

УДК 004.93

ІЄРАРХІЧНО-МОДУЛЬНИЙ ПРИНЦИП ПОБУДОВИ КОМП'ЮТЕРНИХ БІОІНФОРМАТИЧНИХ СИСТЕМ

Ю.В. Хома

*Національний університет «Львівська політехніка»
Вул. Степана Бандери, 12, Львів, 79013*

У роботі представлено ієрархічно-модульний принцип побудови комп'ютерних біоінформатичних систем та його застосування на прикладі кількох архітектур, призначених для реалізації різних завдань біоінформатики, за різних сценаріїв та у різних умовах. Принцип ієрархічності репрезентовано трьома системними рівнями, причому поділ на ці рівні зумовлено винятково виконуваними функціями із перетворень і аналізу біосигналів. Основою поділу на окремі апаратні та програмно-апаратні модулі послужило оцінювання придатності до об'єднання функцій опрацювання різних видів біосигналів у вимірювальному тракті системи біоінформатики. Це дало змогу абстрагуватися від моделей і методів опрацювання сигналів, мінімізувати аналогову частину біосенсорів, а також забезпечити раціональний розподіл обчислювальної потужності цифрових засобів. Модульний принцип покладено у основу раціональної імплементації вимірювальних перетворень на окремих електронних компонентах (апаратні модулі нижнього рівня). На середньому і верхньому системних рівнях цей принцип реалізовано у вигляді програмно-апаратних модулів з метою виконання формальних методів цифрового оброблення сигналів і евристичних алгоритмів машинного навчання. Залежно від умов та сценаріїв використання можуть застосовуватися різні варіанти розподілу обчислювальної потужності між структурними елементами біоінформатичної системи. Запропонований ієрархічно-модульний принцип забезпечує гнучкість синтезу структур біометричних систем з огляду на умови (стаціонарні чи рухомі об'єкти) і сценарії використання (одноразові вимірювання чи цілодобовий моніторинг). Наведено п'ять архітектур, які використовують різні обчислювальні платформи від вбудованих сигнальних процесорів і програмованих логічних інтегральних схем до хмарних обчислень.

Ключові слова: біосигнали, системний рівень, функціональний модуль, машинне навчання, архітектура системи біоінформатики.

Постановка проблеми. З понад століття, від часу відкриття голандським фізіологом Віллемом Ейнтгоеном, принцип електрокардіограми (ЕКГ) пройшов тривалий шлях від простого наукового зацікавлення до одного із найважливіших і найпоширеніших методів діагностики в медицині. Але в останні роки сигнал ЕКГ, як і десятки інших видів біосигналів, почали застосовувати для вирішення багатьох інших, зокрема і немедичних завдань, таких як ідентифікація людини [1], контроль психоемоційного стану [2], бездотикова взаємодія людини і комп'ютера [3]. Різноманітність біосигналів, різноплановість

завдань, а також позастаніонарні умови і сценарії застосування висувають нові вимоги до принципів побудови і функціонування біоінформатичних систем.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. На цей час існує потреба у вирішенні багатьох різних завдань, які базуються на комп'ютерному опрацюванні десятків різних, часом взаємопов'язаних біосигналів [4,5]. Різноманітність додатково збільшується через різні умови (станіонарне або мобільне виконання) і специфічні сценарії використання біометричних систем (не лише разові вимірювання, але і неперервний моніторинг у станіонарних умовах [5,6], віддалений [7], з носисими пристроями [8-10]). Це безпосередньо впливає на способи імплементації застосованих методів і конструктивне виконання окремих модулів системи.

У зв'язку з цим важливо дослідити можливості максимальної уніфікації інструментального забезпечення, а також гнучкості переналаштування із однієї задачі на іншу. Ефективна реалізація цих завдань відкривається на шляху переведення операцій із вимірювальних перетворень до цифрового формату. Проте потрібно відзначити, що ефективність традиційних методів цифрової обробки стосовно біосигналів є доволі обмеженою через природну їх варіативність, низьку інтенсивність і наявність значної кількості дестабілізуючих факторів, зокрема і біологічного походження. Нові можливості відкриваються на шляху поєднання технологій цифрового оброблення сигналів (ЦОС) і машинного навчання (МН).

За останнє десятиріччя опубліковано сотні наукових праць із результатами досліджень комп'ютерного опрацювання біосигналів, а їх число з року на рік продовжує зростати [11,12]. Дослідників, що працюють у сфері біоінформатики, надихають успіхи із застосування методів штучного інтелекту, передовсім, технологій глибокого навчання у розпізнаванні зображень, опрацюванні живої мови і текстів, тобто завдань, які не вирішуються у рамках традиційної парадигми формальних моделей і методів. Більшість публікацій, пов'язаних із тематикою глибокого навчання, припадає саме на сферу біоінформатики [11].

Але попри значні успіхи у розробленні методів комп'ютерного опрацювання біосигналів актуальним завданням є пошук ефективних шляхів їх імплементації на різних обчислювальних засобах. Таким чином, при проектуванні біоінформатичних систем різного призначення важливо забезпечити раціональний розподіл функцій із опрацювання біосигналів між окремими модулями та водночас дослідити доцільні варіанти реалізації із урахуванням конкретних вимог виконання, наприклад, «stand alone», «wearable» та інше [5,7-9,13].

Постановка завдання. Метою статті є представлення ієрархічно-модульного принципу побудови комп'ютерних біоінформатичних систем та його застосування на прикладі кількох архітектур, призначених для реалізації різних завдань біоінформатики, за різних сценаріїв та у різних умовах.

Виклад основного матеріалу дослідження. Концепція трьох системних рівнів. Кінцевою метою вимірювання і аналізу біосигналів у комп'ютерній біоінформатичній системі є отримання корисної інформації у вигляді деяких біомедичних параметрів, які далі людина-експерт чи технологія штучного інтелекту інтерпретує у контексті знань відповідної предметної галузі. Існує багато

видів біосигналів, шляхом опрацювання яких вирішуються різні завдання як в царині медичної діагностики, так і інших сферах біоінформатики [4,14].

Часто до комп'ютерного опрацювання біосигналів висуваються суперечливі вимоги, коли один вид біосигналу застосовується для кількох задач біоінформатики, або навпаки – одна і та ж задача розв'язується із застосуванням різних біосигналів. Так, багатоцільовий (проблемно-орієнтований) підхід надає можливість розв'язувати декілька різних задач біоінформатики шляхом відповідного опрацювання одного виду біосигналу. Наприклад, на основі сигналу ЕКГ у медичній діагностиці встановлюють відповідність чи відхилення від норми (класифікатор на два класи), а також ступінь цього відхилення (класифікатор на багато класів) [15,16]. Але крім того, електрокардіограму можна застосувати і для ідентифікації особи [17], контролю психоемоційного стану [8] та деяких інших завдань. З іншого боку, синергію, тобто поєднання методів опрацювання декількох біосигналів, можна використати для формування інтегральних біомедичних показників та підвищення достовірності результатів дослідження [8,18].

