

ШЛЯХИ ПІДВИЩЕННЯ ІНФОРМАТИВНОСТІ АНАЛІЗУ БІОЕЛЕКТРИЧНИХ СИГНАЛІВ

Вступ

В останні роки в клінічній практиці з'явилася низка діагностичних засобів контролю фізіологічних показників людини, одночасно розвиток радіоелектроніки призвів до створення високочутливих методів реєстрації біологічних сигналів та ефективних засобів їх обробки і отримання діагностичних даних.

Організм людини є складною системою функціонально пов'язаних фізіологічних підсистем. Їх узгоджена робота проявляється властивістю гомеостазу. Одним із інформаційних джерел, яке відбиває інтегральну взаємодію підсистем з підтримання гомеостазу, є електрична активність організму – електричні біопотенціали. Таким чином, біопотенціали безпосередньо чи опосередковано несуть сумарну інформацію про роботу всіх фізіологічних систем:

$$S_{\phi} = \sum_{i=1}^n S_i, \quad (1)$$

де S_i – біоелектричний сигнал i -ї фізіологічної підсистеми, n – кількість підсистем, що розглядаються.

Але організм людини не є ізольованим від оточуючого середовища. Зміни фізичних параметрів навколишнього середовища, сенсорна чутливість, вплив інформаційних факторів призводять до запуску гомеостатичних механізмів регулювання. Цю складову сигналу можна представити як

$$S_c = \sum_{j=1}^m S_j \quad (2)$$

де S_j – сигнал, спричинений дією j -го зовнішнього фактору, m – кількість факторів зовнішнього впливу.

Як правило, біоелектричні потенціали реєструються технічними засобами в аналоговій чи цифровій формі, які отримали загальне визнання у медичній діагностиці. Але оскільки в формуванні інформаційного сигналу беруть участь електронні технічні пристрої, то додатково виникають складові небіологічного походження – власні апаратні шуми, електричні завади та інші чинники. Ці складові можна представити як

$$S_z = \sum_{z=1}^k S_z \quad (3)$$

де S_z – сигнал z -ї завади, k – значима кількість завад.

На сьогодні досягнута межа діагностичних можливостей стандартних методів обробки сигналів для виявлення прихованих змін фізіологічного стану людини. У зв'язку з цим виникла необхідність пошуку нових підходів до системного аналізу біомедичних сигналів різного фізичного походження. Таким чином, розвиток та вдосконалення методів кількісного аналізу біологічних сигналів є актуальною задачею сучасної медицини.

Мета та завдання дослідження

Серед біологічних сигналів можна виділити великий клас сигналів, для яких важлива інформація міститься в структурних елементах форми сигналу. До таких інформаційних джерел в практичній медицині відносять: електрокардіографічні, енцефолографічні, біографічні, реографічні та інші біосигнали.

Метою даної роботи є:

- ідентифікація та відокремлення цільової інформації з сумарного сигналу

$$S(t) = S_{\phi} + S_c + S_s ; \quad (4)$$

- пошук взаємозв'язку між параметрами біологічних сигналів від різних фізіологічних систем чи органів (наприклад, ЕКГ та ЕЕГ) отриманих одночасно від одного пацієнта для отримання об'єктивної інформації про стан пацієнта чи його зміну.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні задачі:

- розглянути можливість застосування різних відомих методів аналізу складних функціональних залежностей для обробки біоелектричних сигналів;
- обґрунтувати пріоритетність того чи іншого методу для виявлення цільових інформаційних характеристик з інтегрального сигналу.

Методи обробки сигналів та алгоритми їх застосування для аналізу біопотенціалів

Всі сигнали характеризуються спектральними характеристиками та розподілом енергії в межах спектру. Як відомо, будь який сигнал, який змінюється в часі, можна представити спектральними складовими ряду Фур'є. Оскільки час спостереження сигналу кінцевий, то даний підхід має свої обмеження. Для сучасної апаратної обробки сигналів набуло поширення використання швидкого перетворення Фур'є. Така математична обробка дає можливість аналізувати зміну спектральних характеристик сигналу на визначених інтервалах часу. До недоліків обробки електричних сигналів цим методом відносять неможливість спостереження динаміки процесів, які перевищують фіксований інтервал часу. Сучасним математичним підходом, який об'єднує переваги першого та другого класичного методів, є вейвлет-аналіз.

