод крос-біспектральної обробки абдомінальних сигналів, що дозволяє розрахувати нові крос-канали із існуючих каналів багатоканального запису біомедичних сигналів, які далі використовуються при використанні методів сліпого поділу джерел, тим самим збільшуючи кількість початкових каналів. Вдосконалено метод виділення електрокардіограми плоду із абдомінального сигналу, використовуючи нові розроблені методи. Розроблено новий метод вейвлет-біспектральної оцінки сигналу ритмограми, та визначено нову класифікаційну ознаку, що може свідчити про наявність чи відсутність патологій у ритмі. Розроблено новий метод вейвлет-бікогерентного аналізу сигналу ритмограми та визначено нову класифікаційну ознаку для визначення наявності патологій. Розраховано п'ять нових характерних точок сигналу фотоплетизмограми, за допомогою яких було розроблено чотирнадцять нових класифікаційних ознак, які можуть використовуватись для розрахунку значень артеріального тиску. Розроблено нову нейронну мережу для визначення значень артеріального тиску, яка використовує сімнадцять класифікаційних ознак, з яких чотири класичні, які використовуються іншими авторами, та тринадцять із чотирнадцяти нових класифікаційних ознак.

Об'єкт дослідження – процес обробки біомедичних сигналів, записаних з живота вагітної жінки, а саме абдомінального сигналу або сигналу неінвазійної електрокардіограми плоду, а також сигналу фотоплетизмограми, записаного з пальця вагітної жінки.

Предмет дослідження – методи обробки біомедичних сигналів.

Мета і завдання дослідження. Мета дисертаційної роботи полягає в розробці нових ефективних методів обробки біомедичних сигналів та вдосконаленню існуючих методів обробки, зокрема в розробці нових методів попереднього аналізу сигналів, методів нелінійної фільтрації, методів пошуку характерних точок в сигналі, вдосконаленню методів виділення корисного сигналу електрокардіограми плоду із абдомінального сигналу, розробці нових методів аналізу сигналів ритмограми та нових методів оцінки артеріального тиску.

Відповідно до поставленої мети в дисертаційній роботі сформульовано і вирішено такі основні завдання:

- дослідження класичних методів фільтрації та їх проблематика;
- дослідження класичних методів виділення електрокардіограми плоду із абдомінального сигналу та їх проблематика;
- дослідження класичних методів визначення артеріального тиску за допомогою оцінки параметрів сигналів електрокардіограми та фотоплетизмограми людини та їх проблематика;
- розробка нового методу попередньої оцінки абдомінального сигналу з метою визначення його частотних параметрів;
- розробка нового методу нелінійної фільтрації на основі біспектральної обробки;
- розробка нового методу визначення характерних точок електрокардіографічного сигналу на основі вейвлет-біспектральної обробки;
- розробка нового методу крос-біспектральної обробки абдомінальних сигналів з метою збільшення кількості початкових каналів, шляхом розрахунку нових крос-каналів;
- вдосконалення методів виділення електрокардіограми плоду з абдомінального сигналу з використанням розроблених біспектральних методів;
- розробка нового методу аналізу сигналу ритмограми для визначення нових класифікаційних ознак, які можуть бути використані в задачах діагностування патологій;

– вдосконалення методів визначення значень артеріального тиску за рахунок визначення нових класифікаційних ознак сигналів електрокардіограми та фотоплетизмограми.

Методи дослідження. Для вирішення наукових завдань використано методи математичної статистики, математичне та чисельне моделювання, методи спектрального та біспектрального аналізу сигналів, методи вейвлет-аналізу сигналів, методи регресійного аналізу, методи параметричного аналізу, методи машинного навчання, методи нелінійної фільтрації.

Наукова новизна результатів, отриманих автором, полягає у наступному:

– В дисертаційній роботі **вперше запропоновано** метод попередньої оцінки абдомінального сигналу на основі біспектральної обробки сигналів, що дозволяє виконувати адаптивний розрахунок смуги частот при використанні лінійної фільтрації. Це забезпечує, по-перше, найкраще відношення сигнал/шум, починаючи від 0 дБВт, по-друге, покращити відношення сигнал/шум після фільтрації в середньому на 1,43 дБВт по відношенню до смуги частот 0,5 – 100 Гц, по-третє, покращення на відношення сигнал/шум 5,77 дБВт відповідно до смуги частот 2 – 46 Гц, по-четверте, отримати покращення відношення сигнал/шум на 11,93 дБВт відповідно до смуги частот 25 – 40 Гц.

– В дисертаційній роботі **вперше запропоновано** метод визначення характерних точок електрокардіографічного сигналу на основі вейвлет-біспектральної обробки сигналів, що забезпечує збільшення ймовірності визначення R-характерної точки на 7,24% на відміну від стандартних методів, досягаючи ймовірності вірного визначення у 99,96% даних позицій.

– В дисертаційній роботі **вперше запропоновано** метод адаптивної нелінійної фільтрації сигналів на основі біспектральної обробки. Цей метод забезпечує покращення в середньому на 1 дБВт результату фільтрації у діапазоні значень відношення сигнал/шум від –20 до 0 дБВт, однак при більшому відношенні сигнал/шум запропонований метод забезпечує гірший результат через внесок спотворень у початковий сигнал.

– В дисертаційній роботі **вперше запропоновано** метод крос-біспектральної обробки абдомінальних сигналів, що дозволяє впровадити додаткові крос-канали, які можна використовувати в подальшій обробці. Результати оцінки ефективності запропонованого методу демонструють, що за умови початкового відношення сигнал/шум -20 дБВт запропонований метод дає найкращий результат та збільшує відношення сигнал/шум в середньому на 22 дБВт в порівнянні з існуючими методами. У діапазоні відношень сигнал/шум від -10 до 10 дБВт розроблені алгоритми забезпечують найкраще виділення ЕКГ сигналу на фоні завад, збільшуючи відношення сигнал/шум в середньому на 8,47 дБВт в порівнянні до існуючих методів. Перевагою розробленого методу є гарантована визначеність каналу ЕКГ сигналу після виконання процедур фільтрації.

– **Удосконалено** метод виділення ЕКГ плоду із абдомінального сигналу за допомогою використання запропонованих методів. Це дозволяє збільшити ймовірність визначення R-характерних точок електрокардіограми плоду на 1,27% за умови застосування однакової кількості каналів. При використанні меншої кількості початкових каналів ймовірність визначення зменшується лише на 0,61%, проте система реєстрації при цьому суттєво спрощується.

– В дисертаційній роботі **вперше запропоновано** методи аналізу сигналу ритмограми на основі вейвлет-біспектральної та вейвлет-бікогерентної обробки сигналів, та **вперше запропоновано** дві нові класифікаційні ознаки, які відрізняються для пацієнтів із патологіями та без патологій. Дисперсія першої класифікаційної ознаки для пацієнтів з патологіями дорівнює 0,0026, а для пацієнтів без патологій 0,0032. В свою чергу, середньоквадратичне відхилення для пацієнтів з патологіями дорівнює 0,051, а для пацієнтів без патологій – 0,059. Величини запропонованої ознаки дорівнюють $0,4094 \pm 0,051$ та $0,2994 \pm 0,059$ для пацієнтів з патологіями та без патологій, відповідно. Дисперсія значень другої класифікаційної ознаки для пацієнтів з патологіями дорівнює $1,72 \cdot 10^{-10}$, а для пацієнтів без патологій $4,42 \cdot 10^{-10}$. В свою чергу, середньоквадратичне відхилення для пацієнтів з патологіями дорівнює $1,34 \cdot 10^{-5}$, а для пацієнтів без патологій – $2,11 \cdot 10^{-5}$. Таким чином, можна зробити висновок, що величини другої ознаки дорівнюють $80,6 \cdot 10^{-5} \pm 1,34 \cdot 10^{-5}$ та

$3,4 \cdot 10^{-5} \pm 2,11 \cdot 10^{-5}$ для пацієнтів з патологіями та без патологій, відповідно. Дані ознаки можуть бути використані для подальшої класифікації патологій.

– **Удосконалено** метод визначення значень систолічного та діастолічного артеріального тиску шляхом розрахунку п'яти нових характерних точок та чотирнадцяти нових класифікаційних ознак фотоплетизмографічного сигналу. Результати експериментальних досліджень демонструють, що точність визначення значень артеріального тиску при використанні нових класифікаційних ознак збільшується в порівнянні з існуючими результатами інших авторів. В дисертаційній роботі **вперше запропоновано** нову нейронну мережу для визначення значень артеріального тиску, точність визначення значень артеріального тиску якої відповідає стандартам ААМІ та BHS.

Особистий внесок здобувача. У роботах, опублікованих у співавторстві, здобувачеві належать такі результати. В роботі [1] здобувачем запропоновано використання біспектральної оцінки сигналу для визначення частотних параметрів абдомінального сигналу, які дозволили визначити максимальну частоту абдомінального сигналу. В роботі [2] здобувачем виконано розрахунок низькочастотних параметрів абдомінального сигналу, які дозволили визначити мінімальну частоту для смугового лінійного фільтру. В роботі [3] здобувачем було отримано результати комп'ютерного розрахунку артеріального тиску з використанням однієї класифікаційної ознаки, шести класифікаційних ознак, з використанням регресійних рівнянь, та за допомогою двох прямих нейронних мереж та шести класифікаційних ознак. В роботі [4] здобувачем було виконано розрахунки позиції характерних R-точок сигналу ЕКГ з використанням нового вейвлет-біспектрального методу, а також результат застосування даного методу в алгоритмі виділення електрокардіограми плоду з абдомінального сигналу. В роботі [5] здобувач запропонував та представив п'ять нових характерних точок фотоплетизмографічного сигналу та чотирнадцять нових класифікаційних ознак, була запропонована нова нейронна мережа для визначення значень артеріального тиску, а також проведено порівняльний аналіз з попередніми результатами та результатами інших авторів. В публікації [6] здобувачем розроблено алгоритм виділення електрокардіограми плоду з

абдомінального сигналу, використовуючи методи сліпого поділу джерел. В роботі [7] здобувач отримав результати аналізу сигналу ритмограми, розрахованого з виділеної електрокардіограми плоду, представлено розрахунок класичних параметрів варіабельності серцевого ритму плоду. В публікації [8] здобувачем було запропоновано автоматичне діагностування патологій при використанні параметрів сигналу ритмограми. В роботі [9] здобувач продемонстрував аналіз низькочастотної складової абдомінального сигналу, а також його частотно-фазові параметри. В публікації [10] здобувачем було виконано розширення набору даних для аналізу та виконано демонстрацію результатів розрахунку артеріального тиску з використанням двох нейронних мереж та шести класифікаційних ознак на більшій кількості пацієнтів. В роботі [11] здобувачем було реалізовано алгоритм біспектральної оцінки низькочастотних складових абдомінального сигналу з віконною обробкою. В публікації [12] здобувачем було виконано розрахунок параметрів сигналу ритмограми при наявності чи відсутності патологій у роботі серця плоду. В роботі [13] здобувачем було розроблено та представлено алгоритм біспектральної оцінки абдомінального сигналу після вилучення низькочастотних завадових складових, а також продемонстровано основні частотно-фазові характеристики абдомінального сигналу. В публікації [14] здобувачем було запропоновано новий алгоритм розрахунку характерних точок сигналу фотоплетизмограми та виконано розрахунок артеріального тиску за допомогою двох нейронних мереж та шести класифікаційних ознак сигналів ЕКГ та ФПГ, проведено порівняльний аналіз з результатами при використанні стандартного підходу. В роботі [15] здобувачем було реалізовано новий спосіб реєстрації сигналу фотоплетизмограми з використанням камери, проведено порівняльний аналіз з результатами стандартного розрахунку. В публікації [16] здобувач виконав та продемонстрував аналіз сигналу ритмограми за допомогою нового вейвлет-біспектрального методу та розрахунок нової класифікаційної ознаки, що може свідчити про наявність патології. В роботі [17] здобувач отримав результати обробки сигналу ритмограми з використанням нового вейвлет-бікогерентного методу, а також розрахунок нової класифікаційної ознаки. В роботі [18] здобувач виконав розрахунок параметрів акцелерацій та децелерацій, які використовуються для оцінки параметрів

ритму. В публікації [19] здобувачем було отримано результати комп'ютерного розрахунку артеріального тиску з використанням розроблених нейронних мереж та новим методом розрахунку та усереднення параметрів сигналів ЕКГ та ФПГ. В роботі [20] здобувачем було представлено перші результати застосування вейвлет-біспектрального методу для визначення позиції R-характерних точок сигналу ЕКГ. В роботі [21] здобувачем було виконано розрахунки артеріального тиску з використанням розширеного набору параметрів та двох нових нейронних мереж. Список публікацій здобувача за темою дисертації наведено у додатку А.

Апробація матеріалів дисертації. Основні положення дисертаційної роботи публікувались в виданнях журналу за тематикою роботи (Клінічна інформатика та телемедицина, 2017, Харків, Україна), доповідалися і обговорювалися на міжнародній конференції «IEEE 37th International Conference on Electronics and Nanotechnology» (2017, Київ, Україна), міжнародній конференції «IEEE Signal Processing Symposium» (2017, Ячранка, Польща), міжнародній конференції «IEEE 9th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies» (2018, Київ, Україна), міжнародній конференції «IEEE 15th-16th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering» (2020, 2022, Львів-Славське, Україна), науково-практичній конференції «Інформаційні системи та технології в медицині» (2018, 2019, Харків, Україна), науково-практичній конференції «Теоретичні та прикладні аспекти радіотехніки, приладобудування і комп'ютерних технологій» (2019, Тернопіль, Україна), міжнародній конференції «Traditional and Innovative Approaches to Scientific Research» (2020, Луцьк, Україна), міжнародній конференції «Scientific Support of Technological Progress of the XXI Century» (2020, Чернівці, Україна), міжнародній конференції «Modern science: concepts, theories and methods of basic and applied research» (2021, Відень, Австрія), міжнародній конференції «Digital Theme UK-Ukraine Research Twinning Conference» (2023, Україна).

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами, грантами. Дослідження, представлені в даній дисертаційній роботі, проводилися на кафедрі інформаційно-комунікаційних технологій ім. О. О. Зеленського Національного аерокосмічного університету ім. М. Є. Жуковського «ХАІ» і були відображені в

наступних звітах про НДР: «Розробка методів автоматизованої оцінки показників ефективності обробки багатоканальних зображень на основі прогнозування із наступним вибором параметрів алгоритмів обробки» (2021, № держреєстрації 0121U112176), «Розробка і впровадження в медичну практику телемедичної системи фетального холтерівського моніторингу» (2023, № держреєстрації 0122U200400) та «Розробка методів попереднього аналізу фотоплетизмографічних сигналів з метою визначення інформативних ознак, що характеризують зміни артеріального тиску» (2023, № держреєстрації 0123U101143).

Практичне значення отриманих результатів:

- розроблено новий метод попередньої оцінки абдомінального сигналу, який дозволяє визначити частотні параметри сигналу та отримати необхідну смугу частот, при використанні лінійної фільтрації, що дозволяє підвищити на 1,43 дБВт відношення сигнал/шум на відміну від інших методів.
- розроблено новий метод визначення характерних точок електрокардіографічних сигналів, який дозволяє з більшою точністю визначити їх позиції, точність якого складає 99,96%.
- розроблено новий метод адаптивної нелінійної фільтрації, який дозволяє видалити додатково залишки завад у абдомінальному сигналі після використання лінійної фільтрації.
- розроблено новий метод крос-біспектральної обробки абдомінального сигналу, який дозволяє додатково видалити завади із абдомінального сигналу та розрахувати додаткові крос-канали, які при використанні методів сліпого поділу джерел дозволяють вирахувати більше незалежних джерел. Результати оцінки ефективності запропонованого алгоритму демонструють, що розроблений алгоритм у діапазоні SNR від -10 до 10 дБВт найкраще виділяє на фоні завад ЕКГ сигнал, збільшуючи відношення сигнал/шум в середньому на 8,47 дБВт по відношенню до інших методів.
- комбінація розроблених методів дозволяє покращити та вдосконалити метод виділення електрокардіограми плоду з абдомінального сигналу, або дозволяє спростити систему реєстрації абдомінальних сигналів удвічі, проте з

втратами точності визначення позиції R-характерних точок електрокардіограми плоду після її виділення на 0,61%.

- розроблено нові методи вейвлет-біспектральної та вейвлет-бікогерентної оцінки сигналу ритмограми, які дозволяють виділити дві нові характерні ознаки, які можуть бути використані в діагностичних цілях.
- визначено нові характерних точок сигналу фотоплетизмограми, які дозволяють визначити чотирнадцять нових класифікаційних ознак для визначення значень артеріального тиску, підвищуючи точність його визначення,
- розроблено нову нейронну мережу, яка дозволяє усунути проблематику калібрування системи від людини до людини, а також додатково підвищити точність визначення значень артеріального тиску. Точність, при цьому, відповідає двом стандартам та ця система може використовуватись в медичній практиці.

Публікації. Основні результати за темою дисертації опубліковані в 21 науковій праці, з яких 4 – це статті у наукових періодичних виданнях іншої держави (США), які індексуються в SCOPUS; 1 – стаття у науковому періодичному виданні України, що індексується у SCOPUS (Q3), 16 – публікації у матеріалах конференцій, серед яких 5 у матеріалах міжнародних англійських конференціях, що включені до міжнародної наукометричної бази SCOPUS.

Структура і обсяг дисертації. Дисертація складається з анотації, змісту, переліку умовних скорочень, вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел і додатків. Повний обсяг роботи становить 253 сторінки друкованого тексту, з них анотація – на 21 стор., зміст – на 2 стор., перелік умовних скорочень – на 2 стор., основний текст – на 181 стор., список із 303 використаних джерел – на 43 стор., додатки – на 6 стор. У дисертації наведено 142 рисунки (з них 20 на 8 окремих сторінках), 21 таблиця (з них 1 на 1 окремій сторінці).

РОЗДІЛ 1

ФІЗІОЛОГІЧНІ ПОКАЗНИКИ ТА МЕТОДИ ЇХ МОНІТОРИНГУ

У розділі розглянуто основні фізіологічні показники та біомедичні сигнали, які необхідні для їх розрахунку. Проаналізовані існуючі системи для оцінки фізіологічних показників для дорослих людей, а також розглянуто системи для моніторингу цих показників для плоду в утробі вагітної жінки. Розглянуто особливості обробки сигналів для отримання показників, а також вказані проблеми при обробці цих сигналів, які визначають основні задачі для дослідження в роботі.

1.1 Фізіологічні показники та їх моніторинг

Моніторинг фізіологічних показників має вирішальне значення для оцінки стану людини [1], та допомагає своєчасно втручатись лікарям у процедури лікування для порятунку життя людини. До основних фізіологічних показників відносяться електрокардіограма людини (ЕКГ) людини, частота серцевих скорочень (ЧСС), артеріальний тиск (АТ), відсоток кисню у крові або насиченість крові киснем (SpO_2), частота дихання, а також температура тіла [2]. Більша частина систем для моніторингу фізіологічних показників призначена для використання в амбулаторних умовах, але за останні десятиліття активно розвиваються системи, які є портативними та можуть використовуватись впродовж тривалого часу для запису сигналів [3 – 13]. Кількісно оцінити SpO_2 та частоту серцевих скорочень можна за допомогою обробки сигналу фотоплетизмографії (ФПГ) [14], [15], артеріальний тиск, в свою чергу, можна визначити з комбінації параметрів сигналів ЕКГ та ФПГ [16], частота дихання визначається з обробки сигналу ЕКГ [17]. Таким чином, можна зробити висновок, що для моніторингу даних фізіологічних показників достатньо виконувати реєстрацію та обробку двох сигналів: ЕКГ та ФПГ, а для реєстрації температури тіла використовувати окремий датчик. В таблиці 1.1 наведено приклади систем для реєстрації фізіологічних показників, а також наведено сигнали, які дані системи можуть реєструвати.

Таблиця 1.1 – Існуючі системи для моніторингу фізіологічних показників

Назва застосунку (розробники)	Сигнали, що реєструються	Застосування
LiveNet (MIT) [18]	ЕКГ, АТ, SpO2, Температура	Моніторинг захворювань Паркінсона та епілепсії
AMON (Європейська програма FP5) [19]	ЕКГ, АТ, SpO2, Температура	Моніторинг кардіо-респіраторних захворювань для пацієнтів з високим ризиком
LifeGuard (Стенфорд та НАСА) [20]	ЕКГ, АТ, Температура, SpO2	Медичний моніторинг в екстремальних умовах (космічних і земних)
MyHeart (Європейська програма FP5) [21 – 24]	ЕКГ	Профілактика та рання діагностика серцево-судинних захворювань.
WEALTHY(Європейська програма FPS) [25 – 27]	ЕКГ, Температура, ЕМГ	Моніторинг під час реабілітації та пацієнтів похилого віку, хронічних захворювань
MagIC (Італія) [28]	ЕКГ, Температура	Запис кардіореспіраторних сигналів і сигналів руху під час спонтанної поведінки в повсякденному житті та в клінічному середовищі
MERMOTH (Європейська перша програма FP6) [29], [30]	ЕКГ, Температура	Загальний контроль за станом здоров'я
Smart Vest (Індія) [31]	ЕКГ, АТ, Температура, ФПГ.	Загальний дистанційний моніторинг здоров'я
CodeBlue (Гарвард) [32]	ЕКГ, SpO2	Моніторинг фізіологічного стану в реальному часі за допомогою переносних датчиків
Body area network (Валенсія, Іспанія та Мальта) [33]	ЕКГ, АТ	Виявлення та прогнозування фізіологічного стану людини (неспанья, втома, стрес) під час повсякденної діяльності

Продовження таблиці 1.1

Назва застосунку (розробники)	Сигнали, що реєструються	Застосування
WSN u-Healthcare system (Корея) [34], [35]	ЕКГ, АТ, SpO2,	Моніторинг здоров'я і дистанційне визначення підозрілих моделей здоров'я для подальшої оцінки лікарями
Human++ (IMEC) [36], [37]	ЕКГ, ЕМГ, ЕЕГ	Автономні сенсорні мережі для загального моніторингу стану здоров'я
HealthGear (Microsoft) [38]	ЕКГ, SpO2	Моніторинг користувачів під час сну для виявлення випадків апное у сні
HeartToGo (Піттсбург) [39]	ЕКГ	Біосенсори з індивідуальним дистанційним виявленням серцево-судинних захворювань
Personal Health Monitor (Сідней) [40]	ЕКГ, АТ	Самотестування серцевого нападу для хворих на серцево-судинні захворювання
Wearable ECG, arrhythmia detection (Норвегія) [41]	ЕКГ	Дистанційне виявлення аритмій серця

Як видно із таблиці 1.1, існує багато систем для моніторингу фізіологічних показників у дорослих людей під час їх повсякденного життя. Проте, серед розглянутих систем відсутні такі, що можуть проводити моніторинг цих показників під час вагітності, тобто до народження людини. Дані системи необхідні, оскільки майбутнє здоров'я людини безпосередньо закладається ще в утробі матері [42], і своєчасне виявлення хвороби може уникнути великої кількості смертей новонароджених дітей [43].

Сьогодні найпоширенішим технічним засобом моніторингу плода є ультразвукова доплерівська кардіотокографія (КТГ) [44]. Ця технологія забезпечує прийнятну для повсякденної акушерської практики часову роздільну здатність при реєстрації ЧСС [45]. Популярність даного методу базується на тому, що він був

прийнятий до використання для моніторингу стану плоду ще у 1960х роках минулого століття [46]. Хоча при КТГ неможливо визначити окремі серцеві скорочення [47], локальні прискорення та уповільнення ЧСС можна описати досить точно [48]. Візуальний аналіз КТГ-графіка дозволяє виявити деякі патології, але отримані оцінки мають високу варіабельність від спостереження до спостереження та велику суб'єктивність [49].

Альтернативними методами моніторингу серцевої діяльності плода є такі електрофізіологічні методи, як магнітокардіографія плода (МЕКГ). Методика МЕКГ має низку переваг [50] порівняно з ультразвуковою технікою та забезпечує можливість моніторингу ЧСС плода «до удару», що дає змогу точно визначати та вимірювати часове положення кожного комплексу QRS і використовувати класичні показники для аналізу варіабельності серцевого ритму плода. На жаль, незважаючи на всі свої переваги, методика МЕКГ є дуже дорогою, а отже, практично недоступною в умовах України. У зв'язку з цим, нещодавня поява відносно недорогої технології неінвазійної ЕКГ плода (НІ-ЕКГП), заснованої на вилученні даних ЕКГ плода (ЕКГП) із суміші сигналів, які мають назву абдомінальний сигнал, зареєстрований абдомінальними датчиками, розташованими на тілі матері [51], здається перспективнішою. У багатьох випадках ця методика дає результати, практично подібні до МЕКГ, і відкриває можливість для пошуку нових методів діагностики порушень внутрішньоутробного розвитку.

Такий підхід вимагає використання спеціальних і досить складних методів обробки сигналів, оскільки сигнали електрокардіографії плода (ЕКГП) в цьому випадку мають, по-перше, дуже низький рівень в порівнянні із завадами, що присутні в сигналі, а, по-друге, сигнали спостерігаються під впливом великої кількості перешкод, артефактів і значно більшого вкладу електрокардіограми матері (ЕКГМ). При цьому він абсолютно безпечний для матері і плоду і відносно простий у використанні в реальній практиці, оскільки, на відміну від КТГ аналізу, не піддає плід ультразвуковому опроміненню. Крім того, даний метод дозволяє проводити багаторазове і тривале спостереження за ритмом плода в домашніх умовах у пацієнтів

з високим ступенем ризику, що, як правило, неможливо при використанні методів ультразвукового або кардіотокографічного спостереження.

Розробка та клінічне застосування систем моніторингу плоду, заснованих на записі та аналізі абдомінальних сигналів, все ще є складною проблемою. На сьогоднішній день відомі декілька апаратів, які отримали дозвіл та сертифікат FDA і регулярно публікують документи з аналізу абдомінальних сигналів: монітор Monica AN24 (Monica Healthcare, Ноттінгем, Великобританія) [52], монітор MERIDIAN від MindChild Medical, MIT, США [53], монітор MERIDIAN M110 Fetal Monitoring System (MindChild Medical, США), та PUREtrace (Nemo Healthcare, Нідерланди). Відповідно, враховуючи те, що моніторинг абдомінальних сигналів та їх обробка дозволяють проводити моніторинг стану плоду під час вагітності, а також те, що систем для такого моніторингу мало у світі, задача з обробки та виділення з абдомінального сигналу електрокардіограми плоду є актуальною.

Таким чином, можна зробити висновок, що для моніторингу ЕКГ плоду та самої вагітної жінки достатньо проводити реєстрацію та обробку абдомінального сигналу, але проводити моніторинг артеріального тиску, параметру SPO_2 , а також температури неможливо. Для цього необхідно виконувати паралельну реєстрацію сигналу ФПГ, з якого можна вирахувати параметр SPO_2 [15], і за комбінацією параметрів сигналу ЕКГ та ФПГ можна вирахувати показники артеріального тиску [16].

1.2 Неінвазійна електрокардіографія плоду

Моніторинг абдомінальних сигналів можна поділити на два типи: інвазійний та неінвазійний. При інвазійному типі зчитування даних сигналів використовується датчик, який розміщується на голові плоду під час вагітності. Проте, даний підхід можна використовувати лише в амбулаторних умовах та під час пологів. Неінвазійний варіант є більш безпечнішим в порівнянні з інвазійним. Він базується на зчитуванні електричних сигналів з поверхні живота вагітної жінки і може застосовуватись як під час самої вагітності, так і під час пологів [54], [55]. Через те,

що даний метод не використовує ультразвукове випромінювання, він може бути використаний також для довготривалого моніторингу.

Перевагою неінвазійного методу моніторингу є можливість інтеграції в монітори, що можуть носитись в домашніх умовах та забезпечувати віддалений моніторинг сигналів, що записуються даною системою. Дана особливість є вагомим перевагою при безперервному дистанційному домашньому моніторингу вагітних, що знаходяться в зоні ризику через підозри наявності аритмій у плоду [56]. Це дозволить лікарям дистанційно контролювати стан та перебіг самої вагітності, а також значно зменшить кількість візитів до лікарень [57].

Недоліком даного методу є те, що абдомінальний сигнал містить у своєму складі як ЕКГМ, ЕКГП, так і шумові компоненти, такі як артефакти рухів, коливання електричних ліній, мережеві завади, а також вклад міографічних скорочень. Схематично процедура реєстрації одного каналу абдомінального сигналу представлена на рисунку 1.1.

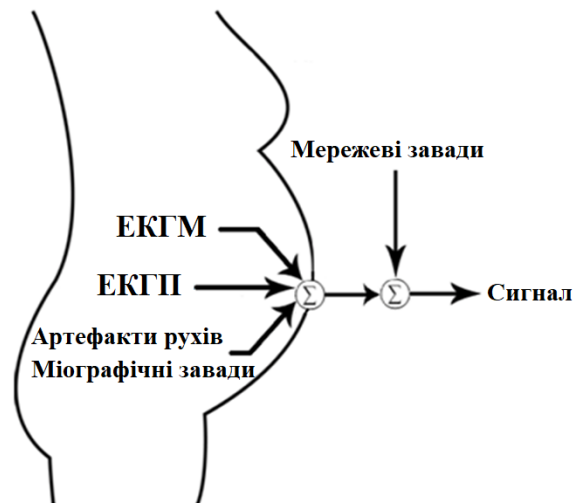


Рисунок 1.1 – Схематична процедура реєстрації одного каналу абдомінального сигналу

Із рисунку 1.1 видно, що сигнал на виході має в своєму складі різні компоненти і основною задачею обробки абдомінального сигналу є виділення на фоні усіх завад корисного сигналу ЕКГП. Математично сигнал можна представити у наступному вигляді (1.1):

$$\text{Сигнал} = \text{ЕКГП} + \text{ЕКГМ} + \text{Завади} \quad (1.1)$$

Крім того, амплітуда ЕКГМ зазвичай вища, ніж амплітуда ЕКГП, і сигнал ЕКГМ має майже ідентичний діапазон частот, що і сигнал ЕКГП.

1.3 Методи виділення ЕКГП з абдомінального сигналу

Через наявність у абдомінальному сигналі багатого числа завадових компонент, використовують передові алгоритми виділення корисного сигналу ЕКГП на тлі завад, такі як методи аналізу незалежних компонент [58], методи фільтрації [59], їх комбінації [60] для досягнення найкращого результату [61], вейвлет-перетворення [62], методи розкладання сигналів на емпіричні моди [63], методи кореляції [64], неадаптивні методи [65]. В свою чергу, їх можна поділити на одно-канальні методи виділення ЕКГП [66] та багато-канальні методи [67], [68].

Дані методи обробки починаються з попередньої обробки сигналу, яка базується лінійній фільтрації даних сигналів в певній полосі частот, обмежуючи тим самим частину завадових компонент, які містяться в даних сигналах [69 –71]. Наприклад, у роботі [72] пропонується використовувати фільтр Баттерворта з полосою 25 – 40 Гц. Інші автори зазначають, що необхідно використовувати фільтри в полосі 0,5 – 100 Гц [73]. В іншій роботі [74] пропонується використовувати полосу 2 – 46 Гц для придушення завад на етапі попередньої обробки.

Тобто, немає загальної концепції у тому, яку саме полосу частот використовувати при попередній фільтрації абдомінальних сигналів, тому однією із задач дисертаційної роботи – є визначення оптимальної полоси частот для попередньої фільтрації абдомінальних записів.

На рисунку 1.2 представлено приклад записаного абдомінального сигналу у двох каналах на протязі трьох секунд часу. На рисунку 1.3 представлено результат фільтрації даних сигналів у полосі частот 25 – 40 Гц, на рисунку 1.4 в полосі частот 0,5 – 100 Гц.

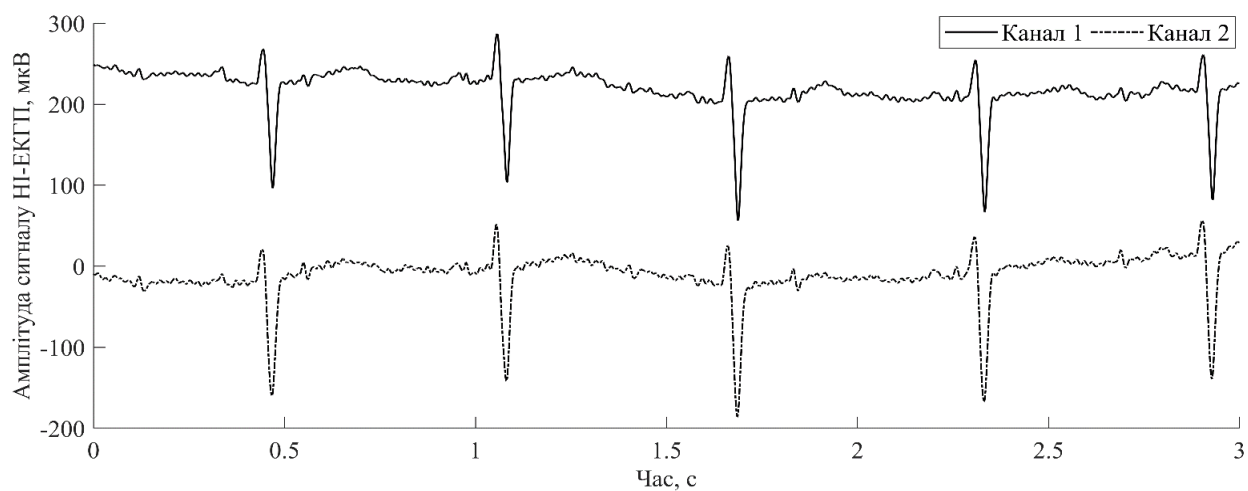


Рисунок 1.2 – Приклад абдомінального сигналу при двоканальному записі на протязі трьох секунд часу

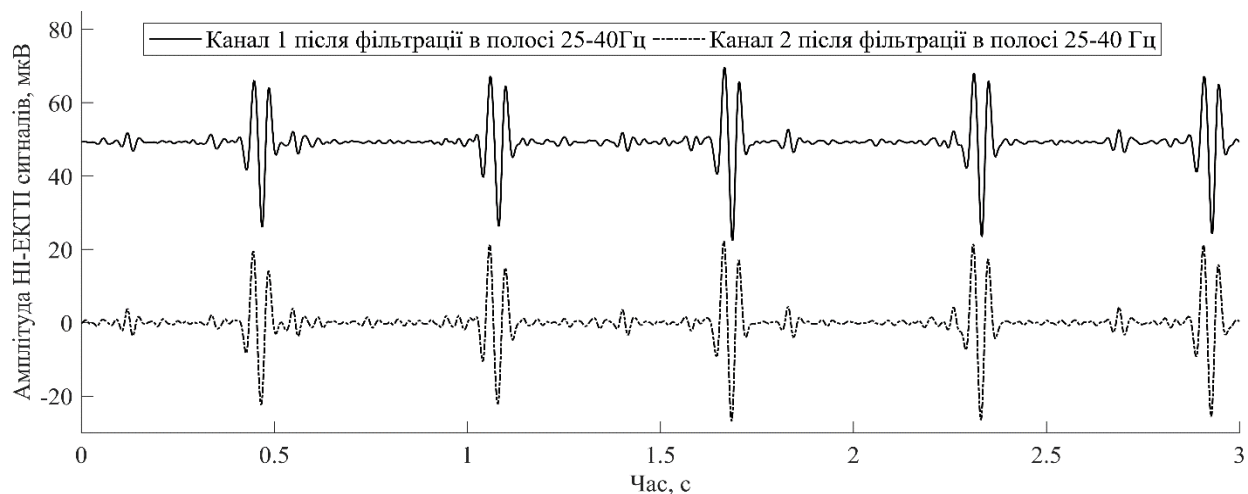


Рисунок 1.3 – Результат фільтрації у полісі частот 25 – 40 Гц

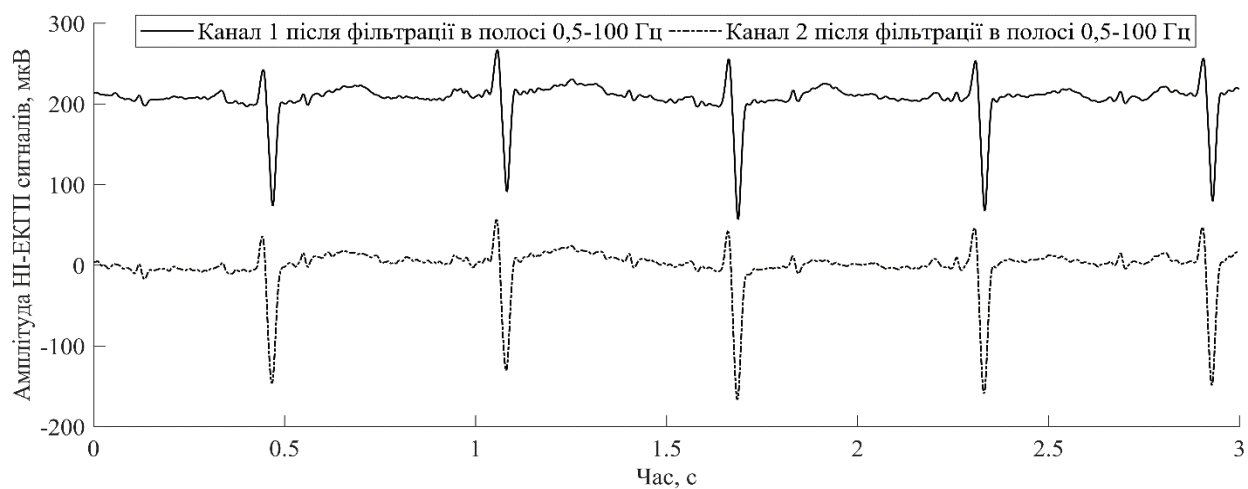


Рисунок 1.4 – Результат фільтрації у полісі частот 0,5 – 100 Гц

На рисунку 1.5 представлено результат фільтрації абдомінальних сигналів у полосі частот 2 – 46 Гц.

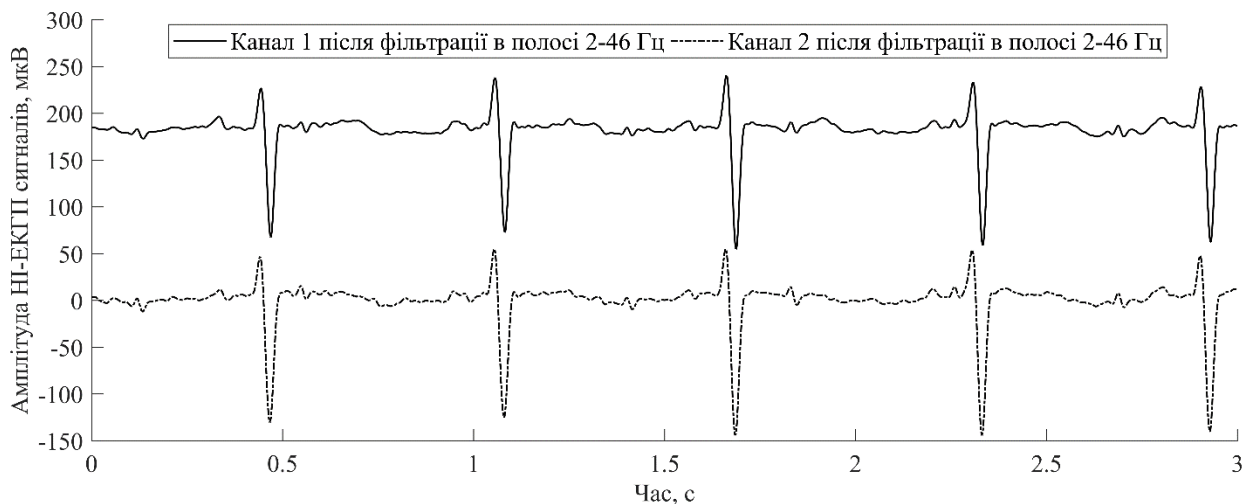


Рисунок 1.5 – Результат фільтрації у полосі частот 2 – 46 Гц

Як видно із рисунку 1.3 амплітуда сигналів при фільтрації сигналів у полосі 25 – 40 Гц значно зменшилась на відміну від початкових сигналів, що зображені на рисунку 1.2, амплітуда була зменшена приблизно у п'ять разів, що говорить про втрату корисної інформації. Для більш точних розрахунків впливу фільтрації на енергетичні параметри досліджуваного сигналу, можна розглянути коефіцієнт кореляції Пірсона потужності сигналу у дБ до фільтрації та після фільтрації у межах полос фільтрів, які використовують інші автори. Коефіцієнт кореляції Пірсона розраховують наступним чином:

$$R = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{\sum_{i=1}^n (x_{j,i} - \bar{x}_j)(y_{j,i} - \bar{y}_j)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{j,i} - \bar{x}_j)^2 \sum_{i=1}^n (y_{j,i} - \bar{y}_j)^2}}, \quad (1.2)$$

де n кількість елементів, що аналізується; \bar{x}_j , \bar{y}_j визначають середні значення потужності сигналу до фільтрації та після фільтрації, відповідно, для усіх сигналів,

що аналізуються; $x_{j,i}$, $y_{j,i}$ визначають значення потужності поточного сигналу до фільтрації та після, відповідно.

Усього аналізу піддалися 1000 записів сигналів. На рисунку 1.6 представлено детальний аналіз впливу вибору полоси фільтру на потужність сигналу у дБ після виконання процедури фільтрації у полосі 25 – 40 Гц, на рисунку 1.7 після виконання процедури фільтрації у полосі 0,5 – 100 Гц, відповідно.

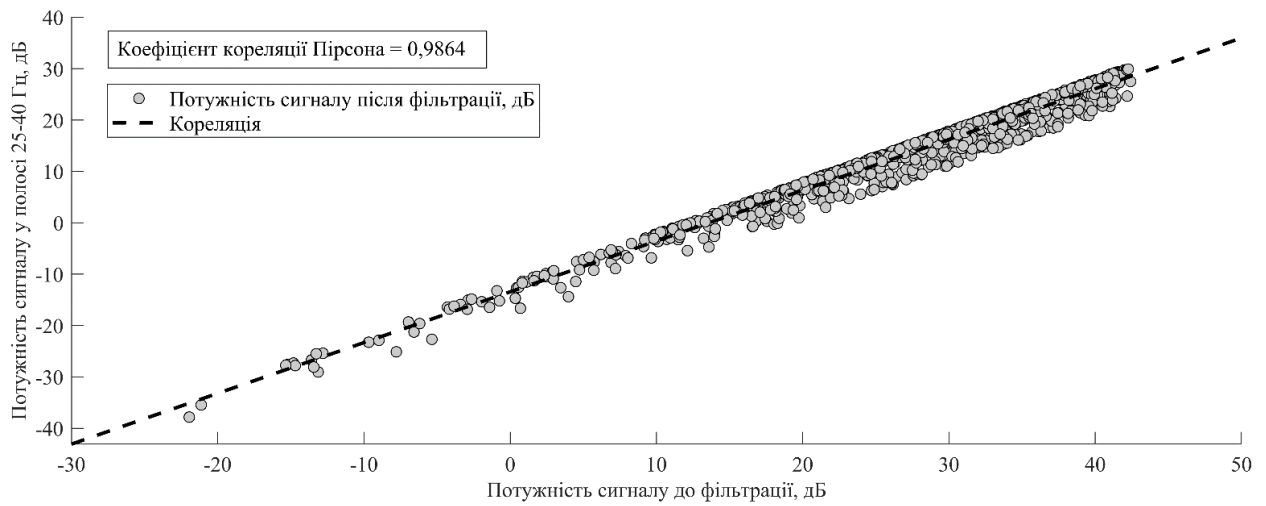


Рисунок 1.6 – Вплив фільтрації у полосі частот 25 – 40 Гц на потужність початкового сигналу

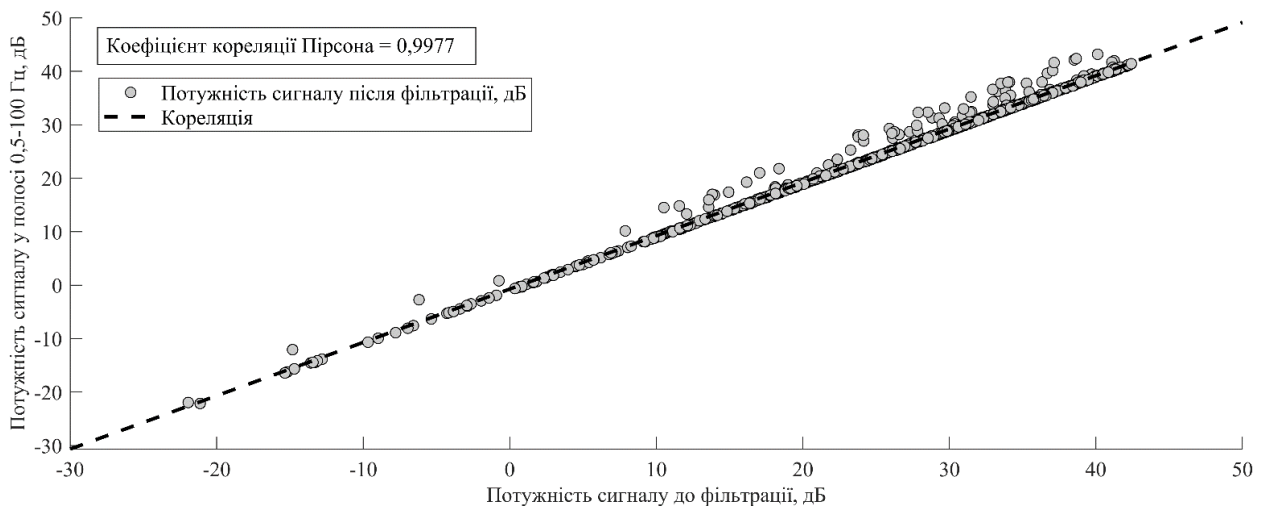


Рисунок 1.7 – Вплив фільтрації у полосі частот 0,5 – 100 Гц на потужність початкового сигналу

На рисунку 1.8 представлено детальний аналіз впливу вибору полоси фільтру на потужність сигналу у дБ після виконання процедури фільтрації у полосі 2 – 46 Гц.

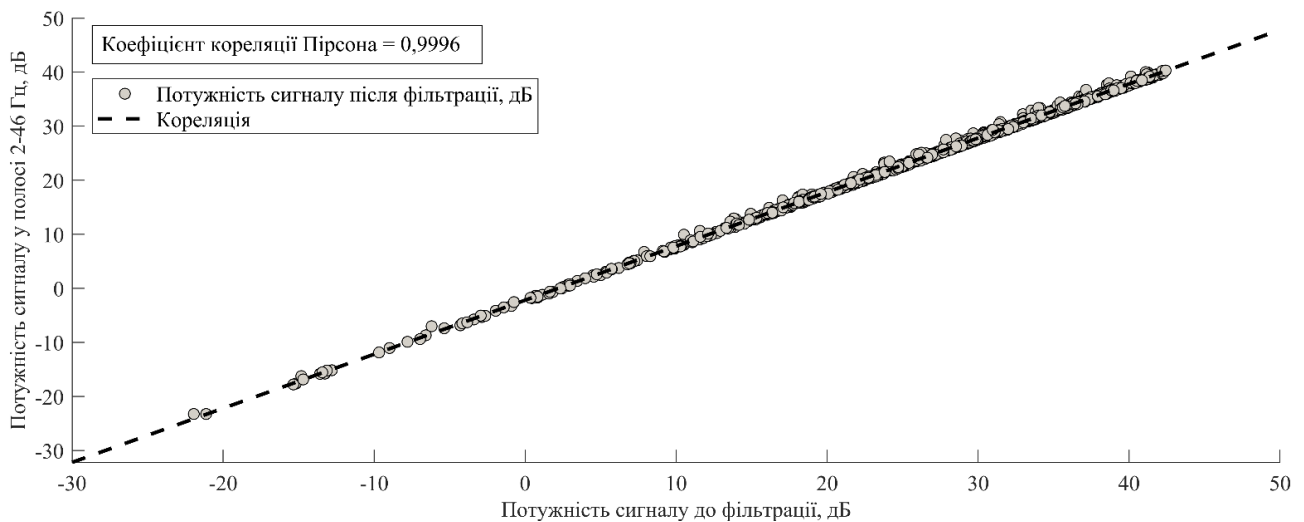


Рисунок 1.8 – Вплив фільтрації у полосі частот 2 – 46 Гц на потужність початкового сигналу

Як видно із рисунків 1.6 – 1.8 фільтрація сигналів впливає на їх потужність, а отже фільтрація вносить ряд додаткових спотворень у сигнали. Найкращий результат збереження початкової потужності був забезпечений при виборі полоси частот фільтру 2 – 46 Гц. Для дослідження ефективності фільтрації проводиться комбінований аналіз, який складається з наступних етапів:

- 1) дослідження значень кореляції Пірсона, середньоквадратичної похибки (Root Mean Square Error, RMSE) та значень дисперсії компонент ЕКГМ, ЕКГП та шуму до фільтрації та після для визначення ступеню спотворення форми сигналів;
- 2) дослідження відношення сигнал/шум після проведення процедури фільтрації, яка дозволить визначити ступінь придушення завад.

Значення кореляції Пірсона розраховуються за (1.2), значення RMSE розраховуються за допомогою наступного визначення (1.3):

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^2}{n}}, \quad (1.3)$$

де x_i, y_i – сигнал до фільтрації та після, відповідно; n – кількість елементів (відліків) сигналу.

Для розрахунку дисперсії використовується (1.4):

$$D = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |X_i - \mu|^2 \quad (1.4)$$

$$X_i = x_i - y_i \quad (1.5)$$

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad (1.6)$$

де X_i – різниця початкового сигналу без шуму та сигналу із шумом після фільтрації; μ – середнє значення різниці сигналу до фільтрації та після; n – кількість елементів (відліків) сигналу.

Відношення сигнал/шум (signal to noise ration, SNR) визначається за (1.7):

$$\text{SNR} = \frac{D_s}{D} \quad (1.7)$$

$$D_s = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \mu_s|^2, \quad (1.8)$$

$$\mu_s = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (1.9)$$

де D_s – дисперсія початкового сигналу без шуму; x_i – сигнал до фільтрації; μ_s – середнє значення початкового сигналу; n – кількість елементів (відліків) сигналу.

Враховуючи вище зазначені вирази для розрахунку ефективності фільтрації, необхідно реалізувати адаптивний алгоритм підбору оптимальної полоси частот лінійних фільтрів для максимального придушення завад на попередньому кроці

обробки абдомінальних сигналів. При цьому, чим більше (1.2) для компоненти ЕКГП та ЕКГМ та чим воно менше для компоненти шуму, тим алгоритм фільтрації ефективніше. Чим менше (1.3) для компоненти ЕКГП та ЕКГМ та чим воно більше для компоненти шуму, тим краще ефективність фільтрації. Чим менше (1.4) для компоненти ЕКГМ та ЕКГП та чим воно більше для компоненти шуму, тим ефективніше фільтрація. Чим більше (1.7), тим ефективніше фільтрація.

Для отримання значень (1.7) в дБ, необхідно використати (1.10):

$$\text{SNR}_{\text{дБ}} = 10 \log_{10}(\text{SNR}), \quad (1.10)$$

де $\text{SNR}_{\text{дБ}}$ – відношення сигнал/шум у дБ; SNR – відношення сигнал/шум, визначене за (1.7).

За допомогою використання даного підходу оцінки фільтрації, можна визначити як втрату енергетичних параметрів досліджуваних сигналів, так і визначити ступінь придушення завад та вплив фільтру на форму початкового сигналу. Після виконання попередньої фільтрації сигналів, наступним кроком, в незалежності від обраного методу, є визначення R-характерних точок (R-піків) абдомінального сигналу. Для реалізації даної процедури частіше за все використовують алгоритм Пан-Томпкінса [75]. Даний алгоритм складається з покрокової фільтрації сигналу спочатку у полосі 5 – 30 Гц, далі відбувається пошук похідної отриманого сигналу, для неї вираховується модульне значення, яке далі повторно фільтрується в полосі 0 – 15 Гц, після чого використовується пороговий детектор для пошуку позиції R-піків.

Існують також модифікації даного алгоритму, в яких замість пошуку похідної після фільтрації сигналу, виконується розрахунок значень квадрату сигналу [76], [77]. Саме таку модифікацію розглянуто на наступних рисунках. На рисунку 1.9 показано результат фільтрації початкового абдомінального сигналу у полосі частот 5 – 30 Гц. На рисунку 1.10 показано результат розрахунку значень квадрату сигналу після застосування фільтрації. На рисунку 1.11 показано результат фільтрації значень квадрату сигналу в полосі 0 – 15 Гц.

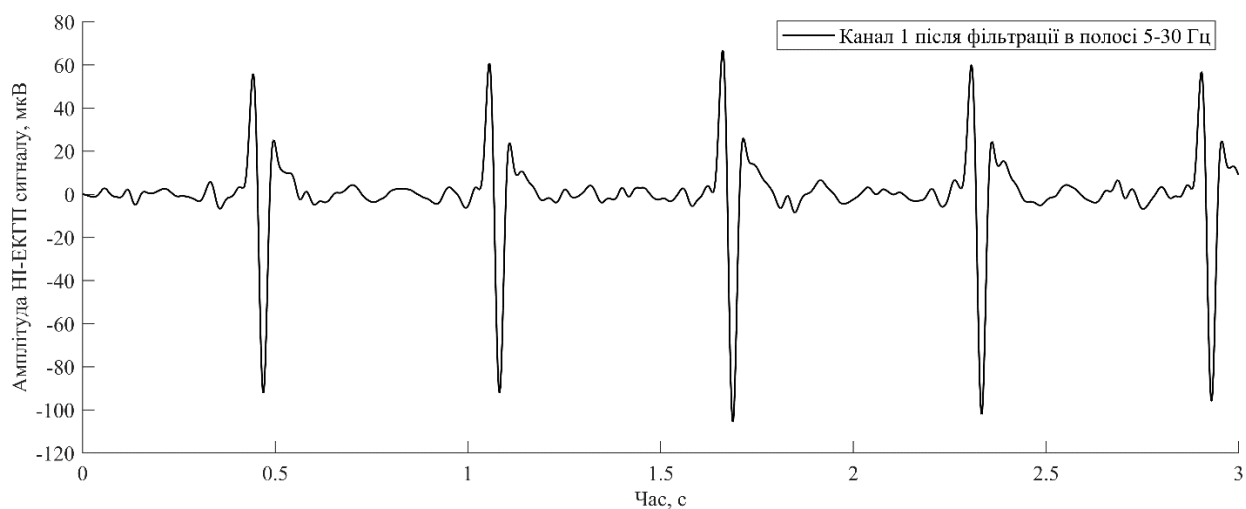


Рисунок 1.9 – Результат фільтрації початкового сигналу у полосі 5 – 30 Гц

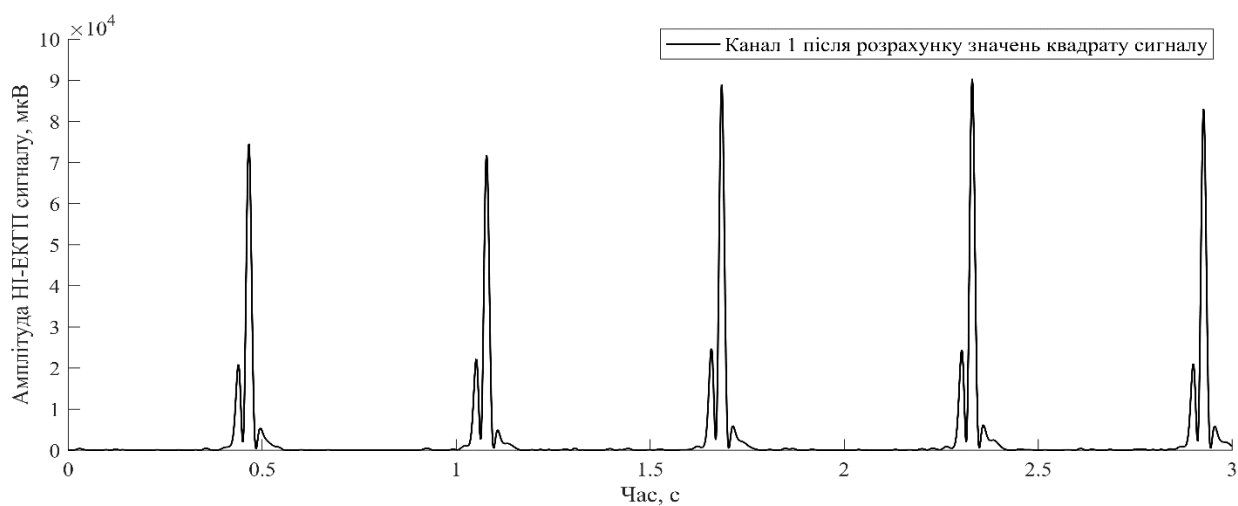


Рисунок 1.10 – Результат розрахунку значень квадрату відфільтрованого сигналу

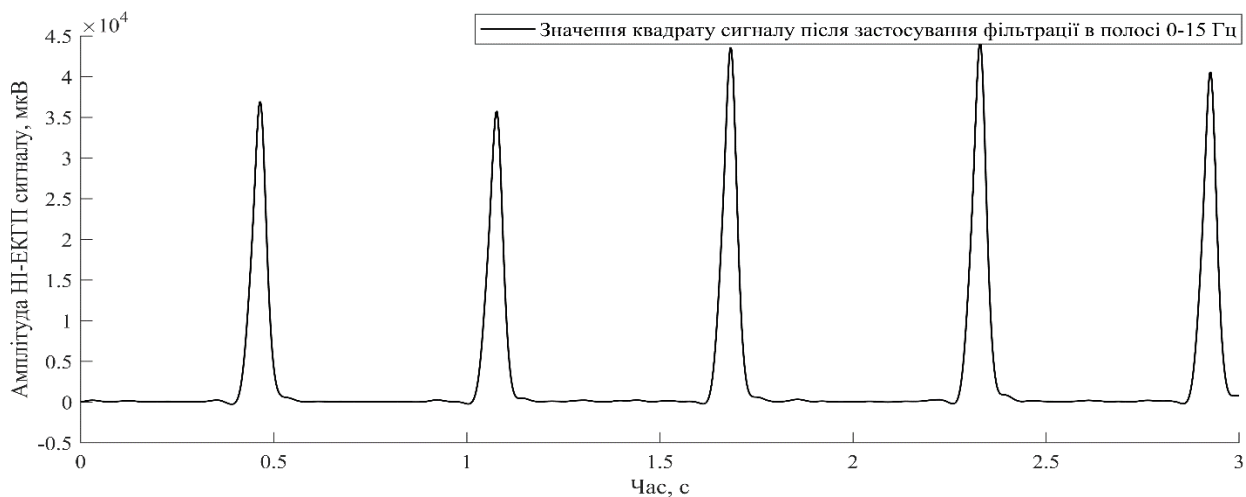


Рисунок 1.11 – Результат фільтрації значень квадрату відфільтрованого сигналу у полосі 0 – 15 Гц

Після чого відбувається порогове детектування положень R-піків ЕКГ сигналу, результат якого показано на рисунку 1.12.

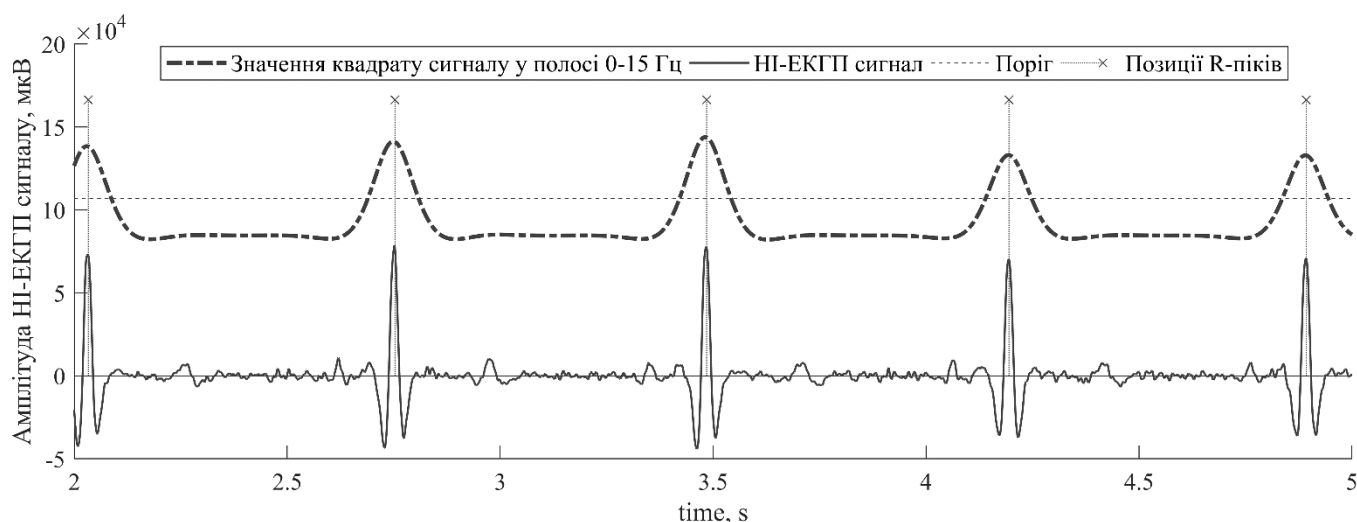


Рисунок 1.12 – Результат визначення позиції R-піків за допомогою алгоритму Пан-Томпкінса

І хоча даний алгоритм досить часто використовується авторами інших робіт в задачах виділення сигналу ЕКГП із абдомінального сигналу, останні роботи демонструють його низьку ефективність [78] і показують, що ймовірність вірного визначення положення R-піку становить 86,86%. Це вказує на необхідність розробки нового методу пошуку положень R-піків в сигналах ЕКГ, який матиме більшу ймовірність вірного визначення положення цих піків.

1.3.1 Методи шаблонного віднімання

Даний метод оснований на відніманні шаблону із абдомінальних сигналів. Шаблон вираховується шляхом усереднення фрагментів абдомінального сигналу у знайдених раніше позиціях R-піків. Основним недоліком даного методу є його залежність від вірного визначення даних позицій [79], [80], а як було зазначено раніше, використання стандартного алгоритму Пан-Томпкінса має низьку ефективність і точність визначення позицій R-піків в даній задачі. Також необхідно

вказати, що алгоритм пошуку має бути адаптивним до спотворених за формою QRS-комплексів абдомінального сигналу [81].

Існують і інші методи побудови усередненого QRS-комплексу, наприклад у роботі [82] було використано підхід Мартенса, який будує шаблон відносно R-піків тривалістю 700 мс. Проте, даний метод, використовуючи за основу дискретне значення тривалості, яке не змінюється, вносить додаткові завади у абдомінальний сигнал через відсутність врахування змін частоти та фазових параметрів абдомінального сигналу. При врахуванні же частоти, дані недоліки були усунені, також були додані врахування циклу ЕКГМ компоненти абдомінального сигналу, при якому форма шаблону змінюється впродовж часу [82].

В іншій роботі [83] було розглянуто додатково сегментування абдомінального сигналу та вирахування усередненого шаблону в кожному сегменті, проте даний метод не дав явних переваг. Усереднення виконується за допомогою лінійної комбінації зміщених у часі відповідних сегментів у попередніх сегментах ЕКГМ. Автори створили типовий шаблон шляхом зважування семи попередніх сегментів. Мірою якості розрахунку усередненого QRS є мінімальне значення MSE між оцінкою та фактичним комплексом ЕКГМ. Щоб забезпечити адаптацію до нестационарних завад, шаблон оновлюється в кожному сегменті абдомінального сигналу.

Також виконують попередню обробку абдомінального сигналу з використанням методів сингулярного розкладання [84]. Далі відбувається видалення компоненти ЕКГМ шляхом поділу компонентів розкладання. Останнім кроком є оцінка ЕКГП компоненти, що залишилась, визначення позиції R-піків сигналу ЕКГП, після чого виконується зворотне перетворення і отримується ЕКГП сигнал. Додатково можуть використовуватись методи придушення завад [85] для підвищення продуктивності запропонованого методу.

1.3.2 Методи на основі фільтрів Калмана

Стандартні фільтри Калмана (КФ) були побудовані для обробки стаціонарних процесів, а оскільки медичні сигнали відносяться більше до нестационарних процесів,

які мають нелінійну природу, то для реалізації методів виділення сигналу ЕКГП із абдомінального сигналу, частіше використовуються модифікації КФ, такі як розширений фільтр Калмана (РКФ). Його особливість полягає у тому, що при його використанні результатом є виділення ЕКГМ компоненти, коли ЕКГП компонента та завадові складові абдомінального сигналу розглядаються як шум [86].

На рисунку 1.13 продемонстровано результат застосування РКФ для виділення компоненти ЕКГП із абдомінального сигналу.

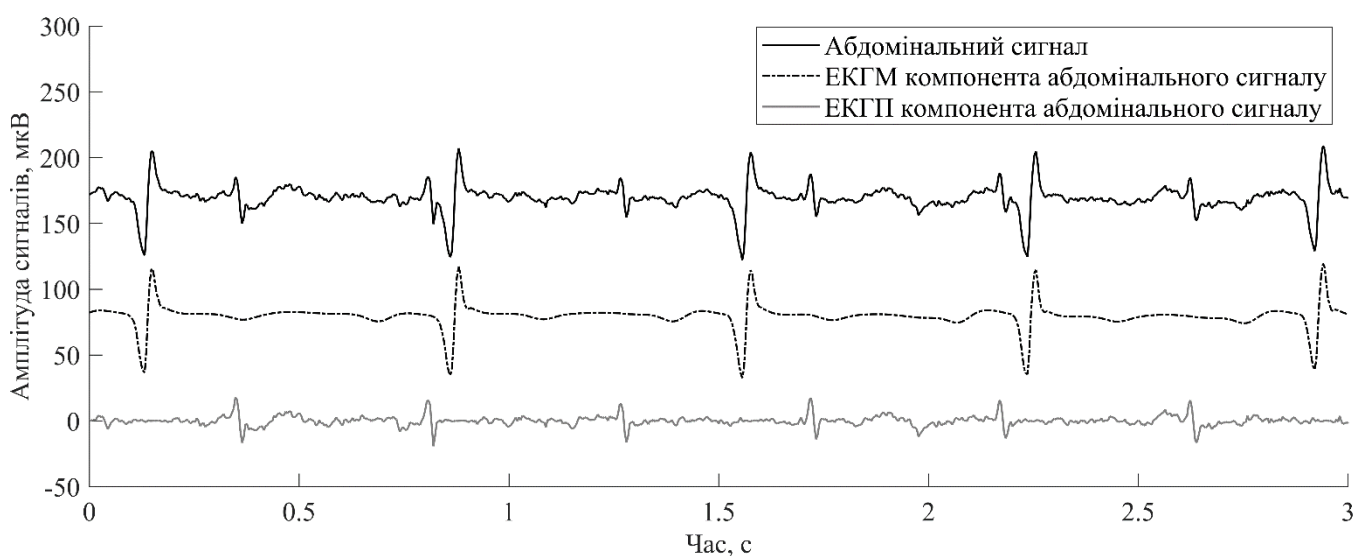


Рисунок 1.13 – Застосування РКФ для виділення компоненти ЕКГП із абдомінального сигналу

Основною проблемою даного методу є неможливість вірного виділення компоненти ЕКГМ із абдомінального сигналу, коли R-піки компоненти ЕКГМ та ЕКГП складових абдомінального сигналу співпадають. На рисунку 1.14 продемонстровано приклад такої ситуації. Проблема, що була продемонстрована на рисунку 1.14, може бути усунена при використанні додатково методів аналізу незалежних компонент або методів сліпого поділу джерела, які будуть розглянуті пізніше. Даний підхід дозволяє проводити оцінку шуму вихідного значення сигналу з новими значеннями сигналу, тому даний метод активно використовується при довготривалому моніторингу, оскільки дозволяє видалити нелінійні завади, підлаштовуючись під кожен конкретний випадок [87].

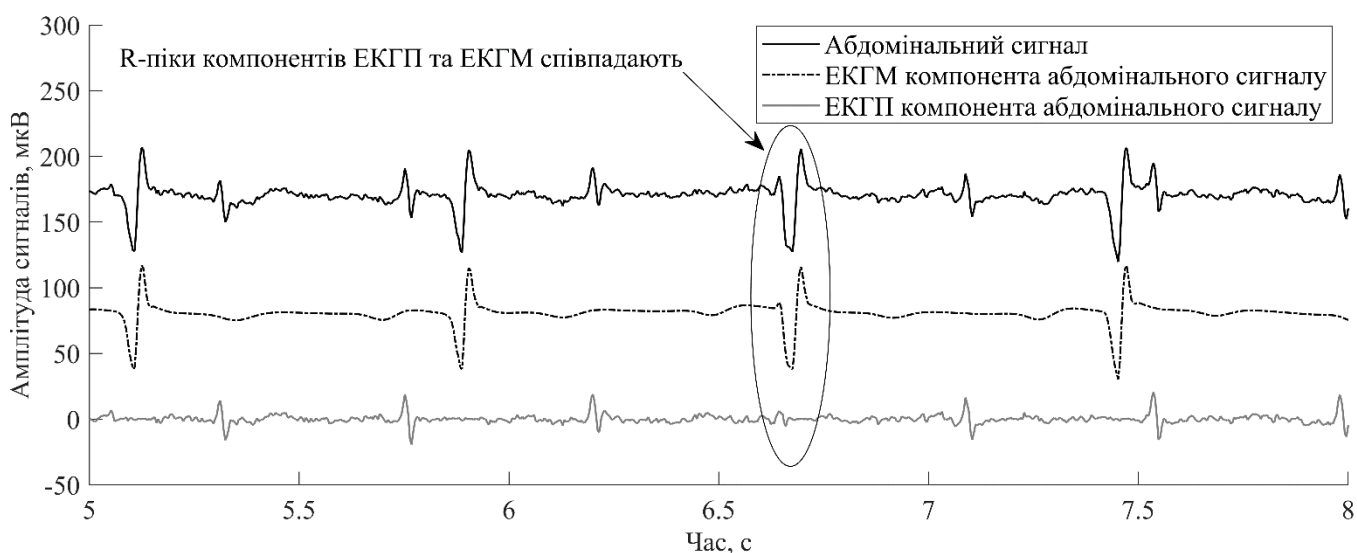


Рисунок 1.14 – Приклад видалення компоненти ЕКГП із абдомінального сигналу при використанні РКФ, коли моменти часу R-піків компоненти ЕКГМ та ЕКГП співпадають

Також існує ще одна модифікація даного методу, яка має назву розширене згладжування Калмана (РКЗ), яке основане на РКФ з використанням зворотного згладжування [88], [89]. Абдомінальний сигнал при цьому обробляють шляхом визначення середнього значення ЧСС компоненти ЕКГМ, яке далі піддається апроксимації за допомогою ядра Гауса. Далі відбувається підсилення сигналу за допомогою коефіцієнту підсилення, який використовується для кореляції сигналів, що спостерігаються, з урахуванням динаміки системи. Перевагою даного методу є те, що під час віднімання компоненти ЕКГМ із абдомінального сигналу, не відбувається спотворення отриманих сигналів через розриви початкових фаз. На рисунку 1.15 зображено приклад використання РКЗ для виділення компоненти ЕКГП із абдомінального сигналу. Проте, навіть з використанням додаткових процедур, даний алгоритм не може вірно виділити компоненту ЕКГМ із абдомінального сигналу під час того, як R-піки компоненти ЕКГМ та ЕКГП співпадають, що було продемонстровано на рисунку 1.14. Дана проблема викликана через неадаптивну характеристику даного фільтру, для використання якого необхідно завідомо багато апріорної інформації, такої як початкові фази компонент ЕКГМ та ЕКГП, вирахування яких є складною операцією в даних, що містять вклади завад.

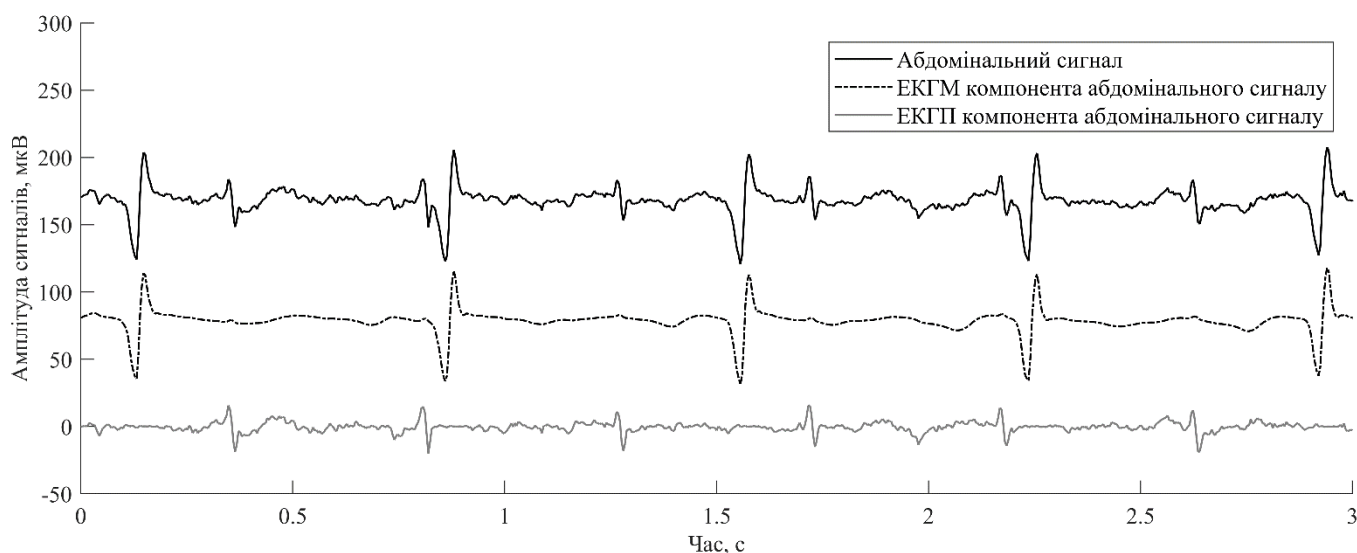


Рисунок 1.15 – Застосування РКЗ для виділення компоненти ЕКГП із абдомінального сигналу

Відповідно, існує потреба в розробці адаптивного нелінійного фільтру, який дозволить виділяти компоненту ЕКГП із абдомінального сигналу з врахуванням нестационарного характеру цих сигналів.

1.3.3 Методи на основі сліпого поділу джерела

Даний клас методів ще називають методами аналізу незалежних компонент, та їх основна концепція будується на тому, що джерело є статично незалежним, тоді як абдомінальний сигнал є сумішшю сигналів на виході [90]. Даний приклад було продемонстровано на рисунку 1.1. Якщо розглядати сигнал (1.1) на виході, тоді сигнал на черевній поверхні представляє собою лінійну суміш усіх джерел, помножену на матрицю змішування, яка також має назву коефіцієнт передачі, і може бути записаний як (1.11):

$$S(t) = A * (s_1(t) + s_2(t) + s_3(t) + \dots + s_n(t)), \quad (1.11)$$

де $s_n(t)$ – вихідні сигнали джерел; $S(t)$ – абдомінальний сигнал; A – матриця змішування джерел.

Для оцінки кожної окремої компоненти сигналу $S(t)$ використовується матриця розділення W , яка дозволяє при перемноженні отримати окремі оцінки для кожного джерела абдомінального сигналу (1.12):

$$\hat{S}(t) = W * S(t), \quad (1.12)$$

де W – матриця розмішування; $\hat{S}(t)$ – оцінки джерел абдомінального сигналу.

Слід зазначити, що матриця W не може бути вирахована точно, тому при використанні методів сліпого поділу джерела, в результаті отримуються приблизні оцінки початкових сигналів джерел. Дані методи відносяться до класу оцінок другого порядку, які мають назву – аналіз незалежних компонент (Independent Component Analysis, ICA) [91], [92]. Існує також інший клас даних методів – аналіз періодичних компонент або періодичний компонентний аналіз (Periodic Component Analysis, PCA) [93], [94]. Основна проблема при використанні ICA методів полягає у тому, що після отримання оцінок окремих джерел абдомінального сигналу, неможна достовірно визначити порядок джерел, а також масштабування джерел та їх знак. Проте, на основі даних алгоритмів було запроваджено велику кількість модифікацій.

В методі FastICA [95], модифікації ICA алгоритму, додатково використовується значення максимальної кількості ітерації циклів для розрахунку, а також критерій збіжності. Алгоритм на самому початку створює випадкові початкові ваги для матриці розмішування, на наступному кроці розраховується новий вектор за допомогою розрахунку ексцесу. Після виконується нормування та перевірка ваги добутку нового вектору та попереднього, враховуючи критерій збіжності. Дані процедури повторюються до тих пір, поки не буде знайдено вагу при найбільшому значенні критерія збіжності, або коли перевищується кількість ітерацій [96].

Алгоритм infomax використовує замість критерію збіжності значення ентропії. Також для визначення матриці розкладання на кожній ітерації для розрахунків використовується метод градієнтного спуску, тому цей алгоритм можна вважати аналогією нейронних мереж [97]. Алгоритм розраховує матрицю розділення таким

чином, щоб окремі компоненти абдомінального сигналу мали максимальну ентропію – максимальне значення середнього інформації. При чому, матриця розділення та матриця змішування є ортогональними одна одній.

Алгоритм AMUSE використовує за основу початкову структуру даних для пошуку некорелюючих компонентів абдомінального сигналу, для чого використовується крос-коваріація [98]. Процес обробки полягає у тому, що на необхідно обрати значення зсуву таким чином, щоб автокореляція окремих оцінок джерел мала не нульове значення і максимально відрізнялась один від одного. На першому кроці виконується розрахунок матриці коваріації, після чого виконується розкладання значень матриці, оцінка кількості джерел і дисперсія шуму. Після чого дані розкладаються на оцінки джерел, які піддаються повторній оцінці, після якої отримується фактична матриця розкладання.

Алгоритм ERICA використовує значення ексцесу для відокремлення окремих джерел. Оцінка матриці змішування відбувається за допомогою ітераційного алгоритму, аргументами якого є швидкість навчання та матриця крос-кумулянтів четвертого порядку. Матриця розділення розраховується як ортогональна матриця до отриманої матриці змішування [99].

Алгоритм JADE розраховує матрицю накопичення, яка далі використовується для поділу абдомінального сигналу на окремі джерела [100]. Вихідні оцінки джерел розраховуються таким чином, щоб досягти максимального значення ексцесу для окремих компонентів. Спочатку проводиться оцінка максимального набору матриць накопичення, після чого вони оптимізуються шляхом пошуку матриці обертання, яка має найбільшу ступінь діагональності [101].

Алгоритм SOBI використовує статистики другого порядку для оцінки кореляції при змінах в сигналі для оцінки вихідних сигналів. Спочатку розраховуються матриці затримки, а потім відбувається діагоналізація коваріації вибірки з використанням вхідних даних. Для розрахунку матриці розподілу використовується оцінка отриманої матриці, після чого отримана матриця використовується для розділення джерел абдомінального сигналу [102].

Існують також інші модифікації, такі як багатовимірний ICA [103], непараметричний ICA [104], та інші. Автори роботи [58] розглянули більшість із даних алгоритмів, вирахувавши ефективність за допомогою параметрів: точність пошуку QRS комплексів після виділення компоненти ЕКГП; чутливість до завад; позитивна прогностична цінність; середнє значення між чутливістю та цінністю. За результатами авторів, найбільш ефективним виявився алгоритм FastICA.

На рисунку 1.16 показано приклад використання алгоритму FastICA до абдомінального сигналу, який було продемонстровано на рисунку 1.2

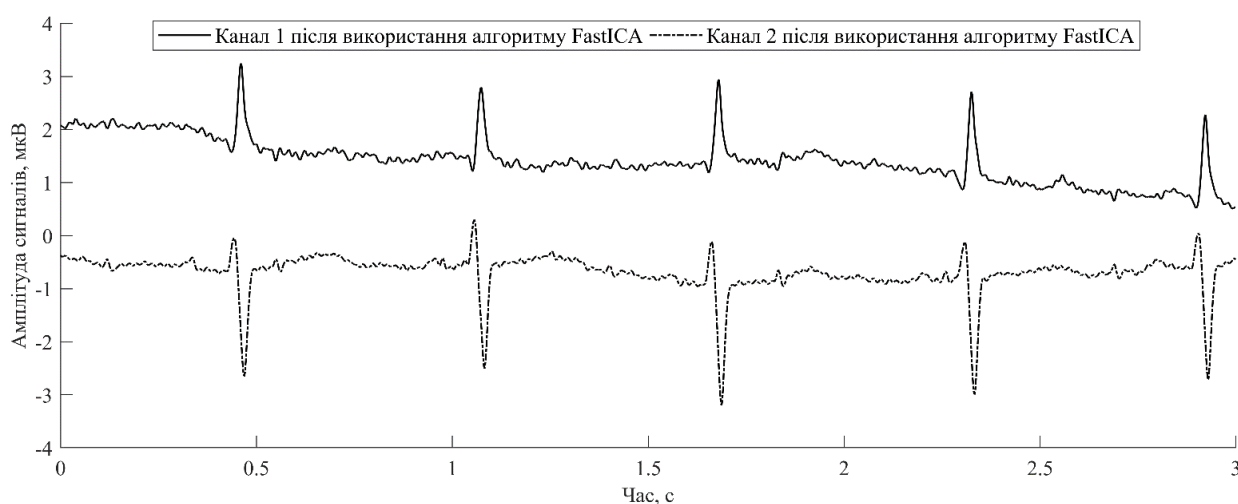


Рисунок 1.16 – Застосування алгоритму FastICA для виділення компоненти ЕКГП із абдомінального сигналу

Як видно з рисунку 1.16, хоча алгоритм FastICA і мав найкращий результат ефективності в роботі [58] при його використанні не вдалось відокремити компоненту ЕКГП із абдомінального сигналу. Це говорить про те, що необхідно використовувати комбіновані алгоритми виділення компоненти ЕКГП. Проте, слід зазначити також основні параметри, які мають бути враховані при використанні методів сліпого поділу джерел.

Перша проблема даних методів пов'язана із кількістю вхідних каналів при реалізації оцінки окремих джерел, оскільки для їх оцінки використовуються безпосередньо самі канали [104]. Дані методи передбачають, що джерела є інформаційно незалежними один від одного, а тому вимагають стільки каналів

абдомінальних сигналів, скільки компонентів у ньому міститься. Результати авторів [105] демонструють дану залежність. Вирішувати дану проблему намагаються шляхом використання комбінованих методів, які складають або з використання декількох алгоритмів одразу [103], або за допомогою введення додаткових методів при попередній обробці абдомінальних сигналів, наприклад використання фільтрації компонентів з низькою енергією [106], або з використанням адаптивних фільтрів [58]. Другою проблематикою є вихідні компоненти. Основна проблематика пов'язана з тим, що при використанні методів π СА перша і головна компонента, або джерело сигналу, має найбільшу дисперсію, а отже в ньому міститься ЕКГМ компонента [107]. Тоді як при використанні методів ІСА розкладання сигналів на джерела відбувається без врахування значень дисперсії сигналів, а отже при розкладанні точно неможливо сказати в якому порядку розташовані оцінки джерел. Однак, перевагою методів ІСА є те, що оцінка джерел відбувається без завідомої раніше визначеної інформації, тому розділення абдомінального сигналу на компоненти ЕКГП, ЕКГМ та завади не потребує додаткових визначень, тоді як методи π СА потребують завчасного визначення місцеположення QRS комплексів у абдомінальному сигналі. До того ж, методи ІСА мають більшу ефективність при виділенні компоненти ЕКГП [58], [92], [108]. Якщо підбити підсумки щодо методів сліпого поділу джерела, то основною проблематикою є кількість вхідних каналів, від яких залежить кількість вихідних оцінок джерел, або кількість незалежних, окремих компонент. Якщо виконати розрахунок додаткових каналів із вже існуючих абдомінальних каналів, тоді точність розділення компонент має підвищитись. Тому однією із задач дисертаційної роботи – є розрахунок штучних абдомінальних каналів на основі існуючих для підвищення ефективності виділення ЕКГП компоненти.

