

Т. О. Білобородова¹, І. С. Скарга-Бандурова²

¹Інститут проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України
вул. Генерала Наумова, 15, 03164 Київ, Україна

²Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя
вул. Руська, 56, 46001 Тернопіль, Україна

Розділення джерел даних і вилучення цільових компонентів електрофізіологічних часових рядів на прикладі ЕКГ плода

Електрофізіологічні часові ряди є цінним джерелом інформації, але, частіше за все, представлені миттєвими невідомими лінійними сумішами джерел. У цьому випадку постає задача виділення джерела необхідної інформації, відкидаючи інші, щоби виявити компоненти даних, що є актуальним завданням при виділенні електрокардіограми (ЕКГ) плода з електрофізіологічних даних абдомінальної електрокардіограми матері. Запропонована послідовність обробки електрофізіологічних даних складається з чотирьох етапів: попередньої обробки даних, декореляції даних на основі аналізу основних компонент, застосуванні алгоритму розділення джерел з метою виділення цільових даних, скасування нецільових даних за допомогою узагальненого розкладання власних значень і аналізу періодичних компонентів. Практичну реалізацію послідовності обробки даних для виділення ЕКГ плода проведено із використанням запису, який включає записи п'яти абдомінальних каналів та одного грудного відведення, що відповідає ЕКГ жінки. Результат середньоквадратичної помилки та співвідношення сигнал/шум показує, що представлений підхід придатний для виділення серцебиття плода та подальшого аналізу ЕКГ плода з даних абдомінальних каналів.

Ключові слова: розділення джерел даних, сліпе розділення джерел, метод головних компонент, аналіз періодичних компонентів.

Вступ

Електрофізіологічні часові ряди є результатом вимірювання магнітних полів і електричних потенціалів, які виробляються активними джерелами струму в організмі людини і можуть бути змодельовані як миттєві невідомі лінійні суміші джерел. Електрофізіологічні часові ряди можуть бути результатом декількох просторово різних джерел, що виходять з різних органів, таких як серце, мозок і м'язи. Зазвичай ряд просторово різних джерел, які пов'язані з органом, корелюють у часі. Задача аналізу фізіологічних даних часто полягає у тому, щоб вибрати одне джерело для

вивчення, відкидаючи інші, або подавати сильний сигнал для того, щоби виявити компоненти більш слабких сигналів, які представляють інтерес. Як правило, до задачі розділення джерел підходять із набором змішаних електрофізіологічних рядів, записаних набором електродів, і попередньою інформацією щодо фізичної ситуації, в якій ці дані отримані. Залежно від умов, ця інформація може бути обмеженою або надзвичайно детальною.

Розділення електрофізіологічних часових рядів широко використовується для видалення артефактів нецільових часових рядів, як це показано в дослідженні [1]. Автори запропонували підхід на основі вейвлет-трансформації для видалення артефактів електрофізіологічної м'язової і серцевої активності в електрофізіологічних часових рядах електроенцефалограми. Технології розділення джерел також широко використовуються для видалення артефактів з ЕКГ [2] або виділення компонентів передсердної діяльності в часових рядах ЕКГ [3].

Незалежно від специфіки попередніх знань, часто зустрічаються випадки, коли існує недостатньо інформації, з якої можна вивести унікальне рішення. Це обумовлює той факт, що на практиці для розділення джерел інформації і виділення цільових даних може застосовуватися декілька методів, іноді послідовно. Зокрема, це стосується розділення електрофізіологічних даних з поверхні черевної порожнини вагітної жінки (*аЕКГ*), використовуючи відведення материнської ЕКГ (*мЕКГ*), для виділення електрокардіограми плода (*пЕКГ*).

