

УДК 004.93'12

DOI <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2019.4-1/10>

Дудикевич В.Б.

Національний університет «Львівська політехніка»

Хома В.В.

Національний університет «Львівська політехніка»,
Інститут автоматизації Політехніки Опольської (Польща)

Чекурін В.Ф.

Інститут прикладних проблем механіки і математики імені Я.С. Підстригача
Національної академії наук України,
Куявсько-Поморський університет в Бидгощі (Польща)

Хома Ю.В.

Національний університет «Львівська політехніка»

Сабодашко Д.В.

Національний університет «Львівська політехніка»

НОРМАЛІЗАЦІЯ СИГНАЛІВ ЕКГ ДЛЯ ЗАСТОСУВАННЯ В СИСТЕМАХ БІОМЕТРИЧНОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ

Сигнали ЕКГ легко вимірювати, нагромаджувати на електронних носіях, обробляти з використанням цифрових методів тощо. Ці та інші їхні властивості створюють певні перспективи для їх застосування в системах контролю доступу до об'єктів та інформаційних активів. Проте, на відміну від відбитків пальців та інших «стабільних» біометричних ознак, ЕКГ-сигнали істотно залежать від актуального психологічного та фізичного стану особи. Це сильно ускладнює алгоритми їх оброблення з метою, наприклад, автентифікації особи.

Тому для створення систем біометричної ідентифікації на основі сигналів ЕКГ необхідно дослідити їхню варіативність і виявити ознаки, інваріантні для кожної особи. Такі дослідження можна проводити, зокрема, шляхом статистичного аналізу експериментальних даних, отриманих шляхом вимірювання ЕКГ-діаграм.

Метою роботи є визначення впливу варіабельності ЕКГ-сигналів суб'єкта на точність його ідентифікації з використанням нейронних мереж без попереднього виділення інформативних ознак чи застосування функціональних трансформант перед класифікацією, а також розроблення та імплементація нового алгоритму темпоральної нормалізації ЕКГ-сигналу і його апробація на множині ЕКГ суб'єктів.

Ідея запропонованого авторами підходу полягає у тому, щоб масштабувати кожен сегмент електрокардіограми до заданого стандартного вікна, зберігаючи форму ЕКГ-сигналу, яка залежить від індивідуальних фізіологічних особливостей суб'єкта.

Апробацію алгоритму проведено на нейромережевій системі біометричної ідентифікації, яка містить ланки вимірювання ЕКГ-сигналу, цифрової обробки сигналу, сегментації, а також вузли виявлення та коригування аномалій, зменшення розмірності даних, класифікації та ідентифікації. Класифікатор побудовано на основі кількох поширених алгоритмів машинного навчання. З метою пошуку оптимальних параметрів навчання проведено обчислювальні експерименти із застосуванням методів k -найближчих сусідів, опорних векторів та лінійного дискримінантного аналізу.

Результати проведених досліджень підтвердили можливість створення нейромережевих систем контролю доступу на основі ЕКГ сигналів.

Ключові слова: сигнал ЕКГ, нормалізація сигналу ЕКГ, біометрична ідентифікація, зменшення розмірності даних, нейронні мережі, машинне навчання.

Постановка проблеми. Сигнали ЕКГ легко вимірювати, нагромаджувати на електронних носіях, обробляти з використанням цифрових методів тощо. Ці та інші властивості ЕКГ-сигналів надихають дослідників на пошук можливостей їх

застосування в системах контролю доступу до об'єктів та інформаційних активів [1; 2].

Проте, на відміну від відбитків пальців та інших «стабільних» біометричних ознак, ЕКГ-сигнали істотно залежать від актуального

психологічного та фізичного стану особи [3; 4]. Це сильно ускладнює алгоритми їх оброблення з метою, наприклад, автентифікації особи.