Природно, що попри розбіжності цілей у вирішуваних завданнях, існує схожість і часткове перекриття трактів перетворення і опрацювання біосигналів. Щоб забезпечити ефективність опрацювання біосигналів та гнучкість переналаштування на різні завдання, доцільно:

- мінімізувати обсяг вимірювальних перетворень у аналоговому вигляді;
- розширити коло задач, які вирішуються неформальними методами МН.

Аналітичний огляд публікацій дає змогу навести узагальнену модель комп'ютерного опрацювання та інтелектуального аналізу біосигналів (рис. 1). З метою уніфікації принципів побудови комп'ютерних біоінформатичних систем у ланцюгу перетворень біосигналу доцільно виділити три системні рівні і відповідно два міжрівневі інтерфейси, як показано на тому ж рис. 1.

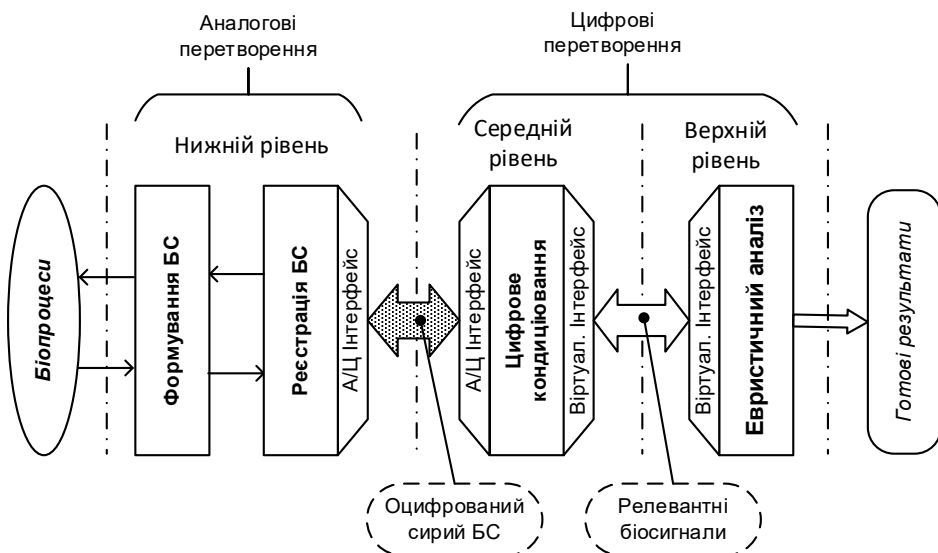


Рис. 1. Модель комп'ютерного опрацювання та інтелектуального аналізу біосигналів

На нижньому системному рівні відбувається формування біосигналів та необхідні вимірювальні перетворення у аналоговому вигляді, а на його виході одержують «сирий» біосигнал. У такому вигляді біосигнал оцифровується і надходить на середній системний рівень, де відбувається його цифрове кондиціювання (очищення від шумів і коригування спотворень) шляхом використання різних цифрових перетворень. Одержаний на виході середнього рівня релевантний біосигнал подається на верхній системний рівень для інтелектуального аналізу, сутність якого визначається типом вирішуваного завдання [19].

Хоча середній і верхній системні рівні збудовано із цифрових обчислювальних засобів, покладені на них функції істотно різняться, що і послужило аргументом для їх виокремлення. Утворений між цими рівнями інтерфейс є віртуальним, на відміну від апаратного аналого-цифрового інтерфейсу між нижнім і середнім системним рівнями (рис. 1).

Модульний принцип імплементації функціональних перетворень у комп'ютерних біоінформатичних системах. Представлений вище принцип ієрархії у вигляді трьох системних рівнів доцільно доповнити модульним принципом, який деталізує реалізацію різних функцій із опрацювання біосигналів. Це забезпечить масштабованість системи, тобто можливість додавання нових модулів чи заміни існуючих.

На сучасному етапі розвитку електронних компонентів, обчислювальних засобів, технологій цифрового оброблення сигналів і машинного навчання раціональну імплементацію поширених методів біомедичних досліджень та реалізацію різних етапів опрацювання біосигналів із застосуванням ієрархічно-модульного принципу відображено на рис. 2. На рисунку зображено системні рівні і умовно позначено функціональні апаратні та програмно-апаратні модулі, які виконують операції сумісного перетворення біосигналів.

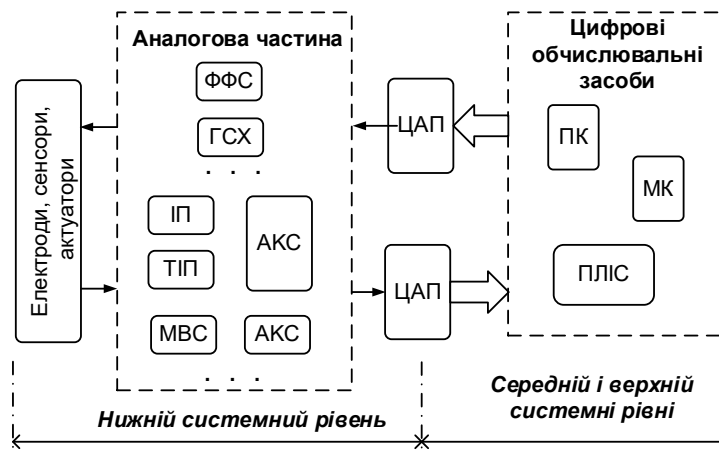


Рис. 2. Ієрархічно-модульна структура комп'ютерної біоінформатичної системи:
 ФФС – формувач фотостимулів; ГСХ – генератор струму Хавленда; ІП – інструментальний підсилювач; ТІП – трансімпедансний підсилювач; МВС – мостова вимірювальна схема; АКС – аналоговий кондиціонер сигналу

Формування біосигналів є винятково індивідуальною процедурою, оскільки залежить від природи біосигналу і способу його відбору із біооб'єкта. Тому на нижньому системному рівні застосовуються різні апаратні модулі, які забезпечують відбір і формування біосигналів.

Найпростішим у сенсі перетворень є формування сигналів на основі біопотенціалів, що наявні на поверхні тіла. До таких належать сигнали електрокардіограми, електроенцефалограми, електроокулограми, електроміограми та низка інших [6]. Всі біосигнали цієї групи формуються інструментальними підсилювачами (ПП) як різниця електричних біопотенціалів, відібраних за допомогою електродів із різних ділянок поверхні тіла. Як апаратний модуль, ПП будують із буферних підсилювачів і різницевого підсилювача із високим коефіцієнтом придушення синфазної завади, оскільки корисний біопотенціал маскується переважаючим потенціалом зміщення [20]. Деякі фірми, наприклад, Analog Devices випускають спеціалізовані інструментальні підсилювачі біосигналів [21].