Відстеження серцевої діяльності плода та дослідження благополуччя є важливою частиною допологового догляду. Клінічний моніторинг плода, який заснований на *пЕКГ* показує, що більшість серцевих вад, а також дефіцит кисню, певним чином проявляються в морфології ЕКГ плода. У цьому сенсі електрокардіографію можна розглядати як одне із найбільш важливих джерел інформації щодо стану плода під час вагітності та пологів з високою прогностичною цінністю. Вилучення *пЕКГ* ускладнює той факт, що серце плода є відносно невеликим джерелом порівняно з організмом матері. Зокрема, активність *мЕКГ*, яка реєструється на поверхні черевної порожнини, приблизно в 2–10 разів перевищує активність *пЕКГ* [4], що також ускладнює вилучення *пЕКГ*. Крім того, абдомінальний сигнал включає не тільки *мЕКГ* і слабкі сигнали *пЕКГ*, але й інші сигнали, такі як материнське дихання, електрогістерограма (ЕГГ), перешкоди лінії електропередач та інші шуми, які надходять, в основному, від м'язової активності матері. Таким чином, подавлення *мЕКГ* при збереженні діагностично цінних компонентів *пЕКГ* є найбільш важливим етапом виділення *пЕКГ* із абдомінального сигналу матері [5]. Також, беручи до уваги розвиток технологій інтернету речей, які вимагають нових, менш обчислювально-затратних, але точних методів, задача удосконалення методів розділення джерел даних і виділення ЕКГ плода є актуальним завданням.

Постановка задачі

У переважній більшості випадків неінвазивну *пЕКГ* отримують на багатоканальних приладах шляхом оцінки незалежних джерел біоелектричної активності серця плода [6]. Під час розділення електрофізіологічних даних передбачається, що джерела статистично некорельовані між собою, та відома суміш цих сигналів [7]. У багатьох практичних застосуваннях для багатоканального виділення *пЕКГ* використовується сліпе розділення джерел (BSS) та його варіації, такі як BSS з відведен-

ням (BSSR) [8] тощо, які базуються на методі незалежних компонент (англ. Independent Component Analysis (ICA)) [9], що вимагає використання статистики вищого порядку. Однак у деяких випадках методи статистики вищого порядку не дозволяють виконати розділення. Альтернативним підходом до розділення джерел є статистика другого порядку. Методи, що засновані на статистиці другого порядку, включають декомпозицію сингулярного значення (англ. Singular Value Decomposition (SVD)) [10], метод головних компонент (англ. Principal Component Analysis (PCA)) [11], аналіз періодичних компонентів (π CA) [12] тощо. З метою розділення джерел також застосовуються такі методи як поліноміальна декомпозиція власних значень (англ. Polynomial Eigenvalue Decomposition (PEVD)) [13], узагальнена декомпозиція власних значень (англ. Generalized Eigenvalue Decomposition (GEVD)) [14], нечітка кластеризація c -середніх [15], перетворення Гільберта Хуанга [16] та інші.

ICA можна розглядати як базову методику, яка є широкоживаним неадаптивним методом виділення n ЕКГ. Існує багато модифікацій техніки ICA, включаючи швидкий алгоритм ICA (FastICA) [17], алгоритм сумісної наближеної діагоналізації власних матриць (англ. Joint Approximate Diagonalization of Eigen (JADE)) [18]. Використання методу PCA для перетворення даних на нову ортогональну систему координат дає змогу знаходити найбільш значущі вектори, і ця операція підвищує інтерпретацію, мінімізуючи втрату інформації [19]. Метод розкладання власних значень поліноміальної матриці є розширенням методу декомпозиції власних значень (англ. Eigenvalue Decomposition (EVD)) у випадку пара-ермітової матриці. Він представляє поліноміально (або згортково) змішані сигнали у формі діагональної матриці. Це перетворення забезпечує як покращену ідентифікацію сигналу та шуму, так і сильну декореляцію.

Проведений аналіз методів подавлення m ЕКГ показав, що більш точні результати отримують переважно із використанням гібридних неадаптивних методів [20, 21], ICA та проєктивної фільтрації [22]. Ефективність методів сильно залежить від завдань, для вирішення яких вони застосовуються (фільтрація, кореляція, перетворення, розділення тощо), що також пояснює перевагу гібридних методів. У багатьох випадках для попередньої обробки використовуються неадаптивні методи, а подальший аналіз виконується за допомогою адаптивних алгоритмів. Застосування неадаптивних методів дозволяє частково відокремити вихідні компоненти та полегшити пошук для адаптивної системи.

Метою дослідження є **розробка послідовності обробки електрофізіологічних даних з метою розділення джерел даних і вилучення цільових компонентів електрофізіологічних часових рядів, які в даному дослідженні представлені ЕКГ плода.**

Проведений аналіз методів розділення джерел даних дозволив виділити їхні переваги та сформувавши послідовність обробки електрофізіологічних даних, яка включає застосування наступних методів: PCA для визначення кореляції між джерелами, JADE для сліпого розділення сигналу, GEVD і π CA для розділення m ЕКГ і n ЕКГ. n ЕКГ представляє собою цільові дані, а m ЕКГ відповідно нецільові дані.