Однак, якщо сигнали ЕКГ унікально вирізняють особу серед інших індивідуумів, незалежно від актуального психологічного та фізичного стану суб'єкта автентифікації, то зусилля для розв'язання цієї проблеми слід спрямувати на дослідження варіативності ЕКГ-сигналів та пошуку певних інваріантів, які з достатньо високою ймовірністю ідентифікували б суб'єкт на основі його ЕКГ-сигналу, отриманого впродовж короткого проміжку часу. Такі дослідження можна проводити, зокрема, шляхом статистичного аналізу експериментальних даних, отриманих шляхом вимірювання ЕКГ-діаграм, залежних від актуального серцевого ритму, та пошуку способів їх перетворення (нормалізації), які б давали змогу істотно зменшити їхній розкид.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Огляд відомих досліджень варіативності ЕКГ-сигналів, виявив їх суто медичну спрямованість [5; 6; 7]. ЕКГ-діаграми тут розглядають переважно як дані для отримання важливих медичних діагностичних ознак. Лише декілька публікацій стосуються проблеми варіативності сигналів, отримуваних методами ЕКГ, у зв'язку з можливим їх застосуванням у системах біометричної ідентифікації.

Це, зокрема, статті [8; 9]. В них застосовано темпоральну нормалізацію, яку виконано шляхом передискретизації сегментованого сигналу до наперед визначеної тривалості. Проте цей метод має свої обмеження, оскільки зміна тривалості ритму сигналу ЕКГ не означає рівномірну зміну всіх його інтервалів сигналу, наприклад, QRS-комплексу.

Автори дослідження [10; 11] розв'язували проблему, нормалізуючи лише QT-інтервал, який більш схильний до варіацій від частоти серцевих скорочень. Деякі дослідники, наприклад, [12] пішли ще далі, сегментуючи кожний цикл серцебиття на традиційні компоненти P, QRS і T, окремо їх передискретизовували, перш ніж знову з'єднати разом. Проте відомі дослідження, зазвичай, застосовували так звані фідуційдальні (fiducial) методи виділення ознак (feature selection). Для цих методів ключовим є локалізація характерних (фідуційдальних) точок та метрика між ними, що, власне, і є вхідними даними класифікатора [13]. У цьому контексті не досліджувався вплив варіативності серцевого ритму на точність розпізнавання осіб безпосередньо за вибірками ЕКГ-сигналу.

Постановка завдання. Метою роботи є визначення впливу варіабельності ЕКГ-сигналів суб'єкта на точність його ідентифікації з використанням нейронних мереж без попереднього виділення інформативних ознак чи застосування функціональних трансформант перед класифікацією, а також розроблення та імплементація нового алгоритму темпоральної нормалізації ЕКГ-сигналу і його апробація на множині ЕКГ суб'єктів.

Виклад основного матеріалу дослідження.

Проблема варіативності ЕКГ-сигналу з позицій біометрики. Сигнал ЕКГ утворюється електричними імпульсами, що надходять від мозку до серця. Кожен імпульс стимулює різні частини серцевих м'язів (міокарда), щоб виконати повний цикл серцебиття. Цей процес повторюється циклічно, а тому сигнал ЕКГ має квазіперіодичний характер. Крім того, можна спостерігати розподіл електричного поля по всьому тілу, а вимірювання різниці потенціалів із різних частин на поверхні тіла і є сутністю формування ЕКГ-сигналу [14].

Рівень сигналу ЕКГ є низьким, а тому сприйнятливий до різного роду спотворень. Щоб забезпечити якість зареєстрованого ЕКГ-сигналу в клінічній практиці використовуються такі методи та засоби, як гель для підвищення провідності контакту «тіло-електрод», багатоканальний запис біопотенціалів із різних точок грудей і кінцівок (зазвичай 12 відведень), комфортні умови обстежуваної людини (зручне лежання на катапі), зупинка дихання на момент запису ЕКГ. Вочевидь, цей спосіб отримання ЕКГ не може бути використаний у завданнях біометрики, зокрема, у системах контролю доступу. У таких застосуваннях, зазвичай, потрібно забезпечити якомога простішу реєстрацію ЕКГ-сигналу, наприклад, сухими електродами із пальців лівої та правої руки (одноканальний варіант, відомий як перше відведення). Звісно, якість сигналу на цьому сильно постраждає.

Але не лише число каналів і якість сигналу ЕКГ різняться у медичній діагностиці та біометриці – зовсім різними є цілі дослідження: для медицини – це встановити відбувається чи ні відхилення електрокардіограми від норми, а для біометрики – розрізнити ЕКГ, що належать різним суб'єктам.