Вейвлет-перетворення сигналів є узагальненням спектрального аналізу, типовий представник якого – класичне перетворення Фур'є. Таким чином, вейвлет-аналіз є різновидом спектрального аналізу, в якому роль простих коливань виконують функції особливого роду, що називаються вейвлетами. Базисна функція вейвлету отримується шляхом масштабування та зсуву функції обмеженої тривалості за умови постійної норми. Поняття частоти класичного спектроаналізу тут замінено масштабом, і для того, щоб перекрити «короткими хвилями» всю часову вісь, введено переміщення функцій у часі. Сімейства вейвлетів у часовій або частотній області використовуються для подання сигналів і функцій у вигляді суперпозицій вейвлетів на різних масштабних рівнях декомпозиції (розкладання) сигналів.

Як відомо, одномірне перетворення Фур'є дає одновимірну інформацію про частотний розподіл амплітуд коливань на певних часових інтервалах. Результатом вейвлет-перетворення одновимірного ряду є двовимірний масив амплітуд вейвлет-перетворення – значень коефіцієнтів $W(a, b)$. Розподіл цих значень в просторі (a, b) (a – часовий масштаб, b – часова локалізація) дає інформацію про еволюцію відносного внеску компонент різного масштабу в часі і називається спектром коефіцієнтів вейвлет-перетворення, масштабно-часовим спектром або вейвлет-спектром (time-scale spectrum, або wavelet spectrum на відміну від single spectrum перетворення Фур'є).

При вейвлет-перетворенні аналізується сигнал на різних частотах і з різною роздільною здатністю одночасно. Вейвлет-перетворення дозволяє отримати хорошу роздільність за часом на високих частотах (при незадовільній частотній роздільності) і хорошу роздільність за частотою на низьких частотах (при незадовільній роздільності в часовому просторі). Такий підхід стає особливо ефективним, коли інформаційний сигнал має високочастотні складові малої тривалості і довготривалі низькочастотні складові. Біоелектричні сигнали якраз і мають таку фізичну структуру.

Вейвлет-перетворення одновимірного сигналу полягає в його розкладанні по базису, сконструйованому з певними властивостями солітонно подібної функції (вейвлета) за допомогою масштабних змін і переносів. Кожна з функцій цього базису характеризує як певну просторову (часову) частоту, так і її локалізацію в фізичному просторі (часі).

Таким чином, на відміну від традиційно вживаного для аналізу сигналів перетворення Фур'є вейвлет-перетворення забезпечує двовимірну розгортку досліджуваного одновимір-

го сигналу, при цьому частота і координата розглядаються як незалежні змінні. В результаті з'являється можливість аналізувати властивості сигналу одночасно в фізичному (час, координата) і в частотному просторах. Вейвлет-перетворення використовує локалізовану базисну функцію, яка повинна бути локалізована і в часовому просторі, і за частотою [1, 4, 5].

Для практичного застосування важливо знати ознаки, які обов'язково повинна мати функція, щоб бути вейвлетом.

Оскільки вейвлет-перетворення є скалярний добуток функції вейвлету, при заданому масштабі, і сигналу що аналізується, то коефіцієнти $W(a,b)$ містять комбіновану інформацію про вейвлет, що використовується для аналізу, і досліджуваній сигнал (як і коефіцієнти перетворення Фур'є, які містять інформацію про сигнал і про відповідні гармонічні складові). Вибір аналізуючого вейвлета, як правило, визначається тим, яку інформацію необхідно отримати з сигналу. Кожний вейвлет має характерні особливості в часовому і в частотному просторі, тому іноді за допомогою різних вейвлетів можна повніше виявити і підкреслити ті чи інші властивості сигналу, що аналізується.