1.3.4 Методи на основі вейвлет-перетворювань

Частіше за все вейвлет-перетворення використовуються, як засоби детектування місцеположення QRS-комплексів у сигналах ЕКГ, замінюючи собою стандартний алгоритм Пан-Томпкінса [109], [110]. Проте їх також використовують, як методи

нелінійної фільтрації абдомінальних сигналів, комбінуючи їх з іншими методами нелінійної фільтрації [111], замінюючи тим самим фільтри Калмана, або, використовуючи їх в комбінації з методами ІСА [111]. Комбінація цих методів пов'язана із перекриттям у спектральній площині компонент ЕКГП та ЕКГМ абдомінального сигналу [112]. Однак, за рахунок того, що компонента ЕКГМ має більші енергетичні параметри, ніж ЕКГП компонента, використовуючи дискретні вейвлет-перетворення компоненту ЕКГМ можна виділити окремо, а компоненту ЕКГП виділити за рахунок віднімання компоненти ЕКГМ з абдомінального сигналу [113].

Оскільки вейвлет-аналіз використовує частотно-часове представлення результатів, то він може використовуватись навіть у випадках, коли відбувається частотне перекриття компонентів сигналу у класичних Фур'є спектрах. І на основі даної особливості, при використанні вейвлет-перетворень сигнал ЕКГП розглядається, як корисний сигнал, а компонента ЕКГМ, як завади [114]. В залежності від вхідних сигналів, вейвлет-перетворення може відрізнитись, оскільки існує багато його варіантів. Наприклад, на рисунку 1.17 продемонстроване комплексне вейвлет-перетворення першого каналу абдомінального сигналу, який було показано на рисунку 1.2.

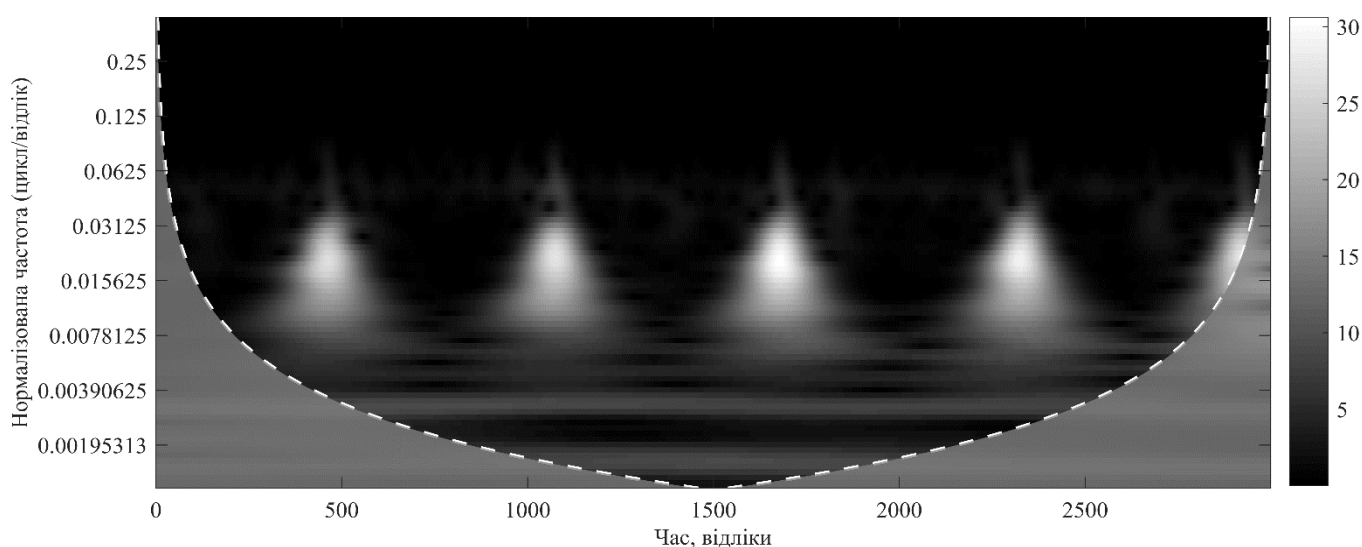


Рисунок 1.17 – Комплексне вейвлет-перетворення першого каналу абдомінального сигналу

Виділити ЕКГП компоненту в даному випадку неможливо, оскільки амплітудні параметри значно менші, аніж параметри ЕКГМ компоненти абдомінального сигналу, але це стосується виключно випадку із даним записом. Через неможливість вірного визначення частіше в задачах виділення компоненти ЕКГП використовують або вейвлет-фільтрацію [115], [116], або вейвлет-розкладання [117 – 119].

Як зазначається авторами роботи [117], використання вейвлет-розкладання абдомінального сигналу на два рівні з використанням вейвлетів Добеші, після якого застосовується додатково пост-фільтрації фільтром Савицького-Голея. А автори роботи [118] вказують, що краще використовувати розкладання на чотири рівні, використовуючи ортогональний вейвлет симлет.

Оскільки абдомінальні сигнали нестационарні, а також через можливі виникнення спотворень в формі QRS-комплексів [81], використання однакових вейвлет-перетворень для вирішення задачі виділення компоненти ЕКГП із абдомінального сигналу, може бути ускладненою. На рисунку 1.18 показано приклад розкладання одного каналу абдомінального сигналу з використанням вейвлету Добеші на два рівні.

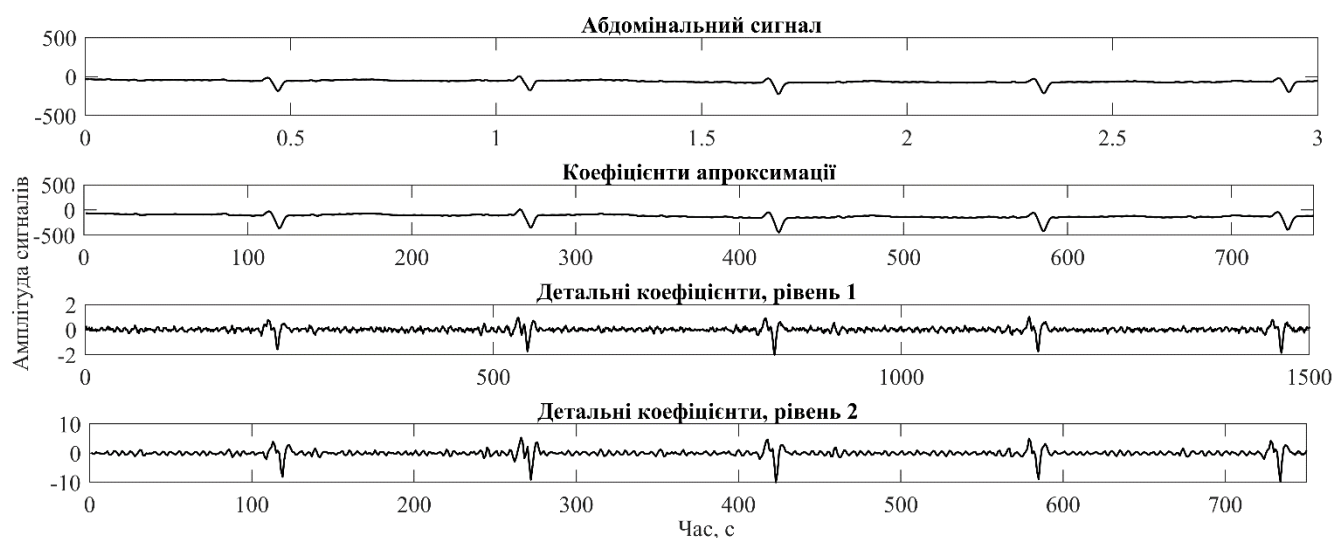


Рисунок 1.18 – Розкладання абдомінального сигналу з використанням вейвлету Добеші на два рівні

В роботі [115] було продемонстровано ефективність використання вейвлетів симлет для попередньої обробки абдомінального сигналу з метою зменшення рівня завад у початковому сигналі. На рисунку 1.19 продемонстровано приклад фільтрації початкового сигналу з використанням вейвлету «sym4».

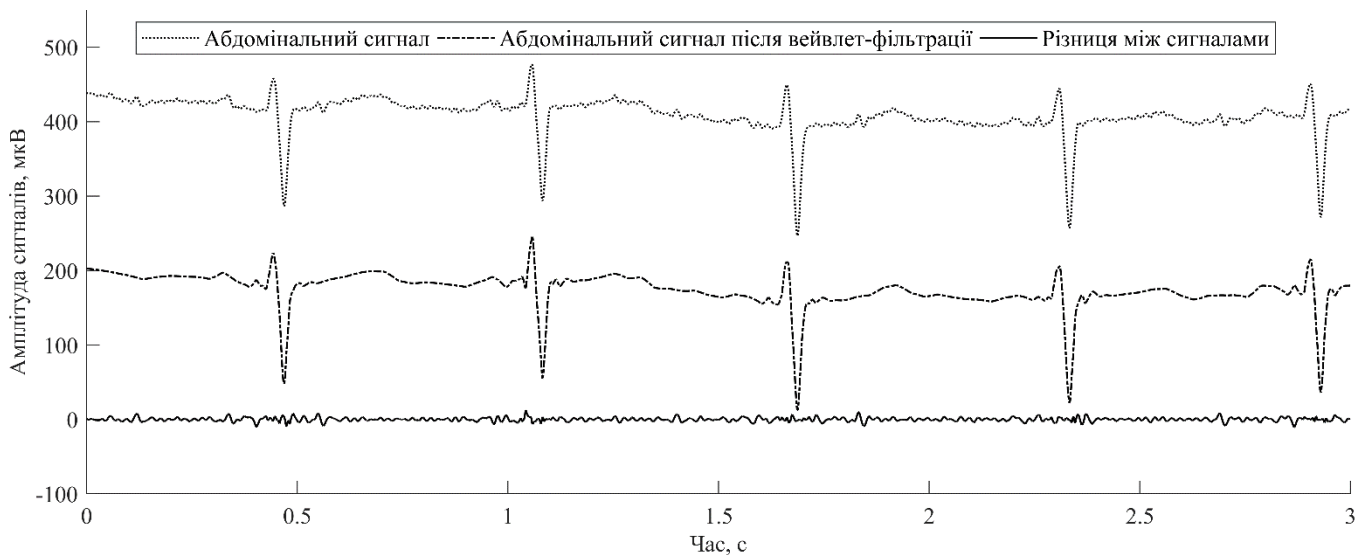


Рисунок 1.19 – Результат фільтрації абдомінального сигналу з використанням вейвлету «sym4» з розкладанням на п'ять рівні

Як видно із рисунку 1.19 при знаходженні різниці між початковим та відфільтрованими абдомінальними сигналами, ЕКГП компоненту окремо видалити не є можливим, хоча даний метод можна використовувати, як метод нелінійної попередньої фільтрації абдомінальних сигналів. Проте, даний спосіб не є адаптивним до нелінійних змін у сигналі і для реалізації такої адаптивності, необхідно використовувати модифіковані значення порогів, адаптивні пороги або жорсткі пороги, які дозволять, при використанні запропонованого підходу, максимально видалити компоненти ЕКГП та шуму з абдомінального сигналу та як можливо більше зберегти початкову форму компоненти ЕКГМ, щоб при видаленні її після вейвлет-фільтрації, залишити як можливо менше залишків компоненти ЕКГМ у результаті [109], [110].

1.3.5 Методи на основі нейронних мереж

На відміну від усіх раніше розглянутих алгоритмів та методів виділення ЕКГП компоненти із абдомінального сигналу, нейронні мережі (НМ) є адаптивними методами, які можуть використовуватись при нелінійних змінах у початковому сигналі. Одним із популярних рішень при задачах обробки абдомінальних сигналів є використання гібридних нейронних мереж, які засновані на принципах нечіткої логіки [120]. В роботі [120] розглянута НМ, що складається з п'яти рівнів, де вхідний шар складається з двох входів, а вихідний з одного. До входу подається сигнал ЕКГ, який було записано з грудного відведення, а також один канал абдомінального сигналу. НМ розраховує компоненту ЕКГМ абдомінального сигналу, враховуючи вхідні сигнали, після чого ця компонента видаляється із абдомінального сигналу. В результаті даних процедур на виході системи формується сумарний сигнал із компоненти ЕКГП та завад.

Для усунення завад було запропоновано використовувати оптимізацію з використанням алгоритму оптимізації рою часток (Particle Swarm Optimization, PSO) [121 – 124]. Також використовують комбінації з вейвлетами [114], [125]. В роботі [125] було продемонстровано, що найбільша ефективність даного алгоритму досягається, коли вейвлет-фільтрація використовується як метод пост-обробки абдомінального сигналу. Комбінації з використанням додатково мультиплексування з ортогональним поділом (OFDM) дають ще більшу ефективність виділення ЕКГП компоненти [126].

В роботі [127] використовувались нейронна мережа з відлунням стану (Echo State Network, ESN), які ґрунтуються на рекурентних нейронних мережах (Recurrent Neural Network, RNN), де поточні значення сигналу залежать від попередніх. Процедура виділення ЕКГМ компоненти виконується у декілька етапів. На першому етапі розраховуються вихідні ваги системи, які, поступово накопичуючись, визначають наступні вихідні ваги, таким чином, при обробці абдомінального запису, відбувається поступове накопичення значень сигналу. Як результат, отримується компонента ЕКГМ абдомінального сигналу. Після цього вона віднімається від початкового

абдомінального сигналу, в результаті отримується ЕКГП компонента абдомінального сигналу. Також використовується адаптивний алгоритм для розрахунку вихідної ваги. Наприклад, це може бути рекурсивний фільтр найменших квадратів (Recursive Least Squares Filter, RLS) , який показує найбільшу ефективність [127], алгоритм найменшого середнього квадрату (Least Mean Squares Filter, LSM).

1.3.6 Комбіновані методи

Комбіновані методи включають в себе методи обробки, які було розглянуто раніше. Як вже наводилось вище, комбінація вейвлет-перетворень з НМ дає більшу ефективність при задачах виділення компоненти ЕКГП із абдомінального сигналу, коли ефективність самого методу розраховується завдяки визначенню місцеположення QRS комплексів компоненти ЕКГП. Так само, комбінація методів аналізу незалежних компонент з використанням нелінійних фільтрів, таких як фільтр Калмана або вейвлет-фільтрів, так само підвищують ефективність обробки абдомінальних сигналів. Наприклад, використання методів на основі обробки абдомінального сигналу та комбінація даного підходу з одночасним використанням грудного відведення дають більшу ефективність [128]. Комбінація методів на основі шаблонного віднімання та методів сліпого поділу джерела була презентована в роботі [129]. Результати продемонстрували найкращу ефективність виділення компоненти ЕКГП в рамках проведення конкурсу від Physionet. Також у роботі [130] було продемонстровано використання одночасно методів сліпого поділу джерела, розкладання з використанням емпіричних мод та вейвлет-згортання (Wavelet Shrinkage, WS). В роботі [66] було продемонстроване використання фільтру Калмана та сингулярного розкладання (Singular Value Decomposition, SVD). Результати продемонстрували також високу ефективність. В роботі [131] було продемонстровано поєднання методів сліпого поділу джерела, вейвлет-фільтрації, як пост-обробки результату виділення ЕКГП компоненти, та RLS або адаптивної нейросистеми нечіткого висновку (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System, ANFIS). Приклад даного

алгоритму приведено на рисунку 1.20, який було розроблено авторами та продемонстровано в роботі [66].

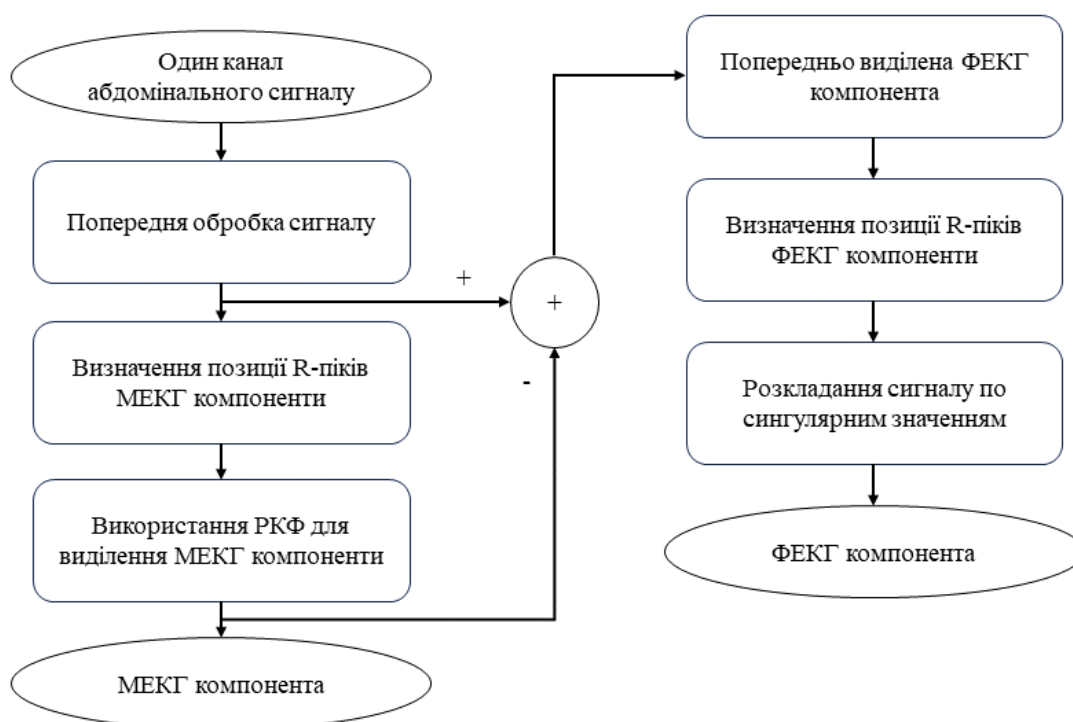


Рисунок 1.20 – Приклад комбінованого алгоритму, приведенного в роботі [66]

На рисунку 1.21 представлено приклад алгоритму для виділення компоненти ЕКГП із абдомінального сигналу з використанням методів сліпого поділу джерела та адаптивний трансверсальний фільтр. Алгоритм було представлено в роботі [58].

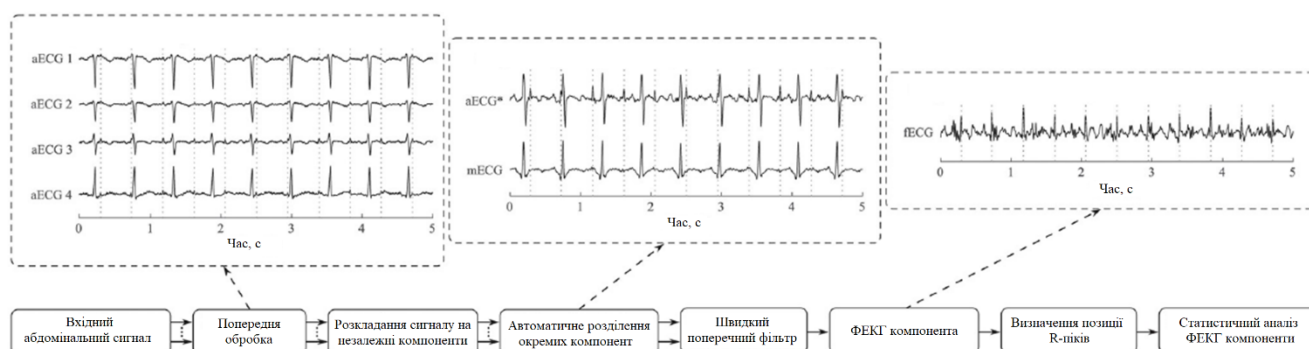


Рисунок 1.21 – Приклад комбінованого алгоритму, приведенного в роботі [58]

На сьогодні існує багато комбінованих алгоритмів, їх комбінації різні, проте загальною метою загальною залишається виділення компоненти ЕКГП із абдомінального сигналу з максимальним придушенням будь-яких завад. В одній із робіт було розглянуто наступну реалізацію такого методу з використанням методів сліпого поділу джерела, а саме методів аналізу періодичних компонент для видалення компоненти ЕКГМ, після чого використовувалась вейвлет-фільтрація, потім використовувався метод аналізу незалежних компонент. Алгоритм представлено на рисунку 1.22.

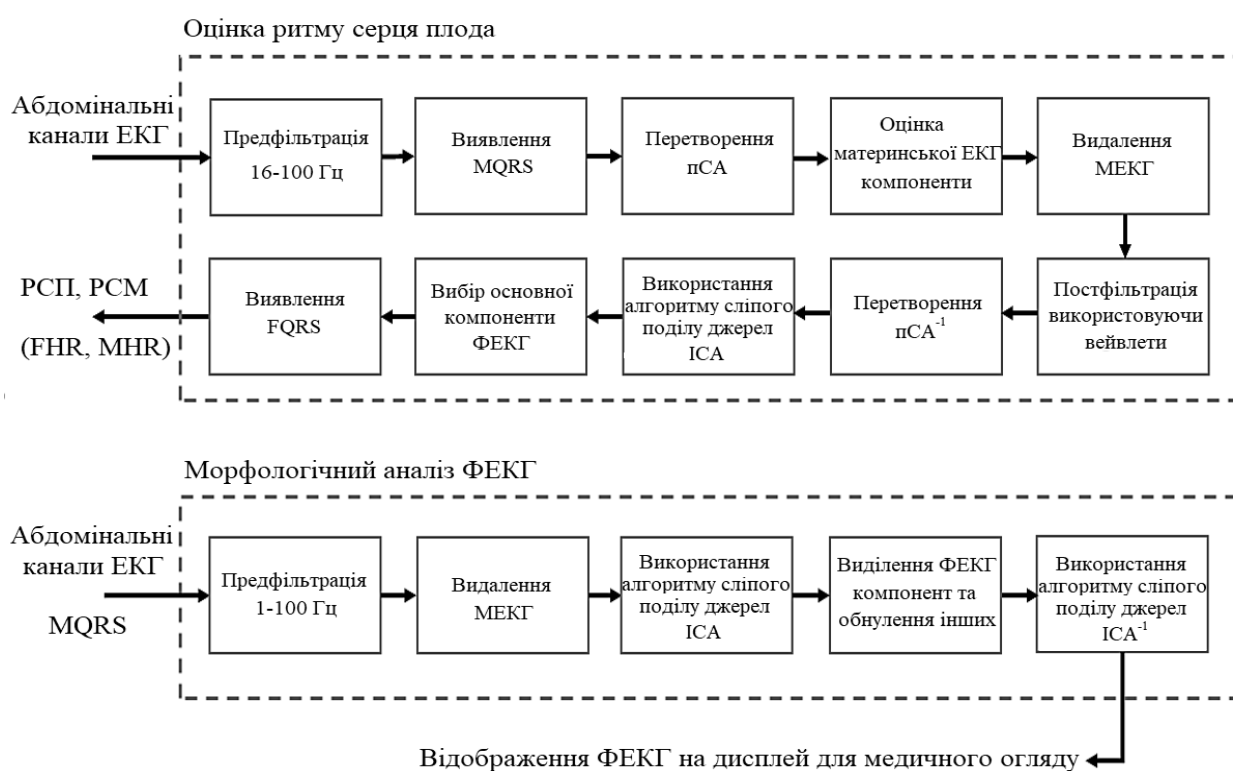


Рисунок 1.22 – Приклад комбінованого алгоритму, приведенного в роботі [69]

Алгоритм продемонстрував високу ефективність виділення компоненти ЕКГП із абдомінального сигналу, проте, враховуючи усі недоліки, які були описані вище, щодо попередньої обробки, щодо пошуку положень QRS-комплексів як компоненти ЕКГМ, так і компоненти ЕКГП, а також проблеми методів сліпого поділу джерел, пов'язану із кількістю необхідних каналів, щодо вибору нелінійного фільтру, який був би максимально адаптивним до будь-яких нестационарних процесів в абдомінальних сигналах, необхідно додати ряд змін та виконати вдосконалення його

структури з метою підвищення ефективності виділення компоненти ЕКГП. Саме структура даного алгоритму буде модифікуватись і порівнюватись з результатами його роботи до модифікацій, після модифікацій та з результатами інших робіт, інших авторів.

1.4 Методи аналізу сигналу ритмограми

Після того, як було виконано виділення компоненти ЕКГП із абдомінального сигналу, а також виділена компонента ЕКГМ, які є одними із фізіологічних параметрів для самої вагітної жінки, так і для плоду, з'являється можливість вирахувати інші фізіологічні показники – сигнал ритмограми, а також частоту серцевих скорочень. Це відбувається шляхом пошуку місцеположень QRS-комплексів в обох компонентах абдомінального сигналу, як в компоненті ЕКГМ, так і ЕКГП. На рисунку 1.23 продемонстровано приклад аналізу ритмограми компонентів ЕКГП та ЕКГМ абдомінального сигналу у системі CardioLab [70].

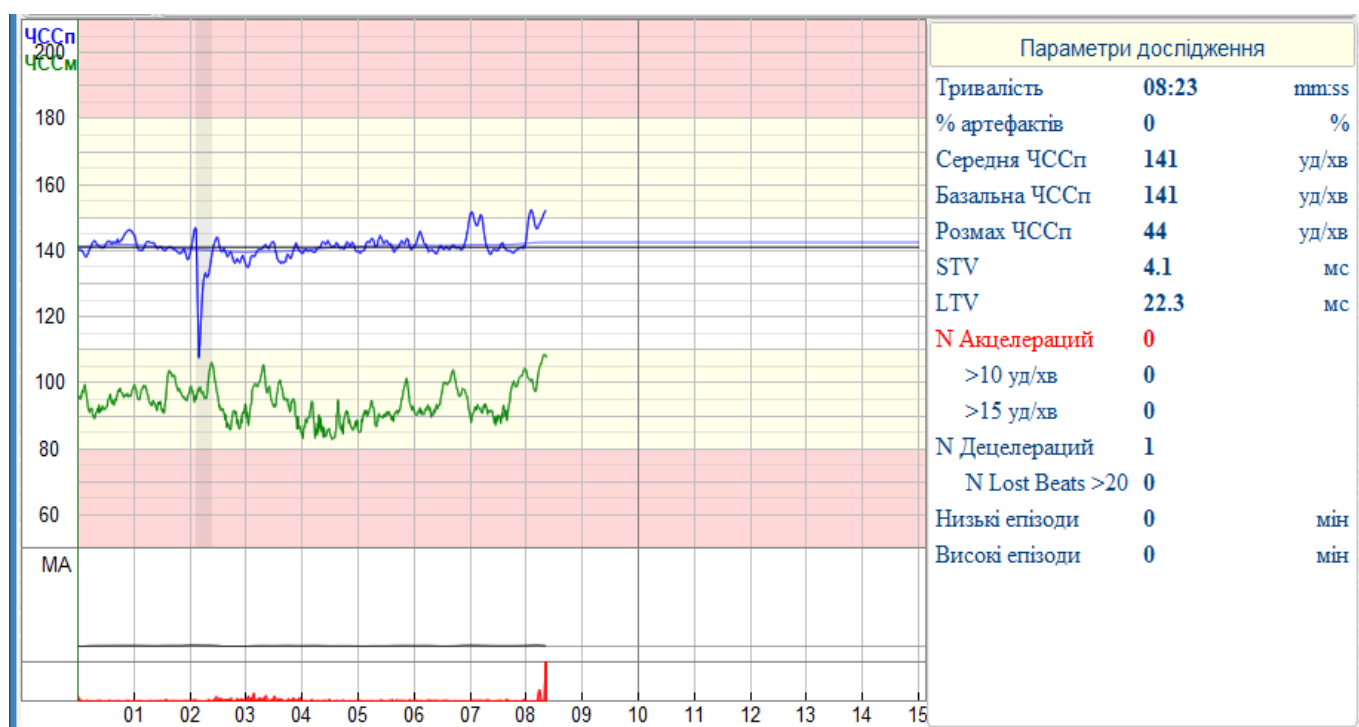


Рисунок 1.23 – Приклад аналізу ритмограми компоненти ЕКГП та ЕКГМ

Аналіз проводиться з визначенням основних показників, таких як інтервали акцелерацій і децелерацій [132], а також варіабельність серцевого ритму плоду за правилами European Society of Cardiology [133], а також результати аналізу параметрів акцелерацій і децелерацій серцевого ритму плоду (AC/DC). Дані параметри є основними при аналізі, проте також використовується і спектральний аналіз для виявлення високочастотних спотворень у ритмограмі [70]. На рисунку 1.23 продемонстровано стандартний приклад розрахунків параметрів сигналу ритмограми, який застосовується у системах КГТ [48]. Як видно з рисунку, виконується розрахунок середнього значення ЧСС, варіабельність ЧСС, які далі презентуються лікарю для встановлення можливого діагнозу. Тобто, дані системи самостійно діагностику не виконують, а виконують виключно розрахунки параметрів, які далі презентуються для винесення вердикту. Існує також варіація представлення результатів вже в вигляді, який притаманний для систем НІ-ЕКГП аналізу. На рисунку 1.24 представлено результат даних розрахунків у системі CardioLab для компоненти ЕКГМ абдомінального сигналу, а на рисунку 1.25 для ЕКГП компоненти.

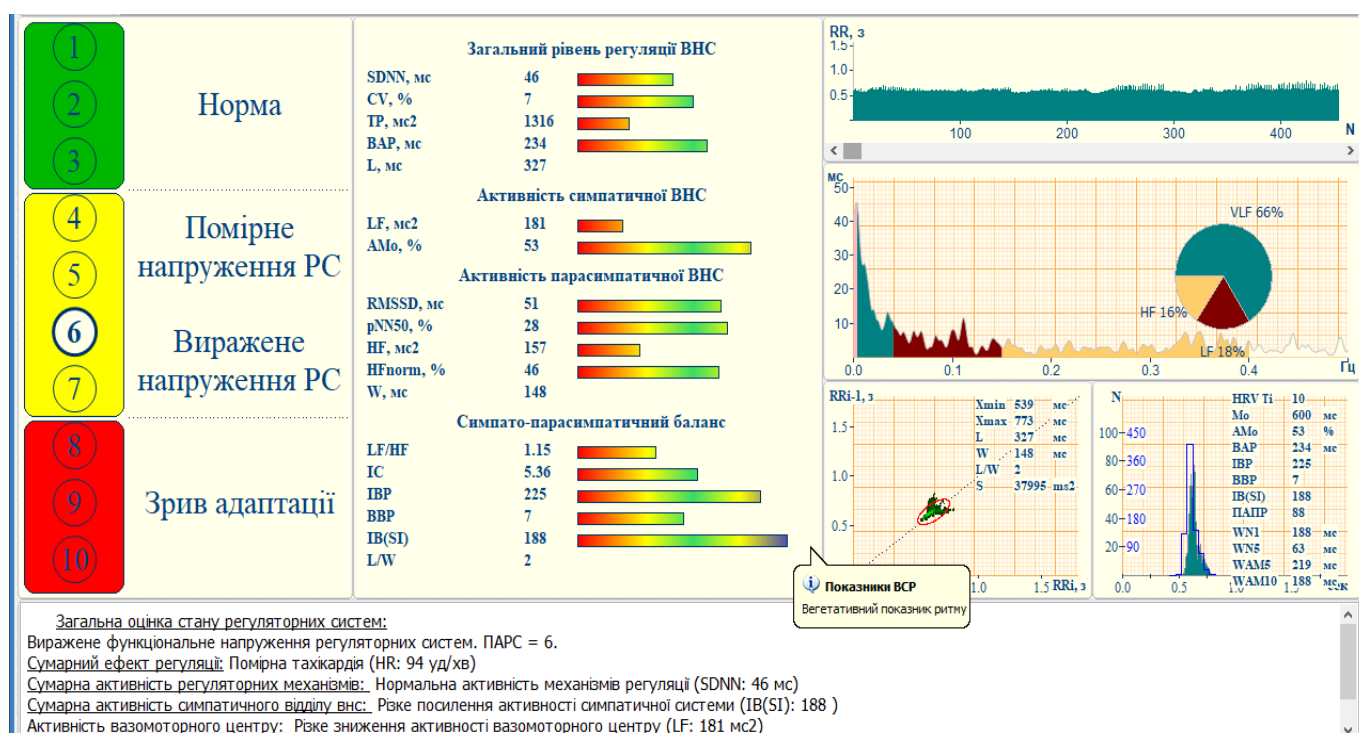


Рисунок 1.24 – Приклад аналізу ритмограми компоненти ЕКГМ

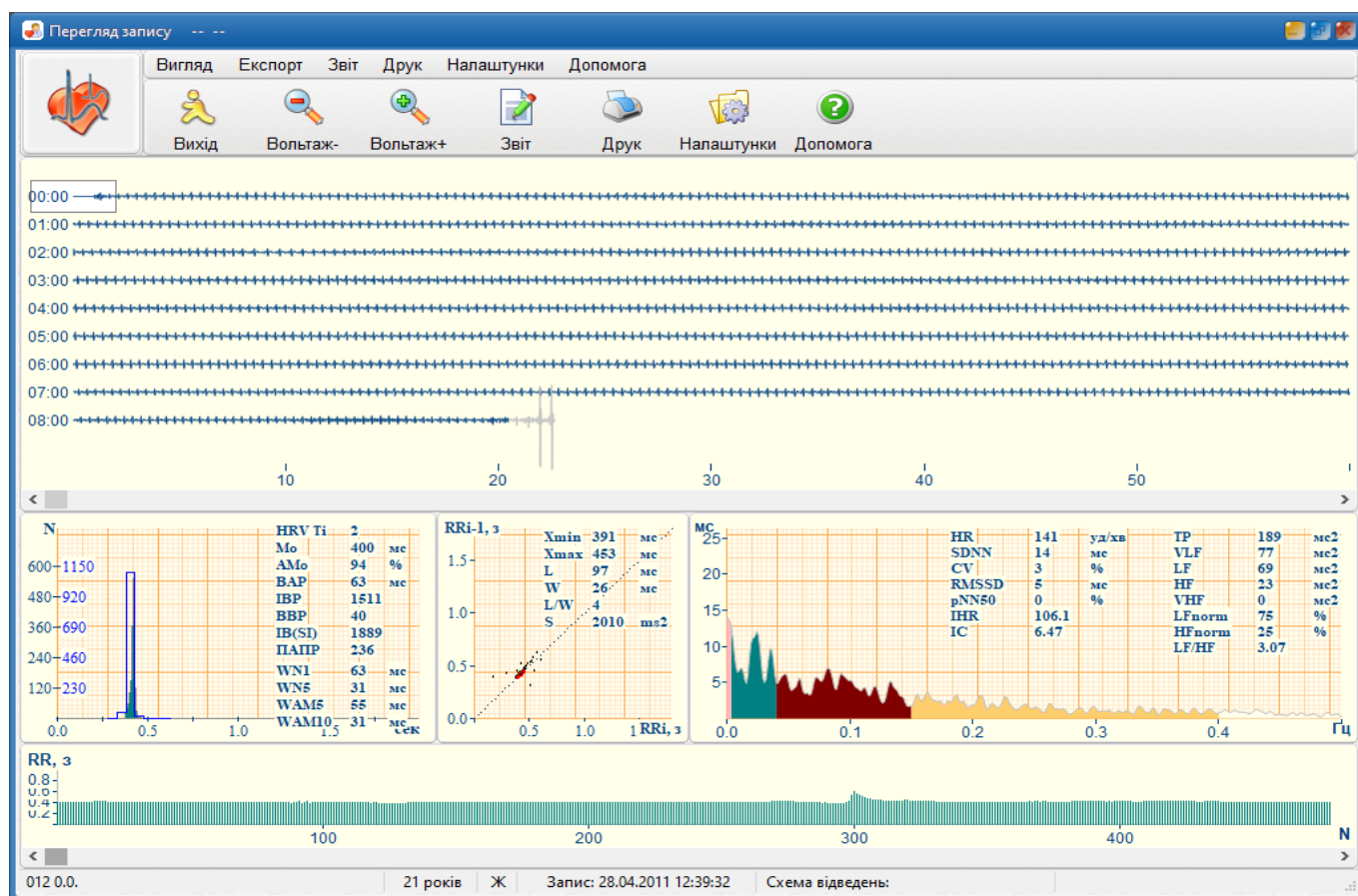


Рисунок 1.25 – Приклад аналізу ритмограми компоненти ЕКГП

Як видно з рисунку 1.24 при використанні методики НІ-ЕКГП існує можливість вирахування додаткових параметрів та значень. Як було сказано раніше, це пов'язано із можливістю реєстрації ритмограми від удару до удару та виявлення окремих скорочень серця на відміну від КТГ систем. Для компонентів додатково виконується розрахунок спектру Фур'є, за допомогою якого визначаються спектральні характеристики сигналу ритмограми, а саме потужності спектральних компонент на високих, низьких і середніх частотах. Також існує можливість побудови діаграми розподілення значень ЧСС та графу їх стандартного відхилення. Для компоненти ЕКГМ додатково виконується розрахунок ймовірного діагнозу.

Автоматичний аналіз часто включає в себе виявлення таких змін, як прискорення чи уповільнення ЧСС, а також оцінку миттєвої варіабельності [134], [135]. Автоматизація допомагає уникати суб'єктивних помилок при діагностуванні стану плоду при дослідженні сигналу ритмограми [136 – 139]. Автоматизація розрахунків виконується за допомогою різних методів, наприклад, на основі аналізу фазово-

випрямлених сигналів (PRSA) [135]. Це алгоритм, який використовується при обробці сигналів, що дозволяє ідентифікувати квазіперіодичні структури в сигналі, які можуть бути замасковані нестаціонарним характером сигналу і шуму. Цей метод обробки сигналів добре підходить для аналізу послідовностей R-R інтервалів ЕКГП в силу їх квазістаціонарності, він дозволяє оцінювати функції автономної регуляції навіть при відсутності фазової синхронізації послідовності R-R інтервалів, через пропуск або помилкове виявлення серцевих скорочень плоду при наявності високого рівня нелінійних спотворень у компоненті ЕКГП абдомінального сигналу.

Обчислення показників АС/DC засноване на часовій послідовності R-R інтервалів ЕКГП – $\{RR_i\}$. В оригінальній версії алгоритму PRSA для обчислення DC знаходяться R-R інтервали більш тривалі, ніж попередні, і визначаються як так звані, DC якірні точки, аналогічним чином і для АС. Беруться інтервали більш короткі, ніж попередні, і це будуть АС якірні точки. RR_{iY} , $Y=1, 2, \dots, M$, де M – кількість якірних точок з $RR_i > RR_{i-1}$ (для DC), або з $RR_i < RR_{i-1}$ (для АС).

Часові послідовності серцевих скорочень майже завжди (особливо для НІ-ЕКГП) спотворюються технічними та електрофізіологічними артефактами через роботу обчислювальних алгоритмів, ектопічних серцевих скорочень, аритмічних подій. Такі точки даних не можуть використовуватися в якості якірних. Щоб обійти цю проблему інтервали серцевих скорочень з тривалістю більше деякого порога $RR_{i\max}$ або менше порога $RR_{i\min}$ з аналізу виключаються.

Далі, навколо кожної якірної точки визначаються сегменти RR-інтервалів тривалістю в $2L$ точок. Якірні точки, що знаходяться на початку кожного сегмента, або в кінці нього, для яких немає повного сегмента довжини $2L$, з аналізу виключаються. В результаті формується набір сегментів даних. На наступному кроці обробки всі сегменти $Y = 1, 2, \dots, M$, поєднуються і центруються навколо своїх якірних точок, і шляхом усереднення всіх сегментів формується PRSA сигнал \overline{RR} (1.13):

$$\overline{RR}(k) = \frac{1}{M} \sum_1^M RR_{iY+k}, k = -L, \dots, L \quad (1.13)$$

У цьому усередненому сигналі виключені всі неперіодичні компоненти, зумовлені фізіологічними і технічними артефактами, і залишилися лише квазіперіодичні епізоди навколо відповідних якірних точок для AC і DC. На рисунку 1.26 показані два приклади кривої PRSA, розрахованої відповідно для нормального плоду праворуч і для плоду з синдромом затримки розвитку плоду (СЗРП) ліворуч. Точки відповідають точці прив'язки при усередненні.

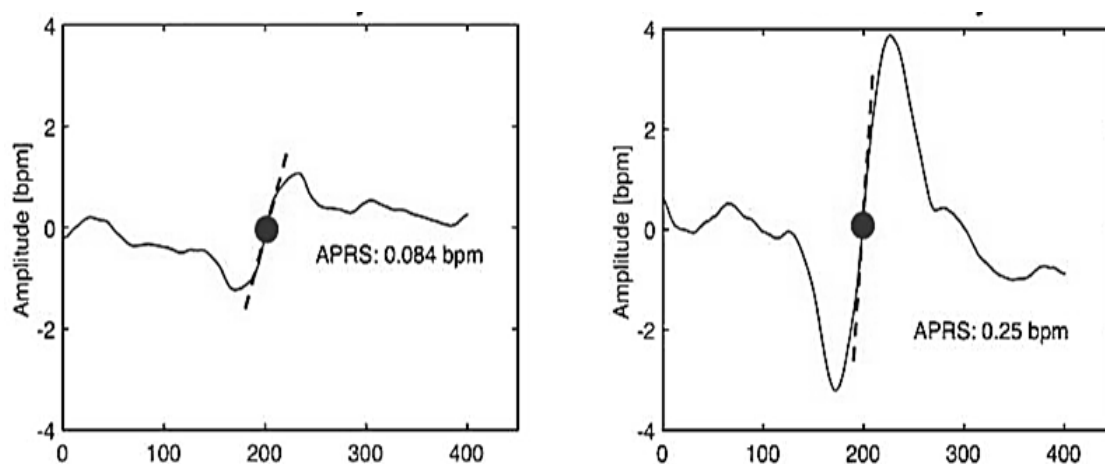


Рисунок 1.26 – Криві PRSA для плоду з СЗРП і здорового плоду

Оскільки в задачах аналізу ритмограм використовується аналіз спектральних властивостей, то однією із задач для вирішення у роботі є пошук нових характеристик та параметрів, які можуть бути використані в подальшому в діагностичних цілях, як доповнення до значень AC/DC.

1.5 Морфологічний аналіз

Морфологічний аналіз полягає у оцінці безпосередньо самого QRS-комплексу як компоненти ЕКГП, так і компоненти ЕКГМ. Для цього у вирахованих раніше положеннях QRS-комплексів виконується їх усереднення у часі. Далі в усередненому комплексі виконується пошук усіх характерних точок, після чого розраховуються часові, амплітудні параметри та їх співвідношення. На рисунку 1.27 представлено процедуру морфологічного аналізу у системі CardioLab [70].

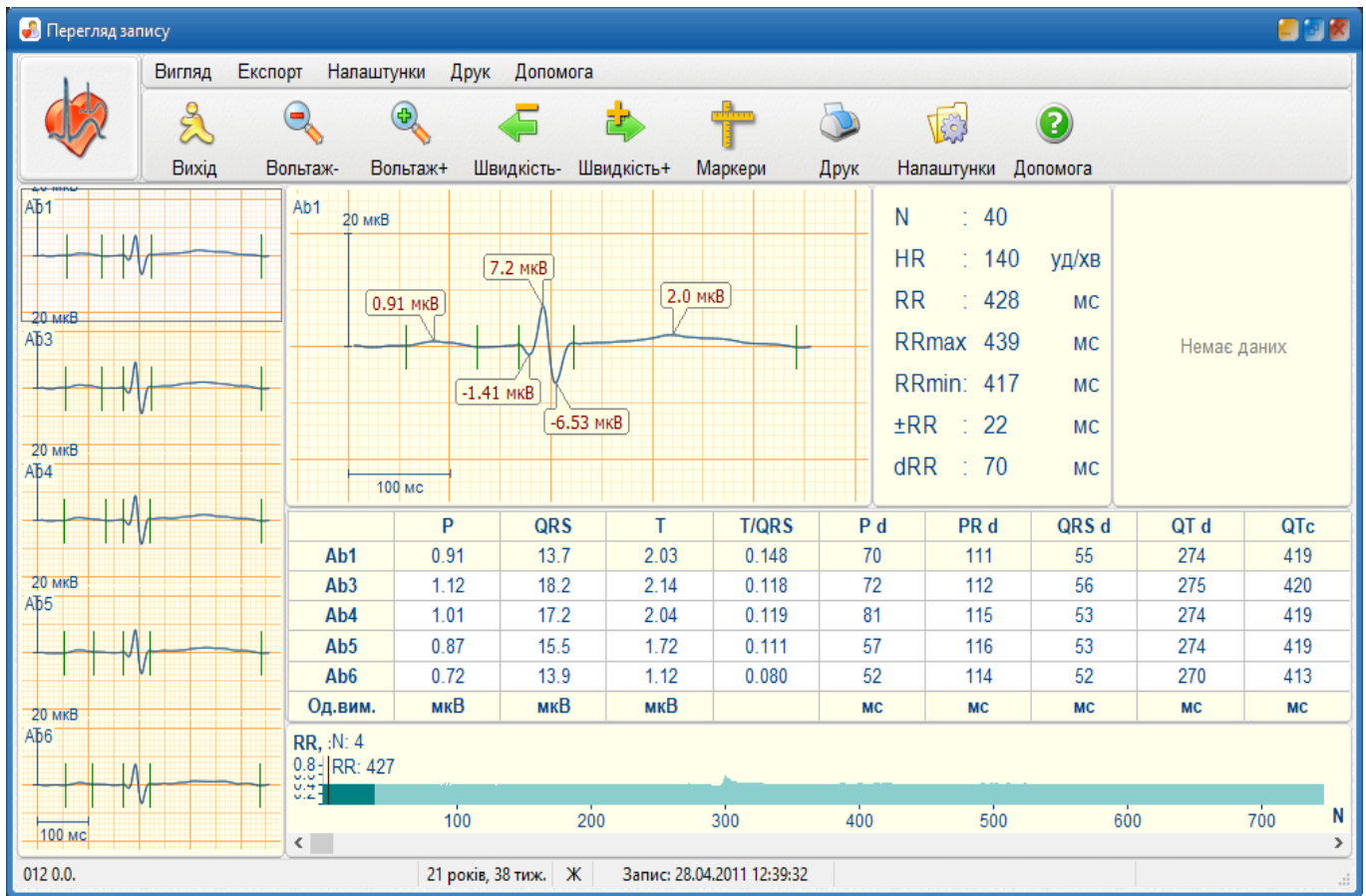


Рисунок 1.27 – Морфологічний аналіз ЕКГП компоненти

Такі методи як плодова фонокардіографія, а також абдомінальна електрокардіографія дозволяють проводити аналіз даних, забезпечуючи більшу інформативність при оцінці ЕКГП та ЕКГМ компонент на відміну від стандартного аналізу КТГ [140]. Однак, слід зазначити, що для проведення даного моніторингу необхідно, щоб апаратура для запису мала частоту дискретизації сигналів в межах 1 кГц [141 – 146]. Для аналізу використовують зазвичай інформацію про часові та амплітудні характеристики QRS-комплексу [147], [148]. Однак, в роботах [148] використовувалась інвазійна техніка запису абдомінального сигналу, щоб провести даний моніторинг. Це пов'язано із тим, що абдомінальні сигнали мають ряд спотворень і виділена компонента ЕКГП має низьке значення співвідношення сигнал/шум, через що виявлення місцеположення характерних точок QRS-комплексу є складною задачею. Тому даний аналіз обмежувався лише використанням під час пологів [149]. Через це даний спосіб не використовують часто, а його результати піддаються критиці [150 – 153]. В роботах [154], [155] була продемонстрована

можливість виділення характерних точок з абдомінального сигналу за допомогою використання комбінованого методу виділення компоненти ЕКГП, а саме з використанням фільтрів Калмана в роботі [154] та фільтрів Байєсу [155]. Даний моніторинг може розширити клінічні можливості застосування неінвазійної електрокардіографії плоду [156], [157], оскільки може використовуватись впродовж тривалого часу в засобах, що можуть використовуватись в домашніх умовах.

І хоча дані методи та підходи використовуються в практиці НІ-ЕКГП методів для аналізу стану плоду, вони не позбавлені недоліків [158]. Основна проблема полягає у вирахованні саме характерних точок QRS-комплексу. До основних характерних точок відносять п'ять наступних точок: P, Q, R, S, T. Також існує шість додаткових, які визначають початки та кінці піків. Схематично дані характерні точки позначені на рисунку 1.28, який було продемонстровано авторами в роботі [159]. Найпростішою задачею є пошук R характерної точки, або R-піку. В попередніх розділах було розглянуто метод Пан-Томпкінсу для детектування її позиції в ЕКГ сигналі. Більш складною задачею є детектування інших характерних точок.

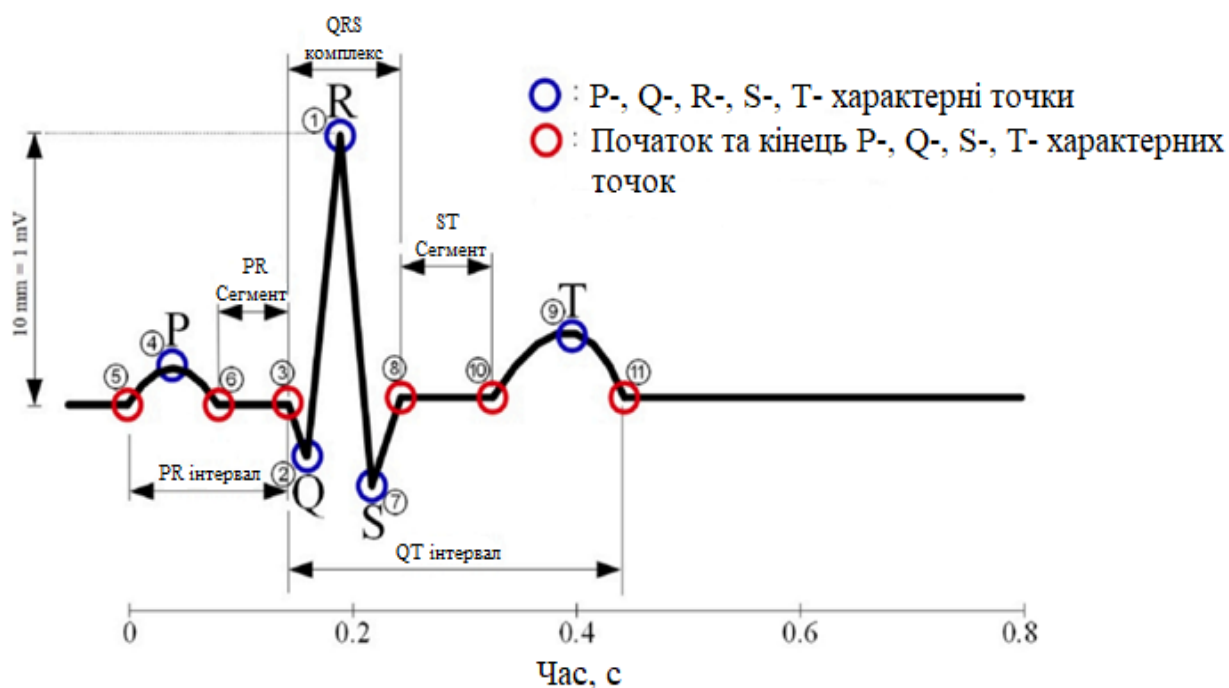


Рисунок 1.28 – Основні характерні точки QRS-комплексу [159].

В роботі [160] було запропоновано алгоритм пошуку Р та Т характерних точок, з використанням порогів та врахування нахилів сигналу. В роботі [161] було запропоновано використання фільтрів з ковзним середнім (moving-average filters) зі змінним порогом. В [162] було продемонстровано можливість визначення Р характерної точки за допомогою кореляційних та регресійних моделей. Також використовують вейвлет-перетворення для пошуку характерних точок Р та Т [163], [164]. Дані методи добре працюють із звичайними ЕКГ сигналами, проте при низькому рівні відношення сигнал/шум або при нестационарних змінах у сигналі вони показують погані результати. Тому в роботі [165] запропоновано використання гібридного виявлення ознак, яке засновано на аналізі максимумів модуля дискретних значень коефіцієнтів вейвлет-перетворення. Також можливе використання Марківських моделей для виконання даної задачі [166]. Проте недоліком даного методу є неможливість виконувати пошук при нестационарних змінах або завадах, які присутні в сигналах ЕКГ. В роботі [167] використовувався адаптивний метод пошуку з використанням позиції R-піку, в якому усі інші характерні точки визначались шляхом дослідження сигналу і пошуку локальних максимумів. Результати цих авторів продемонстрували високу ефективність в задачах пошуку характерних точок QRS-комплексу. Результати досліджень продемонстровано на рисунку 1.29.

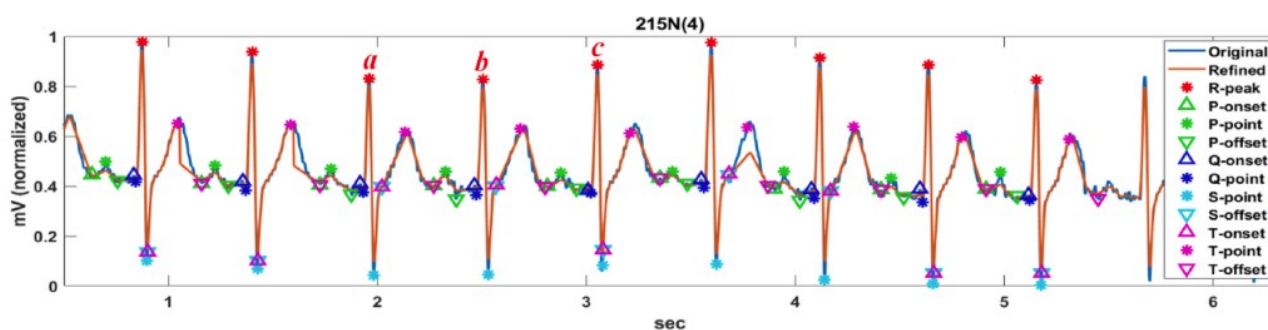


Рисунок 1.29 – Результат визначення характерних точок QRS-комплексу, продемонстрований авторами в роботі [167].

Проте, хоч і існує багато варіантів методів для визначення характерних точок QRS-комплексу, вони мають недоліки. При нестационарних завадах у сигналі їх

визначення стає складною задачею. Так само ця проблема виникає при спотвореннях у самому QRS-комплексі. Тому однією із задач є розробка методу визначення характерних точок QRS-комплексу в компонентах ЕКГП та ЕКГМ абдомінального сигналу, який буде інваріантним до нестационарних і нелінійних завад чи спотворень.

1.6 Методи визначення АТ за параметрами ЕКГ та ФПГ сигналів

Високий артеріальний тиск (АТ) або гіпертонія є надзвичайно поширеним і небезпечним станом, яким страждає понад 18–27% населення світу [168]. Він є причиною багатьох серцево-судинних захворювань (ССЗ), які щорічно вбивають 7,6 мільйонів людей у всьому світі [169]. При цьому 85% цих смертей припадає на інфаркт та інсульт [170]. На жаль, значна частина гіпертоніків навіть не здогадується про свою хворобу, а вона повільно і непомітно пошкоджує внутрішні органи (мозок, очі, нирки, судини). Тому гіпертонію часто називають тихим вбивцею [171]. Хоча люди можуть вимірювати власний АТ за допомогою автоматизованих пристроїв, оцінка медичним працівником є важливою для оцінки ризику та пов'язаних з ним умов [170]. Для постановки точного діагнозу необхідно правильно виміряти АТ, що включає багато факторів: положення тіла, положення руки, правильно підібрану манжету [172]. Недотримання цих показань може призвести до похибки вимірювання АТ до 10 мм рт. ст. [172], що є небажаним.

Зазвичай для контролю артеріального тиску використовують його періодичні вимірювання. Але такі вимірювання часто не можуть вловити раптові та швидкі зміни артеріального тиску. Найбільш точним способом виявлення артеріальної гіпертензії, рекомендованим Американською кардіологічною асоціацією та Американським коледжем кардіології, є амбулаторне спостереження тривалістю до 24 годин [173], [174] і навіть більше [175]. Очевидно, що для здійснення такого моніторингу потрібні відповідні засоби. Усі існуючі методи вимірювання АТ можна розділити на дві групи: методи інвазійного та неінвазійного вимірювання. При інвазійному вимірюванні датчик тиску встановлюється безпосередньо в артеріальну судину [176], що забезпечує високу точність і безперервність вимірювання, але такий підхід

пов'язаний з багатьма ризиками. Тому інвазійне вимірювання АТ можна застосовувати лише в екстрених випадках, в умовах стаціонару та під наглядом кваліфікованих спеціалістів. Неінвазійні методи базуються не на прямому вимірюванні внутрішньо судинного АТ, а на обробці та аналізі різноманітних показників серцевої діяльності та гемодинаміки, опосередковано пов'язаних з АТ; таким чином, вони набагато безпечніші та зручніші у використанні.

Традиційними неінвазивними методами вимірювання АТ є осцилометричний [177] і аускультативний [178], вони використовують оклюзійну манжету як джерело зовнішнього тиску. На жаль, вимірювання АТ за допомогою манжети створює певні незручності для пацієнта та може бути неточним через неправильне розміщення манжети [179]. Для кожного вимірювання тиску манжета повинна бути надута і спущена, що займає деякий час між послідовними вимірюваннями [180].

Таким чином, бажано мати методи та засоби вимірювання АТ, які мали б такі властивості: 1) були неінвазивними для використання поза стаціонаром; 2) забезпечити можливість тривалого вимірювання артеріального тиску для спостереження за його змінами протягом 12-24 годин; 3) бути зручним у використанні в будь-яких умовах, незалежно від положення тіла, руки та розміру манжети, описано в [172]; 4) мати високу точність вимірювання АТ.

У зв'язку з проблемами використання манжетних методів - незручністю тривалого моніторингу і неточністю визначення АТ через неправильне вимірювання - виникла необхідність розробки безманжетних методів вимірювання артеріального тиску, в основі яких лежить взаємозв'язок артеріального тиску з різними проявами серцевої діяльності та гемодинаміки (електричні, акустичні, механічні), а також їх параметри, які можна зареєструвати та виміряти неінвазійним способом, без використання компресійної манжети та досить простими технічними засобами (електрокардіограма, фонокардіограма, фотоплетизмограма, реограма, механічна пульсограма та ін.). Однією з таких явних залежностей є залежність артеріального тиску від швидкості поширення пульсової хвилі по артеріальних судинах [181]. Також активно розвиваються пристрої, які дозволяють довгостроково контролювати АТ в домашніх умовах [182]. Існують різні датчики, які дозволяють записувати

сигнали. У роботі [183] розглянуто використання датчиків волоконно-брегговської решітки (FBG). Було проведено базовий експеримент, який показав ефективність вимірювання АТ за допомогою запропонованих датчиків [184].

Перші позитивні результати з розрахунку АТ за параметрами сигналів ЕКГ та ФПГ були отримані з використанням в якості міри АТ швидкості поширення пульсової хвилі по артеріальному руслу (Pulse Wave Velocity, PWV), або зворотної величини - часу поширення пульсової хвилі (Pulse Transit Time, PTT) [185], [186].

Залежність між АТ і PWV була відзначена давно, але вперше теоретично обґрунтована Моенсом і Кортевегом (М-К) [187]. Їх міркування виглядали так: PTT залежить від біомеханічних властивостей кровоносних судин – еластичності E , товщини стінки h , та внутрішнього діаметра судин d , а також щільності крові ρ , і пов'язана з цими величинами таким рівнянням (1.14):

$$PWV = \sqrt{\frac{Eh}{\rho d}} \quad (1.14)$$

Відповідно, час T поширення пульсової хвилі ділянкою судини довжиною L , складе (1.15):

$$T = PTT = L / PWV = \frac{L}{\sqrt{\frac{Eh}{\rho d}}} \quad (1.15)$$

У свою чергу, для судин з гнучкими стінками існує емпіричне співвідношення між еластичністю судини E і тиску в ньому P (1.16):

$$E = E_0 e^{\alpha P}, \quad (1.16)$$

де E_0 – початкове значення еластичності, α – коефіцієнт, що визначається властивостями судинної стінки.

Підстановка (1.16) в (1.15) і нескладні перетворення дозволяють отримати наступний вираз (1.17) для зв'язку між АТ і РТТ [188]:

$$AT = -\frac{2}{\alpha} \ln T + \frac{1}{\alpha} \ln\left(\frac{L^2 \rho d}{hE_0}\right) \approx -\alpha PTT + b \quad (1.17)$$

Вираз показує, що при постійних значеннях коефіцієнтів (1.17), що визначають параметри і стан судин, зміни АТ практично пропорційні часу поширення пульсової хвилі. Саме ця наочна обставина визначила первісний загальний інтерес до цього напряму досліджень з безманжетного вимірювання АТ. Однак, хоча підхід на основі зв'язку АТ з РТТ є багатообіцяючим, і за останні 15 років з'явилася величезна кількість публікацій на цю тему, наприклад, [189 – 195], належить вирішити ще багато проблем для широкого клінічного застосування. Головними з них є необхідність калібрування та точність вимірювання.

Необхідність калібрування для забезпечення прийнятної точності вимірювання артеріального тиску обумовлена наступним. Значення фізіологічних параметрів, що входять у вираз (1.11) відомі лише приблизно, можуть змінюватись від пацієнта до пацієнта, а також у одного пацієнта при зміні його фізичного стану та зовнішніх впливів. Тому спрощення моделі до рівняння М-К може бути ненадійним в умовах, коли фактичний фізіологічний стан пацієнта дуже відхиляється від передбачуваного стану. Також, лінійна модель зв'язку між АТ та РТТ, яку використовують більшість дослідників [196 – 199], справедлива лише в невеликому діапазоні змін АТ. Запропоновані для покращення проблеми калібрування способи з використанням адаптивних алгоритмів, наприклад, на основі адаптивного фільтра Калмана [200], радикально проблему не вирішують.

У зв'язку з обмеженістю найпростішої моделі на основі рівняння М-К було запропоновано низку альтернативних моделей, заснованих на зв'язку АТ не тільки з РТТ, але також з іншими параметрами серцевої активності та гемодинаміки – з поточною частотою серцевих скорочень (ЧСС), параметрами варіабельності серцевого ритму (ВСР), амплітудними та часовими параметрами, що визначають

форму пульсової хвилі, що дозволяють розширити модель додатковими похідними параметрами, такими як ударний об'єм, серцевий викид, артеріальна жорсткість та судинний опір. Наприклад, скоротність міокарда може бути оцінена з використанням нахилу систолічного підйому ПВ; серцевий викид та загальний периферичний опір можуть бути отримані з нахилу діастолічного піку ПВ; параметри варіабельності серцевого ритму та поточна ЧСС можуть використовуватися для вимірювання ударного об'єму та хвилинного серцевого викиду [193 – 195], [197], [198]. Однак, якщо для моделі М-К використовується досить простий (лінійний, логарифмічний, зворотний, квадратичний) зв'язок між АТ та вимірюваними параметрами, що дозволяло в явному вигляді записати рівняння спостереження та отримати вираз для визначення калібрувальних коефіцієнтів або користуватися для цього найпростішими методами лінійної або нелінійної регресії [190], [194], [195] то ускладнення моделі вимагає застосування прогностного моделювання з використанням більш складних методів, керованих даними, таких як машинне навчання.

За останнє десятиліття з'явилося багато публікацій, присвячених оцінці артеріального тиску на основі швидкості пульсової хвилі (PWV) або часу проходження пульсової хвилі (PTT) [201]. У роботі [202] розглядається зміна параметра PTT при застосуванні спинномозкової анестезії, отримані результати свідчать про досить точну наявність змін показника PTT у серцево-судинній системі. Оскільки цей параметр відображає зміни в серцево-судинній системі, його також активно використовують для моніторингу артеріального тиску з додатковим визначенням параметрів ритму [203]. Враховуючи особливості сигналу ФПГ, деякі автори [204] пропонують використовувати для визначення артеріального тиску його додаткові властивості, що підвищує точність його вимірювань. Параметр PTT вимірюється як час, необхідний для проходження імпульсу тиску від піку зубця R на ЕКГ до піку систолічної точки форми сигналу ФПГ [205]. Використання параметрів ритму на додаток до параметра PTT при визначенні артеріального тиску призводить до підвищення точності його вимірювань [206]. Усі дослідження використовували сигнали фотоплетизмограми та електрокардіограми для вимірювання значень PTT та отримання артеріального тиску [207], [208]. Однак цей підхід має кілька недоліків.

По-перше, вимірювання АТ за допомогою лише параметра РТТ дійсне лише для даного пацієнта. У зв'язку з цим необхідне калібрування системи моніторингу АТ [209]. Для усунення процесу калібрування пропонуються різні методи, наприклад, використання математичного аналізу та математичних моделей сигналу ФПГ з фізіологічними параметрами пацієнта, запропоновано в роботі [210]. Хоча цей підхід показав стабільні результати, він вимагає великої кількості вхідних даних про фізіологічні параметри пацієнта. Використання альтернативних джерел даних, таких як імпульсно-хвильові сигнали (PWS) [211] замість РТТ, не вирішило проблем з калібруванням системи. Щоб усунути проблему калібрування, дослідники також використовують нейронні мережі [212] або моделі лінійної регресії [213]. Ці системи гнучкі, одну навчену модель можна використовувати для визначення артеріального тиску для різних пацієнтів без повторних процедур навчання. Але зв'язок між артеріальним тиском і параметром РТТ формується лише на основі законів гемодинаміки в еластичних судинах і не враховує зміни інших параметрів системи кровообігу.

По-друге, лінійна модель зв'язку між АТ і РТТ [214] справедлива лише в невеликому діапазоні варіацій АТ [215], що впливає на точність вимірювання АТ. Інші автори показали спосіб визначення АТ лише за сигналом ЕКГ [216]. Також було запропоновано використовувати оцінку змін артеріального тиску за допомогою часу судинного проходження [217] або фонокардіограми [218] замість ЕКГ для оцінки тиску [219], [220]. Однак це також не вирішило проблему калібрування та точності системи.

Для її вирішення також були застосовані методи машинного навчання з використанням сигналів ЕКГ і ФПГ для розрахунку артеріального тиску [221]. Нейронні мережі використовуються в різноманітних задачах, таких як: 1) обробка сигналів [222], [223] і зображень [224]; 2) прогнозування динамічних процесів [225], [226]. Зокрема, автори в [227] продемонстрували зв'язок між імпедансною плетизмографією та фотоплетизмографією для визначення параметра РТТ. Використання коефіцієнта інтенсивності ФПГ, який може відстежувати низькочастотні зміни артеріального тиску, було запропоновано в [228]. Результати

показали, що з використанням додаткового параметра точність визначення артеріального тиску зростає. Крім того, були запропоновані нові функції, такі як висхідний і низхідний нахили та співвідношення пікових інтенсивностей для підвищення точності визначення артеріального тиску [229]. Непрямий зв'язок визначався за допомогою алгоритмів на основі машинного навчання [230]. Такі підходи вимагають кількох каналів даних (наприклад, ЕКГ та ФПГ); проте деякі роботи продемонстрували досить високу точність вимірювання артеріального тиску лише за одним каналом даних [231], [232]. У той же час було показано в [233], що комбінація хвиль ЕКГ і ФПГ містить відмінну інформацію, яка покращує точність визначення АТ, тому все ще видається доцільним використання двох каналів даних для підвищення точності вимірювання артеріального тиску. оцінка.

Зазначимо, що використання нейронних мереж дає змогу використовувати розроблені системи визначення АТ [234], [235] без використання додаткових процедур калібрування [236], [237]. Також використовуються методи глибокого машинного навчання, які дозволяють визначати артеріальний тиск без попереднього виявлення параметрів сигналів ЕКГ і ФПГ [238], [239]. Однак цей підхід потребує великої кількості даних під час навчання, що обмежує його використання за наявності невеликої кількості сигналів ЕКГ та ФПГ [240], [241]. При наявності таких патологій, як аритмії, також необхідно враховувати сигнали ЕКГ і ФПГ, що містять ці випадки в наборі тренувальних даних. Якщо такі дані доступні, то методи глибокого навчання можуть точно розрахувати артеріальний тиск [242].

Для підвищення точності визначення можна використовувати нейронні мережі з пам'яттю, наприклад Long Short-Term Memory (LSTM) [243] або Recurrent Neural Network (RNN), які враховують попередній досвід розрахунку АТ. У роботі [244] розглядалося використання чотирьох нейронних мереж для визначення систолічного, діастолічного та середнього артеріального тиску, архітектура цих нейронних мереж була мультисферичною. Для прогнозування використовувалися три ключові моменти в сигналі ФПГ: тривалість систолічного підйому, тривалість діастолічного та тривалість між систолічним і діастолічним піками. Також використовувалися співвідношення амплітуд сигналу в трьох характерних точках і часові співвідношення

між цими положеннями в сигналі ФПГ. В якості частотних параметрів використовували ЧСС і дихання. У роботі [245] для визначення значення АТ за допомогою рівнянь регресії використовувався виключно час поширення пульсової хвилі між двома точками. У роботах [246], [247] проаналізовано можливість використання рівнянь регресії для цих цілей, але такий підхід не дозволив оцінити АТ за допомогою однієї моделі регресії для різних людей без попереднього калібрування.

У роботі [248] використано вимірювання 24 ознак сигналів ФПГ та ЕКГ, які потім використовувалися для визначення артеріального тиску. Однак у статті представлено розрахунок чотирьох основних характерних точок сигналу ФПГ і відсутні ознаки, пов'язані з відношеннями амплітудних чи часових значень. У роботі [249] запропоновано новий підхід для прогнозування сигналу артеріального кров'яного тиску (АТ) на основі лише сигналу ФПГ.

Автори [250] ідентифікували 15 основних характеристик PPG-піка, які використовувалися для визначення артеріального тиску, деякі з яких містять інформацію про частоту серцевих скорочень. У роботі [63], [64] розглядали дві окремі нейронні мережі Feed-Forward із 6 та 7 вхідними параметрами сигналів ЕКГ та ФПГ для визначення систолічного артеріального тиску (САТ) та діастолічного артеріального тиску (ДАТ).

Тому однією із задач роботи є розробка алгоритму оцінки показників артеріального тиску з використанням сигналів ЕКГ та ФПГ, з розрахунком нових ознак цих сигналів, які дозволять підвищити точність визначення АТ, а також з використанням нейронних мереж для усунення необхідності в калібруванні системи.

1.7 Науковий аспект роботи

Враховуючи, що існує багато систем для моніторингу фізіологічних показників дорослих людей, проте майже відсутні аналогічні системи для моніторингу стану плоду до народження та оскільки виникають випадки смертності при народженні, і, як було зазначено вище, що при використанні систем моніторингу КТГ вдалось зменшити обсяг таких випадків, розробка систем для моніторингу фізіологічних

показників вагітних жінок з метою дослідження стану плоду та самої вагітної жінки є актуальною задачею. Враховуючи недоліки існуючих систем, які було перелічено вище, існує ряд задач, які необхідно вирішити.

Перша, це розробити метод оцінки абдомінального сигналу до використання попередніх процедур фільтрації, з метою визначення оптимальної полоси пропускання фільтрів, що дозволить максимально придушити існуючі завади у сигналі, при тому максимально зберігаючи інформативні складові цього сигналу, до яких відноситься ЕКГП та ЕКГМ компоненти абдомінального сигналу.

Друга задача пов'язана з проблемами методів визначення положення R-піків в сигналі ЕКГ. Оскільки подальша обробка залежить напряму від точного розрахунку цих позицій, необхідно реалізувати метод, який буде максимально стійким до нелінійних завад та спотворень абдомінального сигналу при пошуку позицій R-піків.

Третя задача пов'язана з використанням нелінійних фільтрів для виділення компоненти ЕКГП на фоні завад, які мають певні труднощі при наявності нелінійних та нестационарних спотворень у абдомінальних сигналах. Необхідно розробити адаптивний фільтр, який буде адаптуватись до будь-якого абдомінального запису та максимально видаляти усі існуючі завади.

Четверта задача пов'язана з використанням методів сліпого поділу джерела, а саме з проблемою виділення незалежних джерел. Кількість виділених незалежних джерел, або компонент абдомінального сигналу, залежить від кількості каналів. Тому необхідно розробити адаптивний метод розрахунку додаткових каналів, які будуть використані при реалізації методів сліпого поділу джерела і дозволять, теоретично, виділити більш ефективно незалежні джерела.

П'ята задача пов'язана з попередніми чотирма проблемами при реалізації методів виділення компоненти ЕКГП з абдомінального сигналу. Враховуючи усі вище згадані проблеми, необхідно вдосконалити метод виділення, включивши в нього нові методи, які дозволять ефективніше виділяти ЕКГП компоненту.

Шоста задача пов'язана з оцінкою параметрів сигналу ритмограми. Оскільки дослідження проводяться як у часовому просторі, так і у спектральному, необхідно виділити ряд нових ознак, які можуть допомогти при діагностуванні патологій.

Сьома задача пов'язана з морфологічним аналізом ЕКГП та ЕКГМ компонент абдомінального сигналу, а саме в пошуку характерних точок QRS-комплексу. Існує багато варіантів та методів їх пошуку, проте немає певного методу, який би максимально ефективно виконував дані процедури. Тому необхідно розробити також адаптивний метод виділення характерних точок QRS-комплексу, який буде максимально інваріантним до нелінійних завад.

Восьма задача пов'язана з безперервними та безманжетними методами аналізу артеріального тиску. Вони мають дві основні проблеми, які пов'язані із точністю даних систем, а також з проблемою калібрування системи від пацієнту до пацієнту. Для вирішення проблеми точності необхідно знайти нові характерні ознаки сигналів ЕКГ та ФПГ, які матимуть максимальну ступінь залежності від значень АТ, та допоможуть підвищити точність його визначення. Для вирішення проблематики калібрування необхідно використати методи регресійного аналізу, чи методи на основі нейронних мереж. Тому, необхідно розробити оптимальну структуру моделі визначення АТ.

1.8 Стандартизація алгоритмів

Для методів виділення компоненти ЕКГП із абдомінальних сигналів не існує золотого стандарту до їх реалізації, існує безліч алгоритмів, які були описані у попередніх підрозділах. Загальну ефективність даного методу можна оцінити кількісно, вирахувавши ймовірність вірного визначення позиції QRS комплексів компоненти ЕКГП після її виділення. Саме з даної точки зору розроблений вдосконалений алгоритм буде порівняно з існуючими методами на одних і тих же базах даних. Для методів фільтрації так само не встановлюється певних вимог для їх реалізації. Але загальну ефективність методів фільтрації кількісно можна оцінити, використовуючи (1.2) – (1.4), (1.7), а також вирахувавши втрати потужності абдомінального сигналу до та після фільтрації та окремих його компонент. Визначення відношення потужності компонент ЕКГМ та ЕКПГ дозволить кількісно оцінити відношення їх амплітуд до фільтрації та після. Враховуючи, що однією з

проблем виділення компоненти ЕКГП із абдомінального сигналу є низька потужність цієї компоненти у сигналі [86], то зменшення цього відношення може привести до загального зниження ефективності методу виділення цієї компоненти із абдомінального сигналу. Тож чим вище буде відношення потужності цих компонент після фільтрації, тим алгоритм фільтрації буде ефективнішим.

Для методів визначення позиції QRS комплексів існує два можливих параметри для оцінки ефективності – це ймовірність вірного визначення цих позицій та чутливість, як комбінована кількісна величина, яка враховує додатково кількість помилково визначених позицій, тоді як ймовірність вірного визначення аналізує лише відношення загальної кількості QRS комплексів до визначених позицій алгоритмом.

Для оцінки ритму та визначення патологій існує багато стандартів, проте робота присвячена лише виявленню факту наявності патології, а не її типу. Також робота присвячена пошуку нових класифікаційних ознак, тому загальна ефективність методів оцінки сигналів ритмограми буде основана на дослідженні середньоквадратичного відхилення класифікаційних ознак для пацієнтів з патологіями та без. Даний аналіз дозволить визначити ефективність застосування нових класифікаційних ознак. Для методів морфологічного аналізу також існує багато стандартів, які визначають їх ефективність. Оскільки робота присвячена лише пошуку характерних точок QRS комплексу, а не визначенню патологій, то визначення ефективності даного методу буде засновано на визначенні ймовірності вірного визначення позиції характерних точок QRS комплексу.

Для алгоритмів безперервних та безманжетних методів оцінки значень артеріального тиску існує два стандарти ААМІ [251] та ВНС [252]. Відповідно до стандарту ААМІ значення середньої похибки повинні бути нижчими за 5 мм рт.ст., стандартне відхилення має бути в межах 8 мм рт.ст. Кумулятивний відсоток похибок для стандарту ВНС класу «А» має відповідати 60, 85 і 95% значенням порогового відсотку, тобто 60% значень похибки мають бути у межах 5 мм рт.ст.

1.9 Висновки за розділом

В розділі було розглянуто сучасні системи, методи та алгоритми для оцінки фізіологічних показників дорослих людей, а також для моніторингу вагітних. Оскільки майбутнє здоров'я людини закладається в утробі матері, а також враховуючи високу ступінь смертності при родах як вагітних жінок, так і дітей, розробка систем для даного моніторингу має сьогодні суттєву значущість, а розробка методів аналізу даних сигналів є актуальною задачею. Розглянуто основні методи дослідження параметрів абдомінальних сигналів, методи виділення компоненти ЕКГП та ЕКГМ з даних сигналів. Основна задача в даних методах – це максимально видалити завади із абдомінального сигналу, до яких відносяться як компонента ЕКГМ, так і завади. Оскільки компонента ЕКГМ має найбільший вклад в абдомінальному сигналі, її видалення без спотворення компоненти ЕКГП є основною задачею. А наступною задачею є виділення на фоні завад залишкового корисного сигналу, а саме компоненти ЕКГП. Проаналізовано основні проблеми даних методів, на основі яких було сформульовано ряд задач, які мають бути вирішені у даній роботі.

Розглянуто також способи безперервного та безманжетного вимірювання артеріального тиску. Представлено результати аналізу їх основних недоліків. Оскільки параметр артеріального тиску є однією із складових параметрів серцево-судинної системи, а також одним із фізіологічних показників людини, виникає задача в розробці методів, які дозволять виконувати довготривалий моніторинг даного показника.

РОЗДІЛ 2

МЕТОДИКА АНАЛІЗУ АБДОМІНАЛЬНИХ СИГНАЛІВ

У розділі розглянуто бази даних для виконання дослідження з виділення ЕКГП компоненти із абдомінального сигналу, а також продемонстровано генератор штучних абдомінальних сигналів. Запропоновано новий алгоритм біспектральної оцінки абдомінального сигналу для визначення його частотних параметрів, представлено результати фільтрації у адаптивній смузі частот і виконано порівняння результатів фільтрації з відомими смугами частот. Запропоновано новий вейвлет-біспектральний метод визначення позицій характерних точок ЕКГ сигналу, виконано визначення його чутливості. Запропоновано новий метод нелінійної біспектральної фільтрації та виконано його порівняння із існуючими методами. Запропоновано новий метод крос-біспектральної обробки. Запропоновано покращений алгоритм виділення ЕКГП компоненти, проведено експериментальні дослідження та порівняння з існуючим методом.

2.1 Бази даних для проведення експериментальних досліджень

Враховуючи усі зазначені недоліки у Розділі 1, які стосуються обробки абдомінальних сигналів, необхідно визначити бази даних, які необхідно використати для проведення низки експериментальних досліджень. Дані дослідження спрямовані, перш за все, на розробку методів попередньої оцінки параметрів абдомінальних сигналів з метою визначення оптимальної частотної полоси фільтрації. Подальші кроки містять проведення експериментальних досліджень з розробки нового методу визначення позиції QRS-комплексів, синтез адаптивного фільтру, а також покращення виділення компоненти ЕКГП з абдомінального сигналу. Для проведення експериментальних досліджень з цих напрямків, необхідно використовувати різні джерела даних, які допоможуть оцінювати різні показники ефективності використання запропонованих методів. Наприклад, для дослідження ефективності фільтрації, можна досліджувати значення дисперсії чи співвідношення сигнал/шум до

фільтрації та після її проведення. Але це неможливо зробити з використанням записаних сигналів, оскільки в даних записах відсутня інформація про ці відношення до використання процедур шумопридушення. Відповідно, необхідно використати для одних досліджень реальні записи, в яких буде присутня анотація з відповідними показниками, а також моделі, які можуть генерувати штучні сигнали ЕКГ.

2.1.1 Моделі штучних сигналів ЕКГ

Для генерації та дослідження сигналів ЕКГ було створено набір електрофізіологічних інструментів з відкритим кодом (Open-Source Electrophysiological Toolbox, OSET) [253]. Даний набір містить у своєму складі такі інструменти, як генератори сигналів ЕКГ та генератори завад, які створені на основі реальних моделей сигналів. Також присутні інструменти для фільтрації сигналів ЕКГ, такі як фільтри Калмана, лінійні фільтри, фільтри базових ліній та інструменти для використання методів сліпого поділу джерела та інші. OSET — це колекція відкритих вихідних кодів для генерування, моделювання, обробки та фільтрації біологічних сигналів, випущена в червні 2006 року. Набір інструментів розповсюджується за ліцензією (Berkeley Software Distribution, BSD) і може вільно використовуватися. На рисунку 2.1 представлено приклад згенерованого сигналу ЕКГ.

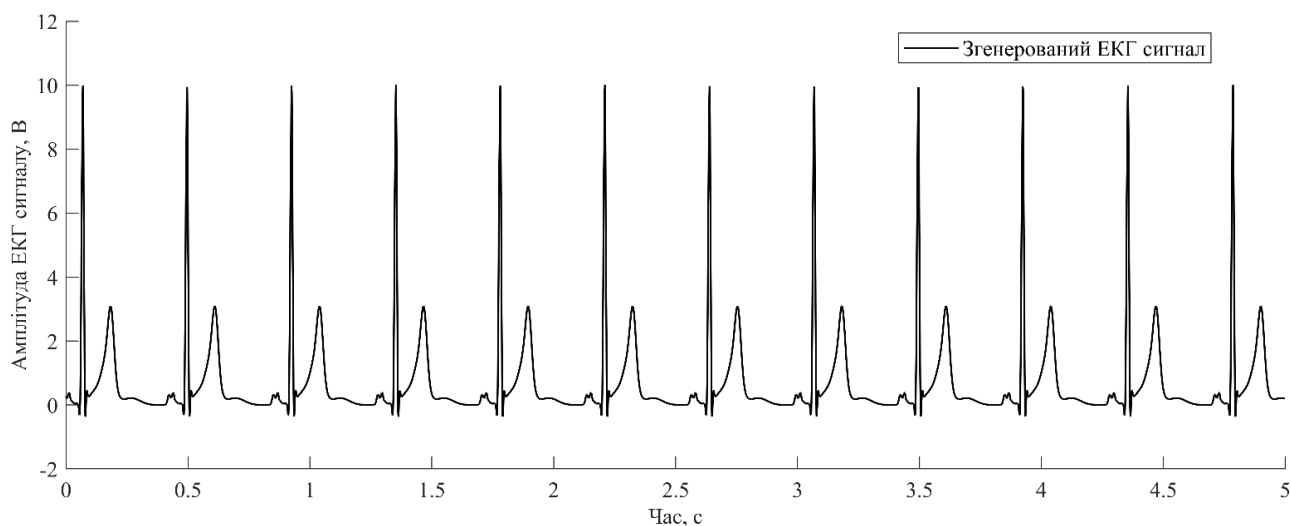


Рисунок 2.1 – Згенерований сигнал ЕКГ

Система також дозволяє виконувати генерацію сигналів з варіаціями в положеннях QRS-комплексів. На рисунку 2.2 представлено приклад такого сигналу. Можна також змінювати форму QRS-комплексів, програмно імітуючи зміщення електроду на шкірі людини. На рисунку 2.3 представлено приклад згенерованого сигналу зі зміщенням електроду.