Вважається, що на форму ЕКГ-сигналу мають вплив будова міокарду, його розташування у грудній порожнині та інші фізіологічні особливості. Численні дослідження показали, що електрокардіограма є надійним біометричним маркером [15; 16],

але зовсім незручним для сприйняття людиною на зір або слух, на відміну від розпізнавання обличчя чи голосу. Малоефективними виявилися і класичні алгоритми цифрового оброблення сигналів, передовсім, через значну варіативність ЕКГ-сигналу. Лише системи, які ґрунтуються на машинному навчанні можуть впоратися з завданням розпізнавання людей за електрокардіограмою, причому істотним для біометрики є те, що форма хвилі серцебиття відрізняється від суб'єкта до суб'єкта [15].

Проте на шляху практичного застосування технологій машинного навчання у реальних біометричних системах на базі ЕКГ виникають істотні проблеми, однією з яких є залежність від частоти серцевих скорочень. Така варіативність серцевого ритму може спостерігатися не лише між різними суб'єктами, але і для однієї й тієї ж людини у різні моменти часу (рис. 1).

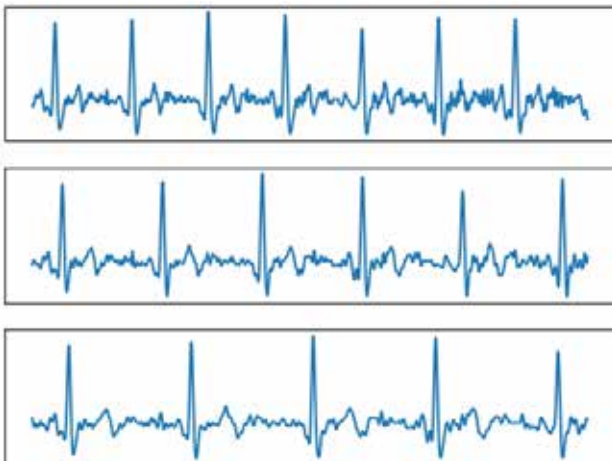


Рис. 1. Фрагменти сигналу ЕКГ із різною тривалістю серцевого ритму

У повсякденному використанні система біометричної ідентифікації має бути інваріантною щодо зміни серцевого ритму, зумовленої емоційними, фізичними чи іншими чинниками. Проблема наборів даних, які використовуються для навчання класифікаторів, полягає у тому, що вимірювання ЕКГ-сигналу зазвичай проводилося в один день впродовж короткого проміжку часу. Як наслідок, значення серцевого ритму в одержаних записах є доволі сталими. Дослідження показали, що класифікатори з поміж іншого формували характерні ознаки, які базуються на тривалості серцевого ритму. Це, зазвичай, є хибним, оскільки, у застосуваннях автентифікації збільшуватиме ймовірність помилкових відмов.

Тому для сигналу ЕКГ, як функції у 2D-просторі, окрім нормалізації за амплітудою, потрібно засто-

сувати нормалізацію в часі. Суть запропонованого авторами підходу полягає у тому, щоб масштабувати кожен сегмент електрокардіограми до заданого стандартного вікна, максимально зберігаючи форму ЕКГ-сигналу, залежну від специфічних фізіологічних особливостей суб'єкта. Це забезпечить толерантність системи розпізнавання щодо стиснення/розтягнення ЕКГ-сигналу як у вертикальному, так і у горизонтальному напрямках.

Структура системи біометричної ідентифікації. Структурну схему системи біометричної ідентифікації суб'єктів сигналами їхніх електрокардіограм наведено на рис. 2. Її функціонування (за винятком вузла нормалізації серцевого ритму) описано у роботах [17; 18; 19].



Рис. 2. Структурна схема біометричної системи ідентифікації

До складу біометричної системи ідентифікації входять такі компоненти:

- ланка вимірювання ЕКГ-сигналу;
- ланка цифрової обробки сигналу (далі – ЦОС);
- ланка сегментації;

- вузол виявлення та коригування аномалій;
- вузол зменшення розмірності даних;
- вузол класифікації та ідентифікації.