Інша група біосигналів як, наприклад, віброартроскопічний, відображають біопроцеси неелектричної природи [15]. Віброакустичні процеси за допомогою стетоскопа можна перетворити до електричного вигляду. На загал, неелектричні біопроцеси різної природи потребують відповідних сенсорів для перетворення у електричний сигнал, щоб уможливити його подальше опрацювання у комп'ютерній системі.

Сформовані біосигнали характеризуються слабкою інтенсивністю і є особливо чутливими до дії різних перешкоджаючих факторів. Тому існує потреба у їх підсиленні із одночасною фільтрацією з метою узгодження із динамічним діапазоном і частотною смугою АЦП. Цю функцію виконує окремий апаратний модуль аналоговий кондиціонер сигналів (АКС). Як правило, до його складу входять підсилювач із регульованим коефіцієнтом передачі та антиаліасинговий фільтр [22]. Таким чином, одна схемотехнічна реалізація кондиціонера сигналів може бути придатною для роботи із кількома видами біосигналів, тому у табл. 1 віднесено до групових модулів. Наприклад, для сигналів електроенцефалограми і електрокардіограми, частотний діапазон яких приблизно збігається, змінюючи підсилення можна узгодити їх рівні із діапазоном вхідних напруг АЦП.

На відміну від перших двох, біосигнали віднесені до третьої групи, для свого формування вимагають подачі на біооб'єкт через актуатор додаткових стимулів [6,14]. Прикладом біосигналів цієї групи є фото- та імпедансна плетизмографія (реографія). Тому у структурі аналогової частини системи, крім модулів вимірювального тракту входить також модуль формування стимулів. У кожному конкретному випадку використовується окремий формувач стимулів, наприклад, світлові імпульси для фотоплетизмографії (формувач фотостимулів), гармонічний струм для імпедансної реографії (генератор струму Хавленда), гармонічна зондувальна напруга з керованою зміною частоти для біоімпедансної спектроскопії. Управління модулями формувачів стимулів здійснюється командами

обчислювального блоку через цифро-аналогові перетворювачі ЦАП. Крім того, всередині апаратної частини відбувається синхронізація каналу формування стимулів і модулів вимірювального тракту. У випадку фотоплетизмографії і біоімпедансної спектроскопії до модуль вимірювального каскаду будується на основі трансімпедансного підсилювача для перетворення струму як інформативного сигналу у пропорційну напругу [23]. Для імпедансної плетизмографії чи каналу контролю електродермальної активності застосовують вимірювальний каскад у вигляді певної схемотехнічної реалізації мостової схеми.

Завершується реєстрація біосигналів аналого-цифровим перетворенням, оскільки подальше їх опрацювання відбувається у цифровому вигляді. Таким чином, нижній системний рівень складається із низки перерахованих та інших подібних апаратних модулів, як показано на рис. 2.

У табл. 1 наведено оцінку придатності елементів комп'ютеризованої системи до об'єднання під час перетворення різного виду біосигналів.

Таблиця 1

Оцінка придатності до об'єднання функцій структурних елементів системи

Функціональний модуль	Системний рівень	Оцінка
Електроди, сенсори, актуатори	Нижній рівень	Індивідуальні апаратні модулі
Інструментальний підсилювач, трансімпедансний підсилювач, мостова вимірювальна схема і т.д., Формувач фотостимулу, генератор струму Хавленда і т.д.		
Аналоговий кондиціонер сигналу АЦП, ЦАП		Групові апаратні модулі
Апаратні прискорювачі: DDS, FFT, DPD і т.п.	Середній рівень	Групові апаратно-програмні модулі
Нейромережевий еквалайзер, автоенкодер		Групові програмні модулі
Програмні модулі: хвилькова декомпозиція, автокореляція, виявлення R-піків, сегментація, амплітудна нормалізація, часованормалізація		Спільні програмні модулі
Формальні алгоритми, алгоритми машинного навчання, штучні нейронні мережі	Верхній рівень	Спільні програмні модулі

У англійських публікаціях для позначення аналогової частини біоінформатичної системи закріпився термін Analog Front-End (AFE) Interface [21,24]. Крім того, модулі нижнього рівня, які виконують формування і реєстрацію біосигналів, є індивідуальними і функціонально об'єднаними (див. табл. 1), тому їх часто також об'єднують і конструктивно називаючи біосенсором.

Якщо нижній рівень представлено аналоговими електронними пристроями, що виконують вимірювальні перетворення біосигналів у аналоговому вигляді, то середній і верхній системні рівні виконують опрацювання сигналів і даних виключно у цифровому вигляді, а тому можуть бути реалізовані на різних обчислювальних платформах. Один із можливих варіантів передбачає ви-

користання мікроконтролера (МК) для типових операцій цифрового оброблення сигналів і персонального комп'ютера (ПК) зі спеціалізованим програмним забезпеченням для реалізації алгоритмів машинного навчання і деяких складних алгоритмів ЦОС, що належать до середнього рівня (рис. 3).

Оскільки біосигнали мають низький рівень, а відтак є вразливими до впливу завад, тому обчислювальну потужність блоку ЦОС застосовують передовсім для фільтрування шумів і зовнішніх наведень, коригування спотворень вимірювального тракту, виявлення грубих відхилень як окремих вибірок, так і фрагментів біосигналу [25]. Ключові операції із визначення різних біомедичних показників, які базуються як на формальних, так і не формальних методах опрацювання даних виконуються на персональному комп'ютері із використанням різних бібліотек машинного навчання, таких як Caffe, Theano, Torch, MXNet, Tensorflow, Neon, CNTK [26].

У вимірювальному каналі комп'ютерної системи біоінформатики потужність обчислювальних засобів використовується для реалізації двох цілей цифрового оброблення сигналів і алгоритмів машинного навчання. Тому важливо дослідити варіанти поєднання технологій ЦОС і МН, а також способи імплементації цих технологій на різних обчислювальних платформах, залежно від умов застосування біоінформатичної системи.

Інноваційним принципом є застосування евристичних методів машинного навчання на всіх системних рівнях, що дає змогу ефективно зменшити вплив завад і спотворень [23]. Оскільки дестабілізуючі впливи на корисний сигнал характеризуються складністю і невизначеністю, взаємним перекриванням спектрів, тому можливості формальних методів цифрової обробки сигналів є доволі обмеженими. Відомі підходи обмежуються застосуванням методів машинного навчання для класифікації виділених інформативних ознак, тобто лише на верхньому системному рівні [25,27]. Автором запропоновано і розроблено способи застосування алгоритмів машинного навчання для:

- виявлення та коригування аномальних фрагментів у біосигналі (функція середнього системного рівня, пов'язана з кондиціонуванням сигналу) [25];
- коригування динамічних спотворень вимірювального перетворювача біоімпеданса (ретроспективне повернення до аналогових пристроїв, що належать до нижнього системного рівня) [29].