Вейвлетні перетворення містять практично всі переваги перетворення Фур'є. Вейвлетні базиси можуть бути добре локалізовані як по частоті, так і в часі. При виділенні в сигналах добре локалізованих різномасштабних процесів можна розглянути лише ті масштабні рівні розкладання, які представляють інтерес дослідження. Вейвлетні базиси, в відмінності від перетворень Фур'є, мають досить багато різноманітних базових функцій, властивості яких орієнтовані на вирішення різних завдань. Базисні вейвлети можуть мати і кінцеві, так і нескінченні носії, реалізовані функціями різної гладкості. Недоліком вейвлетних перетворень є їх відносна складність.

Але серед електричних сигналів є такі, що мають однаковий спектр але відрізняються формою та її зміною в часі. Такі сигнали можна ідентифікувати тільки за цими ознаками, як наприклад, ритми електроенцефалографічних сигналів. В цьому випадку є доцільним використання методів фрактального аналізу.

Біоелектричні сигнали проявляють самоподібність і багатомасштабність. Це може виражатися як збереження структури ряду коефіцієнтів при його збіжності, повторення динаміки біологічної системи на часових проміжках різної тривалості, складна періодичність і явна нестационарність ряду. Ці характеристики є ключовими для систем особливого типу, які в літературі отримали назву фрактальних, багатомасштабних або самоподібних.

Специфічні характеристики фрактальної системи дозволяють прогнозувати і моделювати вихідну систему, оцінювати її характеристики, генерувати самоподібні дані для потреб користувача (побудова реалістичних кривих, синтез складних сигналів).

Фрактальний сплайн – неперервна і визначена на фрагментах функція, що складається з самоподібних відрізків, які є функціями одного виду масштабу k і стиковані спеціальним чином. В якості функцій-породжувачів вибрані ермітові сплайни, оскільки вони: 1) зберігають значення похідної у точках стику; 2) не перевищують значень табличної функції на відміну від природного сплайна, що важливо для задач інтерполяції; 3) є локальними; 4) легко обчислюються.

Самоподібність досягається рекурсивним способом побудови фрактального сплайна. Материнський сплайн (сплайн нульового масштабу) будується як лінійний або кубічний сплайн. Далі кожний його фрагмент замінюється на зменшену копію материнського сплайна і додається до сплайна попереднього масштабу. Процес повторюється до потрібної глибини. У загальному випадку відсутні обмеження на довжину і пропорції розміщення фрагментів. Періодичність сплайна забезпечує гладке стикування вкладених копій [2, 3].

Фрактали також можна класифікувати відповідно до їх самоподібності. Розрізняють три типи самоподібності у фракталах:

Точна самоподібність – це найсильніший тип самоподібності, при якому фрактал виглядає однаково при різних масштабуваннях. У фракталів, згенерованих з використанням ітеративних функцій, часто виявляється точна самоподібність.

Майже самоподібність – слабка форма самоподібності, фрактал виглядає приблизно (але не точно) самоподібним при різних масштабуваннях. Майже самоподібні фрактали містять малі копії цілого фракталу у перекручених та вироджених формах. Фрактали, згенеровані з використанням рекурентних відношень, зазвичай є майже (але не точно) самоподібними.

Статистична самоподібність – це найслабкіша форма самоподібності, за якої фрактал має чисельні або статистичні міри, що зберігаються при збільшенні. Найприйнятніші означення «фракталів» просто містять в собі деякий вид статистичної самоподібності (розмірність фракталу, сама по собі, є чисельною мірою, що зберігається при збільшенні). Ймовірнісні фрактали є прикладами фракталів, які є статистично, але не майже й не точно самоподібними. Слід зазначити, що не всі самоподібні об'єкти є фракталами. Наприклад, числова вісь (евклідова пряма) є точно самоподібною, але, вона має розмірність Гаусдорфа та топологічну розмірність, які дорівнюють одиниці, але вона не є фракталом.

Як було зазначено вище, інтегральний біоелектричний сигнал включає складові, які відображають дію зовнішніх чинників та наявність апаратних шумів та мережевих завад. Зазвичай, завдяки реакції нейронів, у вигляді змінних електричних біопотенціалів, можна відокремити біологічну реакцію від фізіологічної складової сигналу. Основним математичним методом, який дозволяє вирішити цю задачу є кореляційний метод.