Ланка вимірювання ЕКГ-сигналу складається з електродів та допоміжної електроніки, з допомогою яких вимірюється зміна різниці потенціалів пальців правої та лівої руки, що відображають роботу серця. Цей спосіб реєстрації електрокардіограми відповідає першому стандартному відведенню, яке використовують в медичній діагностиці.

У ланці ЦОС виміряний сигнал оцифровується і піддається фільтрації та нормалізації за амплітудою. Для фільтрації використано смуговий фільтр Баттерворта (смуга пропускання 4-35 Гц), що дає змогу відфільтрувати із записаного сигналу ЕКГ низькочастотні флуктуації, зумовлені рухами чи диханням людини, мережеве наведення та високочастотні шуми.

Ланка сегментації призначена для детекції R-піків у записі ЕКГ-сигналу, що уможливує виділення сегментів, які є еквівалентні окремим серцебиттям. Для сегментації застосовано відомий алгоритм Гамільтона. Крім того, у цій ланці виконується унормування сигналу за амплітудою (до масштабу ± 1). Також у даній роботі запропоновано додатково приводити кожен сегмент ЕКГ-сигналу до заданої тривалості. Детально цей метод темпоральної нормалізації описано у наступному розділі.

У роботах [18; 19; 20] було показано, що навіть після фільтрування у знешумленому ЕКГ-сигналі залишаються спотворення у вигляді аномальних відхилень окремих чи серії вибірок, внаслідок чого знижується точність ідентифікації. В даному дослідженні застосовано статистичний метод виявлення та коригування аномалій, детально описаний у [19].

У машинному навчанні для покращення продуктивності роботи класифікатора часто застосовують зменшення розмірності даних. У цьому дослідженні було вирішено використати метод головних компонент (Principle Component Analysis – PCA) як один із найпростіших, але ефективних алгоритмів зменшення розмірності даних [20].

Класифікатор побудовано на основі кількох поширених алгоритмів машинного навчання. Пропонується на основі експериментів обрати оптимальний серед: методу k-найближчих сусідів [21], методу опорних векторів [22] та методу лінійного дискримінантного аналізу [23].

Опис методу темпоральної нормалізації ЕКГ-сигналу та його імплементація. Для

забезпечення інваріантності класифікатора щодо частоти серцевих скорочень авторами було зроблено та досліджено метод унормування тривалості кожного сегменту. Особливістю цього методу є приведення ЕКГ-сигналів від усіх людей до певного, наперед заданого та однакового для всіх значення ритму. На вхід алгоритму подається набір ЕКГ-сигналів еквівалентних одному серцевому циклу (рис. 3).

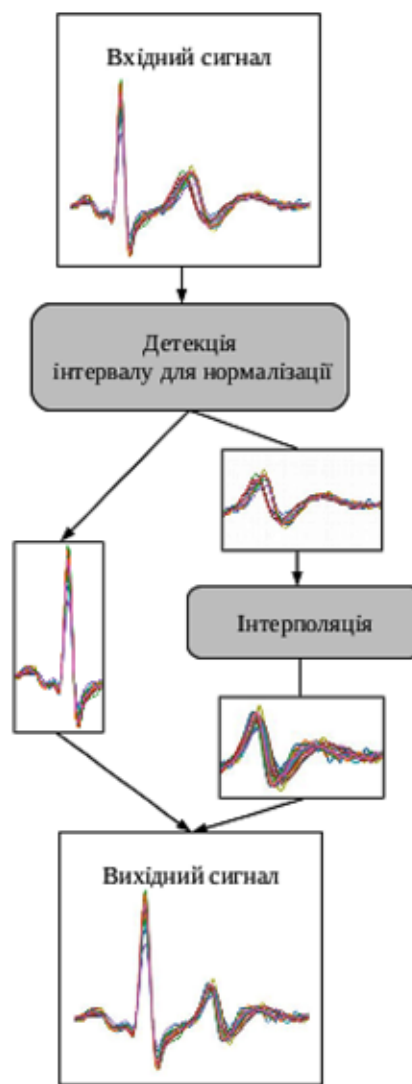


Рис. 3. Структурна схема алгоритму темпоральної нормалізації ЕКГ-сигналу

На ЕКГ серцевий цикл розділений на зубці та інтервали, кожен з яких відповідає певній фазі розповсюдження хвилі збудження у міокарді (рис. 4).