Для побудови комп'ютерних біоінформатичних систем доцільно застосувати модульний принцип реалізації розглянутих вище структурних компонентів. Це забезпечить гнучкість і масштабованість системи.

Обґрунтування вибору архітектури обчислювальних засобів для задач біоінформатики за використання машинного навчання. Одним з ключових аспектів побудови комп'ютерних систем опрацювання біосигналів є питання ефективної імплементації алгоритмів ЦОС і МН на обчислювальні платформи. Обґрунтований вибір архітектури системи і доцільної обчислювальної платформи повинен враховувати два такі фактори:

- характер та можливі специфічні сценарії прикладної задачі, а також реальні умови використання системи;

- особливості та технічні характеристики існуючих обчислювальних компонент, насамперед, з погляду можливостей ефективної імплементації алгоритмів машинного навчання.

Враховуючи специфіку прикладних задач опрацювання біосигналів, автором запропоновано три архітектури систем комп'ютерного опрацювання біосигналів:

- стаціонарну (Stand-Alone);
- хмарну (Cloud);
- носиму (Wearable).

Запропоновані архітектури покривають вимоги як типових біомедичних задач, так і специфічних сценаріїв, які виникають у деяких застосуваннях сучасної біоінформатики. Нижче обґрунтовано структури цих систем і наведено приклади їх доцільного застосування.

Що ж стосується вибору конкретних компонентів системи, то їх можна віднести до однієї із трьох категорій: біосенсори, обчислювальні засоби та засоби зв'язку. Запропоновані комп'ютерні архітектури відрізняються між собою особливостями організації і взаємодії саме цих трьох категорій тому далі розглядаються їх особливості на концептуальному рівні. Важливо відзначити, що обчислювальні засоби повинні підтримувати можливість донавчання і перекалібрування системи в процесі експлуатації, що й буде одним з основних критеріїв проведення аналізу.

На цей час поширеними є хмарні (Cloud) архітектури, які реалізують концепцію так званого Edge-computing. За цією концепцією дані з сенсора потрапляють в хмару через Edge-пристрій, наприклад, смартфон, який також використовується як інтерфейс управління та дисплей виведення остаточних результатів дослідження.

Перевагами такого підходу є:

- масштабованість (як у плані обчислювальної потужності, так і в плані зберігання даних);
- гнучкість на етапі розробки/оновлення системи (можна робити зміни без будь-якого впливу на кінцевих користувачів);
- надійність та захищеність (мінімальний ризик викрадення, спотворення чи втрати інформації);
- можливість колективного доступу багатьох абонентів для комплексного аналізу і прийняття рішень, наприклад, одночасна зміна фізіологічних показників окремої групи користувачів в одній географічній локації може бути спричинена погодними факторами і не вважатися аномалією, або додавання до біометричної системи контролю доступу нового користувача, дозволить одразу налаштувати йому права доступу до різних об'єктів без потреби конфігурації системи в кожному пункті контролю;
- відсутність прив'язки до локації (доступ через канали зв'язку з будь-якої точки).

Структурну схему системи опрацювання сигналів побудованої на засадах хмарних обчислень наведено на рис. 3. В загальному випадку дані збираються біосенсорами, зазвичай вбудованими в носимий пристрій. Зібрані дані надсилають в хмарну

інфраструктуру через проміжну систему у вигляді Edge-пристрою. Зазвичай в його ролі виступає смартфон, планшет, ноутбук, або інші персональні комп'ютерні засоби, які підтримують відповідні протоколи зв'язку і мають достатню обчислювальну потужність і автономне живлення. Комунікація між біосенсором і Edge-пристроєм зазвичай здійснюється через відповідні IoT-інтерфейси (Bluetooth/BLE/ZigBee), а між Edge і хмарним середовищем через WiFi (напр., MQTT протокол). Залежно від того, як обчислювальні ресурси будуть розподілені між трьома згаданими компонентами хмарна архітектура може мати кілька модифікацій.

В першому випадку (рис. 3а) всі обчислювальні і сервісні функції зосереджено на хмарних серверах. Біосенсори лише збирають дані, які далі пакетами пересилаються на Edge-пристрій, що виконує лише роль транспондера і графічного інтерфейсу для користувача. Відповідно всі операції із опрацювання біосигналів, їх декодування і аналізу, а також формування повідомлень користувачеві та керівних інструкцій для біосенсорів виконуються виключно в хмарі. Відповідно після завершення циклу опрацювання канали зв'язку функціонують в зворотному напрямку для передачі інформації на Edge і біосенсори.

В такій реалізації хмарні обчислювальні потужності потрібно проектувати з урахуванням необхідності ефективного розподілу алгоритмів ЦОС та машинного навчання. Відтак доцільно використовувати комп'ютерні кластери на основі графічних процесорів (GPU) або кластерів на основі програмованих логічних матриць (FPGA). При цьому частина інших операцій, які не стосуються машинного навчання безпосередньо (напр. читання/запис в пам'ять, синхронізація обчислювальних вузлів, передача даних по мереж, тощо), реалізовано на основі звичайних CPU. Наведена архітектура не ставить особливих вимог до обчислювальних компонент на стороні Wearable- і Edge-пристроїв.

На рис. 3б наведено архітектуру, де Edge-пристрій здійснює попереднє опрацювання біосигналу (деякі алгоритми ЦОС і компресію даних), але при цьому основні обчислення, які передусім стосуються алгоритмів машинного навчання, і надалі реалізуються в хмарній інфраструктурі. Для цієї конфігурації, як і для попередньої, характерні кластери на GPU/FPGA і мінімальні обчислювальні ресурси на носимому пристрої. Основною відмінністю від попередньої реалізації є підвищені вимоги до Edge-пристрою, що зумовлено потребою перекладення на нього частини обчислень. Оптимальним рішенням є підвищення обчислювальних можливостей на стороні Edge-пристрою за рахунок використання додаткових співпроцесорів на базі засобів GPU або DSP.

Третій варіант хмарної архітектури наведено на рис. 3в. Його особливістю є виконання попереднього цифрового опрацювання біосигналів безпосередньо на носимому пристрої. На цьому пристрої дані навіть можуть зберігатися певний час, щоб гарантувати цілісність інформації на випадок перебоїв у доступі до каналу зв'язку. Решта обчислень виконується на стороні Edge-пристрою. Хмарна частина в даній конфігурації використовується для двох функцій:

- зберігання даних (резервні копії і архівування);
- донавчання на них алгоритмів штучного інтелекту.