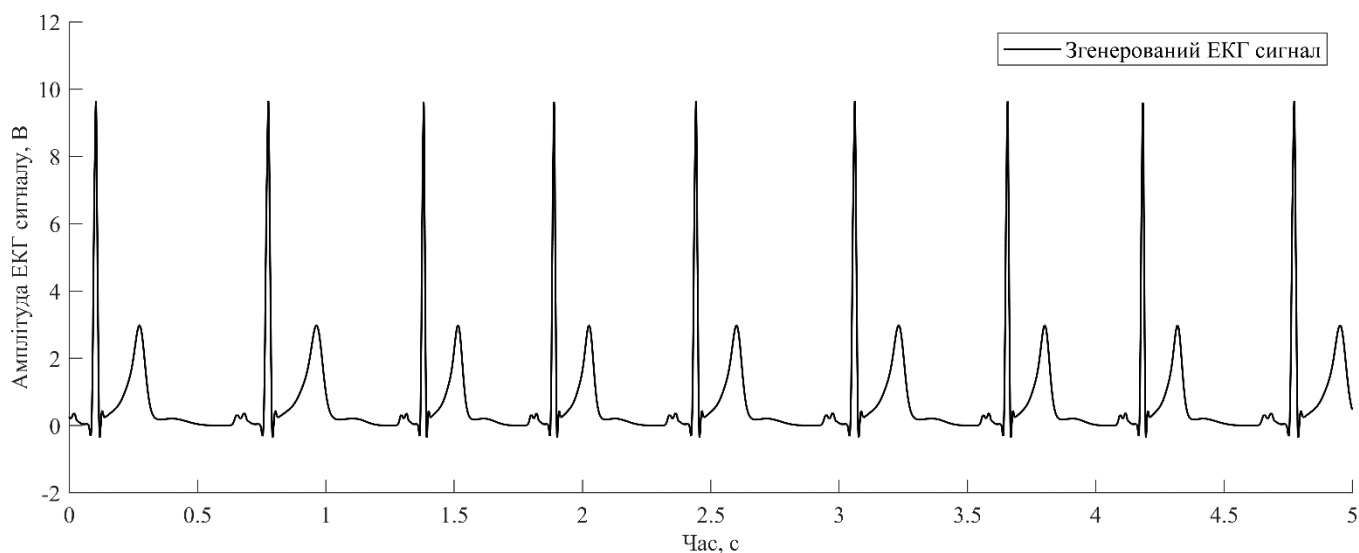


Рисунок 2.2 – Згенерований сигнал ЕКГ зі зміщеними позиціями QRS-комплексів

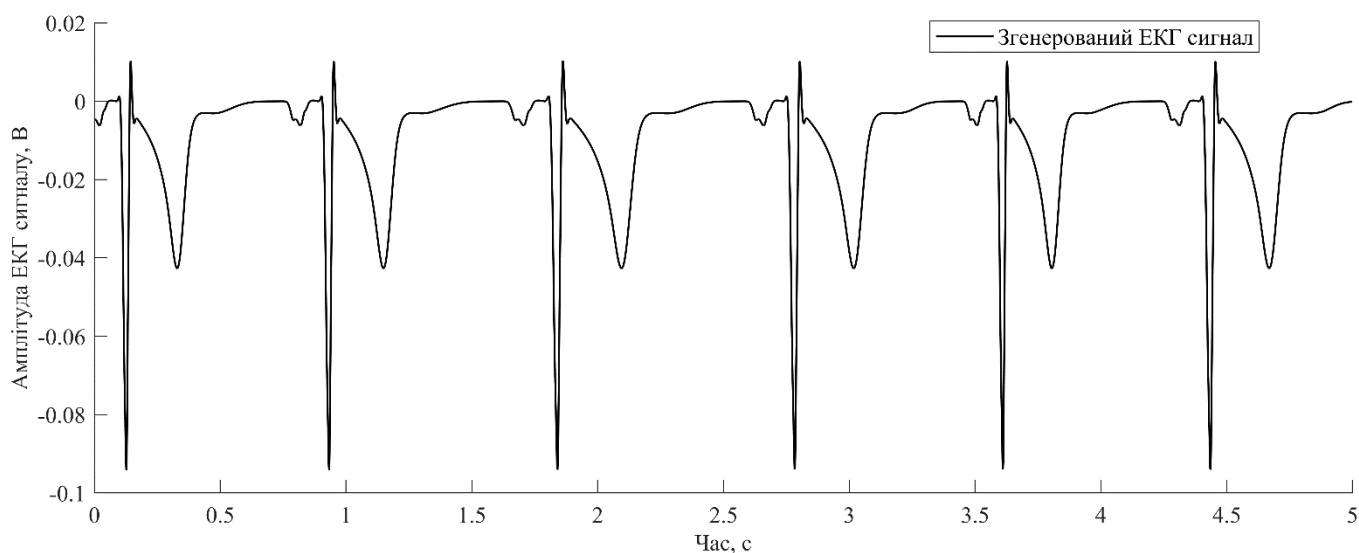


Рисунок 2.3 – Згенерований сигнал ЕКГ зі зміщеними позиціями QRS-комплексів та зі зміщенням електроду на шкірі людини

Якщо згенерувати два сигнали ЕКГ з різними значеннями ЧСС, які також можна задати програмно, то при складанні цих двох сигналів, можна отримати згенерований абдомінальний сигнал. На рисунку 2.4 представлено приклад генерації абдомінального сигналу, використовуючи згенеровані компоненти ЕКГП та ЕКГМ.

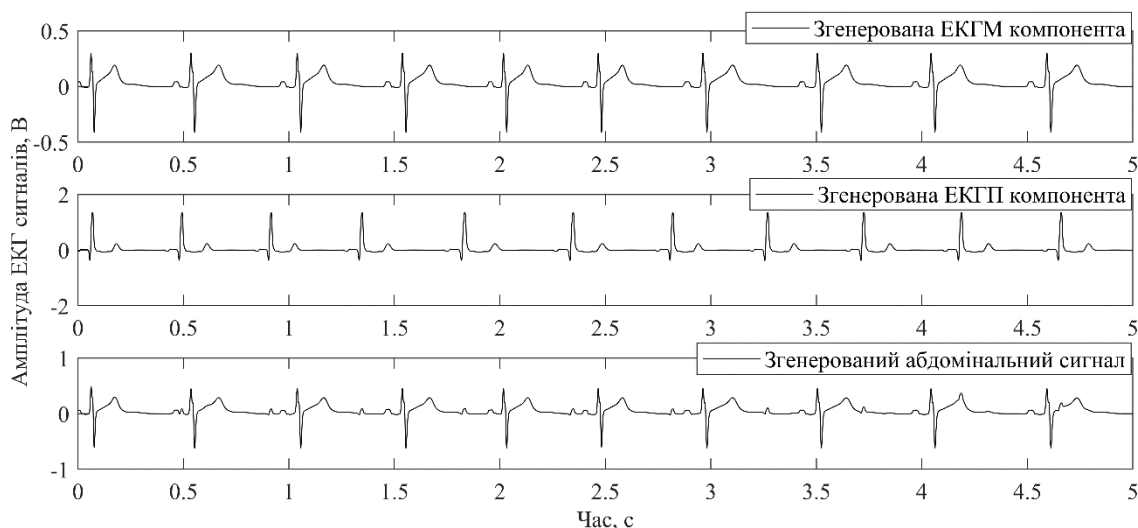


Рисунок 2.4 – Згенерований абдомінальний сигнал, використовуючи згенеровані компоненти ЕКГП та ЕКГМ

На рисунку 2.4 продемонстровано генерацію абдомінального сигналу, проте слід зазначити, що при складанні компонент ЕКГП та ЕКГМ, амплітуда компоненти ЕКГП була поділена на 15. Система OSET дозволяє створити ряд завад, а саме білий шум, кольоровий шум, імітувати завади, які викликані скороченнями м'язів, рухом електродів, а також блукання базової лінії. Існує також можливість генерації комбінованого шуму, який складається з попередніх. Наприклад, імітувати одночасне накладання шуму, яке виникає через рухи електродів, скорочення м'язів та блукання базової лінії. Даний комбінований шум можна використовувати при тестуванні завадостійкості розроблених методів, або тестувати адаптивні фільтри для придушення саме цих класів завад, які виникають при записі реальних даних. Тобто, система є гнучкою для вивчення способів обробки як сигналів ЕКГ, так і абдомінальних сигналів. Але необхідно визначити основні характеристики шуму, який може бути згенерований. На рисунку 2.5 зображено гістограму розподілу

значень шуму при генерації білого шуму. На рисунку 2.6 представлено гістограму розподілу значень шуму при використанні генерації кольорового шуму. На рисунку 2.7 представлено гістограму розподілу шуму, який викликано скороченням м'язів. На рисунку 2.8 представлено гістограму розподілу шуму, який виникає через рух електродів. На рисунку 2.9 представлено гістограму розподілу значень шуму, який викликано блуканням базової лінії.

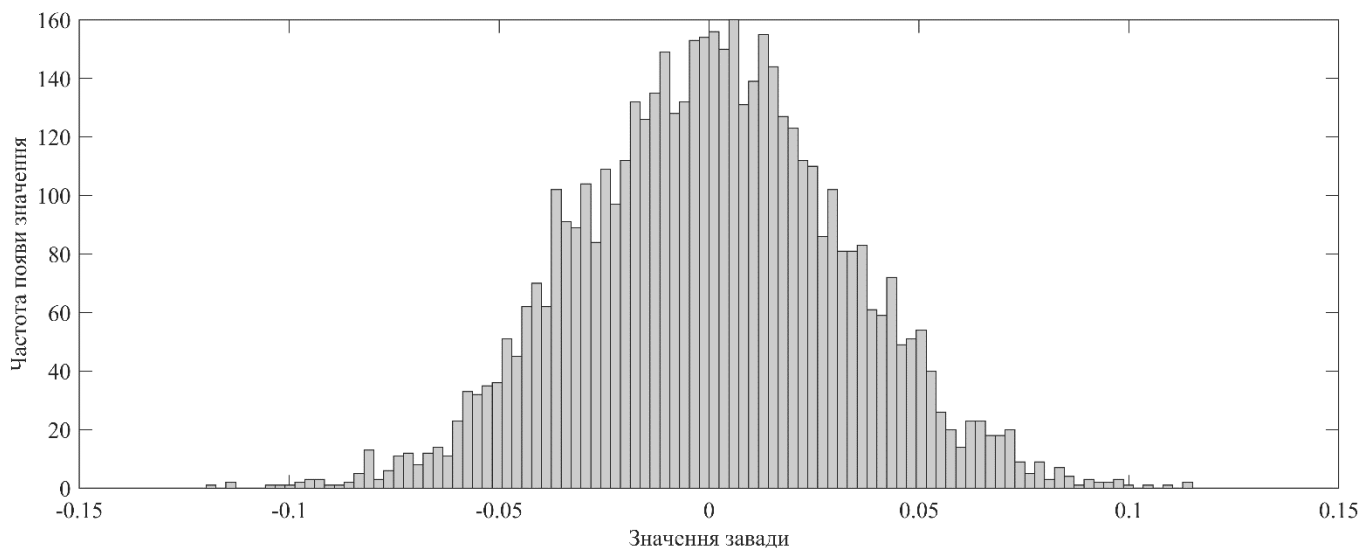


Рисунок 2.5 – Гістограма розподілу значень білого шуму

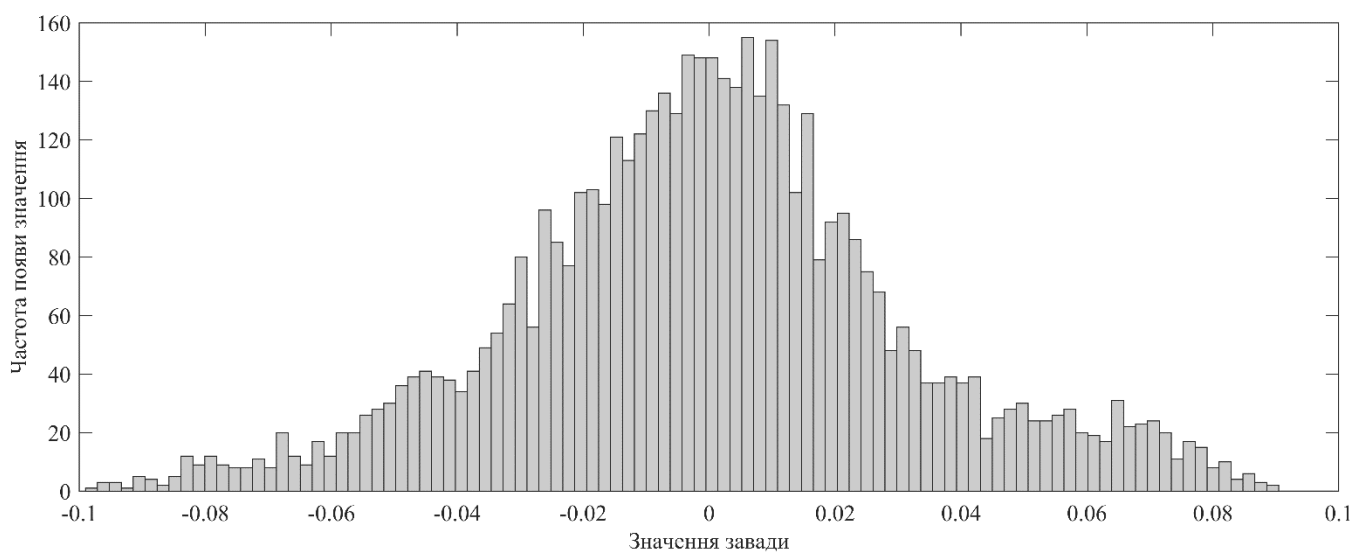


Рисунок 2.6 – Гістограма розподілу значень кольорового шуму

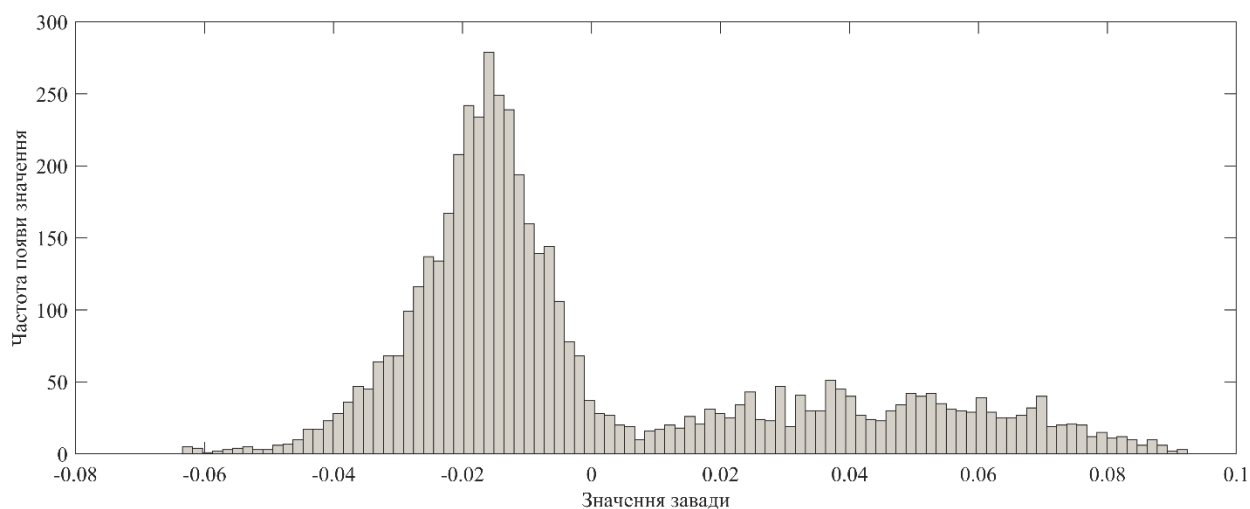


Рисунок 2.7 – Гістограма розподілу значень шуму, викликаному скороченням м'язів

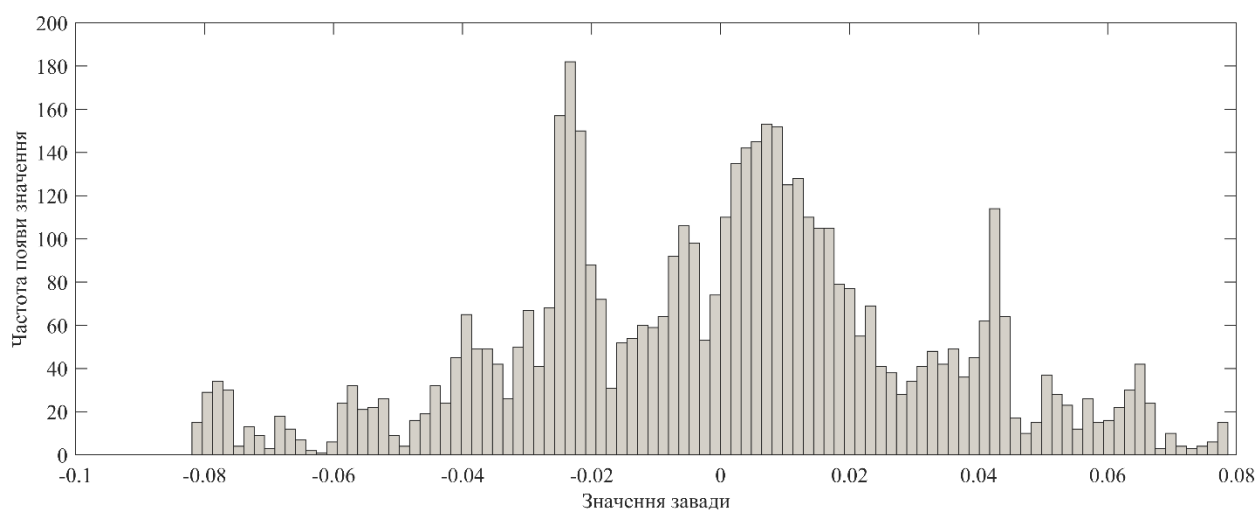


Рисунок 2.8 – Гістограма розподілу значень шуму, викликаному рухом електродів

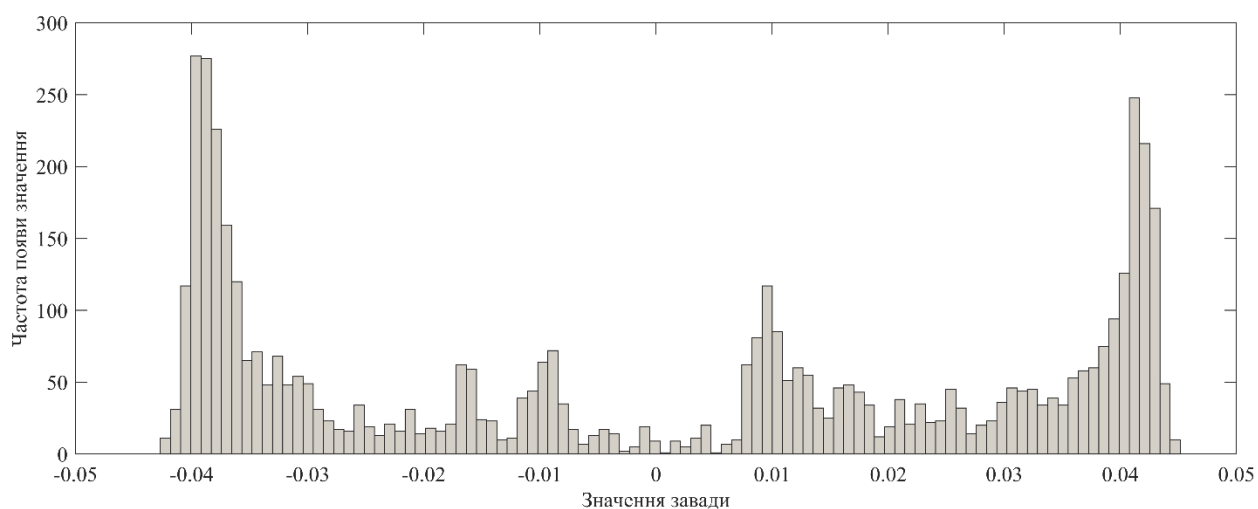


Рисунок 2.9 – Гістограма розподілу значень шуму, викликаному блуканням базової лінії

Після генерації шуму, його можна додати до згенерованого абдомінального сигналу, тим самим повністю імітувати запис реальних сигналів програмним способом. На рисунку 2.10 представлено результат генерації абдомінального сигналу, з накладанням на нього білого шуму із значенням відношення сигнал/шум 30 дБ, а також комбінації шумів, які викликані скороченням м'язів, рухом електродів та блуканням базової лінії також з значенням відношення сигнал/шум 30 дБ.

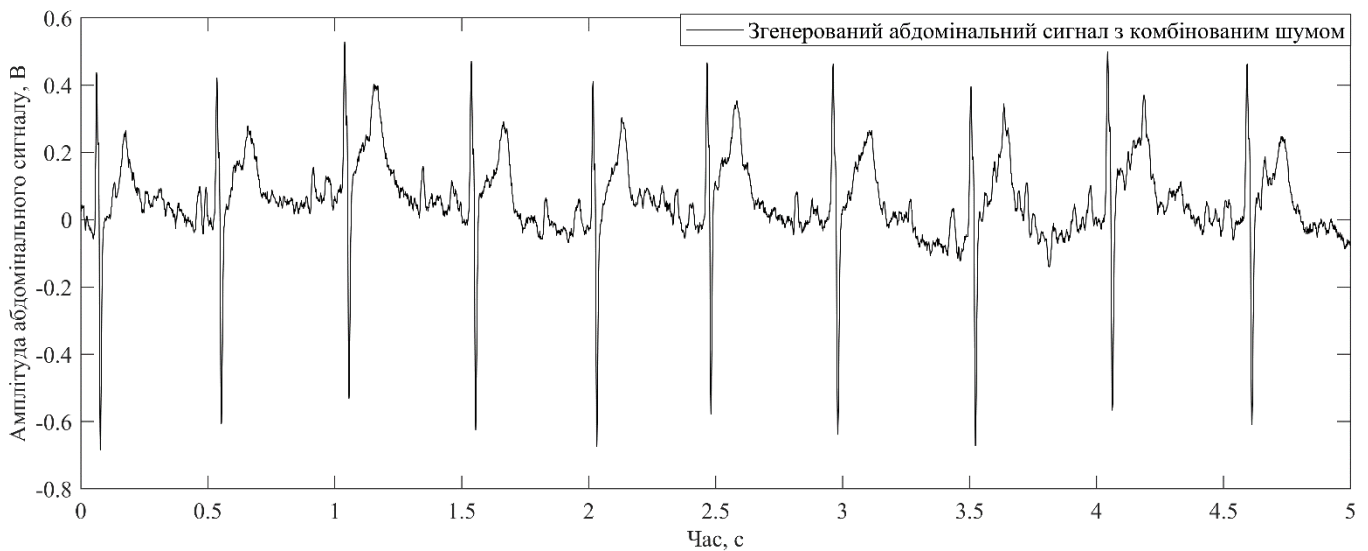


Рисунок 2.10 – Суміш згенерованого абдомінального сигналу з комбінованим шумом

Використовуючи дану систему генерації абдомінальних сигналів, можна дослідити ефективність фільтрації компонент ЕКГП та ЕКГМ, оскільки завідома відомо відношення сигнал/шум, а також відомі значення самих сигналів, що дозволить дослідити також ступінь спотворень, які вносяться фільтрацією у форму початкових сигналів.

2.1.2 Бази даних сигналів

Враховуючи існування різних баз даних, які мають у своєму складі виключно сигнали ЕКГ, які записані з грудної поверхні людини, так і бази даних з абдомінальними сигналами, які мають у своєму складі виключно записи з

абдомінальної поверхні вагітних, необхідно визначити які бази і для яких задач можна використовувати в ході проведення експериментальних досліджень.

2.1.3 Бази даних сигналів ЕКГ

Одна із поширених баз, які використовуються при аналізі методів пошуку QRS-комплексів в сигналах ЕКГ [254] – це база даних про аритмію MIT-BIH [255]. База даних містить 48 півгодинних уривків двоканальних амбулаторних записів ЕКГ, отриманих від 47 суб'єктів, які вивчалися Лабораторією аритмії ВІН між 1975 і 1979 роками. Двадцять три записи були вибрані випадковим чином із набору в 4000 записів 24-годинних амбулаторних записів ЕКГ, зібраних у змішаній популяції стаціонарних (приблизно 60%) та амбулаторних пацієнтів (приблизно 40%) у бостонській лікарні Бет Ізраїль. Решта 25 записів були відібрані з того самого набору, щоб включити менш поширені, але клінічно значущі аритмії, які не будуть добре представлені в невеликій випадковій вибірці. Записи були оцифровані зі швидкістю 360 відліків на секунду на канал з 11-бітною роздільною здатністю в межах діапазону 10 мВ. Два або більше кардіологів незалежно аотували кожен запис [256]. Відповідно, дана база має анотацію, в якій зазначено положення QRS-комплексів, а також сигнали, за рахунок наявності патологій у ритмі, мають нестационарні та нелінійні спотворення. Саме ці спотворення забезпечують активне використання даної бази, оскільки методи пошуку QRS-комплексів мають бути інваріантними до таких нестационарних змін. В таблиці 2.1 наведено демографічні показники бази даних MIT-BIH.

Таблиця 2.1 – Демографічні показники пацієнтів для бази даних MIT-BIH

Параметр	Середнє значення ± стандартне відхилення (Діапазон значень параметрів)
Зріст, см	N/A
Вага, кг	N/A
Вік пацієнтів	37,5±21,61 (23-89)
Загальна кількість пацієнтів	47

Продовження таблиці 2.1

Середня довготривалість запису, хв	30
Загальна кількість фрагментів сигналів	1410
Локація запису сигналів	Бет Ізраїль
Лабораторія	Лабораторія аритмії ВІН, Бет Ізраїль
Позиція тіла	Лежачи

Інша база даних – це QT Database. Понад 100 п'ятнадцятихвилинних записів ЕКГ у двох відведеннях (багато з них взято з інших баз даних) із маркерами початку, піку та кінця для зубців Р, QRS, Т та (за наявності) U від 30 до 50 вибраних ударів у кожному записі. Кожен із 105 записів складається з (текстового) файлу заголовка, (двійкового) файлу сигналу та до 9 (двійкових) файлів анотацій, ідентифікованих суфіксом [257]. Дана база має анотації як для положення R-піків сигналів ЕКГ, так і проанотовані позиції інших характерних точок QRS-комплексу, тому її можна використати в подальших дослідженнях як для визначення ефективності пошуку R-піку, так і інших характерних точок, необхідних при морфологічному аналізі. В таблиці 2.2 наведено демографічні показники бази даних QT Database.

Таблиця 2.2 – Демографічні показники пацієнтів для бази даних QT Database

Параметр	Середнє значення \pm стандартне відхилення (Діапазон значень параметрів)
Зріст, см	N/A
Вага, кг	N/A
Вік пацієнтів	N/A
Загальна кількість пацієнтів	105
Середня довготривалість запису, хв	15
Загальна кількість фрагментів сигналів	1575
Локація запису сигналів	Бет Ізраїль
Лабораторія	Бостонський медичний центр, Бет Ізраїль
Позиція тіла	Лежачи

2.1.4 Бази даних абдомінальних сигналів

База даних аритмії неінвазійної ЕКГ плода – це база даних аритмій неінвазійної фетальної ЕКГ, яка надає серію записів аритмій плода (кількість дорівнює 12) і низку контрольних записів нормального ритму (кількість дорівнює 14), виконаних за допомогою неінвазійної електрокардіографії плода (NI-FECG) [258]. Для кожного запису було записано набір із чотирьох або п'яти черевних каналів і одного материнського каналу в грудній клітці. Частота дискретизації становила 500 Гц або 1 кГц і вказана в заголовку кожного файлу. Детальну інформацію про діагноз, а також термін вагітності кожного плода можна знайти в анотації. Записи називаються за такими правилами: ARR – аритмія плода; NR – нормальний ритм плода. Дану базу можна використовувати для вирішення двох задач: визначення ефективності виділення ЕКГП компоненти із абдомінального сигналу шляхом визначення положень QRS-комплексів компоненти ЕКГП, а також для дослідження та аналізу ритму. В таблиці 2.3 представлено демографічні дані для бази аритмій неінвазійної ЕКГ плода.

Таблиця 2.3 – Демографічні показники пацієнтів для бази аритмій неінвазійної ЕКГ

Параметр	Середнє значення \pm стандартне відхилення (Діапазон значень параметрів)
Зріст, см	N/A
Вага, кг	N/A
Вік пацієнтів	N/A
Загальна кількість пацієнтів	26
Середня довготривалість запису, хв	10
Загальна кількість фрагментів сигналів	260
Локація запису сигналів	Україна
Лабораторія	ХАІ-Медика, Харків, Україна
Позиція тіла	Лежачи

Також можна використати бази даних - Неінвазивна фетальна ЕКГ: PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2013 [259]. Дані для проби складаються з колекції однохвилинних записів ЕКГ плода. Кожен запис містить чотири неінвазійні абдомінальні сигнали. Дані були отримані з багатьох джерел з використанням різноманітних приладів з різною частотною характеристикою, роздільною здатністю та конфігурацією, хоча в усіх випадках використана частота дискретизації у 1000 Гц. У кожному випадку створювались довідкові анотації, що позначали розташування кожного комплексу QRS плода, як правило, з посиланням на прямий сигнал ЕКГП, отриманий від електрода шкіри голови плода. Однак прямі сигнали не включені в набори даних виклику. В таблиці 2.4 представлено демографічні показники для даної бази даних.

Таблиця 2.4 – Демографічні показники бази «Computing in Cardiology Challenge»

Параметр	Середнє значення \pm стандартне відхилення (Діапазон значень параметрів)
Зріст, см	N/A
Вага, кг	N/A
Вік пацієнтів	N/A
Загальна кількість пацієнтів	174
Середня довготривалість запису, хв	60
Загальна кількість фрагментів сигналів	10440
Локація запису сигналів	N/A
Лабораторія	N/A
Позиція тіла	Лежачи

Використовуючи прямий ЕКГП, коли це можливо, еталонні анотації, що позначають розташування комплексів QRS плода (позначених N), були отримані шляхом краудсорсингу з використанням суміші експертів, волонтерів і алгоритмів. Ці еталонні анотації були оброблені для отримання часового ряду еталонного інтервалу RR (інтервалів між послідовними N анотаціями). Часові ряди еталонного інтервалу RR були оброблені далі, щоб отримати часові ряди еталонного пульсу (ЧСС). Кожне

вимірювання ЧСС визначається протягом 6-секундного вікна (тобто за кількістю еталонних інтервалів RR, що потрапляють у 6-секундний інтервал, включаючи дробові інтервали, які лише частково потрапляють у цей інтервал). Послідовні вікна перекриваються на 50% (3 секунди), але перше та останнє вікна в кожному однохвилинному записі пропускаються (оскільки довжина початкового та кінцевого інтервалу RR у записі невідомі), а також будь-які вікна, які містять проміжки в рядах інтервалів RR також опущені.

Таким чином, є не більше 16 вимірювань ЧСС на одну хвилину. Для кожного запису, для якого доступна пряма ЕКГ, виконується одне еталонне вимірювання інтервалу QT. Використовуючи еталонні анотації QRS для вирівнювання за часом прямих хвиль ЕКГ плода, обчислюється медіана серцевого циклу плода, а еталонний інтервал QT вимірюється вручну шляхом перевірки медіани циклу. Програмне забезпечення, яке використовується для обчислення середнього циклу, доступне користувачам у початковій формі.

Тобто, з використанням даної бази можна виконати дослідження ефективності виділення компоненти ЕКГП з абдомінального сигналу, враховуючи еталонні значення позицій QRS-комплексів компоненти ЕКГП. За рахунок наведення морфологічної інформації про QRS-комплекси плода, можна перевірити ефективність методу визначення характерних точок QRS-комплексу.

2.2 Попередня обробка абдомінальних сигналів

Як було зазначено у розділі 1.3 попередня обробка абдомінальних сигналів включає в себе процедуру лінійної фільтрації сигналу у певній полосі частот та також може включати в себе процедуру сегментації сигналів для оцінки та обробки його локальних фрагментів. Оскільки полоса для фільтрації задається у частотній площині, необхідно використати методи спектрального аналізу абдомінальних сигналів. До найпоширеніших методів спектрального аналізу відноситься спектральний аналіз Фур'є. Тому виконаємо попередній аналіз сигналу, з використанням перетворення Фур'є абдомінального сигналу.

2.2.1 Використання перетворення Фур'є для аналізу сигналів

На рисунку 2.11 представлено модуль Фур'є перетворення для абдомінального сигналу, який показує спектральні характеристики даного нелінійного процесу.

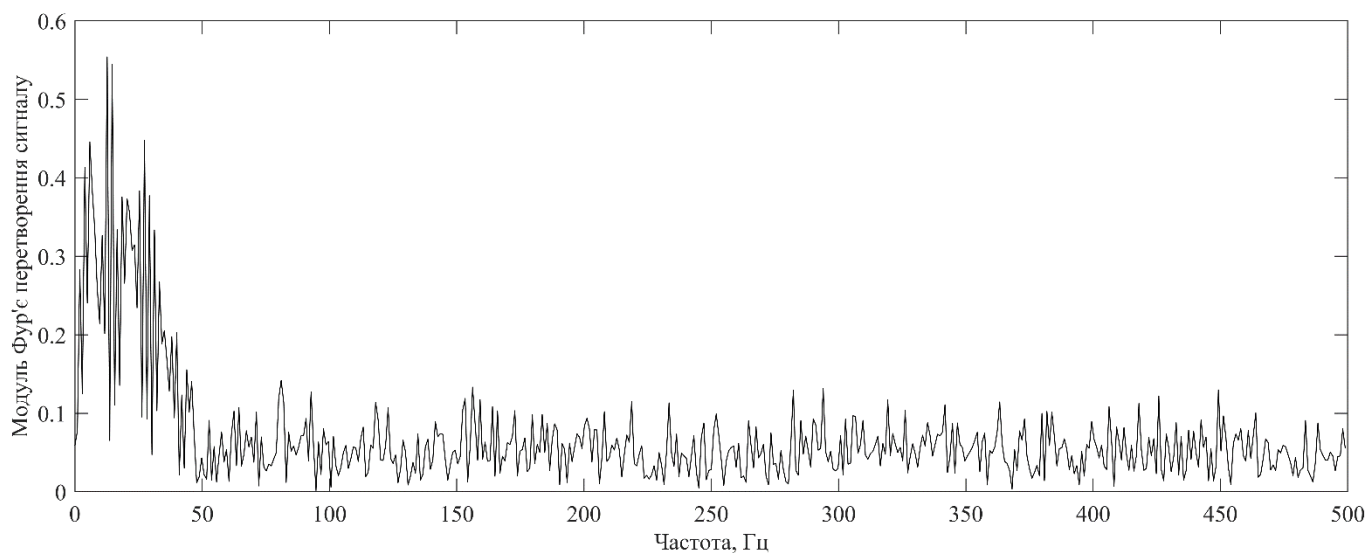


Рисунок 2.11 – Модуль Фур'є перетворення абдомінального сигналу

Як видно із рисунку 2.11, полоса сигналу знаходиться приблизно від 0 Гц до 50 Гц, проте більш детально визначити дану полосу не є можливим через наявність спотворень, викликаних завадами у сигналі. В даному випадку, розрахунок проводився одразу для всього сигналу без накопичення та без процедур осереднення Фур'є спектрів. На рисунку 2.12 продемонстровано приклад розрахунку Фур'є спектру абдомінального сигналу при використанні віконної обробки. Вона відбувалась наступним шляхом: абдомінальний сигнал розбивається на фрагменти 512 відліків з кроком 128 відліків, для кожного вікна виконується розрахунок Фур'є перетворення, після чого отримані оцінки Фур'є спектру сигналу осереднюються між собою, в результаті отримується осереднена оцінка Фур'є перетворення сигналу. Для побудови графіку виконується розрахунок модульного значення усередненої оцінки. Логіка даного підходу заснована на сегментації абдомінального сигналу при попередній обробці, тому розрахунки виконуються в отриманих сегментах та оцінка формується з локальних оцінок Фур'є перетворень окремих сегментів.

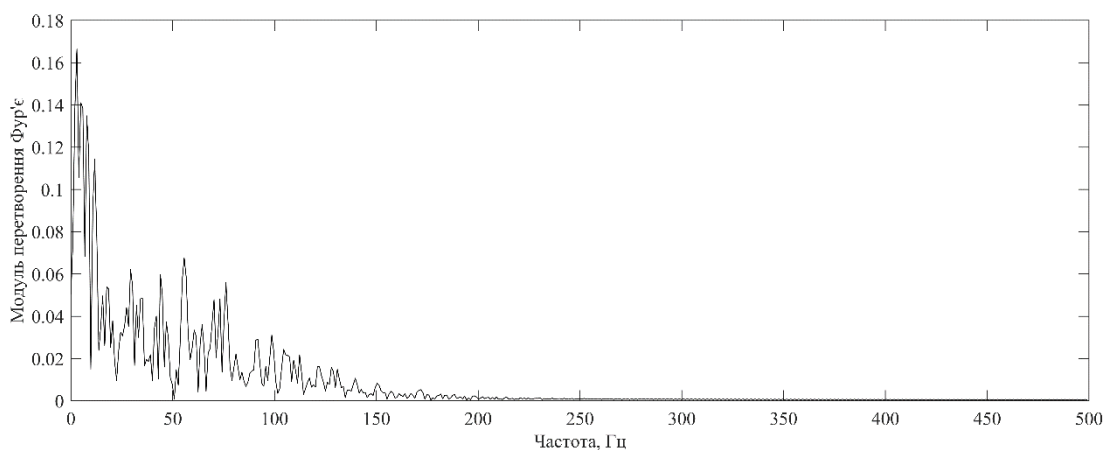


Рисунок 2.12 – Модуль Фур'є перетворення абдомінального сигналу з віконною обробкою та накопиченням Фур'є перетворень локальних фрагментів сигналу

Як видно з рисунку 2.12 дана процедура не дозволяє дослідити полосу частот абдомінального сигналу. Це виникає через залежність Фур'є перетворень від часового зсуву сигналів, тобто накопичувати спектральну інформацію в Фур'є-спектрі шляхом поступового осереднення локальних оцінок перетворення, неможливо. Для цього необхідно використати інші методи спектрального аналізу сигналів.

2.2.2 Використання вейвлет-перетворення для аналізу сигналів

Іншим методом спектрального аналізу сигналів є вейвлет-перетворення, яке дозволяє дослідити спектральні характеристики нелінійного процесу впродовж часу. На рисунку 2.13 продемонстровано приклад розрахунку вейвлет-перетворення.

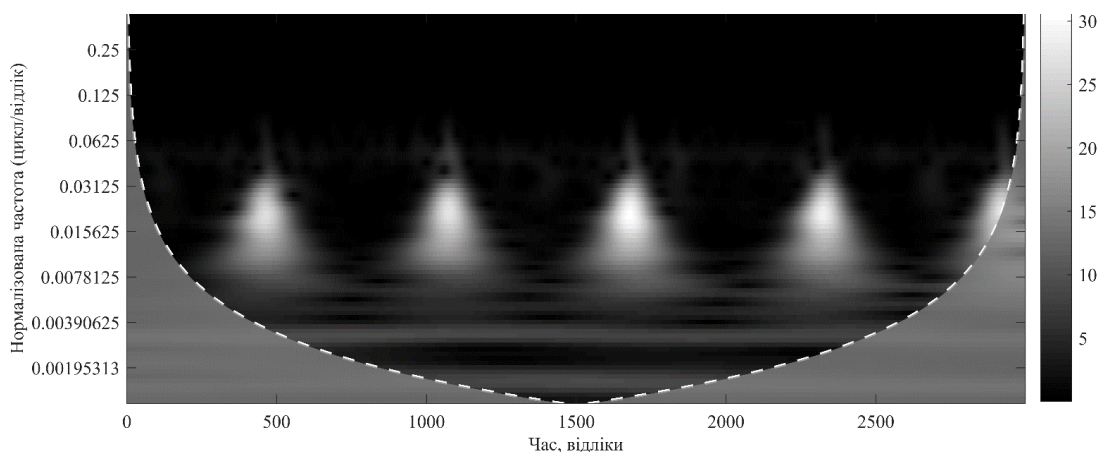


Рисунок 2.13 – Вейвлет-перетворення абдомінального сигналу

Як видно з рисунку 2.13 вейвлет-перетворення дозволяє досліджувати спектральні властивості процесу впродовж часу. Проте, слід зазначити, що використання даного перетворення потребує для дослідження чіткого визначення позицій QRS-комплексів у абдомінальному сигналі, для того, щоб проводити оцінку кожного окремого скорочення.

Враховуючи дані особливості, вейвлет-перетворення також не підходить для вирішення даної задачі, через необхідність попередніх розрахунків. Відповідно, необхідно визначити метод спектрального аналізу, який дозволив би виконувати поступове накопичення та осереднення інформації для придушення максимальної кількості завад за рахунок такого накопичення, а також він має бути інваріантним до часових затримок у сигналі. Ще він має володіти інформацією виключно про частотно-фазові властивості досліджуваного нелінійного процесу, на відміну від вейвлет-перетворень, які володіють додатково інформацією про часові параметри, які ускладнюють процедуру обробки та аналізу. Одним із таких методів спектрального аналізу – є біспектральний аналіз сигналів.

2.2.3 Використання біспектрального аналізу сигналів

Оцінка біспектральної щільності (спектральної щільності третього порядку або кумулянтного спектру) дозволяє правильно описати статистичні характеристики спостережуваного процесу і визначити наявність кореляційних зв'язків спектральних компонент. Основна відмінність біспектра від енергетичного спектру полягає в збереженні фазової інформації та можливості її відновлення.

Для математичного опису властивостей біспектра будемо розглядати дійсний стаціонарний дискретний процес $\{x^{(m)}(i)\}$, що спостерігається на вході радіотехнічної вимірювальної системи у вигляді дискретної послідовності $i = 0, 1, 2, \dots, I-1$ відліків у вигляді сукупності $m = 1, 2, \dots, M$ незалежних реалізацій $\{x^{(m)}(i)\}$. Автокореляційна функція $R_x(k)$, яка для даного процесу $\{x^{(m)}(i)\}$ в припущенні нескінченно великого обсягу реалізацій $M \rightarrow \infty$, дорівнює

$$R_x(k) = \left\langle \sum_{i=0}^{I-1} [x^{(m)}(i) - E][x^{(m)}(i+k) - E] \right\rangle_{\infty}, \quad (2.1)$$

де $k=-I+1, \dots, I-1$ індекс відліку дискретного часового або просторового зсуву; $\langle \dots \rangle_{\infty}$

– операція усереднення по нескінченному ансамблю реалізацій; $E = \left\langle \frac{1}{I} \sum_{i=0}^{I-1} x^{(m)}(i) \right\rangle_{\infty}$ -

статистичне середнє і $R_x(0) = \sigma_x^2 = \left\langle \sum_{i=0}^{I-1} [x^{(m)}(i) - E]^2 \right\rangle_{\infty}$ - дисперсія.

Автокореляційна функція $R_x(k)$ виду (2.1) має властивість симетрії:

$$R_x(k) = R_x(-k) \quad (2.2)$$

Відповідно до теореми Вінера-Хінчина спектральна щільність $P_x(p)$ розглянутого процесу визначається у вигляді дискретного одновимірного перетворення Фур'є автокореляційної функції (2.2.1)

$$P_x(p) = \left\langle \dot{X}^{(m)}(p) \dot{X}^{*(m)}(p) \right\rangle_{\infty}, \quad (2.3)$$

де $p=-I+1, \dots, I+1$ індекс відліку в частотній області; $\dot{X}^{(m)}(p) = \sum_{i=0}^{I-1} x^{(m)}(i) \exp(-j2\pi ip)$ -

дискретне перетворення Фур'є m -ї реалізації $\{x^{(m)}(i)\}$; спектральна щільність, що не має негативних значень $P_x(p) \geq 0$ для розглянутого процесу описується симетричною функцією щодо нульової частоти $P_x(p) = P_x(-p)$ внаслідок рівняння симетрії (2.2); символ * означає комплексно сполучену величину.

Важлива фазова інформація, яка може міститися в спостережуваному процесі у вигляді фазових зв'язків окремих спектральних компонент, втрачається в функції спектральної щільності (2.3) через перемноження комплексно-сполучених величин.

Потрійну автокореляційну функцію (ПАКФ) - двовимірну статистику третього порядку $R_x(k, l)$ розглянутого процесу представимо як:

$$R_x(k, l) = \left\langle \sum_{i=0}^{l-1} [x^{(m)}(i) - E][x^{(m)}(i+k) - E][x^{(m)}(i+l) - E] \right\rangle_{\infty}, \quad (2.4)$$

де незалежні зрушення вихідного процесу k і l приймають цілочисельні значення, рівні $k = -I+1, \dots, I-1$, $l = -I+1, \dots, I-1$.

При цьому ПАКФ виду (2.4) володіє властивостями симетрії

$$R_x(k, l) = R_x(l, k) = R_x(l-k, -k) = R_x(k-1, -1) = R_x(-k, l-k) \quad (2.5)$$

За визначенням, біспектр - це перетворення Фур'є ПАКФ. Біспектр описується комплексною функцією двох частотних змінних. Запишемо вираз для біспектра у вигляді наступного двовимірного дискретного перетворення Фур'є ПАКФ виду (2.4)

$$\dot{B}_x(p, q) = \left\langle \dot{X}^{(m)}(p) \dot{X}^{(m)}(q) \dot{X}^{*(m)}(p+q) \right\rangle_{\infty} = \left\langle \dot{X}^{(m)}(p) \dot{X}^{(m)}(q) \dot{X}^{(m)}(-p-q) \right\rangle_{\infty}, \quad (2.6)$$

де біспектр - це комплексна функція двох частотних змінних p і q ; $|\dot{B}_x(p, q)|$ і $\gamma_x(p, q)$ - відповідно, амплітудний і фазовий біспектр розглянутого процесу; $p = -I+1, \dots, I-1$, $q = -I+1, \dots, I-1$ - частотні індекси.

До основних математичних властивостей біспектру можна віднести наступні. Для стаціонарного гауссова процесу з нульовим середнім значенням ПАКФ і біспектр дорівнюють нулю:

$$R_x(m, n) = 0, \quad \dot{B}_x(p, q) = 0 \quad (2.7)$$

Слід зазначити, що для детермінованого сигналу з нульовою асиметрією, ПАКФ і біспектр дорівнюють нулю. При появі нелінійних спотворень або при наявності в сигналі відмінної від нуля постійної складової його ПАКФ і біспектр стають відмінними від нуля. Біспектр процесу з несиметричним законом розподілу не

дорівнює нулю. Це дозволяє використовувати біспектральний аналіз в якості індикатора відмінності процесу від нормального закону розподілу.

Біспектр - це двумірно періодична функція з періодом, рівним 2π :

$$\dot{V}_x(p, q) = \dot{V}(p + 2\pi, q + 2\pi) \quad (2.8)$$

Для процесів справедливі наступні рівняння симетрії біспектру

$$\dot{V}(p, q) = \dot{V}(q, p) \quad (2.9)$$

$$\begin{aligned} \dot{V}(p, q) = \dot{V}(p, -p - q) = \dot{V}(-p - q, q) = \\ \dot{V}(-p - q, p) = \dot{V}(q, -p - q) \end{aligned} \quad (2.10)$$

$$\dot{V}(p, q) = \dot{V}^*(-p, -q) = \dot{V}^*(-q, -p) \quad (2.11)$$

Наявність співвідношень симетрії (2.9 – 2.11) призводить до того, що область визначення біспектру на частотній площині є шестикутною. Відповідно до властивості (2.9) досить знати лише половину всієї області. Одночасне виконання співвідношень (2.9) і (2.10) дозволяє повністю визначити біспектр тільки в одній четвертій частині частотної області. Співвідношення (2.11) дозволяє однозначно визначити біспектр у всій шестикутній області, використовуючи тільки так звану «головну трикутну» область. Таким чином, аналіз співвідношень симетрії (2.9) – (2.11) показує, що для повного опису біспектру, його досить визначити лише тільки в межах обмеженою «головною трикутною» областю, заданою умовою виду:

$$q \geq 0, p \geq q, p+q \leq I-1. \quad (2.12)$$

З виразу (2.6) випливає властивість інваріантності біспектра до часового зсуву вихідного процесу. Цю властивість можна легко пояснити за допомогою наступного співвідношення:

$$\begin{aligned} \dot{B}_{x\tau}(p, q) &= \dot{X}_\tau(p) \dot{X}_\tau(q) \dot{X}_\tau(-p - q) = \dot{X}(p) \dot{X}(q) \dot{X}(-p - q) \exp(-j2\pi p\tau) \times \\ &\exp(-j2\pi q\tau) \exp[-j2\pi\tau(-p - q)] = \dot{B}_x(p, q) \end{aligned} \quad (2.13)$$

де $\dot{X}_\tau(p) = \dot{X}(p) \exp(-j2\pi p\tau)$ – перетворення Фур'є процесу, який зміщений на величину τ в часовій області.

З виразу (2.13) видно, що для процесу $x^{(m)}(i)$ і його копії $x^{(m)}(i-\tau)$, зрушеною на величину τ , біспектри збігаються. Що говорить про можливість використання даного підходу для поступового накопичення спектральної оцінки сигналу впродовж часу, без врахування додаткових процедур для уникнення зміщень в часовому просторі. Алгоритм біспектральної оцінки абдомінального сигналу представлено на рисунку 2.14 у вигляді блок-схеми [260].

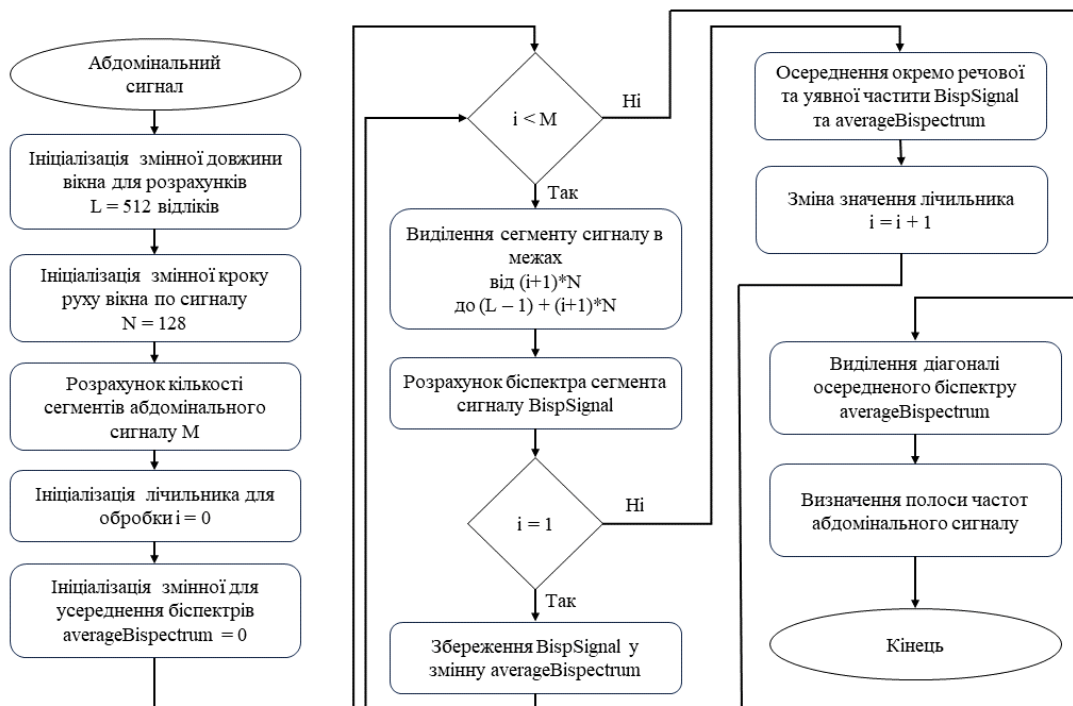


Рисунок 2.14 – Алгоритм розрахунків біспектральної оцінки абдомінального сигналу

На рисунку 2.15 діагональний переріз усередненої оцінки по модулю біспектру (біамплітуди) абдомінального сигналу.

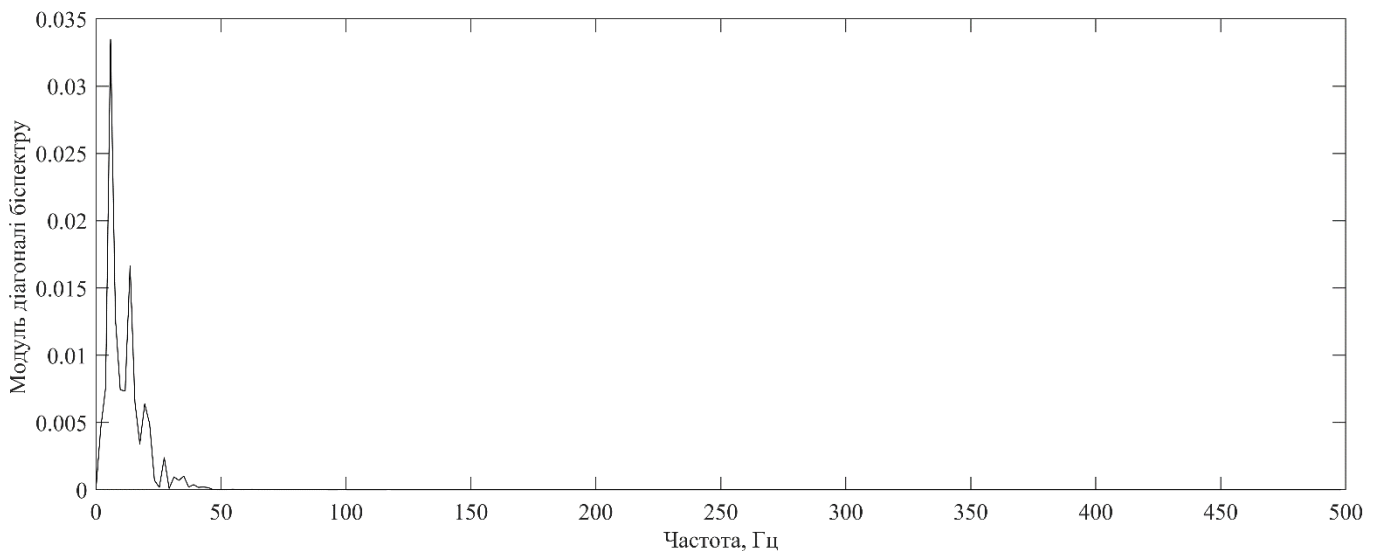


Рисунок 2.15 – Діагональний переріз осередненої оцінки модулю біспектру абдомінального сигналу

Якщо порівняти результати на рисунках 2.15 та 2.11, то видно, що діагональний переріз для осередненої оцінки модулю біспектру містить набагато менший внесок завад, що забезпечується через когерентне накопичення локальних біспектральних оцінок фрагментів абдомінального сигналу, при якому спільні для біспектральних оцінок спектральні компоненти накопичуються, до яких відносяться компоненти ЕКГП та ЕКГМ, а завадові спектральні компоненти при такому накопиченні згладжуються. При цьому біспектральна оцінка для внесків, які не містять спектральних фазових зв'язків, видаляються. Таким чином, досягається максимально точне визначення спектральних характеристик компонент ЕКГП та ЕКГМ.

Для розрахунку полоси частот, в якій зберігається основний енергетичний внесок цих компонент, використовується пошук локальних екстремумів отриманої діагоналі з порогом у максимальне значення модуля діагоналі біспектральної оцінки помножене на 0,001. Значення локальних екстремумів, що нижче даного порога не враховуються, як максимальна частота полоси фільтрації використовується значення останнього отриманого локального максимуму сигналу плюс 10 Гц запасу. На

рисунку 2.16 представлено результат пошуку локальних максимумів в отриманій оцінці біспектру [261].

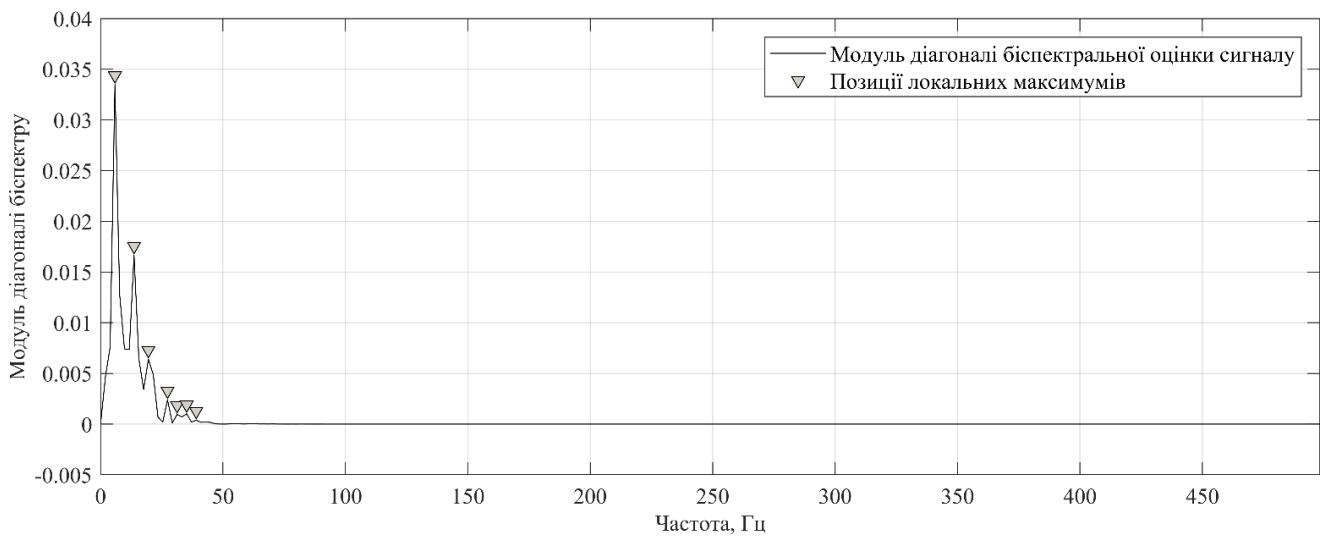


Рисунок 2.16 – Визначення локальних максимумів модуля діагонального перерізу модуля біспектральної оцінки абдомінального сигналу

В результаті виконання даних процедур, було отримано значення максимальної частоти, що дорівнює 49,0625 Гц для фільтру, що необхідно використати, це максимальна частота фільтру, який необхідно використовувати. Щодо мінімальної частоти, то необхідно провести спектральний аналіз компонент сигналу, які пов'язані з м'язовими скороченнями. Для розрахунку частотної осі (2.14) використовується два значення: F_s – частота дискретизації абдомінального сигналу; F_d – довжина сигналу, визначена у кількості відліків.

$$f = \frac{F_s}{F_d} \quad (2.14)$$

Враховуючи, що частота дискретизації абдомінального сигналу складала 1000 Гц, а довжина сигналу складала 512 відліків, то один частотний відлік складає 1,95 Гц, таким чином була отримана частотна вісь, яка зображена на рисунку 2.16. У роботах [262 – 264] демонструвався Фур'є та біспектральний аналіз

електрогістерографічного сигналу, який є однією із складових абдомінального сигналу, з метою визначення спектральних характеристик даного сигналу. Даний аналіз присвячено визначенню полос частот, в яких зберігається основна інформація про скорочення м'язів та рухів плоду, які є завадовими компонентами абдомінального сигналу. Визначивши їх полоси, можна підібрати необхідний лінійний фільтр для їх усунення. В роботах [262 – 264] аналізу піддано кожний окремий випадок таких скорочень чи рухів. Результати аналізу окремого моменту представлені на рисунку 2.17.

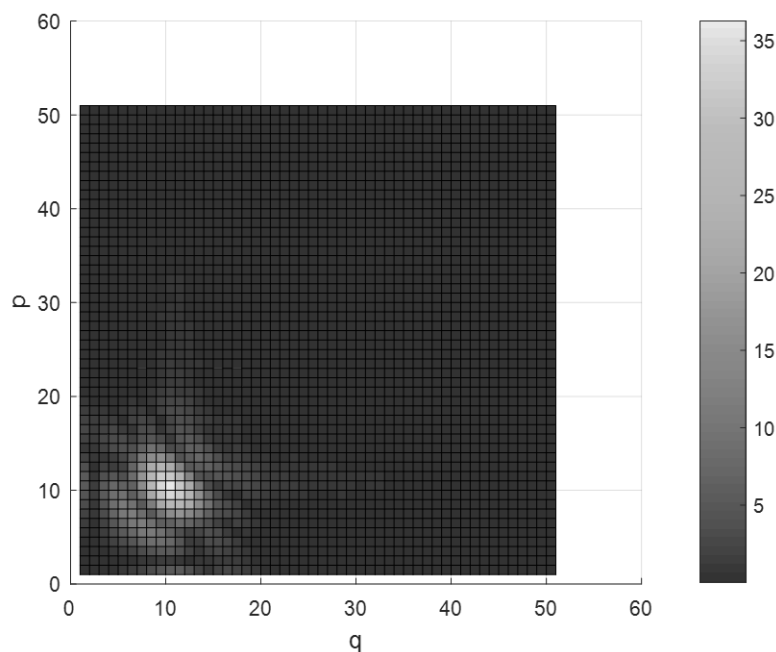


Рисунок 2.17 – Біамплітуда одного із скорочень гістерографічного сигналу

Відповідно до рисунку 2.17 значеннями p та q позначені частотні індекси біамплітудної оцінки. Частота дискретизації даного сигналу складає 200 Гц, а довжиною сигналу було значення 2500 відліків. Таким чином було отримано за формулою (2.14) значення 0,08 Гц для окремого відліку біамплітуди. Як видно із рисунку 2.17, основна спектральна компонента електрогістерографічного сигналу знаходиться в полосі частот від 0,32 Гц до 1,44 Гц. Проте, необхідно визначити дані показники абсолютно для усіх наявних скорочень, тому для оцінки електрогістерографічного сигналу необхідно використати алгоритм, який було продемонстровано на рисунку 2.14. Даний алгоритм дозволить оцінити частотну

полосу, в якій зберігається основний енергетичний вклад таких завад, як скорочення м'язів та рухи плоду в утробі. На рисунку 2.18 продемонстровано результат розрахунку позиції локальних максимумів в діагональній перерізі оцінки біамплітуди електрогістерографічного сигналу.

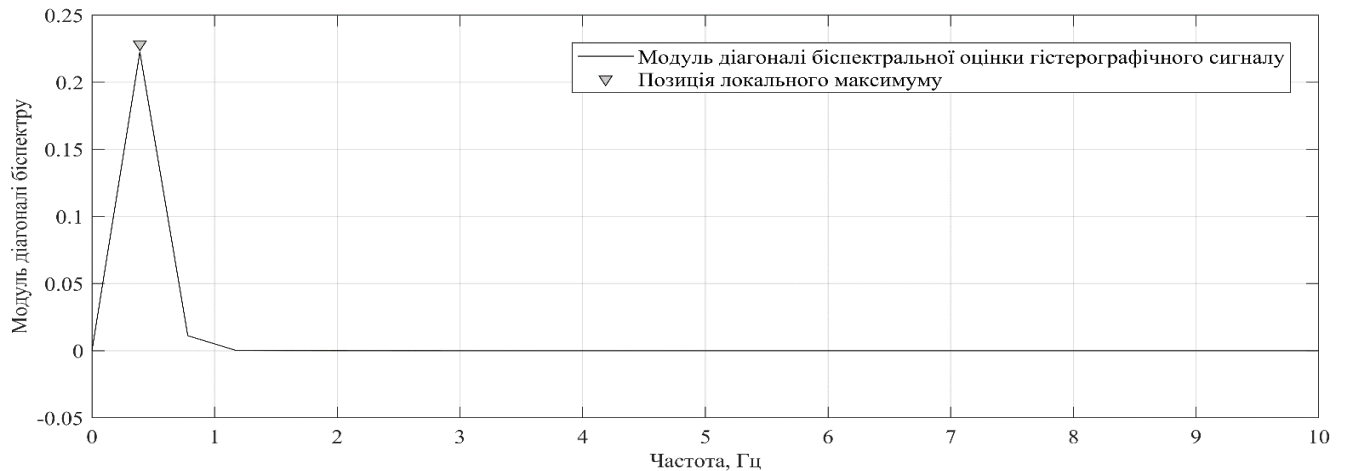


Рисунок 2.18 – Діагональний переріз оцінки біамплітуди електрогістерографічного сигналу з позначеною позицією локального максимуму

Відповідно до отриманих розрахунків, в даному випадку позиція локального максимуму знаходиться на частоті 0,3906 Гц. На рисунку 2.19 зображено результат розрахунку локального максимуму модуля діагонального перерізу оцінки біамплітуди для 108 пацієнтів.

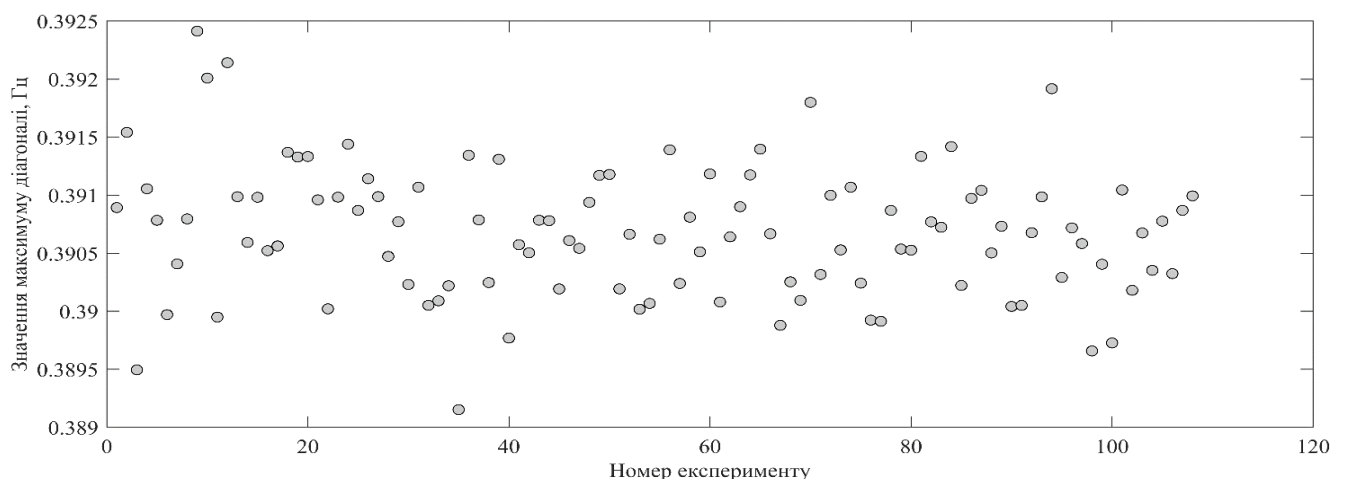


Рисунок 2.19 – Локальні максимуми діагонального перерізу оцінки біамплітуди для 108 пацієнтів

Як видно з рисунку 2.19 локальні максимуми зосереджені у діапазоні від 0,389 Гц до 0,3925 Гц, тобто максимум спектральної компоненти гістерографічного сигналу для 108 пацієнтів знаходиться у межах даного діапазона. Як зазначено авторами роботи [265], електрогістерографічний сигнал характеризується низькочастотною активністю (LW) з частотою від 0,1 до 0,3 Гц, та з накладенням більш високочастотної активності (FW) з частотами від 0,2 до 3 Гц. Низькочастотні швидкі хвилі зі спектром в смузі 0,2...0,45 Гц, і високочастотні швидкі хвилі зі спектром в діапазоні від 0,5 до 3 Гц, пов'язані саме зі скороченнями м'язів. Енергія сигналу зосереджена переважно в частотному діапазоні 0,2 – 3 Гц [265]. Можна зробити висновок, що результати досліджень вказують на отримані оцінки саме для швидких хвиль, які характеризуються аналогічним діапазоном частот. Сама частотна полоса отриманих оцінок знаходиться в полосі від 0 Гц до 1,34 Гц, що також підтверджує результати інших авторів. Отже, для фільтрації абдомінальних сигналів необхідно використовувати полосу частот, яка починається з 2 Гц для того, щоб максимально придушити завади, які пов'язані із скороченням м'язів та рухами плоду, тоді як максимальна частота має бути розрахована, використовуючи запропонований алгоритм. Таким чином, максимальна частота смугового фільтру буде адаптуватись під кожний окремий абдомінальний сигнал, забезпечуючи найкращу ступінь його попередньої обробки. На рисунку 2.20 продемонстровано ступінь впливу вибору полоси смугового фільтру на початкову потужність компоненти ЕКГМ.

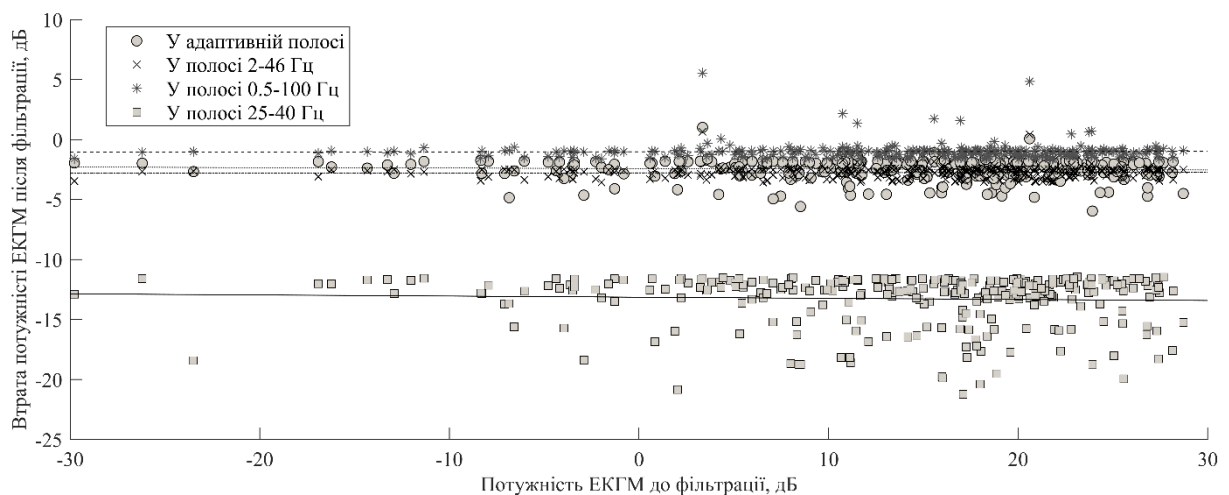


Рисунок 2.20 – Вплив фільтрації на компоненту ЕКГМ

На рисунку 2.21 продемонстровано ступіть впливу вибору полоси смугового фільтру на початкову потужність компоненти ЕКГП, а на рисунку 2.22 вплив фільтрації на комбінований шум абдомінального сигналу.

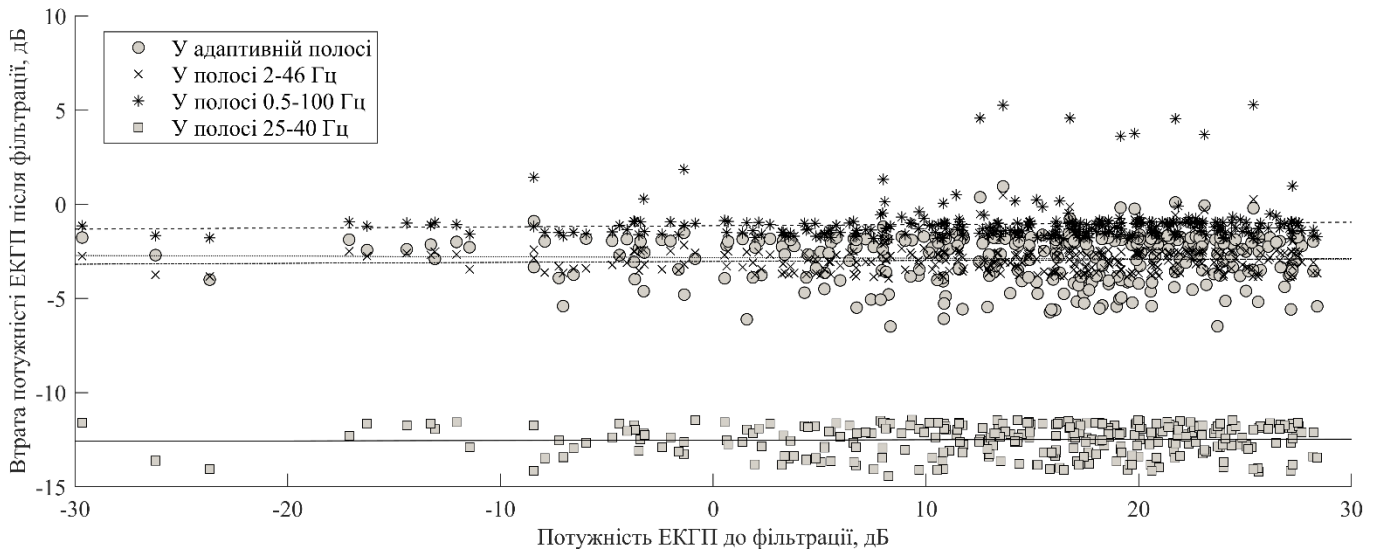


Рисунок 2.21 – Вплив фільтрації на компоненту ЕКГП

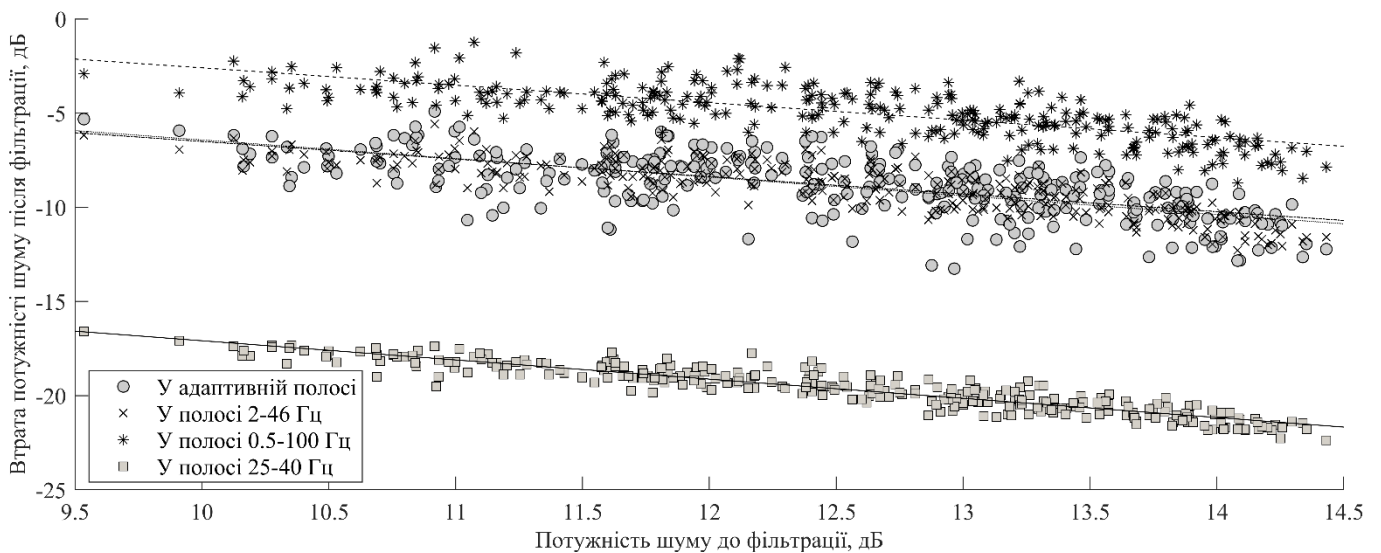


Рисунок 2.22 – Вплив фільтрації на компоненту шуму

На рисунках 2.20 – 2.22 зображені результати для чотирьох різних смуг, три з них були описані іншими авторами, та використовуються в методах попередньої обробки абдомінальних сигналів, четвертий тип полоси визначається автоматично за допомогою розробленого адаптивного метода оцінки параметрів сигналу на основі

біспектральної обробки. На осі ОХ відображено значення сигналу у дБ до використання фільтрації, на осі ОУ значення різниці потужності сигналу після фільтрації та потужності сигналу до фільтрації у заданій смузі частот. Дані графіки дозволяють оцінити ступінь збереження потужності трьох компонент абдомінального сигналу – це компоненти ЕКГП, ЕКГМ та завад, які в ньому присутні. Чим менше значення втрат на рисунках 2.20 – 2.21, тим дана смуга частот менше впливає на початкову форму сигналу, чим більше значення втрат на рисунку 2.22, тим краще дана смуга частот видаляє завадову компоненту. Суцільною лінією показано розподілення отриманих значень при використанні фільтрації у полосі 25 – 40 Гц, пунктирна лінія демонструє розподілення для фільтрації в полосі 0,5 – 100 Гц, штрихпунктирна лінія демонструє розподілення для смуги 2 – 46 Гц, лінія із крапок демонструє розподілення при використанні адаптивної смуги, яка розраховується з використанням біспектральної оцінки сигналу. Результати демонструють, що адаптивна фільтрація видаляє більше корисної інформації, ніж фільтрація у смузі 0,5 – 100 Гц. В свою чергу адаптивна фільтрація забезпечує краще придушення завад, ніж фільтрація у полосі 0,5 – 100 Гц, має практично аналогічний ступінь для смуги 2 – 46 Гц. Смуга частот 25 – 40 Гц забезпечує найкраще придушення завад, проте і вносить найбільше спотворень у початковий абдомінальний сигнал. Проте даний аналіз не демонструє остаточно перевагу ефективності фільтрації у адаптивній смузі частот. Необхідно перевірити вплив фільтрації на форму початкових сигналів, з використанням (1.2) – (1.4). Результати експериментальних досліджень представлено в таблиці 2.5.

Таблиця 2.5 – Результати ефективності фільтрації за впливом на форму компонент

Смуга частот	R			RMSE			D		
	ЕКГМ	ЕКГП	Завади	ЕКГМ	ЕКГП	Завади	ЕКГМ	ЕКГП	Завади
25-40 Гц	0,656	0,669	0,28	0,106	0,012	0,011	0,014	$2 \cdot 10^{-4}$	$1 \cdot 10^{-2}$
0,5-100 Гц	0,965	0,944	0,62	0,056	0,007	0,006	0,001	$3 \cdot 10^{-5}$	$7 \cdot 10^{-3}$
2-46 Гц	0,912	0,898	0,45	0,068	0,008	0,007	0,004	$6 \cdot 10^{-5}$	$9 \cdot 10^{-3}$
Адаптивна	0,967	0,944	0,55	0,056	0,007	0,007	0,001	$3 \cdot 10^{-5}$	$8 \cdot 10^{-3}$

Із результатів таблиці 2.5 видно, що лінійна фільтрація у смузі частот 25 – 40 Гц забезпечує найкраще видалення завад із абдомінального сигналу, проте дана фільтрація у цій смузі значно спотворює форму компонент ЕКГМ та ЕКГП. Адаптивна смуга частот, що визначена за біспектральною оцінкою абдомінального сигналу, забезпечує найкращі та майже однакові показники збереження форми сигналу, що і смуга 0,5 – 100 Гц. Проте, фільтрація в адаптивній смузі забезпечує більше спотворення завад. Якщо остаточною задачею є виділення позиції QRS комплексів компоненти ЕКГП абдомінального сигналу на фоні завад, тоді більш ефективною фільтрацією є та, яка забезпечує найкраще збереження форми цієї компоненти та найкраще придушення завад. Враховуючи, що адаптивна смуга забезпечує на 0,08 результат краще при видаленні завад за параметром кореляції, на 0,001 краще за параметром RMSE та на $1 \cdot 10^{-3}$ краще за параметром дисперсії, то однозначно перевага за адаптивною смугою.

Проте ці параметри лише вказують на спотворення форми компоненти завад, але не вказують на ефективність придушення завад. В таблиці 2.6 представлено розрахунок відношення сигнал/шум в діапазоні від -20 до 50 дБВт до та після фільтрації у відповідній смузі частот. Абдомінальний сигнал піддається накладанню комбінованих завад, після чого виконується його фільтрація у потрібній смузі частот. Із отриманого відфільтрованого сигналу вираховується початковий абдомінальний сигнал без завад. Після чого виконується розрахунок відношення сигнал/шум (1.7) початкового абдомінального сигналу та отриманої різниці.

Таблиця 2.6 – Результати ефективності фільтрації за відношенням сигнал/шум

Смуга частот, Гц	SNR до фільтрації, дБВт														
	-20	-15	-10	-5	0	5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
	SNR після фільтрації, дБВт														
25-40	-3	-0,5	0,7	1,0	1,2	1,4	1,3	1,4	1,3	1,4	1,4	1,4	1,1	1,3	1,4
0,5-100	-15	-8,7	-4	-0,1	4,9	8,3	11,3	10,5	12,5	12,0	13,1	12,8	11,4	12,1	13,5
2-46	-10	-4,7	0	3,0	5,6	7,1	7,5	6,8	7,7	7,6	8,0	7,9	7,0	7,4	8,1
Адаптивна	-13	-6,5	-2	2,2	6,1	9,3	11,6	10,5	14,6	13,6	16,2	14,6	15,1	13,2	15,0

Із таблиці 2.6 видно, що адаптивна смуга частот забезпечує найкраще відношення сигнал/шум починаючи від 0 дБВт, забезпечуючи в середньому на 1,43 дБВт краще відношення сигнал/шум після фільтрації по відношенню до смуги частот 0,5 – 100 Гц, на 5,77 дБВт по відношенню до смуги частот 2 – 46 Гц та на 11,93 дБВт краще відношення сигнал/шум по відношенню до смуги частот 25 – 40 Гц. Але у діапазоні SNR від -20 до -5 дБВт адаптивна смуга в середньому забезпечує гірше відношення сигнал/шум після фільтрації на 3,55 дБВт по відношенню до інших смуг, що підтверджує результати таблиці 2.5, де зазначено, що форма компоненти завад значно спотворюється при використанні інших смуг частот. Але з тим же спотворюються також і корисні компоненти ЕКГП та ЕКГМ, тому при збільшенні початкового значення SNR результат фільтрації для неадаптивних смуг гірше, оскільки при фільтрації вноситься більше спотворень у початковий сигнал, ніж видаляється завад.

На рисунку 2.23 представлено результат фільтрації початкового абдомінального сигналу у різних смугах фільтрації.