Кореляційний аналіз – це статистичне дослідження стохастичної залежності між випадковими величинами (англ. correlation – взаємозв'язок). У найпростішому випадку досліджують дві вибірки (набори даних), у загальному – багатовимірні комплекси (групи) параметрів або об'єктів [4, 7].

Мета кореляційного аналізу – забезпечити отримання деякої інформації про одну змінну за допомогою іншої змінної. В випадках, коли це можливо, говорять, що змінні корелюють. В загальному вигляді сприйняття гіпотези про наявність кореляції означає, що зміна значення змінної A відбудеться одночасно з пропорційною зміною значення параметру B .

Мірою залежності між експериментальними наборами даних є числа – коефіцієнти зв'язку.

Головні завдання кореляційного аналізу:

- 1) оцінка за вибірковими даними коефіцієнтів кореляції;
- 2) перевірка значущості вибіркових коефіцієнтів кореляції або кореляційного відношення;
- 3) оцінка близькості виявленого зв'язку до лінійного;
- 4) побудова довірчого інтервалу для коефіцієнтів кореляції.

Визначення сили та напрямку взаємозв'язку між змінними є однією з важливих проблем аналізу даних. В загальному випадку для цього застосовують поняття кореляції. Коефіцієнт кореляції, а в загальному випадку кореляційна функція, дозволяють встановити ступінь взаємозв'язку між змінними. Кореляція може бути лінійною або нелінійною в залежності від типу залежності, яка фактично існує між змінними. Досить часто на практиці розглядають тільки лінійну кореляцію (взаємозв'язок), але більш глибокий аналіз потребує використання для дослідження процесів нелінійних залежностей.

У випадку двох нормальних або майже нормальних величин коефіцієнт кореляції між ними може бути використаний як міра взаємозв'язку і це підтверджено багатьма практичними результатами. Проте при інтерпретації «взаємозв'язку» часто виникають наступні труднощі: якщо одна величина корельована з іншою, то це може бути відображенням того факту, що вони обидві корельовані з деякою третьою величиною або з сукупністю величин, які залишаються за увагою і не введені в модель. Така ситуація приводить до розгляду умовних кореляцій між двома величинами при фіксованих значеннях інших величин. Це так звані

частковій кореляції. Якщо кореляція між двома величинами зменшується, коли ми фіксуємо деяку іншу випадкову величину, то це означає, що їх взаємозв'язок виникає частково через вплив цієї величини. Якщо ж часткова кореляція дорівнює нулю або дуже мала, то робимо висновок, що їх взаємозв'язок цілком обумовлений власним впливом і ніяк не пов'язаний з третьою величиною.

І навпаки, якщо часткова кореляція більше початкової кореляції між двома величинами, то ми робимо висновок, що інші величини ослабили зв'язок, або приховали кореляцію.

Практичне застосування описаних методів для кардіосигналу

Вважається, що кардіосигнал є випадковою величиною X , представленої у вигляді кінцевої вибірки $x_1 \dots x_n$. Інші характеристики: частота серцевих скорочень, тривалості комплексів QRS або тривалості інтервалів між зубцями – є також випадковими величинами, функціями від функції X . Для аналізу цих величин використовуються вибіркові точкові оцінки випадкової величини, такі як: вибіркове середнє значення, вибіркова (незміщена) дисперсія, вибіркове стандартне відхилення, автокореляційна функція.

Вважається, що верхня гранична частота нормального (без навантаження) кардіосигналу впливає на його форму та не перевищує 100 Гц. Тому при контурному аналізі електрокардіограми частоти вище 100 Гц практично не враховуються. Перевага вейвлет-аналізу полягає в тому, що є можливість для вивчення вищих частот, а також видалення шуму, стиснення і згладжування електрокардіограми [6, 7].