Методологічні аспекти передобробки та вилучення цільових компонентів зі змішаних фізіологічних даних

Вилучення компонентів цільових даних зі змішаних даних фізіологічних систем організму є важливим етапом попередньої обробки та вилучення вхідної інформації для її подальшого аналізу.

Модель змішаних даних фізіологічних систем організму можна представити таким чином [23]:

$$x(t) = H_m s_m(t) + H_f s_f(t) + H_v v(t) + n(t), \quad (1)$$

де $x(t) \in \mathbb{R}^N$ позначає N -канальні вимірювання; $s_m(t) \in \mathbb{R}^M$ описує дані нецільової системи; $s_f(t) \in \mathbb{R}^L$ є компонентами фізіологічних даних цільової системи; $v(t) \in \mathbb{R}^K$ та $n(t) \in \mathbb{R}^N$ позначають корельований (низького рангу) шум і некорельований (повного рангу) шум відповідно; матриці $H_m \in \mathbb{R}^{N \times M}$ і $H_f \in \mathbb{R}^{N \times L}$ описують дані, що отримані від набору електродів, які фіксують фізіологічні дані. Рівняння (1) в компактному вигляді можна представити як

$$x(t) = \begin{bmatrix} H_m & H_f & H_v \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_m(t) \\ s_f(t) \\ s_v(t) \end{bmatrix} + n(t) = Hs(t) + n(t), \quad (2)$$

де матриця $H \in \mathbb{R}^{N \times (M+L+K)}$ є загальною матрицею змішування через джерела, а $s(t) \in \mathbb{R}^{M+L+K}$ представляє всі джерела та структурний шум разом. Коли загальна матриця змішування H є несингулярною, а кількість контрольованих каналів N дорівнює або перевищує ефективну кількість M, L, K джерел, тобто $N \geq (M + L + K)$, спостережувану суміш можна розглядати як таку, що можна визначити або перевизначити. Таким чином, $s_m(t), s_f(t)$ і $v(t)$ розглядаються як групи взаємно незалежних джерел з деякими внутрішніми кореляціями.

Послідовність обробки електрофізіологічних даних узагальнено на рис. 1, а ключові елементи детально описано нижче. У загальному вигляді процедура складається з чотирьох етапів: 1) попередня обробка сигналу; 2) виявлення апріорних характерних компонентів фізіологічних даних нецільової системи; 3) розділення джерел; 4) скасування даних нецільової системи. Попередня обробка включає усунення блукання базової лінії і видалення високочастотного шуму за допомогою фільтра низьких частот другого порядку з нульовою фазою. На другому етапі застосовується декореляція на основі аналізу основних компонент PCA. Виявлення апріорних характерних компонентів нецільових даних відбувається на кожному попередньо відфільтрованому каналі, включно з каналом, який оброблено із використанням PCA.

За уваги до виділених з використанням PCA-компонентів, один із каналів вибирається як еталонний компонент нецільових даних. На третьому етапі виконується алгоритм розділення джерела з метою виділення цільових даних. На четвертому етапі канали нецільових даних скасовуються за допомогою узагальненого розкладання власних значень і аналізу періодичних компонентів. Таким чином, вилу-

чаються компоненти цільових даних зі змішаних даних. Далі всі етапи розглянуто детальніше.

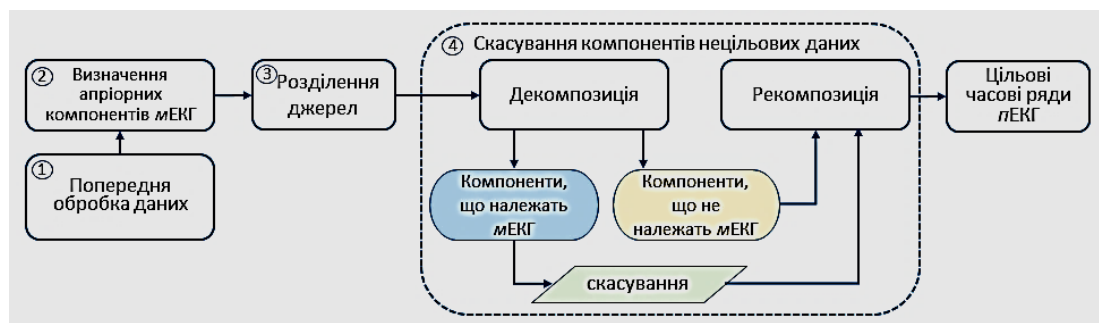


Рис. 1. Послідовність обробки даних змішаного джерела електрофізіологічних даних для виділення компонентів цільових даних лЕКГ