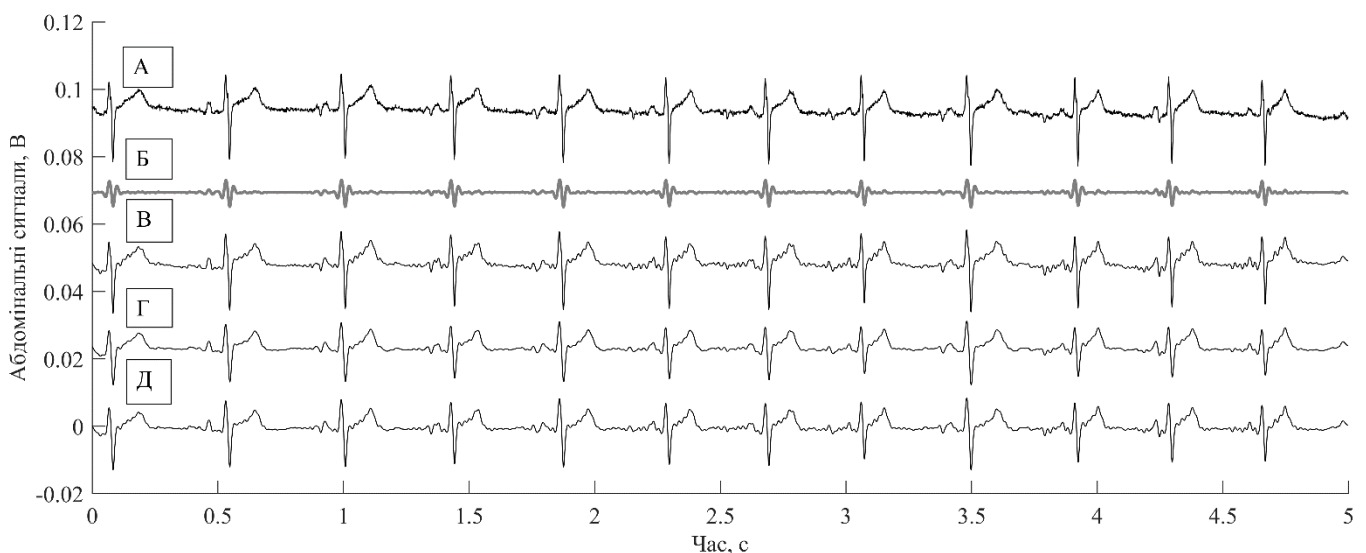


Рисунок 2.23 – Результати фільтрації абдомінального сигналу у різних смугах з використанням лінійного фільтру Баттерворта четвертого порядку: А – початковий сигнал з SNR = 30 дБ; Б – у смузі частот 25-40 Гц; В – у смузі частот 0,5-100 Гц; Г – у смузі частот 2-46 Гц; Д – у адаптивній смузі частот;

2.3 Визначення позицій QRS-комплексів у абдомінальних сигналах

Ряд наукових праць, опублікованих нині, спрямовано на розвиток методу розрахунку поліспектрів з допомогою частотно-часового динамічного вікна [266 – 270]. Проте є кілька обмежень використання таких алгоритмів, зокрема, потрібно точне визначення характерного часового масштабу з урахуванням незмінності їх у часі. Виникає і значна складність при нормуванні отриманого поліспектру, оскільки вплив дискретизації та випадкових помилок призводить до необхідності проведення регуляризації [271]. Для подолання зазначених недоліків у роботах [272 – 274] було введено вейвлетний біспектр та бікогерентність для дослідження взаємодій між окремими локальними осциляторами у складній динамічній системі. Узагальнення біспектра на вейвлетне перетворення дає можливість аналізувати такі принципово нелінійні явища, як часова динаміка фазового зв'язку між різними гармоніками в сигналі [275], а також виділяти в наборах просторово-часових даних короткоживучі структури. Статистика вищих порядків, заснована на вейвлет-аналізі, може бути успішно використана для вивчення поведінки систем, які мають нелінійну динаміку, і виділення когерентних структур.

Вейвлетне перетворення дозволяє позбутися основного недоліку Фур'є-перетворення для аналізу нелінійних процесів. За визначенням, даним у книзі [275], безперервне вейвлет-перетворення деякого сигналу має такий вигляд:

$$W_{\psi}(a, b) = \frac{1}{\sqrt{C_{\psi}}} \int_{\mathbb{R}} f(x) \psi_{ab}^*(x) dx \quad (2.15)$$

де $\psi_{ab}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right)$; a і b – масштаб і зсув відповідно, ψ – вейвлет-утворююча функція.

Вейвлет діапазон (2.15) визначає динаміку, тобто, поведінка з часом досліджуваного об'єкта кожного тимчасового масштабу a у будь-який час b . Нормувальний коефіцієнт C у формулі (2.15) визначається як:

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (2.16)$$

де $\hat{\psi}(\omega)$ – Фур'є-образ вейвлета $\psi(x)$.

Умова (2.16) для константи C_ψ обмежує клас функцій $\psi(x) \in L_2(\mathbb{R})$, які можна використовувати як базисні вейвлети. З формули (2.16) слідує, що функція повинна дорівнювати нулю при $\omega = 0$ і, тому, вейвлет повинен мати нульове середнє. Практично будь-яка функція, що задовольняє умові (2.16), є вейвлетом, тому можливо підібрати вид функції залежно від конкретної задачі. Кожна базова вейвлетна функція $\psi(x)$ характеризується різними специфічними властивостями, що дозволяє, використовуючи різні вейвлети, виявити особливості сигналу. Серед безлічі існуючих в даний час різноманітних уявлень вейвлетів виберемо і будемо використовувати комплексний вейвлет Морле (the Morlet wavelet) [276], який є комплексною функцією, модульованою функцією Гауса, і записується у вигляді

$$\psi(x) = \exp(j\omega_0 x) \exp(-x^2 / 2) \quad (2.17)$$

Класична оцінка спектральної густини потужності, визначена за допомогою різних спектральних методів, корисна у визначенні незалежного вкладу кожної спектральної компоненти в загальний спектр сигналу часового ряду. Однак інформація про наявність можливого зв'язку різних частотних компонентів між собою при цьому не виявляється. Для отримання такої інформації використовується поліспектральний аналіз, який дозволяє виявляти ефекти взаємозв'язку спектральних компонентів. Зокрема, вейвлетний біспектр досліджуваного сигналу визначається наступним виразом [277]:

$$B(f_1, f_2) = \int_T W^*(f_3, b) W(f_2, b) W(f_1, b) \quad (2.18)$$

де f_1, f_2 – частотні індекси вейвлет-перетворення (2.15); $f_3 = f_1 + f_2$;

Використання вейвлет-біспектральної стратегії в дослідженні позицій QRS-комплексів має забезпечити підвищення точності виділення цих позицій на фоні завад., враховуючи основні переваги даного підходу з можливості визначення спектральних компонент, що мають певні фазові взаємозв'язки. Саме ці компоненти мають відповідати за QRS-комплекси, тоді як спектральні компоненти завад, що не мають фазових взаємозв'язків, мають бути придушені у даній оцінці. Використання же вейвлет-перетворень дозволить проаналізувати поведінку даних спектральних компонент у часі, тим самим дозволивши визначити позиції QRS-комплексів у часі. На рисунку 2.24 зображено сигнал ЕКГ, для якого необхідно вирахувати позиції R-піків.

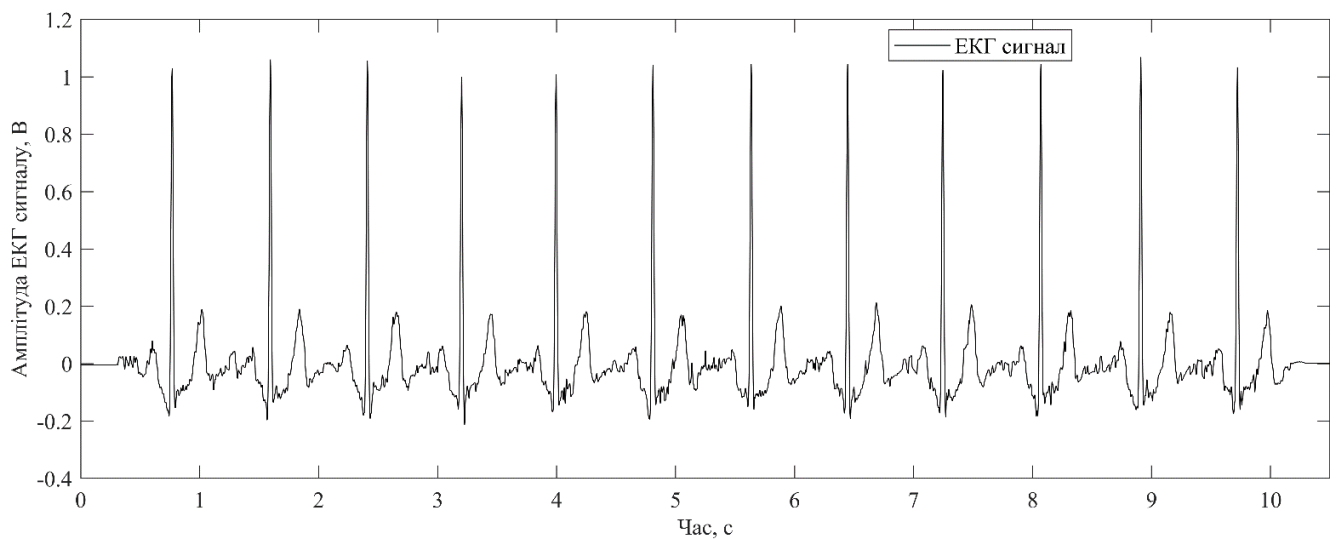


Рисунок 2.24 – Один канал ЕКГ сигналу

Для дослідження вейвлет-біспектрального методу з метою оцінки положення R-піків необхідно вирахувати неперервне вейвлет-перетворення (2.15) для даного сигналу. На рисунку 2.25 зображено вейвлет-перетворення, на рисунку 2.26 зображено розрахований вейвлет-біспектр за визначенням (2.18), використовуючи вейвлет-перетворення, яке зображено на рисунку 2.25.

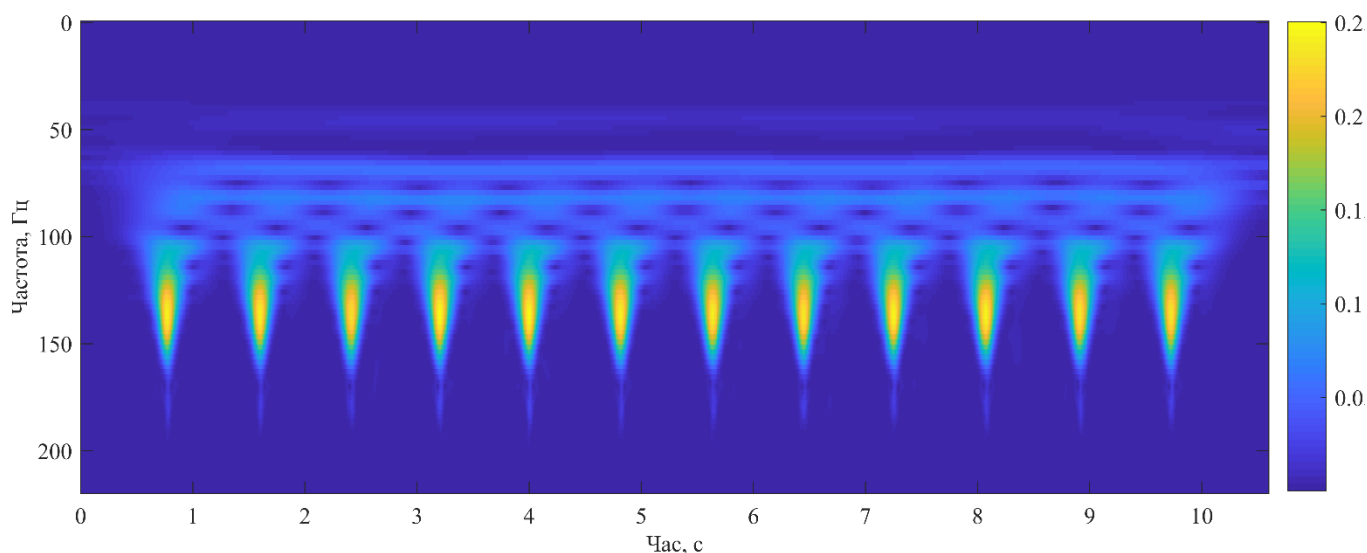


Рисунок 2.25 – Вейвлет-перетворення для ЕКГ сигналу

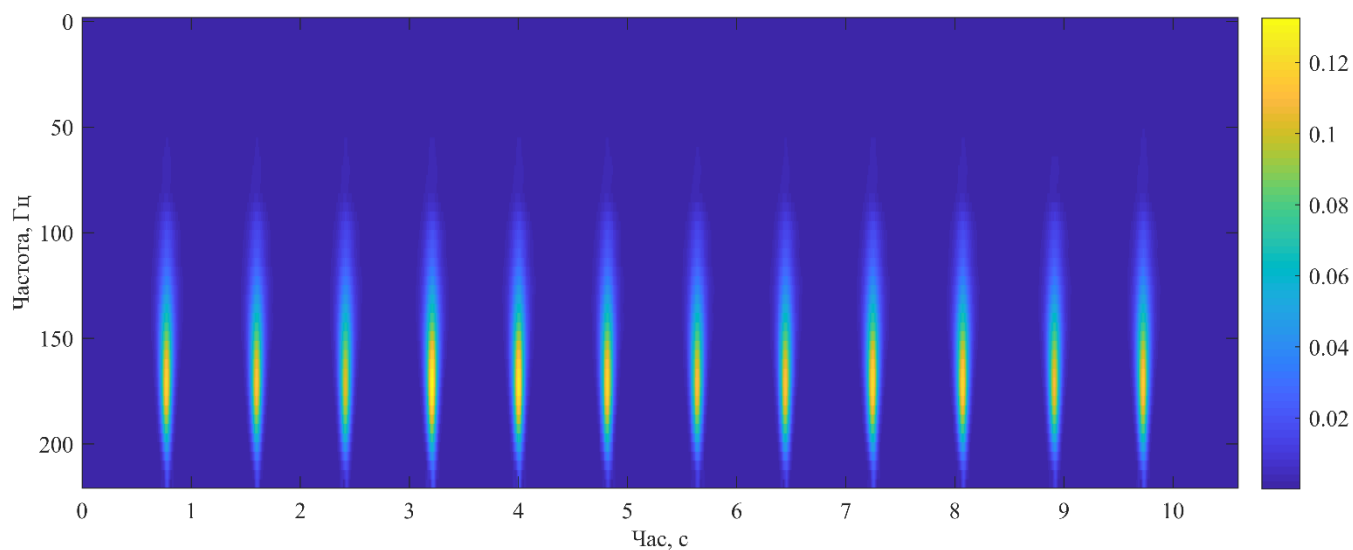


Рисунок 2.26 – Вейвлет-біспектр для сигналу ЕКГ

З рисунку 2.26 видно, що після розрахунку вейвлет-біспектру зменшився рівень завад, який був присутній у вейвлет-перетворенні на рисунку 2.25. Це пояснюється особливістю біспектральної обробки сигналів, в якій значиться, що спектральні компоненти, які не мають фазових взаємозв'язків будуть видалені. Завадові компоненти сигналу не мають таких взаємозв'язків, через що вони відсутні при вейвлет-біспектральному перетворення. Також із рисунків видно, що змінилось частотні характеристики при використанні вейвлет-біспектрального перетворення. Для визначення позицій R-піків досліджуваного сигналу, необхідно визначити

середні значення вейвлет-біспектрального перетворення у кожному стовпці вейвлет-біспектральної матриці. Для пошуку же самих позицій необхідно вирахувати локальні максимуми отриманої функції. На рисунку 2.27 зображено результат розрахунку середнього у вейвлет-біспектральній оцінці та продемонстровано позиції локальних максимумів. На рисунку 2.28 продемонстровано результат розрахунку позицій R-піків разом із сигналом ЕКГ.

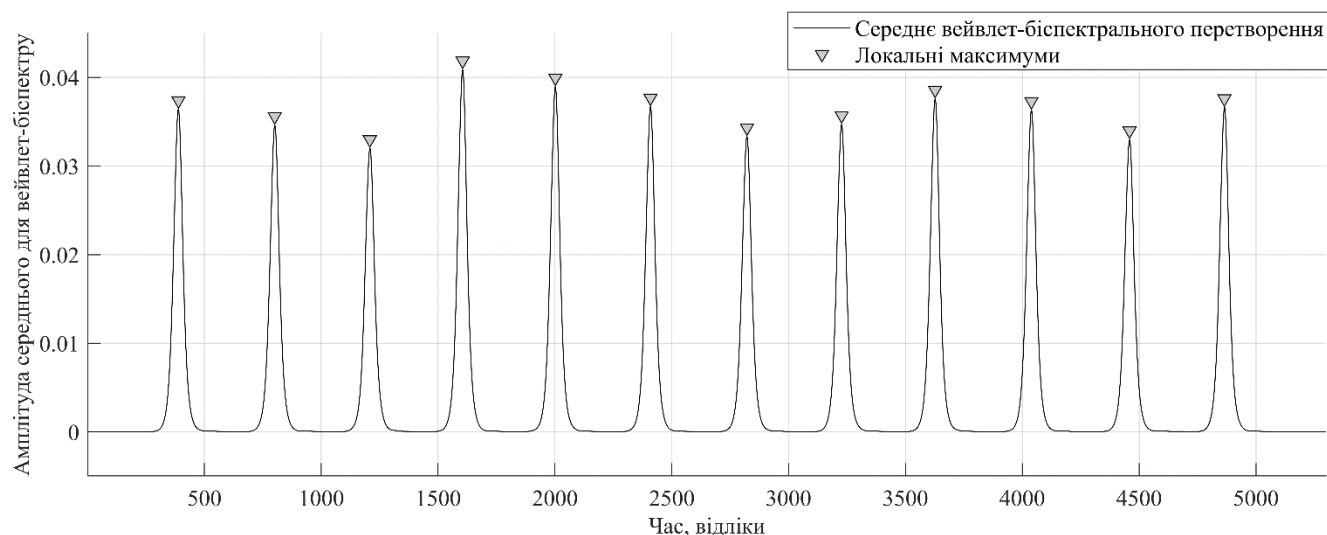


Рисунок 2.27 – Розрахунок позиції R-піків з використанням вейвлет-біспектрального методу

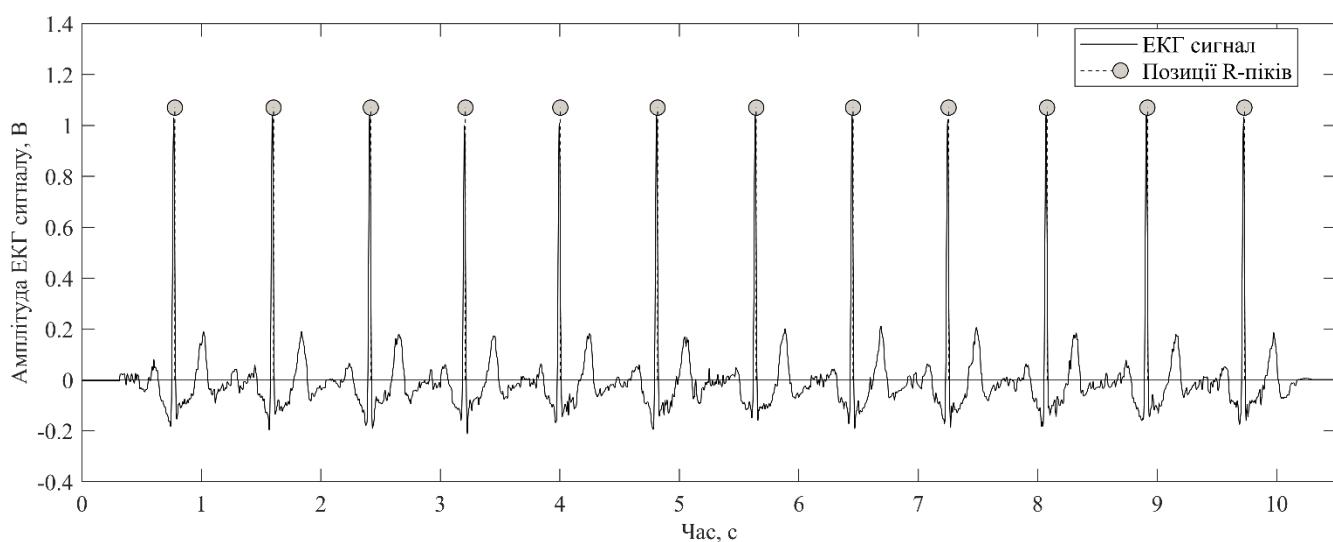


Рисунок 2.28 – Результат пошуку R-піків в сигналі ЕКГ за допомогою вейвлет-біспектрального методу

Для порівняння на рисунку 2.29 представлено результат розрахунку на тому самому сигналі з використанням алгоритму Пан-Томпкінса [75].

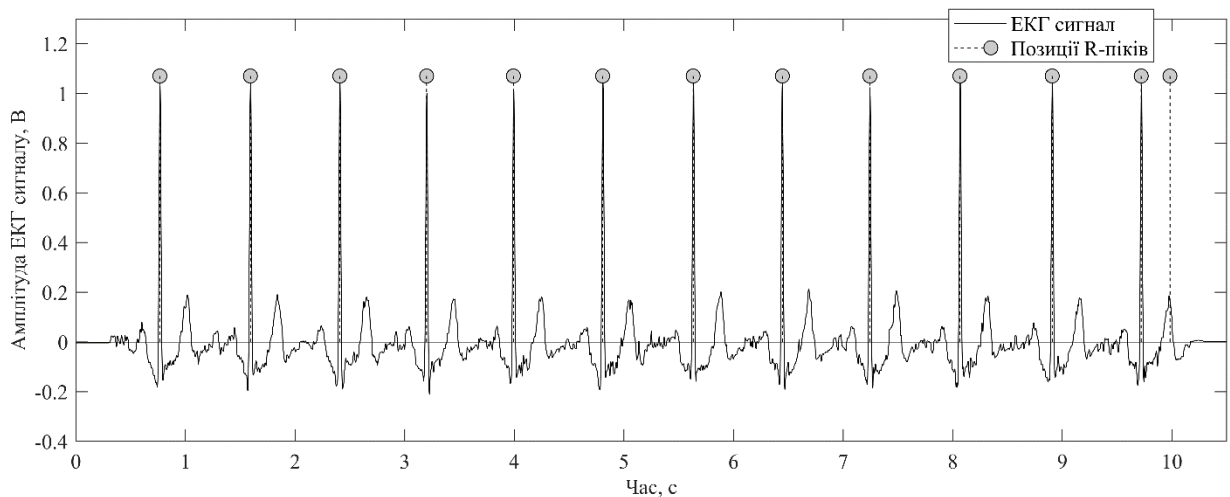


Рисунок 2.29 – Результат пошуку R-піків в сигналі ЕКГ за допомогою методу Пан-Томпкінса

Як видно із результатів на рисунку 2.29, при використанні методу Пан-Томпкінса було знайдено зайву позицію, яка не відповідає позиції R-піку. Дану проблему можна видалити, додавши до алгоритму мінімальну відстань, яка має бути між сусідніми R-піками, тоді зайві позиції будуть ігноруватись. Для порівняння на рисунку 2.30 представлено розрахунок модуля квадрату сигналу у смузі частот 0 – 15 Гц для іншого сигналу – це передостання процедура в алгоритмі Пан-Томпкінса.

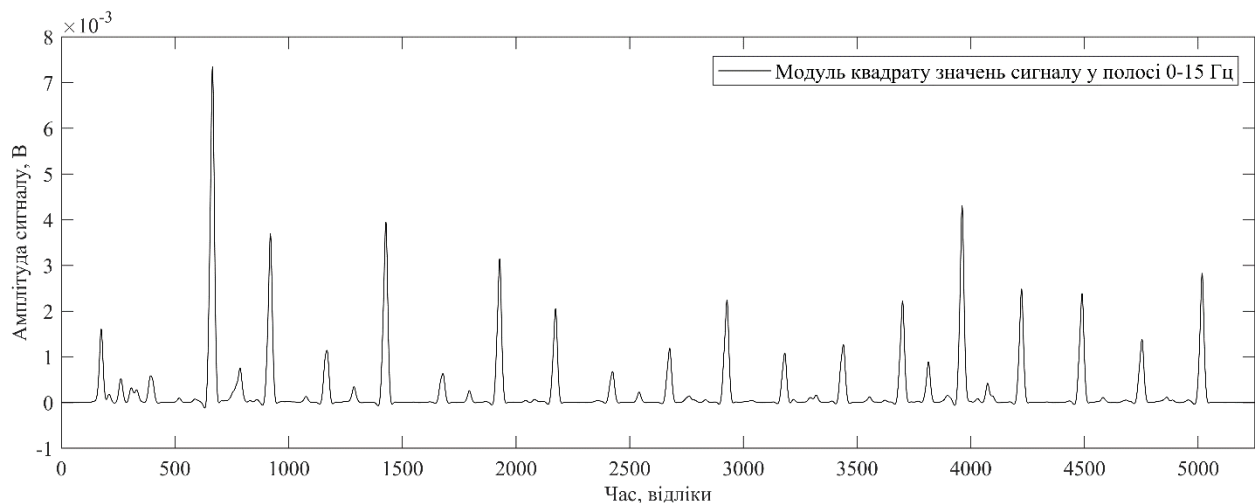


Рисунок 2.30 – Результат передостанняї процедури алгоритму Пан-Томпкінса

На рисунку 2.31 представлено результат розрахунку середнього вейвлет-біспектру, для того самого набору сигналів, які використовувались при розрахунку квадрату модуля сигналу, показаного на рисунку 2.30.

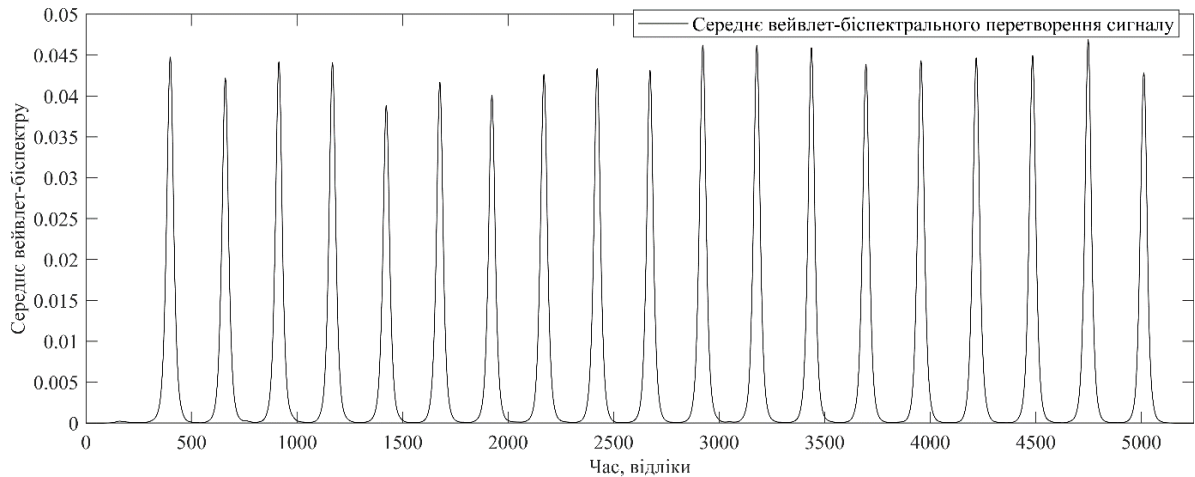


Рисунок 2.31 – Результат розрахунку середнього значення вейвлет-біспектру у пошуку позиції R-піків.

Як видно із порівняння рисунків 2.30 – 2.31, використання вейвлет-біспектрального методу та методу Пан-Томпкінса для пошуку R-піків дають результати, які сильно відрізняються. Вейвлет-біспектральний підхід забезпечує придушення завад. На рисунку 2.32 представлено результат пошуку R-піків за допомогою методу Пан-Томпкінсу, для модуля квадрату значень сигналу у полосі 0 – 15 Гц, який було приведено на рисунку 2.30.

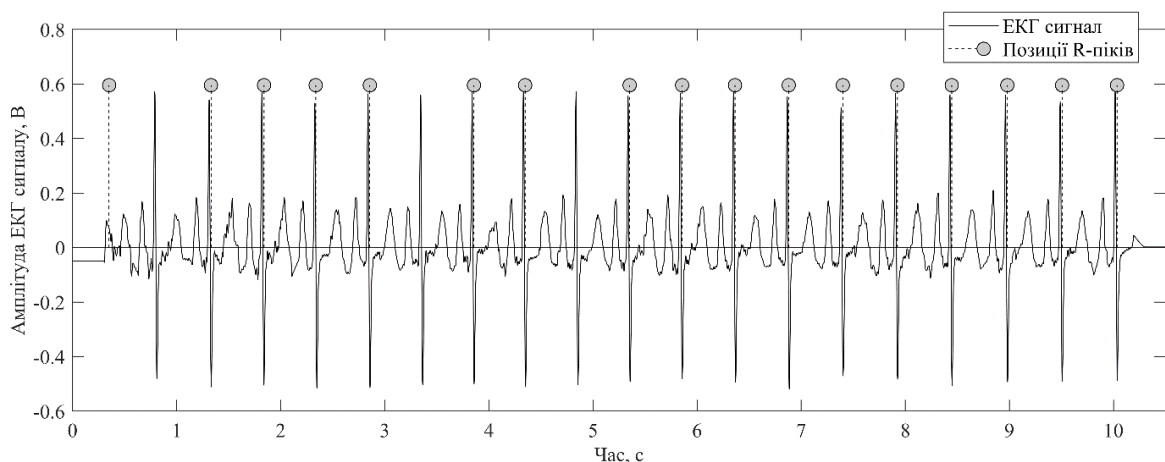


Рисунок 2.32 – Результат розрахунку позиції R-піків в алгоритмі Пан-Томпкінса

На рисунку 2.33 представлено аналогічний результат розрахунку, проте з використанням вейвлет-біспектрального методу, передостання процедура якого була продемонстрована на рисунку 2.31.

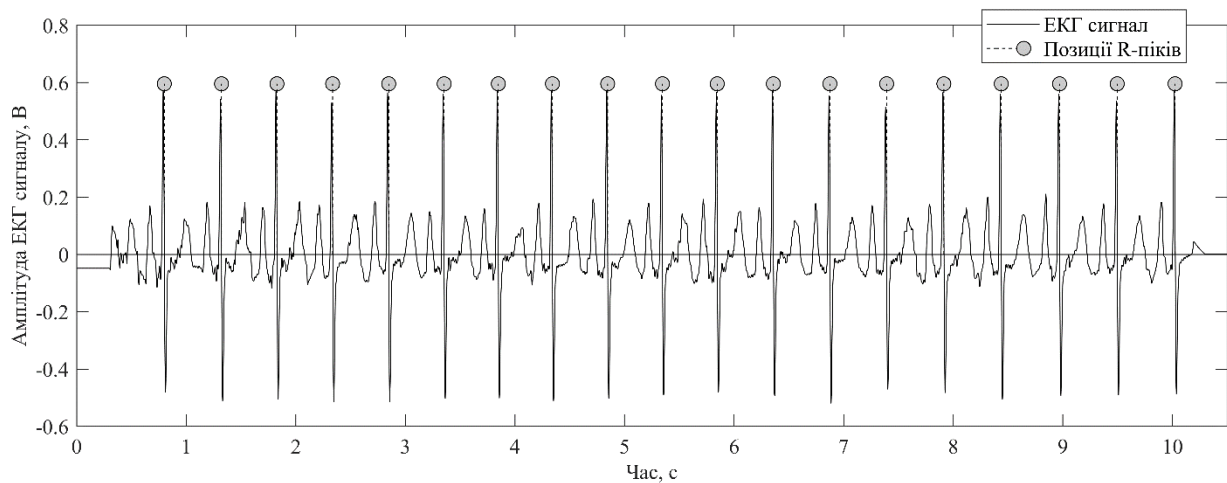


Рисунок 2.33 – Результат розрахунку позиції R-піків за вейвлет-біспектральним алгоритмом

Проблеми алгоритму Пан-Томкінса були викликані через пошук середнього значення модуля квадрату значень сигналу у смузі 0 – 15 Гц між усіма наявними каналами сигналів. Через це один із каналів, в якому міститься найбільший вклад шуму, спотворив результати пошуку позиції R-піків в сигналі ЕКГ. Цю проблему можна вирішити, використовуючи адаптивні методи оцінки рівня завад у сигналі, тим самим визначаючи канали з найбільшим рівнем завад, які при використанні даного алгоритму були б видалені і не використовувались. Проте, використання вейвлет-біспектрального методу так само використовує процедуру усереднення між каналами, але не сигналів чи їх модульних значень, а використовується усереднення вейвлет-перетворень для кожного каналу, тим самим забезпечуючи ще більшу завадостійкість даного методу. Навіть не дивлячись на те, що на рисунках 2.32 та 2.33 продемонстровано результати з використанням процедур усереднення усіх наявних каналів без попереднього дослідження рівня завад у кожному із них, вейвлет-біспектральний алгоритм показав кращий результат. На рисунку 2.34 продемонстровано результат розрахунків для 12 каналів одночасно, результат

отримано для того самого набору сигналів, результати якого було показано для одного каналу на рисунках 2.32 – 2.33, але з використанням вейвлет-біспектрального методу.

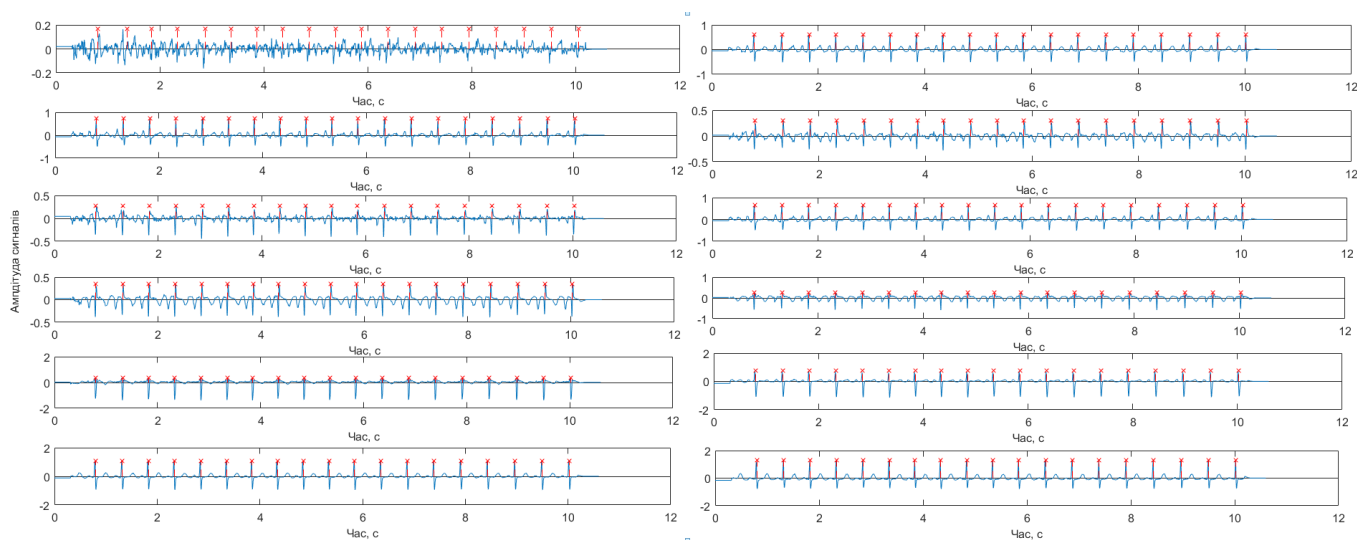


Рисунок 2.34 – Результат розрахунку позиції R-піків за допомогою вейвлет-біспектрального алгоритму для 12-канального запису ЕКГ сигналів

Як видно із рисунку 2.34 перший канал має найбільший рівень завад, на відміну від інших. Саме через усереднення цього каналу в алгоритмі Пан-Томпкінса і виникають помилки при визначенні позицій R-піків. Тобто, алгоритм Пан-Томпкінса менш завадостійкий, аніж запропонований вейвлет-біспектральний метод. На рисунку 2.35 продемонстровано результати дослідження завадостійкості цих двох методів.

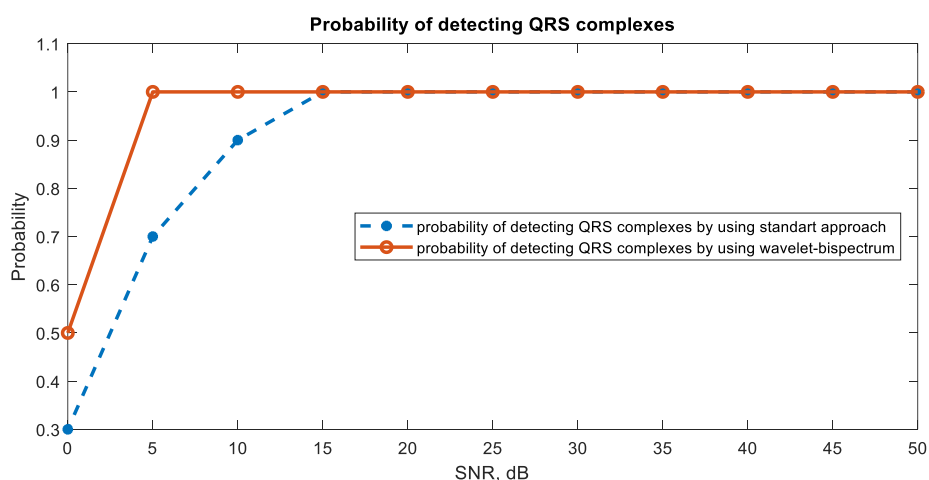


Рисунок 2.35 – Результат розрахунку завадостійкості двох методів

На рисунку 2.35 показано помаранчевою лінією результати оцінки завадостійкості вейвлет-біспектрального методу, пунктирною лінією - для алгоритму Пан-Томпкінса. Результати демонструють, що вейвлет-біспектральний метод дозволяє виконувати пошук позиції R-піків з ймовірністю 100% для відношення сигнал/шум в межах від 5 до 15 дБ значень, коли алгоритм Пан-Томпкінса при даному рівні не дозволяє стовідсотково визначити їх позиції. Результати на рисунках 2.24 – 2.34 продемонстровано на реальних сигналах, взятих з відкритої бази даних «Computing in Cardiology Challenge 2013». Для дослідження даного методу на його ефективність визначення положення R-піків, була використані бази даних МІТ-ВІН та QT Database. В таблиці 2.7 представлено результат дослідження ефективності вейвлет-біспектрального методу, тестування якого виконувалось на двох базах даних. Також продемонстровано порівняння з іншими методами. Для дослідження ефективності використовуються такі параметри: правильно визначене положення (ПВ), невірно визначене положення (НВ), пропущене положення (ПП), а також чутливість методу, яка демонструє ймовірність вірного визначення QRS комплексів:

$$\text{Чутливість} = \frac{\text{ПВ}}{\text{ПВ} + \text{ПП}} \times 100\% \quad (2.19)$$

Результати перевірялись з використанням методів Пан-Томпкінса (П-Т), методу з використанням невизначеності MC-Dropout [278], глибоких ансамблів (5-Ensemble) [279], та методу PN-QRS [78], а також розробленого вейвлет-біспектрального методу (В-Б).

Таблиця 2.7 – Результати ефективності визначення позиції R-піків

База даних	Кількість каналів	Метод	ПВ, кількість	НВ, кількість	ПП, кількість	Чутливість, %
МІТ-ВІН	2 канали	П-Т	101469	5828	7965	92,72
		MC-Dropout	108967	137	467	99,57
		5-Ensemble	109238	30	196	99,82

Продовження таблиці 2.7

База даних	Кількість каналів	Метод	ПВ, кількість	НВ, кількість	ПП, кількість	Чутливість, %
		PN-QRS	109340	24	94	99,91
		В-Б	109396	4	38	99,96
QT Database	2 канали	П-Т	69989	881	571	99,19
		MC-Dropout	70551	10	9	99,99
		5-Ensemble	70549	8	11	99,98
		PN-QRS	70552	7	8	99,99
		В-Б	70560	0	0	100

Проведені дослідження демонструють, що результати, отримані для бази даних MIT-BIH, кращі за результати інших авторів, а чутливість запропонованого методу досягає 99,96%, тоді як для бази даних QT Database 100%, що свідчить про високу ефективність даного методу. Однією із основних проблем запропонованого підходу є залежність від довжини початкового сигналу. Якщо сигнал, що обробляється, буде мати високу довготривалість, тоді розрахунки вейвлет-біспектру будуть відбуватись набагато повільніше, через залежність кількості частотних відліків від довжини сигналу у вейвлет-перетворенні, від яких буде також залежати розмірність біспектру. Чим вона вище, тим довше виконуються розрахунки. Один із варіантів, як можна уникнути такої проблеми – це використати віконну обробку, як це виконувалось при біспектральній оцінці абдомінального сигналу. При реалізації запропонованого методу дана особливість була врахована та виправлена шляхом сегментації сигналу та обробки локальних фрагментів. Також для більш кращого розрахунку додано порівняння фрагментів сигналів в знайдених позиціях QRS-комплексів, після чого виконується кореляційний аналіз знайдених фрагментів, та фрагменти які мають кореляцію за модулем нижчу за 0,3 видаляються та не враховуються, як позиції QRS-комплексів. Використовуючи дану особливість в обробці, QRS-комплекси зі спотвореннями не враховуються, що може призвести до пропусків у їх визначенні. Через цю проблему, було вирішено використати кореляційний аналіз фрагментів сигналів таким чином, щоб фрагменти зі спотвореннями зберігались у додаткову

змінну, після чого, якщо їх було декілька, виконується кореляційний аналіз саме цих фрагментів; якщо вони мають ступінь кореляції за модулем більшу за 0,7, тоді ці фрагменти також рахуються, як позиції QRS-комплексів. Завдяки такому застосуванню процедур, метод стає інваріантним до завад, може виконувати пошук спотворених, нестационарних QRS-комплексів та дозволяє виконувати обробку довготривалих записів. На рисунку 2.36 зображено схему розробленого алгоритму вейвлет-біспектрального пошуку положень R-піків [280].

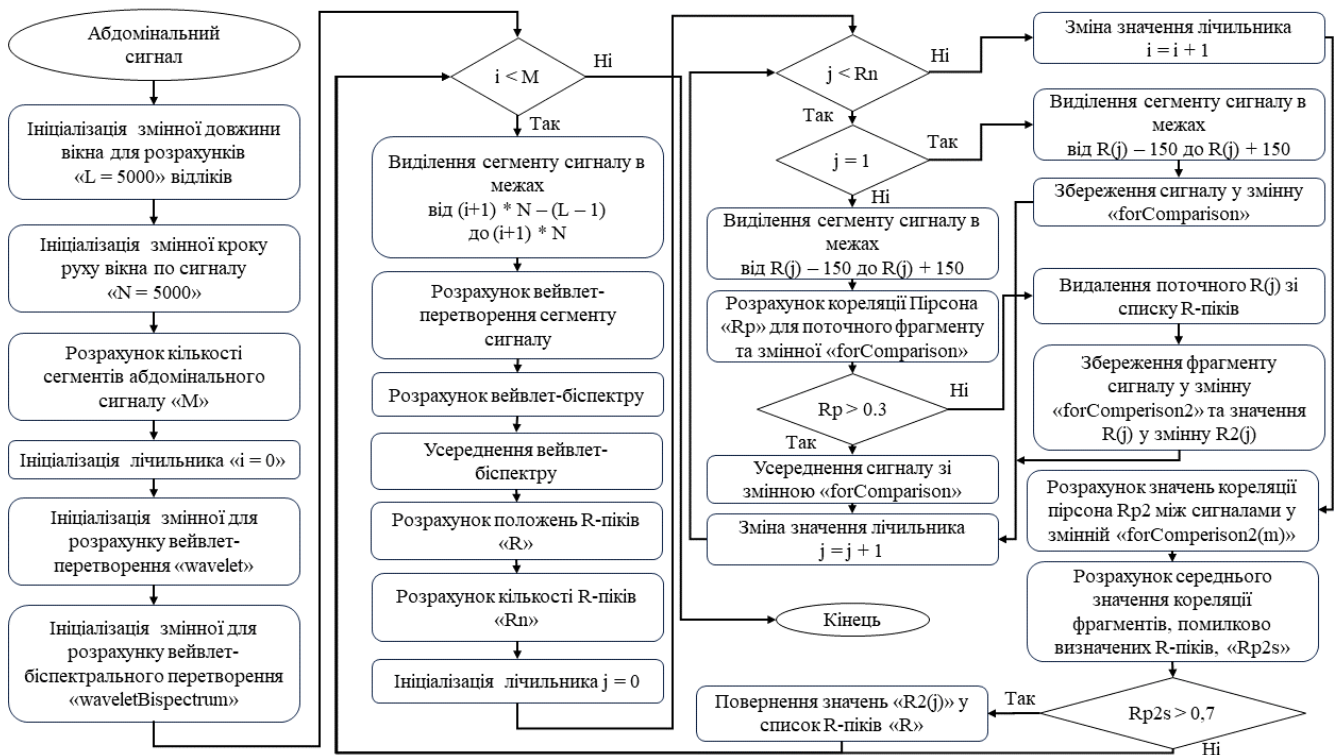


Рисунок 2.36 – Алгоритм розрахунку позиції R-піків за допомогою вейвлет-біспектрального методу

Таким чином, було реалізовано алгоритм пошуку позиції R-піків у абдомінальному сигналу з використанням нового вейвлет-біспектрального методу. Даний метод при його додатковій модифікації також можна використати для пошуку інших характерних точок QRS-комплексу. Модифікація полягає у зміщенні спектрів вейвлет-перетворення у кожний момент часу, таким чином, щоб максимумами цих спектрів знаходились на одному частотному індексу. Тобто, отримане вейвлет-перетворення підлягає додатковим процедурам до розрахунку вейвлет-біспектру, а

саме в кожному часовому відліку знаходять максимум вейвлет-спектру, після чого вираховують середнє значення частоти, на якому знаходяться максимуми спектрів у кожному відліку часу, значення якого округлюється до цілого числа. Після цього у кожному відліку часу вираховується необхідне зміщення спектру, як різниця між округленим середнім та поточною позицією максимуму. Далі спектри зміщуються на отримані значення у кожному відліку часу. Після цього кроки алгоритму залишаються аналогічними, як це було показано на рисунку 2.36. Другою відмінністю є використання не абдомінального сигналу для пошуку, а усередненого QRS-комплексу у раніше знайдені моменти часу. Для розрахунку кількості відліків сигналу, які беруться для усереднення, використовується два значення – це зміщення ліворуч та зміщення праворуч відносно позиції R-піку. Розрахунок ведеться за допомогою формул Безетта [75] для розрахунку QT інтервалу:

$$QT_c = \frac{QT}{\sqrt{RR}},$$

$$RR = (R(i+1) - R(i)) / F_s,$$

$$QT = 0,45 * \sqrt{RR}$$
(2.20)

Після визначення даних величин можна виконати усереднення QRS-комплексів впродовж всього сигналу. На рисунку 2.37 зображено результат розрахунку характерних точок QRS-комплексу з використанням алгоритму, який було продемонстровано раніше, та в який було внесені зміни, описані вище.

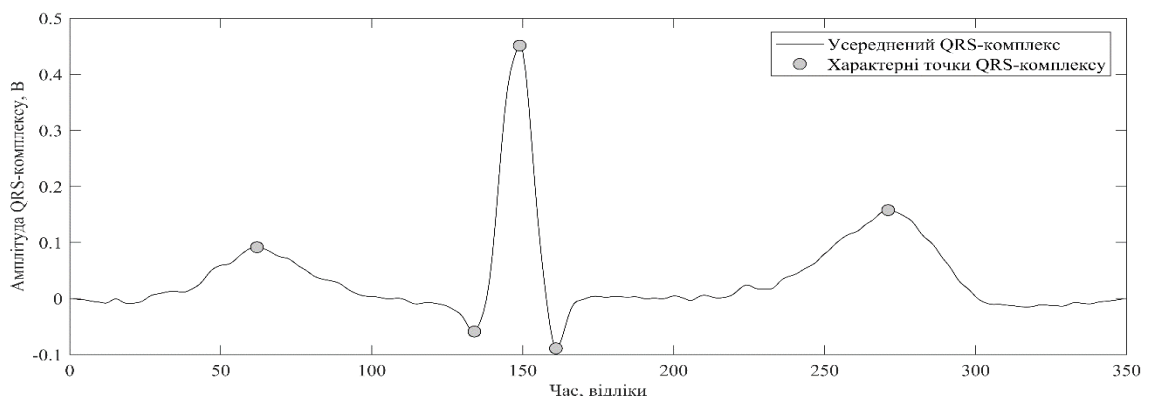


Рисунок 2.37 – Розраховані позиції характерних точок QRS-комплексу

Хоча даний алгоритм дозволяє вираховувати позиції характерних точок, він також має недоліки. На рисунку 2.38 продемонстровано інший приклад розрахунку характерних точок. На рисунку 2.39 продемонстровано розрахунок, коли QRS-комплекс має зворотну амплітуду.

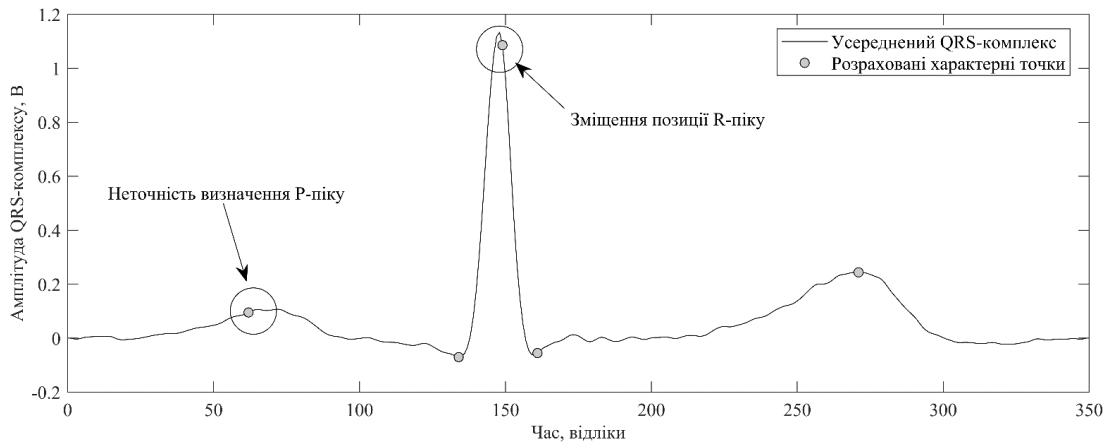


Рисунок 2.38 – Розраховані позиції характерних точок QRS-комплексу

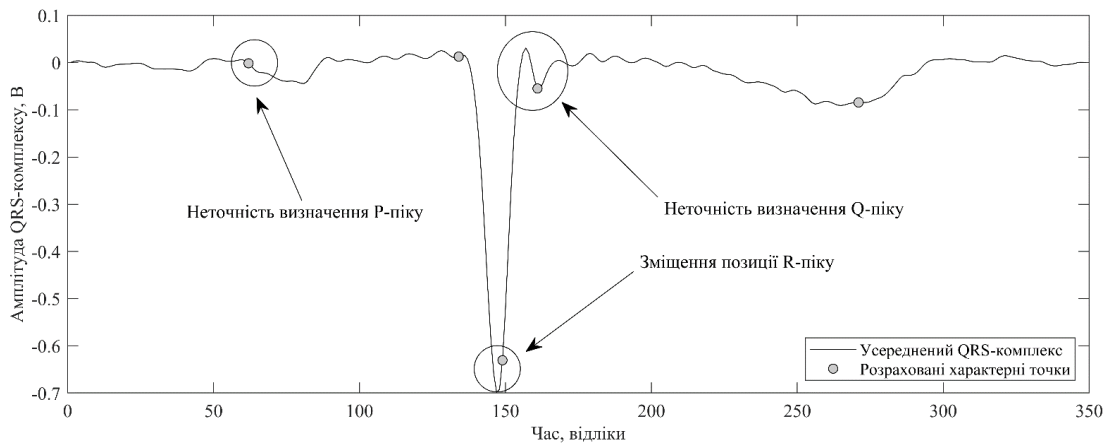


Рисунок 2.39 – Розраховані позиції характерних точок QRS-комплексу

З рисунків 2.38 – 2.39 видно, що є неточності у розрахунках позицій деяких піків. Їх можна виправити, виконуючи перерахунок позицій, знаходячи локальні максимуми чи локальні мінімуми функції, враховуючи вираховані позиції. Проте, як, наприклад, показано на рисунку 2.39, є неточність у визначенні позиції Q-піку. Виправити її неможливо, оскільки незрозуміло, чи потрібно шукати локальний мінімум, чи локальний максимум. Через дані проблеми, було вирішено доробити частину з перерахунком позицій, враховуючи вже відомі позиції, проте недоліки у

розрахунку Q-піку, як це показано на рисунку 2.39, виправити не вдалось. Алгоритм приблизно може розрахувати Q-пік, сам QRS-комплекс від'ємний, проте, коли QRS-комплекс позитивний, як це показано на рисунку 2.37, проблем у пошуку характерних точок запропонованим новим методом на основі вейвлет-біспектральної обробки немає. Необхідно проводити консультації з фахівцями, для того, щоб точно зрозуміти, яким чином ці точки мають бути вірно розміщені, як це продемонстровано на рисунку 2.39, тоді буде можливість додати правки до алгоритму.

2.4 Застосування біспектральної фільтрації

Як було описано у пункті 2.2.3 після використання біспектральної оцінки абдомінального сигналу, усереднена біспектральна оцінки, яка використовувалась для розрахунку діапазону частот за його модульним значенням діагоналі, має у своєму складі як компоненти ЕКГП, так і компоненту ЕКГМ, оскільки їх спектральні компоненти мають фазові взаємозв'язки та когерентно накопичуються при усередненні. На рисунку 2.40 зображена усереднена біамплітудна оцінка для абдомінального сигналу у вигляді контурного зображення.

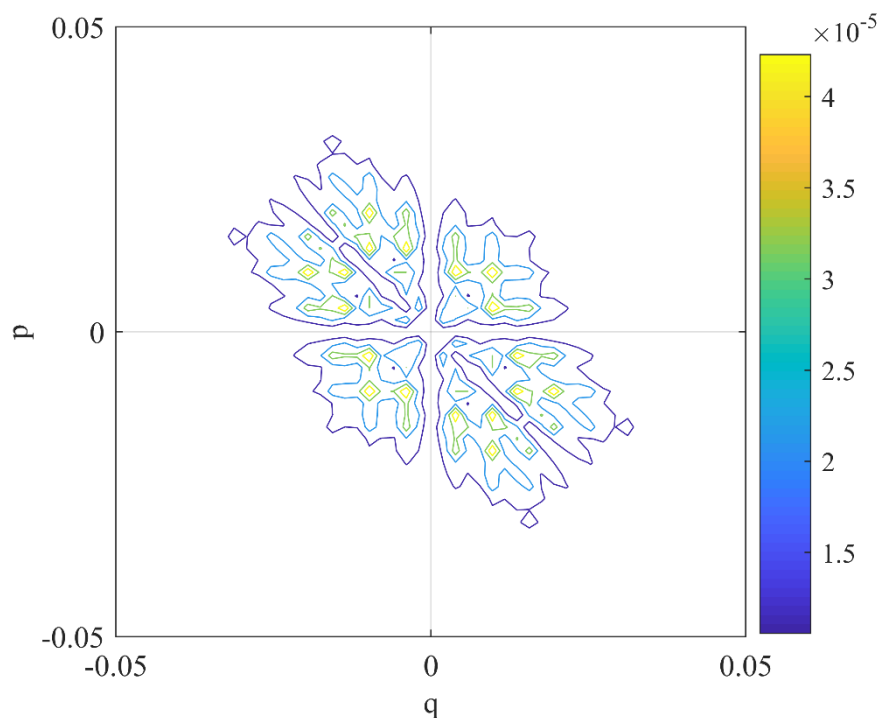


Рисунок 2.40 – Модуль біспектральної оцінки абдомінального сигналу

Як було визначено, біспектр – це комплексна величина, яку можна розділити на дійсну та уявну частини. На рисунку 2.41 показана дійсна частина біспектральної оцінки, на рисунку 2.42 уявна частина, відповідно.

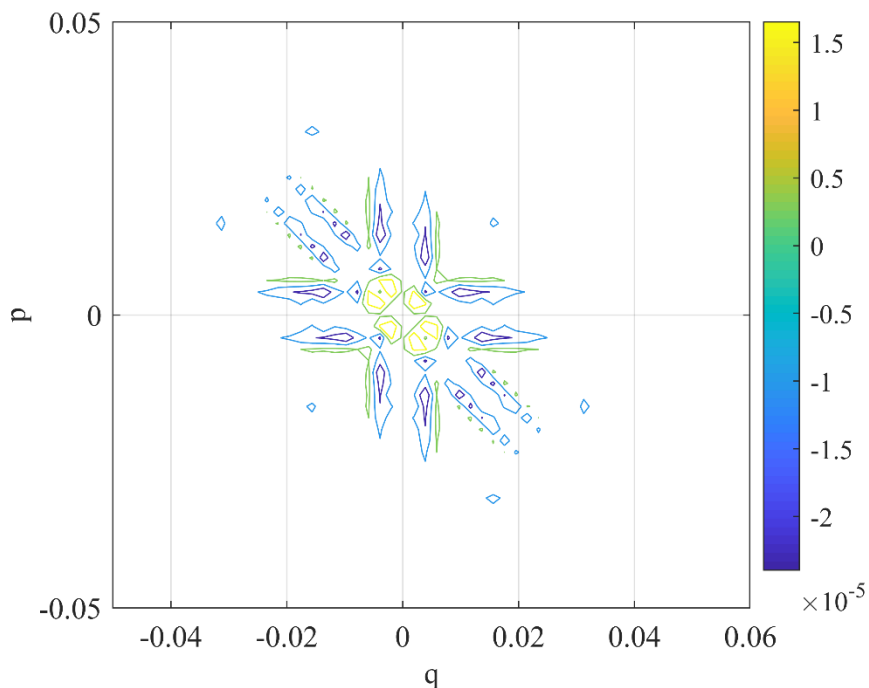


Рисунок 2.41 – Дійсна частина біспектральної оцінки абдомінального сигналу

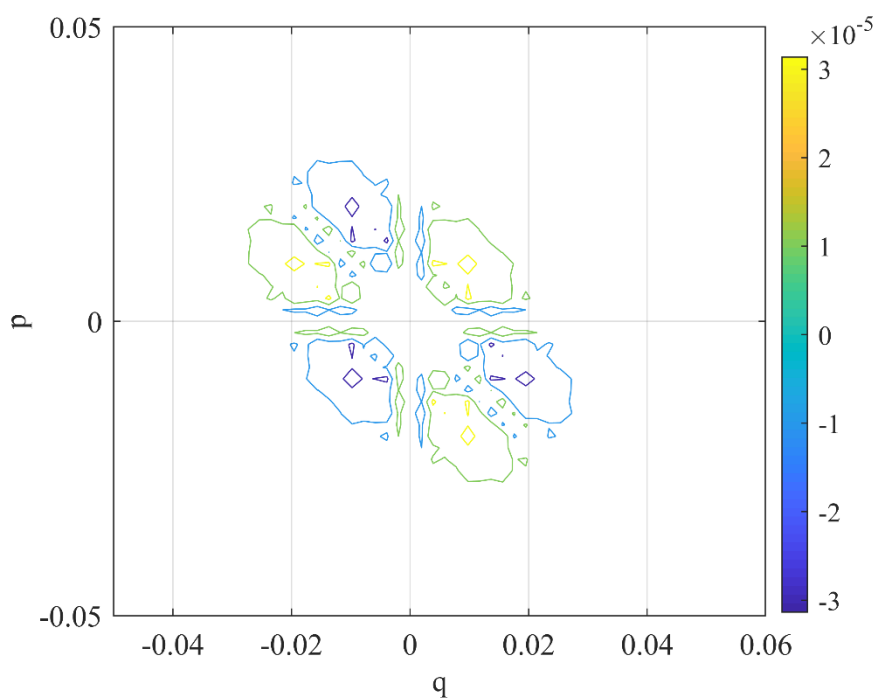


Рисунок 2.42 – Уявна частина біспектральної оцінки абдомінального сигналу

Фільтрація же абдомінального сигналу на основі біспектральної оцінки виконується з використанням маски фільтру та осереднюючого фільтру з вікном 5 на 5 відліків. Для розрахунку маски для фільтрації використовуються дійсна та уявні частини біспектральної оцінки абдомінального сигналу. Для отримання маски з дійсної чи уявної частини виконується перетворення матриці у зображення у відтінках сірого з використанням процедури «mat2gray» програмного комплексу Matlab. На рисунку 2.43 продемонстровано результат перетворення матриць.



а

б

Рисунок 2.43 – Результат перетворення дійсної (а) та уявної (б) частини біспектральної оцінки абдомінального сигналу у зображення в відтінках сірого (рисунок відображено дзеркально до їх аналогів (2.41) – (2.42), та в більшому розширенні по осях)

Після розрахунку, отримують матриці в діапазоні інтенсивності зображення від 0 до 1. Для того, щоб можна було розрахувати маску для фільтру, необхідно виконати перетворення зображення у бінарне, таким чином, щоб у фінальній матриці були значення інтенсивності або 0, або 1. Відповідно, в зонах інтенсивності з 1 буде відбуватись фільтрація, в зонах 0 фільтрація відбуватись не буде. Оскільки у початковому абдомінальному сигналі містяться завади, то процедура фільтрації буде

включати додаткову процедуру перемноження матриць для того, щоб зони, які потраплять в нульові значення матриці, видалились, а в іншій зоні відбувалась фільтрація. Для розрахунку бінарного зображення використовується поріг у 0,5. На рисунку 2.44 продемонстровано результат розрахунку бінарних матриць з біспектральної оцінки абдомінального сигналу для дійсної та уявної частини.

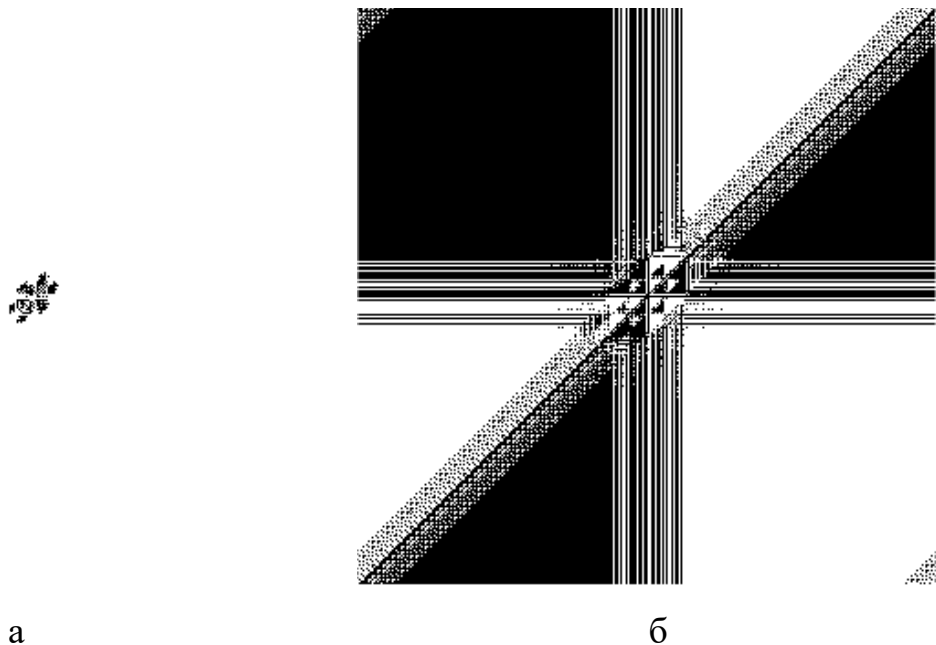


Рисунок 2.44 – Результат перетворення дійсної (а) та уявної (б) частини біспектральної оцінки абдомінального сигналу у бінарні зображення (рисунки відображено дзеркально до їх аналогів (2.41) – (2.42), та в більшому розширенні по осях)

Після розрахунку даних матриць, відбувається фільтрація абдомінального сигналу. На самому початку додається 256 нульових значень ліворуч та праворуч сигналу, це необхідно для того, щоб фільтрація відбувалась від самого початку сигналу до самого кінця. Після цього визначається ковзне вікно за розміром матриці біспектральної оцінки абдомінального сигналу, яка дорівнювала 512. Це вікно рухається по абдомінальному сигналу, та для сигналу, що потрапив в вікно, відбувається розрахунок біспектру (2.6). Після цього отриманий біспектр для локального фрагменту сигналу розділяється на дійсну та уявну частини. Отримані дійсні та уявні локальні біспектральні оцінки помножуються на бінарні зображення

для дійсної та уявної частини біспектральної оцінки сигналу (рисунок 2.44), після чого виконується фільтрація отриманої матриці усереднюючим фільтром з вікном розміром 5 на 5 відліків. Далі з відфільтрованих матриць формується нова комплексна матриця локальної біспектральної оцінки, яка з використанням зворотного перетворення із біспектрального простору у часовий, перетворюється на сигнал. Далі виконується осереднення отриманого сигналу на всьому діапазоні, отримується одне значення, яке зберігається у центральний елемент вікна в новому масиві, який буде відповідати за фільтрований абдомінальний сигнал. Далі вікно зсувається на 1 елемент та всі дії повторюються поки не завершиться обробка всього сигналу. В самому кінці обробки нульові значення, які було додано на самому початку, видаляються. На рисунку 2.45 представлено блок-схему розробленого алгоритму біспектральної фільтрації сигналу.

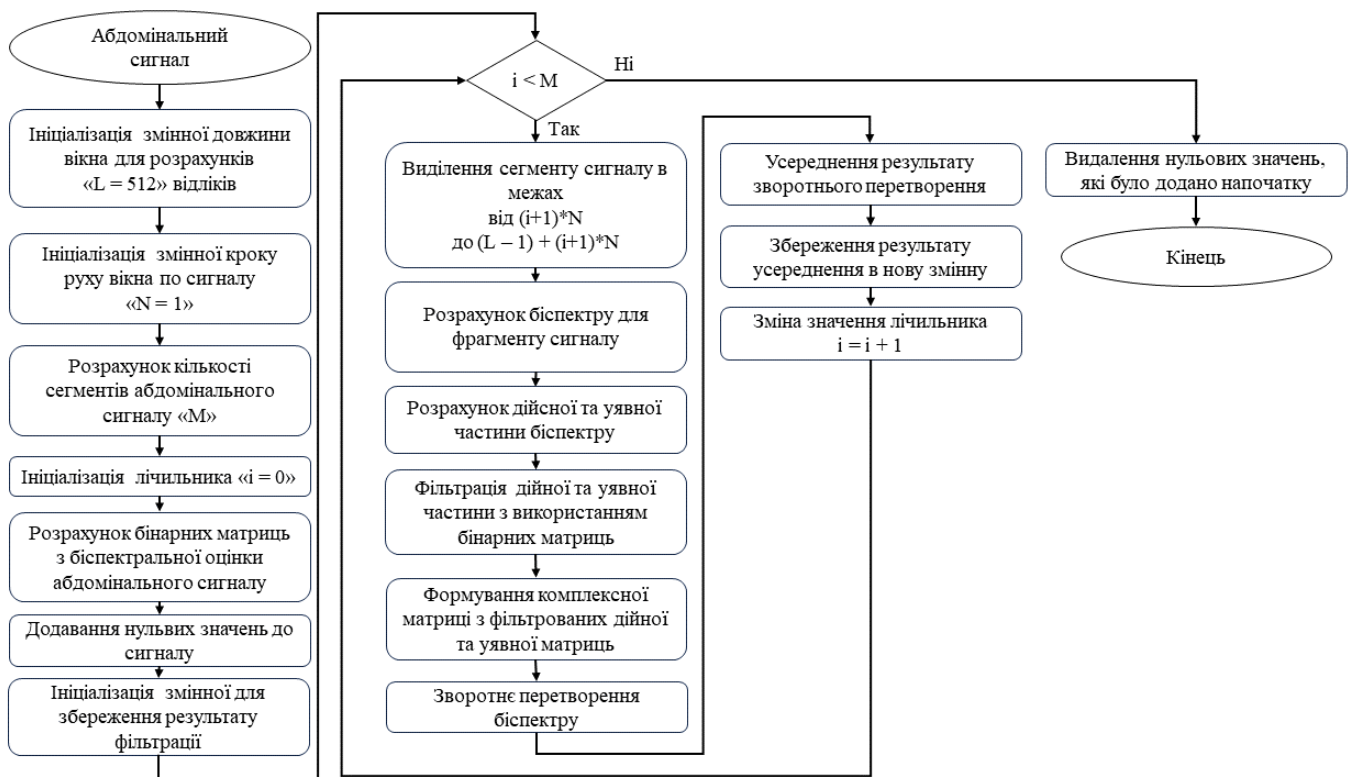


Рисунок 2.45 – Алгоритм біспектральної фільтрації сигналу

На рисунку 2.46 представлено результат фільтрації абдомінального сигналу розробленим методом.

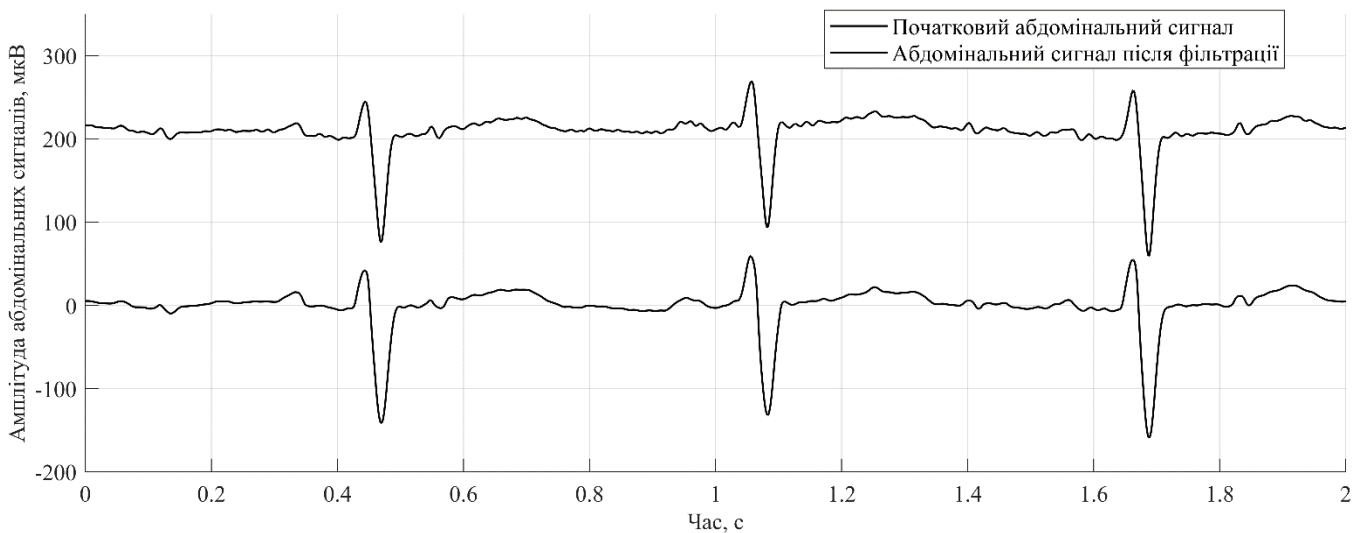


Рисунок 2.46 – Результат фільтрації біспектральним фільтром: згори абдомінальний сигнал до фільтрації, знизу – після біспектральної фільтрації

З рисунку 2.46 не видно зміни, які були внесені у сигнал, тому на рисунку 2.47 представлено результат фільтрації для штучного сигналу, згенерованого моделлю OSET з накладанням комбінованого шуму на абдомінальний сигнал з відношенням сигнал/шум 20 дБ.

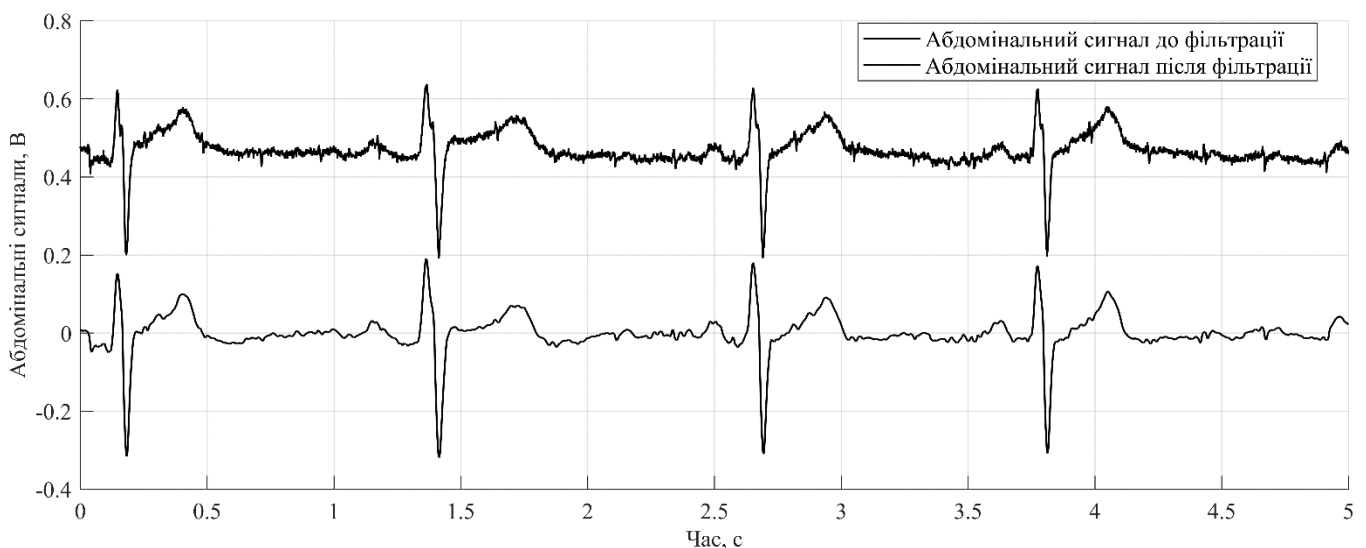


Рисунок 2.47 – Результат фільтрації біспектральним фільтром: згори абдомінальний сигнал до фільтрації, знизу – після біспектральної фільтрації

Даний фільтр за рахунок розрахунку маски для фільтрації, яка визначається як бінарна матриця біспектральної оцінки абдомінального сигналу, є адаптивним до змін форми сигналу, він може використовуватись при будь-якому вигляді початкового сигналу. В таблиці 2.8 представлено результати дослідження ефективності фільтрації з використанням адаптивного біспектрального фільтру (Bisp) в порівнянні з нелінійними фільтрами: усереднюючим та медіанним фільтрами (УФ та МФ, відповідно) з різними розмірами вікна (1x3, 1x7, 1x11, 1x23), а також вейвлет-фільтрами (Daubechies (db4), Symlets (sym4), Fejér-Korovkin (fk4), Coiflets (coif4)) з розкладанням на 5 рівнів.

Таблиця 2.8 – Результати ефективності фільтрації

Фільтр	R			RMSE			D		
	ЕКГМ	ЕКГП	Завади	ЕКГМ	ЕКГП	Завади	ЕКГМ	ЕКГП	Завади
УФ 1x3	1,000	1,000	0,906	0,002	0	0,046	0	0	0,002
УФ 1x7	0,995	0,991	0,875	0,011	0	0,052	0	0	0,003
УФ 1x11	0,978	0,966	0,864	0,021	0	0,054	0,001	0	0,003
УФ 1x23	0,880	0,829	0,845	0,046	0,001	0,057	0,003	0	0,003
МФ 1x3	1,000	1,000	0,889	0,001	0	0,049	0	0	0,002
МФ 1x7	0,999	0,998	0,865	0,006	0	0,054	0	0	0,003
МФ 1x11	0,992	0,984	0,857	0,014	0	0,055	0	0	0,003
МФ 1x23	0,897	0,838	0,841	0,044	0,001	0,058	0,003	0	0,003
db4	0,999	0,998	0,850	0,004	0	0,056	0	0	0,003
sym4	0,999	0,998	0,851	0,005	0	0,056	0	0	0,003
fk4	0,999	0,999	0,851	0,005	0	0,056	0	0	0,003
coif4	0,999	0,998	0,851	0,004	0	0,056	0	0	0,003
Bisp	0,959	0,924	0,544	0,166	0,003	0,108	0,017	0,0010	0,012

Із результатів таблиці 2.8 видно, що використання біспектральної фільтрації краще видаляє завади, ніж фільтрація з використанням інших нелінійних фільтрів, проте гірше зберігає форму компоненти ЕКГМ та ЕКГП. Можна зробити висновок, що даний алгоритм краще використовувати для фільтрації або окремо компонент ЕКГМ, або окремо компоненти ЕКГП, виконуючи біспектральну оцінку даних

компонент окремо. Наприклад, після видалення компоненти ЕКГМ із абдомінального сигналу з використанням будь-якого методу необхідно провести повторну біспектральну оцінку отриманого сигналу та виконати його фільтрацію біспектральним фільтром. Або, наприклад, після застосування процедур ІСА, виконати фільтрацію компоненти ЕКГМ, після виконати її видалення, після зробити зворотне перетворення ІСА. Результати дослідження ефективності фільтрації по параметру відношення сигнал/шум представлено у таблиці 2.9.

Таблиця 2.9 – Результати ефективності фільтрації по параметру SNR

Фільтр	SNR до фільтрації, dBW														
	-20	-15	-10	-5	0	5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
	SNR після фільтрації, dBW														
УФ 1x3	-15	-10	-5	0	4,8	9,7	15	20	24	29	33	32	37	36	37
УФ 1x7	-11	-6	-1	3,1	8,1	13	18	19	18	20	22	19	23	21	23
УФ 1x11	-10	-4	0,4	4,4	8,7	12	17	14	12	14	16	13	16	15	16
УФ 1x23	-6	-2	1,7	3,9	5,5	7,1	10	7,3	5,7	6,6	7,8	5,9	8,3	7,5	7,9
МФ 1x3	-16	-11	-7	-2	3,6	8,5	14	18	23	28	33	36	41	43	45
МФ 1x7	-13	-8	-3	1,6	6,6	11	16	20	22	26	29	25	30	28	30
МФ 1x11	-11	-6	-1	3,1	7,9	12	17	18	16	18	21	17	22	20	21
МФ 1x23	-9	-3	0,2	3,1	5,4	7,7	12	8,0	5,8	6,8	8,7	6,2	9,3	8,2	8,8
db4	-6	-2	2,8	6,6	11	13	20	21	23	27	31	27	35	32	34
sym4	-6	-1	2,7	6,4	11	15	21	22	23	26	29	26	34	31	32
fk4	-6	-1	3,0	6,8	11	14	20	21	22	24	27	28	29	27	28
coif4	-6	-1	2,7	6,4	11	14	20	22	23	26	28	29	31	29	30
Bisp	-5	0	3,3	7,2	12	13	14	15	14	15	15	16	14	15	15

Із результатів таблиці 2.9 видно, що запропонований біспектральний фільтр забезпечує на 1 дБВт в середньому краще результати фільтрації у діапазоні значень SNR від -20 до 0 дБВт, але при більшому відношенні сигнал/шум він забезпечує гірший результат через внесок спотворень у початковий сигнал. Даний тип фільтру більш оптимально використовувати після видалення компоненти ЕКГМ із абдомінального сигналу для фільтрації залишків завад.

2.5 Застосування крос-біспектральної обробки

Крос-біспектральна обробка сигналів відрізняється від біспектральної використанням двох каналів сигналів для розрахунків.

$$\dot{B}_{c_x}(p, q) = \left\langle \dot{X}_1^{(m)}(p) \dot{X}_1^{(m)}(q) \dot{X}_2^{*(m)}(p+q) \right\rangle_{\infty}, \quad (2.21)$$

де $\dot{X}_1^{(m)}$ - перетворення Фур'є для першого каналу сигналу; $\dot{X}_2^{*(m)}$ - комплексно сурядне Фур'є перетворення для другого каналу сигналу; p та q – частотні індекси Фур'є перетворень.

Відповідно до визначення (2.21) крос-біспектр використовує два джерела даних для розрахунку. На рисунку 2.48 представлено розроблений алгоритм обробки абдомінального сигналу з використанням крос-біспектру.

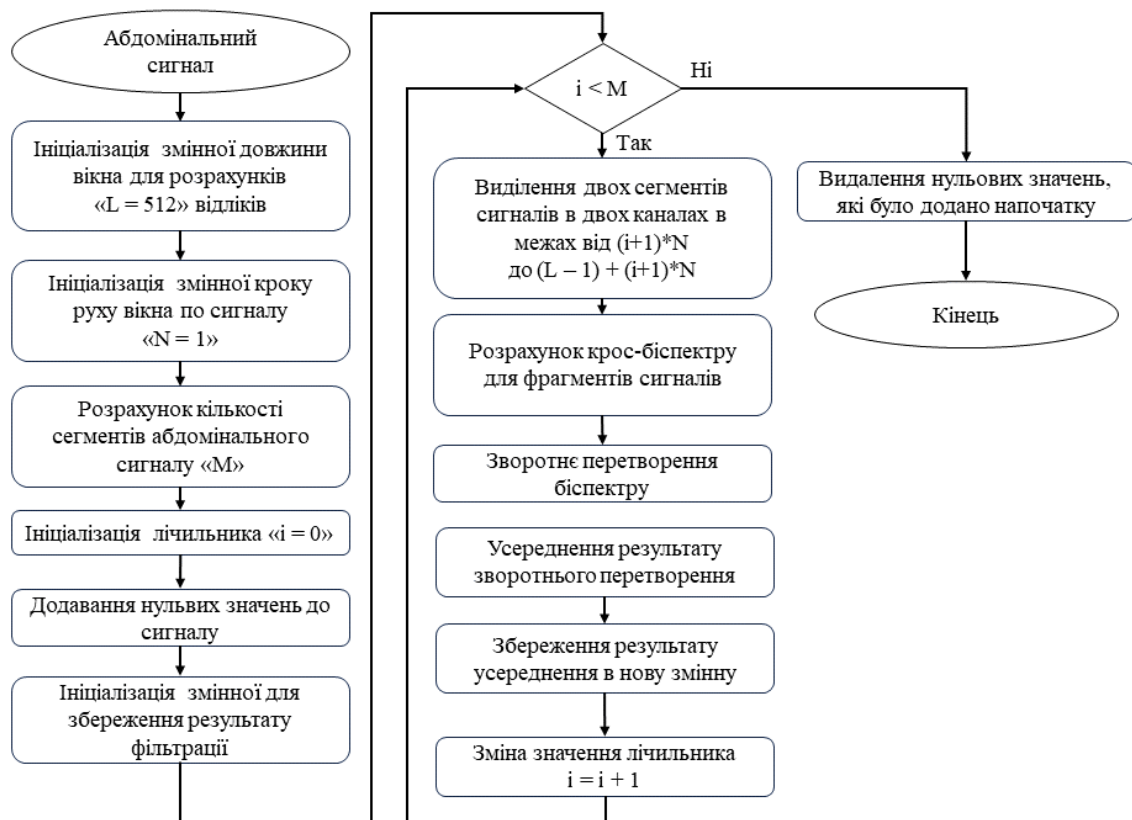


Рисунок 2.48 – Алгоритм обробки сигналів з використанням розробленого крос-біспектрального методу

При цьому розрахунки виконуються таким чином, що крос-біспектр зберігає у своєму складі лише ті спектральні компоненти Фур'є перетворення, які мають спектрально-фазові взаємозв'язки у двох каналах одночасно. Оскільки спільними компонентами для абдомінальних сигналів є компоненти ЕКГП та ЕКГМ, то шум має бути придушений при даній оцінці. На рисунку 2.49 продемонстровано результат обробки двох каналів абдомінальних сигналів, та розрахунок двох крос-каналів (канали, які отримано в результаті крос-біспектральної обробки двох початкових каналів абдомінальних сигналів).