Для вейвлет-аналізу були взяті кардіосигнали з другого грудного відведення V2, записані за допомогою кардіографа «ХАІ МЕДІКА», з частотою дискретизації 1024 відліків в секунду. Для вейвлет-розкладання був прийнятий вейвлет Добеші, що має носій на проміжку (0, 7).

За допомогою програми MatLab проводилися завантаження і обробка сигналу. Довжина сигналу становить більше 70000 відліків. Для оптимізації обчислень вибирається фрагмент цього сигналу довжиною 4096 відліків і проводиться розкладання до рівня 3 (сD1, сD2, сD3) з побудовою графіка кардіосигналу (рис. 1 – 2).

Для порівняння зроблений такий же аналіз кардіосигналу (друге грудне відведення V2) пацієнта, який переніс місяць тому інфаркт міокарда і знаходиться на лікуванні в лікарні. Обидві кардіограми зняті на кардіографі однієї фірми виробника. Також проводиться розкладання до рівня 3 (сD1, сD2, сD3) з побудовою графіка кардіосигналу (рис. 3 – 4).

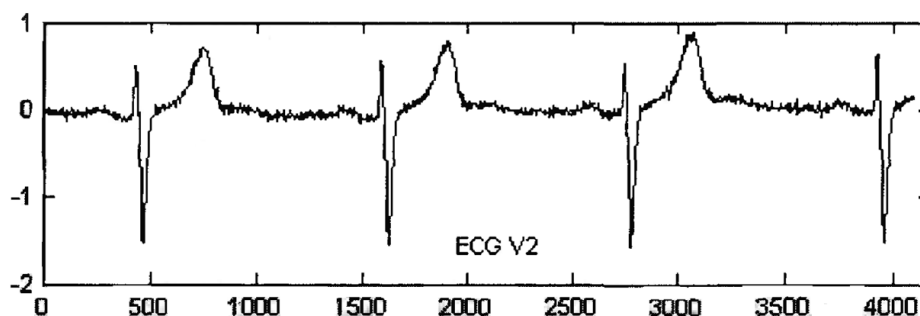


Рис. 1. Графік кардіосигналу здорової людини

Вейвлет-коефіцієнти рівнів відображають характеристики кардіосигналу на зазначених частотах. Однак можна побачити, що спектр частот компонент сигналу досить добре локалізований. Для знаходження компонент сигналу здійснюється пряме відновлення окремо по кожному набору деталізуючих коефіцієнтів.