Попередня обробка

Досліджувані електрофізіологічні дані часових рядів включають три типи даних: 1) суміш низькоамплітудного сигналу цільової системи разом із компонентами фізіологічних даних нецільової системи; 2) високоамплітудне блукання базової лінії; 3) шум. Етап попередньої обробки включає методи усунення низькочастотного (нижче 0,05 Гц) блукання базової лінії і видалення високочастотного (вище 50 Гц) шуму з кожного каналу. Для цього використовується фільтр низьких частот нульової фази другого порядку.

Виявлення компонентів фізіологічних даних нецільової системи

Аналіз головних компонентів допомагає отримати компонент нецільових фізіологічних даних для виявлення притаманних їм особливостей. Виявлення компонент виконується як для попередньо відфільтрованих каналів, так і для каналу після трансформації PCA. У результаті один із каналів фізіологічних даних вибирається як еталонний канал фізіологічних даних нецільової системи.

Розділення джерел

Розділення джерел здійснюється на загальних фізіологічних даних для виділення цільових фізіологічних даних. Стосовно моделі даних (1), цей крок передбачає конкретне відділення цільових фізіологічних даних від структурованого шуму $v(t)$. Згідно із попереднім аналізом сліпе розділення джерел можна використовувати з метою урахування переваги міжканальної просторової кореляції джерел цільових фізіологічних даних, дещо покращуючи якість цільових фізіологічних даних перед виявленням його компонентів. А саме, використовується алгоритм JADE [24]. Кількість виділених компонентів дорівнює загальній кількості каналів електрофізіологічних даних.

Слід також зазначити, що через особливості реалізації алгоритму сліпого розділення джерел порядок передбачуваних джерел не може бути гарантованим. Це

вимагає додаткового візуального огляду кожного каналу цільових фізіологічних даних після застосування JADE.

Скасування компонентів нецільових даних

У той час як нецільові фізіологічні дані вважаються основним джерелом перешкод для цільових фізіологічних даних, ітеративна декомпозиція підпростору застосовується для усунення компонентів нецільових фізіологічних даних із записів. За основу використано підхід, який запропоновано в [25], модифікований наступним чином.

По-перше, проводиться узагальнена декомпозиція власних значень (GEVD), щоби вирішити проблему з розділенням джерела. GEVD-пари матриць (A, B) узагальненого власного значення (англ. Generalized Eigenvalue (GEV)) однієї матриці та створює нові матриці W і D таким чином, що

$$W^T A W = D, W^T B W = I, \quad (3)$$

де $A, B, D, W, I \in \mathbb{R}^{N \times N}$ та A, B є початковими симетричними матрицями, які потрібно діагоналізувати; D позначає узагальнену діагональну матрицю власних значень, що відповідають узагальненому власному значенню W з набором дійсних власних значень, відсортованих у порядку зростання по його діагоналі; I є матрицею тотожності.

Використовуючи GEVD, пара матриць обчислюється для всього набору даних. Ефективність лінійного розкладання за допомогою GEVD залежить від використання попередньої інформації підпростору сигналу та шуму, зібраної у парах матриць A та B .

Далі до нових матричних пар застосовується лінійний поділ джерела на π СА [26]. Періодичний компонентний аналіз використовує концепцію фаз фізіологічних даних для послідовної зміни ритму даних на контрольований ритм. Алгоритм обчислює проміжок часу τt , для якого дані $x(t)$ максимально корелюють з $x(t - \tau t)$. π СА цілком сумісна з псевдоперіодичною структурою, що лежить в основі фізіологічних даних і може бути оцінена за допомогою функції вартості таким чином:

$$J(W) = \frac{W^T E_t \{x(t)x(t - \tau_t)^T\} W}{W^T E_t \{x(t)x(t)^T\} W} = \frac{W^T C_\tau W}{W^T C_x W}, \quad (4)$$

де τ_t позначає цікавий проміжок часу для відповідних фізіологічних даних, відноситься до лагової коваріаційної матриці, обчисленої за проміжок часу τ_t , і W є матрицею, що отримана в результаті GEVD діагоналізованих матриць C_x та C_τ .