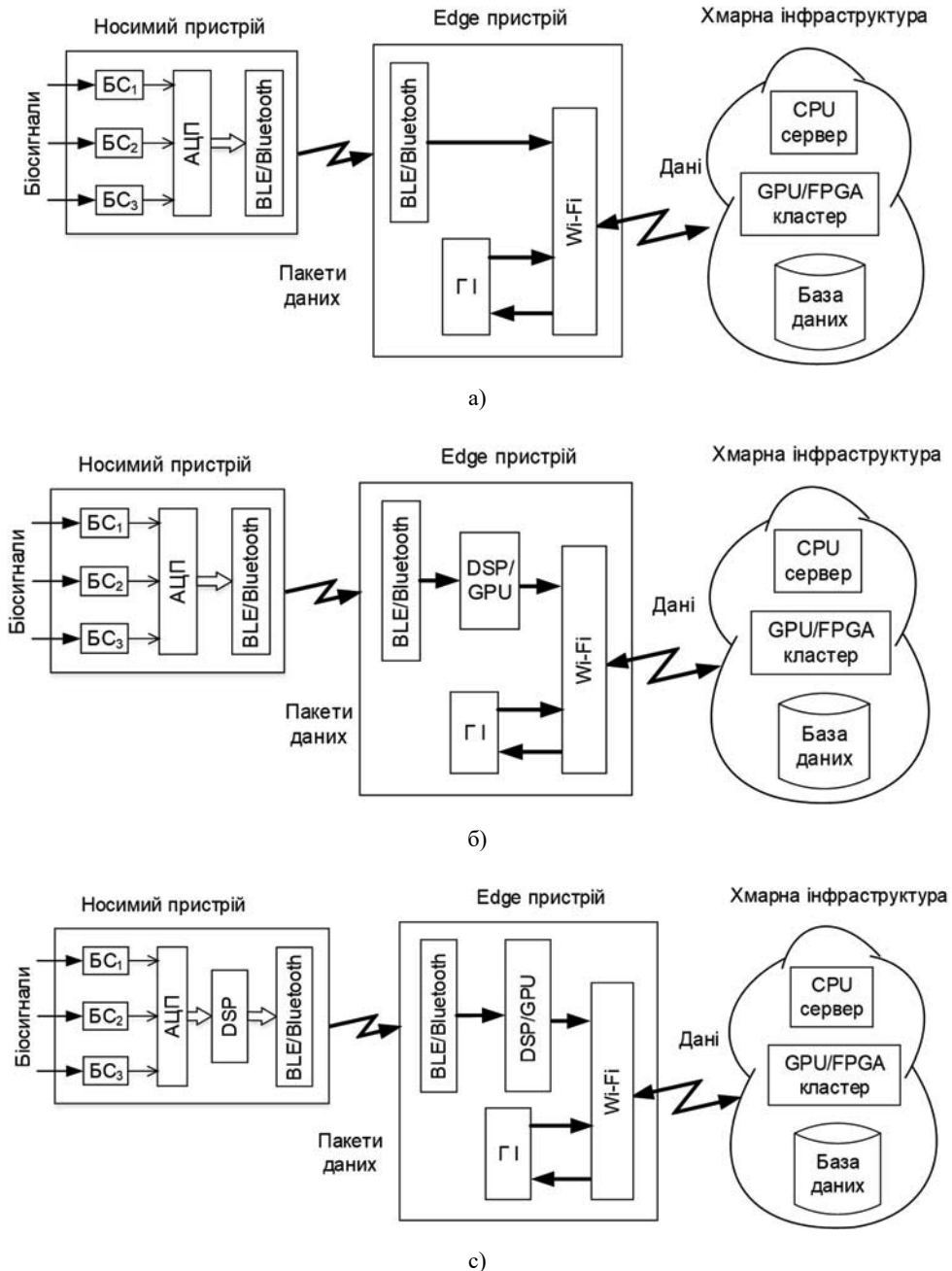


Рис. 3. Варіанти структур комп'ютерної біоінформатичної системи базованої на хмарній архітектурі: БС – біосенсор, ГІ – графічний інтерфейс

Основною відмінністю цієї модифікації від двох інших хмарних архітектур є розміщення сигнальних процесорів, як на носимому, так і на Edge-пристрої.

В багатьох випадках є сенс застосовувати стаціонарну (Stand-alone) архітектуру (рис. 4):

- для застосування у медичних закладах контролю життєвоважливих параметрів неабмулентних пацієнтів;
- для моніторингу консервативних, маломінливих в часі параметрів (наприклад індекс маси тіла, або віброартрографія);
- користувач із біосенсором змушений знаходитися в безпосередній близькості з технічним об'єктом, на якому розміщена обчислювальна система (наприклад, керування роботизованими системами за допомогою біомашинних інтерфейсів на основі ЕЕГ- чи ЕМГ-сигналів).

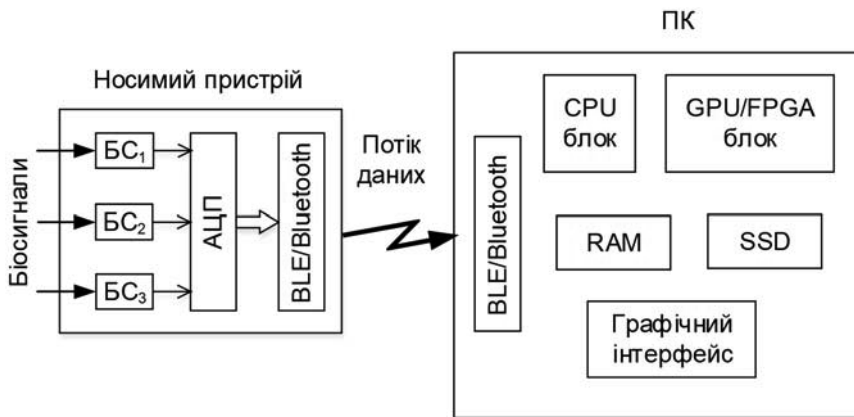


Рис. 4. Структура стаціонарної комп'ютерної біоінформатичної системи

У такому варіанті біосенсори і обчислювальні засоби конструктивно можуть бути одним цілим, тобто стаціонарним пристроєм на кшталт медичної діагностичної апаратури [30]. Обчислювальні ресурси можуть бути побудовані за принципом ПК. Основною вимогою є сумісне використання універсальних і графічних процесорів та/або програмованих матриць для ефективної імплементації і розпаралелювання алгоритмів ЦОС і машинного навчання.