Інтервал від початку Р-зубця до кінця QRS-комплексу практично залишається незмінним, тобто мало залежить від зміни серцевого ритму, а тому на рис. 4 зазначений, як сталий інтервал. Отже, завдання блоку детекції для тем-

поральної нормалізації полягає у знаходженні та виділенні із сигналу кожного циклу серцебиття змінного інтервалу від початку ST-сегмента до кінця U-зубця.

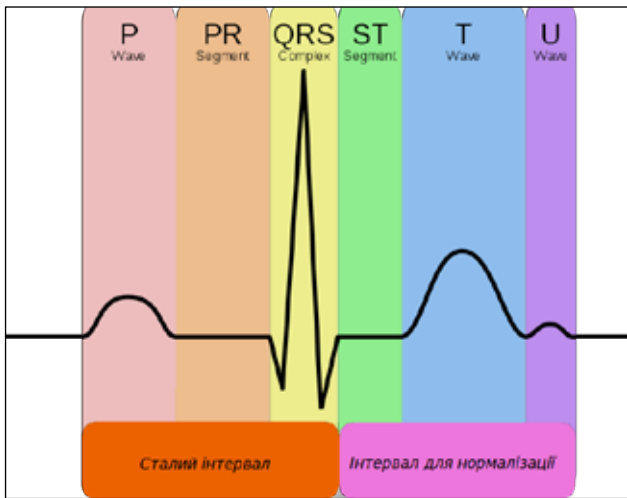


Рис. 4. Структура ЕКГ-сигналу в межах серцевого циклу [24]

Вузол інтерполяції лінійно інтерполіє інтервали для нормалізації таким чином, щоб їх тривалість забезпечувала задане значення серцевого ритму. На виході алгоритму формується набір циклів ЕКГ-сигналу з нормалізованим серцевим ритмом, шляхом сполучення сталих інтервалів із відповідними інтерпольованими.

Вхідний набір ЕКГ-сигналів сформовано з результатів двох вимірювань, виконаних з інтервалом в один місяць (рис. 5 а). Під час першого вимірювання отримано 6 циклів ЕКГ-сигналу із серцевим ритмом 90 уд/хв (ударів за хвилину), під час другого – 10 із серцевим ритмом 75 уд/хв. На

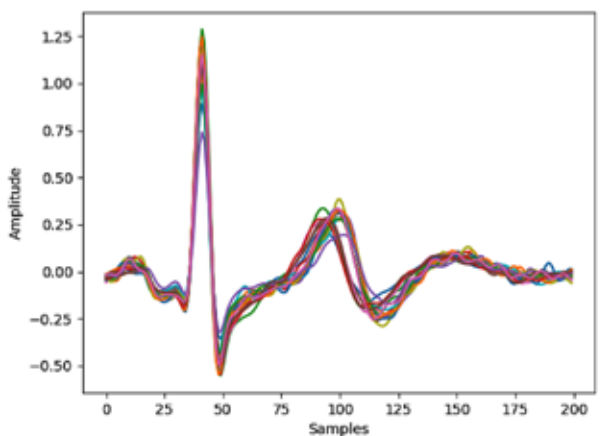
виході алгоритму темпоральної нормалізації усі сигнали приведені до серцевого ритму 120 уд/хв. На рис. 5 б можна візуально побачити результати роботи алгоритму, але важливо дослідити та кількісно оцінити, як темпоральна нормалізація впливає на точність класифікації.

Методика експерименту та обговорення результатів. Для досліджень використовувалися дані з зібраного нами Lviv Biometric Data Set [25], який в момент написання статті містить понад 1 400 ЕКГ-записів 95-ти осіб. Усі записи було зібрано з допомогою електронного пристрою eHealth Sensor Platform v2.0 [26] та Arduino Uno [27]. Процес вимірювання та технічні характеристики обладнання докладніше описано в [17].