Метод повторно застосовує послідовність лінійної декомпозиції для автономного розділення підмножин нецільових фізіологічних даних і цільових фізіологічних даних з наступним видаленням шуму для подавлення компонентів нецільових фізіологічних даних і, нарешті, фоновою проекцією вимкнених елементів у простір вхідних даних. Це ітераційна процедура, яка повторює процес, поки більшість компонентів нецільових фізіологічних даних не буде видалено з цільових фізіологічних даних. У цьому відношенні стадія попередньої обробки, на якій виконується просте виявлення компонентів нецільових фізіологічних даних, дозволяє виявити ці

компоненти. Ця інформація використовується для скасування нецільового фізіологічного сигналу, яке відбувається шляхом дрібного розділення та сортування компонентів нецільових і цільових даних, сформованих за уваги до ступеня подібності їхніх періодичних властивостей і частоти нецільових фізіологічних даних.

Застосування послідовності обробки даних для виділення ЕКГ плода

Практичну реалізацію послідовності обробки даних для виділення n ЕКГ проведено з використанням даних [27] з PhysioNet [28]. Кожен запис включає записи чотирьох або п'яти абдомінальних каналів — ЕКГ черевної порожнини (a ЕКГ) та одного торакального відведення, що відповідає m ЕКГ. Для практичної реалізації використано дані одного запису з вищевказаної бази даних.

Етап попередньої обробки проводився за допомогою фільтра низьких частот нульової фази другого порядку. Фільтр видаляє дані з блукання базової лінії і граничних значень високої частоти, що дорівнюють 50 і 60 Гц. Параметри попередньої обробки визначені таким чином, щоби видалити більшу частину шуму, зберігаючи елементи комплексів QRS плода та матері. Обробка сигналу за допомогою фільтра низьких частот дозволяє відфільтрувати потенціали постійного струму, які викликають блукання базової лінії.

На наступному етапі аналіз головних компонентів (PCA) застосовано для виявлення апріорних компонент m ЕКГ, тобто R -піка. В даному випадку PCA використано для попередньої обробки даних перед вилученням незалежних компонентів за допомогою JADE. Далі m ЕКГ використовується для сліпого розділення джерела за допомогою алгоритму JADE. На основі результатів розділення джерела обрано канал для виділення n ЕКГ, а також канал для більш точного виділення m ЕКГ. Після скасування m ЕКГ сигнали підлягають декомпозиції GEVD і періодичному компонентному аналізу для виділення n ЕКГ.

Висхідні дані та результат застосування послідовності обробки даних, останнім етапом якої є аналіз періодичних компонент, представлено на рис. 2,а і рис. 2,б відповідно. Виділені періодичні компоненти n ЕКГ відповідають першому каналу, який представлено на рис. 2,б).

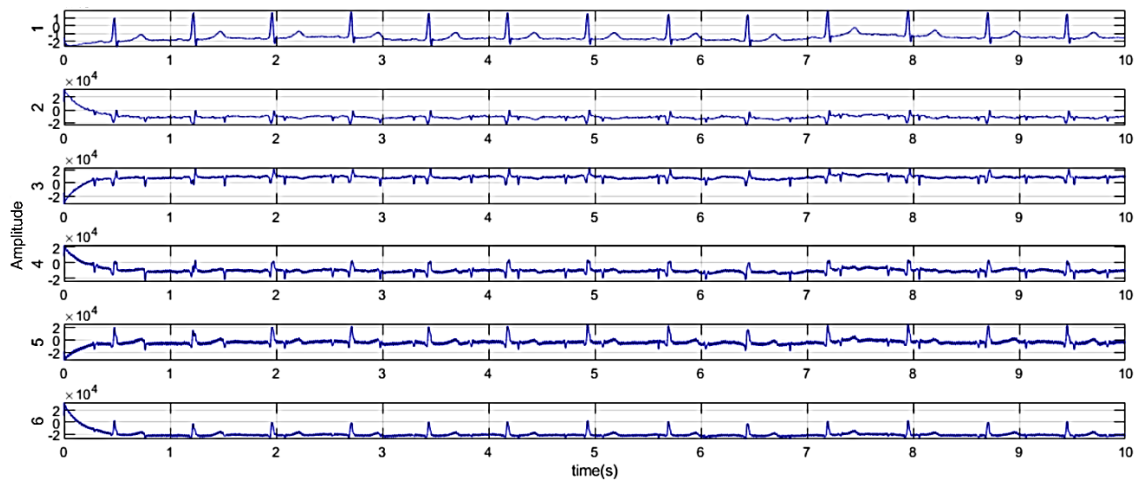
Результат застосування послідовності обробки даних для виділення n ЕКГ оцінено із використанням середньоквадратичної помилки MSE у дБ для загальної оцінки виділеного n ЕКГ у 5 відведеннях використаного запису представлено в таблиці.