Для багатьох застосувань, які вимагають реакції від системи безпосередньо в момент виявлення певних біомедичних станів (наприклад, прогнозування серцевих чи епілептичних випадків, контроль рівня стресу, безперервний цілодобовий моніторинг фізіологічних параметрів організму для виявлення аномалій) об'єктивною необхідністю є мініатюризація системи і розміщення біосенсорів і обчислювальних компонентів в одному корпусі. Така архітектура носимого пристрою (рис. 5), з одного боку, забезпечує необхідну надійність і швидкість реагування, оскільки опрацювання даних не залежить від каналів зв'язку, як у випадку хмарних архітектур (рис. 3).

З іншого боку, на відміну від архітектури стаціонарної системи, відзначається портативністю і можливістю використання як носимого пристрою (англ. Wearable-device) типу фітнес браслетів. При цьому з огляду на обмеження, які

автономне живлення і портативні розміри накладають на споживання енергії і тепловідведення, обчислювальні потужності є сенс реалізувати на основі сигнальних процесорів або програмованих логічних матриць.

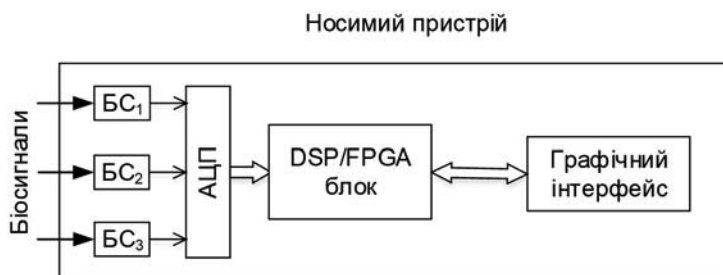


Рис. 5. Структура носимої комп'ютерної біоінформатичної системи

Висновки. Розвиток інформаційних технологій, удосконалення і здешевлення програмно-апаратних засобів обчислювальної техніки, а, з іншого боку, нагромадження величезних обсягів оцифрованих біомедичних даних спричинили суттєве розширення сфер застосування біоінформатики. У зв'язку з цим стає актуальним завдання пошуку шляхів ефективної побудови комп'ютерних біоінформатичних систем, які б враховували не лише специфіку завдання дослідження, але і певні обмеження, зумовлені умовами використання.

У даній роботі авторами запропоновано ієрархічно-модульний принцип побудови комп'ютерних біоінформатичних систем та його застосування на прикладі кількох архітектур, призначених для реалізації різних завдань біоінформатики, за різних сценаріїв та у різних умовах. Принцип ієрархічності репрезентується трьома системними рівнями, причому поділ системи на ці рівні зумовлений винятково виконуваними функціями. Так функцією нижнього рівня є формування, відбір і реєстрація сирого біосигналу того чи іншого вигляду. Завданням середнього рівня є цифрове кондиціонування сигналу, тобто максимальне очищення від деструктивного впливу зовнішніх і внутрішніх завад, які маскують і спотворюють корисну інформацію, що міститься у біосигналі. На верхній рівень покладено функцію виділення із релевантного сигналу інформаційних (діагностичних) ознак та інтелектуального аналізу з метою встановлення біомедичних показників та їх інтерпретації. Для цього застосовуються різні алгоритми машинного навчання.

Модульний принцип полягає у раціональній імплементації перетворень на окремих електронних компонентах (апаратні модулі нижнього рівня). На нижньому і верхньому системних рівнях цей принцип реалізується у вигляді програмно-апаратних модулів з метою виконання формальних методів цифрового оброблення сигналів і евристичних алгоритмів машинного навчання.

Залежно від умов (стаціонарні чи рухомі об'єкти) і сценаріїв використання (одноразові вимірювання чи цілодобовий моніторинг) доцільно застосовувати різні обчислювальної платформи. Виділено три види структурних елементів бі-

осенсори, обчислювальні засоби та засоби зв'язку. Представлено три архітектури, що застосовують хмарні обчислення, причому відмінність між ними зумовлена різним розподілом функцій із цифрового опрацювання біосигналів і даних:

- лише у хмарній інфраструктурі;
- у Edge-пристрої і хмарній інфраструктурі;
- у біосенсорі, Edge-пристрої і хмарній інфраструктурі.

Також представлено структуру стаціонарної комп'ютерної біоінформатичної системи, коли у якості обчислювальної платформи, зазвичай, застосовують персональний комп'ютер. Специфічною є реалізація носимого пристрою, до якого висуваються підвищені вимоги щодо споживаної потужності, габаритів і ваги. Обчислювальна потужність представлена такими вбудованими засобами як програмовані логічні матриці чи цифрові сигнальні процесори.

Список використаних джерел

1. Jain A.K., Flynn P., Ross A.A. Handbook of Biometrics. Springer, 2008, 556 p.
2. Wilaiprasitporn, T., Dittaporn, A., Matchaparn, K., Tongbuasirilai, T., Banluesombatkul, N., Chuangsuwanich, E. Affective EEG-Based Person Identification Using the Deep Learning Approach. (2018). ArXiv, abs/1807.03147.
3. Ramadan R.A., Vasilakos A.V. Brain Computer Interface: Control Signals Review. Neurocomputing, Volume 223, 5 Feb. 2017, p. 26–44.
4. Rangayyan R.M. Biomedical Signal Analysis: A Case-Study Approach. John Willey and Sons Inc., 2002, 552 p.
5. Crone B. Multiphysiological Parameter Patient Monitoring. Analog Devices, Inc. Technical Article, 2015, MS-2126.
6. Реєстрація, обробка та контроль біомедичних сигналів: навчальний посібник / В.Г. Абакумов, З.Ю. Готра, С.М. Злепко та ін. – Вінниця: ВНТУ, 2011. – 352 с.
7. Baby B., Manikandan M.S., Soman K.P. Automated Cardiac Event Change Detection for Continuous Remote Patient Monitoring Devices. In Proceedings of the 1st International Conference on Wireless Technologies for Humanitarian Relief, 2011, p. 225–232.
8. Ahn, J.W.; Ku, Y.; Kim, H.C. A Novel Wearable EEG and ECG Recording System for Stress Assessment. Sensors 2019, 19, 1991, p.1-14.
9. Celik, N., Manivannan, N., Balachandran, W. Evaluation of a Behind-the-Ear ECG Device for Smartphone based Integrated Multiple Smart Sensor System in Health Applications. (IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Vol. 7, No. 7, 2016. p. 409-418.
10. A. von Luhmann, H. Wabnitz, T. Sander, K.-R. Muller. M3BA: A Mobile, Modular, Multimodal Biosignal Acquisition Architecture for Miniaturized EEG-NIRS-Based Hybrid BCI and Monitoring. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2017, Vol. 64(6), p. 1199-1210.
11. Seonwoo M., Byunghan L., Sungroh Y. Deep learning in bioinformatics. Briefings in Bioinformatics, Vol. 18(5), 2017, p. 851–869.
12. Miotto R., Wang F., Wang S., Jiang X., Dudley J. T. Deep learning for healthcare: review, opportunities and challenges. Briefings in Bioinformatics, Vol. 19(6), 2018, p. 1236–1246.
13. Ng K.A., Chan P.K. A CMOS Analog Front-End IC for Portable EEG/ECG Monitoring Applications. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 2005, Vol. 52, (11), p. 2335-2347.