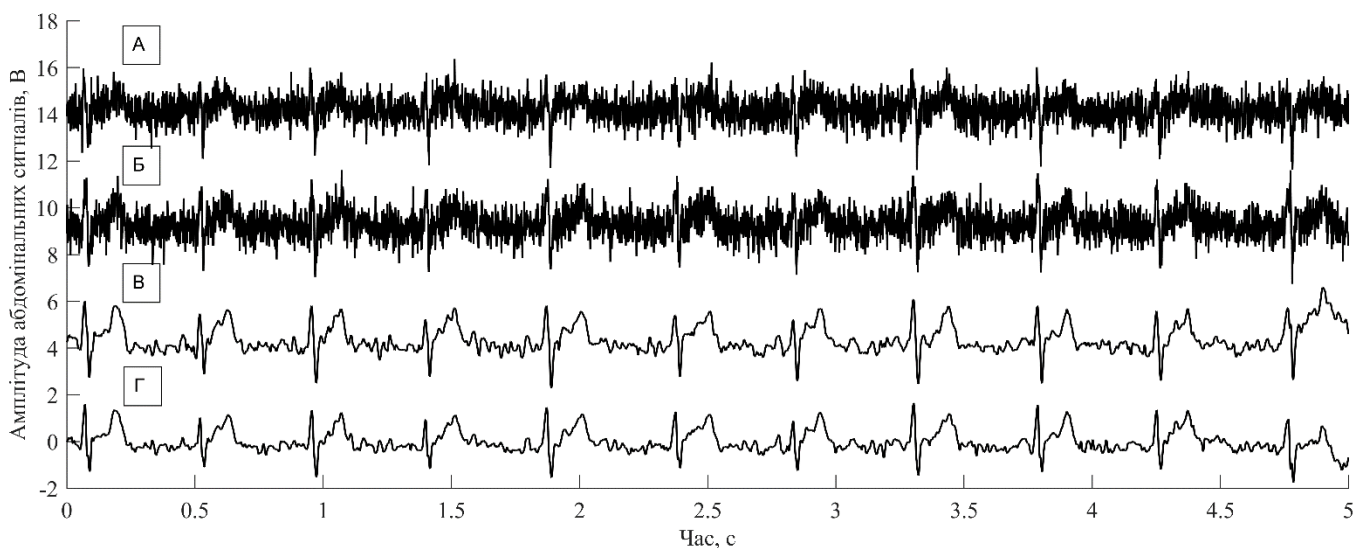


Рисунок 2.49 – Результат застосування розробленого алгоритму крос-біспектральної обробки абдомінальних сигналів, значення $L = 16$ відліків: А – початковий абдомінальний сигнал у першому каналі; Б – початковий абдомінальний сигнал у другому каналі; В – результат виконання алгоритму (рисунку 2.48) та (2.21), коли X_1 – перетворення Фур'є для першого каналу, а X_2 – перетворення Фур'є для другого каналу; Г – результат виконання алгоритму (рисунку 2.48) та (2.21), коли X_1 – перетворення Фур'є для другого каналу, а X_2 – перетворення Фур'є для першого каналу

Як видно із результатів на рисунку 2.49, можна використовувати алгоритм, змінюючи порядок сигналів при розрахунку (2.21), причому отримані крос-канали не є середнім між початковими двома каналами, а також отримані крос-канали не

ідентичні один одному. Відповідно, це нова інформація, яка була отримана з використанням крос-біспектральної обробки, та її можна застосувати, наприклад, для вирішення трьох задач: перша – це придушення завад між каналами, де початковий канал буде замінюватись розрахованим крос-каналом; друга – використання крос-каналів при використанні методів сліпого поділу джерела, де додаткові канали мають підвищити якість розділення джерел; третя – це розрахунок компоненти ЕКГМ, використовуючи грудне відведення та один абдомінальний канал, результат якого має бути максимально наближеним до абдомінального каналу, проте не мати у своєму складі компоненти ЕКГП, оскільки грудне відведення її не має, а розраховуються спільні спектральні компоненти між каналами.

Можна виконати додатково розрахунок крос-каналу між отриманими вже двома крос-каналами. На рисунку 2.50 представлено розрахунок додаткових двох крос-каналів, використовуючи для розрахунку крос-канали, розраховані раніше і представлені на рисунку 2.49 (В, Г).

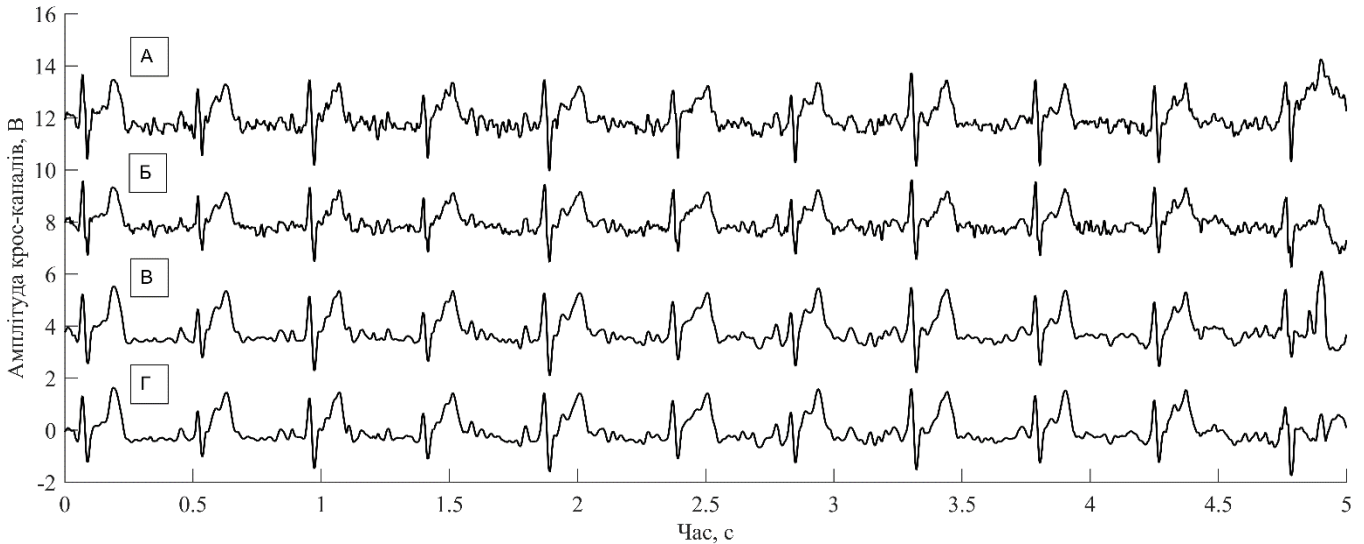


Рисунок 2.50 – Результат застосування алгоритму крос-біспектральної обробки абдомінальних сигналів, значення $L = 16$ відліків: А – крос-канал В (Рисунок 2.49); Б – крос-канал Г (Рисунок 2.49); В – результат виконання алгоритму, коли X_1 – перетворення Фур'є для першого крос-каналу, а X_2 – перетворення Фур'є для другого крос-каналу; Г – результат виконання алгоритму, коли X_1 – перетворення Фур'є для другого крос-каналу, а X_2 – перетворення Фур'є для першого крос-каналу

На рисунку 2.51 представлено результат використання алгоритму JADE для розкладання сигналу на незалежні джерела, як вхідні аргументи використовувались початкові абдомінальні сигнали (Рисунок 2.49 А та Б). На рисунку 2.52 представлено результат використання алгоритму JADE для розкладання крос-каналів на незалежні джерела, як вхідні аргументи використовувались розраховані крос-канали (рисунки 2.50 А – Г).

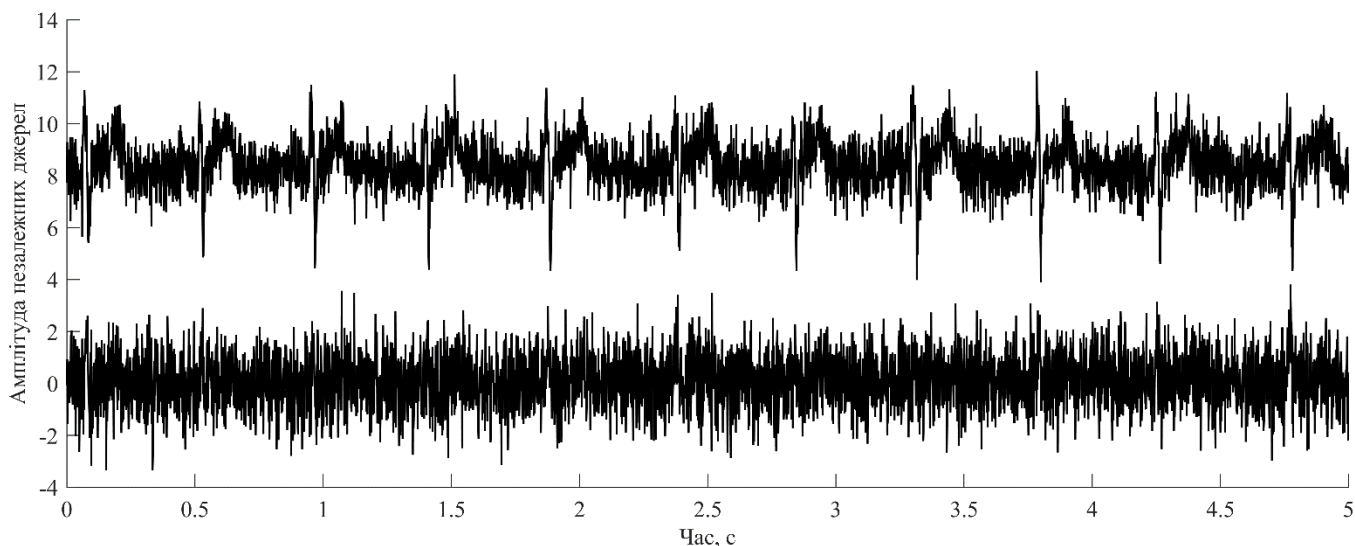


Рисунок 2.51 – Результат застосування алгоритму JADE для аналізу незалежних джерел початкового абдомінального сигналу

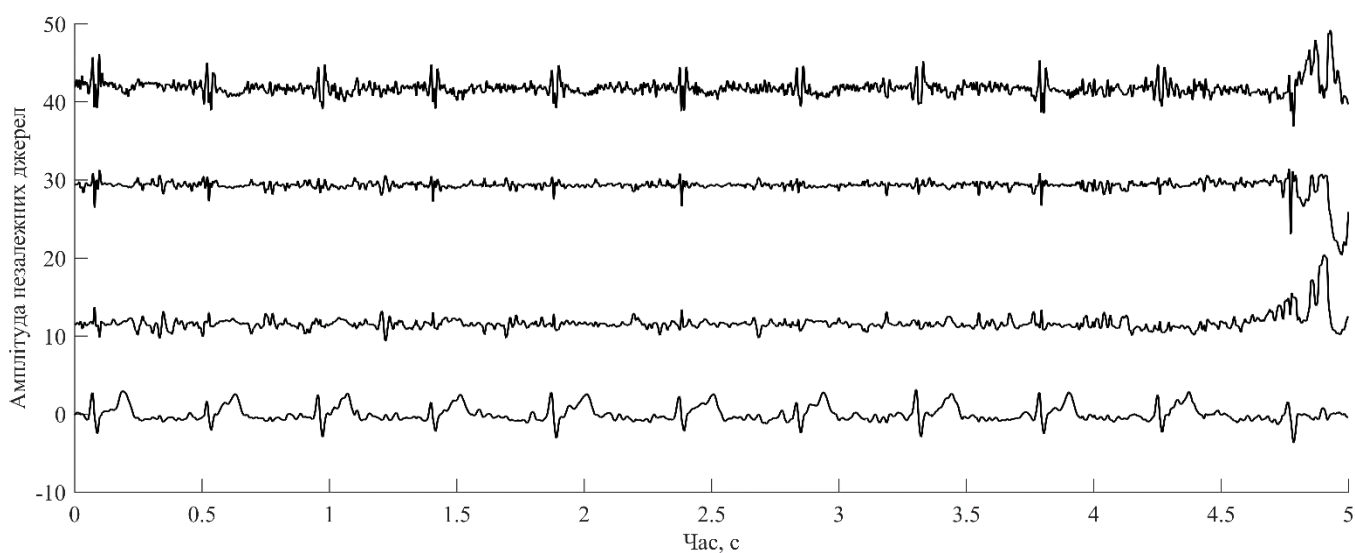


Рисунок 2.52 – Результат застосування алгоритму JADE для аналізу незалежних джерел розрахованих крос-каналів

Через завади у сигналі, виділити окремо компоненту ЕКГП в даному випадку сигналів не є можливим, проте із результатів на рисунках 2.51 – 2.52 видно різницю у виділенні компоненти ЕКГМ із абдомінального сигналу. Причому результати на рисунку 2.52 отримані лише з використанням розрахованих крос-каналів, не використовуючи початкові канали абдомінального сигналу. Таким чином, було розроблено новий метод обробки на основі крос-біспектральної обробки сигналів, завдяки чому з'являється можливість штучного розрахунку додаткових каналів абдомінальних сигналів. Цей розрахунок може, теоретично, спростити систему реєстрації сигналів. Наприклад, якщо система реєструє шість абдомінальних каналів, використання даного алгоритму може дозволити реєструвати лише 2, інші 4 розраховувати штучно. Якщо ступінь ефективності методу не зменшиться при такій комбінації, тоді це продемонструє можливість спрощення системи. В таблиці 2.9 представлено результати ефективності фільтрації двоканального абдомінального запису з використанням запропонованого крос-біспектрального методу в порівнянні з методами аналізу незалежних компонент JADE, PiCA та FastICA.

Таблиця 2.9 – Результати ефективності фільтрації

Метод	Кількість каналів	SNR початкове, дБВт	R	RMSE	D	SNR після фільтрації, дБВт
JADE	2	-20	0,11	$2 \cdot 10^{-3}$	$4,09 \cdot 10^{-6}$	-22,68
		-10	0,14	$6,4 \cdot 10^{-4}$	$4 \cdot 10^{-6}$	-12,88
		0	0,81	$2,5 \cdot 10^{-4}$	$5,99 \cdot 10^{-8}$	-4,46
		10	0,93	$1,5 \cdot 10^{-4}$	$2,35 \cdot 10^{-8}$	-0,42
		20	0,90	$1,3 \cdot 10^{-4}$	$1,60 \cdot 10^{-8}$	1,19
		30	0,79	$1,4 \cdot 10^{-4}$	$1,86 \cdot 10^{-8}$	0,92
		40	0,75	$1,4 \cdot 10^{-4}$	$2,07 \cdot 10^{-8}$	0,56
		50	0,67	$1,5 \cdot 10^{-4}$	$2,38 \cdot 10^{-8}$	-0,06
PiCA	2	-20	0,10	$2,1 \cdot 10^{-1}$	0,44	-29,58
		-10	0,12	$4 \cdot 10^{-4}$	$1,81 \cdot 10^{-7}$	-7,97
		0	0,62	$1,95 \cdot 10^{-4}$	$5,13 \cdot 10^{-8}$	-1,25
		10	0,95	$1,24 \cdot 10^{-4}$	$1,81 \cdot 10^{-9}$	2,39
		20	0,97	$5,14 \cdot 10^{-5}$	$2,99 \cdot 10^{-9}$	9,56
		30	0,86	$7,15 \cdot 10^{-5}$	$9,04 \cdot 10^{-9}$	11,39
		40	0,64	$1,16 \cdot 10^{-4}$	$1,62 \cdot 10^{-9}$	3,23
		50	0,33	$2,46 \cdot 10^{-4}$	$6,77 \cdot 10^{-9}$	-4,11

Продовження таблиці 2.9

Метод	Кількість каналів	SNR початкове, дБВт	R	RMSE	D	SNR після фільтрації, дБВт
FastICA	2	-20	0,07	$2 \cdot 10^{-1}$	0,2	-29,09
		-10	0,11	$5,4 \cdot 10^{-4}$	$3,08 \cdot 10^{-7}$	-11,16
		0	0,81	$1,94 \cdot 10^{-4}$	$4,14 \cdot 10^{-8}$	-1,94
		10	0,93	$1 \cdot 10^{-4}$	$1,24 \cdot 10^{-8}$	4,27
		20	0,90	$1,1 \cdot 10^{-4}$	$1,25 \cdot 10^{-8}$	2,95
		30	0,96	$1,1 \cdot 10^{-4}$	$1,52 \cdot 10^{-8}$	4,27
		40	0,94	$1,2 \cdot 10^{-4}$	$1,72 \cdot 10^{-8}$	4,35
		50	0,98	$6,04 \cdot 10^{-5}$	$6,85 \cdot 10^{-9}$	10,65
Cross-B	2	-20	0,32	$2,6 \cdot 10^{-4}$	$6,93 \cdot 10^{-8}$	-4,81
		-10	0,68	$1,5 \cdot 10^{-4}$	$2,24 \cdot 10^{-8}$	-0,11
		0	0,91	$7,55 \cdot 10^{-5}$	$5,74 \cdot 10^{-9}$	5,83
		10	0,95	$5,60 \cdot 10^{-5}$	$3,30 \cdot 10^{-9}$	8,56
		20	0,96	$5,18 \cdot 10^{-5}$	$2,84 \cdot 10^{-9}$	9,19
		30	0,97	$4,70 \cdot 10^{-5}$	$2,37 \cdot 10^{-9}$	10,16
		40	0,95	$6,13 \cdot 10^{-5}$	$4,11 \cdot 10^{-9}$	8,09
		50	0,94	$6,69 \cdot 10^{-5}$	$4,66 \cdot 10^{-9}$	6,99

Із результатів таблиці 2.9 видно, що розроблений алгоритм при початковому відношенні сигнал/шум -20 дБВт дає найкращий результат та збільшує відношення сигнал/шум в середньому на 22 дБВт, хоча вихідний сигнал має суттєві спотворення, про що демонструє значення $R = 0,32$. У діапазоні SNR від -10 до 10 дБВт розроблений алгоритм найкраще виділяє на фоні завад ЕКГ сигнал, збільшуючи відношення сигнал/шум в середньому на 8,47 дБВт. При значенні SNR 20 та 30 дБВт найкращий результат було отримано для методу PiCA, однак розроблений алгоритм має менші значення RMSE та дисперсії, що вказує на краще збереження форми початкового ЕКГ сигналу, а різниця у вихідному значенні SNR = 1,23 дБВт. В межах SNR = 40 дБВт початкового відношення сигнал/шум найкращий результат було досягнуто для розробленого алгоритму, він забезпечує в середньому на 4 дБВт краще відношення сигнал/шум після фільтрації. Для значення SNR = 50 дБВт найкращі результати було досягнуто для алгоритму FastICA. В середньому він забезпечує краще відношення сигнал/шум після фільтрації на 3,66 дБВт. Даний результат можна пояснити тим, що розроблений алгоритм вносить більше спотворень у початковий сигнал, ніж видаляє завад. На рисунку 2.53 представлено результат виділення компоненти ЕКГ сигналу із

двоканального запису з використанням усіх досліджуваних алгоритмів при $\text{SNR} = 10$ дБВт.

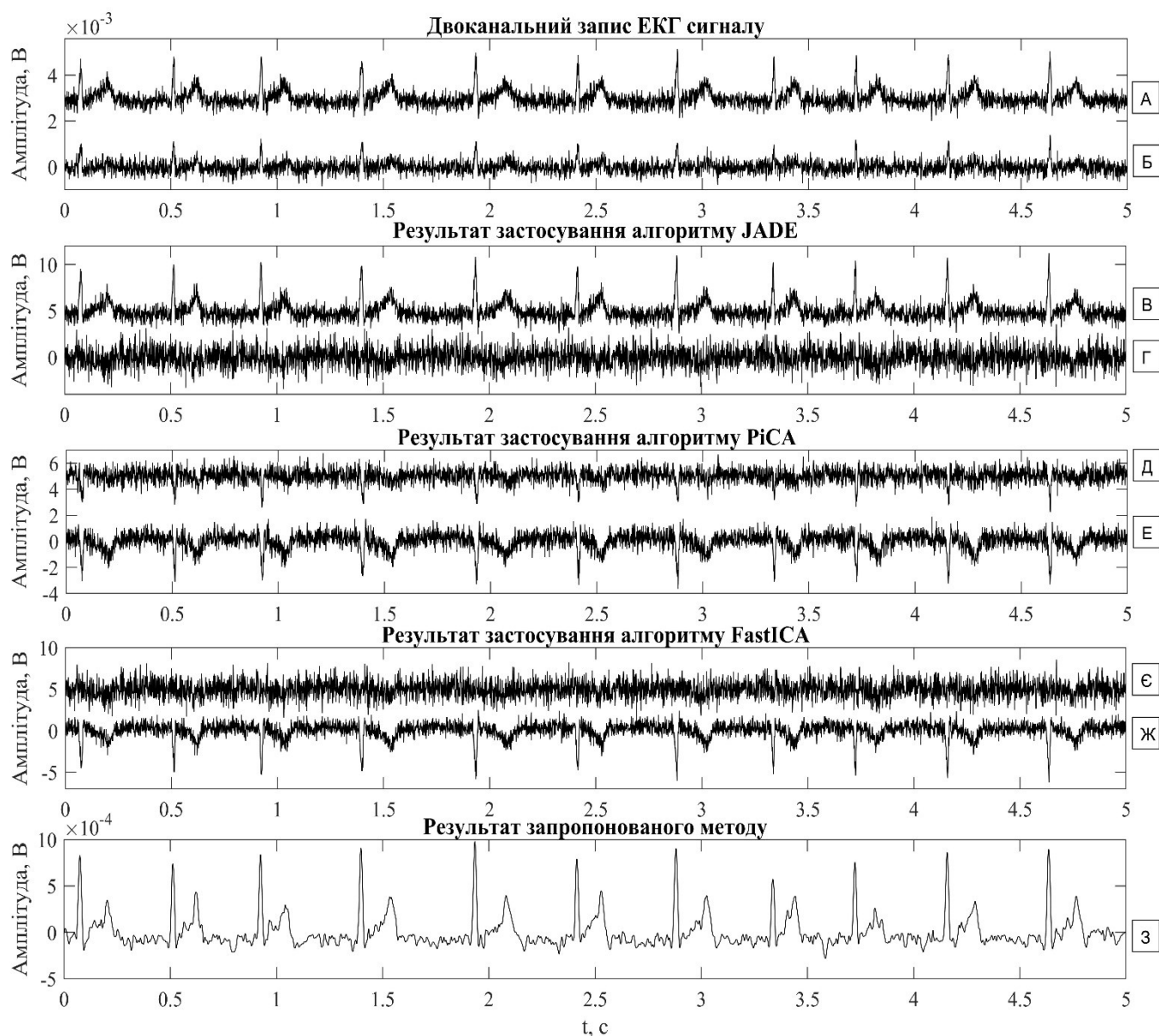


Рисунок 2.53 – Результат застосування методів багатоканальної обробки ЕКГ сигналів: А, Б – початкові абдомінальні сигнали у першому та другому каналі, відповідно; В, Г – відокремлені компоненти з використанням алгоритму JADE; Д, Е – відокремлені компоненти з використанням алгоритму PiCA; Є, Ж – відокремлені компоненти з використанням алгоритму FastICA; З – результат застосування розробленого алгоритму

Як видно з рисунку 2.53 результат виділення сигналу ЕКГ із суміші шуму з використанням запропонованого алгоритму має ряд переваг. Перевага розробленого методу полягає у гарантованій визначеності каналу ЕКГ сигналу. Якщо подивитись на рисунок 2.53 (В, Г), то в результаті застосування алгоритму JADE виділилась одна окрема компонента ЕКГ сигналу, вона знаходиться у першому каналі (Рисунок 2.53, В), при застосуванні алгоритму FastICA компонента ЕКГ сигналу була відокремлена у другий канал (Рисунок 2.53, Ж). Тобто, при використанні методів сліпого поділу джерел, як було описано у розділі 1, окрема компонента ЕКГ сигналу може відокремитись у будь-який канал, тому необхідно додатково використовувати алгоритми для пошуку даного каналу. Тоді як, при використанні розробленого алгоритму, в результаті обробки отримується один канал ЕКГ сигналу, який стовідсотково містить у своєму складі ЕКГ сигнал та залишки завад. Тому, немає необхідності використовувати додаткові алгоритми для пошуку. Якщо ж подивитись на результат виділення окремих компонент з використанням алгоритму PiSA (Рисунок 2.53, Д, Е), то в обидві компоненти було виділено окремо сигнали ЕКГ. Однак, алгоритм PiSA передбачає завчасне визначення позиції QRS комплексів ЕКГ сигналу, тоді як розроблений алгоритм не потребує завчасно визначеної інформації для своєї роботи. Якщо використати заміну початкових каналів (Рисунок 2.53, А, Б) в (2.21), використавши їх навпаки, то алгоритм виділить аналогічно дві компоненти, як і методи аналізу незалежних джерел.

2.6 Вдосконалення методів виділення ЕКГП із абдомінальних сигналів

Була запропонована модифікація алгоритму, який було зображено на рисунку 1.22. Перша модифікація стосується застосування розробленого методу біспектральної оцінки для визначення оптимальної смуги фільтрації лінійними фільтрами. Даний метод, як було показано вище, дозволяє краще придушити заваду із сигналу на етапі попередньої обробки сигналу. Наступний крок даного алгоритму – це визначення положення QRS-комплексів компоненти ЕКГМ абдомінального сигналу. Замість стандартного визначення за допомогою алгоритму Пан-Томпкінса

[75], використовується вейвлет-біспектральний метод, який, як було показано вище, дозволяє з більшою точністю визначити положення R-піків в абдомінальному сигналі. Після даних процедур, використовується алгоритм π СА [93], який дозволяє розділити початкові абдомінальні канали на незалежні джерела за максимальною періодичністю. Даний метод потребує точного визначення положення R-піків абдомінальних сигналів, оскільки ці значення використовуються при розділенні. На рисунку 2.54 зображено початкові шість каналів абдомінальних сигналів, які були відфільтровані у адаптивній полосі. На рисунку 2.55 представлено результат використання алгоритму π СА для двох каналів абдомінальних сигналів, а на рисунку 2.56 представлено результат для використання всіх шести каналів при розкладанні на незалежні джерела.

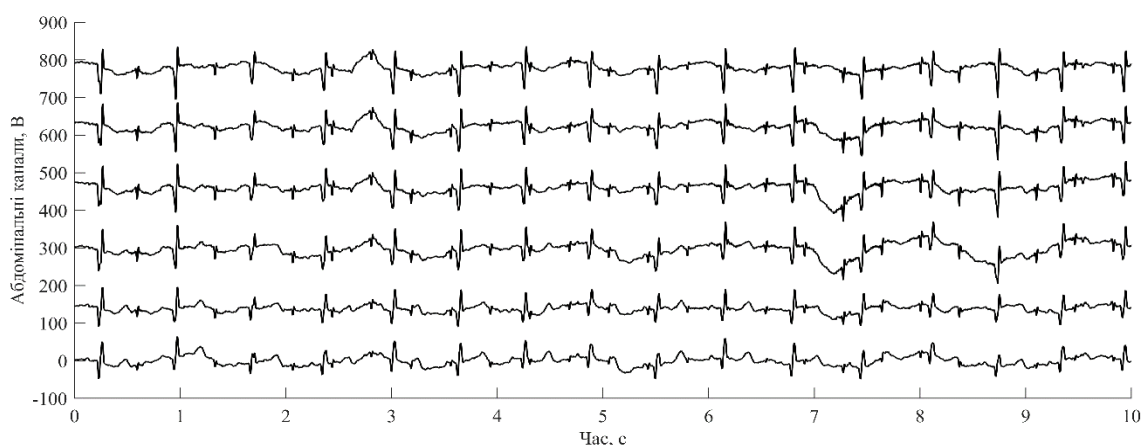


Рисунок 2.54 – Абдомінальні сигнали після фільтрації у адаптивній смузі частот

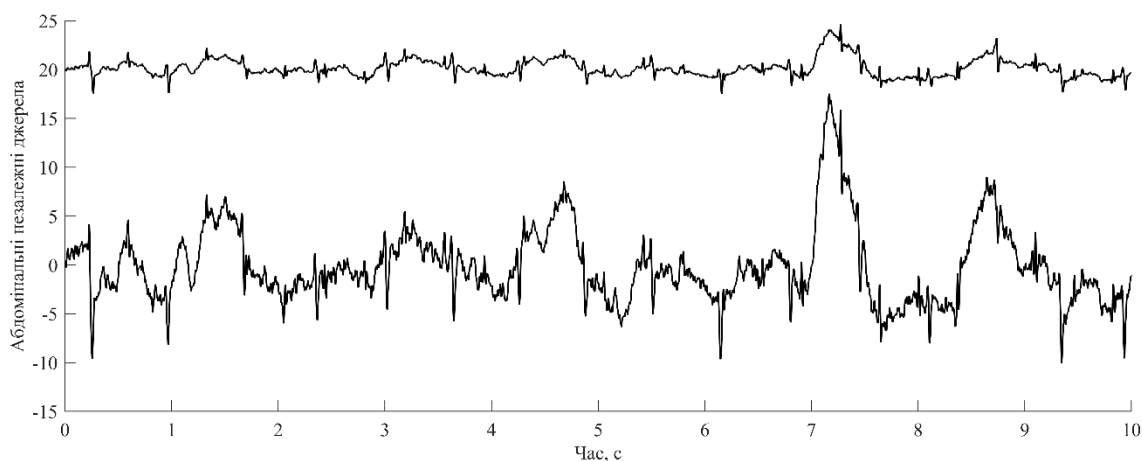


Рисунок 2.55 – Результат використання алгоритму π СА для двох каналів

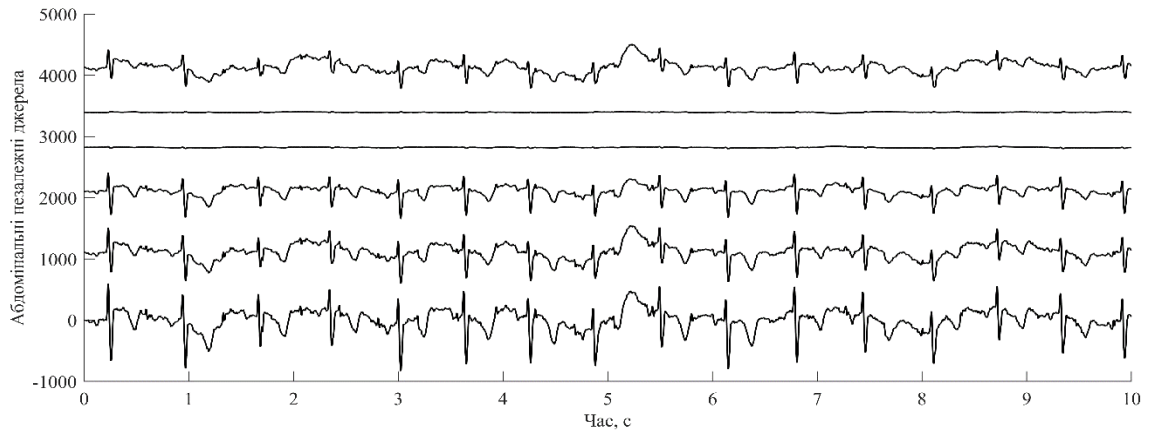


Рисунок 2.56 – Результат використання алгоритму π СА для шести каналів

Далі будуть виконуватись аналогічні процедури для шести початкових каналів та шести каналів, з яких два початкові та чотири крос-біспектральні. Порівняння результатів буде відбуватись між ними. Виконується видалення компоненти ЕКГМ у кожному каналі, вейвлет-фільтрація залишків та зворотне перетворення π СА. Після чого використовується алгоритм JADE для повторного розділення сигналів на незалежні компоненти. На рисунку 2.57 продемонстровано результат застосування алгоритму JADE після видалення компоненти ЕКГМ для шести початкових абдомінальних каналу, а на рисунку 2.58 результат застосування алгоритму JADE для двох початкових каналів та чотирьох крос-каналів.

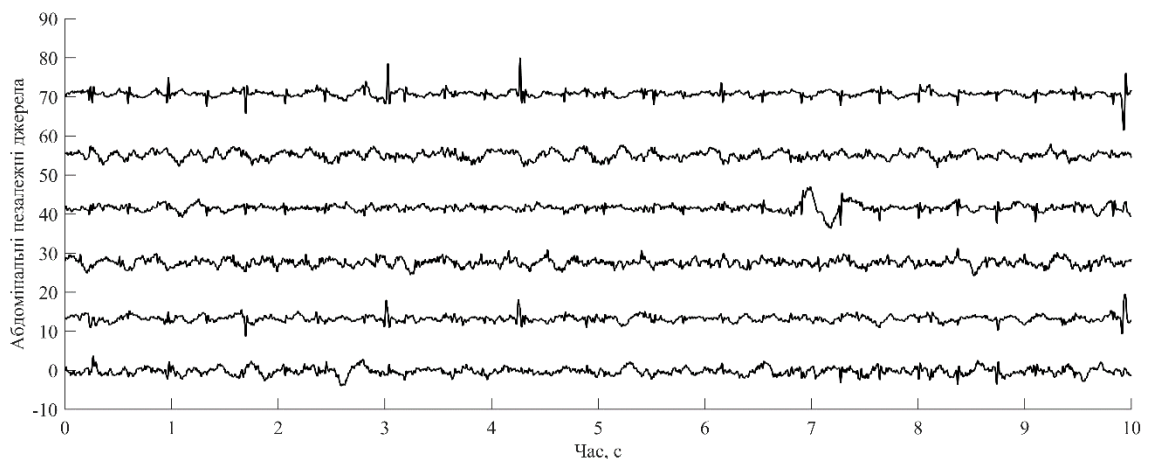


Рисунок 2.57 – Результат використання алгоритму JADE для шести початкових абдомінальних каналів

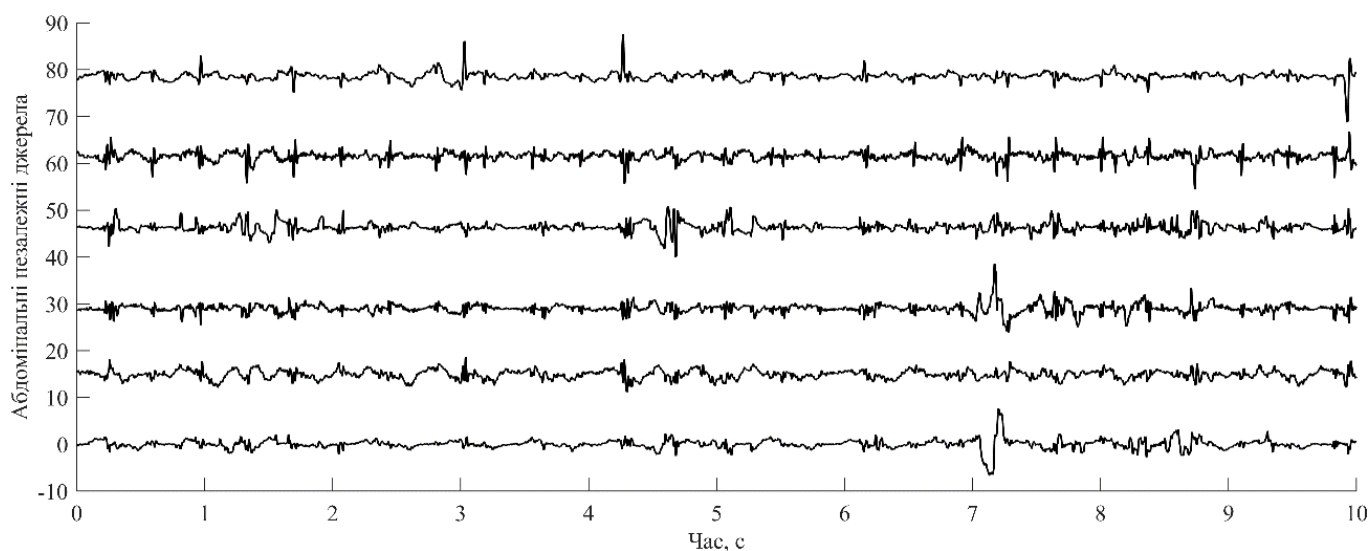


Рисунок 2.58 – Результат використання алгоритму JADE для двох початкових абдомінальних каналів та чотирьох крос-каналів

На рисунку 2.57 компонента ЕКГП була виділена у першу незалежну компоненту, тоді як на рисунку 2.58 у другу. На рисунку 2.59 ці два результати представлено на одному графіку.

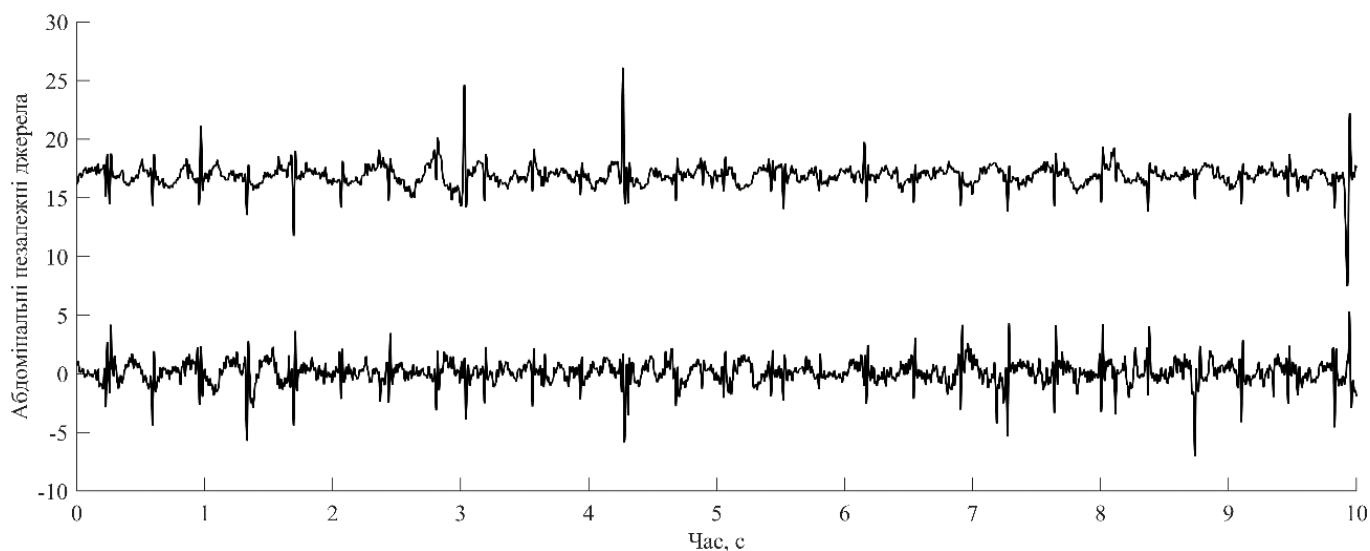


Рисунок 2.59 – Результат виділення компоненти ЕКГП: згори з використанням шести початкових каналів; знизу з використанням двох початкових каналів та чотирьох крос-каналів

На наступному кроці виконується розрахунок положення R-піків компоненти ЕКГП. В результаті виконання даних процедур отримується інформація про положення QRS-комплексів компоненти ЕКГП та компоненти ЕКГМ. Далі обробка починається з початку, с завідома відомими даними. Алгоритм відповідає продемонстрованому раніше у розділі один. Таким чином, можна зробити висновок, що використання розроблених алгоритмів дозволяє спростити систему запису абдомінальних сигналі у три рази, оскільки використання розрахованих крос-каналів дозволяє виділити компоненту ЕКГП із абдомінального сигналу з використанням лише двох каналів. Алгоритм на першому кроці роботи виділяє саме сигнал, який зображено на рисунку 2.59, тому можна сказати, що результати застосування запропонованих покращень дозволяють отримувати аналогічні результати при використанні більш меншого значення початкової кількості каналів. В даному випадку, було використано лише два канали. Для встановлення ефективності застосування запропонованих підходів, необхідно дослідити ймовірність вірного вирахування положення QRS-комплексів компоненти ЕКГП. Для цього використовується база даних PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge (CiCC) 2013. В таблиці 2.10 продемонстровано результати розрахунку позицій QRS-комплексів з використанням стандартного методу та з використанням меншої кількості вхідних каналів та запропонованих алгоритмів.

Таблиця 2.10 – Результати ефективності визначення позиції R-піків

База даних	Кількість каналів	Метод	ПВ, кількість	НВ, кількість	ПП, кількість	Чутливість, %
CiCC	4 канали	Стандартний	4983	301	137	97,32
	2 канали	З використанням нових алгоритмів	4952	263	168	96,71
	4 канали	З використанням нових алгоритмів	5048	115	72	98,59

Відповідно до таблиці 2.10 використання додаткових методів дає меншу чутливість, ніж стандартних підхід, проте втрата сягає 0,61 %, при тому кількість

невірно визначених QRS-комплексів нижча, завдяки використанню нового методу пошуку позицій R-піків на основі вейвлет-біспектру. Дані методи дозволили спростити систему у 3 рази, при втратах у 0,61 % чутливості або 31 пропущеного QRS-комплексу із 5120. Можна зробити висновок, що використання нових розроблених методів дозволяє при меншій кількості каналів розраховувати компоненту ЕКГП майже с тією ж самою точністю.

2.7 Висновки за розділом

Для вирішення проблем попередньої обробки вперше було запропоновано біспектральну оцінку абдомінального сигналу з метою визначення смуги частот для фільтрації. Експериментальні результати демонструють, що вибір адаптивної полоси дозволяє забезпечити найкраще відношення сигнал/шум починаючи від 0 дБВт, забезпечуючи в середньому на 1,43 дБВт краще відношення сигнал/шум після фільтрації по відношенню до смуги частот 0,5 – 100 Гц, на 5,77 дБВт по відношенню до смуги частот 2 – 46 Гц та на 11,93 дБВт краще відношення сигнал/шум по відношенню до смуги частот 25 – 40 Гц. Але у діапазоні SNR від -20 до -5 дБВт адаптивна смуга в середньому забезпечує гірше відношення сигнал/шум після фільтрації на 3,55 дБВт по відношенню до інших смуг. Враховуючи, що здебільшого SNR в абдомінальних сигналах не буває меншим за 0 дБВт, то використання адаптивної смуги та розробленого алгоритму забезпечує кращий результат.

Для підвищення точності визначення позицій R характерних точок ЕКГ сигналу було розроблено та вперше продемонстровано вейвлет-біспектральний метод визначення їх позицій. Результати експериментальних досліджень демонструють 99,96% та 100% ймовірність визначення позиції R-піку для двох баз, відповідно. Використання нового розробленого алгоритму збільшило ймовірність визначення позиції R-піків на 7,24% та 0,81% у порівнянні з алгоритмом Пан-Томпкінса. Також було розроблено модифікацію даного алгоритму для визначення інших характерних точок QRS-комплексу ЕКГ сигналу.

Було розроблено та продемонстровано новий адаптивний метод нелінійної фільтрації на основі біспектральної обробки сигналів. Експериментальні результати демонструють, що запропонований біспектральний фільтр забезпечує на 1 дБВт в середньому краще результати фільтрації у діапазоні значень SNR від -20 до 0 дБВт, але при більшому відношенні він забезпечує гірший результат через внесок спотворень у початковий сигнал. Даний тип фільтру більш оптимально використовувати після видалення компоненти ЕКГМ із абдомінального сигналу для фільтрації залишків завад.

Було розроблено новий крос-біспектральний метод обробки абдомінальних сигналів. Результати оцінки ефективності запропонованого алгоритму демонструють, що розроблений алгоритм при початковому відношенні сигнал/шум -20 дБВт дає найкращий результат та збільшує відношення сигнал/шум в середньому на 22 дБВт. У діапазоні SNR від -10 до 10 дБВт розроблений алгоритм найкраще виділяє на фоні завад ЕКГ сигнал, збільшуючи відношення сигнал/шум в середньому на 8,47 дБВт по відношенню до інших методів. При значенні SNR 20 та 30 дБВт найкращий результат було отримано для методу PiCA, однак розроблений алгоритм має менші значення RMSE та дисперсії, що вказує на краще збереження форми початкового ЕКГ сигналу, а різниця у вихідному значенні SNR = 1,23 дБВт. В межах SNR = 40 дБВт початкового відношення сигнал/шум найкращий результат було досягнуто для розробленого алгоритму, він забезпечує в середньому на 4 дБВт краще відношення сигнал/шум після фільтрації. Для значення SNR = 50 дБВт найкращі результати було досягнуто для алгоритму FastICA. В середньому він забезпечує краще відношення сигнал/шум після фільтрації на 3,66 дБВт. Даний результат можна пояснити тим, що розроблений алгоритм вносить більше спотворень у початковий сигнал, ніж видаляє завад. Перевагою розробленого методу є гарантована визначеність каналу ЕКГ сигналу після виконання процедур фільтрації.

З використанням розроблених алгоритмів було вдосконалено метод виділення компоненти ЕКГП. Результати демонструють, що використання лише двох початкових каналів із 4 та застосуванню розроблених методів дає 96,71% ймовірності вірного визначення позицій R характерних точок, коли при використанні

стандартного методу без змін та з використанням 4 початкових каналів, ймовірність вірного визначення складає 97,32%. Тобто при використанні нових розроблених методів досягається втрата ймовірності у 0,61%, але систему можна спростити у двічі, оскільки використовується лише два канали замість чотирьох. При використанні усіх чотирьох каналів та нових розроблених методів ймовірність вірного визначення позицій R характерних точок покращується на 1,27% та складає 98,59%.

Результати експериментальних досліджень було впроваджено у ТОВ НК КОЛІБРИ при виконанні науково-дослідницької роботи «Моніторинг комплексних станів людини за допомогою ЕКГ» для аналізу стану плоду в утробі вагітної жінки за допомогою багатоканальної електрокардіограми плоду (Додаток Б).

РОЗДІЛ 3

МЕТОДИ І АЛГОРИТМИ АНАЛІЗУ РИТМОГРАМ

У розділі розглянуто бази даних для виконання аналізу сигналів ритмограм та визначення їх класифікаційних ознак. Представлено розроблені алгоритми оцінки параметрів сигналу ритмограми на основі вейвлет-біспектрального та вейвлет-бікогерентного методів. Запропоновано розрахунки нових класифікаційних ознак. Представлено результати комп'ютерного моделювання щодо дослідження показників запропонованих методів обробки з використанням розроблених алгоритмів.

3.1 Бази даних для проведення експериментальних досліджень

Як і для дослідження положення QRS-комплексів, так і для дослідження ритмограм можна використати базу даних про аритмії MIT-BIH [254], яка була розглянута у розділі 2. Для дослідження аритмій неінвазійної ЕКГ плоду можна використати базу даних аритмій [258]. Вона також була розглянута та описана у розділі 2. З використанням даних баз даних можна виконати аналіз ритмограм як для компоненти ЕКГП, так і для компоненти ЕКГМ.

Зазвичай, для виявлення патологій проводять пошук параметрів варіабельності серцевого ритму. Однак, хоча цей підхід добре зарекомендував себе в медичній практиці, існує ряд невирішених проблем. По-перше, такий підхід залежить від пацієнта. По-друге, реалізація автоматичного виявлення патологій неможлива без урахування всіх цих параметрів. Класична оцінка спектральної щільності потужності, отримана за допомогою добре відомих методів спектрального аналізу, є корисною для визначення незалежного внеску кожної спектральної компоненти в загальний спектр сигналу. Однак корисної інформації про можливий зв'язок різних частотних складових один з одним не представлено в існуючих методах медичної діагностики.

3.2 Вейвлет-біспектральний аналіз

Низка останніх наукових робіт спрямована на розробку методу розрахунку мультиспектрів з використанням частотно-часового динамічного вікна [266 – 270]. Однак існує кілька обмежень щодо використання таких алгоритмів; зокрема, потрібне точне визначення характерного масштабу часу з урахуванням його незмінності в часі. Також існує значна складність нормалізації отриманого мультиспектру, оскільки вплив дискретизації та випадкових похибок призводить до необхідності регуляризації [271].

Щоб подолати ці недоліки, вейвлет-біспектр і бікогерентність були введені в [272 – 274] для вивчення взаємодії між окремими локальними осциляторами в складній динамічній системі. Для виявлення нових взаємозв'язків між частотними складовими ритмограми використовується нова інформаційна функція, заснована на вейвлет-біспектральному перетворенні сигналу ритмограми плода, яка одночасно виявляє часові залежності (вейвлет-перетворення зберігає часову інформацію) і виявляє нові спектральні залежності.

Для розрахунків використовується вираз (2.18), який було описано раніше у розділі 2. Сам алгоритм розрахунків засновано спочатку на виявленні позицій R-піків в сигналі ЕКГ, для якого буде використано так само вейвлет-біспектральний алгоритм, який було представлено у розділі 2. Далі виконується розрахунок RR інтервалів за допомогою (2.20). Після отримання масиву значень RR інтервалів можна виконувати подальші їх дослідження та визначення параметрів. На рисунку 3.1 представлено результат розрахунку RR інтервалів та побудовано графік ритмограми для пацієнта без патологій, а на рисунку 3.2 – відповідно з патологіями.

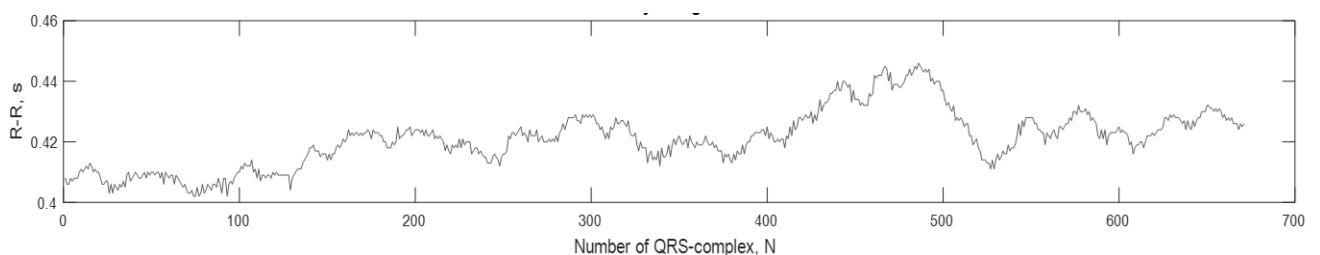


Рисунок 3.1 – Розрахована ритмограма пацієнта без патологій

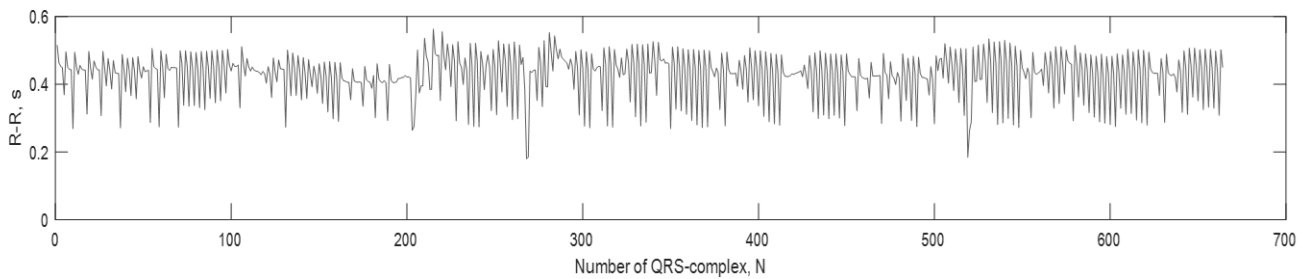


Рисунок 3.2 – Розрахована ритмограма пацієнта з патологіями

Вейвлет-біспектр (2.18) служить мірою фазового зв'язку між спектральними складовими на частотах f_1 , f_2 , та f_3 в інтервалі часу T . Якщо фази одного з трьох спектральних компонентів є сумою або різницею двох інших, вейвлет-біспектр буде показувати відмінне від нуля значення. Якщо фазових зав'язків між спектральними складовими не існує, то вейвлет-біспектр прагне до нуля [281].

Таким чином, вейвлет-біспектр має ненульовий результат лише тоді, коли фази трьох частот пов'язані. З великою часткою ймовірності можна очікувати, що ця важлива властивість має проявитися при наявності фазових зв'язків у складних динамічних медико-біологічних сигналах типу ритмограми, яку розраховують на основі аналізу сигналу ЕКГ. Для розрахунку ознаки, яка використовується для оцінки вейвлет-біспектрального перетворення, пропонується наступне рівняння:

$$P(a) = \text{arctg}\left(\sum_{f_1=1}^a \sum_{f_2=1}^T (B_{w_i}(f_1, f_2)) / (B_{w_r}(f_1, f_2))\right) \quad (3.1)$$

де $B_{w_i}(f_1, f_2)$ та $B_{w_r}(f_1, f_2)$ – уявна та дійсна частини вейвлет-біспектру; a – частотні індекси вейвлет-перетворення; T – довжина вейвлет-перетворення.

Використовуючи вираз (3.1), можна оцінити кількісно характеристики вейвлет-біспектрального перетворення, значення якого, в свою чергу, виступає мірою наявності чи відсутності патологій. На рисунку 3.3 продемонстровано вейвлет-біспектральне перетворення для ритмограми пацієнта без патологій, а на рисунку 3.4 – з патологіями.

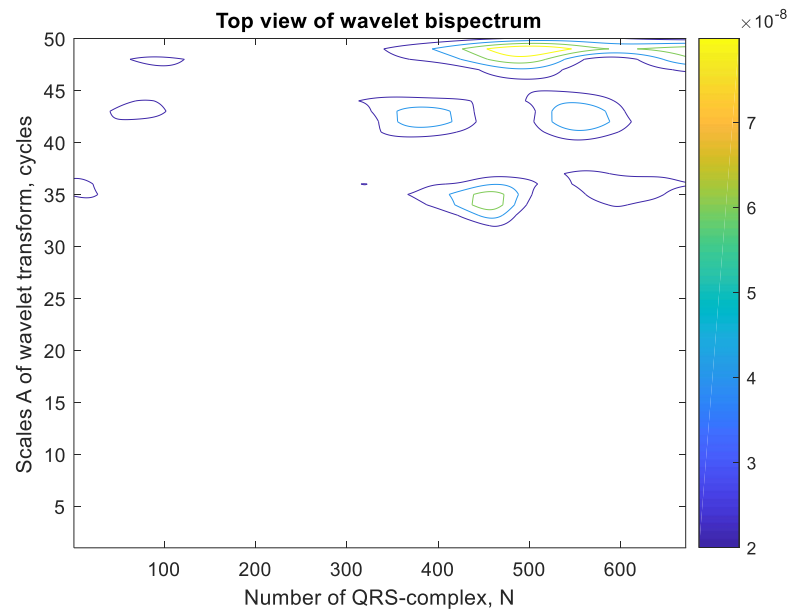


Рисунок 3.3 – Вейвлет-біамплітуда у вигляді контурного зображення для пацієнту без патологій

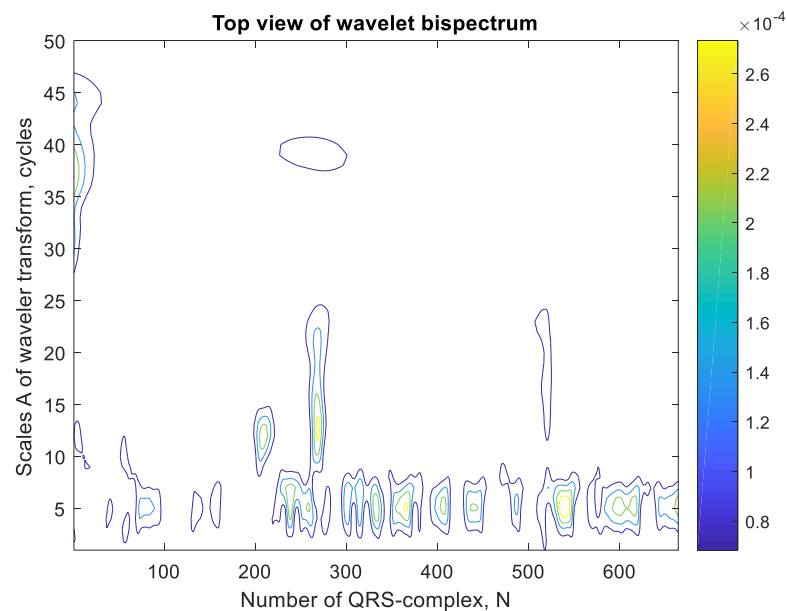


Рисунок 3.4 – Вейвлет-біамплітуда у вигляді контурного зображення для пацієнту з патологіями

На рисунку 3.5 представлено результат вейвлет-біспектрального перетворення сигналу ритмограми для здорового пацієнту у вигляді збоку на 3D графік вейвлет-біамплітуди, а на рисунку 3.6 представлено відповідний графік для пацієнту з

патологіями. Дані графіки дають змогу відобразити динамічну поведінку частотних складових сигналу ритмограми.

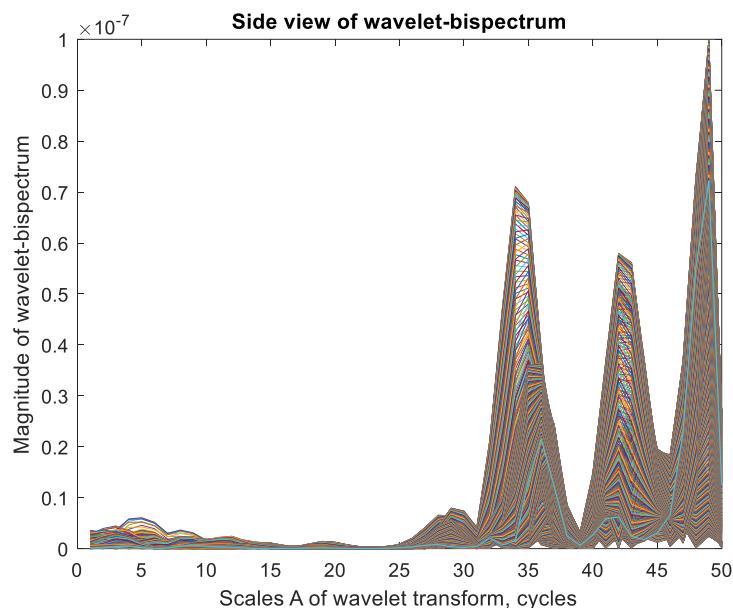


Рисунок 3.5 – Графік вейвлет-біамплітуди у вигляді збоку для пацієнта без патологій

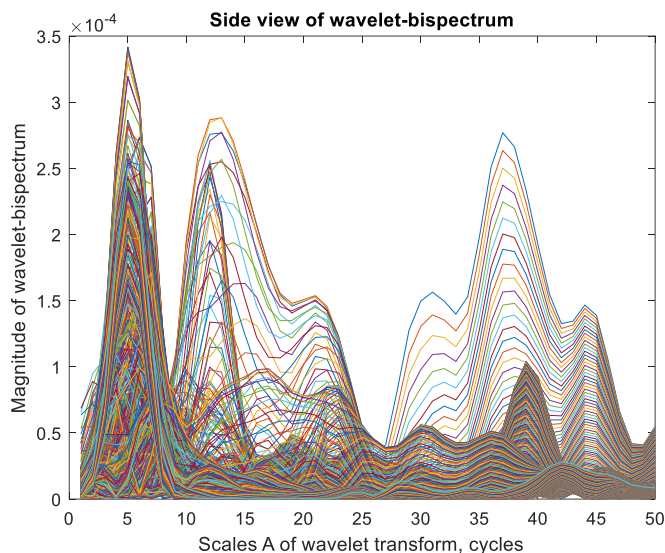


Рисунок 3.6 – Графік вейвлет-біамплітуди у вигляді збоку для пацієнта з патологіями

Як видно з рисунків 3.5 та 3.6 при наявності патологій відбувається зміщення спектральних компонент вейвлет-біспектру ближче до нульових значень циклів на відліки, тоді як у здорового пацієнту всі спектральні компоненти зосереджені біля високих значень. Це може бути одним із важливих показників, який забезпечує

діагностування при виявленні патологій [282]. Блок-схему запропонованого алгоритму представлено на рисунку 3.7.

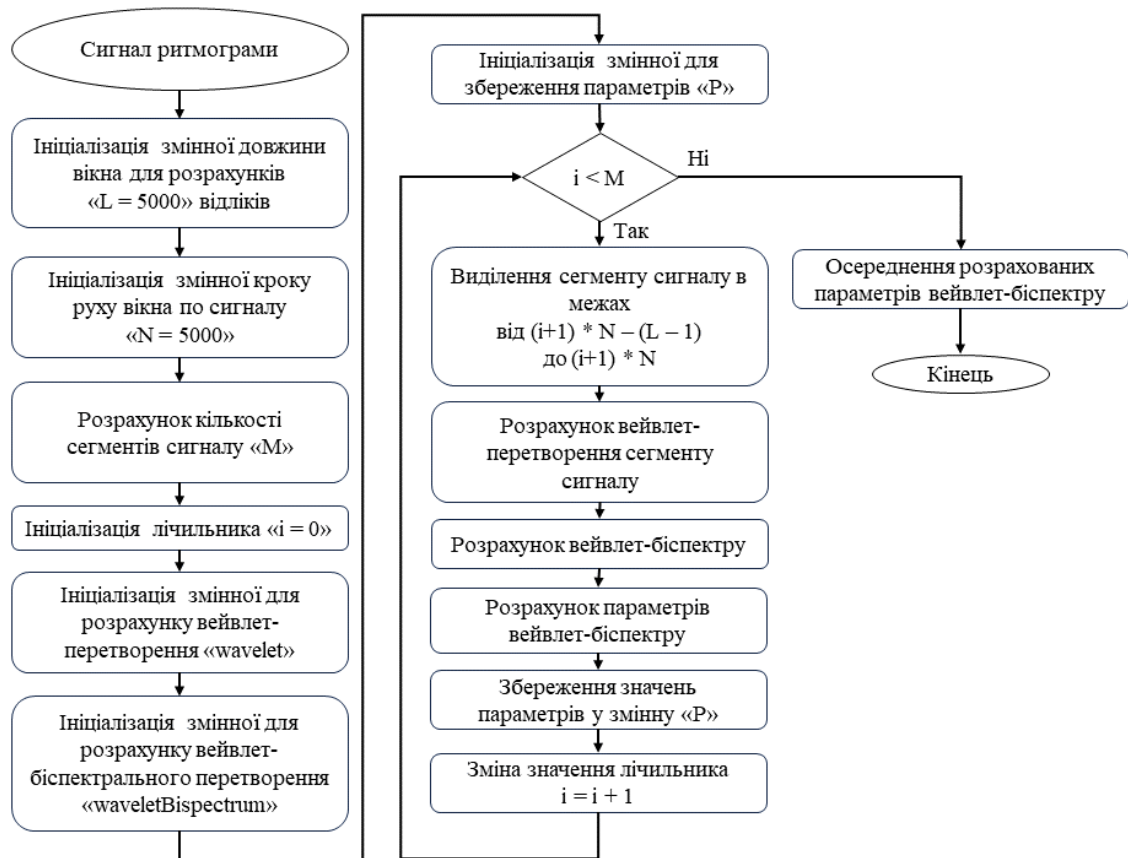


Рисунок 3.7 – Алгоритм вейвлет-біспектральної оцінки ритмограми

Відповідно до запропонованого алгоритму результати перевірки визначення параметру (3.1) для трьох пацієнтів без патологій та трьох пацієнтів із патологіями представлено у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Результати дослідження аналізу сигналу ритмограми

Пацієнт	З патологіями, $P(a)$	Без патологій, $P(a)$
1	0,4137	0,2669
2	0,4226	0,2741
3	0,3921	0,3573
Середнє значення	0,4094	0,2994

Результати в таблиці 3.1 показують, що за наявності порушень ритму плода показник $P(a)$ становить у середньому 0,4, а за відсутності патологій – 0,3, відповідно. Таким чином, можна розробити систему прийняття рішень, яка буде автоматично діагностувати один із класів, чи є патології, чи їх немає.

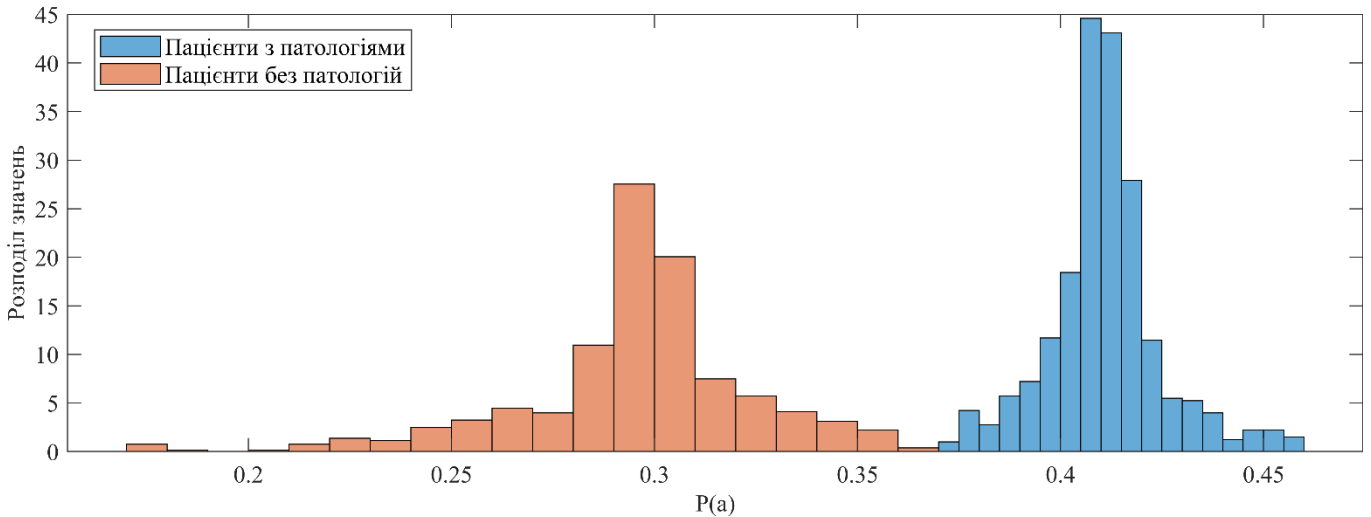


Рисунок 3.8 – Розподіл значень параметру $P(a)$ для пацієнтів з патологіями та без

Як видно з рисунку 3.8 значення для параметру $P(a)$ не перетинають один одного для пацієнтів з патологіями та без, але неможна однозначно сказати про точність запропонованого методу для визначення наявності патології. Необхідно проводити додатковий аналіз, розділивши самі патології за класами. Дисперсія (1.4) значень для пацієнтів з патологіями дорівнює 0,0026, а для пацієнтів без патологій 0,0032. В свою чергу середньоквадратичне відхилення для пацієнтів з патологіями дорівнює 0,051, а для пацієнтів без патологій – 0,059. Таким чином, можна зробити висновок, що величини параметру $P(a)$ дорівнюють $0,4094 \pm 0,051$ та $0,2994 \pm 0,059$ для пацієнтів з патологіями та без, відповідно.

3.3 Вейвлет-бікогерентний аналіз

Вейвлет-бікогерентність $b_w(f_1, b)$, визначається як наступний нормалізований вейвлет-біспектр [282]:

$$b_w(f_1, b) = |B_w(f_1, b)| / \sqrt{\int_T |W(f_1, b)W(f_2, b)|^2 db \int_T |W(f_3, b)|^2 db} . \quad (3.2)$$

Використання вейвлет-бікогерентності (3.2) дозволяє не тільки виявити внутрішню тонку структуру часового ряду, що визначається фазовими зв'язками, але й оцінити динаміку змін цієї структури в часі. Використовуючи (3.2), пропонується шукати наявність патології за стандартним відхиленням S форми:

$$S = \frac{1}{21} \sum \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T |B_i - \mu| \quad (3.3)$$

де B_i - вейвлет-бікогерентне перетворення вейвлет-біспектру відповідно до індексу i ; T – тривалість вейвлет-біспектру; μ – середнє значення вейвлет-бікогерентного перетворення на інтервалі частот.

Пошук параметру (3.3) відбувається на інтервалі частот від 10 до 30 частотних індексів вейвлет-біспектрального перетворення включно, тому результат розрахунку суми додатково ділиться на 21, щоб усереднити результати на всіх часових відліках. T виступає в ролі часових відліків і дорівнює тривалості вейвлет-бікогерентного перетворення.

Тобто, спочатку виконується розрахунок середнього значення усього вейвлет-бікогерентного перетворення, після чого у заданій полосі частот відбувається розрахунок різниці кожного відліку вейвлет-бікогерентності (вісь ОХ) з середнім за модулем у певному частотному відліку (вісь ОУ), ці значення осереднюються, після чого виконується повторні процедури для наступного частотного відліку у заданому діапазоні. Далі всі результати осереднюються та отримується фінальний результат. На рисунку 3.9 представлено результат розрахунку вейвлет-бікогерентності для пацієнту без патологій, на рисунку 3.10 – відповідно з патологіями.

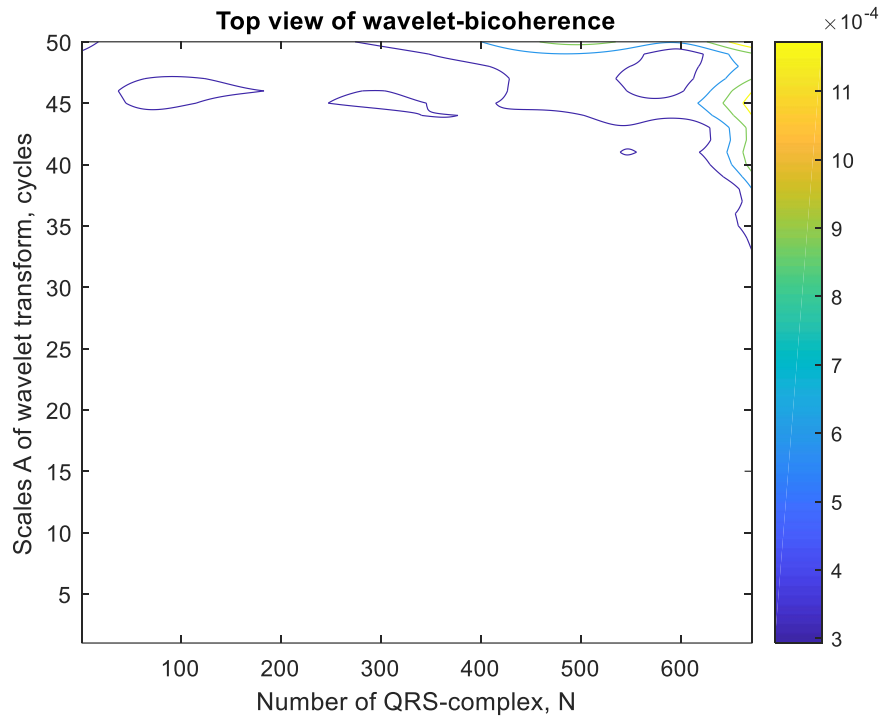


Рисунок 3.9 – Вейвлет-бікогерентність у вигляді контурного зображення для пацієнту без патологій

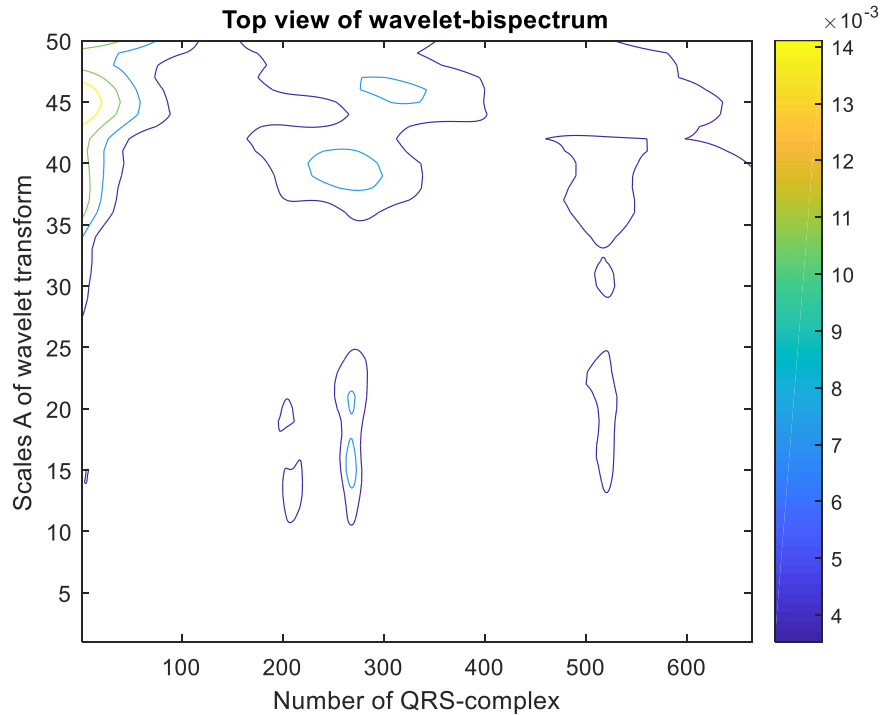


Рисунок 3.10 – Вейвлет-бікогерентність у вигляді контурного зображення для пацієнту з патологіями

На рисунку 3.11 та 3.12 представлені аналогічні графіки у вигляді збоку для дослідження спектральних характеристик вейвлет-бікогерентності для відповідно пацієнту без патологій та з патологіями.

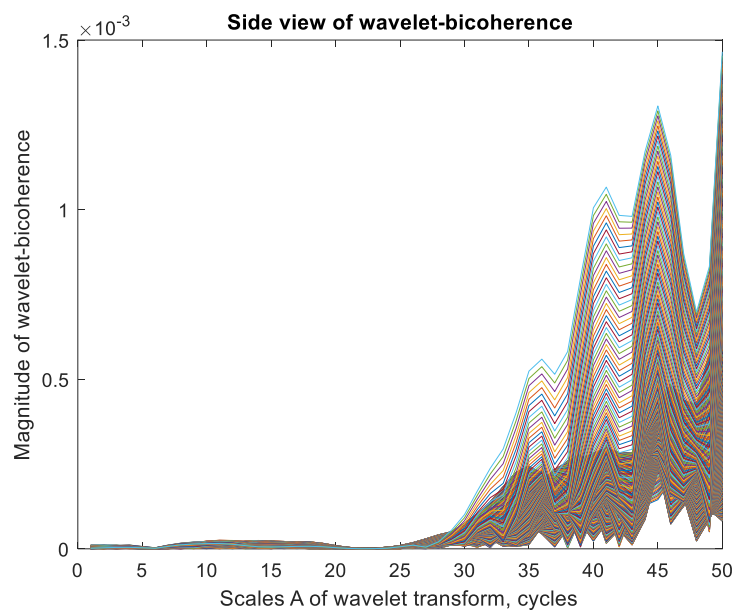


Рисунок 3.11 – Вейвлет-бікогерентність у вигляді збоку для пацієнту без патологій

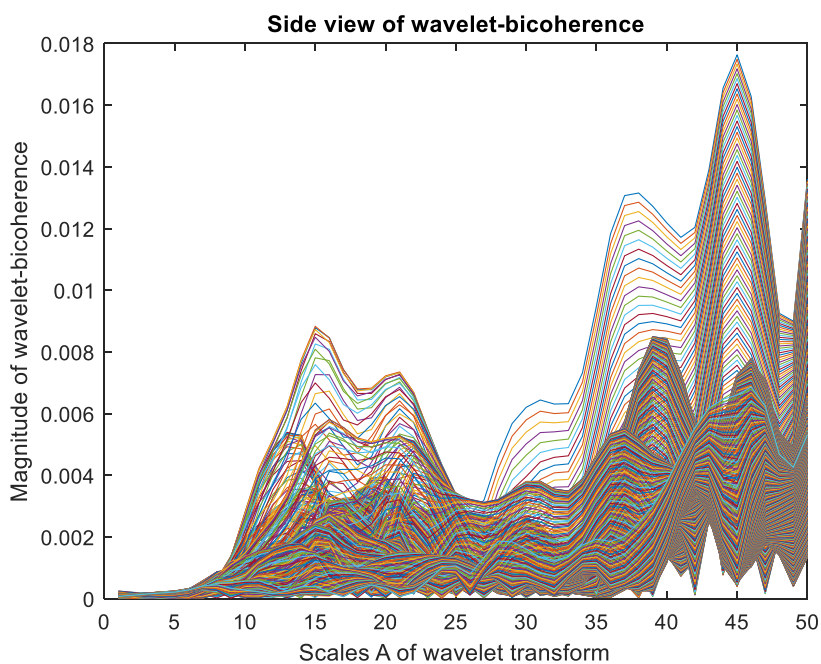


Рисунок 3.12 – Вейвлет-бікогерентність у вигляді збоку для пацієнту з патологіями

У таблиці 3.2 представлено результати розрахунку (3.3) для трьох пацієнтів без патологій та трьох пацієнтів з патологіями. На рисунку 3.13 представлено блок-схему розробленого алгоритму вейвлет-бікогерентного оцінювання сигналу ритмограми.

Таблиця 3.2 – Результати дослідження аналізу сигналу ритмограми з використанням вейвлет-бікогерентності

Пацієнт	З патологіями, S	Без патологій, S
1	$1,3 \cdot 10^{-3}$	$4,8 \cdot 10^{-6}$
2	$9,6 \cdot 10^{-4}$	$5,1 \cdot 10^{-5}$
3	$1,59 \cdot 10^{-4}$	$4,64 \cdot 10^{-5}$
Середнє значення	$8,06 \cdot 10^{-4} = 80,6 \cdot 10^{-5}$	$3,4 \cdot 10^{-5}$

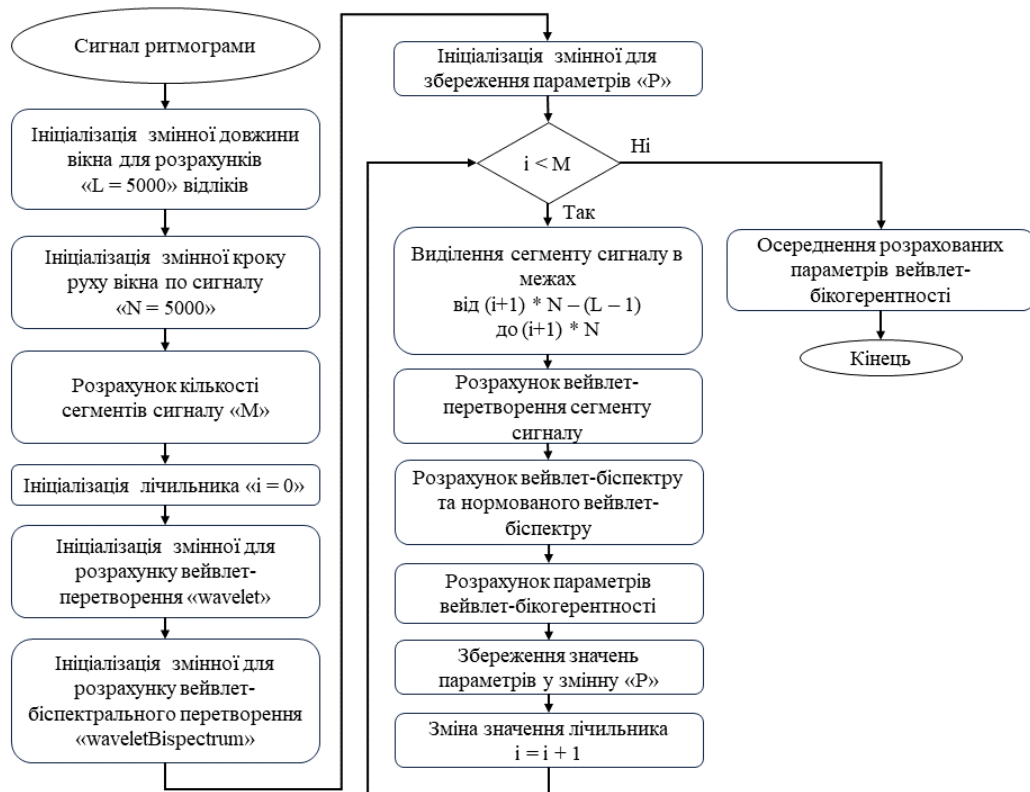


Рисунок 3.13 – Алгоритм вейвлет-бікогерентного оцінювання сигналу ритмограми

Як видно із результатів на рисунках 3.11 – 3.12, для вейвлет-бікогерентності зберігаються аналогічні тенденції поведінки, як і для вейвлет-біспектрального методу, а саме те, що при наявності патологій виникають нові спектральні компоненти на низьких значеннях циклів на відлік. Їх основне місце розташування між 10 та 30 циклів на відлік, саме через це при розрахунку параметру (3.3)

використовується даний діапазон. Як видно з результатів в таблиці 3.2, запропонована ознака за наявності патологій дає майже в 23,7 рази більші значення параметра S , ніж для пацієнту, який не має порушень ритму.

На рисунку 3.14 представлено гістограму розподілу значень S для пацієнтів з патологіями та без.

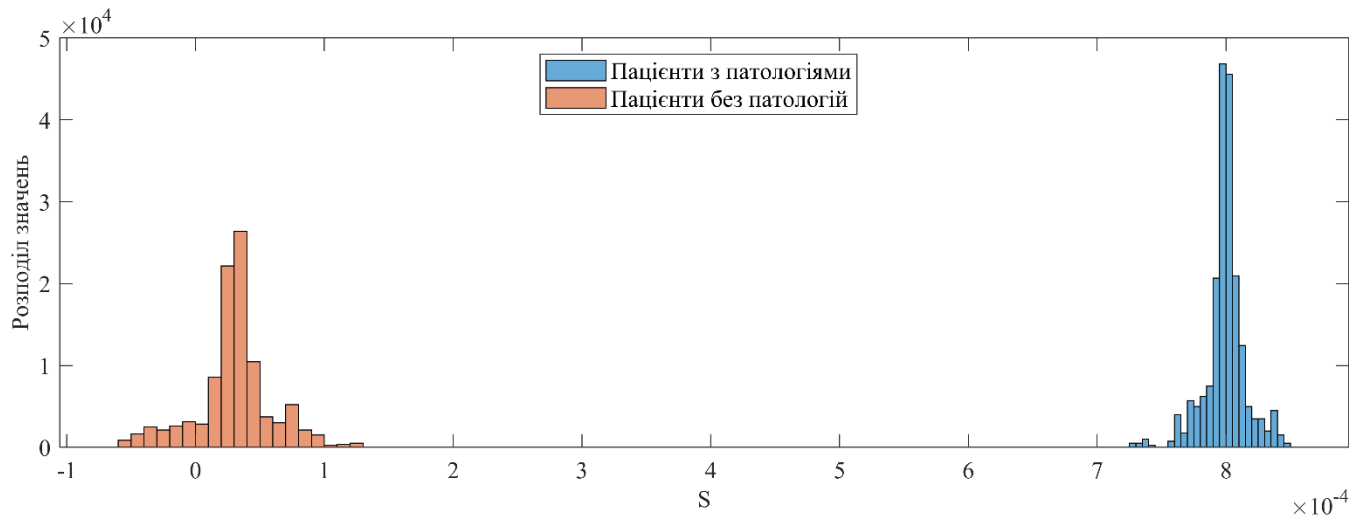


Рисунок 3.14 - Розподіл значень параметру S для пацієнтів з патологіями та без

Як видно з рисунку 3.14 значення для параметру S не перетинають один одного для пацієнтів з патологіями та без, їх значення знаходяться значно далеко один від одного. Дисперсія (1.4) значень для пацієнтів з патологіями дорівнює $1,72 \cdot 10^{-10}$, а для пацієнтів без патологій $4,42 \cdot 10^{-10}$. В свою чергу середньоквадратичне відхилення для пацієнтів з патологіями дорівнює $1,34 \cdot 10^{-5}$, а для пацієнтів без патологій – $2,11 \cdot 10^{-5}$. Таким чином, можна зробити висновок, що величини параметру $P(a)$ дорівнюють $80,6 \cdot 10^{-5} \pm 1,34 \cdot 10^{-5}$ та $3,4 \cdot 10^{-5} \pm 2,11 \cdot 10^{-5}$ для пацієнтів з патологіями та без, відповідно.

3.4 Висновки за розділом

В ході виконання розробки методу оцінки параметрів сигналу ритмограми було розроблено два методи та відповідні алгоритми на основі вейвлет-біспектрального та вейвлет-бікогерентного оцінювання параметрів цих сигналів. Також запропоновано використання двох нових класифікаційних ознак, які можуть бути використані для оцінки параметрів сигналів ритмограми з метою виявлення патологій. Результати

демонструють, що використання вейвлет-біспектрального методу може дозволити класифікувати пацієнтів з патологією чи без патології, проте діапазон значень доволі близький. Відмінність отриманих результатів для двох класів складає лише 0,1, проте дисперсія (1.4) значень для пацієнтів з патологіями дорівнює 0,0026, а для пацієнтів без патологій 0,0032. В свою чергу середньоквадратичне відхилення для пацієнтів з патологіями дорівнює 0,051, а для пацієнтів без патологій – 0,059. Таким чином, можна зробити висновок, що величини параметру $P(a)$ дорівнюють $0,4094 \pm 0,051$ та $0,2994 \pm 0,059$ для пацієнтів з патологіями та без, відповідно.