Оцінка виділення n ЕКГ із використанням середньоквадратичної помилки

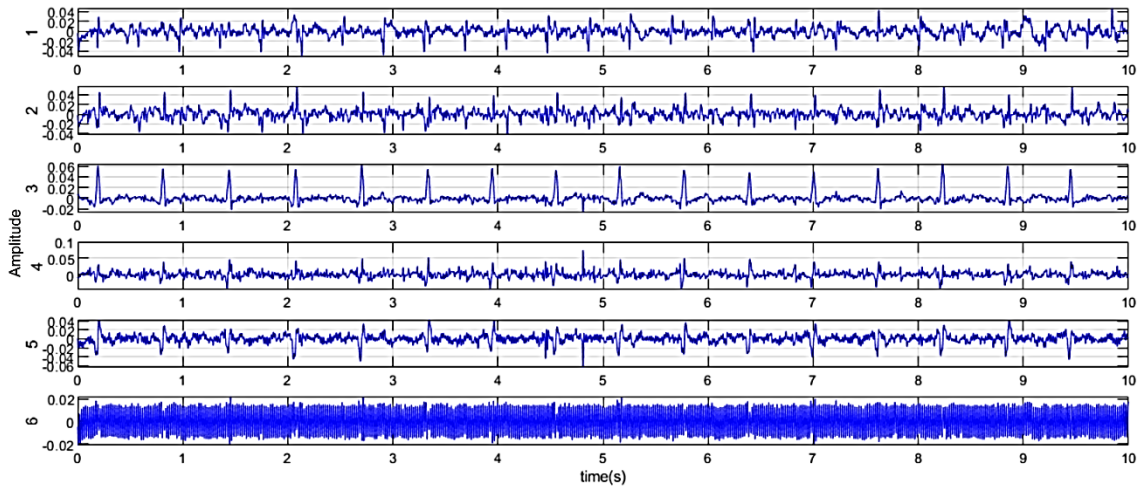
Критерій	Канал 1	Канал 2	Канал 3	Канал 4	Канал 5
MSE	35,85	36,28	36,5	38,67	40,69

MSE дозволяє відстежувати якість очищення оригінального запису для виділеної n ЕКГ. Отриманий результат свідчить про значне покращення запису після попередньої обробки та аналізу записів ЕКГ.

Результат співвідношення сигнал/шум SNR для виділеної n ЕКГ, комплексу QRS, зубця Р, зубця Т представлений на рис. 3, де вісь x описує рівень шуму, а вісь y — канали ЕКГ.



а)



б)

Рис. 2. Виділення n ЕКГ: а) вихідні дані; б) результат застосування послідовності обробки даних

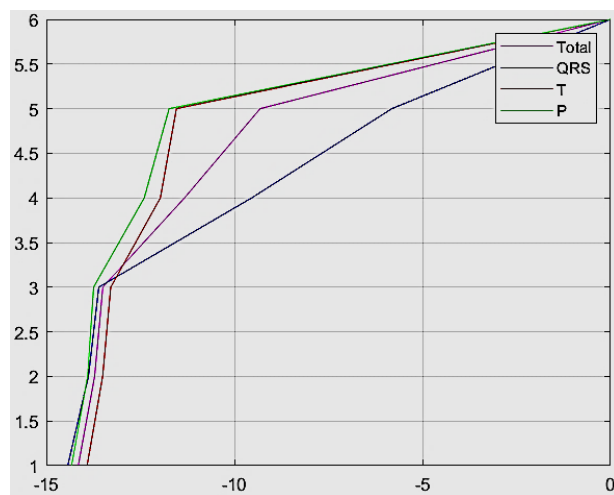


Рис. 3. Результат SNR для запису в цілому та його окремих морфологічних компонентів

Візуалізація результатів показує, що рівень SNR для виділеної n ЕКГ різний для різних морфологічних елементів і каналів. Наприклад, SNR є найнижчим для Р-хвилі. Це свідчить про те, що Р-хвиля є найбільш зашумленим елементом n ЕКГ і, отже, є найбільшою проблемою для вилучення. QRS-комплекс менш шумний і, отже, найлегше виділяється. Загалом людське око не може розпізнавати серцебиття плода, коли SNR нижчий ніж -15 дБ. Проведена практична реалізація показує помірний SNR для виділеної n ЕКГ, що є прийнятною для подальшого аналізу.