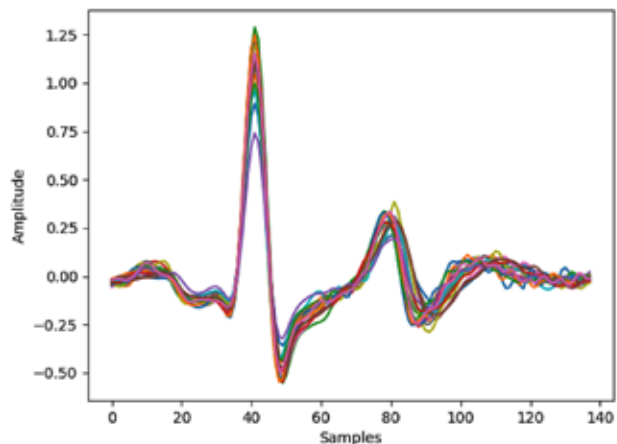
Для оцінювання ефективності роботи алгоритму темпоральної нормалізації ЕКГ-сигналу в біометричних системах ідентифікації експерименти проводилися в таких конфігураціях:

- без темпоральної нормалізації;
- з темпоральною нормалізацією до значення еквівалентного 90 ударам серця за хвилину;
- з темпоральною денормалізацією.

Оскільки у базі даних переважно містяться електрокардіограми зареєстровані впродовж короткого періоду часу, значення серцевого ритму у цих вимірюваннях є сталим. Тестування алгоритму темпоральної нормалізації ЕКГ-сигналу на цих вимірюваннях не репрезентує його ефективності. Тому для тестування, нами імплементовано темпоральний денормалізатор ЕКГ-сигналу, який для кожного вимірювання змінює значення серцевого ритму на випадкове, що міститься на проміжку 60-120 ударів за хвилину.



а)



б)

Рис. 5. Сегментований ЕКГ-сигнал до (а) та після (б) темпоральної нормалізації

Продуктивність алгоритму темпоральної нормалізації

| Метод класифікації | Нормалізований серцевий ритм | Нормалізований серцевий ритм + коректор аномалій | Без темпоральної нормалізації | Без темпоральної нормалізації + коректор аномалій | Денормалізований серцевий ритм | Денормалізований серцевий ритм + коректор аномалій |
|--------------------|------------------------------|--|-------------------------------|---|--------------------------------|--|
| LDA | 79.61 | 93.49 | 86.12 | 95.56 | 68.28 | 90.01 |
| SVM | 71.93 | 89.50 | 74.15 | 93.78 | 54.71 | 80.23 |
| KNN | 65.23 | 89.79 | 77.63 | 96.95 | 44.32 | 63.47 |
| PCA+LDA | 78.50 | 95.87 | 83.09 | 96.25 | 63.16 | 92.34 |
| PCA+SVM | 67.56 | 91.00 | 69.85 | 93.95 | 47.63 | 82.37 |
| PCA+KNN | 72.48 | 90.40 | 78.72 | 97.09 | 47.87 | 64.17 |

Також для наведених вище конфігурацій, пропонується зробити опціональним використання алгоритму коригування аномалій, оскільки він значною мірою підвищує точність, як системи з темпоральною нормалізацією ЕКГ-сигналу, так і системи без нормалізації. Це повинно підвищити репрезентативність застосування алгоритму темпоральної нормалізації у сучасних системах, оскільки коригування аномалій є їх невіддільною складовою частиною.

У дослідженнях використано три поширені методи машинного навчання – лінійного дискримінантного аналізу (LDA – Linear Discriminant Analysis), опорних векторів (SVM – Support Vector Machines) і К найближчих сусідів (KNN – K Nearest Neighbors). Для зменшення розмірності даних зі збереженням важливої інформації застосовувався метод головних компонент (PCA – Principle Component Analysis).

Далі випадковим чином у пропорції 0,7/0,3 електрокардіограми було розділено на набори для тренування і тестування. Для оцінювання продуктивності класифікації обрано один із ключових показників, який застосовується у метриці машинного навчання, – точність [28]

$$Acc = (TP + TN) / (P + N),$$

де TP і TN – відповідно число вірно класифікованих позитивних та негативних класів, P і N – відповідно загальне число позитивних та негативних класів.

Точність розпізнавання електрокардіограм із тестового набору наведено в табл. 1.