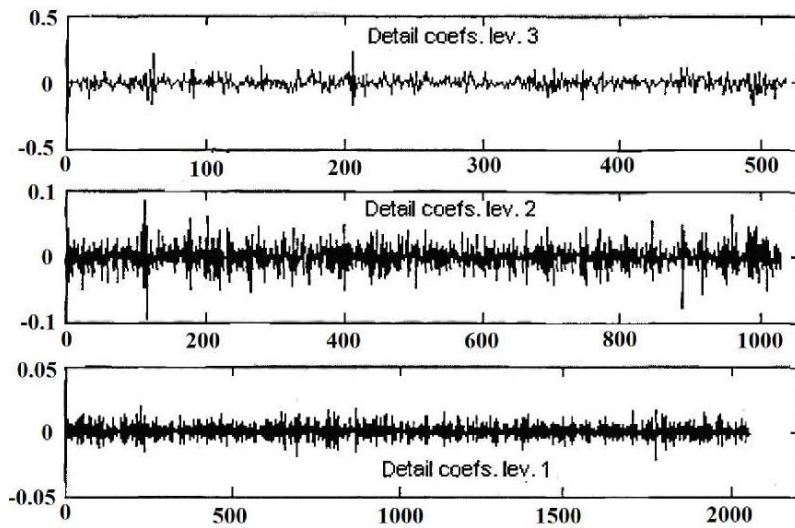


Рис. 2. Графіки деталізованих коефіцієнтів для заданого сигналу

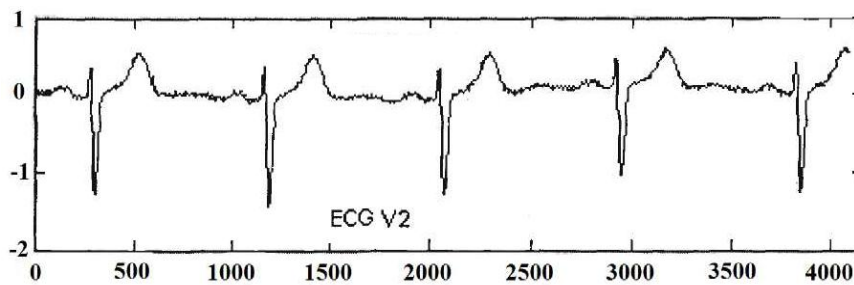


Рис. 3. Графік кардіосигналу людини, яка перенесла інфаркт

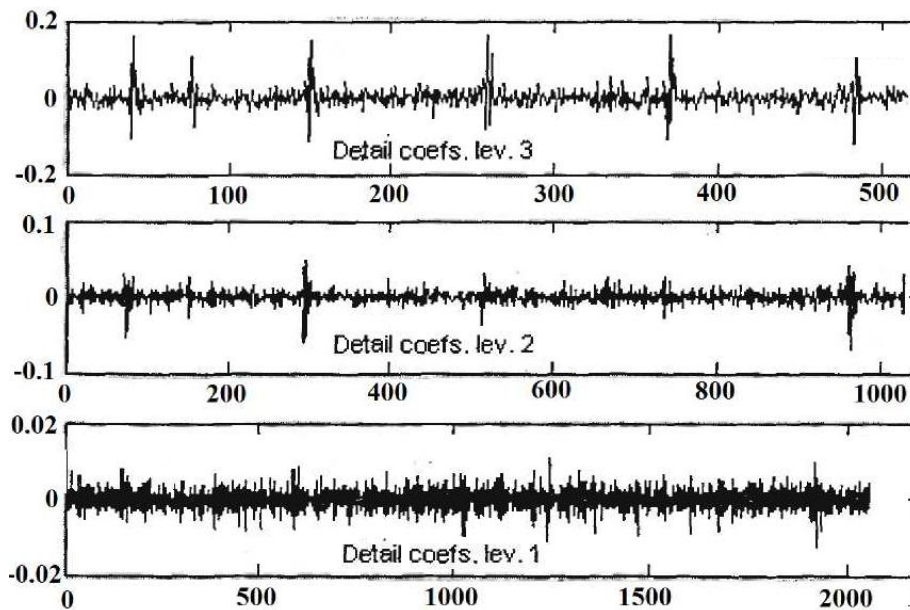


Рис. 4. Графіки деталізованих коефіцієнтів для заданого сигналу

Є візуальна різниця графіків деталізованих коефіцієнтів двох пацієнтів. Так само можна показати цю різницю в цифрах, для цього можна використовувати, принаймні, два підходи:

Статистичний підхід. Можна розглянути статистичні характеристики як вейвлет-коефіцієнтів, так і елементів сигналу, що відповідають цим коефіцієнтам. При розрахунку середнього квадратичного відхилення отриманих вейвлет-коефіцієнтів було отримано стандартні відхилення вейвлет-коефіцієнтів двох різних пацієнтів, що розрізняються майже в два рази. Тому вони мають діагностичне значення.

Стохастичний підхід [4]. Розглядаючи отримані графіки, можна побачити, що поведінка вейвлет-коефіцієнтів і компонент сигналів є досить складною, має хаотичний характер. Для аналізу таких хаотичних систем в на сьогодні розроблені математичні методи. Для характеристики таких систем застосовується поняття «динамічний хаос». Застосовується фрактальний метод, а саме розрахунок показника Херста.

Для оцінки хаотичних вейвлет-коефіцієнтів можна використовувати такі характеристики, як фрактальна розмірність, показник Херста, кореляційна розмірність і розмірність фазового простору[8].

Показник Херста H досить відомий, він описує ймовірність того, що два сусідніх відліки можуть бути однаковими.

Розмірність фазового простору є мінімальна розмірність простору, в які можна вкласти розрахований ряд значень у вигляді динамічної системи – дивного аттрактора.