14. Хома Ю.В., Стадник Б.І., Микийчук М.М., Фріш С. Методи і засоби вимірювання та комп'ютерного опрацювання біосигналів // Вимірювальна техніка та метрологія. - 2018. - Вип. 79 (3), С. 5-16.
15. Хома Ю.В. Класифікація віброартрографічних сигналів з використанням хвильового перетворення і технологій машинного навчання // Вісник НУ «Львівська політехніка» – «Інформаційні системи та мережі». – 2019. №5. С. 40-52.
16. Bizopoulos P., Koutsouris D. Deep learning in cardiology. IEEE Reviews in Biomedical Engineering, 2018, vol. 12, p. 168–193.
17. Pelc Mariusz, Khoma Yuriy, Khoma Volodymyr. ECG Signal as Robust and Reliable Biometric Marker: Datasets and Algorithms Comparison // Sensors, 2019, 19(10), 2350, p. 1-8.
18. Оглоблин С., Молчанов А. Инструментальная «детекция лжи». Ярославль, РФ: Ньюанс. 2004, 447 с.
19. Yuriy V. Khoma, Mirosław Szmajda, Mariusz Pelc. Development of scientific-methodological approaches of machine learning application in biosignals processing // Herald of Advanced Information Technology, 2020; Vol. 3 No 1, p. 383-394.
20. Valverde E.R., Arini P.D., Bertran G.C., Biagetti M.O., Quinteiro R.A. Effect of electrode impedance in improved buffer amplifier for bioelectric recordings. Journal of Medical Engineering & Technology. 2004. Vol. 28, No 5, p. 217-222.
21. ADAS1000/ADAS1000-1/ADAS1000-2 Low Power, Five Electrode Electrocardiogram. Analog Front End. Data Sheet. Analog Devices. 2018, 85 p.
22. ADuCM350 Hardware Reference Manual UG-587. Analog Devices. 2018, 460 p. https://www.analog.com/media/en/technical-documentation/user-guides/aducm350_ug-587.pdf
23. Mirosław Smajda, Volodymyr Khoma, Yuriy Khoma, Viktor Otenko. Zastosowanie technologii cyfrowego przetwarzania sygnałów w nowoczesnych układach reograficznych // Przegląd Elektrotechniczny. R. 95, Nr 11, 2019, s. 231-237.
24. ADS1299-x Low-Noise, 4-, 6-, 8-Channel, 24-Bit, Analog-to-Digital Converter for EEG and Biopotential Measurements. Texas Instruments Incorporated. 2019, 83 p.
25. Goldberger A.L., Amaral L.A.N., Glass L., Hausdorff J.M., Ivanov P.Ch., Mark R.G., Mietus J.E., Moody 307 G.B., Peng C.-K., Stanley H.E. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research 308 Resource for Complex Physiologic Signals. Circulation 101(23): e215-e220. Available online: 309 <http://circ.ahajournals.org/content/101/23/e215.full>.
26. Hannun, A.Y., Rajpurkar, P., Haghpanahi, M. (et al.). “Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network”. Nat Med 25, 2019, pp. 65-69.
27. Lugovaya, T.S.: Biometric human identification based on electrocardiogram. Publ. «LETI», Saint-Petersburg, Russian Federation, 2005.
28. Khoma V., Pelc M., Khoma Y., Sabodashko D. (2018) Outlier Correction in ECG-Based Human Identification. In: Huneck W., Paszkiel S. (eds) Biomedical Engineering and Neuroscience. BCI 2018. Advances in Intelligent Systems and Computing, vol 720. p. 11-22. Springer, Cham.
29. Stadnyk B., Fröhlich T., Khoma Y., Herasymenko V., Chaban O. Impedance analyser error correction using artificial neural networks // 59th Ilmenau Scientific Colloquium, Technische Universität Ilmenau, 11 – 15 September 2017, URN: urn:nbn:de:gbv:ilm1-2017iwk-051:3.

30. Ajami, S., Teimouri, F. Features and application of wearable biosensors in medical care. *Journal of research in medical sciences: the official journal of Isfahan University of Medical Sciences*, 2015, 20(12), p. 1208–1215. <https://doi.org/10.4103/1735-1995.172991>

REFERENCES

1. Jain A.K., Flynn P., Ross A.A. (2008), *Handbook of Biometrics*. Springer, 556 p. (in English)
2. Wilaiprasitporn, T., Ditthaporn, A., Matchaparn, K., Tongbuasirilai, T., Banluesombatkul, N., & Chuangsuwanich, E. (2018), *Affective EEG-Based Person Identification Using the Deep Learning Approach*. ArXiv, abs/1807.03147. (in English)
3. Ramadan R.A., Vasilakos A.V. (2017), *Brain Computer Interface: Control Signals Review*. *Neurocomputing*, Volume 223, 5 Feb. p. 26–44. (in English)
4. Rangayyan R.M. (2002), *Biomedical Signal Analysis: A Case-Study Approach*. John Willey and Sons Inc., 552 p. (in English)
5. Crone B. (2011), *Multiphysiological Parameter Patient Monitoring*. Analog Devices, Inc. Technical Article, MS-2126. (in English)
6. Abakumov, V.H. (2011), *Reiestratsiia, obrobka ta kontrol biomedychnykh syhnaliv: navchalnyi posibnyk / V.H. Abakumov, Z.Yu. Hotra, S.M. Zlepko ta in. – Vinnytsia: VNTU. – 352 s. (in Ukrainian)*
7. Baby B., Manikandan M.S., Soman K.P. (2011), *Automated Cardiac Event Change Detection for Continuous Remote Patient Monitoring Devices*. In *Proceedings of the 1st International Conference on Wireless Technologies for Humanitarian Relief*, p. 225–232. (in English)
8. Ahn, J.W.; Ku, Y.; Kim, H.C. (1991). *A Novel Wearable EEG and ECG Recording System for Stress Assessment*. *Sensors* 2019, 19, p.1-14. (in English)
9. Celik, N., Manivannan, N., Balachandran, W. (2016), *Evaluation of a Behind-the-Ear ECG Device for Smartphone based Integrated Multiple Smart Sensor System in Health Applications*. (IJACSA) *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, Vol. 7, No. 7, p. 409-418. (in English)
10. Von Luhmann, A., Wabnitz, H., Sander, T., Muller K.-R. (2017), *M3BA: A Mobile, Modular, Multimodal Biosignal Acquisition Architecture for Miniaturized EEG-NIRS-Based Hybrid BCI and Monitoring*. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 64(6), p. 1199-1210. (in English)
11. Seonwoo M., Byunghan L., Sungroh Y. (2017), *Deep learning in bioinformatics*. *Briefings in Bioinformatics*, Vol. 18(5), p. 851–869. (in English)
12. Miotto R., Wang F., Wang S., Jiang X., Dudley J. T. (2018), *Deep learning for healthcare: review, opportunities and challenges*. *Briefings in Bioinformatics*, Vol. 19(6), p. 1236–1246. (in English)
13. Ng K.A., Chan P.K. *A CMOS Analog Front-End IC for Portable EEG/ECG Monitoring Applications*. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 2005, Vol. 52, (11), p. 2335-2347. (in English)
14. Khoma Yu.V., Stadnyk B.I., Mykyichuk M.M., Frish S. (2018), *Metody i zasoby vymiriuvannia ta komp'uternoho opratsiuvannia biosyhnaliv // Vymiriuvalna tekhnika ta metrolohiiia. Vyp. 79 (3), s. 5-16. (in Ukrainian)*
15. Khoma Yu.V. (2019), *Klasyfikatsiia vibroartrohrafichnykh syhnaliv z vykorystanniam khvylykovoho peretvorennia i tekhnolohii mashynnoho navchannia // Visnyk NU*