Висновки

Представлено послідовність методів обробки електрофізіологічних даних для розділення джерел даних і вилучення цільових компонентів електрофізіологічних часових рядів, зокрема, для виділення ЕКГ плода з даних абдомінальної ЕКГ матері.

Реалізація запропонованої послідовності дозволила:

— усунути низькочастотне блукання базової лінії, видалити високочастотний шум з кожного каналу запису на етапі проведення попередньої обробки запису абдомінальної ЕКГ;

— визначити кореляцію між джерелами даних у змішаному джерелі шляхом застосування РСА;

— провести сліпе розділення джерела, узагальнену декомпозицію власних значень і періодичний компонентний аналіз, що дозволило скасувати материнську ЕКГ, та виділити ЕКГ плода.

Результат середньоквадратичної помилки та співвідношення сигнал/шум показує, що представлений підхід придатний для виділення серцебиття плода та подальшого аналізу ЕКГ плода з даних абдомінальних каналів.

На відміну від традиційних підходів до вирішення задачі розділення джерел даних і вилучення цільових компонентів електрофізіологічних часових рядів ЕКГ плода представлений підхід включає запроповану послідовність наступних методів: аналіз основних компонент, сліпе розділення джерела, узагальнену декомпозицію власних значень і періодичний компонентний аналіз. Перевагою запропонованої послідовності є низька обчислювальна складність поряд з результатами середньоквадратичної помилки та співвідношення сигнал/шум виділеної ЕКГ плода, порівнянними з традиційними підходами, що робить можливим реалізацію запропонованої послідовності на основі пристроїв інтернету речей для віддаленого моніторингу серцебиття плода.

1. Zhou W., Gotman J. Removal of EMG and ECG artifacts from EEG based on wavelet transform and ICA. The 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE, 2004. No. 1. P. 392–395. DOI: 10.1109/IEMBS.2004.1403176.

2. Al-Zuhairi D.T., Hameed A.S., Hameed I.S. Dual-stage SVD basis approach for ECG signal associated noise removal. *Signal, Image and Video Processing*. 2022. #16(6). P. 1489–1496. DOI: 10.1007/s11760-021-02102-1.

3. de Oliveira P.M.R., de M. Goulart J.H., Fernandes C.A.R., Zarzoso V. Blind source separation in persistent atrial fibrillation electrocardiograms using block-term tensor decomposition with löwner constraints. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*. 2021. No. 26(4). P. 1538–1548. DOI: 10.1109/JBHI.2021.3108699.