Використання же вейвлет-бікогерентного методу дозволяє вирахувати нову класифікаційну ознаку, використовуючи яку можна виконати розділення пацієнтів на класи, враховуючи, що відмінність для отриманих результатів для пацієнтів з патологіями у 27 разів вище, ніж без патологій [283]. Дисперсія значень для пацієнтів з патологіями дорівнює $1,72 \cdot 10^{-10}$, а для пацієнтів без патологій $4,42 \cdot 10^{-10}$. В свою чергу середньоквадратичне відхилення для пацієнтів з патологіями дорівнює $1,34 \cdot 10^{-5}$, а для пацієнтів без патологій – $2,11 \cdot 10^{-5}$. Таким чином, можна зробити висновок, що величини параметру $P(a)$ дорівнюють $80,6 \cdot 10^{-5} \pm 1,34 \cdot 10^{-5}$ та $3,4 \cdot 10^{-5} \pm 2,11 \cdot 10^{-5}$ для пацієнтів з патологіями та без, відповідно

Тому, визначивши оптимальний поріг, можна виконувати діагностування. Дана аналіз присвячено аналізу спектральних параметрів та пошуку нових класифікаційних ознак, тому система класифікації не розглядалась. Необхідно провести ряд додаткових експериментів для більш детального дослідження ефективності запропонованого методу. Використовуючи розроблений алгоритм у розділі 2, можна виконувати пошук місцеположення короткотривалих змін у сигналі ритмограми, досліджуючи локальні екстремуми вейвлет-біспектру для сигналу ритмограми. Дані результати було впроваджено у міський перинатальний центр ХМР у дослідну роботу з розробки і впровадження в медичну практику телемедичної системи фетального холтерівського монітору (Додаток В). Для виявлення наявності чи відсутності патологій плоду під час вагітності використовувались розроблені алгоритми та оцінки, а саму діагностику виконував лікар за отриманими показниками.

РОЗДІЛ 4

МОНІТОРИНГ АРТЕРІАЛЬНОГО ТИСКУ

У розділі розглянуто бази даних для виконання дослідження визначення значень АТ за параметрами сигналів ЕКГ та ФПГ. Також продемонстровано способи попередньої обробки сигналів ЕКГ та ФПГ. Представлено алгоритм пошуку характерних точок сигналу ФПГ, а також параметрів на основі цих позицій. Представлено розрахунок нових класифікаційних ознак. Представлено результати кореляційного аналізу запропонованих класифікаційних ознак та визначено оптимальні параметри для розрахунку значень АТ. Проведено розрахунок значень АТ за допомогою регресійних моделей з використанням одного параметру та розширеного набору параметрів. Продемонстровано розрахунок значень АТ за допомогою двох нейронних мереж, які навчені на класичних класифікаційних ознаках. Продемонстровано розрахунок значень АТ за допомогою однієї нейронної мережі, навченої на нових класифікаційних ознаках. Продемонстровано порівняльний аналіз результатів використання нейронних мереж з результатами інших досліджень.

4.1 База даних для проведення експериментальних досліджень

Для виконання експериментальних досліджень з визначення артеріального тиску необхідно обрати базу даних сигналів, які будуть мати визначальну інформацію для дослідження, а саме: сигнали ЕКГ, сигнали ФПГ, а також опорні значення АТ, за допомогою яких буде визначено ступінь ефективності розрахунку значень АТ за допомогою різних підходів. Одна із найпоширеніших баз даних – це MIMIC-III Waveform Database [284]. Записи являють собою випадкову вибірку пацієнтів у відділеннях інтенсивної терапії [285].

Записані сигнали та значення змінюються залежно від вибору, зробленого персоналом реанімації. Вони майже завжди включають один або кілька сигналів ЕКГ і часто містять безперервні форми артеріального кров'яного тиску, сигнали

фотоплетизмограми пальця (ФПГ) і сигнали дихання з додатковими формами хвилі (до 8 одночасно), якщо вони доступні. Числові показники зазвичай включають частоту серцевих скорочень і дихання, SpO_2 , а також систолічний, середній і діастолічний артеріальний тиск, а також інші, якщо вони доступні. Тривалість запису також різна; більшість з них триває кілька днів, але деякі коротші, а інші тривають кілька тижнів. Проект був схвалений інституційними комісіями медичного центру Beth Israel Deaconess (Бостон, Массачусетс) і Массачусетського технологічного інституту (Кембридж, Массачусетс). Вимога індивідуальної згоди пацієнта була скасована, оскільки проект не вплинув на клінічну допомогу, а вся захищена медична інформація була деідентифікована [286]. Числові записи (позначені літерою n, що додається до назви запису) не поділені на сегменти, оскільки таким чином можна досягти відносно невеликої економії пам'яті. Записи фізіологічних хвиль у цій базі даних містять до восьми одночасно записаних сигналів, оцифрованих із частотою 125 Гц із роздільною здатністю 8, 10 або 12 біт. Числові записи зазвичай містять 10 або більше часових рядів фізіологічних ознак, що записуються раз на секунду або раз на хвилину [287].

Також використовується система для одноканального запису як сигналів ЕКГ, так і ФПГ та використовується холтерівський монітор CardioSens BP [288] для отримання контрольних значень артеріального тиску, показаних на рисунку 4.1 та рисунку 4.2. Демографічні дані пацієнтів, які беруть участь у дослідженні наведені в таблиці 4.1. Система реєстрації сигналів ЕКГ та ФПГ має такі характеристики: частота дискретизації 1000 Гц, роздільна здатність 12 біт, можливість передачі даних безпосередньо на комп'ютер через Bluetooth або збереження цих даних на карту пам'яті. Реєстратор АТ «CardioSens ECG + BP Holter Monitor Recorder» здатний записувати значення систолічного та діастолічного артеріального тиску, визначені оклюзійною манжетою, один раз на хвилину, дані зберігаються на карті пам'яті або передаються через Bluetooth. Цей прилад досягає точності ± 2 мм рт.ст. [288].

Дослідження проводилось згідно з протоколом, затвердженим Вченою радою та Етичним комітетом Харківської медичної академії післядипломної освіти № 24.04.21, та виконано відповідно до принципів Гельсінської декларації.



Рисунок 4.1 – Система для одно-канального запису сигналів ЕКГ та ФПГ (рисунок ліворуч) та CardioSens ECG + BP Holter Monitor Recorder (рисунок праворуч)

Таблиця 4.1 – Демографічні показники пацієнтів

Параметр	Середнє значення \pm стандартне відхилення (Діапазон значень параметрів)
Зріст, см	174,5 \pm 5,42 (163-186)
Вага, кг	83 \pm 7,30 (64-102)
Діапазон значень САТ, мм рт.ст.	130,8 \pm 7,91 (111-154)
Діапазон значень ДАТ, мм рт.ст.	81,97 \pm 5,43 (67-95)
Вік пацієнтів	22,5 \pm 11,61 (19-52)
Загальна кількість пацієнтів	312
Середня довготривалість запису, хв	40
Загальна кількість фрагментів сигналів	12480
Локація запису сигналів	Національний аерокосмічний університет ім. М. Є. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», Харків, Україна
Лабораторія	ХАІ-Медика, Харків, Україна
Температура в лабораторії, °С	18-22
Позиція тіла	Сидячи
Клінічна інформація про пацієнтів	N/A

Із бази даних MIMIC-III було відібрано 100 записів, які мали в своєму складі сигнал ЕКГ, сигнал ФПГ та опорні значення АТ. Якщо дані фізіологічні показники були відсутні, такий запис не використовувався для досліджень. Загальна кількість

сигналів, що використані в ході проведення експериментальних досліджень – 412 записів. З них 282 використано для навчання нейронних мереж, 130 записів використано для тестів нейронних мереж. При дослідженні ефективності розрахунків значень АТ за допомогою регресійних моделей, також використовується 130 записів, щоб результати оцінок ефективності визначення АТ проводились на одних і тих самих записах. Це дозволило більш точно визначити різницю в ефективності різних підходів.

4.2 Попередня обробка даних та сигналів

Враховуючи, що в базі даних MIMIC-III значення АТ записані раз на хвилину, а також те, що «CardioSens ECG + BP Holter Monitor Recorder» записує одне значення систолічного та діастолічного АТ раз на хвилину, то попередня обробка даних включає в себе сегментацію сигналів на відрізки по 1 хвилині. Розраховані параметри сигналів ЕКГ та ФПГ піддаються процедурі осереднення, яка дозволяє вирахувати одне значення будь-якого параметру цих сигналів на інтервалі однієї хвилини та прирівняти їх до одного значення систолічного чи діастолічного АТ. Таким чином, далі розглядається кожний окремий сегмент сигналу довжиною одна хвилинка і всі процедури виконуються саме на даному сегменті.

Наступним кроком є попередня фільтрація сигналів ЕКГ та ФПГ для придушення завад. Оскільки частота дискретизації сигналів у MIMIC-III складає 125 Гц, то максимальна частота фільтру може бути 62,5 Гц як для сигналів ЕКГ, так і для сигналів ФПГ. Мінімальна частота для фільтрації складає 2 Гц. Як було показано в розділі 1.3 при попередній фільтрації використовують різні смуги пропуску фільтрів, проте найкращий результат зі збереження форми сигналу ЕКГ був при використанні смуги 2 – 46 Гц. Таким чином, для фільтрації сигналів ФПГ та ЕКГ було використано смуговий фільтр у смузі частот 2 – 60 Гц.

На рисунку 4.2 представлено фрагмент запису сигналів ЕКГ та ФПГ в 15 секундному інтервалі часу. На рисунку 4.3 представлено результат фільтрації сигналів ЕКГ та ФПГ в смузі частот 2 – 60 Гц.

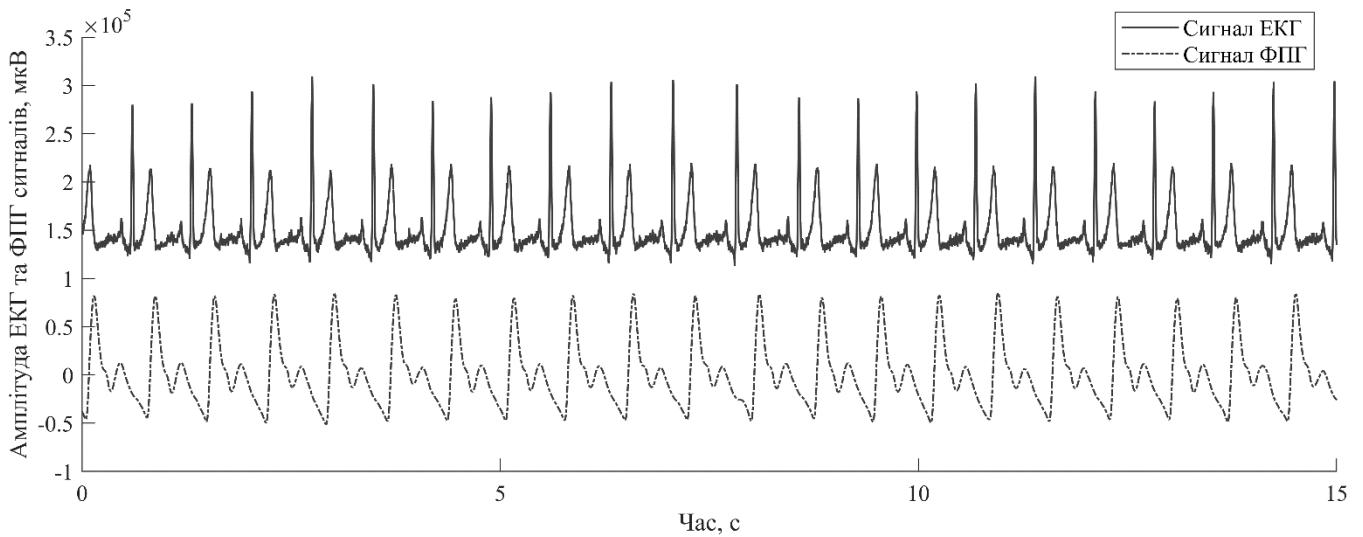


Рисунок 4.2 – Сигнали ЕКГ та ФПГ

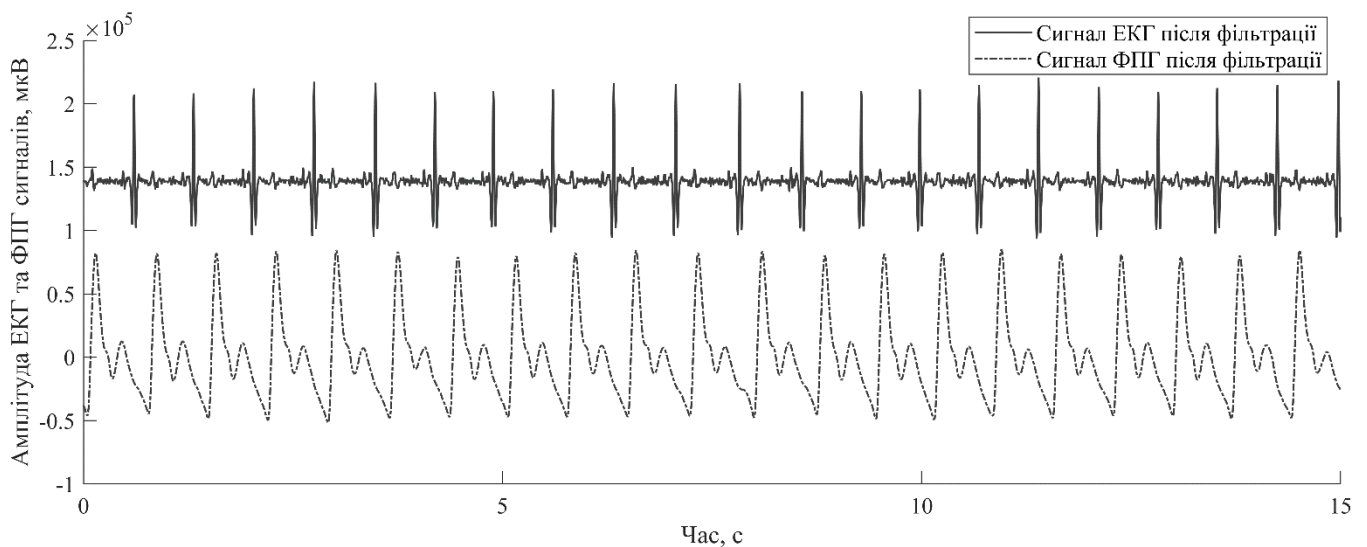


Рисунок 4.3 – Сигнали ЕКГ та ФПГ після фільтрації в смузі 2 – 60 Гц

4.3 Використання параметру РТТ для розрахунку АТ

Як було зазначено в підрозділі 1.6, використання одночасно сигналу ЕКГ та ФПГ підвищують точність розрахунку значень АТ. Відповідно, одним із способів розрахунку є визначення АТ за допомогою (1.17), де параметр РТТ розраховується як час проходження імпульсу тиску по артеріальному руслу. Схематично визначення параметру РТТ представлено на рисунку 4.4, де позначками відображені позиції R-піків сигналу ЕКГ та пікової систолічної характерної точки ФПГ-піку.

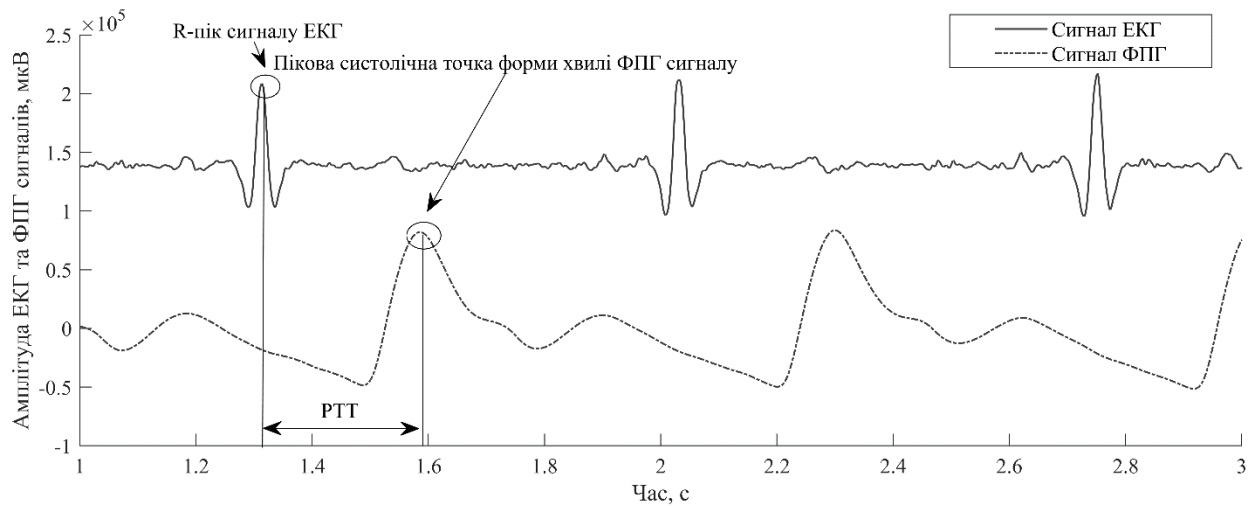


Рисунок 4.4 – Схематичне відображення розрахунку параметру РТТ, використовуючи сигнали ЕКГ та ФПГ

Як видно з рисунку 4.4 основною задачею при розрахунку параметру РТТ є пошук R характерної точки сигналу ЕКГ та пікової систолічної точки сигналу ФПГ. Для визначення даних позицій буде використовуватись алгоритм Пан-Томпінса, де для розрахунків позицій R-піків сигналу ЕКГ використовується сигнал ЕКГ, а для розрахунку позиції пікової систолічної точки ФПГ сигналу використовується похідна від ФПГ сигналу. Результат розрахунку пікової систолічної точки та початку ФПГ-піку у сигналі ФПГ з використанням алгоритму Пан-Томпкінса показано на рисунку 4.5.

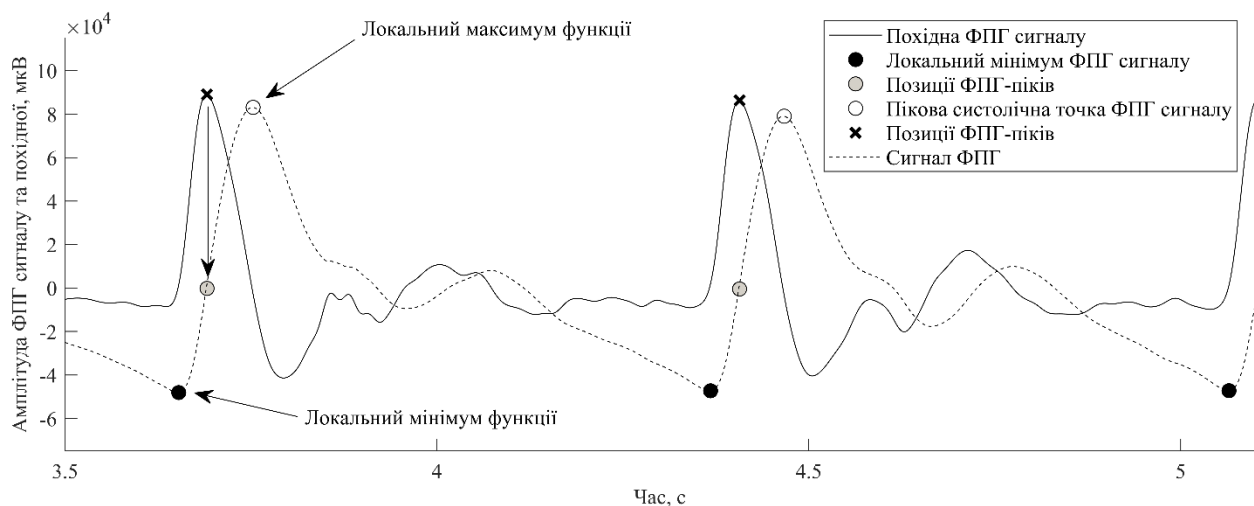


Рисунок 4.5 – Результат розрахунку пікової систолічної точки, а також точки початку ФПГ-піку в сигналі ФПГ при використанні алгоритму Пан-Томпкінса

На рисунку 4.6 представлено результат розрахунку R-піків в грудному відведенні абдомінального сигналу.

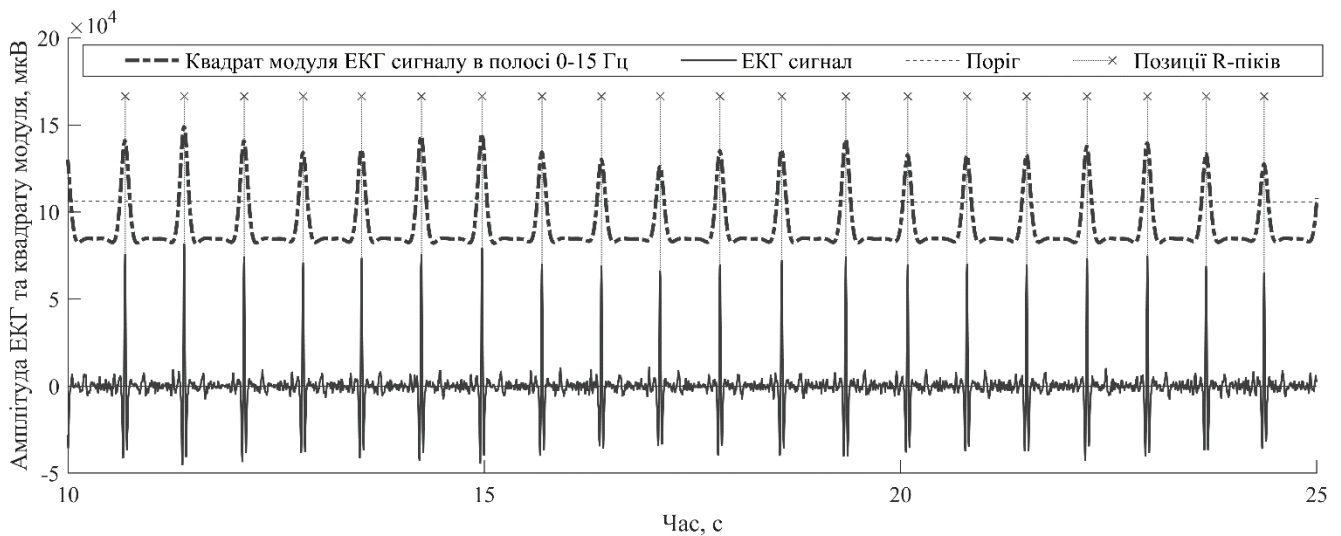


Рисунок 4.6 – Результат розрахунку позицій R-піків сигналу ЕКГ при використанні алгоритму Пан-Томпкінса

Оскільки при визначенні позицій пікової систолічної точки в сигналі ЕКГ було отримано три характерні точки сигналу ФПГ замість однієї, необхідно визначити оптимальну точку для визначення значень АТ. Сам розрахунок параметрів РТТ схематично представлено на рисунку 4.7.

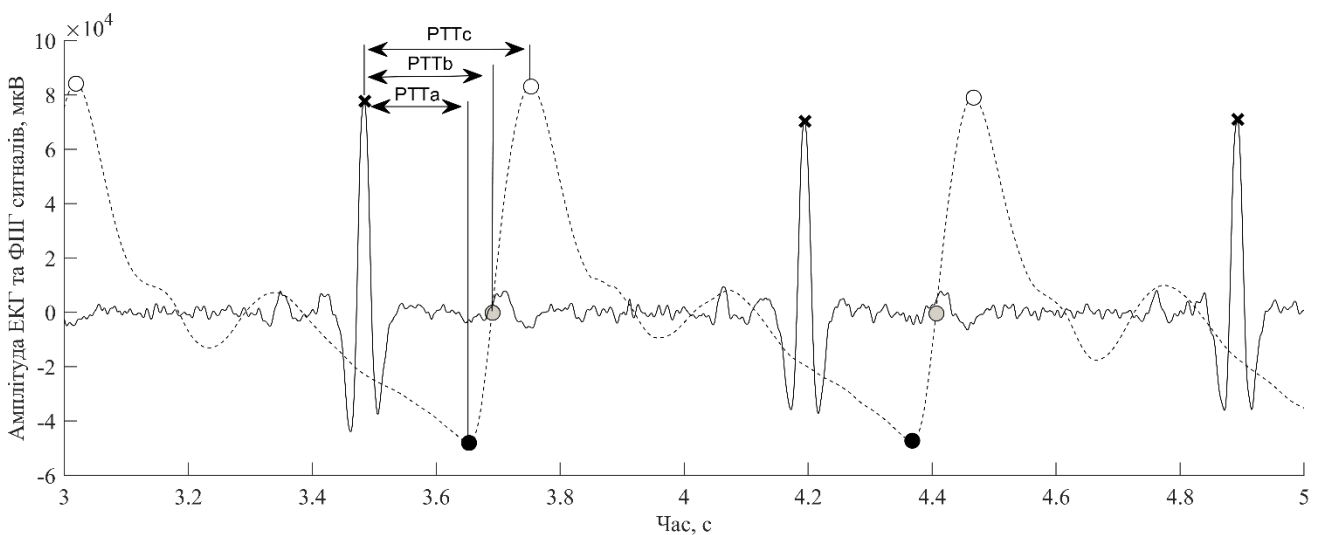


Рисунок 4.7 – Розрахунок параметрів РТТ

Для визначення оптимального параметру РТТ виконується розрахунок (1.2), де \bar{x}_j , \bar{y}_j визначають середні значення параметру РТТ та значень АТ; $x_{j,i}$, $y_{j,i}$ визначають поточні значення параметру РТТ та АТ, відповідно. Вирахувавши значення кореляції Пірсона, можна визначити ступінь лінійної залежності одного параметру, яким виступає параметр РТТ, та іншого, яким виступає значення АТ, таким чином визначивши більш лінійно пов'язаний параметр. В таблиці 4.2 наведено результати даного розрахунку для значень систолічного та діастолічного АТ, відповідно. Для розрахунку параметру РТТ використовується наступне рівняння:

$$РТТ_{a,b,c} = (PPG_{a,b,c} - R_{peak}) / Fs, \quad (4.1)$$

де $PPG_{a,b,c}$ – позиція локального мінімуму сигналу ФПГ, позиції ФПГ піку та пікової систолічної точки сигналу ФПГ, відповідно; R_{peak} – позиція R-піку в сигналі ЕКГ; Fs – частота дискретизації сигналів.

Таблиця 4.2 – Коефіцієнти кореляції Пірсона параметру РТТ з показниками АТ

Параметр	Коефіцієнт кореляції Пірсона з систолічним АТ	Коефіцієнт кореляції Пірсона з діастолічним АТ
РТТ _a	0,3869	0,066
РТТ _b	0,3189	0,099
РТТ _c	0,3473	0,168

Як видно із таблиці 4.2 найвищу ступінь лінійної залежності із значеннями систолічного артеріального тиску має параметр РТТ_c, а для діастолічного АТ – параметр РТТ_a. Враховуючи, що параметр РТТ_a має відмінність від параметру РТТ_c для розрахунку САТ 0,04, то для розрахунків значень АТ буде використовуватись параметр РТТ_c, тобто для розрахунку параметру РТТ необхідно використовувати позицію пікової систолічної точки сигналу ФПГ. Саме цей параметр далі буде використано для розрахунку (1.8). Вирішуючи систему рівнянь (1.8) для розрахунку

коефіцієнтів α та b , було вираховано два рівняння для розрахунку систолічного та діастолічного артеріального тиску (САТ та ДАТ), відповідно:

$$\text{САТ} = -0,6459 \cdot \text{РТТ}_c + 259,605 \quad (4.2)$$

$$\text{ДАТ} = -1,1175 \cdot \text{РТТ}_c + 259,112 \quad (4.3)$$

Для розрахунків використовувались опорні значення (записані при використанні оклюзійної манжети) систолічного та діастолічного АТ для одного пацієнта. На рисунку 4.8 представлено результат розрахунку систолічного та діастолічного артеріального тиску для одного пацієнту, з використанням розрахованих функцій (4.2) та (4.3). На рисунку 4.9 продемонстровано ефективність розрахунку САТ та ДАТ з використанням (4.2) та (4.3) для одного пацієнту, значення АТ якого було використано для розрахунку (4.2) та (4.3). На рисунку 4.10 продемонстровано результат розрахунку САТ та ДАТ для одного пацієнту, з використанням (4.2) та (4.3) опорні значення АТ якого не було використано при розрахунку (4.2) та (4.3). На рисунку 4.11 проілюстровано ефективність розрахунку САТ та ДАТ для того самого пацієнта з використанням (4.2) та (4.3), на якому не проводився розрахунок коефіцієнтів α та b .

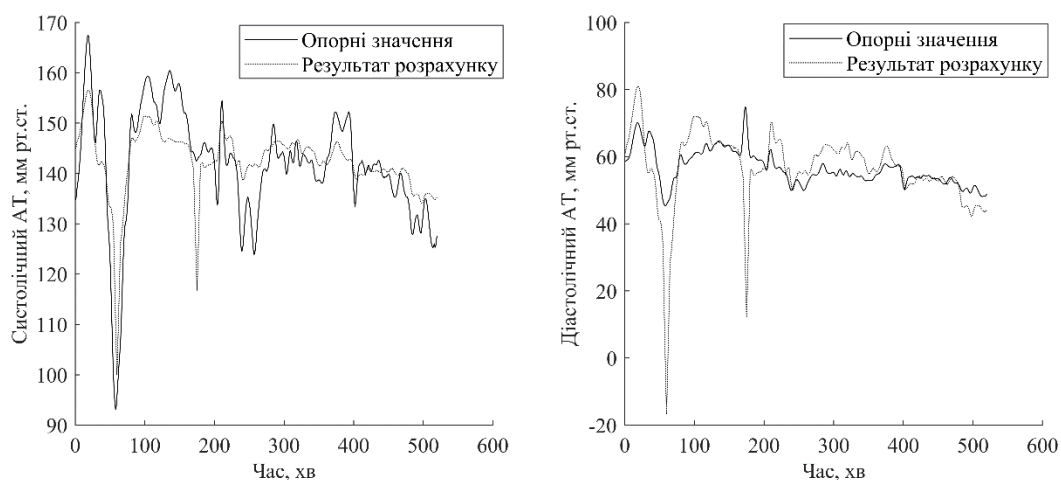


Рисунок 4.8 – Результат розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням параметру РТТ_c

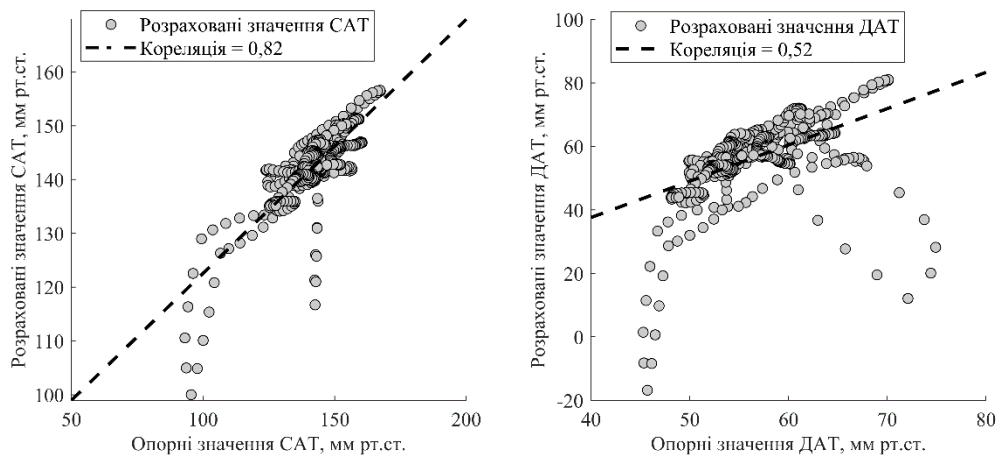


Рисунок 4.9 – Результат ефективності розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням параметру PTT_c

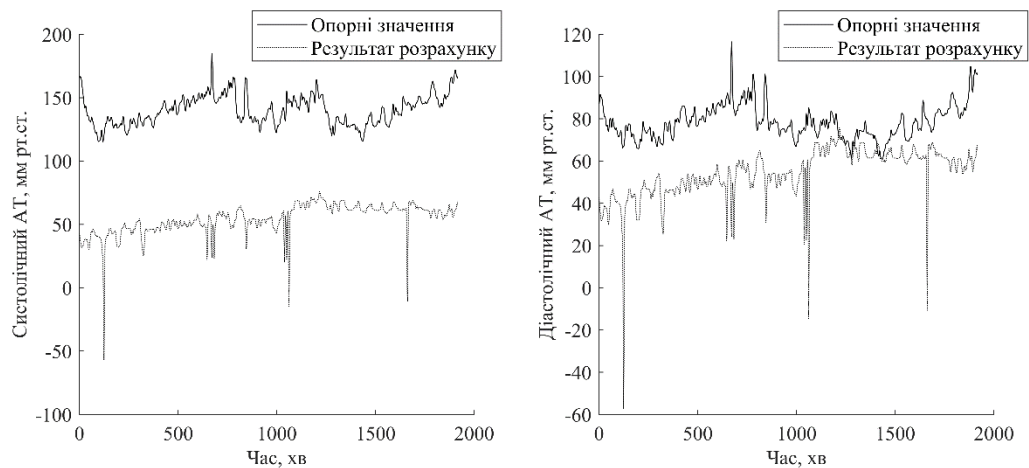


Рисунок 4.10 – Результат розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням параметру PTT_c

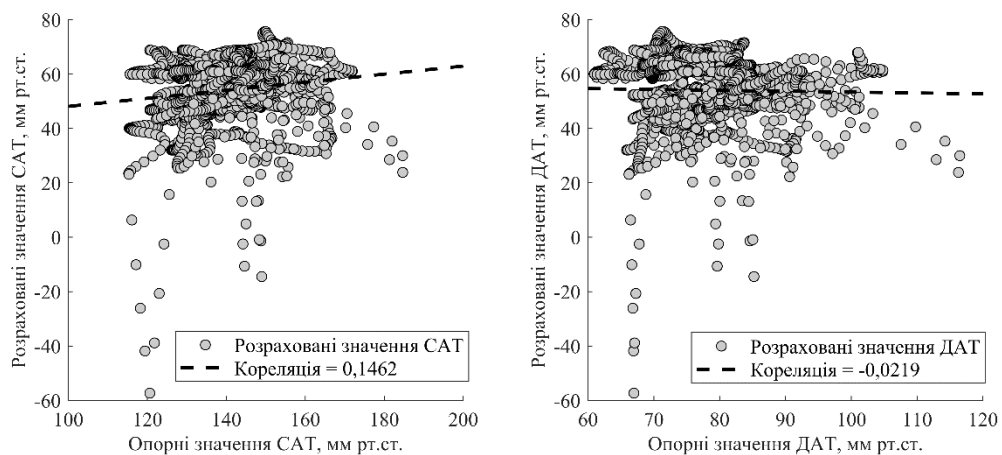


Рисунок 4.11 – Результат ефективності розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням параметру PTT_c

Оскільки показник кореляції Пірсона не вказує на величину похибки визначення значень АТ, для розрахунку цього значення використовується розрахунок значення середньоквадратичної похибки (RMSE). На рисунку 4.12 показано гістограму розподілу помилок з позначеним значенням RMSE:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^n (x_i^{\text{EBP}} - x_i^{\text{RBP}}) \right)^2 / n}, \quad (4.4)$$

де x_i^{EBP} , x_i^{RBP} – розраховані та опорні значення АТ, відповідно; n – кількість елементів.

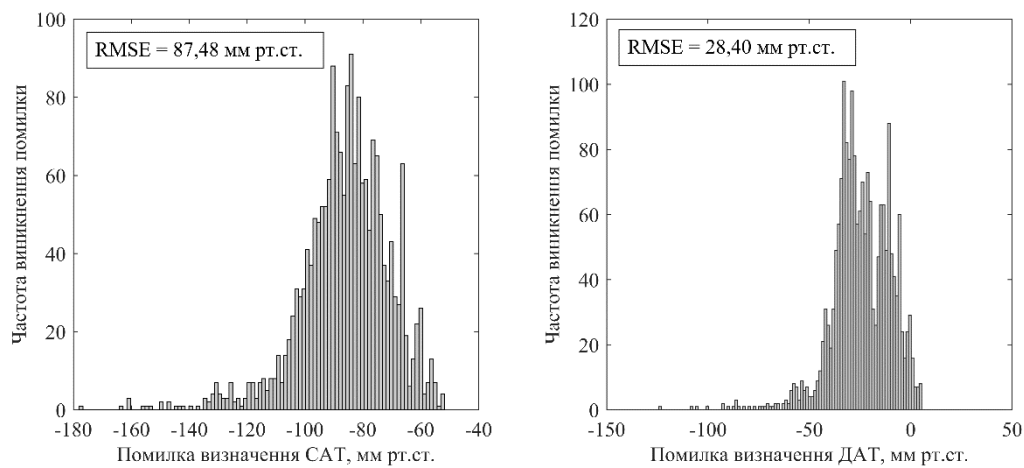


Рисунок 4.12 – Гістограма помилок розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням параметру РТТ_с

Враховуючи результати, які показані на рисунках 4.10 – 4.12, необхідно виконувати перерахунок коефіцієнтів α та b рівняння (4.2) – (4.3) для розрахунку АТ у нових користувачів системи. Процедура перерахунку коефіцієнтів включає в себе початкову реєстрацію опорних значень АТ за допомогою оклюзійної манжети, які далі будуть використані для перерахунку. Нижче показано результат розрахунку нових коефіцієнтів α та b з використанням рівняння (1.8) для нового користувача:

$$\text{САТ} = -0,9907 \cdot \text{РТТ}_c + 245,413 \quad (4.5)$$

$$\text{ДАТ} = -0,6533 \cdot \text{РТТ}_c + 219,567 \quad (4.6)$$

Використовуючи нові рівняння (4.5) та (4.6), проведено повторний розрахунок ефективності визначення значень АТ. На рисунку 4.13 продемонстровано результат розрахунку САТ та ДАТ, на рисунку 4.14 продемонстровано ефективність визначення САТ та ДАТ, а на рисунку 4.15 продемонстровано гістограми розподілу помилок при визначенні значень САТ та ДАТ.

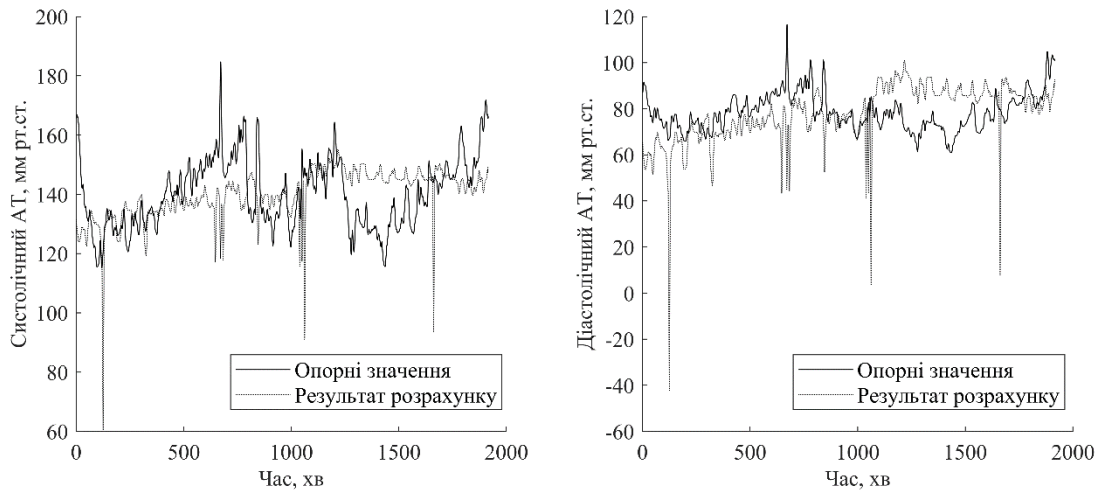


Рисунок 4.13 – Результат розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням параметру PTT_c з виконанням процедури перерахунку коефіцієнтів α та b

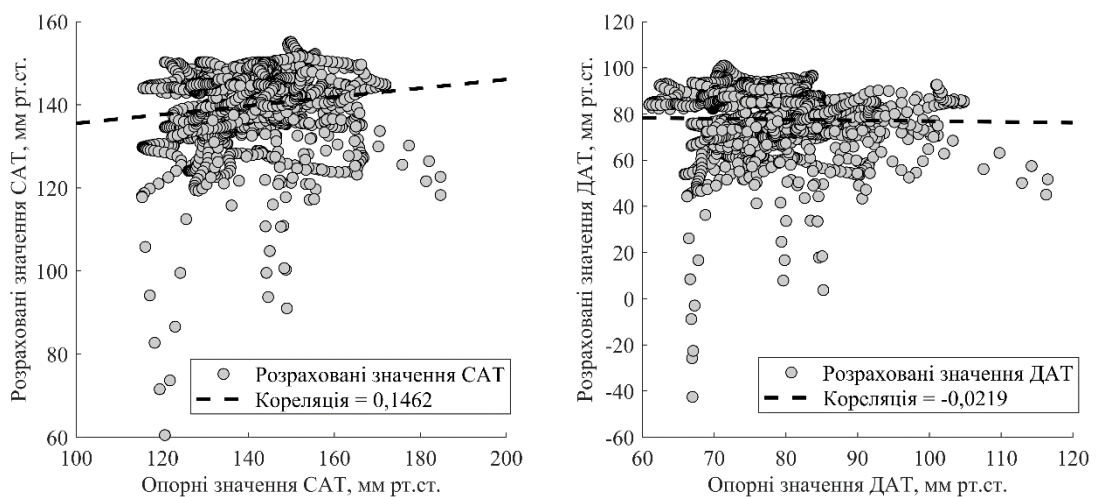


Рисунок 4.14 – Результат ефективності розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням параметру PTT_c з виконанням процедури перерахунку коефіцієнтів α та b

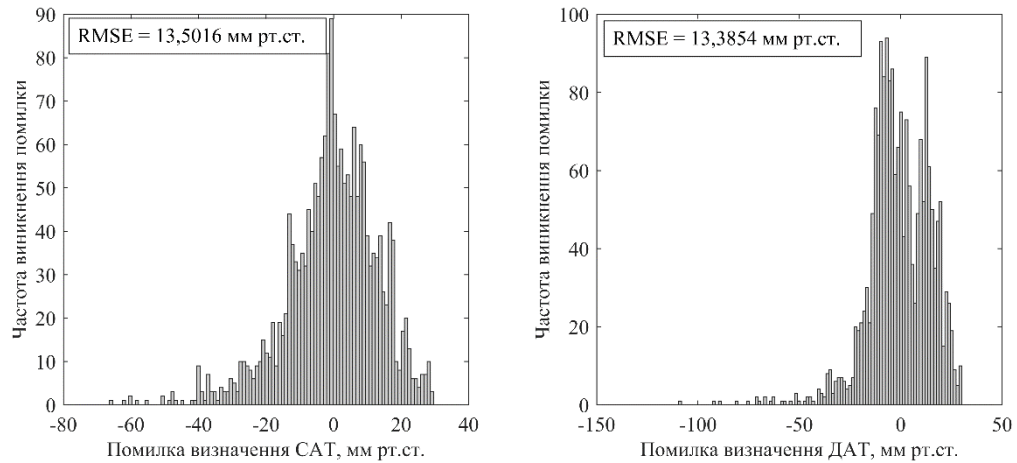


Рисунок 4.15 – Гістограма помилок розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням параметру PTT_c з виконанням процедури перерахунку коефіцієнтів α та b

В таблиці 4.3 представлені середні значення результату розрахунку параметру RMSE, та середнього значення помилки для розрахунку значень САТ та ДАТ з використанням параметру PTT_c для 130 пацієнтів. Слід зазначити, що при розрахунках виконувалось калібрування та перерахунок значень коефіцієнтів α та b . Середнє значення помилки розраховується наступним чином:

$$\text{mean} = \sum_{i=1}^n (x_i^{\text{EBP}} - x_i^{\text{RBP}}) / n \quad (4.7)$$

Таблиця 4.3 – Результати ефективності розрахунку САТ та ДАТ

Параметр	Результати для САТ, мм рт. ст.	Результати для ДАТ, мм рт. ст.
Середнє	-0,39	0,04
RMSE	7,19	9,84

Як видно із таблиці 4.23, значення параметру mean приблизно дорівнюють нулю, а це говорить про те, що при розрахунках значень САТ та ДАТ помилки симетрично відображені навколо нульового значення. Проте, якщо подивитись на значення RMSE, то помилка визначення САТ та ДАТ приблизно дорівнює 7 мм рт. ст.

Необхідно вирахувати нові класифікаційні ознаки сигналів ФПГ та ЕКГ, які дозволять підвищити точність визначення значень АТ. Також, даний спосіб розрахунку використовує алгоритм перерахунку коефіцієнтів α та b в (4.2) – (4.3). Без використання даної процедури розраховані значення АТ мають великі відмінності від опорних значень, що унеможливило використання даного підходу у медичній практиці.

4.4 Використання додаткових параметрів для розрахунку АТ

Для визначення додаткових параметрів, необхідно вирахувати додаткові характерні точки сигналу ФПГ. Для цього виконується пошук локальних максимумів та мінімумів у похідній сигналу ФПГ. На рисунку 4.16 представлено результат розрахунку додаткових характерних точок в сигналі ФПГ.

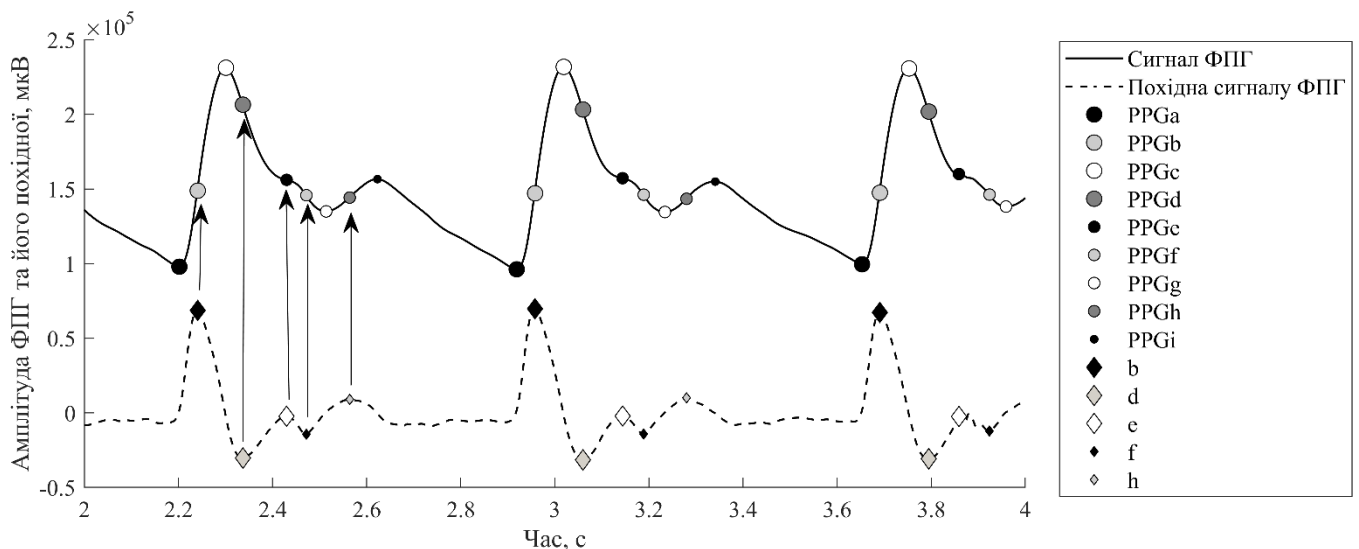


Рисунок 4.16 – Результат пошуку додаткових характерних точок в сигналі ФПГ, на основі пошуку локальних екстремумів похідної сигналу ФПГ

Для того, щоб вирахувати точки, які не вдалось вирахувати за допомогою пошуку локальних екстремумів похідної, використовується пошук локальних екстремумів в сигналі ФПГ на інтервалах між знайденими точками. Наприклад, для розрахунку позиції PPG_g виконується пошук локального мінімуму на функції на

інтервалі між точками PPG_f та PPG_h . Схематично, дана процедура представлена на рисунку 4.17.

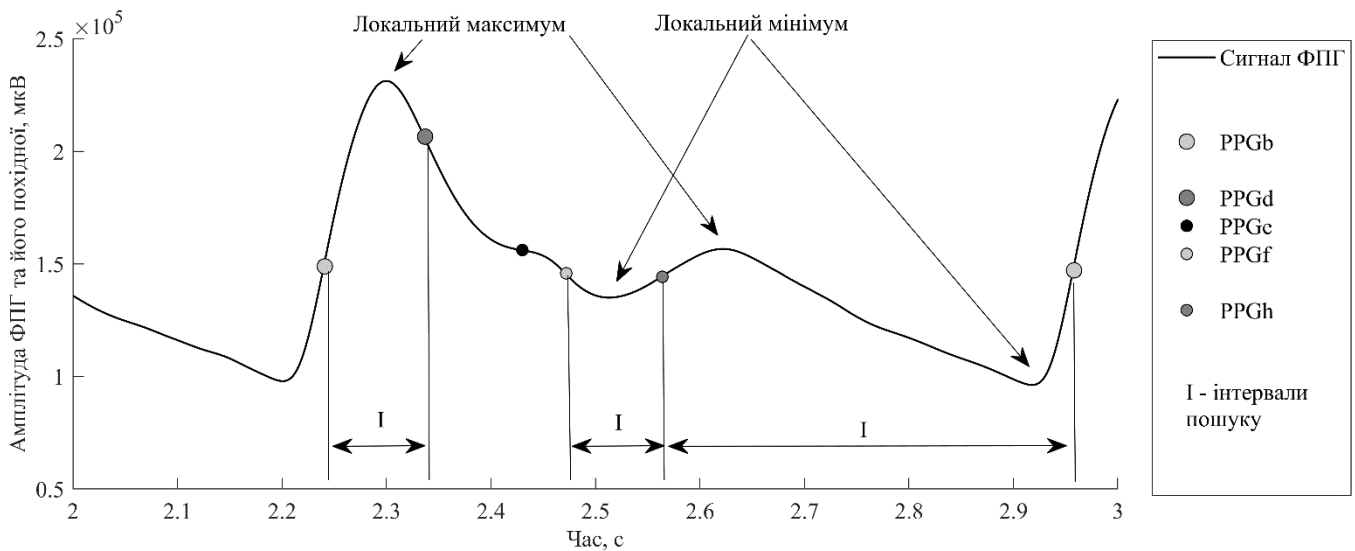


Рисунок 4.17 – Процедура пошуку додаткових характерних точок в сигналі ФПГ, на основі пошуку локальних екстремумів

В результаті виконання даного алгоритму, отримуються додаткові позиції характерних точок, які було представлено на рисунку 4.16. За допомогою нових визначених характерних точок, було розраховано 37 параметрів. Спосіб їх розрахунку наведено за допомогою наступних формул.

$$PTT_{1,2,3,4,5,6,7,8,9} = (PPG_{a,b,c,d,e,f,g,h,i} - R_{peak}) / Fs \quad (4.8)$$

$$T_{1,2,3,4,5,6,7,8} = (PPG_{b,c,d,e,f,g,h,i} - PPG_a) / Fs, \quad (4.9)$$

де $PPG_{a,b,c,d,e,f,g,h,i}$ – позиції характерних точок в сигналі ФПГ; R_{peak} – позиції R-характерних точок сигналу ЕКГ; Fs – частота дискретизації сигналів.

Для розрахунку інших параметрів необхідно спочатку розрахувати RR-інтервал.

$$RR(i) = (R(i+1) - R(i)) / Fs, \quad (4.10)$$

де $RR(i)$ - розрахований RR -інтервал для поточного ФПГ-піку; $R(i+1)$ - позиція наступної R характерної точки сигналу ЕКГ; $R(i)$ - позиція поточної R характерної точки сигналу ЕКГ.

Схематично представлення параметрів (4.8) та (4.10) показано на рисунку 4.18, а параметру (4.9) – відповідно на рисунку 4.19.

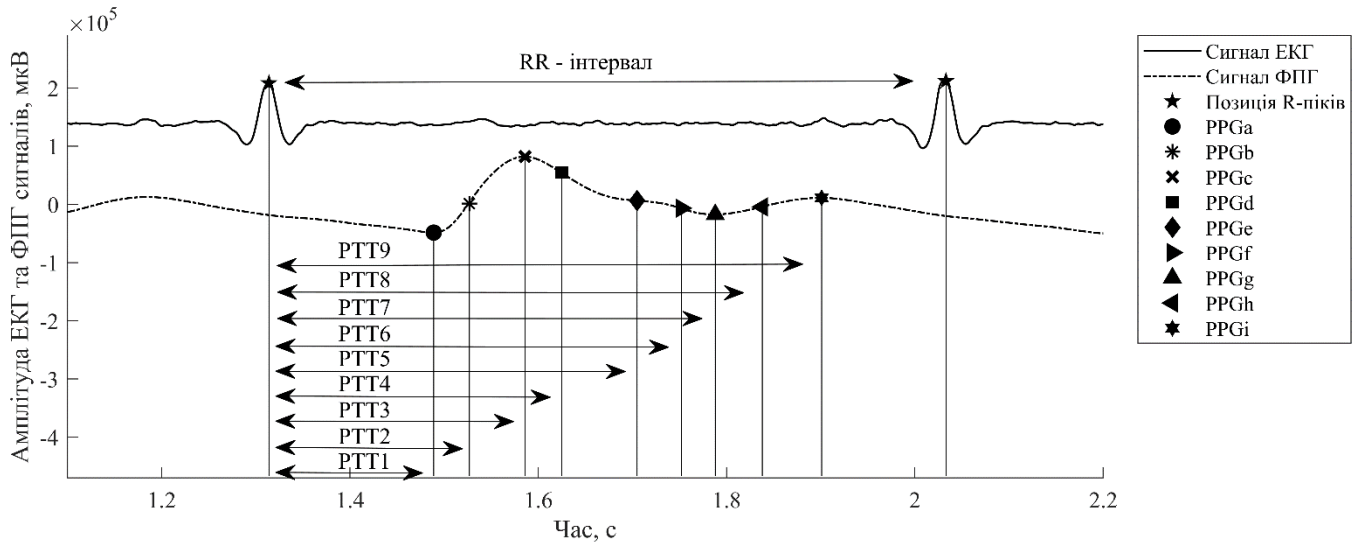


Рисунок 4.18 – Схематична процедура пошуку додаткових параметрів в сигналах ЕКГ та ФПГ для розрахунку АТ

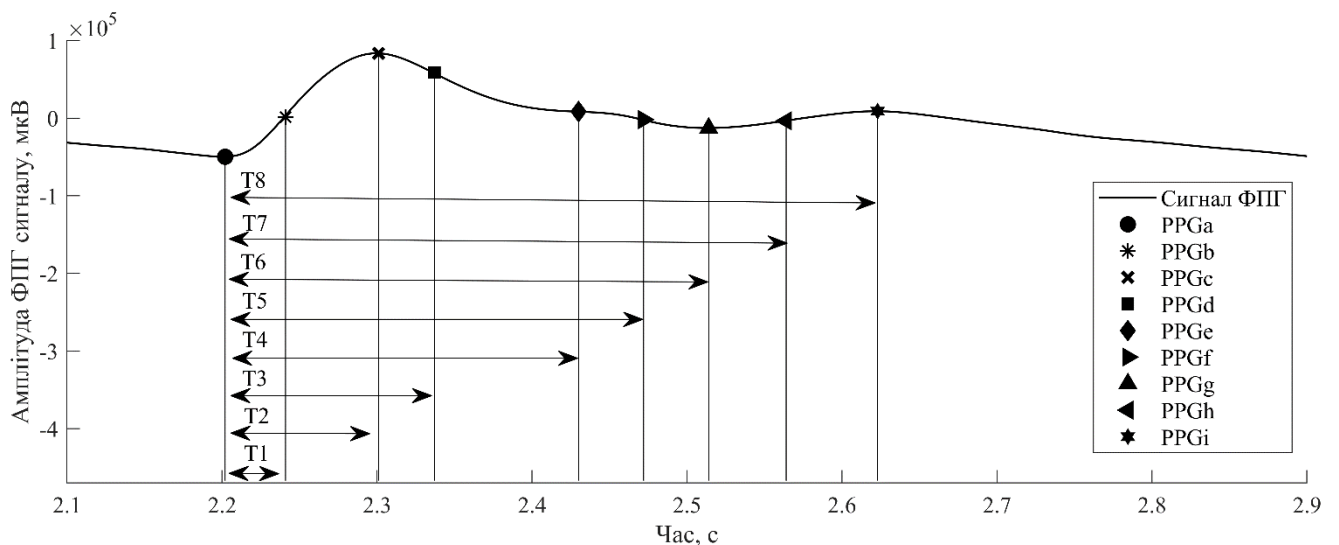


Рисунок 4.19 – Схематична процедура пошуку додаткових параметрів в сигналах ЕКГ та ФПГ для розрахунку АТ

Інші параметри розраховуються, як відношення параметрів (4.9) до тривалості RR інтервалу, завдяки чому можна видалити додатково залежність розрахунків від параметру ЧСС. Як наводилось в розділі 1.6, деякі автори використовують значення ЧСС для розрахунків АТ. Для усунення залежності від ЧСС використовується вирахування добутку цих величин.

$$TR_{b,c,d,e,f,g,h,i} = (T_{b,c,d,e,f,g,h,i} / RR) / Fs \quad (4.11)$$

Також необхідно вирахувати амплітудні залежності в сигналі ФПГ, тому використовується розрахунок добутку амплітуди сигналу у кожній характерній точці ФПГ сигналу, окрім точки PPG_c, до амплітуди сигналу у точці PPG_c.

$$A_{b,d,e,f,g,h,i} = PPG(PPG_{b,d,e,f,g,h,i}) / PPG(PPG_c), \quad (4.12)$$

де PPG(...)- значення сигналу ФПГ у характерній точці.

Для визначення оптимальних параметрів, що будуть використані далі у розрахунку значень АТ, визначається ступінь лінійного зв'язку за допомогою розрахунку коефіцієнта кореляції Пірсона (1.2) розрахованих параметрів та опорних значень САТ та ДАТ. Результати розрахунків показано в таблиці 4.4.

Таблиця 4.4 – Коефіцієнти кореляції Пірсона параметрів з показниками АТ

Параметр	Коефіцієнт кореляції Пірсона		Параметр	Коефіцієнт кореляції Пірсона		Параметр	Коефіцієнт кореляції Пірсона	
	САД	САД		САД	ДАД		САД	ДАД
РТТ ₁	0,39	0,07	РТТ ₆	-0,19	-0,12	T ₂	-0,15	-0,003
РТТ ₂	0,32	0,10	РТТ ₇	-0,1	0,07	T ₃	-0,01	-0,05
РТТ ₃	0,35	0,17	РТТ ₈	-0,21	-0,06	T ₄	-0,26	-0,3
РТТ ₄	-0,03	0,18	РТТ ₉	-0,31	-0,21	T ₅	-0,2	-0,25
РТТ ₅	-0,39	-0,23	T ₁	-0,18	-0,09	T ₆	-0,02	0,16

Продовження таблиці 4.4

Параметр	Коефіцієнт кореляції Пірсона		Параметр	Коефіцієнт кореляції Пірсона		Параметр	Коефіцієнт кореляції Пірсона	
	САД	ДАД		САД	ДАД		САД	ДАД
T ₇	-0,17	-0,03	TR _f	0,57	-0,58	A _e	-0,31	0,48
T ₈	-0,27	-0,23	TR _g	0,62	-0,54	A _f	-0,31	0,52
TR _b	0,35	-0,47	TR _h	0,61	-0,55	A _g	-0,3	0,45
TR _c	0,49	-0,57	TR _i	0,67	-0,51	A _h	-0,16	0,34
TR _d	0,43	-0,29	A _b	-0,28	-0,14	A _i	-0,31	0,48
TR _e	0,53	-0,67	A _d	-0,36	0,41			

Більшість авторів використовує лише п'ять точок для розрахунку параметрів, що було представлено у підрозділі 1.6. Виконаємо порівняння більш класичних параметрів (4.8) – (4.9), а саме $РТТ_{1,2,3,4,9}$ та $T_{1,2,3,8}$ з новими параметрами (4.11) – (4.12). Розподіл параметрів: 1) Для розрахунку значень САТ використовуються параметри $РТТ_{1,2,3,9}$ та $T_{1,8}$, тобто шість параметрів; 2) Для розрахунку значень ДАТ використовуються параметри $РТТ_{2,3,4,9}$ та T_8 , тобто п'ять параметрів.

Нові регресійні рівняння для розрахунку значень САТ та ДАТ представлено нижче.

$$\begin{aligned} \text{САТ} = & -0,198 \cdot \text{РТТ}_1 - 0,108 \cdot \text{РТТ}_2 - 0,08 \cdot \text{РТТ}_3 - 0,037 \cdot \text{РТТ}_9 \\ & - 30,31 \cdot T_1 - 35,31 \cdot \text{РТТ}_8 + 246,53 \end{aligned} \quad (4.13)$$

$$\begin{aligned} \text{ДАТ} = & -0,167 \cdot \text{РТТ}_2 - 0,113 \cdot \text{РТТ}_3 - 0,08 \cdot \text{РТТ}_4 \\ & - 63,75 \cdot \text{РТТ}_9 - 73,48 \cdot T_8 + 251,31 \end{aligned} \quad (4.14)$$

На рисунку 4.20 продемонстровано результат розрахунку САТ та ДАТ, використовуючи (4.13) та (4.14), на рисунку 4.21 продемонстровано ефективність визначення САТ та ДАТ.

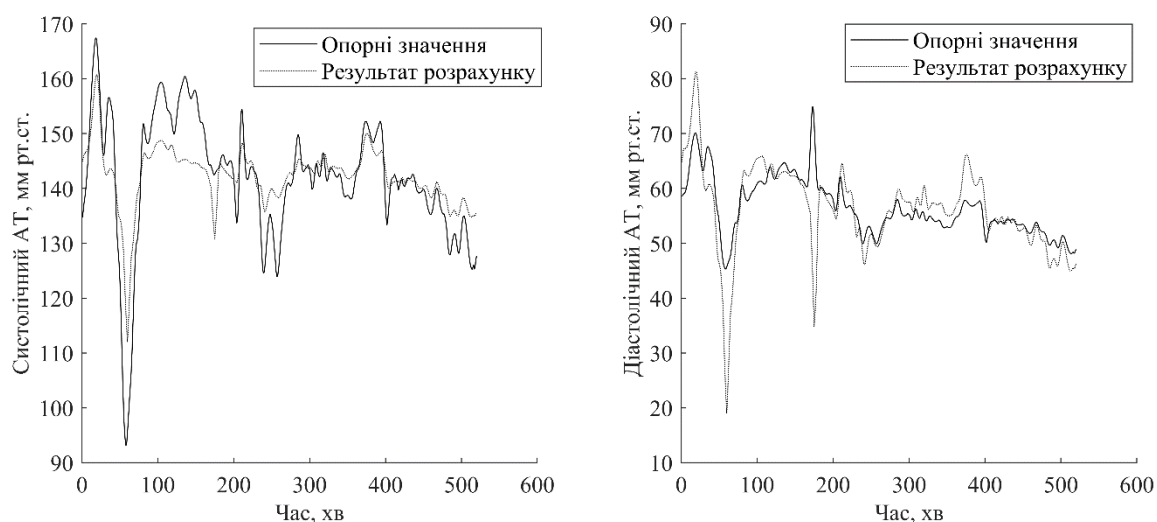


Рисунок 4.20 – Результат розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розширеного набору параметрів

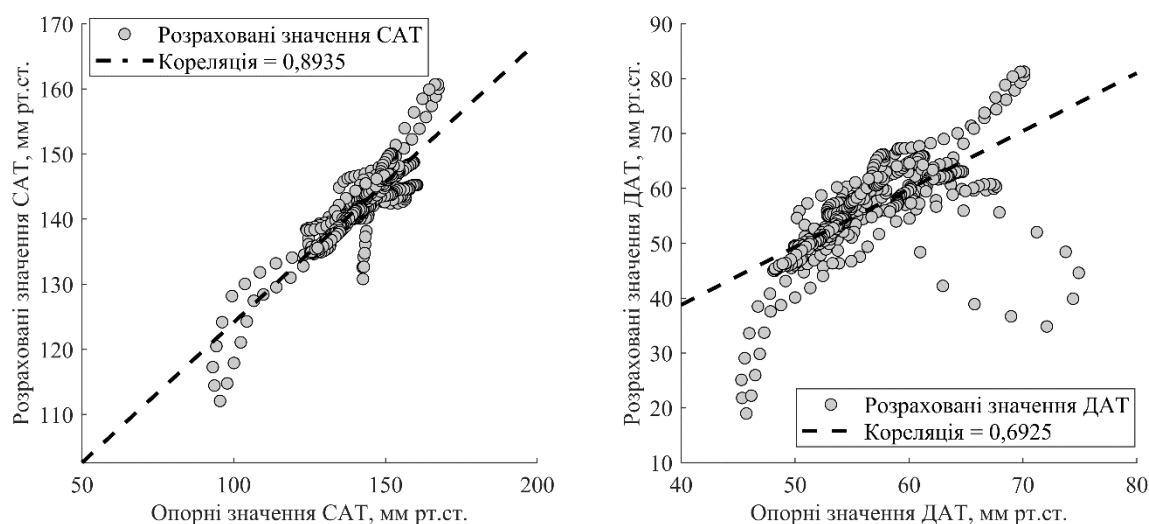


Рисунок 4.21 – Результат ефективності розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розширеного набору параметрів

На рисунку 4.22 продемонстровано результат розрахунку САТ та ДАТ з використанням (4.13) та (4.14) для іншого пацієнту. На рисунку 4.23 показано ефективність визначення САТ та ДАТ, а на рисунку 4.24 продемонстровано гістограми розподілу помилок при визначенні значень САТ та ДАТ. В даному випадку не використовується процедура калібрування коефіцієнтів (4.13) та (4.14).

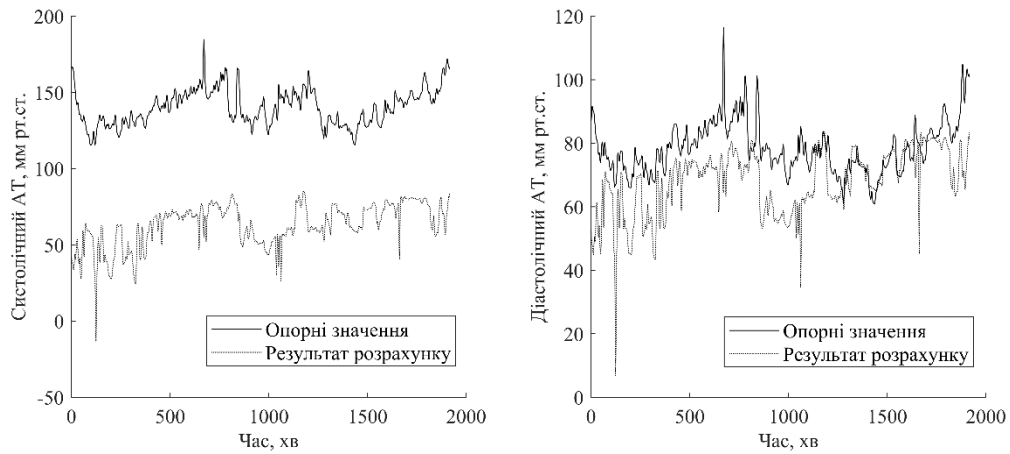


Рисунок 4.22 – Результат розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розширеного набору параметрів

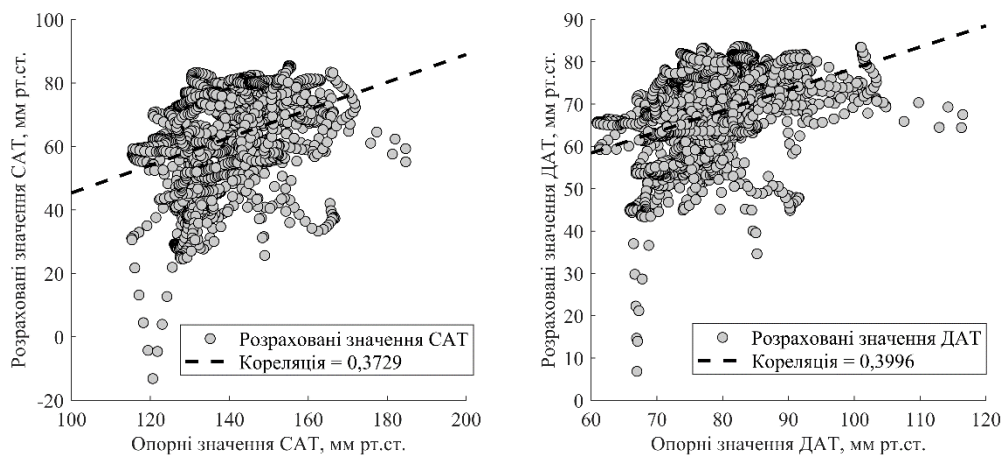


Рисунок 4.23 – Результат ефективності розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розширеного набору параметрів

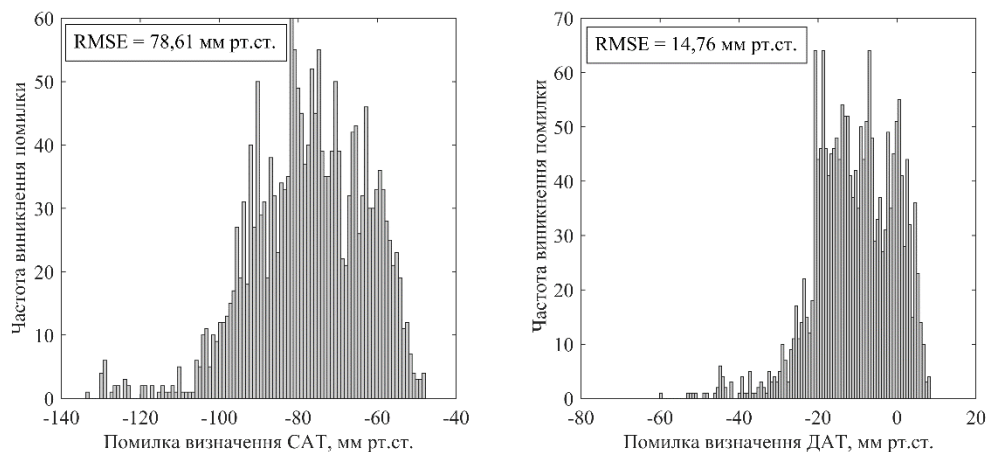


Рисунок 4.24 – Гістограма помилок розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розширеного набору параметрів

Як видно із результатів на рисунку 4.21, коефіцієнт кореляції Пірсона став вищим при використанні розширеного набору параметрів, ніж при використанні лише параметру PTT_c (рисунок 4.9), що свідчить про збільшення точності розрахунку. На рисунку 4.25 продемонстровано результат розрахунку САТ та ДАТ, використовуючи (4.13) та (4.14) з процедурою калібрування коефіцієнтів α та b , на рисунку 4.26 продемонстровано ефективність визначення САТ та ДАТ.

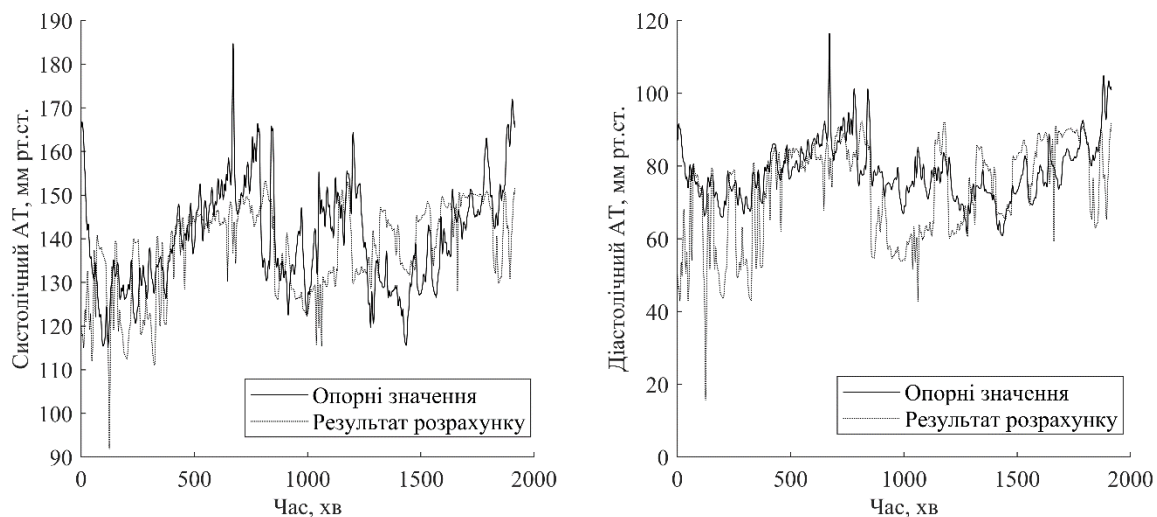


Рисунок 4.25 – Результат розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розширеного набору параметрів та процедурою калібрування

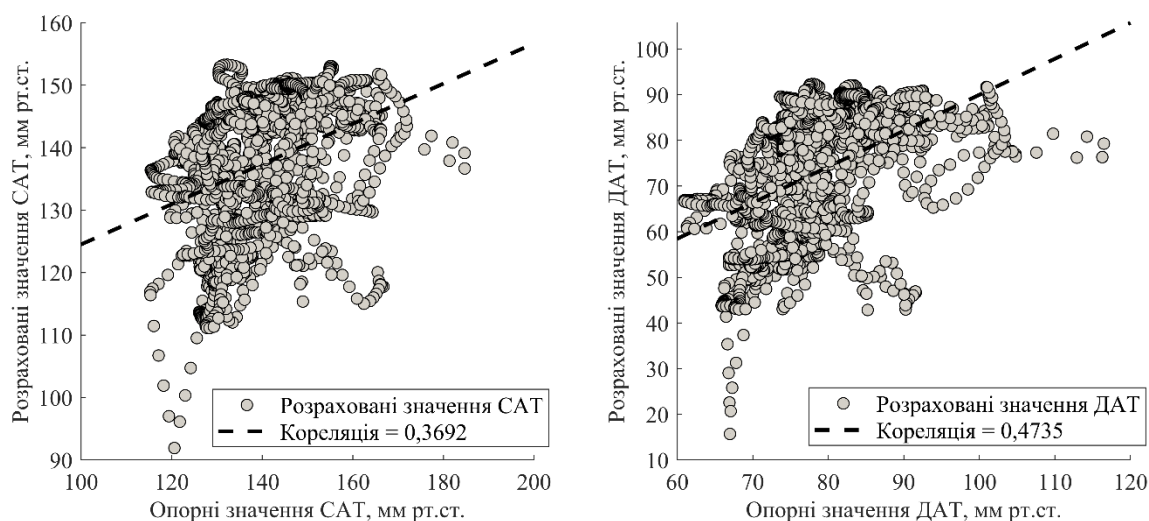


Рисунок 4.26 – Результат ефективності розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розширеного набору параметрів та процедури калібрування коефіцієнтів α та b

На рисунку 4.27 продемонстровано гістограми розподілу помилок при визначенні значень САТ та ДАТ при використанні процедури калібрування.

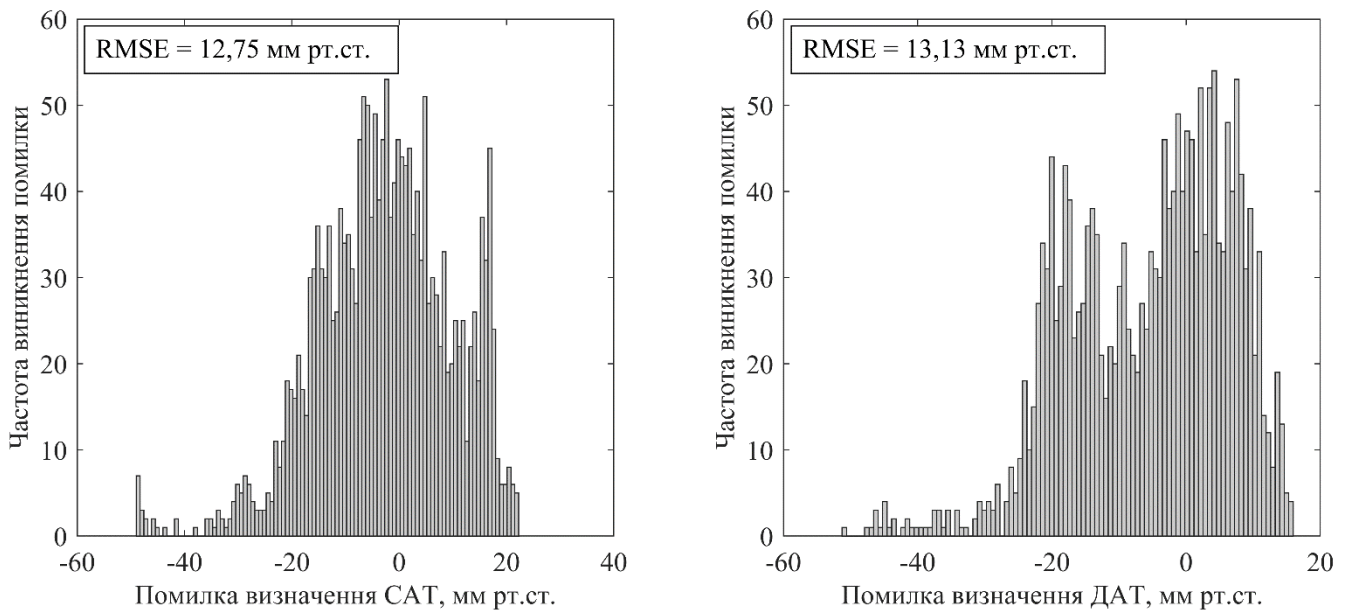


Рисунок 4.27 – Гістограма помилок розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розширеного набору параметрів та процедурою калібрування коефіцієнтів α та β

Як видно з результатів, що зображені на рисунках 4.21 – 4.24, використання розширеного набору параметрів не дозволяє використовувати одне і те саме рівняння (4.13) чи (4.14) для розрахунків значень САТ та ДАТ у інших пацієнтів. Тож для використання потрібно, як і раніше, виконувати процедуру перерахунку або калібрування коефіцієнтів α та β від пацієнта до пацієнта. При використанні процедури калібрування, як видно із рисунків 4.25 – 4.27, ефективність визначення САТ та ДАТ вище при використанні розширеного набору параметрів, аніж для аналогічних результатів, що показано на рисунках 4.13 – 4.15. В таблиці 4.5 представлено результати розрахунку (4.4) та (4.7) для розрахунку значень САТ та ДАТ при розширеному наборі параметрів та використанню процедури калібрування для 130 пацієнтів.

Таблиця 4.5 – Результати ефективності розрахунку САТ та ДАТ при використанні розширеного набору параметрів

Параметр	Результати для САТ, мм рт. ст.	Результати для ДАТ, мм рт. ст.
Середнє	-0,39	0,3
RMSE	7,03	5,78

Як видно із результатів в таблиці 4.5, використання додаткових параметрів при розрахунку параметрів САТ та ДАТ дозволяє зменшити значення RMSE, проте не дозволяє виконувати розрахунки без попереднього калібрування коефіцієнтів α та b в (4.3) – (4.4). Як було вказано у підрозділі 1.6, для усунення проблеми калібрування для систем безперервного моніторингу АТ за допомогою розрахунку параметрів сигналів ЕКГ та ФПГ використовуються методи машинного навчання.

4.5 Використання методів машинного навчання для оцінки АТ

Існує багато типів нейронних мереж за структурою та призначенням. Найпростішим варіантом є персептрон, який може вирішити, чи належить вхід, представлений вектором чисел, до якогось класу [289]. Однак цей тип нейронної мережі не підходить для задачі розрахунку артеріального тиску за певними критеріями. Наступним етапом розвитку персептрона стала нейронна мережа Feedforward NN (FFNN) - штучна нейронна мережа, в якій зв'язки між вузлами не утворюють циклів [290]. У цій мережі інформація рухається тільки в одному прямому напрямку: від вхідних вузлів, через приховані вузли (якщо такі є) і до вихідних вузлів. Цей тип НМ використовується для вирішення різноманітних завдань, у тому числі для керування роботом, шляхом відстеження зіткнень [291]. Автори в [292] довели, що точність алгоритму залежить від кількості прихованих шарів, а два прихованих шару дають кращий результат, ніж використання лише одного шару із застосуванням для тих самих завдань. Рекурентні нейронні мережі за своєю архітектурою засновані на нейронній мережі Feedforward NN, але мають додаткові зворотні зв'язки або гілки, які також називаються Feedback Neural Network (FNN). Ці типи нейронних мереж

використовуються для обробки вхідних даних різної довжини [293 – 295], які містять сегменти сигналів ЕКГ і ФПГ. Іншим поширеним типом використовуваної архітектури є згорткові нейронні мережі, відмінною рисою якої є можливість самостійного визначення ознак для класифікації. Вони використовуються в задачах визначення АТ [296], [297] з різними комбінаціями згорткових шарів, що забезпечує різний обсяг отриманих ознак для оцінки АТ. Розроблено дві окремі нейронні мережі Feed-forward із 5 та 6 вхідними параметрами сигналів ЕКГ та ФПГ для визначення відповідно систолічного та діастолічного артеріального тиску. Кожна нейронна мережа складалася з одного вхідного шару з кількістю нейронів в залежності від кількості параметрів для визначення артеріального тиску, трьох прихованих шарів з 256 нейронами в кожному шарі та одного вихідного шару з одним нейроном – в сукупності вони містили 774 і 775 нейронів.

Кількість нейронів у прихованих шарах нами визначено експериментально: шляхом поступового збільшення їх кількості отримували нейронну мережу з мінімальною похибкою вихідних значень. Як функція передачі у вхідному та прихованому шарах використовувалася сигмоїдна функція. Цей вибір пояснюється тим, що ця функція приймає значення від $-\infty$ до $+\infty$ і повертає значення в діапазоні від 0 до 1, тоді як функція гіперболічного дотичного сигмоподібного перенесення може мати на виході значення від -1 до 1. Артеріальний тиск не може бути від'ємним, тоді від'ємні вихідні значення функції активації можуть викликати помилки. Одиначна ступінчата функція може мати на виході 0 або 1, такі функції більше підходять для класифікації класу об'єктів, і оскільки проблема полягає в тому, щоб порівняти вхідні параметри з артеріальним тиском, вибір було зроблено на сигмоподібній функції:

$$f(x) = \frac{1}{1 - e^{-x}} \quad (4.15)$$

Як функцію активації вихідного шару нейронної мережі обрано лінійну (або ідентичну) функцію:

$$f(x) = x \quad (4.16)$$

Такий вибір обумовлений тим, що вихідні значення нейронної мережі повинні бути в діапазоні від 0 до $+\infty$, оскільки артеріальний тиск може бути в цих межах. Для дослідження точності визначення артеріального тиску отримано оцінку кореляції (1.2) між розрахованими значеннями артеріального тиску та еталонними значеннями, а також додаткові параметри:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i^{RBP} - x_i^{EBP}|}{n} \quad (4.17)$$

$$SD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i^{EBP} - x_i^{RBP} - \text{mean})^2}{n-1}} \quad (4.18)$$

$$LoA = \text{mean} \pm 1.96 * SD \quad (4.19)$$

$$CI = 1,34 * \text{mean} \pm LoA \quad (4.20)$$

де x_i^{EBP} , x_i^{RBP} – розраховані та опорні значення АТ, відповідно; n – кількість елементів; SD – стандартне відхилення; LoA – поріг, в якому знаходиться 95% похибок вимірювання; CI – допустимий поріг чутливості.