- «Lvivska politekhnika» – «Informatsiini systemy ta merezhi».– №5. s. 40-52. (in Ukrainian)
16. Bizopoulos P., Koutsouris D. (2018), Deep learning in cardiology. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, vol. 12, p. 168–193. (in English)
 17. Pelc M., Khoma Yu., Khoma V. (2019), ECG Signal as Robust and Reliable Biometric Marker: Datasets and Algorithms Comparison // *Sensors*, 19(10), 2350, p. 1-8. (in English)
 18. Ohloblyn S., Molchanov A. (2004), Ynstrumentalnaia «detektsyia lzhy». Yaroslavl, RF: Niuans. 447 s. (in Russian)
 19. Khoma Yu. V., Szmajda M., Pelc M. (2020), Development of scientific-methodological approaches of machine learning application in biosignals processing // *Herald of Advanced Information Technology*, Vol. 3 No 1, p. 383-394. (in English)
 20. Valverde E.R., Arini P.D., Bertran G.C., Biagetti M.O., Quinteiro R.A. (2004). Effect of electrode impedance in improved buffer amplifier for bioelectric recordings. *Journal of Medical Engineering & Technology*. Vol. 28, No 5, p. 217-222. (in English)
 21. ADAS1000/ADAS1000-1/ADAS1000-2 Low Power, Five Electrode Electrocardiogram. Analog Front End. Data Sheet. Analog Devices. (2018), 85 p. (in English)
 22. ADuCM350 Hardware Reference Manual UG-587. Analog Devices. (2018), 460 p. https://www.analog.com/media/en/technical-documentation/user-guides/aducm350_ug-587.pdf (in English)
 23. Smajda M., Khoma V., Khoma Yu., Otenko V. (2019), Zastosowanie technologii cyfrowego przetwarzania sygnałów w nowoczesnych układach reograficznych // *Przegląd Elektrotechniczny*. R. 95, Nr 11, s. 231-237. (in English)
 24. ADS1299-x Low-Noise, 4-, 6-, 8-Channel, 24-Bit, Analog-to-Digital Converter for EEG and Biopotential Measurements. Texas Instruments Incorporated. (2019), 83 p. (in English)
 25. Goldberger A.L., Amaral L.A.N., Glass L., Hausdorff J.M., Ivanov P.Ch., Mark R.G., Mietus J.E., Moody 307 G.B., Peng C.-K., Stanley H.E. *PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research 308 Resource for Complex Physiologic Signals*. *Circulation* 101(23): e215-e220. Available online: 309 <http://circ.ahajournals.org/content/101/23/e215.full>. (in English)
 26. Hannun, A.Y., Rajpurkar, P., Haghpanahi, M. (et al.). (2019), “Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network”. *Nat Med* 25, p. 65-69. (in English)
 27. Lugovaya, T.S. (2005), Biometric human identification based on electrocardiogram. Publ. «LETI», Saint-Petersburg, Russian Federation. (in English)
 28. Khoma V., Pelc M., Khoma Y., Sabodashko D. (2018), Outlier Correction in ECG-Based Human Identification. In: Hunek W., Paszkiel S. (eds) *Biomedical Engineering and Neuroscience*. BCI 2018. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol 720. p. 11-22. Springer, Cham. (in English)
 29. Stadnyk B., Fröhlich T., Khoma Y., Herasymenko V., Chaban O. (2017), cImpedance analyser error correction using artificial neural networks // *59th Ilmenau Scientific Colloquium, Technische Universität Ilmenau*, 11 – 15 September 2017, URN: urn:nbn:de:gbv:ilm1-2017iwk-051:3. (in English)
 30. Ajami, S., Teimouri, F. Features and application of wearable biosensors in medical care. *Journal of research in medical sciences: the official journal of Isfahan University of Medical Sciences*, 2015, 20(12), p. 1208–1215. (in English)

DOI 10.32403/2411-9210-2020-1-43-6-22

THE HIERARCHICAL AND MODULAR PRINCIPLE OF DESIGN OF COMPUTER BIOINFORMATIC SYSTEMS

Y. V. Khoma

Lviv Polytechnic National University
12, St. Bandery St., Lviv, Ukraine, 79013
khomay@gmail.com

The paper proposes a hierarchical and modular principle for the development of computerized bioinformatics systems and its application for several architectures designed to perform different tasks of bioinformatics, under different scenarios and under different conditions. The principle of hierarchy is represented by three system levels, and the division of the system into these levels is caused solely by the performed functions of transformations and analysis of biosignals. The basis of the division into separate hardware and software modules was the assessment of the ability to combine the processing functions of different types of biosignals in the measuring path of the bioinformatics system. This approach enables abstraction of signal processing models and methods, minimizing the analog part of biosensors, and ensuring rational computing power distribution of digital equipment. The modular principle is the basis for the rational implementation of measurement transformations on individual electronic components (lower-level hardware modules). At the middle and upper system levels, this principle is implemented in the form of software and hardware modules in order to perform formal methods of digital signal processing and heuristic machine learning algorithms. Depending on the conditions and scenarios of use, different options for computing power distribution between the structural elements of the bioinformatic system can be applied. The proposed hierarchical-modular principle provides the flexibility to synthesize structures of biometric systems in terms of conditions (stand-alone or portable objects) and usage scenarios (one-off measurements or continuous monitoring). The five architectures that use different computing platforms from digital signal processors and integrated circuits with programmable logic to cloud computing are showed.

Keywords: biosignals, system level, functional module, machine learning, bioinformatics system architecture.

*Стаття надійшла до редакції 05.05.2020.
Received 05.05.2020.*