Також розраховується кореляційна розмірність. Всі обчислення проводяться в середовищі MatLab, стохастичні характеристики компонент кардіосигналу представлені в таблиці:

Кардіограма	Показник Херста	Фрактальна розмірність	Кореляційна розмірність
здорової людини	0,2298	1,7895	3,915
хворої людини	0,3135	1,6987	6,587

Отримані результати показують, що числові характеристики високочастотних компонент кардіосигналів у здорової людини суттєво більше за абсолютною величиною і більш різноманітні за своєю структурою, ніж у людини з проблемами серця. Таким чином, вейвлет-аналіз дозволяє отримати принципово нові характеристики кардіосигналу, нові параметри для проведення діагностики серцевих захворювань.

Висновки

Нейрофізіологічні системи людини дуже складні. Запропоновані підходи дозволяють за записом часового ряду одного з параметрів сигналу визначити додаткові характеристики всієї системи. В людському організмі багато фракталоподібних утворень, хоча ці фрактальні анатомічні структури виконують неоднакові функції в різних органах, тим не менш вони мають однакові інформаційні ознаки.

Біосигнали також залежать від багатьох параметрів і можуть бути випадковими і нестационарними, і мають як періодичні, так і хаотичні складові. Особливий інтерес представляють методи оцінки якісних та кількісних властивостей біологічних сигналів у випадку розгляду складного процесу. Тому для оцінки інформаційних характеристик запропоновано застосовувати методи нелінійної динаміки і систем з хаотичною поведінкою.

Таким чином, застосовуючи різні відпрацьовані методики та алгоритми обробки сигналів можна отримати цільову інформацію, наприклад, про серцево-судинну систему, центральну нервову та фізіологічний стан інших підсистем організму чи органів. Також можна вважати доцільним використання комплексного аналізу біоелектричних сигналів для виявлення впливу ендогенних чинників різного походження на організм людини.

Література

1. Айфичер Э., Джервис Б. Цифровая обработка сигналов. Практический подход ; 2-е изд. ; пер. с англ. Москва : Вильямс, 2004. 992 с
2. Голберг Э.Л., Ригни Д.Р., Уэст Б. Дж. Хаос и фракталы в физиологии человека // В мире науки. 1990. № 4. С. 25-30.
3. Майстренко В.М., Литвин В.С., Голубенко Л.П., Застосування вейвлет-перетворення для обробки медичних сигналів та зображень // Вісник НТУУ «КПІ». Серія Приладобудування. 2011. Вип. 29.
4. Рычков А. Ю. Спектральный анализ нормальной ЭКГ / А. Ю. Рычков, В. Р. Цибульский, О. И. Сергейчук, Л. Н. Копылова // Вестник аритмологии. 2004. № 35. С. 52.
5. Файнзильберг Л. С. Математическая модель порождения искусственной электрокардиограммы с заданными амплитудно-временными характеристиками информативных фрагментовст / Л. С. Файнзильберг, Т. Ю. Беклер, Г. А. Глушаускене // Проблемы управления и информатики. 2011. № 5. С. 61–72.

6. Боділовський О. К., Попов А. О. Метод обробки трендів біологічних сигналів на основі вейвлет-аналізу // *Visnyk NTUU KPI Serii Radiotekhnika Radioaparotobuduvannia*, 2017. Iss. 69. P. 66–71.

7. Pavlov S. V., Vassilenko V. B., Vovkotrub D. V., Poplavskaya A. A., Hotra O., Smolarz An. Methods of processing biomedical image of retinal macular region of the eye // *Proc. SPIE 8698, Optical Fibers and Their Applications 2012*, 86980A (11 January 2013).

8. Дудин Е.А. Вейвлет-анализ в неразрушающем контроле и диагностике // *Сб. науч. тр. I Всерос. науч.-практ. конф. по инновациям в неразрушающем контроле с международным участием*. Томск, 2011. 24 с.

*Національний аерокосмічний університет
імені М.С. Жуковського «Харківський авіаційний інститут»*

Надійшла до редколегії 14.01.2019