Існують різні методи для навчання нейронних мереж, для прикладу, використовуючи вдосконалений алгоритм морських хижаків [298]. Відповідно, необхідно обрати метод навчання нейронних мереж, який буде забезпечувати максимальну швидкість процедури навчання. Як метод навчання використовується функція оптимізації Левенберга-Марквардта, яка оновлює вагові коефіцієнти нейронів і значення зміщення. Це найшвидший алгоритм зворотного поширення. В якості вхідних аргументів використовуються раніше розраховані параметри, а в

якості бажаних значень на виході нейронної мережі – значення артеріального тиску, отримані за допомогою оклюзійного тонометра. Сама процедура навчання виконується із зворотним поширенням, тобто від вихідного рівня до вхідного у кожній епосі вагові коефіцієнти перераховуються за допомогою методу градієнтного спуску для досягнення мети навчання. В якості критерію точності результатів використовується функція середньоквадратичної похибки. Вона визначає середню квадратичну похибку між обчисленими вихідними значеннями нейронної мережі та бажаними еталонними значеннями. Навчання вважається завершеним, коли середня квадратична похибка досягає 0,01, у цьому випадку мережа вважається навченою та готовою до використання або тестування. Нейронній мережі знадобилося 27953 епохи навчання для досягнення середньоквадратичної похибки у 0,01. Результати процедури навчання НМ показано на рисунку 4.28.

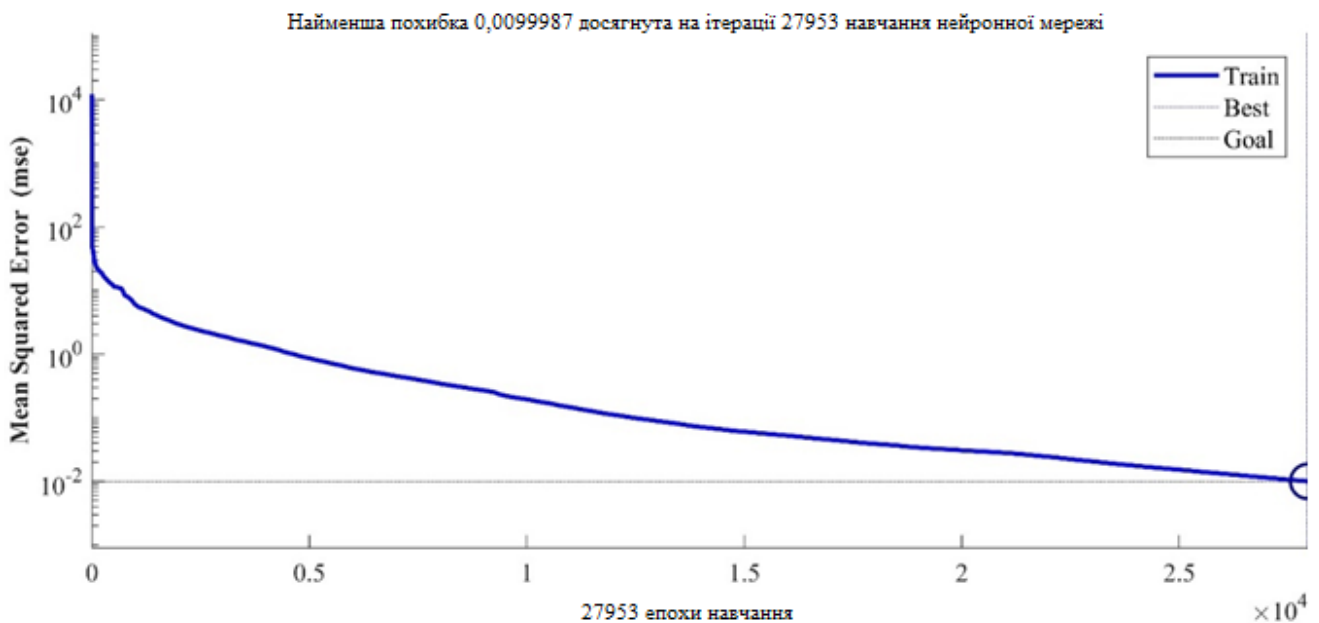


Рисунок 4.28 – Процедура навчання НН

На рисунку 4.29 зображено структуру нейронної мережі для розрахунку САТ значень за шістьма вхідними параметрами сигналів ЕКГ та ФПГ. На рисунку 4.30 зображено структуру нейронної мережі для розрахунку значень ДАТ за п'ятьма вхідними параметрами [299].

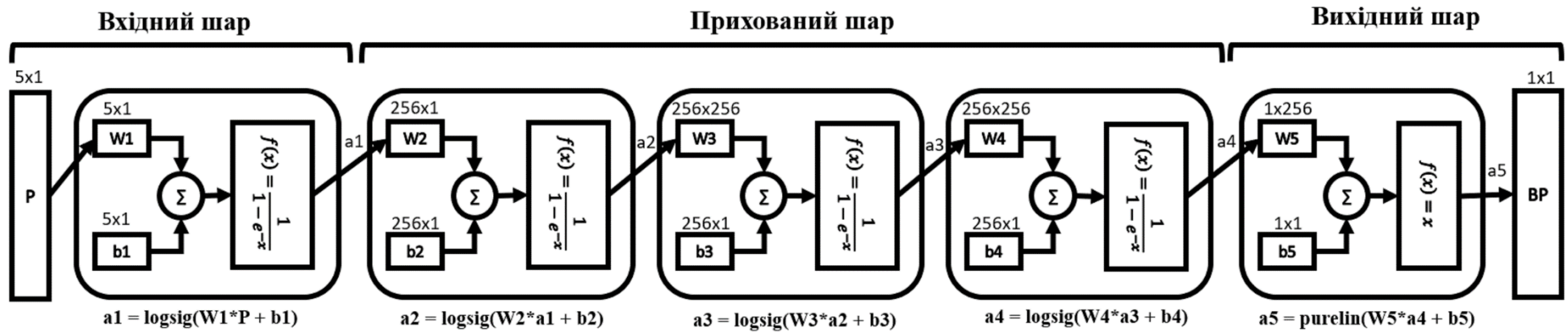


Рисунок 4.29 – Структура нейронної мережі для визначення значень САТ за п'ятьма вхідними параметрами сигналів ЕКГ та ФПГ

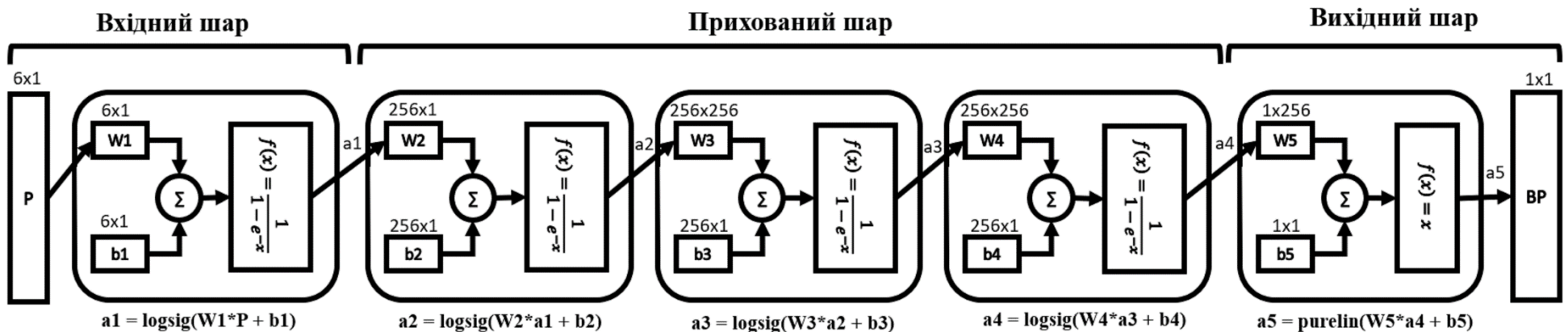


Рисунок 4.30 – Структура нейронної мережі для визначення значень ДАТ за шістьма вхідними параметрами сигналів ЕКГ та ФПГ

На рисунках 4.29 – 4.30 Р позначає вхідні параметри, які використовуються для розрахунку артеріального тиску: $W_{1..5}$ визначають ваги або коефіцієнти, на які множаться вихідні значення попереднього шару; $b_{1..5}$ визначити зміщення входів; знак \sum позначає суматор; $a_{1..5}$ вихідні параметри шару. На рисунку 4.31 продемонстровано результат розрахунку САТ та ДАТ, використовуючи розроблені нейронні мережі для одного пацієнту, та на рисунку 4.32 продемонстровано ефективність визначення САТ та ДАТ.

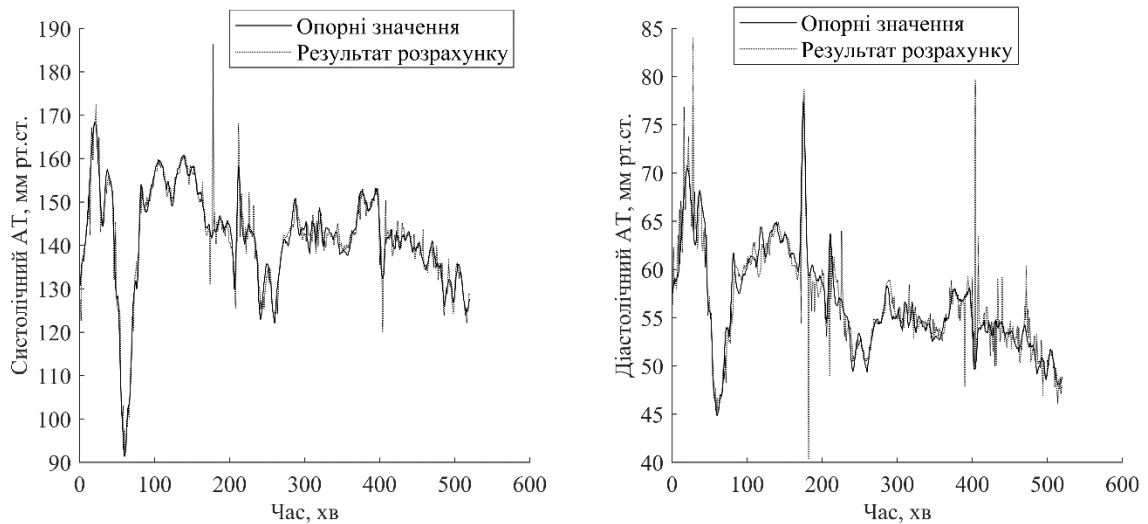


Рисунок 4.31 – Результат розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розроблених нейронних мереж

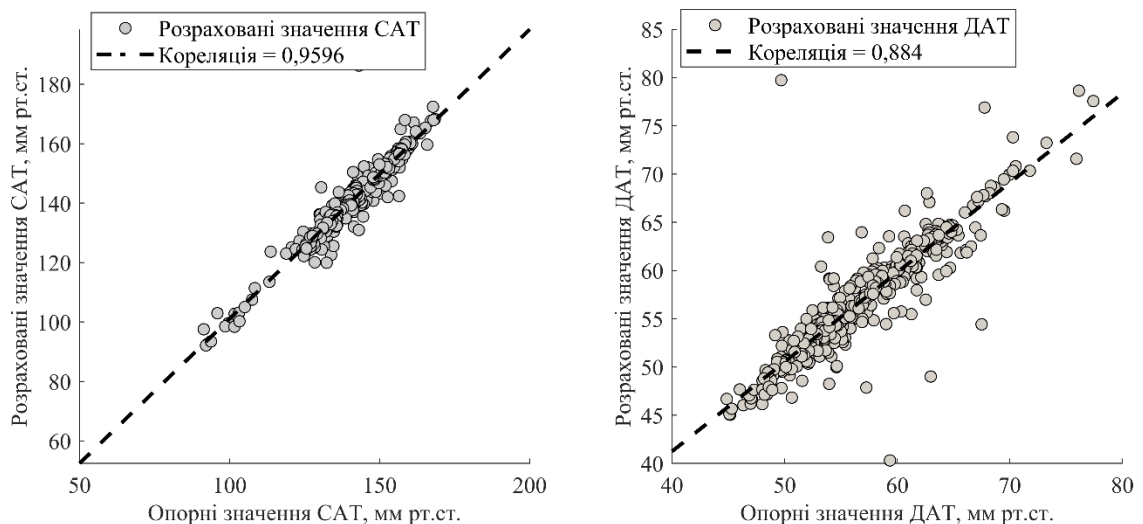


Рисунок 4.32 – Результат ефективності розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розроблених нейронних мереж

На рисунку 4.33 продемонстровано гістограми розподілу помилок при визначенні значень САТ та ДАТ при використанні розроблених нейронних мереж.

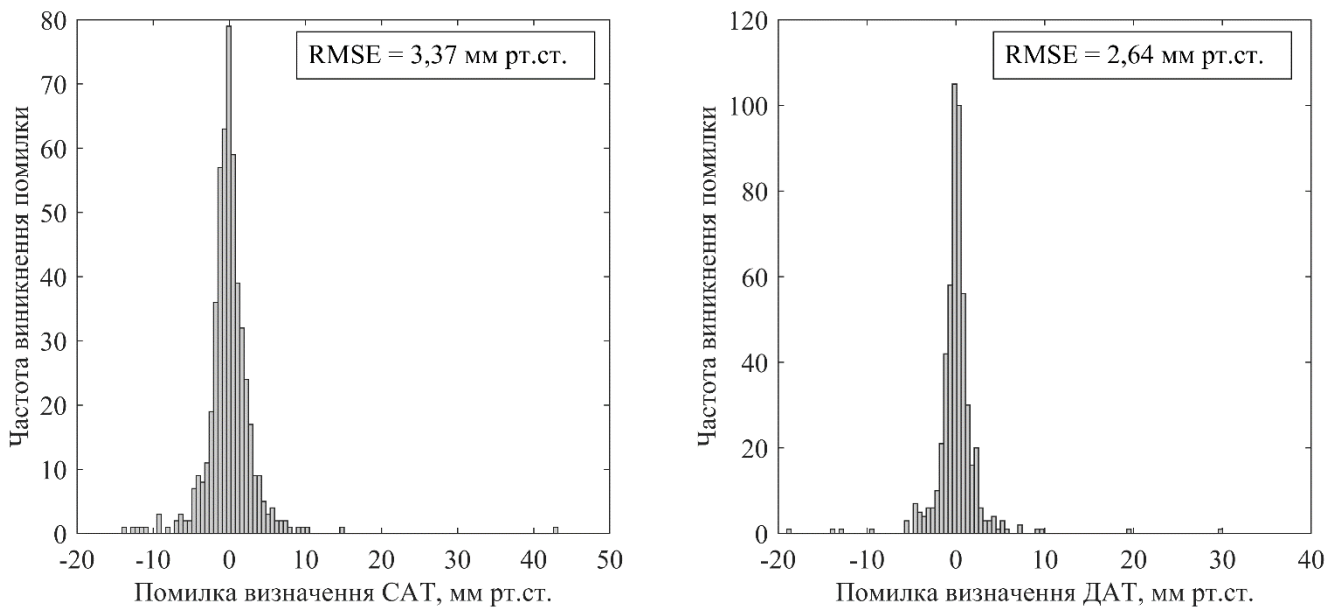


Рисунок 4.33 – Гістограма помилок розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розроблених нейронних мереж

На рисунку 4.34 продемонстровано результат розрахунку САТ та ДАТ, використовуючи розроблені нейронні мережі для іншого пацієнту без використання процедур калібрування або перенавчання нейронної мережі.

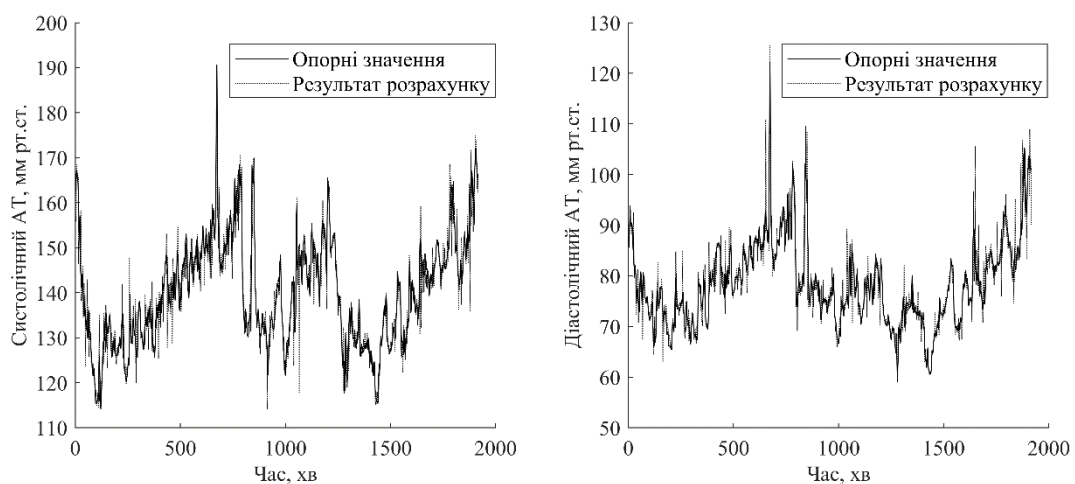


Рисунок 4.34 – Результат розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розроблених нейронних мереж

На рисунку 4.35 продемонстровано ефективність визначення САТ та ДАТ, на рисунку 4.36 продемонстровано гістограми розподілу помилок при визначенні значень САТ та ДАТ при використанні розроблених нейронних мереж.

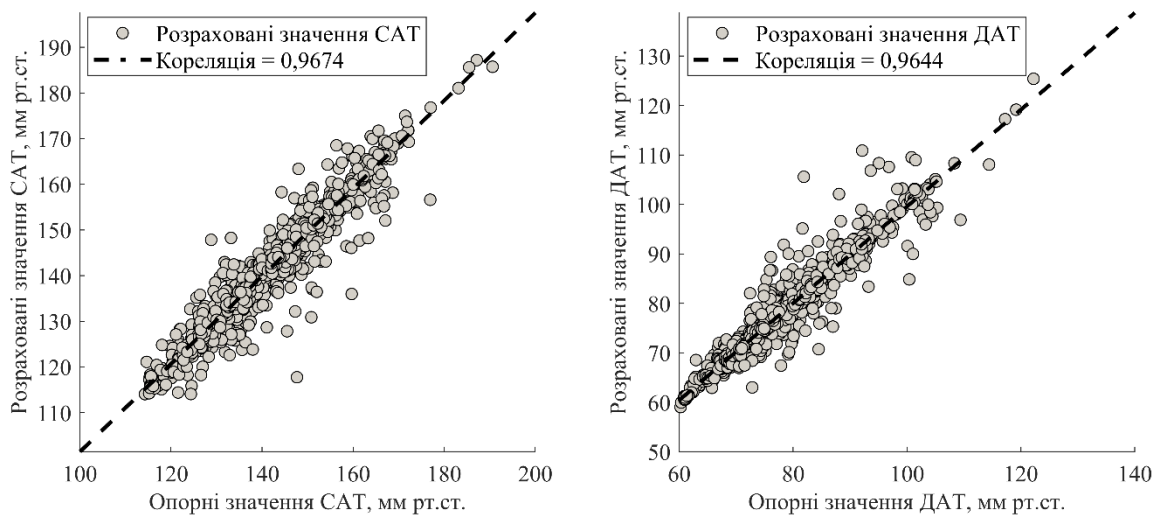


Рисунок 4.35 – Результат ефективності розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розроблених нейронних мереж

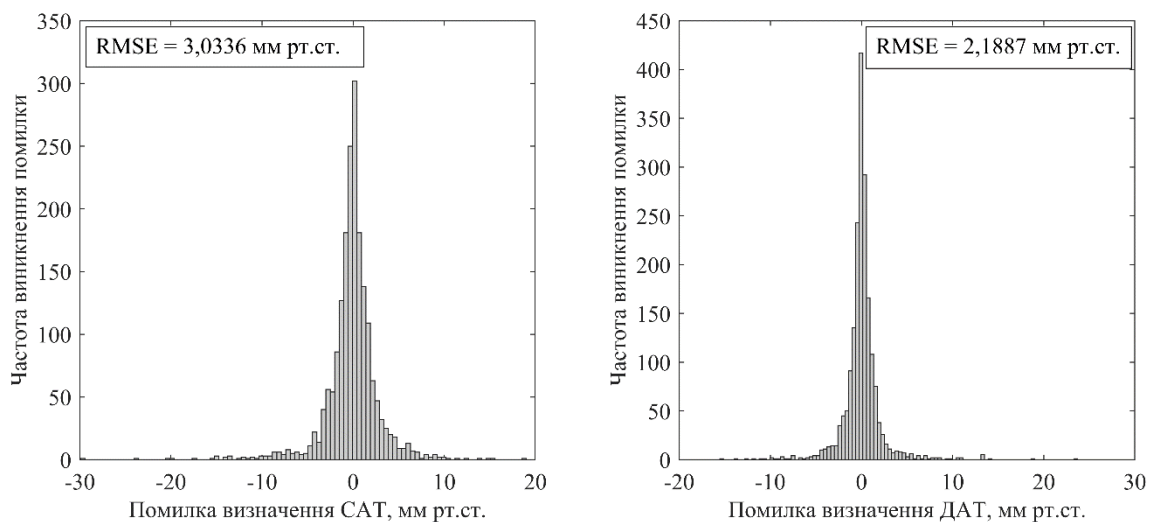


Рисунок 4.36 – Гістограма помилок розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розроблених нейронних мереж

Як можна побачити з результатів на рисунках 4.31 – 4.36, точність розрахунку при використанні методів машинного навчання та нейронних мереж зростає на

відміну від результатів при використанні регресійних моделей (Рисунки 4.20 – 4.27). Результати розрахунків ефективності визначення параметрів САТ та ДАТ з використанням розроблених структур нейронних мереж для 130 пацієнтів наведено у таблиці 4.6 [300 – 303].

Таблиця 4.6 – Результати ефективності розрахунку САТ та ДАТ при використанні розширеного набору параметрів та нейронних мереж

Параметр	Результати для САТ, мм рт. ст.	Результати для ДАТ, мм рт. ст.
Середнє	0,055	-0,014
RMSE	3,59	2,92
MAE	1,8025	1,1693
SD	4,37	3,7
LoA верхній	6,065	4,251
LoA нижній	-5,819	-4,33
CI	0,053	-0,089

Відповідно до таблиці 4.6 середньоквадратичне відхилення при використанні даних нейронних мереж вказує на величину похибки експериментальних досліджень, тобто, наприклад, параметр RMSE слід розглядати у наступному вигляді: $RMSE \pm SD$. В такому випадку, результати ефективності розрахунку АТ за допомогою розроблених нейронних мереж за значенням RMSE дорівнюють $3,59 \pm 3,032$ мм рт.ст. та $2,92 \pm 2,189$ мм рт.ст. для систолічного та діастолічного АТ, відповідно. Параметр LoA верхній та LoA нижній вказують на верхній та нижній допустимі пороги, в яких знаходиться 95% помилкових результатів визначення АТ. Для систолічного АТ 95% помилок зосереджені від -5,819 мм рт.ст до 6,065 мм рт.ст., тоді як для діастолічного АТ 95% помилкових значень знаходяться у діапазоні від -4,33 мм рт.ст до 4,251 мм рт.ст. Значення CI вказує на чутливість визначення даних порогів та може свідчити про похибку їх визначення.

Але, слід зазначити, що в при розробці структури нейронної мережі та при дослідженнях ефективності розрахунків за допомогою нейронних мереж використовується набір стандартних параметрів, які були продемонстровані також іншими авторами, тоді як нові ознаки та параметри (4.11) та (4.12) використані не були.

За результатами оцінки ступеня кореляції запропонованих параметрів (Таблиця 4.4) із САТ та ДАТ було прийнято рішення використовувати значення параметрів P_{TT_1} , P_{TT_5} , P_{TT_9} , T_4 , TR_b , TR_c , TR_d , TR_e , TR_f , TR_g , TR_h , TR_i , а також амплітудні співвідношення A_d , A_e , A_f , A_g , A_i як функції для визначення артеріального тиску, оскільки значення цих параметрів за модулем мають більші значення кореляції зі значеннями артеріального тиску, ніж інші параметри. Параметри підбирались таким чином, щоб їх модульні значення коефіцієнта кореляції для систолічного та діастолічного АТ були більшими за 0,3. На рисунку 4.37 представлена структура розробленої нейронної мережі.

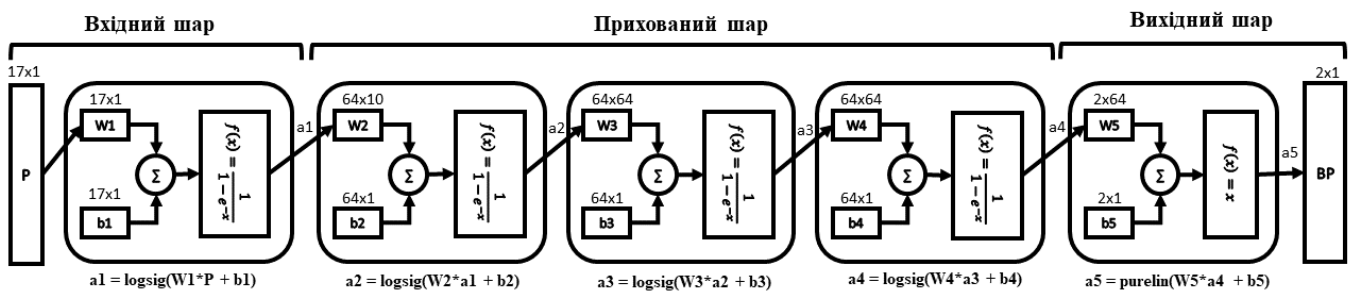


Рисунок 4.37 – Структура розробленої нейронної мережі для визначення значень САТ та ДАТ за 17 параметрами сигналів ЕКГ та ФПГ

Використовується нейронна мережа Feed-forward з одним входним шаром з 17 нейронами, трьома прихованими шарами по 64 нейрони на кожному шарі і одним вихідним шаром з двох нейронів. Кількість нейронів у входному шарі дорівнює кількості аналізованих параметрів, кількість нейронів у вихідному шарі визначається необхідністю розрахунку двох вихідних значень: систолічного та діастолічного артеріального тиску. Кількість нейронів у прихованих шарах визначається експериментально: шляхом поступового збільшення їх кількості отримується

нейронна мережа з мінімальною похибкою вихідних значень. На рисунку 4.38 продемонстровано ефективність визначення САТ та ДАТ, на рисунку 4.39 продемонстровано гістограми розподілу помилок при визначенні значень САТ та ДАТ при використанні розробленої нейронної мережі. Результати відображені для того самого пацієнта, результати якого було відображено на рисунках 4.33 – 4.34.

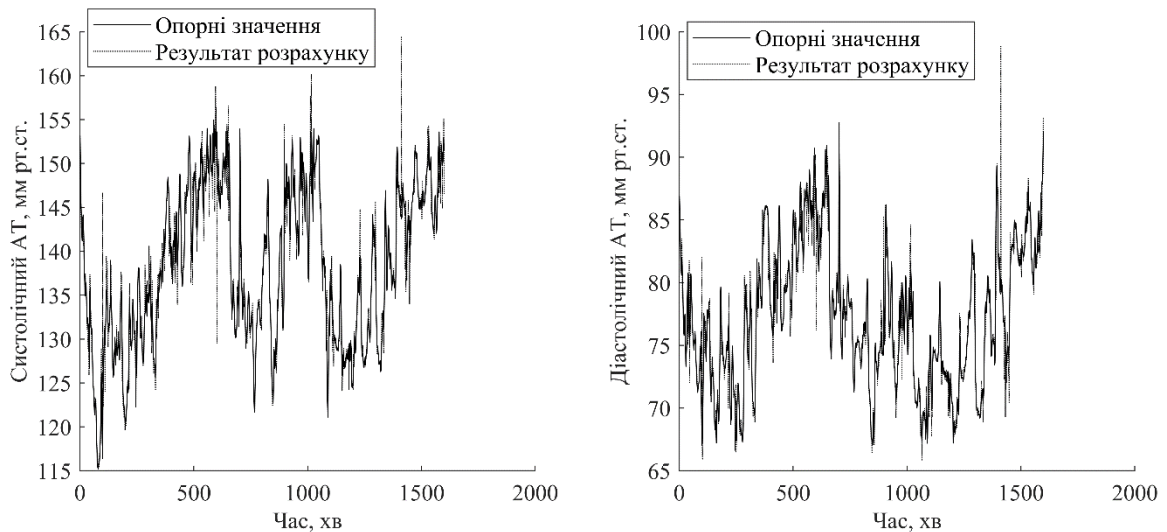


Рисунок 4.38 – Результат розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розробленої нейронної мережі

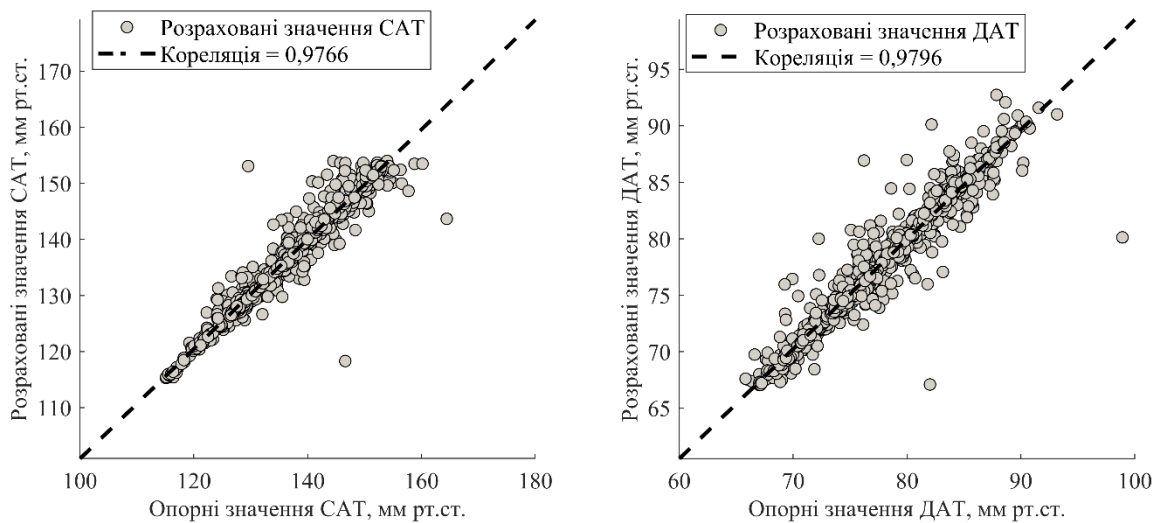


Рисунок 4.39 – Результат ефективності розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розробленої нейронної мережі

На рисунку 4.40 зображено гістограму розподілу помилок розрахунку САТ та ДАТ.

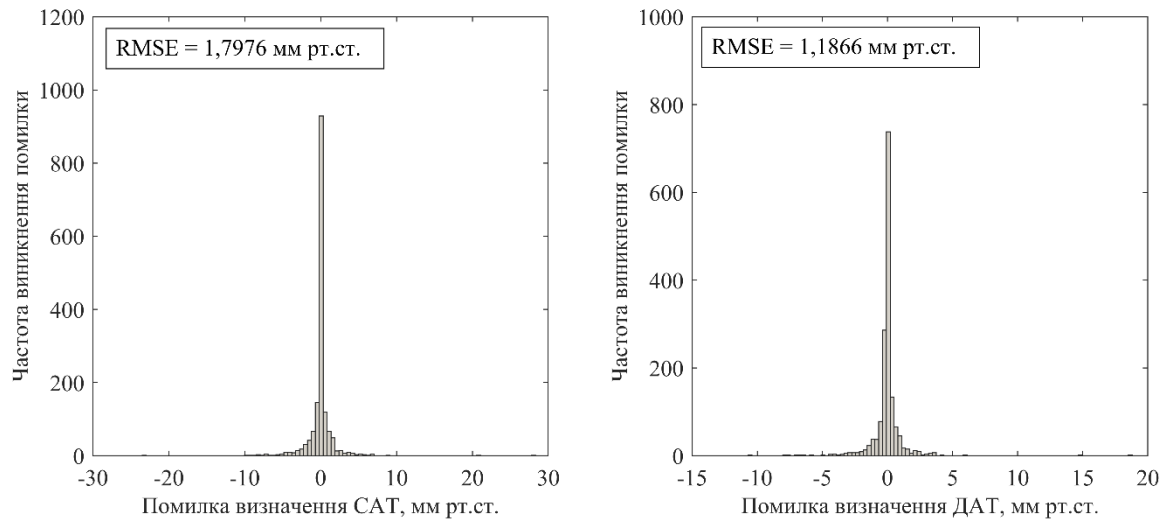


Рисунок 4.40 – Гістограма помилок розрахунку САТ (графік ліворуч) і ДАТ (графік праворуч) з використанням розробленої нейронної мережі

Якщо порівняти результати на рисунках 4.39 та 4.35, то видно, що при застосуванні додаткових параметрів коефіцієнт кореляції був збільшений. Якщо подивитись на результати рисунків 4.36 та 4.40, то значення RMSE при використанні нової нейронної мережі, яка використовує для розрахунків нові параметри, було зменшено. Результати розрахунків ефективності визначення параметрів САТ та ДАТ з використанням розробленої структури НМ для 130 пацієнтів наведено у таблиці 4.7.

Таблиця 4.7 – Результати ефективності розрахунку САТ та ДАТ при використанні нового розширеного набору параметрів та нової нейронної мережі

Параметр	Результати для САТ, мм рт. ст.	Результати для ДАТ, мм рт. ст.
Середнє	0,1193	0,057
RMSE	2,1759	1,3758
MAE	1,72	1,101
SD	3,008	1,9

Продовження таблиці 4.7

Параметр	Результати для САТ, мм рт. ст.	Результати для ДАТ, мм рт. ст.
LoA верхній	6,015	3,774
LoA нижній	-5,777	-3,66
СІ	0,053	-0,089

В таблиці 4.8 представлено результати порівняння ефективності визначення САТ та ДАТ за допомогою використання стандартних параметрів та двох нейронних мереж, а також за допомогою додаткових нових параметрів і однієї нейронної мережі, з результатами інших авторів.

Таблиця 4.8 – Результати порівняння ефективності розрахунку САТ та ДАТ різних систем

Дослідження	Кількість суб'єктів або фрагментів сигналів	Кількість моделей	САТ (MAE±SD), мм рт.ст.	ДАТ (MAE±SD), мм рт.ст.
Rong et al., [212]	82 пацієнта	2	5,59±7,25	3,36±4,48
Kachuee et al., [213]	942 пацієнтів	2	11,17±10,09	5,35±6,14
Gaurav et al., [214]	3000 пацієнтів	2	4,47±6,85	3,21±4,72
Li et al.,[236]		1	6,726±14,505	2,51±6,442
Malayeri et al.,[235]	355 пацієнтів	1	4,04±5,81	2,29±3,39
Дослідження з двома НН [247]	130 пацієнтів	2	3,59±4,37	2,92±3,7
Дослідження з однією НН [305]	130 пацієнтів	1	1,72±3,008	1,101±1,9

Наведені результати показують, що розроблена FFNN здатна забезпечити високу точність оцінки АТ. Між тим, з рисунку 4.39 випливає, що певні випадкові викиди можуть бути присутніми в даних, хоча вони трапляються з досить малою ймовірністю. Тим часом MAE±SD у цих роботах змінюється від 4,04±5,81 мм рт.ст. у [235] до 11,17±10,09 мм рт.ст. у [213] для САТ та від 2,29±3,39 мм рт.ст. у [235] до 5,35±6,14 мм рт.ст. у [213] для ДАТ. Аналіз показує, що розроблені нейронні мережі

отримали менші значення MAE та SD у всіх випадках. Всі розрахунки проводились не на відкритих базах даних, а на приватній базі даних, тому точно говорити про стабільність даного методу також не можна, в майбутньому необхідно проводити експериментальні дослідження на відкритих базах даних для можливість порівняння результатів з іншими роботами.

4.6 Висновки за розділом

В ході проведення експериментальних досліджень з метою визначення АТ за допомогою параметрів сигналів ЕКГ та ФПГ було визначено п'ять нових характерних точок ФПГ-піку, які не аналізувались в роботах інших авторів. На основі даних характерних точок було виконано розрахунок п'ятнадцяти нових класифікаційних ознак, які можуть бути використані для розрахунку значень АТ. На основі кореляційного аналізу стандартних та нових класифікаційних ознак, було виконано розрахунок ступеню лінійної залежності кожного параметру та значень АТ. Результати даного дослідження показують, що нові класифікаційні ознаки, які було запропоновано в роботі, мають більші модульні значення коефіцієнту кореляції Пірсона, аніж ознаки, які використовуються іншими авторами. Дана особливість вказує на те, що нові класифікаційні ознаки мають підвищити точність визначення значень АТ. Результати досліджень було перевірено за стандартом ААМІ та BHS.

Відповідно до стандарту ААМІ значення mean повинні бути нижчими за 5 мм рт.ст., стандартне відхилення має бути в межах 8 мм рт.ст. Експериментальні дослідження з оцінки значень артеріального тиску на основі параметрів сигналів ЕКГ та ФПГ при використанні регресійних моделей та одного параметру РТТ без використання процедури калібрування показали, що результати не відповідають стандарту ААМІ та не можуть бути використані в медичній практиці. При використанні розширеного набору параметрів із стандартних результати використання регресійних моделей так само не задовольняють значенням стандарту ААМІ.

При використанні нейронних мереж та розширеного набору параметрів, які використовуються іншими авторами, результати показують, що значення $mean$ знаходиться в межах 0,055 та -0,014 мм рт. ст. для систолічного та діастолічного АТ, відповідно. Значення стандартного відхилення знаходяться в межах 4,37 та 3.7 мм рт.ст. для систолічного та діастолічного АТ, відповідно. Ці результати відповідають стандарту ААМІ та можуть використовуватись в медичній практиці.

При використанні нейронних мереж та розширеного набору параметрів, а також нових класифікаційних ознак, запропонованих в роботі, значення $mean$ знаходяться в діапазоні 0,119 мм рт. ст. і 0,057 мм рт. ст. для систолічного та діастолічного АТ, відповідно. Стандартне відхилення дорівнювало 3,01 мм рт.ст. і 1,90 мм рт.ст. для систолічного і діастолічного АТ, відповідно. Ці результати показують, що точність розробленої системи відповідає стандарту ААМІ. Кумулятивний відсоток похибок для САТ становить 93,72, 99,28 і 99,48% відповідно, а для ДАТ - 97,64, 99,53 і 99,8% відповідно, що вище стандарту BHS класу А з 60, 85 і 95% значеннями порогового відсотку. Тож розроблений алгоритм з використанням додаткових нових класифікаційних ознак зменшує величину похибки визначення АТ, а також відповідає стандартам ААМІ та BHS. При використанні нових класифікаційних ознак, також вдалось зменшити величину середньоквадратичної похибки на 1,42 та 1,54 мм рт.ст. для систолічного та діастолічного АТ, відповідно.

Таким чином, використовуючи нові класифікаційні ознаки, запропоновані в роботі, можна досягти більшої точності при розрахунках АТ, а також усунути залежність від процедури калібрування за рахунок використання нейронних мереж.

Результати експериментальних досліджень було впроваджено в ТОВ «ХАІ-МЕДИКА» та було використано при виконанні науково-дослідної роботи «Розробка методів оцінки стану судинної системи людини на основі електроімпедансних вимірювань та нових методів просторово-часової обробки електрогістерографічних сигналів», номер державної реєстрації 0115U000826 (Додатку Г).

ВИСНОВКИ

В даний час у 30% жінок в Україні виникають ускладнення під час вагітності, існуючих систем, що мають сертифікати та можуть використовуватись в медичній практиці, недостатньо, тому розробка методів для моніторингу їх стану під час вагітності є актуальною задачею. Системи НІ-ЕКГП, які розвиваються впродовж останніх 10 років, мають один основний недолік, який пов'язаний з низькою амплітудою компоненти ЕКГП в абдомінальному сигналі, через що необхідно розробляти та використовувати складні алгоритми обробки абдомінальних сигналів для вилучення компоненти ЕКГП із суміші компоненти ЕКГМ, ЕКГП та завад. Також існує необхідність в довготривалому моніторингу артеріального тиску неінвазивними методами для використання їх в носимих системах, що може також допомогти в клінічній практиці.

Основними недоліками даних методів є проблематика в попередній обробці сигналів, оскільки не існує стандартизованих смуг для фільтрації, а також в методах обробки самих сигналів для виділення компоненти ЕКГП на фоні завад. Для задач визначення артеріального тиску за параметрами сигналів ЕКГ та ФПГ основні проблеми полягають в неточності визначених значень АТ, а також в необхідності калібрування системи від користувача до користувача.

В дисертаційній роботі **вперше запропоновано** метод попередньої оцінки абдомінального сигналу на основі біспектральної обробки сигналів, що дозволяє виконувати адаптивний розрахунок смуги частот при використанні лінійної фільтрації, що забезпечує найкраще відношення сигнал/шум починаючи від 0 дБВт, забезпечуючи в середньому на 1,43 дБВт краще відношення сигнал/шум після фільтрації по відношенню до смуги частот 0,5 – 100 Гц, на 5,77 дБВт по відношенню до смуги частот 2 – 46 Гц та на 11,93 дБВт краще відношення сигнал/шум по відношенню до смуги частот 25 – 40 Гц.

В дисертаційній роботі **вперше запропоновано** метод визначення характерних точок електрокардіографічного сигналу на основі вейвлет-біспектральної обробки сигналів, що дозволяє збільшити ймовірність визначення R-характерної точки на

7,24% на відміну від стандартних методів, досягаючи ймовірності вірного визначення у 99,96% даних позицій.

В дисертаційній роботі **вперше запропоновано** метод адаптивної нелінійної фільтрації сигналів на основі біспектральної обробки, що забезпечує на 1 дБВт в середньому краще результати фільтрації у діапазоні значень SNR від -20 до 0 дБВт, але при більшому відношенні сигнал/шум він забезпечує гірший результат через внесок спотворень у початковий сигнал.

В дисертаційній роботі **вперше запропоновано** метод крос-біспектральної обробки абдомінальних сигналів, що дозволяє розраховувати додаткові крос-канали, які можна використовувати в подальшій обробці. Результати оцінки ефективності запропонованого алгоритму демонструють, що розроблений алгоритм при початковому відношенні сигнал/шум -20 дБВт дає найкращий результат та збільшує відношення сигнал/шум в середньому на 22 дБВт більше, ніж інші методи. У діапазоні SNR від -10 до 10 дБВт розроблений алгоритм найкраще виділяє на фоні завад ЕКГ сигнал, збільшуючи відношення сигнал/шум в середньому на 8,47 дБВт по відношенню до інших методів. Перевагою розробленого методу є гарантована визначеність каналу ЕКГ сигналу після виконання процедур фільтрації.

Удосконалено метод виділення електрокардіограми плоду із абдомінального сигналу, використовуючи розроблені методи, що дозволяє при використанні їх збільшити ймовірність визначення R-характерних точок електрокардіограми плоду на 1,27% при використанні однакової кількості каналів. При використанні меншої кількості початкових каналів ймовірність визначення зменшується на 0,61%, проте система реєстрації при цьому суттєво спрощується.

В дисертаційній роботі **вперше запропоновано** методи аналізу сигналу ритмограми на основі вейвлет-біспектральної та вейвлет-бікогерентної обробки сигналів, та **вперше запропоновано** дві нові класифікаційні ознаки, які відрізняються для пацієнтів із патологіями та без патологій. Дисперсія першої класифікаційної ознаки для пацієнтів з патологіями дорівнює 0,0026, а для пацієнтів без патологій 0,0032. В свою чергу середньоквадратичне відхилення для пацієнтів з патологіями дорівнює 0,051, а для пацієнтів без патологій – 0,059. Величини

запропонованої ознаки дорівнюють $0,4094 \pm 0,051$ та $0,2994 \pm 0,059$ для пацієнтів з патологіями та без, відповідно. Дисперсія значень другої класифікаційної ознаки для пацієнтів з патологіями дорівнює $1,72 \cdot 10^{-10}$, а для пацієнтів без патологій $4,42 \cdot 10^{-10}$. В свою чергу середньоквадратичне відхилення для пацієнтів з патологіями дорівнює $1,34 \cdot 10^{-5}$, а для пацієнтів без патологій – $2,11 \cdot 10^{-5}$. Таким чином, можна зробити висновок, що величини другої ознаки дорівнюють $80,6 \cdot 10^{-5} \pm 1,34 \cdot 10^{-5}$ та $3,4 \cdot 10^{-5} \pm 2,11 \cdot 10^{-5}$ для пацієнтів з патологіями та без, відповідно. Дані ознаки можуть бути використані для подальшої класифікації патологій.

Удосконалено метод визначення значень систолічного та діастолічного артеріального тиску шляхом розрахунку п'яти нових характерних точок та чотирнадцяти нових класифікаційних ознак фотоплетизмографічного сигналу. Результати експериментальних досліджень демонструють, що точність визначення значень артеріального тиску при використанні нових класифікаційних ознак збільшується в порівнянні з іншими роботами інших авторів. В дисертаційній роботі **вперше запропоновано** нову нейронну мережу для визначення значень артеріального тиску. Для оцінки отриманих результатів проводилось дослідження точності розробленої НМ за міжнародними стандартами ААМІ та ВНС. Відповідно до стандарту ААМІ для тесту необхідно задіяти 85 суб'єктів, а в нашій роботі – 130. Значення МЕ повинні бути нижчими за 5 мм рт. ст., нами ж отримано 0,1193 мм рт. ст. і 0,057 мм рт. ст. для систолічного та діастолічного АТ, відповідно. Середньоквадратичне відхилення має бути в межах 8 мм рт.ст.; у нашому випадку відхилення дорівнювали 3,008 мм рт.ст. і 1,8998 мм рт.ст. для систолічного і діастолічного АТ, відповідно. Ці результати показують, що точність розробленої системи відповідає стандарту ААМІ. Кумулятивний відсоток помилок для САТ становить 93,72, 99,28 і 99,48% відповідно, а для ДАТ - 97,64, 99,53 і 99,8% відповідно, що вище стандарту ВНС класу А на 60, 85 і 95% сукупного відсотка. Тож розроблений метод відповідає двом стандартам. Тим часом, у інших авторів $MAE \pm SD$ змінюється від $4,04 \pm 5,81$ мм рт.ст. до $11,17 \pm 10,09$ мм рт.ст. для систолічного АТ і від $2,29 \pm 3,39$ мм рт.ст. у до $5,35 \pm 6,14$ мм рт.ст. для діастолічного АТ. Аналіз показує, що у всіх випадках було отримано менші значення MAE та SD .

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Monitoring of Patients in the ICU [Electronic resource] // Physiopedia. – Режим доступу: https://www.physio-pedia.com/Monitoring_of_Patients_in_the_ICU (дата звернення: 22.01.2023).
2. Liu, M. Review of Physiological Parameters Monitoring Technology in the ICU [Text] / M. Liu, Y. Lin, K. Xiao, B. Sun, X. He, X. Jin, Z. Sun, H. Zhong, Y. Li, Y. Zhuang // Chinese journal of medical. – 2021. – Vol. 45, no. 06. – P. 662–669. – doi: <https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-7104.2021.06.015>. PMID: 34862781.
3. Gatzoulis, L. Wearable and Portable eHealth Systems [Text] / Loukianos Gatzoulis, Ilias Iakovidis // IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, 24 September 2007. – Vol. 26, no. 5. – P. 51–56. – doi: <https://doi.org/10.1109/EMB.2007.901787>.
4. Lmberis, A. Advanced Wearable Health Systems and Applications - Research and Development Efforts in the European Union [Text] / Andreas Lmberis, Andre Dittmar // IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine. – 2007. – Vol. 26, no. 3. – P. 29–33. – doi: <https://doi.org/10.1109/memb.2007.364926>.
5. Tröster, G. The Agenda of Wearable Healthcare [Text] / G. Tröster // Yearbook of Medical Informatics. – 2005. – Vol. 14, no. 01. – P. 125–138. – doi: <https://doi.org/10.1055/s-0038-1638446>.
6. Wang, K. Highly Active Co-Based Catalyst in Nanofiber Matrix as Advanced Sensing Layer for High Selectivity of Flexible Sensing Device [Electronic resource] / K. Wang, J. Li, W. Li, W. Wei, H. Zhang, L. Wang // Advanced Materials Technologies. – 2018. – Article No. 1800521. – doi: <https://doi.org/10.1002/admt.201800521>.
7. Wang, L. Graphene-Functionalized Natural Microcapsules: Modular Building Blocks for Ultrahigh Sensitivity Bioelectronic Platforms [Text] / Lili Wang [et al.] // Advanced Functional Materials. – 2016. – Vol. 26, no. 13. – P. 2097–2103. – doi: <https://doi.org/10.1002/adfm.201504940>.
8. Wu, W. Materials and Wearable Devices for Autonomous Monitoring of Physiological Markers [Electronic resource] / Weiwei Wu, Hossam Haick // Advanced

Materials. – 2018. – Vol. 30, no. 41. – Article No. 1705024. – doi: <https://doi.org/10.1002/adma.201705024>.

9. Jin, H. Advanced Materials for Health Monitoring with Skin-Based Wearable Devices [Electronic resource] / Han Jin, Yasmin Shibli Abu-Raya, Hossam Haick // Advanced Healthcare Materials. – 2017. – Vol. 6, no. 11. – Article No. 1700024. – doi: <https://doi.org/10.1002/adhm.201700024>.

10. Kim, J. Skin Electronics: Next-Generation Device Platform for Virtual and Augmented Reality [Electronic resource] / J. Kim, Y. Wang, H. Wang, S. Lee, T. Yokota, T. Someya // Advanced Functional Materials. – 2021. – Article No. 2009602. – doi: <https://doi.org/10.1002/adfm.202009602>.

11. Matsuhisa, N. Materials and structural designs of stretchable conductors [Text] / N. Matsuhisa, X. Chen, Z. Bao, T. Someya // Chemical Society Reviews. – 2019. – Vol. 48, no. 11. – P. 2946–2966. – doi: <https://doi.org/10.1039/c8cs00814k>.

12. Wu, X. Polymer-based flexible bioelectronics [Text] / Xiaoying Wu, Huisheng Peng // Science Bulletin. – 2019. – Vol. 64, no. 9. – P. 634–640. doi: <https://doi.org/10.1016/j.scib.2019.04.011>.

13. Someya, T. Toward a new generation of smart skins [Text] / Takao Someya, Masayuki Amagai // Nature Biotechnology. – 2019. – Vol. 37, no. 4. – P. 382–388. – doi: <https://doi.org/10.1038/s41587-019-0079-1>.

14. Dong, Y. SpO₂ and Heart Rate Measurement with Wearable Watch Based on PPG [Text] / Dong Yang, Peng Zhu, Jin Zhu // 2015 IET International Conference on Biomedical Image and Signal Processing (ICBISP 2015), Beijing, China. – 2015. – P. 5. doi: <https://doi.org/10.1049/cp.2015.0784>.

15. Kinnunen, H. Feasible assessment of recovery and cardiovascular health: accuracy of nocturnal HR and HRV assessed via ring PPG in comparison to medical grade ECG [Electronic resource] / H. Kinnunen, A. Rantanen, T. Kenttä, H. Koskimäki // Physiological Measurement. – 2020. – Vol. 41, no. 4. – Article No. 04NT01. – doi: <https://doi.org/10.1088/1361-6579/ab840a>.

16. Shaoxiong, S. Systolic blood pressure estimation using ECG and PPG in patients undergoing surgery [Electronic resource] / S. Shaoxiong, E. Bresch, J. Muehlsteff,

L. Schmitt, X. Long, R. Bezemer, I. Paulussen, G. Noordergraaf, R. Aarts // *Biomedical Signal Processing and Control*. – 2023. – Vol. 79. – Article No. 104040. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2022.104040>.

17. Kontaxis, S. ECG-Derived Respiratory Rate in Atrial Fibrillation [Text] / S. Kontaxis, J. Lazaro, V. Corino, F. Sandberg, R. Bailón, P. Laguna, L. Sornmo // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. – 2020. – Vol. 67, no. 3. – P. 905–914. – doi: <https://doi.org/10.1109/tbme.2019.2923587>.

18. Sung, M. Wearable feedback systems for rehabilitation [Text] / M. Sung, C. Marci, A. Pentland // *Journal of Neuro Engineering and Rehabilitation*. – 2005. – Vol. 2, no. 1. – P. 17. – doi: <https://doi.org/10.1186/1743-0003-2-17>.

19. Anliker, U. AMON: A Wearable Multiparameter Medical Monitoring and Alert System [Electronic resource] / U. Anliker, J. Ward, P. Lukowicz, G. Tröster, F. Dolveck, M. Baer, F. Keita, E. Schenker, F. Catarsi, L. Coluccini, A. Belardinelli, D. Shklarski, M. Alon, E. Hirt, R. Schmid, M. Vuskovic // *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*. – 2004. – Vol. 8, no. 4. – P. 415–427. – doi: <https://doi.org/10.1109/titb.2004.837888>.

20. Mundt, C. A Multiparameter Wearable Physiologic Monitoring System for Space and Terrestrial Applications [Text] / C. Mundt, K. Montgomery, U. Udoh, V. Barker, G. Thonier, A. Tellier, R. Ricks, R. Darling, Y. Cagle, N. Cabrol, S. Ruoss, J. Swain, J. Hines, G. Kovacs // *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*. – 2005. – Vol. 9, no. 3. – P. 382–391. – doi: <https://doi.org/10.1109/titb.2005.854509>.

21. Habetha, J. The myheart project - Fighting cardiovascular diseases by prevention and early diagnosis [Electronic resource] / Joerg Habetha // *Conference Proceedings. Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, New York, NY, 30 August – 3 September 2006*. – P. 6746 – 6749. – doi: <https://doi.org/10.1109/iembs.2006.260937>.

22. Luprano, J. Combination of Body Sensor Networks and On-Body Signal Processing Algorithms: the practical case of MyHeart project [Electronic resource] / J. Luprano, J. Sola, S. Dasen, J. M. Koller, O. Chetelat // *International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN'06), Cambridge, MA, USA*. – 24 April 2006

– P. 79. – doi: <https://doi.org/10.1109/bsn.2006.15>.

23. Pacelli, M. Sensing Fabrics for Monitoring Physiological and Biomechanical Variables: E-textile solutions [Electronic resource] / M. Pacelli, G. Loriga, N. Taccini, R. Paradiso // 2006 3rd IEEE/EMBS International Summer School on Medical Devices and Biosensors, Cambridge, MA, USA, 4–6 September 2006. – 2006. – P. 1-4. – doi: <https://doi.org/10.1109/issmdbs.2006.360082>.

24. Muhlsteff, J. Wearable approach for continuous ECG - and activity patient-monitoring [Electronic resource] / J. Muhlsteff, O. Such, R. Schmidt, M. Perkuhn, H. Reiter, J. Lauter, J. Thijs, G. Musch, M. Harris // 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, San Francisco, CA, USA. – 2004. – P. 2184-2187. – doi: <https://doi.org/10.1109/iembs.2004.1403638>.

25. Paradiso, R. A Wearable Health Care System Based on Knitted Integrated Sensors [Electronic resource] / R. Paradiso, G. Loriga, N. Taccini // IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine. – 2005. – Vol. 9, no. 3. – P. 337–344. – doi: <https://doi.org/10.1109/titb.2005.854512>.

26. Lymberis A. Smart fabrics and interactive textile enabling wearable personal applications: R&D state of the art and future challenges [Electronic resource] / A. Lymberis, R. Paradiso // 2008 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vancouver, BC, 20–25 August 2008. – 2008. – P. 5270–5273 – doi: <https://doi.org/10.1109/iembs.2008.4650403>.

27. Scilingo, E. Performance Evaluation of Sensing Fabrics for Monitoring Physiological and Biomechanical Variables [Electronic resource] / E. Scilingo, A. Gemignani, R. Paradiso, N. Taccini, B. Ghelarducci, D. De Rossi // IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine. – 2005. – Vol. 9, no. 3. – P. 345–352. – doi: <https://doi.org/10.1109/titb.2005.854506>.

28. Di Rienzo, M. MagIC System: a New Textile-Based Wearable Device for Biological Signal Monitoring. Applicability in Daily Life and Clinical Setting [Electronic resource] / M. Di Rienzo, F. Rizzo, G. Parati, G. Brambilla, M. Ferratini, P. Castiglioni // 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference, Shanghai, China, 17–18 January 2006. – 2006. – P. 7167–7169 – doi:

<https://doi.org/10.1109/iembs.2005.1616161>.

29. Luprano, J. HeartCycle: Advanced sensors for telehealth applications [Electronic resource] / J. Luprano, P. de Carvalho, B. Eilebrecht, J. Kortelainen, J. Muehlsteff, A. Sipila, J. Solà, D. Teichmann, M. Ulbrich // 2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Osaka, 3–7 July 2013. – 2013. – P. 6984-6987 – doi: <https://doi.org/10.1109/embc.2013.6611165>.

30. Bouslama, A. AWS and IoT for real-time remote medical monitoring [Electronic resource] / A. Bouslama, Y. Laaziz, A. Tali, M. Eddabbah // International Journal of Intelligent Enterprise. – 2019. – Vol. 6, no. 2/3/4. – P. 369. – doi: <https://doi.org/10.1504/ijie.2019.10022704>.

31. Pandian, P. Smart Vest: Wearable multi-parameter remote physiological monitoring system [Electronic resource] / P. Pandian, K. Mohanavelu, K. Safer, T. Kotresh, D. Shakunthala, P. Gopal, V. Padaki // Medical Engineering & Physics. – 2008. – Vol. 30, no. 4. – P. 466–477. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2007.05.014>.

32. Shnayder, V. Sensor networks for medical care [Electronic resource] / V. Shnayder, B. Chen, K. Lorincz, T. Fulford-Jones, M. Welsh // The 3rd international conference, San Diego, California, USA, 2–4 November 2005. – 2005. – P. 314. – doi: <https://doi.org/10.1145/1098918.1098979>.

33. Monton, E. Body area network for wireless patient monitoring [Electronic resource] / E. Monton, J. Hernandez, J. Blasco, T. Herve, J. Micallef, I. Grech, A. Brincat, V. Traver // IET Communications. – 2008. – Vol. 2, no. 2. – P. 215. – doi: <https://doi.org/10.1049/iet-com:20070046>.

34. Chung, W. WSN based mobile u-healthcare system with ECG, blood pressure measurement function [Electronic resource] / Wan-Young Chung, Seung-Chul Lee, Sing-Hui Toh // 2008 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vancouver, BC, 20–25 August 2008. – 2008. – P. 1533-1536 – doi: <https://doi.org/10.1109/iembs.2008.4649461>.

35. Chung, W. A wireless sensor network compatible wearable u-healthcare monitoring system using integrated ECG, accelerometer and SpO2 [Electronic resource] / Wan-Young Chung, Young-Dong Lee, Sang-Joong Jung // 2008 30th Annual International

Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vancouver, BC, 20–25 August 2008. – 2008. – P. 1529-1532. – doi: <https://doi.org/10.1109/iembs.2008.4649460>.

36. Gyselinckx, B. Potential and challenges of body area networks for cardiac monitoring [Electronic resource] / Bert Gyselinckx, Julien Penders, Ruud Vullers // *Journal of Electrocardiology*. – 2007. – Vol. 40, no. 6. – P. S165–S168. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.jelectrocard.2007.06.016>.

37. Torfs, T. Body-Heat Powered Autonomous Pulse Oximeter [Electronic resource] / T. Torfs, V. Leonov, C. Hoof, B. Gyselinckx // 2006 5th IEEE Conference on Sensors, Daegu, 22–25 October 2006. – 2006. – P. 427-430. – doi: <https://doi.org/10.1109/icsens.2007.355497>.

38. Oliver, N. HealthGear: A Real-time Wearable System for Monitoring and Analyzing Physiological Signals [Electronic resource] / N. Oliver, F. Flores-Mangas // *International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN'06)*, Cambridge, MA, USA. – 2006. – P. 4-64. – doi: <https://doi.org/10.1109/bsn.2006.27>.

39. Jin, Z. HeartToGo: A Personalized medicine technology for cardiovascular disease prevention and detection [Electronic resource] / Z. Jin, J. Oresko, S. Huang, A. Cheng // 2009 IEEE/NIH Life Science Systems and Applications Workshop (LiSSA) Formerly known as LSSA and, Bethesda, MD, USA, 9–10 April 2009. – 2009. – P. 80-83. – doi: <https://doi.org/10.1109/lissa.2009.4906714>.

40. Leijdekkers, P. A Self-Test to Detect a Heart Attack Using a Mobile Phone and Wearable Sensors [Electronic resource] / Peter Leijdekkers, Valérie Gay // 2008 21st International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS), Jyväskylä, Finland, 17–19 June 2008. – 2008. – P. 93-98. – doi: <https://doi.org/10.1109/cbms.2008.59>.

41. Fensli, R. A Wearable ECG-Recording System for Continuous Arrhythmia Monitoring in a Wireless Tele-Home-Care Situation [Electronic resource] / R. Fensli, E. Gunnarson, T. Gundersen // 18th IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS'05), Dublin, Ireland. – 2005. – P. 407-412. – doi: <https://doi.org/10.1109/cbms.2005.22>.

42. Donofrio, M. Diagnosis and Treatment of Fetal Cardiac Disease [Electronic

resource] / Mary T. Donofrio, Anita J. Moon-Grady, Lisa K. Hornberger, Joshua A. Copel, Mark S. Sklansky, Alfred Abuhamad, Bettina F. Cuneo, James C. Huhta, Richard A. Jonas, Anita Krishnan, Stephanie Lacey, Wesley Lee, Erik C. MichelfelderSr, Gwen R. Rempel, Norman H. Silverman, Thomas L. Spray, Janette F. Strasburger, Wayne Tworetzky and Jack Rychik // *Circulation*. – 2014. – Vol. 129, no. 21. – P. 2183–2242. – doi: <https://doi.org/10.1161/01.cir.0000437597.44550.5d>.

43. Erkkola, R. Analysis of Intrapartum Fetal Deaths: Their decline with increasing electronic fetal monitoring [Electronic resource] / R. Erkkola, M. Gronroos, R. Punnonen, P. Kilkku // *Acta Obstetricia et Gynecologica Scandinavica*. – 1984. – Vol. 63, no. 5. – P. 459–462. – doi: <https://doi.org/10.3109/00016348409156703>.

44. Euliano, T. Monitoring Fetal Heart Rate during Labor: A Comparison of Three Methods [Electronic resource] / T. Euliano, S. Darmanjian, T. Nguyen, J. Busowski, N. Euliano, A. Gregg // *Journal of Pregnancy*. – 2017. – Vol. 2017. – P. 1–5. – doi: <https://doi.org/10.1155/2017/8529816>.

45. Clifford, G. Non-invasive fetal ECG analysis [Electronic resource] / G. Clifford, I. Silva, J. Behar, G. Moody // *Physiological Measurement*. – 2014. – Vol. 35, no. 8. – P. 1521–1536. – doi: <https://doi.org/10.1088/0967-3334/35/8/1521>.

46. Hammacher, K. Method and apparatus for observing heartbeat activity: patent US3318303A United States: 3,318,303 [Electronic resource] / K. Hammacher. – No. 3; applied on 14.01.1965; published on 09.05.1967. – 13 p. Режим доступа: <https://patentimages.storage.googleapis.com/9e/ad/fd/bfa9be522b7346/US3318303.pdf> (дата звернення: 26.03.2023).

47. Hamelmann, P. Doppler Ultrasound Technology for Fetal Heart Rate Monitoring: A Review [Electronic resource] / P. Hamelmann, R. Vullings, A. Kolen, J. Bergmans, J. van Laar, P. Tortoli, M. Mischi // *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*. – 2020. – Vol. 67, no. 2. – P. 226–238. – doi: <https://doi.org/10.1109/tuffc.2019.2943626>.

48. Sæderup, R. Comparison of Cardiotocography and Fetal Heart Rate Estimators Based on Non-Invasive Fetal ECG [Electronic resource] / R. Sæderup, H. Zimmermann, D. Eiríksdóttir, J. Hansen, J. Struijk, S. Schmidt // 2019 Computing in Cardiology Conference.

– 2019. – P. 1-4. – doi: <https://doi.org/10.22489/cinc.2019.249>.

49. Reinhard, J. Comparison of non-invasive fetal electrocardiogram to Doppler cardiocogram during the 1st stage of labor [Electronic resource] / J. Reinhard, B. Hayes-Gill, Q. Yi, H. Hatzmann, S. Schiermeier // *Journal of Perinatal Medicine*. – 2010. – Vol. 38, no. 2. – P. 179-185. – doi: <https://doi.org/10.1515/jpm.2010.025>.

50. Wang, M. Magnetic monitoring of fetal heart activity [Electronic resource] / M. Wang [et al.] // 1992 14th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Paris, France, 29 October – 1 November 1992. – 1992. – P. 2497-2498. – doi: <https://doi.org/10.1109/iembs.1992.5761558>.

51. Euliano, T. Monitoring Contractions in Obese Parturients [Electronic resource] / T. Euliano, T. Nguyen, D. Marossero, R. Edwards // *Obstetrics & Gynecology*. – 2007. – Vol. 109, no. 5. – P. 1136. – doi: <https://doi.org/10.1097/01.aog.0000258799.24496.93>.

52. Monica AN24 - Fetal Monitor Portable [Электронный ресурс] // Dormed Hellas. – Режим доступа: <https://dormed.gr/en/product/monica-an24/> (дата звернения: 12.01.2023).

53. Behar, J. Evaluation of the fetal QT interval using non-invasive fetal ECG technology [Electronic resource] / J. Behar, T. Zhu, J. Oster, A. Nicksch, D. Mah, T. Chun, J. Green-berg, R. Sameni, G. Clifford // *Physiological Measurement*. – 2016. – Vol. 37, no. 9. – P. 1392–1403. – doi: <https://doi.org/10.1088/0967-3334/37/9/1392>.

54. Sameni, R. A Review of Fetal ECG Signal Processing Issues and Promising Directions [Electronic resource] / R. Sameni, G. Clifford // *The Open Pacing, Electrophysiology & Therapy Journal*. – 2010. – Vol. 3. – P. 4-20. – Article No. 21614148. – doi: <https://doi.org/10.2174/1876536x01003010004>.

55. Kahankova, R. A Review of Signal Processing Techniques for Non-Invasive Fetal Electrocardiography [Electronic resource] / Radana Kahankova [et al.] // *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*. – 2020. – Vol. 13. – P. 51–73. – doi: <https://doi.org/10.1109/rbme.2019.2938061>.

56. Kahankova, R. Pregnancy in the time of COVID-19: towards Fetal monitoring 4.0 [Electronic resource] / R. Kahankova, K. Barnova, R. Jaros, J. Pavlicek, V. Snasel, R. Martinek // *BMC Pregnancy and Childbirth*. – 2023. – Vol. 23, no. 1. – Article No. 33. –

doi: <https://doi.org/10.1186/s12884-023-05349-3>.

57. Mhajna, M. Wireless, remote solution for home fetal and maternal heart rate monitoring [Electronic resource] / Muhammad Mhajna [et al.] // *American Journal of Obstetrics & Gynecology MFM*. – 2020. – Vol. 2, no. 2. – Article No. 100101. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.ajogmf.2020.100101>.

58. Jaros, R. Independent component analysis algorithms for non-invasive fetal electrocardiography [Electronic resource] / R. Jaros, K. Barnova, R. Kahankova, J. Pelisek, M. Litschmannova // *PLOS ONE*. – 2023. – Vol. 18, no. 6. – Article No. e0286858. – doi: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0286858>.

59. Sarafan, S. Fetal Electrocardiogram Extraction from the Mother's Abdominal Signal Using the Ensemble Kalman Filter [Electronic resource] / S. Sarafan, T. Le, M. Lau, A. Hameed, T. Ghirmai, H. Cao // *Sensors*. – 2022. – Vol. 22, no. 7. – P. 2788. – doi: <https://doi.org/10.3390/s22072788>.

60. Jaros, R. Novel Hybrid Extraction Systems for Fetal Heart Rate Variability Monitoring Based on Non-Invasive Fetal Electrocardiogram [Electronic resource] / R. Jaros, R. Martinek, R. Kahankova, J. Koziorek // *IEEE Access*. – 2019. – Vol. 7. – P. 131758–131784. – doi: <https://doi.org/10.1109/access.2019.2933717>.

61. Barnova, K. A novel algorithm based on ensemble empirical mode decomposition for non-invasive fetal ECG extraction [Electronic resource] / K. Barnova, R. Martinek, R. Jaros, R. Kahankova, A. Matonia, M. Jezewski // *PLOS ONE*. – 2021. – Vol. 16, no. 8. – Article No. e0256154. – doi: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0256154>.

62. Cardenas-Lattus, J. Fetal ECG multi-level analysis using daubechies wavelet transform for non-invasive maternal abdominal ECG recordings [Electronic resource] / Jose Cardenas-Lattus, Hector Kaschel // *2017 CHILEAN Conference on Electrical, Electronics Engineering, Information and Communication Technologies (CHILECON)*, Pucon, 18–20 October 2017. – 2017. – P. 1-6. – doi: <https://doi.org/10.1109/chilecon.2017.8229511>.

63. Gupta, P. Fetal heart rate extraction from abdominal electrocardiograms through multivariate empirical mode decomposition [Electronic resource] / P. Gupta, K. Sharma, S. Joshi // *Computers in Biology and Medicine*. – 2016. – Vol. 68. – P. 121–136. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2015.11.007>.

64. Hasan, M. Fetal electrocardiogram extraction and R-peak detection for fetal heart rate monitoring using artificial neural network and Correlation [Electronic resource] / M. Hasan, M. Reaz, M. Ibrahimy // 2011 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN 2011), San Jose, CA, USA, 31 July – 5 August 2011. – 2011. – P. 15-20. – doi: <https://doi.org/10.1109/ijcnn.2011.6033193>.
65. Preethi, D. An Analysis of FIR Filter Algorithms in Fetal Heart Rate Monitoring [Electronic resource] / D. Preethi, R. Valarmathi // 2018 International Conference on Advances in Communication and Computing Technology (ICACCT), Sangamner, 8–9 February 2018. – 2018. – P. 265-268. – doi: <https://doi.org/10.1109/icacct.2018.8529574>.
66. Bandi, S. Single-channel fetal ECG extraction method based on extended Kalman filtering with singular value decomposition algorithm [Electronic resource] / S. Bandi, V. Dutt // Soft Computing. – 2023. – Vol. 27. – P. 1-11. – doi: <https://doi.org/10.1007/s00500-023-08421-4>.
67. Başpınar, U. Detection of fetal electrocardiogram signals from maternal abdominal ecg recordings [Electronic resource] / U. Başpınar, Y. Köylü // Journal of Scientific Reports-A. – 2023. – No. 052. – P. 266–278. – doi: <https://doi.org/10.59313/jsr-a.1173530>.
68. Sameni, R. What ICA Provides for ECG Processing: Application to Noninvasive Fetal ECG Extraction [Electronic resource] / R. Sameni, C. Jutten, M. Shamsollahi // 2006 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology, Vancouver, BC, 27–30 August 2006. – 2006. – P. 656-661. – doi: <https://doi.org/10.1109/isspit.2006.270882>.
69. Viunytskyi, O. Signal processing techniques for fetal electrocardiogram extraction and analysis [Electronic resource] / O. Viunytskyi, V. Shulgin // 2017 IEEE 37th International Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO), Kyiv, Ukraine, 18–20 April 2017. – 2017. – P. 325-328. – doi: <https://doi.org/10.1109/elnano.2017.7939772>.
70. Viunytskyi, O. Fetal ECG and heart rhythm analyzing using BabyCard [Electronic resource] / O. Viunytskyi, V. Shulgin // 2017 Signal Processing Symposium

(SPSympto), Jachranka Village, Poland, 12–14 September 2017. – 2017. – P. 21-24. – doi: <https://doi.org/10.1109/sps.2017.8053640>.

71. Наседкін, К. Амбулаторне моніторування ЕКГ плоду / К. Наседкін, В. Федотенко, О. В'юницький, В. Шульгін // Клінічна інформатика і телемедицина. – 2017. – Vol. 12, no. 13. – P. 75–82. – doi: <https://doi.org/10.31071/kit2017.13.10>.

72. Haq, T. Extraction of Fetal Heart Rate from Maternal ECG–Non Invasive Approach for Continuous Monitoring during Labor [Electronic resource] / T. Haq, S. Arefin, S. Rahman, T. Rahman // Proceedings. – 2018. – Vol. 2, no. 13. – P. 1009. – doi: <https://doi.org/10.3390/proceedings2131009>.

73. Zhong, W. QRStree: A prefix tree-based model to fetal QRS complexes detection [Electronic resource] / W. Zhong, X. Guo, G. Wang // PLOS ONE. – 2019. – Vol. 14, no. 10. – Article No. e0223057. – doi: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0223057>.

74. Shi, X. Unsupervised Learning-Based Non-Invasive Fetal ECG Muti-Level Signal Quality Assessment [Electronic resource] / X. Shi, K. Yamamoto, T. Ohtsuki, Y. Matsui, K. Owada // Bioengineering. – 2023. – Vol. 10, no. 1. – P. 66. – doi: <https://doi.org/10.3390/bioengineering10010066>.

75. Pan J. A Real-Time QRS Detection Algorithm [Electronic resource] / J. Pan, J. Tompkins // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. – 1985. – BME-32, no. 3. – P. 230–236. – doi: <https://doi.org/10.1109/tbme.1985.325532>.

76. Pavel M. S. R. Fetal Arrhythmia Detection Using Fetal ECG Signal [Electronic resource] / Md Saidur Rahman Pavel, Md Rafi Islam, Asif Mohammed Siddiquee // 2019 IEEE International Conference on Telecommunications and Photonics (ICTP), Dhaka, Bangladesh, 28–30 December 2019. – 2019. – doi: <https://doi.org/10.1109/ictp48844.2019.9041789>.

77. Viunytskyi, O. Signal Processing Algorithms for the Fetal ECG Monitoring System [Electronic resource] / O. Viunytskyi, V. Shulgin // I Міжнародна науково-практична конференція “Інформаційні системи та технології в медицині”, Харків, Україна, 2018. – 2018. – P. 260-261. – Режим доступу: <https://nure.ua/wp-content/uploads/workshop/ysm-2018.pdf> (дата звернення: 01.02.2019).

78. Xingyao, W. PN-QRS: An Uncertainty-aware QRS-complex Detection

Method for Wearable ECGs [Electronic resource] / W. Xingyao, G. Hongxiang, C. Ma, C. Cui, T. Zhu, X. Cheng, J. Li, C. Liu // TechRxiv. – 2022. – Vol. 2. – P. 1-11. – doi: <https://doi.org/10.36227/techrxiv.21431673>.

79. Matonia, A. The Maternal ECG Suppression Algorithm for Efficient Extraction of the Fetal ECG from Abdominal Signal [Electronic resource] / A. Matonia, J. Jezewski, K. Horoba, A. Gacek, P. Labaj // Conference Proceedings. Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, New York, NY, 30 August – 3 September 2006. – 2006. – P. 3106-3109. – doi: <https://doi.org/10.1109/iembs.2006.260221>.

80. Matonia, A. The influence of coincidence of fetal and maternal QRS complexes on fetal heart rate reliability [Electronic resource] / A. Matonia, J. Jezewski, T. Kupka, K. Horoba, J. Wrobel, A. Gacek // Medical and Biological Engineering and Computing. – 2006. – Vol. 44, no. 5. – P. 393–403. – doi: <https://doi.org/10.1007/s11517-006-0054-0>.

81. Matonia, A. Evaluation of the QRS detection algorithms in relation to fetal heart rate estimation [Electronic resource] / A. Matonia, T. Kupka, J. Jezewski, K. Horoba // in IFMBE Processing 3rd European Conference EMBEC, Prague, Czech Republic, 20-25 November 2005. – 2005. – vol. 11. – Article No. 1709. – Режим доступа: http://139.91.210.27/CBML/PROCEEDINGS/2005_EMBEC/Embec%202005/Files/1709F.pdf (дата звернення: 12.10.2022).

82. Behar, J. Combining and benchmarking methods of foetal ECG extraction without maternal or scalp electrode data [Electronic resource] / J. Behar, J. Oster, G. Clifford // Physiological Measurement. – 2014. – Vol. 35, no. 8. – P. 1569–1589. – doi: <https://doi.org/10.1088/0967-3334/35/8/1569>.

83. Vullings, R. Dynamic segmentation and linear prediction for maternal ECG removal in antenatal abdominal recordings [Electronic resource] / R. Vullings, C. Peters, R. Sluijter, M. Mischi, S. Oei, J. Bergmans // Physiological Measurement. – 2009. – Vol. 30, no. 3. – P. 291–307. – doi: <https://doi.org/10.1088/0967-3334/30/3/005>.

84. Kanjilal, P. Fetal ECG extraction from single-channel maternal ECG using singular value decomposition [Electronic resource] / P. Kanjilal, S. Palit, G. Saha // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. – 1997. – Vol. 44, no. 1. – P. 51–59. – doi:

<https://doi.org/10.1109/10.553712>.

85. Lee, K. Sequential Total Variation Denoising for the Extraction of Fetal ECG from Single-Channel Maternal Abdominal ECG [Electronic resource] / K. Lee, B. Lee // *Sensors*. – 2016. – Vol. 16, no. 7. – Article No. 1020. – doi: <https://doi.org/10.3390/s16071020>.

86. Sameni, R. Extraction of Fetal Cardiac Signals from an Array of Maternal Abdominal Recordings [Electronic resource]:phd thesis / R. Sameni // Sharif University of Technology, Tehran, Iran. – 2008. – doi: <http://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00373361>.

87. Behar, J. Extraction of clinical information from the non-invasive fetal electrocardiogram [Electronic resource]:thesis / J. Behar // University of Oxford, Oxford, U.K. – 2014. – doi: <http://ora.ox.ac.uk/objects/uuid:94b866ff-dd57-4446-85ae-79dd6d983cac>.

88. Andreotti, F. Maternal signal estimation by Kalman filtering and template adaptation for fetal heart rate extraction [Electronic resource] / F. Andreotti, M. Riedl, T. Himmelsbach, D. Wedekind, S. Zaunseder, N. Wessel, H. Malberg // *Computing in Cardiology 2013, Zaragoza, Spain, 22–25 September 2013*. – 2013. – P. 193-196. – Режим доступа: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6712444> (дата звернення 09.09.2021).

89. Andreotti, F. Robust fetal ECG extraction and detection from abdominal leads [Electronic resource] / F. Andreotti [et al.] // *Physiological Measurement*. – 2014. – Vol. 35, no. 8. – P. 1551–1567. – doi: <https://doi.org/10.1088/0967-3334/35/8/1551>.

90. Ravindrakumar, S. Fetal ECG extraction and enhancement in prenatal monitoring — Review and implementation issues [Electronic resource] / S. Ravindrakumar, K. Raja // *Computing (TISC), Chennai, India, 17–19 December 2010*. – 2010. – P. 16-20. – doi: <https://doi.org/10.1109/tisc.2010.5714599>.

91. Zarzoso, V. Noninvasive fetal electrocardiogram extraction: blind separation versus adaptive noise cancellation [Electronic resource] / V. Zarzoso, A. K. Nandi // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. – 2001. – Vol. 48, no. 1. – P. 12–18. – doi: <https://doi.org/10.1109/10.900244>.

92. Martinek, R. Comparative Effectiveness of ICA and PCA in Extraction of Fetal ECG From Abdominal Signals: Toward Non-invasive Fetal Monitoring [Electronic

resource] / R. Martinek, R. Kahankova, J. Jezewski, R. Jaros, J. Mohylova, M. Fajkus, J. Nedoma, P. Janku, H. Nazeran // *Frontiers in Physiology*. – 2018. – Vol. 9. – P. 648. – doi: <https://doi.org/10.3389/fphys.2018.00648>.

93. Sameni, R. A Deflation Procedure for Subspace Decomposition [Electronic resource] / R. Sameni, C. Jutten, M. Shamsollahi // *IEEE Transactions on Signal Processing*. – 2010. – Vol. 58, no. 4. – P. 2363–2374. – doi: <https://doi.org/10.1109/tsp.2009.2037353>.

94. Kharabian, S. Fetal R-wave detection from multichannel abdominal ECG recordings in low SNR [Electronic resource] / S. Kharabian, M. Shamsollahi, R. Sameni // *2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Minneapolis, MN, 3–6 September 2009*. – 2009. – P. 344-347. – doi: <https://doi.org/10.1109/iembs.2009.5333578>.

95. Martín-Clemente, R. Fast Technique for Noninvasive Fetal ECG Extraction [Electronic resource] / R. Martín-Clemente, J. Camargo-Olivares, S. Hornillo-Mellado, E. Mar, R. Isabel // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. – 2011. – Vol. 58, no. 2. – P. 227–230. – doi: <https://doi.org/10.1109/tbme.2010.2059703>.

96. Hyvärinen, A. Independent component analysis: algorithms and applications [Electronic resource] / A. Hyvärinen, E. Oja // *Neural Networks*. – 2000. – Vol. 13, no. 4-5. – P. 411–430. – doi: [https://doi.org/10.1016/s0893-6080\(00\)00026-5](https://doi.org/10.1016/s0893-6080(00)00026-5).

97. Langlois, D. An Introduction to Independent Component Analysis: InfoMax and FastICA algorithms [Electronic resource] / D. Langlois, S. Chartier, D. Gosselin // *Tutorials in Quantitative Methods for Psychology*. – 2010. – Vol. 6, no. 1. – P. 31–38. – doi: <https://doi.org/10.20982/tqmp.06.1.p031>.

98. Najafabadi, F. Fetal heart rate monitoring based on independent component analysis [Electronic resource] / F. Najafabadi, E. Zahedi, M. Mohd // *Computers in Biology and Medicine*. – 2006. – Vol. 36, no. 3. – P. 241–252. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2004.11.004>.

99. Barbati, G. Optimization of an independent component analysis approach for artifact identification and removal in magnetoencephalographic signals [Electronic resource] / G. Barbati, C. Porcaro, F. Zappasodi, P. Rossini, F. Tecchio // *Clinical Neurophysiology*. – 2004. – Vol. 115, no. 5. – P. 1220–1232. – doi:

<https://doi.org/10.1016/j.clinph.2003.12.015>.

100. Sameni, R. Multichannel Electrocardiogram Decomposition Using Periodic Component Analysis [Electronic resource] / R. Sameni, C. Jutten, M. Shamsollahi // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. – 2008. – Vol. 55, no. 8. – P. 1935–1940. – doi: <https://doi.org/10.1109/tbme.2008.919714>.

101. Ramli, D. Blind Source Separation (BSS) of Mixed Maternal and Fetal Electrocardiogram (ECG) Signal: A comparative Study [Electronic resource] / D. Ramli, Y. Shiong, N. Hassan // *Procedia Computer Science*. – 2020. – Vol. 176. – P. 582–591. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.08.060>.

102. Turnip, A. Comparison of ICA-Based JADE and SOBI Methods EOG Artifacts Removal [Electronic resource] / A. Turnip // *Journal of Medical and Bioengineering*. – 2015. – Vol. 4, no. 6. – P. 436–440. – doi: <https://doi.org/10.12720/jomb.4.6.436-440>.

103. Camargo-Olivares, J. The Maternal Abdominal ECG as Input to MICA in the Fetal ECG Extraction Problem [Electronic resource] / J. Camargo-Olivares, R. Martin-Clemente, S. Hornillo-Mellado, M. Elena, I. Roman // *IEEE Signal Processing Letters*. – 2011. – Vol. 18, no. 3. – P. 161–164. – doi: <https://doi.org/10.1109/lsp.2011.2104415>.

104. Sevim, Y. Performance evaluation of nonparametric ICA algorithm for fetal ECG extraction [Electronic resource] / Y. Sevim, A. Atasoy // *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*. – 2011. – Vol. 19, no. 4. – P. 657–666. – doi: <https://doi.org/10.3906/elk-0912-311>.