4. Ungureanu G.M., Oei S.G., Ungureanu A., Wolf W. The event synchronous canceller algorithm removes maternal ECG from abdominal signals without affecting the fetal ECG. *Computers in biology and medicine*. 2009. No. 39(6). С. 562–567. DOI: 10.1016/j.compbimed.2009.03.013.
5. Agostinelli A., Fioretti S., Di Nardo F., L. Burattini L. Clinical application of the Segmented-Beat Modulation Method for fetal ECG extraction. 2015 12th International Workshop on Intelligent Solutions in Embedded Systems (WISES). IEEE, 2015. С. 35–40.
6. Jagannath D.J., Selvakumar A.I. Issues and research on foetal electrocardiogram signal elicitation. *Biomedical signal processing and control*. 2014. Vol. 10. P. 224–244. DOI: 10.1016/j.bspc.2013.11.001.
7. Ravindrakumar S., Raja K.B. Fetal ECG extraction and enhancement in prenatal monitoring — Review and implementation issues. *Trendz in Information Sciences & Computing (TISC2010)*. 2010. P. 16–20. DOI: 10.1109/TISC.2010.5714599.
8. Widatalla N., Kasahara Y., Kimura Y., Khandoker A. Model based estimation of QT intervals in non-invasive fetal ECG signals. *Plos one*. 2020. No. 15(5). P. e0232769. DOI: 10.1371/journal.pone.0232769.
9. Yu Q., Yan H., Song L., Guo W., Liu H., Si J., Zhao Y. Automatic identifying of maternal ECG source when applying ICA in fetal ECG extraction. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*. 2018. No. 38(3). P. 448–455. DOI: 10.1016/j.bbe.2018.03.003.
10. Padhy S. Multilead ECG data analysis using SVD and higher-order SVD: дис., 2017.
11. Deogire A. D. Multi lead fetal QRS detection with principal component analysis. 2018 3rd International Conference for Convergence in Technology (I2CT). IEEE, 2018. P. 1–5. DOI: 10.1109/I2CT.2018.8529322.
12. Fatemi M., Sameni R. An online subspace denoising algorithm for maternal ECG removal from fetal ECG signals. *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Electrical Engineering*. 2017. No. 41. P. 65–79. DOI: 10.1007/s40998-017-0018-4.
13. Redif S. Fetal electrocardiogram estimation using polynomial eigenvalue decomposition. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*. 2016. No. 24(4). P. 2483–2497. DOI: 10.3906/elk-1401-19.
14. Golub G.H., Van Loan C.F. Matrix computations. JHU press, 2013. 755 p.
15. Suganthi M., Immaculate Joy S. Analysis of R-peaks in fetal electrocardiogram to detect heart disorder using fuzzy clustering. 2019 IEEE 5th International Conference for Convergence in Technology (I2CT). IEEE, 2019. P. 1–4. DOI: 10.1109/I2CT45611.2019.9033732.
16. Huang N.E., Wu Z., Long S.R. Hilbert-Huang transform. *Scholarpedia*. 2008. No. 3(7). P. 2544.
17. Hyvarinen A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis. *IEEE transactions on Neural Networks*. 1999. №10(3). С. 626–634. DOI: 10.1109/72.761722.
18. Cardoso J. F. Source separation using higher order moments. *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. IEEE, 1989. P. 2109–2112. DOI: 10.1109/ICASSP.1989.266878.
19. Romero I. PCA-based noise reduction in ambulatory ECGs. 2010 Computing in Cardiology. IEEE, 2010. P. 677–680.
20. Liu G., Luan Y. An adaptive integrated algorithm for noninvasive fetal ECG separation and noise reduction based on ICA-EEMD-WS. *Medical & biological engineering & computing*. 2015. No. 53. P. 1113–1127. DOI: 10.1007/s11517-015-1389-1.
21. Gupta A., Srivastava M., Khandelwal V., Gupta A. A novel approach to fetal ECG extraction and enhancement using blind source separation (BSS-ICA) and adaptive fetal ECG enhancer (AFE). 2007 6th International Conference on Information, Communications & Signal Processing. IEEE, 2007. P. 1–4. DOI: 10.1109/ICICS.2007.4449716.
22. Kotas M. Combined application of independent component analysis and projective filtering to fetal ECG extraction. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*. 2008. No. 28(1). С. 75.
23. Sameni R. Extraction of fetal cardiac signals from an array of maternal abdominal recordings: дис. — Institut National Polytechnique de Grenoble-INPG; Sharif University of Technology (SUT), 2008.
24. Cardoso J.F., Souloumiac A. Blind beamforming for non-Gaussian signals. IEE proceedings F (radar and signal processing). IET Digital Library, 1993. No. 140(6). P. 362–370. DOI: 10.1049/ip-f-2.1993.0054.

25. Jamshidian-Tehrani F., Sameni R. Fetal ECG extraction from time-varying and low-rank noninvasive maternal abdominal recordings. *Physiological measurement*. 2018. No. 39(12). P. 125008. DOI: 10.1088/1361-6579/aaef5d.

26. Sameni R., Jutten C., Shamsollahi M.B. Multichannel electrocardiogram decomposition using periodic component analysis. *IEEE transactions on biomedical engineering*. 2008. No. 55(8). P. 1935–1940. DOI: 10.1109/TBME.2008.919714.

27. Behar J.A., Bonnemains L., Shulgin V., Oster J., Ostras O., Lakhno I. Noninvasive fetal electrocardiography for the detection of fetal arrhythmias. *Prenatal diagnosis*. 2019. No. 39(3). P. 178–187. DOI: 10.1002/pd.5412.

28. Goldberger A.L., Amaral L.A.N., Glass L., Hausdorff J.M., Ivanov P.Ch., Mark R.G., et al. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals. *Circulation*. 2000. No. 101(23). P. e215-e220. DOI: 10.1161/01.cir.101.23.e215.

Надійшла до редакції 21.05.2023