105. Agostinelli, A. Noninvasive Fetal Electrocardiography: An Overview of the Signal Electrophysiological Meaning, Recording Procedures, and Processing Techniques [Electronic resource] / A. Agostinelli, M. Grillo, A. Biagini, C. Giuliani, L. Burattini, S. Fioretti, F. Di Nardo, S. Giannubilo, A. Ciavattini, L. Burattini // *Annals of Noninvasive Electrocardiology*. – 2015. – Vol. 20, no. 4. – P. 303–313. – doi: <https://doi.org/10.1111/anec.12259>.

106. Andreotti, F. An open-source framework for stress-testing non-invasive foetal ECG extraction algorithms [Electronic resource] / F. Andreotti, J. Behar, S. Zaunseder, J. Oster, G. Clifford // *Physiological Measurement*. – 2016. – Vol. 37, no. 5. – P. 627–648. – doi: <https://doi.org/10.1088/0967-3334/37/5/627>.

107. De Lathauwer, L. Fetal electrocardiogram extraction by blind source subspace separation [Electronic resource] / L. De Lathauwer, B. De Moor, J. Vandewalle // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. – 2000. – Vol. 47, no. 5. – P. 567–572. – doi: <https://doi.org/10.1109/10.841326>.
108. Kahankova, R. Non-Adaptive Methods of Fetal ECG Signal Processing [Electronic resource] / R. Kahankova, R. Jaros, R. Martinek, J. Jezewski, H. Wen, M. Jezewski, A. Kawala-Janik // *Advances in Electrical and Electronic Engineering*. – 2017. – Vol. 15, no. 3. – P. 476–490. – doi: <https://doi.org/10.15598/aeec.v15i3.2196>.
109. Kadambe, S. Wavelet transform-based QRS complex detector [Electronic resource] / S. Kadambe, R. Murray, G. F. Boudreaux-Bartels // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. – 1999. – Vol. 46, no. 7. – P. 838–848. – doi: <https://doi.org/10.1109/10.771194>.
110. Almeida, R. Fetal QRS detection and heart rate estimation: a wavelet-based approach [Electronic resource] / R. Almeida, H. Goncalves, J. Bernardes, A. Rocha // *Physiological Measurement*. – 2014. – Vol. 35, no. 8. – P. 1723–1735. – doi: <https://doi.org/10.1088/0967-3334/35/8/1723>.
111. Kumar, P. CAD for the Detection of Fetal Electrocardiogram through Neuro-Fuzzy Logic and Wavelets Systems for Telemetry [Electronic resource] / P. Kumar, S. Kr Sharma, S. Prasad // *2016 Second International Conference on Computational Intelligence & Communication Technology (CICT), Ghaziabad, India, 12–13 February 2016*. – 2016. – Vol. 11, no. 4. – P. 2321–2326. – doi: <https://doi.org/10.1109/cict.2016.122>.
112. Clifford, D. Non-invasive fetal ECG analysis [Electronic resource] / G. Clifford, I. Silva, J. Behar, G. Moody // *Physiological Measurement*. – 2014. – Vol. 35, no. 8. – P. 1521–1536. – doi: <https://doi.org/10.1088/0967-3334/35/8/1521>.
113. Assaleh, K. A Novel Technique for the Extraction of Fetal ECG Using Polynomial Networks [Electronic resource] / K. Assaleh, H. Al-Nashash // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. – 2005. – Vol. 52, no. 6. – P. 1148–1152. – doi: <https://doi.org/10.1109/tbme.2005.844046>.
114. Jothi, S. Fetal Electrocardiogram Extraction Using Adaptive Neuro-fuzzy Inference Systems and Undecimated Wavelet Transform [Electronic resource] / S. Jothi, K.

Prabha // IETE Journal of Research. – 2012. – Vol. 58, no. 6. – P. 469–475. – doi: <https://doi.org/10.4103/0377-2063.106753>.

115. Martinek, R. Fetal ECG Preprocessing Using Wavelet Transform [Electronic resource] / R. Martinek, R. Kahankova, J. Nedoma, M. Fajkus, K. Cholevova // the 10th International Conference, Sydney, Australia, 8–10 January 2018. – New York, New York, USA, 2018. – P. 39–43. – doi: <https://doi.org/10.1145/3177457.3177503>.

116. Castillo, E. Efficient wavelet-based ECG processing for single-lead FHR extraction [Electronic resource] / E. Castillo, D. P. Morales, G. Botella, A. Garcia, L. Parrilla, A. J. Palma // Digital Signal Processing. – 2013. – Vol. 23, no. 6. – P. 1897–1909. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2013.07.010>.

117. Hassanpour, H. Fetal ECG Extraction Using Wavelet Transform [Electronic resource] / H. Hassanpour, A. Parsaei // 2006 International Conference on Computational Intelligence for Modelling Control and Automation and International Conference on Intelligent Agents Web Technologies and International Commerce (CIMCA'06), Sydney, NSW, 28 November – 1 December 2006. – 2006. – P. 179. – doi: <https://doi.org/10.1109/cimca.2006.98>.

118. Chouakri, S. Wavelet denoising of the electrocardiogram signal based on the corrupted noise estimation [Electronic resource] / S. Chouakri, F. Bereksi-Reguig, S. Ahmaldi, O. Fokapu // Computers in Cardiology 2005, Lyon, 25–28 September 2005. – 2005. – P. 1021–1024 – doi: <https://doi.org/10.1109/cic.2005.1588284>.

119. Sharma, L. ECG signal denoising using higher order statistics in Wavelet subbands [Electronic resource] / L. Sharma, S. Dandapat, A. Mahanta // Biomedical Signal Processing and Control. – 2010. – Vol. 5, no. 3. – P. 214–222. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2010.03.003>.

120. Wang, P. Soft computing and fuzzy logic [Electronic resource] / P. Wang, S. Tan // Soft Computing - A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications. – 1997. – Vol. 1, no. 1. – P. 35–41. – doi: <https://doi.org/10.1007/s005000050004>.

121. Nasiri, M. A new method for extraction of fetal electrocardiogram signal based on Adaptive Nero-Fuzzy Inference System [Electronic resource] / M. Nasiri, K. Faez, A. Nasrabadi // 2011 IEEE International Conference on Signal and Image Processing

Applications (ICSIPA), Kuala Lumpur, Malaysia, 16–18 November 2011. – 2011. – P. 456-461. – doi: <https://doi.org/10.1109/icsipa.2011.6144151>.

122. Sargolzaei, A. A new method for Foetal Electrocardiogram extraction using Adaptive Neuro-Fuzzy Interference System trained with PSO algorithm [Electronic resource] / A. Sargolzaei, K. Faez, S. Sargolzaei // 2011 IEEE International Conference on Electro/Information Technology (EIT 2011), Mankato, MN, USA, 15–17 May 2011. – 2011. – P. 1-5. – doi: <https://doi.org/10.1109/eit.2011.5978624>.

123. Priyadharsini, S. An efficient soft-computing technique for extraction of EEG signal from tainted EEG signal [Electronic resource] / S. Priyadharsini, S. Rajan // Applied Soft Computing. – 2012. – Vol. 12, no. 3. – P. 1131–1137. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2011.11.010>.

124. Rathod, S. Separation of FECG from complex ECG in fetal monitoring [Electronic resource] / S. Rathod, V. Bansod // 2016 Online International Conference on Green Engineering and Technologies (IC-GET), Coimbatore, India, 19 November 2016. – 2016. – P. 1-5. – doi: <https://doi.org/10.1109/get.2016.7916788>.

125. Swarnalath, R. Maternal ECG Cancellation in Abdominal Signal Using ANFIS and Wavelets [Electronic resource] / R. Swarnalath, D. V. Prasad // Journal of Applied Sciences. – 2010. – Vol. 10, no. 11. – P. 868–877. – doi: <https://doi.org/10.3923/jas.2010.868.877>.

126. Kumar, P. Detection of Fetal Electrocardiogram by Using Neuro-Fuzzy Systems for Telemetry [Electronic resource] / P. Kumar, S. Kumar, S. Prasad // INROADS-An International Journal of Jaipur National University. – 2016. – Vol. 5, no. 1s. – P. 63. – doi: <https://doi.org/10.5958/2277-4912.2016.00013.8>.

127. Behar, J. A Comparison of Single Channel Fetal ECG Extraction Methods [Electronic resource] / J. Behar, A. Johnson, G. D. Clifford, J. Oster // Annals of Biomedical Engineering. – 2014. – Vol. 42, no. 6. – P. 1340–1353. – doi: <https://doi.org/10.1007/s10439-014-0993-9>.

128. Jaros, R. Non-Adaptive Methods for Fetal ECG Signal Processing: A Review and Appraisal [Electronic resource] / R. Jaros, R. Martinek, R. Kahankova // Sensors. – 2018. – Vol. 18, no. 11. – Article No. 3648. – doi: <https://doi.org/10.3390/s18113648>.

129. Behar, J. Non-invasive FECG extraction from a set of abdominal sensors [Electronic resource] / J. Behar, J. Oster, G. D. Clifford // *Computing in Cardiology 2013*, Zaragoza, Spain, 22-25 September 2013. – 2013. – P. 297-300. – Режим доступа: <https://www.cinc.org/archives/2013/pdf/0297.pdf> (дата звернення: 10.10.2022).
130. Liu, G. An adaptive integrated algorithm for noninvasive fetal ECG separation and noise reduction based on ICA-EEMD-WS [Electronic resource] / G. Liu, Y. Luan // *Medical & Biological Engineering & Computing*. – 2015. – Vol. 53, no. 11. – P. 1113–1127. – doi: <https://doi.org/10.1007/s11517-015-1389-1>.
131. Jaros, R. Novel Hybrid Extraction Systems for Fetal Heart Rate Variability Monitoring Based on Non-Invasive Fetal Electrocardiogram [Electronic resource] / R. Jaros, R. Martinek, R. Kahankova, J. Koziorek // *IEEE Access*. – 2019. – Vol. 7. – P. 131758–131784. – doi: <https://doi.org/10.1109/access.2019.2933717>.
132. Bauer, A. Phase-rectified signal averaging detects quasi-periodicities in non-stationary data [Electronic resource] / A. Bauer, J. Kantelhardt, A. Bunde, P. Barthel, R. Schneider, M. Malik, G. Schmidt // *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. – 2006. – Vol. 364. – P. 423–434. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.physa.2005.08.080>.
133. Malik, M. Heart rate variability: Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use [Electronic resource] / M. Malik, T. Bigger, J. Camm, R. Kleiger, A. Malliani, A. Moss, P. Schwartz // *European Heart Journal*. – 1996. – Vol. 17, no. 3. – P. 354–381. – doi: <https://doi.org/10.1093/oxfordjournals.eurheartj.a014868>.
134. Haan, de J. Quantitative evaluation of fetal heart rate patterns [Electronic resource] / J. de Haan, J. H. van Bommel, L. A M Stolte, J. Janssens, T. Eskes, B. Versteeg, A. Veth // *European Journal of Obstetrics & Gynecology*. – 1971. – Vol. 1, no. 4. – P. 95–102. – doi: [https://doi.org/10.1016/0028-2243\(71\)90056-6](https://doi.org/10.1016/0028-2243(71)90056-6).
135. Yan, H. Invariant heart beat span versus variant heart beat intervals and its application to fetal ECG extraction [Electronic resource] / H. Yan, H. Liu, X. Huang, Y. Zhao, J. Si, T. Liu // *BioMedical Engineering OnLine*. – 2014. – Vol. 13, no. 1. – P. 163. – doi: <https://doi.org/10.1186/1475-925x-13-163>.
136. Jeiewski J. Fetal monitoring with automated analysis of cardiocogram: the Kompor system [Electronic resource] / J. Jeiewski, J. Wrobel // *15th Annual International*

Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, San Diego, CA, 31-31 October 1993. – 1993. – P. 638-639. – doi: <https://doi.org/10.1109/iembs.1993.978729>.

137. Sanhita, M. Wearable Fetal Ecg Home Monitoring System [Electronic resource] / M. Sanhita, R. Manjula // International Journal of Recent Technology and Engineering. – 2020. – Vol. 8, no. 5. – P. 4807–4811. – doi: <https://doi.org/10.35940/ijrte.e6868.018520>.

138. Wrobel, J. Medical Cyber-Physical System for Home Telecare of High-Risk Pregnancy: Design Challenges and Requirements [Electronic resource] / J. Wrobel, J. Jezewski, K. Horoba, A. Pawlak, R. Czabanski, M. Jezewski, P. Porwik // Journal of Medical Imaging and Health Informatics. – 2015. – Vol. 5, no. 6. – P. 1295–1301. – doi: <https://doi.org/10.1166/jmihi.2015.1532>.

139. Jezewski, M. Analysis of extracted cardiocographic signal features to improve automated prediction of fetal outcome [Electronic resource] / M. Jezewski, R. Czabanski, J. Wrobel, K. Horoba // Journal of Applied Biomedicine. – 2010. – Vol. 30, no. 4. – P. 29-47. – Режим доступа: <https://yadda.icm.edu.pl/baztech/element/bwmeta1.element.baztech-article-BPZ1-0065-0013> (дата звернення: 11.12.2019).

140. Jezewski, J. Is Abdominal Fetal Electrocardiography an Alternative to Doppler Ultrasound for FHR Variability Evaluation? [Electronic resource] / J. Jezewski, J. Wrobel, A. Matonia, K. Horoba, R. Martinek, T. Kupka, M. Jezewski // Frontiers in Physiology. – 2017. – Vol. 8. – Article No. 305 – doi: <https://doi.org/10.3389/fphys.2017.00305>.

141. Durosier, L. Sampling rate of heart rate variability impacts the ability to detect acidemia in ovine fetuses near-term [Electronic resource] / L. Durosier // Frontiers in Pediatrics. – 2014. – Vol. 2. – Article No. 38. – doi: <https://doi.org/10.3389/fped.2014.00038>.

142. Chudáček, V. Open access intrapartum CTG database [Electronic resource] / V. Chudáček, J. Spilka, M. Burša, P. Janků, L. Hruban, M. Huptych, L. Lhotská // BMC Pregnancy and Childbirth. – 2014. – Vol. 14, no. 1. – Article No. 16. – doi: <https://doi.org/10.1186/1471-2393-14-16>.

143. Jamshidian-Tehrani F. Temporally Nonstationary Component Analysis; Application to Noninvasive Fetal Electrocardiogram Extraction [Electronic resource] /

Fahimeh Jamshidian-Tehrani, Reza Sameni, Christian Jutten // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. – 2020. – Vol. 67, no. 5. – P. 1377–1386. – doi: <https://doi.org/10.1109/tbme.2019.2936943>.

144. Manea, I. Fetal ECG Signal Processing for Fetal Monitoring Based on BSS and EMD [Electronic resource] / I. Manea, D. Țarălungă // *2023 IEEE 47th Annual Computers, Software, and Applications Conference (COMPSAC)*, Torino, Italy, 26–30 June 2023. – 2023. – P. 532-538. – doi: <https://doi.org/10.1109/compsac57700.2023.00077>.

145. Ravisankar, K. GSM Based Heart Rhythm Monitoring System Using ECG [Electronic resource] / K. Ravisankar, K. Dinesh, M. Satich, B. Varaprasad, K. Vedaprakash // *Journal of Digital Integrated Circuits in Electrical Devices*. – 2023. – Vol. 8, no. 2. – P. 26–32. – doi: <https://doi.org/10.46610/jdiced.2023.v08i02.004>.

146. Behar, J. A practical guide to non-invasive foetal electrocardiogram extraction and analysis [Electronic resource] / J. Behar, F. Andreotti, S. Zaunseder, J. Oster, G. Clifford // *Physiological Measurement*. – 2016. – Vol. 37, no. 5. – Article No. R1–R35. – doi: <https://doi.org/10.1088/0967-3334/37/5/r1>.

147. Marcantoni, I. T-Wave Alternans Identification in Direct Fetal Electrocardiography [Electronic resource] / I. Marcantoni, M. Vagni, A. Agostinelli, A. Sbröllini, M. Morettini, L. Burattini, F. Nardo, S. Fioretti, L. Burattini // *2017 Computing in Cardiology Conference*. – 2017. – P. 1-4. – doi: <https://doi.org/10.22489/cinc.2017.219-085>.

148. Zhao, H. Fetal Cardiac Repolarization Abnormalities [Electronic resource] / H. Zhao, J. F. Strasburger, B. F. Cuneo, R. T. Wakai // *The American Journal of Cardiology*. – 2006. – Vol. 98, no. 4. – P. 491–496. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.amjcard.2006.03.026>.

149. Su, L. Use of Fetal Electrocardiogram for Intrapartum Monitoring [Electronic resource] / L. Su, Y. Chong, A. Biswas // *Annals of the Academy of Medicine, Singapore*. – 2007. – Vol. 36, no. 6. – P. 416–420. – doi: <https://doi.org/10.47102/annals-acadmedsg.v36n6p416>.

150. Okada, D. Neonatal scalp abscess and fetal monitoring: Factors associated with infection [Electronic resource] / D. M. Okada, A. W. Chow, V. T. Bruce // *American Journal of Obstetrics and Gynecology*. – 1977. – Vol. 129, no. 2. – P. 185–189. – doi:

[https://doi.org/10.1016/0002-9378\(77\)90742-6](https://doi.org/10.1016/0002-9378(77)90742-6).

151. Westerhuis, M., E. Cardiotocography Plus ST Analysis of Fetal Electrocardiogram Compared With Cardiotocography Only for Intrapartum Monitoring [Electronic resource] / M. E. Westerhuis, G. H. Visser, K. G. Moons, E. van Beek, M. J. Benders, S. M. Bijvoet, H. J. van Dessel, A. P. Drogdrop, H. P. van Geijn, G. C. Graziosi, F. Groenendaal, J. M. van Lith, J. G. Nijhuis, S. G. Oei, H. P. Oosterbaan, M. M. Porath, R. J. Rijnders, N. W. Schuitemaker, L. M. Sopacua, Tweel I. van der, L. D. Wijnberger, C. Willekes, N. P. Zuithoff, B. W. Mol, A. Kwee // *Obstetrics & Gynecology*. – 2010. – Vol. 115, no. 6. – P. 1173–1180. – doi: <https://doi.org/10.1097/aog.0b013e3181dffd6>.

152. Neilson, J., P. Fetal electrocardiogram (ECG) for fetal monitoring during labour [Electronic resource] / James P. Neilson // *Cochrane Database of Systematic Reviews*. – 2015. – no. 12. – Article. No. CD000116. – doi: <https://doi.org/10.1002/14651858.cd000116.pub5>.

153. Salmelin, A. Fetal monitoring with computerized ST analysis during labor: a systematic review and meta-analysis [Electronic resource] / A. Salmelin, I. Wiklund, R. Bottinga, B. Brorsson, G. Ekman-Ordeberg, E. E. Grimfors, U. Hanson, M. Blom, E. Persson // *Acta Obstetrica et Gynecologica Scandinavica*. – 2012. – Vol. 92, no. 1. – P. 28–39. – doi: <https://doi.org/10.1111/aogs.12009>.

154. Niknazar, M. Fetal ECG Extraction by Extended State Kalman Filtering Based on Single-Channel Recordings [Electronic resource] / M. Niknazar, B. Rivet, C. Jutten // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. – 2013. – Vol. 60, no. 5. – P. 1345–1352. – doi: <https://doi.org/10.1109/tbme.2012.2234456>.

155. Behar, J. A Bayesian filtering framework for accurate extracting of the non-invasive FECG morphology [Electronic resource] / J. Behar, F. Andreotti, J. Oster, G. Clifford // *Computing in Cardiology 2014, Cambridge, MA, USA, 07-10 September 2014*. – 2014. – P. 53-56. – Режим доступа: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7042977> (дата звернення: 24.01.2020).

156. Behar, J. Noninvasive fetal electrocardiography for the detection of fetal arrhythmias [Electronic resource] / J. Behar, L. Bonnemains, V. Shulgin, J. Oster, O. Ostras, I. Lakhno // *Prenatal Diagnosis*. – 2019. – Vol. 39, no. 3. – P. 178–187. – doi:

<https://doi.org/10.1002/pd.5412>.

157. Lakhno, I. The use of non-invasive fetal electrocardiography in diagnosing second-degree fetal atrioventricular block [Electronic resource] / I. Lakhno, J. Behar, J. Oster, V. Shulgin, O. Ostras, F. Andreotti // *Maternal Health, Neonatology and Perinatology*. – 2017. – Vol. 3, no. 1. – Article No. 53. – doi: <https://doi.org/10.1186/s40748-017-0053-1>.

158. Kwak, C. ST segment [Electronic resource] / C. Kwak // *International Journal of Arrhythmia*. – 2017. – Vol. 18, no. 2. – P. 108–112. – doi: <https://doi.org/10.18501/arrhythmia.2017.017>.

159. Bae, T. ECG PQRST complex detector and heart rate variability analysis using temporal characteristics of fiducial points [Electronic resource] / T. Bae, K. Kwon // *Biomedical Signal Processing and Control*. – 2021. – Vol. 66. – Article No. 102291. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2020.102291>.

160. Chouhan, V. Threshold-based Detection of P and T-wave in ECG using New Feature Signal [Electronic resource] / V. Chouhan, S. Mehta // *International Journal of Computer Science and Network Security*. – 2008. – Vol. 8, no. 2. – P. 144-153. – Режим доступа: http://paper.ijcsns.org/07_book/200802/20080220.pdf (дата звернення: 10.09.2019) (2008). V. V.S. Chouhan, S.S. Mehta, Threshold-based detection of P and T-wave in ECG using new feature signal, *Int. J. Comput. Sci. Netw. Secur.* 8 (2) (2008) 144–153.

161. Elgendi, M. A Proof-of-Concept Study: Simple and Effective Detection of P and T Waves in Arrhythmic ECG Signals [Electronic resource] / M. Elgendi, M. Meo, D. Abbott // *Bioengineering*. – 2016. – Vol. 3, no. 4. – Article No. 26. – doi: <https://doi.org/10.3390/bioengineering3040026>.

162. Messaoud, M. Analysis and parameter extraction of P wave using correlation method [Electronic resource] / M. Messaoud, B. Khelil, A. Kachouri // *International Arab Journal of Information Technology*. – 2009. – Vol. 6, no. 1. – P. 40-46. – Режим доступа: <https://www.iajit.org/portal/PDF/vol.6,no.1/244.pdf> (дата звернення: 20.10.2019).

163. Leutheuser, H. Instantaneous P- and T-wave detection: Assessment of three ECG fiducial points detection algorithms [Electronic resource] / H. Leutheuser, S. Gradl, L.

Anneken, M. Arnold, N. Lang, S. Achenbach, B. M. Eskofier // 2016 IEEE 13th International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN), San Francisco, CA, USA, 14–17 June 2016. – 2016. – P. 329–334. – doi: <https://doi.org/10.1109/bsn.2016.7516283>.

164. Yochum, M. Automatic detection of P, QRS and T patterns in 12 leads ECG signal based on CWT [Electronic resource] / M. Yochum, C. Renaud, S. Jacquir // Biomedical Signal Processing and Control. – 2016. – Vol. 25. – P. 46–52. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2015.10.011>.

165. Mazomenos, E. A Low-Complexity ECG Feature Extraction Algorithm for Mobile Healthcare Applications [Electronic resource] / E. Mazomenos, D. Biswas, A. Acharyya, T. Chen, K. Maharatna, J. Rosengarten, J. Morgan, N. Curzen // IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics. – 2013. – Vol. 17, no. 2. – P. 459–469. – doi: <https://doi.org/10.1109/titb.2012.2231312>.

166. Akhbari, M. ECG segmentation and fiducial point extraction using multi hidden Markov model [Electronic resource] / M. Akhbari, M.B. Shamsollahi, O. Sayadi, A.A. Armoundas, C. Jutten // Computers in Biology and Medicine. – 2016. – Vol. 79. – P. 21–29. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.compbimed.2016.09.004>.

167. Bae, T. Electrocardiogram Fiducial Point Detector Using a Bilateral Filter and Symmetrical Point-Filter Structure [Electronic resource] / T. Bae, K. Kwon, K. Kim // International Journal of Environmental Research and Public Health. – 2021. – Vol. 18, no. 20. – Article No. 10792. – doi: <https://doi.org/10.3390/ijerph182010792>.

168. Disabled World. Hypertension: Information, Facts and Statistics [Электронный ресурс] / Disabled World // Disabled World. – Режим доступа: <http://www.disabled-world.com/health/cardiovascular/hypertension> (дата звернения: 02.03.2023).

169. Arima, H. Mortality patterns in hypertension [Text] / H. Arima, F. Barzi, J. Chalmers // Journal of Hypertension. – 2011. – Vol. 29, no. 1. – P. 3–7. – doi: <https://doi.org/10.1097/01.hjh.0000410246.59221.b1>.

170. Noncommunicable diseases: Risk factors [Электронный ресурс] // World Health Organization (WHO). – Режим доступа:

http://www.who.int/gho/ncd/risk_factors/en/ (дата звернення: 20.09.2020).

171. WHO. A global brief on Hypertension, Silent killer, global public health crisis [Electronic resource] // World Health Organization (WHO). – 2013. – Режим доступу: <https://apps.who.int/iris/rest/bitstreams/195800/retrieve> (дата звернення: 20.03.2023).

172. Viera, A. Screening for Hypertension and Lowering Blood Pressure for Prevention of Cardiovascular Disease Events [Text] / A. Viera // The Medical Clinics of North America. – 2017. – Vol. 101, no. 4. – P. 701-712. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.mcna.2017.03.003>.

173. Whelton, P. ACC/AHA/AAPA/ABC/ACPM/AGS/APhA/ASH/ASPC/NMA/PCNA Guideline for the Prevention, Detection, Evaluation, and Management of High Blood Pressure in Adults: A Report of the American College of Cardiology/American Heart Association Task Force on Clinical Practice Guidelines [Text] / P. Whelton, R. Carey, W. Aronow, D. Casey Jr, K. Collins, C. Himmelfarb, S. DePalma, S. Gidding, K. Jamerson, D. Jones, E. MacLaughlin, P. Muntner, B. Ovbiagele, S. Smith Jr, C. Spencer, R. Stafford, S. Taler, R. Thomas, K. Williams Sr, J. Williamson, J. Wright Jr // Hypertension. – 2017. – Vol. 71, no. 6. – P. 13-115. – doi: <https://doi.org/10.1161/HYP.0000000000000065>.

174. Siu, A. Screening for high blood pressure in adults: U.S. Preventive Services Task Force recommendation statement [Text] / A. Siu // Annals of Internal Medicine. – 2015. – Vol. 163, iss. 10. – P. 778-786. – doi: <https://doi.org/10.7326/m15-2223>.

175. Bakris, G. ACC/AHA versus ESC/ESH on hypertension guidelines: JACC guideline comparison [Text] / G. Bakris, W. Ali, G. Parati // Journal of the American College of Cardiology. – 2019. – Vol. 73, iss. 23. – P. 3018-3026. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.jacc.2019.03.507>.

176. Lam, S. Intraoperative Invasive Blood Pressure Monitoring and the Potential Pitfalls of Invasively Measured Systolic Blood Pressure [Text] / S. Lam, H. Liu, Z. Jian, J. Settels, C. Bohringer // Cureus Journal of Medical Science. – 2021. – Vol. 13. – Article No. e17610. – doi: <https://doi.org/10.7759/cureus.17610>.

177. Geddes, L. Characterization of the oscillometric method for measuring indirect blood pressure [Text] / L. Geddes, M. Voelz, C. Combs // Annals of Biomedical Engineering. – 1982. – Vol. 10, iss. 6. – P. 271-280. – doi:

<https://doi.org/10.1007/BF02367308>.

178. Geddes, L. Introduction of the auscultatory method of measuring blood pressure—including a translation of Korotkoff’s original paper [Text] / L. Geddes, H. Hoff, A. Badger // Cardiovascular research center bulletin. – 1966. – Vol. 5, iss. 2. – P. 57-74. – PMID: 5341624. – Режим доступа: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/5341624/> (дата звернення: 30.01.2023).

179. George, J. Home blood pressure monitoring [Text] / J. George, T. MacDonald // European Cardiology Review. – 2015. – Vol. 10, iss. 2. – P. 95-100. – doi: <https://doi.org/10.15420/scr.2015.10.2.95>

180. Campbell, N. Accurate, reproducible measurement of blood pressure [Text] / N. Campbell, A. Chockalingam, J. Fodor, D. McKay // Canadian Medical Association Journal. – 1990. – Vol. 143, iss. 1. – P. 19-22. – PMID: 2192791. – Режим доступа: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC1452062/> (дата звернення: 30.01.2023).

181. More, W. Influence of the cuff deflation mode on oscillometric blood pressure measurements [Text] / W. More, K. Barbé // In Proceedings of the IEEE international workshop. – Bari, Italy, 30-31 May 2011. – P. 652-656. – doi: <https://doi.org/10.1109/MeMeA.2011.5966650>

182. Thomas, S. BioWatch: a noninvasive wrist-based blood pressure monitor that incorporates training techniques for posture and subject variability [Text] / S. Thomas, V. Nathan, C. Zong // IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics. – 2014. – Vol. 20, iss. 5. – P. 1291-1300. – doi: <https://doi.org/10.1109/JBHI.2015.2458779>

183. Miyauchi, Y. Basic Experiment of Blood-pressure Measurement which Uses FBG Sensors [Text] / Y. Miyauchi, S. Koyama, H. Ishizawa // In Proceedings of the Instrumentation and measurement technology conference. – Minneapolis, MN, USA, 6-9 May 2013. – P. 1767-1770. – doi: <https://doi.org/10.1109/I2MTC.2013.6555718>

184. Katsuragawa, Y. Non-invasive blood pressure measurement by pulse wave analysis using FBG sensor [Text] / Y. Katsuragawa, H. Ishizawa // In Proceedings of the Instrumentation and measurement technology conference. – Pisa, Italy, 11-14 May 2015. – P. 511-515. – doi: <https://doi.org/10.1109/I2MTC.2015.7151320>

185. Ding, X. Continuous Blood Pressure Measurement From Invasive to

Unobtrusive: Celebration of 200th Birth Anniversary of Carl Ludwig [Electronic resource] / Xiao-Rong Ding, Ni Zhao, Guang-Zhong Yang, Roderic I. Pettigrew, Benny Lo, Fen Miao, Ye Li, Jing Liu, Yuan-Ting Zhang // IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics. – 2016. – Vol. 20, no. 6. – P. 1455–1465. – doi: <https://doi.org/10.1109/jbhi.2016.2620995>.

186. Nye, E. The Effect Of Blood Pressure Alteration On The Pulse Wave Velocity [Electronic resource] / E. Nye // Heart. – 1964. – Vol. 26, no. 2. – P. 261–265. doi: <https://doi.org/10.1136/hrt.26.2.261>.

187. Gribbin, B. Pulse Wave Velocity as a Measure of Blood Pressure Change [Electronic resource] / B. Gribbin, A. Steptoe, P. Sleight // Psychophysiology. – 1976. – Vol. 13, no. 1. – P. 86–90. – doi: <https://doi.org/10.1111/j.1469-8986.1976.tb03344.x>.

188. Teng, X., F. Continuous and noninvasive estimation of arterial blood pressure using a photoplethysmographic approach [Electronic resource] / X. F. Teng, Y. T. Zhang // 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Cancun, Mexico. – 2003. – Vol. 4. – P. 3153-3156. – doi: <https://doi.org/10.1109/iembs.2003.1280811>.

189. Sharma, M. Cuff-Less and Continuous Blood Pressure Monitoring: A Methodological Review [Electronic resource] / M. Sharma, K. Barbosa, V. Ho, D. Griggs, T. Ghirmai, S. K. Krishnan, T. Hsiai , J. Chiao, H. Cao // Technologies. – 2017. – Vol. 5, no. 2. – Article No. 21. – doi: <https://doi.org/10.3390/technologies5020021>.

190. Ding, X. Continuous Blood Pressure Measurement From Invasive to Unobtrusive: Celebration of 200th Birth Anniversary of Carl Ludwig [Electronic resource] / Xiao-Rong Ding [et al.] // IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics. – 2016. – Vol. 20, no. 6. – P. 1455–1465. – doi: <https://doi.org/10.1109/jbhi.2016.2620995>.

191. Bramwell, J. The velocity of pulse wave in man [Electronic resource] / J. Bramwell, A. Hill // Proceedings of the Royal Society of London. Series B, Containing Papers of a Biological Character. – 1922. – Vol. 93, no. 652. – P. 298–306. – doi: <https://doi.org/10.1098/rspb.1922.0022>.

192. Long, H. Development of Continuous Blood Pressure Measurement System Using Photoplethysmograph and Pulse Transit Time [Electronic resource] / H. Long, K. Gan // International Journal on Robotics, Automation and Sciences. – 2021. – Vol. 3. – P.

8–12. – doi: <https://doi.org/10.33093/ijoras.2021.3.2>.

193. Ganti, V. Wearable Cuff-less Blood Pressure Estimation at Home via Pulse Transit Time [Electronic resource] / V. Ganti, A. Carek, B. Nevius, J. Heller, M. Etemadi, O. Inan // *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*. – 2020. – Article No. 1. – doi: <https://doi.org/10.1109/jbhi.2020.3021532>.

194. Jadooei, A. Adaptive algorithm for continuous monitoring of blood pressure using a pulse transit time [Electronic resource] / A. Jadooei, O. Zaderykhin, V. Shulgin // *2013 IEEE XXXIII International Scientific Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO 2013)*, Kiev, 16–19 April 2013. – 2013. – P. 297-301. – doi: <https://doi.org/10.1109/elnano.2013.6552042>.

195. Antonchyk, O. Algorithm of cuffless blood pressure estimation based on maximum likelihood method [Electronic resource] / O. Antonchyk, A. Jadooei, V. Shulgin // *Klinical Informatics and Telemedicine*. – 2015. – Vol. 11, no. 12. – P. 63–68. – doi: <https://doi.org/10.31071/kit2015.12.09>.

196. Antonchyk, O. Arterial Blood Pressure Evaluation Based On Joint Processing Of The Vital Signs Parameters [Electronic resource] / O. Antonchyk, K. Nasedkin, V. Sharonov // *Telecommunications and Radio Engineering*. – 2016. – Vol. 75, no. 18. – P. 1679–1693. – doi: <https://doi.org/10.1615/telecomradeng.v75.i18.70>.

197. Yan, Y. A Novel Calibration Method for Noninvasive Blood Pressure Measurement Using Pulse Transit Time [Electronic resource] / Y. Yan, Y. Zhang // *2007 4th IEEE/EMBS International Summer School and Symposium on Medical Devices and Biosensors*, Cambridge, UK, 19–22 August 2007. – 2007. – P. 22-24. – doi: <https://doi.org/10.1109/issmdbs.2007.4338283>.

198. Rundo, F. Advanced Bio-Inspired System for Noninvasive Cuff-Less Blood Pressure Estimation from Physiological Signal Analysis [Electronic resource] / F. Rundo, A. Ortis, S. Battiato, S. Conoci // *Computation*. – 2018. – Vol. 6, no. 3. – Article No. 46. – doi: <https://doi.org/10.3390/computation6030046>.

199. Liu, Zeng-Ding. Cuffless Blood Pressure Estimation Using Pressure Pulse Wave Signals [Electronic resource] / Zeng-Ding Liu, Ji-Kui Liu, Bo Wen, Qing-Yun He, Ye Li, Fen Miao // *Sensors*. – 2018. – Vol. 18, no. 12. – Article No. 4227. – doi:

<https://doi.org/10.3390/s18124227>.

200. Zhang, Q. Cuff-less blood pressure measurement using pulse arrival time and a Kalman filter [Electronic resource] / Q. Zhang, X. Chen, F. Zhen, S. Xia // *Journal of Micromechanics and Microengineering*. – 2017. – Vol. 27, no. 2. – Article No. 024002. – Mode of access: <https://doi.org/10.1088/1361-6439/27/2/024002>.

201. Ahlstrom, C. Noninvasive investigation of blood pressure changes using the pulse wave transit time: a novel approach in the monitoring of hemodialysis patients [Text] / C. Ahlstrom, A. Johansson, F. Uhlin // *Journal of Artificial Organs*. – 2005. – Vol. 8, iss. 3. – P. 192-197. – doi: <https://doi.org/10.1007/s10047-005-0301-4>

202. Sharwood-Smith, G. Assessment of pulse transit time to indicate cardiovascular changes during obstetric spinal anaesthesia [Text] / G. Sharwood-Smith, J. Bruce, G. Drummond // *British Journal of Anaesthesia*. – 2005. – Vol. 96, iss. 1. – P. 100-105. – doi: <https://doi.org/10.1093/bja/aei266>

203. Cattivelli, F. Noninvasive Cuffless Estimation of Blood Pressure from Pulse Arrival Time and Heart Rate with Adaptive Calibration [Text] / F. Cattivelli, H. Garudadri // *In Proceedings of the IEEE BSN Sixth international workshop*. – Berkeley, CA, USA, 03–05 June 2009. – P. 114-119. – doi: <https://doi.org/10.1109/BSN.2009.35>

204. He, X. Secondary peak detection of PPG signal for continuous cuffless arterial blood pressure measurement [Text] / X. He, R. Goubran, X. Liu // *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. – 2014. – Vol. 63, iss. 6. – P. 1431-1439. – doi: <https://doi.org/10.1109/TIM.2014.2299524>

205. Ahmad, S. Electrocardiogram-assisted blood pressure estimation [Text] / S. Ahmad, S. Chen, K. Soueidan // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. – 2012. – Vol. 59, iss. 3. – P. 608-618. – doi: <https://doi.org/10.1109/TBME.2011.2180019>

206. Wang, R. Cuff-Free Blood Pressure Estimation Using Pulse Transit Time and Heart Rate [Text] / R. Wang, W. Jia, Z. Mao // *In Proceedings of the 12th international conference on signal processing*. – Hangzhou, China, 19–23 October 2014. – P. 115-118. – doi: <https://doi.org/10.1109/ICOSP.2014.7014980>

207. Tanveer, S. Cuffless blood pressure estimation from electrocardiogram and photoplethysmogram using waveformbased ANN-LSTM network [Text] / S. Tanveer, K.

Hasan // *Biomedical Signal Processing and Control*. – 2019. – Vol. 51. – P. 382-392. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2019.02.028>

208. Kumar, S. Estimation of Blood Pressure by Using Electrocardiogram (ECG) and Photo-Plethysmogram (PPG) [Text] / S. Kumar, S. Ayub // In Proceedings of the 5th international conference on communication systems and network technologies. – Gwalior, India, 4–6 April 2015. – P. 521-524. – doi: <https://doi.org/10.1109/CSNT.2015.99>

209. Yan, Y. A Novel Calibration Method for Noninvasive Blood Pressure Measurement Using Pulse Transit Time [Text] / Y. Yan, Y. Zhang // In Proceedings of the 4th IEEE-EMBS International Summer School and Symposium on Medical Devices and Biosensors St Catharine's College. – Cambridge, UK, 19-22 August 2007. – P. 22-24. – doi: <https://doi.org/10.1109/ISSMDBS.2007.4338283>

210. Rundo, F. Advanced Bio-Inspired System for Noninvasive Cuff-Less Blood Pressure Estimation from Physiological Signal Analysis [Text] / F. Rundo, A. Ortis, S. Battiato, S. Conoci // *Computation*. – 2018. – Vol. 6, iss. 3. – Article No. 46. – doi: <https://doi.org/10.3390/computation6030046>

211. Liu, Z. Cuffless Blood Pressure Estimation Using Pressure Pulse Wave Signals [Text] / Z. Liu, J. Liu, B. Wen, Q. He, Y. Li, F. Miao // *Sensors*. – 2018. – Vol. 18, iss. 12. – Article No. 4227. – doi: <https://doi.org/10.3390/s18124227>

212. Rong, M. A multi-type features fusion neural network for blood pressure prediction based on photoplethysmography [Text] / M. Rong, K. Li // *Biomedical Signal Processing and Control*. – 2021. – Vol. 68. – Article No. 102772. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2021.102772>

213. Kachuee, M. Cuff-Less Blood Pressure Estimation Algorithms for Continuous Health-Care Monitoring [Text] / M. Kachuee, M. Kiani, H. Mohammadzade, M. Shabany // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. – 2017. – Vol. 64. – P. 859-869. – doi: <https://doi.org/10.1109/TBME.2016.2580904>

214. Gaurav, A. Cuff-less PPG based continuous blood pressure monitoring: a smartphone based approach [Text] / A. Gaurav, M. Maheedhar, V. Tiwari, R. Narayanan // In Proceedings of the 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. – 16-20 August 2016, Orlando, FL, USA. – P. 607-610. –

doi: <https://doi.org/10.1109/EMBC.2016.7590775>

215. Zhang, Q. Cuff-less blood pressure measurement using pulse arrival time and Kalman filter [Text] / Q. Zhang, X. Chen, F. Zhen, S. Xia // Journal of Micromechanics and Microengineering. – 2017. – Vol. 27, iss. 2. – Article No. 024002. – doi: <https://doi.org/10.1088/1361-6439/27/2/024002>

216. Simjanoska, M. Non-invasive blood pressure estimation from ECG using machine learning techniques [Text] / M. Simjanoska, M. Gjoreski, M. Gams // Sensors. – 2018. – Vol. 18, iss. 4. – Article No. 1160. – doi: <https://doi.org/10.3390/s18041160>

217. Foo, J. Evaluation of blood pressure changes using vascular transit time [Text] / J. Foo, C. Lim, P. Wang // Physiological Measurement. – 2006. – Vol. 27, iss. 8. – P. 685-694. – doi: <https://doi.org/10.1088/0967-3334/27/8/003>

218. Peng, R. Cuffless and continuous blood pressure estimation from the heart sound signals [Text] / R. Peng, W. Yan, N. Zhang // Sensors. – 2015. – Vol. 15, iss. 9. – P. 23653-23666, – doi: <https://doi.org/10.3390/s150923653>

219. Chandrasekaran, V. Cuffless differential blood pressure estimation using smart phones [Text] / V. Chandrasekaran, R. Dantu, S. Jonnada // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. – 2013. – Vol. 60, iss. 4. – P. 1080-1089. – doi: <https://doi.org/10.1109/TBME.2012.2211078>

220. Shukla, S. Noninvasive cuffless blood pressure measurement by vascular transit time [Text] / S. Shukla, K. Kakwani, A. Patra // In Proceedings of the 28th international conference on VLSI Design. – Bangalore, India, January 2015. – P. 535-540. – doi: <https://doi.org/10.1109/VLSID.2015.96>

221. Wu, C. A new estimate technology of non-invasive continuous blood pressure measurement based on electrocardiograph [Text] / C. Wu, C. Chuang, Y. Chen // Advances in Mechanical Engineering. – 2016. – Vol. 8, iss. 6. – P. 1-8. – doi: <https://doi.org/10.1177/1687814016653689>

222. Hazra, S. Emotion recognition of human speech using deep learning method and MFCC features [Text] / S. Hazra, R. Ema, S. Galib, S. Kabir, N. Adnan // Radioelectronic and computer systems. – 2022. – Vol. 4. – P. 161-172. – doi: <https://doi.org/10.32620/reks.2022.4.13>

223. Martínez-Sellés, M. Current and Future Use of Artificial Intelligence in Electrocardiography [Text] / M. Martínez-Sellés, M. Marina-Breyse // Journal of Cardiovascular Development and Disease. – 2023. – Vol. 10, iss. 4. – Article No. 175. – doi: <https://doi.org/10.3390/jcdd10040175>
224. Moskalenko, V. Neural network based image classifier resilient to destructive perturbation influences – architecture and training method [Text] / V. Moskalenko, A. Moskalenko // Radioelectronic and computer systems. – 2022. – Vol. 3. – P. 95-109. – doi: <https://doi.org/10.32620/reks.2022.3.07>
225. Krivtsov, S. Predictive model of COVID-19 epidemic process based on neural network [Text] / S. Krivtsov, I. Meniailov, K. Bazilevych, D. Chumachenko // Radioelectronic and computer systems. – 2022. – Vol. 4. – P. 7-18. – doi: <https://doi.org/10.32620/reks.2022.4.01>
226. Malte, S. Developing Feedforward Neural Networks as Benchmark for Load Forecasting: Methodology Presentation and Application to Hospital Heat Load Forecasting [Text] / S. Malte, A. Hagemeyer // Energies. – 2023. – Vol. 16, iss. 4. – Article No. 2026. – doi: <https://doi.org/10.3390/en16042026>
227. Huynh, T. Noninvasive cuffless blood pressure estimation using pulse transit time and impedance plethysmography [Text] / T. Huynh, R. Jafari, W. Chung // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. – 2019. – Vol. 66. – P. 967-976. – doi: <https://doi.org/10.1109/tbme.2018.2865751>
228. Ding, X. Continuous cuffless blood pressure estimation using pulse transit time and photoplethysmogram intensity ratio [Text] / X. Ding, Y. Zhang, J. Liu, W. Dai, H. Tsang // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. – 2016. – Vol. 66, iss. 4. – P. 964-972. – doi: <https://doi.org/10.1109/TBME.2015.2480679>
229. Lin, W. New photoplethysmogram indicators for improving cuffless and continuous blood pressure estimation accuracy [Text] / W. Lin // Physiological Measurement. – 2018. – Vol. 39, iss. 2. – Article No. 025005. – doi: <https://doi.org/10.1088/1361-6579/aaa454>
230. Al-Abed, M. Estimation of cerebral blood flow velocity during breath-hold challenge using artificial neural networks [Text] / M. Al-Abed, A. Al-Bashir, A. Al-

Rawashdeh, R. Alex, R. Zhang, D. Watenpaugh, K. Behbehani // *Computers in Biology and Medicine*. – 2019. – Vol. 115. – Article No. 103508. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.compbimed.2019.103508>

231. Soh, D. Automated diagnostic tool for hypertension using convolutional neural network [Text] / D. Soh, E. Ng, V. Jahmunah, S. Oh, R. Tan, U. Acharya // *Computers in Biology and Medicine*. – 2020. – Vol. 126. – Article No. 103999. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.compbimed.2020.103999>

232. Wu, C. A new estimate technology of non-invasive continuous blood pressure measurement based on electrocardiograph [Text] / C. Wu, C. Chuang, Y. Chen, S. Chen // *Advances in Mechanical Engineering*. – 2016. – Vol. 8, iss. 6. – doi: <https://doi.org/10.1177/1687814016653689>

233. Esmaelpoor, J. Cuffless blood pressure estimation methods: Physiological model parameters versus machine-learned features [Text] / J. Esmaelpoor, M. Moradi, A. Kadkhodamohammadi // *Physiological Measurement*. – 2021. – Vol. 42. – Article No. 035006. – doi: <https://doi.org/10.1088/1361-6579/abeae8>

234. Hengbing, J. Continuous Blood Pressure Estimation Based on Multi-Scale Feature Extraction by the Neural Network With Multi-Task Learning [Text] / J. Hengbing, Z. Lili, H. Dequn, F. Qianjin // *Frontiers in Neuroscience*. – 2022. – Vol. 16. – Article No. 883693. – doi: <https://doi.org/10.3389/fnins.2022.883693>

235. Malayeri, A. Concatenated convolutional neural network model for cuffless blood pressure estimation using fuzzy recurrence properties of photoplethysmogram signals [Text] / A. Malayeri, M. Khodabakhshi // *Scientific reports*. – 2022. – Vol. 12. – Article No. 6633. – doi: <https://doi.org/10.1038/s41598-022-10244-6>

236. Li, Y. Real-Time Cuffless Continuous Blood Pressure Estimation Using Deep Learning Model [Text] / Y. Li, L. Harfiya, K. Purwandari, Y. Lin // *Sensors*. – 2020. – Vol. 20. – Article No. 5606. – doi: <https://doi.org/10.3390/s20195606>

237. González, S. A benchmark for machine-learning based non-invasive blood pressure estimation using photoplethysmogram [Text] / S. González, W. Hsieh, T. Chen // *Scientific Data*. – 2023. – Vol. 10. – Article No. 149. – doi: <https://doi.org/10.1038/s41597-023-02020-6>

238. Pilz, N. Continuous cuffless and non-invasive measurement of arterial blood pressure-concepts and future perspectives [Text] / N. Pilz, A. Patzak, T. Bothe // *Blood Pressure*. – 2022. – Vol. 31, iss. 1. – P. 254-269. – doi: <https://doi.org/10.1080/08037051.2022.2128716>.
239. Athaya, T. Real-Time Cuffless Continuous Blood Pressure Estimation Using 1D Squeeze U-Net Model: A Progress toward mHealth [Text] / T. Athaya, S. Choi // *Biosensors*. – 2022. – Vol. 12. – Article No. 655. – doi: <https://doi.org/10.3390/bios12080655>
240. Zhou, K. Methods for Continuous Blood Pressure Estimation Using Temporal Convolutional Neural Networks and Ensemble Empirical Mode Decomposition [Text] / K. Zhou, Z. Yin, Y. Peng, Z. Zeng // *Electronics*. – 2022. – Vol. 11. – Article No. 1378. – doi: <https://doi.org/10.3390/electronics11091378>
241. Sarkar, S. Schrödinger spectrum based continuous cuff-less blood pressure estimation using clinically relevant features from PPG signal and its second derivative [Electronic resource] / S. Sarkar, A. Ghosh // *Computers in Biology and Medicine*. – 2023. – Vol. 166. – Article No. 107558. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2023.107558>.
242. ZengDing, L. Continuous Blood Pressure Estimation From Electrocardiogram and Photoplethysmogram During Arrhythmias [Text] / L. ZengDing, Z. Bin, L. Ye, T. Min, M. Fen // *Frontiers in Physiology*. – 2020. – Vol. 11. – Article No. 575407. – doi: <https://doi.org/10.3389/fphys.2020.575407>
243. Che, X. Continuous Blood Pressure Estimation from Two-Channel PPG Parameters by XGBoost [Text] / X. Che, M. Li, W. Kang, F. Lai, J. Wang // *In Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*. – Dali, China, 06-08 December 2019. – P. 2707-2712. – doi: <https://doi.org/10.1109/ROBIO49542.2019.8961600>.
244. Tarifi, B. A Machine Learning Approach to the Non-Invasive Estimation of Continuous Blood Pressure Using Photoplethysmography [Text] / B. Tarifi, A. Fainman, A. Pantanowitz, D. Rubin // *Applied Sciences*. – 2023. – Vol. 13. – Article No. 3955. – doi: <https://doi.org/10.3390/app13063955>

245. Hangsik, S. A novel method for non-invasive blood pressure estimation based on continuous pulse transit time: An observational study [Text] / S. Hangsik // *Psychophysiology*. – 2023. – Vol. 60, iss. 2. – Article No. e14173. – doi: <https://doi.org/10.1111/psyp.14173>
246. Viunytskyi, O. Non-invasive Cuff-less Measurement of Blood Pressure Based on Machine Learning [Text] / O. Viunytskyi, V. Shulgin, V. Sharonov, A. Totsky // In *Proceedings of the IEEE 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering*. – Lviv-Slavske, Ukraine, 25-29 February 2020. – P. 203-206. – doi: <https://doi.org/10.1109/TCSET49122.2020.235423>
247. Viunytskyi, O. Human Blood Pressure Measurement Using Machine Learning Strategy [Text] / O. Viunytskyi, V. Shulgin, A. Totsky, K. Egiazarian // *Telecommunications and Radio Engineering*. – 2022. – Vol. 81, iss. 3. – P. 1-21. – doi: <https://doi.org/10.1615/TelecomRadEng.2022037783>
248. Wong, M. Applied machine learning for blood pressure estimation using a small, real-world electrocardiogram and photoplethysmogram dataset [Text] / M. Wong, H. Hei, S. Lim, E. Ng // *Mathematical Biosciences and Engineering*. – 2023. – Vol. 20, iss. 1. – P. 975-997. – doi: <https://doi.org/10.3934/mbe.2023045>
249. Brophy, E. Estimation of Continuous Blood Pressure from PPG via a Federated Learning Approach [Text] / E. Brophy, M. Vos, G. Boylan, T. Ward // *Sensors*. – 2021. – Vol. 21. – Article No. 6311. – doi: <https://doi.org/10.3390/s21186311>
250. Harfiya, L. Continuous Blood Pressure Estimation Using Exclusively Photoplethysmography by LSTM-Based Signal-to-Signal Translation [Text] / L. Harfiya, C. Chang, Y. Li // *Sensors*. – 2021. – Vol. 21. – Article No. 2952. – doi: <https://doi.org/10.3390/s21092952>
251. Alpert, B. AAMI Blood Pressure Device Standard Targets Home Use Issues [Text] / B. Alpert, B. Friedman, D. Osborn // *Biomedical Instrumentation & Technology*. – 2010. – Article No. 22049612. – P. 69-72. – Режим доступу: <https://www.aami.org/docs/default-source/uploadedfiles/filedownloads/horizons/behindtech-bpstandard.pdf> (дата звернення: 10.10.2023).

252. Williams, B. British Hypertension Society guidelines for hypertension management 2004 (BHS-IV): summary [Electronic resource] / B. Williams, N. Poulter, M. Brown, M. Davis, G. McInnes, J. Potter, P. Sever, S. Thom // *BMJ*. – 2004. – Vol. 328, no. 7440. – P. 634–640. – doi: <https://doi.org/10.1136/bmj.328.7440.634>.
253. Sameni, R. OSET: The open-source electrophysiological toolbox. Version 3.14 [Электронный ресурс] / R. Sameni // OSET. – Режим доступа: <http://www.oset.ir> (дата обращения: 30.01.2023).
254. Moody, G. The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database [Electronic resource] / G. Moody, R. Mark // *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*. – 2001. – Vol. 20, no. 3. – P. 45–50. – doi: <https://doi.org/10.1109/51.932724>
255. Goldberger, A. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals [Electronic resource] / A. Goldberger, L. Amaral, L. Glass, J. Hausdorff, P. Ivanov, R. Mark, H. Stanley // *Circulation*. – 2000. – Vol. 101, no. 23. – P. 215-220. – doi: <https://doi.org/10.1161/01.cir.101.23.e215>.
256. Maršánová, L. Automatic Detection of P Wave in ECG During Ventricular Extrasystoles [Electronic resource] / L. Maršánová, A. Němcová, R. Smíšek, T. Goldmann, M. Vitek, L. Smital // *World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering, Springer, Singapore, 2018*. – 2018. – P. 381-385. – doi: https://doi.org/10.1007/978-981-10-9038-7_72.
257. Laguna, P. A database for evaluation of algorithms for measurement of QT and other waveform intervals in the ECG [Electronic resource] / P. Laguna, R. G. Mark, A. Goldberg, G. B. Moody // *Computers in Cardiology 1997, Lund, Sweden*. – 1997 – P. 673-676. – doi: <https://doi.org/10.1109/cic.1997.648140>.
258. Behar, J. Noninvasive fetal electrocardiography for the detection of fetal arrhythmias [Electronic resource] / J. Behar, L. Bonnemains, V. Shulgin, J. Oster, O. Ostras, I. Lakhno // *Prenatal Diagnosis*. – 2019. – Vol. 39, no. 3. – P. 178–187. – doi: <https://doi.org/10.1002/pd.5412>.
259. Silva, I. Noninvasive Fetal ECG: the PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2013 [Electronic resource] / I. Silva, J. Behar, R. Sameni, T. Zhu, J. Oster, G. D Clifford, G. B. Moody // *Computing in Cardiology (2010)*. – 2013. – Vol. 40. – P. 149-152.

– Режим доступу: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC4230703/> (дата звертання: 13.03.2020).

260. Viunytskyi, O. Extraction of Averaged Fetal and Maternal QRS Complexes from Abdominal Signal by Using Bispectrum-Based Signal Processing [Electronic resource] / O. Viunytskyi, A. Totsky, V. Sharonov // 2022 IEEE 16th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET), Lviv-Slavske, Ukraine, 22–26 February 2022. – 2022. – P. 202-205. – doi: <https://doi.org/10.1109/tcset55632.2022.9766910>.

261. В'юницький, О. Аналіз Серцевої Діяльності Плоду у Ході Вагітності за Допомогою Біспектральної Обробки Абдомінальних Сигналів [Electronic resource] / О. В'юницький, В. Шульгін, О. Тоцький, В. Шаронов // Матеріали IV Всеукраїнської науково-практичної конференції “Теоретичні та прикладні аспекти радіотехніки, приладобудування і комп'ютерних технологій”, Тернопіль, Україна, 2019. – 2019. – P. 135-138. – Режим доступу: <https://elartu.tntu.edu.ua/handle/lib/28807> (дата звернення: 01.10.2019).

262. Viunytskyi, O. Recognition Of Premature Births By Bispectrum-Based Abdominal Electromyography Signal Processing [Electronic resource] / O. Viunytskyi, V. Shulgin, A. Totsky, K. Egiazarian, O. Polotska // Telecommunications and Radio Engineering. – 2019. – Vol. 78, no. 1. – P. 59–69. – doi: <https://doi.org/10.1615/telecomradeng.v78.i1.70>.

263. Viunytskyi, O. Extraction Of Fetal Heart Activity By Using Bispectrum-Based Electromyography Signal Processing [Electronic resource] / O. Viunytskyi, V. Shulgin, A. Totsky, K. Egiazarian, O. Polotska // Telecommunications and Radio Engineering. – 2019. – Vol. 78, no. 3. – P. 269–279. – doi: <https://doi.org/10.1615/telecomradeng.v78.i3.70>.

264. Shulgin, V. Spatio-temporal signal processing for fetus and mother state monitoring during pregnancy [Electronic resource] / V. Shulgin, O. Viunytskyi // 2018 IEEE 9th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT), Kyiv, Ukraine, 24–27 May 2018. – 2018. P. 677-680. – doi: <https://doi.org/10.1109/dessert.2018.8409210>.

265. Rabotti, C. Characterization of uterine activity by electrohysterography / C.

Rabotti // Eindhoven: Technische Universteit Eindhoven. – 2010. – P. 1-146. – doi: <https://doi.org/10.6100/IR672724>.

266. Astola, J. T. Application of Bispectrum Estimation for Time-Frequency Analysis of Ground Surveillance Doppler Radar Echo Signals [Electronic resource] / J. T. Astola, K. O. Egiazarian, G. I. Khlopov, S. I. Khomenko, I. V. Kurbatov, V. Ye Morozov, A. V. Totsky // IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. – 2008. – Vol. 57, no. 9. – P. 1949–1957. – doi: <https://doi.org/10.1109/tim.2008.917192>.

267. Jamsek, J. Time-phase bispectral analysis [Electronic resource] / J. Jamsek, A. Stefanovska, P. McClintock, I. Khovanov // Physical Review E. – 2003. – Vol. 68, no. 1. – P. 1-12. – doi: <https://doi.org/10.1103/physreve.68.016201>.

268. Viunytskyi, O. Fetal Ecg Extraction From The Abdominal Signal Using Wavelet Bispectrum Technique [Electronic resource] / O.G. Viunytskyi, V.I. Shulgin, A.A. Roienko, A.V. Totsky, K.O. Eguiazarian // Telecommunications and Radio Engineering. – 2023. – Vol. 82, no. 9. – P. 29-46. – doi: <https://doi.org/10.1615/telecomradeng.2023047588>.

269. Balachandran, B. Spectral Analyses Of Non-Linear Interactions [Electronic resource] / B. Balachandran, K. A. Khan // Mechanical Systems and Signal Processing. – 1996. – Vol. 10, no. 6. – P. 711–727. – doi: <https://doi.org/10.1006/mssp.1996.0048>.

270. Witte, H. Quantification of transient quadratic phase couplings within EEG burst patterns in sedated patients during electroencephalic burst-suppression period [Electronic resource] / H. Witte, B. Schack, M. Helbig, P. Putsche, C. Schelenz, K. Schmidt, M. Specht // Journal of Physiology-Paris. – 2000. – Vol. 94, no. 5-6. – P. 427–434. – Mode of access: [https://doi.org/10.1016/s0928-4257\(00\)01086-x](https://doi.org/10.1016/s0928-4257(00)01086-x).

271. Nikias, L. Higher order spectra analysis, a nonlinear signal processing framework [Electronic resource] / L. Nikias, A. Athina // Control Engineering Practice. – 1994. – Vol. 2, no. 2. – P. 367–368. – doi: [https://doi.org/10.1016/0967-0661\(94\)90335-2](https://doi.org/10.1016/0967-0661(94)90335-2).

272. Gautam, A. ECG Analysis using Continuous Wavelet Transform (CWT) [Electronic resource] / Apoorv Gautam // IOSR Journal of Engineering. – 2012. – Vol. 02, no. 04. – P. 632–635. – doi: <https://doi.org/10.9790/3021-0204632635>.

273. Avarvand, S. Localizing bicoherence from EEG and MEG [Electronic

resource] / Forooz Shahbazi Avarvand [et al.] // *NeuroImage*. – 2018. – Vol. 174. – P. 352–363. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2018.01.044>.

274. Itoh, K. On the bicoherence analysis of plasma turbulence [Electronic resource] / K. Itoh [et al.] // *Physics of Plasmas*. – 2005. – Vol. 12, no. 10. – P. 102301. – Mode of access: <https://doi.org/10.1063/1.2062627>.

275. Goupillaud, P. Cycle-octave and related transforms in seismic signal analysis [Electronic resource] / P. Goupillaud, A. Grossmann, J. Morlet // *Geoexploration*. – 1984. – Vol. 23, no. 1. – P. 85–102. – doi: [https://doi.org/10.1016/0016-7142\(84\)90025-5](https://doi.org/10.1016/0016-7142(84)90025-5).

276. Delprat, N. Asymptotic wavelet and Gabor analysis: extraction of instantaneous frequencies [Electronic resource] / N. Delprat, B. Escudié, P. Guillemain, R. Kronland-Martinet, P. Tchamitchian, B. Torrèsani // *IEEE Transactions on Information Theory*. – 1992. – Vol. 38, no. 2. – P. 644–664. – doi: <https://doi.org/10.1109/18.119728>.

277. Wavelets in Physics [Electronic resource] / ed. by J. C. van den Berg. – 1998 : Cambridge University Press, 1999. – P. 1-453. – doi: <https://doi.org/10.1017/cbo9780511613265>.

278. Gal, Y. Dropout as a bayesian approximation: Representing model uncertainty in deep learning [Electronic resource] / Y. Gal, Z. Ghahramani // *Proceedings of The 33rd International Conference on Machine Learning*, PMLR, 2016. – 2016. – P. 1050-1059. – Режим доступу: <https://proceedings.mlr.press/v48/gal16.html> (дата звернення: 10.12.2021).

279. Sahay, R. An Uncertainty Quantification Framework for Counter Unmanned Aircraft Systems Using Deep Ensembles [Electronic resource] / R. Sahay, J. J. Stubbs, C. G. Brinton and G. C. Birch // *IEEE Sensors Journal*. – 2022. – Vol. 22, no. 21 – P. 20896-20909. – doi: <https://doi.org/10.1109/jsen.2022.3208527>.

280. Viunytskyi, O. Fetal QRS-complexes detections in abdominal signal by using wavelet-bispectrum [Electronic resource] / O. Viunytskyi, V. Shulgin, A. Totsky, V. Sharonov // *Modern science: concepts, theories and methods of basic and applied research*, Відень, Австрія, 2021. – 2021. – P. 164-169. – doi: <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.25.06.2021.028>

281. Viunytskyi, O. Wavelet-Bispectrum Based Fetal Heart Rhythm Analyzing

[Electronic resource] / O. Viunytskyi, V. Shulgin, A. Totsky, V. Sharonov, I. Shulga // International Conference “Traditional and Innovative Approaches to Scientific Research”, Lutsk, Ukraine, 2020. – 2020. – P. 69-73. – doi: <https://doi.org/10.36074/10.04.2020.v1.06>

282. Viunytskyi, O. Wavelet-Bicoherence or Normalized Wavelet-Bispectrum Based Analyzing of Fetal Heart Rhythm [Electronic resource] / O. Viunytskyi, V. Shulgin, A. Totsky, V. Sharonov, I. Shulga // Scientific Support of Technological Progress of the XXI Century, Chernivtsi, Ukraine, 2020. – 2020. – P. 37-41. – doi: <https://doi.org/10.36074/01.05.2020.v2.05>

283. Joachim, A. Non-Invasive Fetal Electrocardiography for the Detection of Fetal Heart Rhythm Disturbance [Electronic resource] / A. Joachim, V. Shulgin, O. Viunytskyi, O. Ostras, I. Lakhno, I. Shulga // Scientific Support of Technological Progress of the XXI Century, Chernivtsi, Ukraine, 2020. – 2020. – P. 29-34. – doi: <https://doi.org/10.36074/01.05.2020.v2.03>

284. Johnson, A. MIMIC-III, a freely accessible critical care database [Electronic resource] / A. Johnson, J. Pollard, L. Shen, L. Lehman, M. Feng, M. Ghassemi, B. Moody, P. Szolovits, L. Celi, R. Mark // Scientific Data. – 2016. – Vol. 3, no. 1. – doi: <https://doi.org/10.1038/sdata.2016.35>.

285. Moody, B. MIMIC-III Waveform Database [Electronic resource] / B. Moody, G. Moody, M. Villarroel, G. Clifford, I. Silva // PhysioNet. – 2020. <https://doi.org/10.13026/c2607m>.

286. Hedjoudje, A. MIMIC III Database: A Descriptive Epidemiology of Severe Cholangitis Patient Cohort [Electronic resource] / Abdellah Hedjoudje // Biomedical Journal of Scientific & Technical Research. – 2018. – Vol. 2, no. 5. – Mode of access: <https://doi.org/10.26717/bjstr.2018.02.000829>.

287. Galetin, T. Analyzing murine electrocardiogram with PhysioToolkit [Electronic resource] / T. Galetin, M. Weiergräber, J. Hescheler, T. Schneider // Journal of Electrocardiology. – 2010. – Vol. 43, no. 6. – P. 701–705. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.jelectrocard.2010.05.008>.

288. XAI-MEDICA. Equipments catalog. [Електронний ресурс] // XAI-MEDICA. Diagnostic and Monitoring medical equipments. – Режим доступу: <https://xai->

medica.com/en/equipments.html (дата звернення: 30.01.2021).

289. Freund, Y. Large margin classification using the perceptron algorithm [Electronic resource] / Y. Freund, R. Schapire // The eleventh annual conference, Madison, Wisconsin, United States, 24–26 July 1998. – 1998. – P. 209-217. – doi: <https://doi.org/10.1145/279943.279985>.

290. Zell A. Simulation Neuronaler Netze. / Andreas Zell // De Gruyter Oldenbourg, Germany, 1994. – 1994. – Vol. 73. – 624 p. – Режим доступу: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:47558162> (дата звернення: 29.02.2021).

291. Sharkawy, A. -N. Neural Network Design for Manipulator Collision Detection Based Only on the Joint Position Sensors [Electronic resource] / Abdel-Nasser Sharkawy, Panagiotis N. Koustoumpardis, Nikos Aspragathos // Robotica. – 2019. – Vol. 38, no. 10. – P. 1737–1755. – Mode of access: <https://doi.org/10.1017/s0263574719000985>.

292. Chester, D.L. Why Two Hidden Layers are Better than One [Electronic resource] / D.L. Chester // In Proceedings of the IEEE International Joint Conference on Neural Networks, Washington, DC, 15–19 January 1990. – 1990. – P. 265–268. – doi: [https://doi.org/10.1016/0925-2312\(90\)90016-K](https://doi.org/10.1016/0925-2312(90)90016-K)

293. Sarker, I. H. Deep Learning: A Comprehensive Overview on Techniques, Taxonomy, Applications and Research Directions [Electronic resource] / Iqbal H. Sarker // SN Computer Science. – 2021. – Vol. 2, no. 6. – doi: <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00815-1>.

294. Isaac, A.O. State-of-the-art in artificial neural network applications: A survey [Electronic resource] / A. O. Isaac, J. Aman, O. A. Esther, D. K. Victoria, M. N. Abdelatif, A. Humaira // Heliyon. – 2018. – Vol. 4, no. 11. – Article No. e00938. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2018.e00938>.

295. Tealab, A. Time series forecasting using artificial neural networks methodologies: A systematic review [Electronic resource] / Ahmed Tealab // Future Computing and Informatics Journal. – 2018. – Vol. 3, no. 2. – P. 334–340. – doi: <https://doi.org/10.1016/j.fcij.2018.10.003>.

296. Hengbing, J. Continuous Blood Pressure Estimation Based on Multi-Scale Feature Extraction by the Neural Network With Multi-Task Learning [Electronic resource]

/ J. Hengbing, Z. Lili, H. Dequn, F. Qianjin // *Frontiers in Neuroscience*. – 2022. – Vol. 16. – doi: <https://doi.org/10.3389/fnins.2022.883693>.

297. Song, K. Cuffless Deep Learning-Based Blood Pressure Estimation for Smart Wristwatches [Electronic resource] / Kwangsub Song, Ku-young Chung, Joon-Hyuk Chang // *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. – 2020. – Vol. 69, no. 7. – P. 4292–4302. – Mode of access: <https://doi.org/10.1109/tim.2019.2947103>.

298. Zhang J. Training Feedforward Neural Networks Using an Enhanced Marine Predators Algorithm [Electronic resource] / Jinzhong Zhang, Yubao Xu // *Processes*. – 2023. – Vol. 11, no. 3. – P. 924. – Mode of access: <https://doi.org/10.3390/pr11030924>.

299. Шульгін, В. Безманжетний вимір артеріального тиску з використання алгоритмів на основі машинного навчання [Electronic resource] / В. Шульгін, О. В'юницький, О. Тоцький, В. Шаронов // II Міжнародна науково-практична конференція “Інформаційні системи та технології в медицині (ISM–2019)”, Харків, Україна, 2019. – 2019. – P. 115-117. – Режим доступу: https://ism2022.xai.edu.ua/wp-content/uploads/2020/06/work_ICM_2019.pdf (дата звернення: 10.05.2020).

300. Viunytskyi, O. Cuff-less measurement of blood pressure by using neural networks [Electronic resource] / O. Viunytskyi, V. Shulgin, A. Totsky, V. Sharonov // Міжнародна науково-практична конференція “Modern science: concepts, theories and methods of basic and applied research”, Відень, Австрія, 2021. – 2021. – P. 160-163 – doi: <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.25.06.2021.027>

301. Lukin, V. Neural networks in processing of multichannel signals and images [Electronic resource] / V. Lukin, O. Rubel, I. Vasilyeva, O. Viunytskyi // Digital Theme UK-Ukraine Research Twinning Conference, UK, 27 - 30 March 2023. – 2023.

302. Shulgin, V. Measurement and Evaluation of Blood Pressure, Blood Flow Parameters by Using Camera [Electronic resource] / V. Shulgin, A. Jadooei, O. Viunytskyi // II Міжнародна науково-практична конференція “Інформаційні системи та технології в медицині (ISM–2019)”, Харків, Україна, 2019. – 2019. – P. 173-175. – Режим доступу: https://ism2022.xai.edu.ua/wp-content/uploads/2020/06/work_ICM_2019.pdf (дата звернення: 10.05.2020).

303. Viunytskyi, O. Continuous Cuffless Blood Pressure Measurement Using Feed-

Forward Neural Network [Electronic resource] / O. Viunytskyi, V. Lukin, A. Totsky, V. Shulgin, N. Kozhemiakina // Radioelectronic and Computer Systems. – Vol. 2, iss. 106. – P. 36-53. – doi: <https://doi.org/10.32620/reks.2023.2.04>

ДОДАТОК А

Список публікацій здобувача

Статті у наукових періодичних виданнях:

1. O. Viunytskyi, V. Shulgin, A. Totsky, K. Egiazarian, O. Polotska, “Extraction of fetal heart activity by using bispectrum-based electromyography signal processing”, *Telecommunications and Radio Engineering, USA, Volume 78, Issue 3, 2019, pp. 269-279, doi: <https://doi.org/10.1615/TelecomRadEng.v78.i3.70> (Scopus).*
2. O. Viunytskyi, V. Shulgin, A. Totsky, K. Egiazarian, O. Polotska, “Recognition of premature births by bispectrum-based abdominal electromyography signal processing”, *Telecommunications and Radio Engineering, USA, Volume 78, Issue 1, 2019, pp. 59-69, doi: <https://doi.org/10.1615/TelecomRadEng.v78.i1.70> (Scopus).*
3. O. Viunytskyi, V. Shulgin, A. Totsky, K. Egiazarian, “Human Blood Pressure Measurement Using Machine Learning Strategy”, *Telecommunications and Radio Engineering, USA, Volume 81, Issue 3, 2022, pp. 1-21, doi: <https://doi.org/10.1615/TelecomRadEng.2022037783> (Scopus).*
4. O.G. Viunytskyi, V.I. Shulgin, A.A. Roienko, A.V. Totsky, K.O. Eguiazarian, “Fetal ecg extraction from the abdominal signal using wavelet bispectrum technique”, *Telecommunications and Radio Engineering, USA, Volume 82, Issue 9, 2023, pp. 29–46, doi: <https://doi.org/10.1615/TelecomRadEng.2023047588> (Scopus).*
5. O. Viunytskyi, V. Lukin, A. Totsky, V. Shulgin, N. Kozhemiakina, “Continuous Cuffless Blood Pressure Measurement Using Feed-Forward Neural Network”, *Radioelectronic and Computer Systems, Volume 2, Issue 106, 2023, pp. 36-53, doi: <https://doi.org/10.32620/reks.2023.2.04> (Scopus).*

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

6. K. Nasedkin, V. Fedotenko, O. Viunytskyi, V. Shulgin, “Ambulatory fetal ECG monitoring”, *Clinical Informatics and Telemedicine, Kharkiv, Ukraine, Volume 12, Issue 13, 2017, pp. 75-82, doi: <https://doi.org/10.31071/kit2017.13.10>*

7. O. Viunytskyi, V. Shulgin, “Signal processing techniques for fetal electrocardiogram extraction and analysis”, *IEEE 37th International Conference on Electronics and Nanotechnology*, Kyiv, Ukraine, 2017, pp. 325–328, doi: <https://doi.org/10.1109/ELNANO.2017.7939772>
8. O. Viunytskyi, V. Shulgin, “Fetal ECG and heart rhythm analyzing using BabyCard”, *IEEE Signal Processing Symposium*, Poland, Jachranka, 2017, pp. 21-24, doi: <https://doi.org/10.1109/SPS.2017.8053640>
9. V. Shulgin, O. Viunytskyi, “Spatio-temporal signal processing for fetus and mother state monitoring during pregnancy”, *IEEE 9th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies*, Kyiv, Ukraine, 2018, pp. 677-680, doi: <https://doi.org/10.1109/DESSERT.2018.8409210>
10. O. Viunytskyi, V. Shulgin, V. Sharonov, A. Totsky, “Non-invasive Cuff-less Measurement of Blood Pressure Based on Machine Learning”, *IEEE 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering*, Lviv-Slavske, Ukraine, 2020, pp. 203-206, doi: <https://doi.org/10.1109/TCSET49122.2020.235423>
11. O. Viunytskyi, A. Totsky, V. Sharonov, “Extraction of Averaged Fetal and Maternal QRS Complexes from Abdominal Signal by Using Bispectrum-Based Signal Processing”, *IEEE 16th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)*, Lviv-Slavske, Ukraine, 2022, pp. 202-205, doi: <https://doi.org/10.1109/TCSET55632.2022.9766910>
12. O. Viunytskyi, V. Shulgin, “Signal Processing Algorithms for the Fetal ECG Monitoring System”, *I Міжнародна науково-практична конференція “Інформаційні системи та технології в медицині”*, Харків, Україна, 2018, pp. 260-261, Режим доступу: <https://nure.ua/wp-content/uploads/workshop/ysm-2018.pdf>.
13. О. В’юницький, В. Шульгін, О. Тоцький, В. Шаронов, “Аналіз Серцевої Діяльності Плоду у Ході Вагітності за Допомогою Біспектральної Обробки Абдомінальних Сигналів”, *Матеріали IV Всеукраїнської науково-практичної конференції “Теоретичні та прикладні аспекти радіотехніки, приладобудування і*

комп'ютерних технологій”, Тернопіль, Україна, 2019, pp. 135-138, ISBN: 978-617-7331-85-7, Режим доступу: <https://elartu.tntu.edu.ua/handle/lib/28807>.

14. В. Шульгін, О. В'юницький, О. Тоцький, В. Шаронов, “Безманжетний вимір артеріального тиску з використання алгоритмів на основі машинного навчання”, *II Міжнародна науково-практична конференція “Інформаційні системи та технології в медицині (ISM–2019)”*, Харків, Україна, 2019, pp. 115-117, Режим доступу: https://ism2022.xai.edu.ua/wp-content/uploads/2020/06/work_ICM_2019.pdf.

15. V. Shulgin, A. Jadooei, O. Viunytskyi, “Measurement and Evaluation of Blood Pressure, Blood Flow Parameters by Using Camera”, *II Міжнародна науково-практична конференція “Інформаційні системи та технології в медицині (ISM–2019)”*, Харків, Україна, 2019, pp.173-175, Режим доступу: https://ism2022.xai.edu.ua/wp-content/uploads/2020/06/work_ICM_2019.pdf.

16. О. Viunytskyi, V. Shulgin, A. Totsky, V. Sharonov, I. Shulga, “Wavelet-Bispectrum Based Fetal Heart Rhythm Analyzing”, *International Conference “Traditional and Innovative Approaches to Scientific Research”*, Lutsk, Ukraine, 2020, pp. 69-73, doi: <https://doi.org/10.36074/10.04.2020.v1.06>

17. О. Viunytskyi, V. Shulgin, A. Totsky, V. Sharonov, I. Shulga, “Wavelet-Bicoherence or Normalized Wavelet-Bispectrum Based Analyzing of Fetal Heart Rhythm”, *Scientific Support of Technological Progress of the XXI Century*, Chernivtsi, Ukraine, 2020, pp. 37-41, doi: <https://doi.org/10.36074/01.05.2020.v2.05>

18. A. Joachim, V. Shulgin, O. Viunytskyi, O. Ostras, I. Lakhno, I. Shulga, “Non-Invasive Fetal Electrocardiography for the Detection of Fetal Heart Rhythm Disturbance”, *Scientific Support of Technological Progress of the XXI Century*, Chernivtsi, Ukraine, 2020, pp. 29-34, doi: <https://doi.org/10.36074/01.05.2020.v2.03>

19. О. Viunytskyi, V. Shulgin, A. Totsky, V. Sharonov, “Cuff-less measurement of blood pressure by using neural networks”, *Міжнародна науково-практична конференція “Modern science: concepts, theories and methods of basic and applied research”*, Відень, Австрія, 2021, pp. 160-163, doi: <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.25.06.2021.027>

20. O. Viunytskyi, V. Shulgin, A. Totsky, V. Sharonov, “Fetal QRS-complexes detections in abdominal signal by using wavelet-bispectrum”, *Modern science: concepts, theories and methods of basic and applied research*, Відень, Австрія, 2021, pp. 164-169, doi: <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.25.06.2021.028>

21. V. Lukin, O. Rubel, I. Vasilyeva, O. Viunytskyi, “Neural networks in processing of multichannel signals and images”, *Digital Theme UK-Ukraine Research Twinning Conference*, Ukraine, 27 - 30 March 2023.

ДОДАТОК Б

Акт впровадження

«Затверджую»

Директор ТОВ НК КОЛІБРИ

О. А. Шагохіна

«02» лютого 2023 р.



АКТ

впровадження результатів наукових досліджень аспіранта кафедри «інформаційно-комунікаційних технологій ім. О. О. Зеленського» Національного аерокосмічного університету ім. М. Є. Жуковського «ХАІ»
В'юницького Олега Геннадійовича

Комісія в складі: голова – Шагохіна Ольга Анатоліївна, члени комісії – Пулавський Анатолій Антонович, Колеснік Оксана Анатоліївна, кандидат технічних наук, старший дослідник Кривенко Сергій Станіславович, складала цей акт про те, що такі наукові положення і результати, одержані В'юницьким Олегом Геннадійовичем, а саме

Програмне забезпечення для виділення фетальної електрокардіограми з багатоканального неінвазивного абдомінального сигналу, зчитаного з живота вагітної жінки, що дозволяє забезпечити якісне видалення зі зчитаного абдомінального сигналу заводових складових, до яких відносяться електрокардіограма вагітної жінки, електроміографічні сигнали, інтерференційні завади, а також інші складові завад, та виділити на їх тлі багатоканальну електрокардіограму плоду.

було використано при виконанні науково-дослідницької роботи «Моніторинг комплексних станів людини за допомогою ЕКГ» для аналізу стану плоду в утробі вагітної жінки за допомогою багатоканальної електрокардіограми плоду.

Голова комісії

О. ШАТОХІНА

Члени комісії

А. ПУЛАВСЬКИЙ

О. КОЛЕСНІК

С. КРИВЕНКО

ДОДАТОК В

Акт впровадження

«Затверджую»

Директор КНП «Міський перинатальний
центр» ХМР
Коровай С. М.

« _____ 2023 р.



АКТ

впровадження результатів наукових досліджень аспіранта кафедри «інформаційно-комунікаційних технологій ім. О. О. Зеленського» Національного аерокосмічного університету ім. М. Є. Жуковського «ХАІ»

В'юницького Олега Геннадійовича

Комісія в складі: голова – директор КНП «МПЦ» ХМР, заслужений лікар України Коровай С. М., члени комісії – в.о. медичного директора КНП «МПЦ» ХМР, канд. мед. н. Клименко О. Г., зав. акушерсько-фізіологічним відділенням, канд. мед. н. Вервейко Т. А., склала цей акт про те, що такі наукові положення і результати, одержані В'юницьким Олегом Геннадійовичем, а саме:

- Програмне забезпечення для аналізу ритмограми серцевого ритму плода, використовуючи за основу обробки вейвлет-біспектральний підхід, який дозволяє виявити короткотривалі зміни у варіабельності серцевого ритму, а також дозволяє виділити ряд нових ознак, які дозволяють кількісно оцінити відхилення у нормальному розвитку та вчасно діагностувати дистрес плода.

Було використано при виконанні науково-дослідницької роботи «Розробка і впровадження в медичну практику телемедичної системи фетального холтеровського моніторингу» для підвищення достовірності та точності діагностики при оцінці функціонального стану плода і матері в ході вагітності. **Номер державної реєстрації НДР:** 0122U200400

Голова комісії

Члени комісії

Коровай С. М.

Клименко Є. Г.

Вервейко Т. А.

ДОДАТОК Г

Акт впровадження

«Затверджую»

Директор ГОВ «ХАІ-МЕДИКА»



В'ячеслав КОЖЕМ'ЯКІН

23 березня 2023 р.

АКТ

впровадження результатів наукових досліджень аспіранта кафедри «Інформаційно-комунікаційних технологій ім. О. О. Зеленського» Національного аерокосмічного університету ім. М. С. Жуковського «ХАІ»

В'юницького Олега Геннадійовича

Комісія в складі: голова – к.т.н, провідний науковий співробітник Сергєєв Віктор Георгійович, члени комісії – к.т.н., провідний науковий співробітник Шульгін Вячеслав Іванович, к.т.н., ведучий науковий співробітник Шаронов Валерій Борисович, науковий співробітник Печенін Олександр Валерійович склали цей акт про те, що такі наукові положення і результати, одержані В'юницьким Олегом Геннадійовичем, а саме:

- Програмне забезпечення для розрахунку систолічного та діастолічного артеріального тиску, для розрахунку якого використовується нейронна мережа, аргументами якої є параметри електрокардіографічного та фотоплетизмографічного сигналу, який дозволяє проводити безперервний моніторинг артеріального тиску без використання оклюзійної манжети, що дозволяє використовувати даний підхід у складних умовах, і на протязі тривалого часу, було використано при виконанні науково-дослідницької роботи «Розробка методів оцінки стану судинної системи людини на основі електроімпедансних вимірювань та нових методів просторово-часової обробки електрогістерографічних сигналів», номер державної реєстрації: 0115U000826

Голова комісії

Віктор СЕРГЄЄВ

Члени комісії

В'ячеслав ШУЛЬГІН

Валерій ШАРОНОВ

Олександр ПЕЧЕНІН