Дані, наведені у таблиці 1, на перший погляд, показали негативний результат застосування темпоральної нормалізації – точність розпізнавання знизилася (приблизно 5%), як порівняти з варі-

антом без нормалізації серцевого ритму. Це пояснюється тим, що класифікатор системи ідентифікації без нормалізації сигналу ЕКГ використовує значення серцевого ритму як інформативний параметр. У системах ідентифікації з нормалізацією значення серцевого ритму приводиться до заданого, однакового для всіх значення, тому так навчений класифікатор допускає помилку 2-роду, відхиляючи кардіограми справжніх суб'єктів.

Застосування алгоритму темпоральної нормалізації усуває описану вище проблему. Точність систем з темпоральною нормалізацією ЕКГ-сигналу є на 10-15% вищою ніж у систем, на вхід яких подається денормалізований сигнал. Це підтверджує, що алгоритм темпоральної нормалізації є важливим і необхідним компонентом у реальній системі біометричної ідентифікації.

Висновки. Отже, особливістю доступних наборів електрокардіограм є те, що їх запис для кожного суб'єкта виконувався впродовж короткого інтервалу часу. Значення серцевого ритму у цих вимірюваннях є практично однако-вим. Класифікатори біометричних систем використовують цю особливість, як інформаційну характеристику, за якою вони здійснюють ідентифікацію. Тому у реальних сценаріях зміна серцевого ритму призводить до помилок другого роду. Цю проблему можна вирішити одним із трьох підходів: розширенням обсягу даних, використанням темпоральної нормалізації ЕКГ-сигналу або застосуванням темпоральної денормалізації наборів даних для тренування класифікатора.

За результатами експериментів, найкращий результат ідентифікації (точність 95,87%) отримано з використанням запропонованого алго-

ритму часової нормалізації ЕКГ-сигналів, методу виявлення і коригування аномалій, методу головних компонент (PCA) для зменшення розмірності даних та лінійного дискримінантного аналізу (LDA) як класифікатора.

Застосування темпоральної нормалізації електрокардіограм потенційно на декілька відсотків може підвищити точність розпізнавання людей у повсякденному використанні біометричної системи ідентифікації.

Список літератури:

1. Gacek A., Pedrycz W. (Eds) ECG signal processing, classification and interpretation. A comprehensive framework of computational intelligence. Springer - London, Dordrecht, Heidelberg, New York, 2012
2. Khoma V., Pelc M., Khoma Y. Artificial Neural Network Capability for Human Being Identification based on ECG. Proceedings: The 23rd International Conference on Methods and Models in Automation and Robotics, Miedzyzdroje, 27-30 August 2018. pp. 479 – 482.
3. Heart rate variability : standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. Guidelines. *European Heart Journal*. 1996. 17. P. 354–381.
4. Shaffer F., Ginsberg J. P. An Overview of Heart Rate Variability Metrics and Norms. *Front. Public Health* 5:258. (2017).
5. Koshy A., Okwose N. C., Nunan D. Association between heart rate variability and haemodynamic response to exercise in chronic heart failure. *Scandinavian Cardiovascular Journal*, 2019.
6. Selvaraj N., Jaryal A., Santhosh J., Deepak K. K., Anand S. Assessment of heart rate variability derived from finger-tip photoplethysmography as compared to electrocardiography. *Journal of Medical Engineering & Technology*. Volume 32. 2008. Issue 6.
7. Porges S.W. The Polyvagal Theory : phylogenetic contributions to social behavior. *Physiology & Behavior*. 2003, 79 (3): P. 503–513.
8. Li M., Narayanan S. Robust ECG biometrics by fusing temporal and cepstral information, in Proc. IEEE Int. Conf. Pattern Recognit. (ICPR), Aug. 2010. P. 1326-1329.
9. Kim K.S., Yoon T.H., Lee J.W., Kim D.J., Koo H.S. A robust human identification by normalized time-domain features of electrocardiogram. In : 27th annual international conference of the engineering in medicine and biology society, 2005 IEEE-EMBS 2005. 2005. P. 1114–7.
10. Rabkin S.W., Szefer E., Thompson D. J.S.. A New QT Interval Correction Formulae to Adjust for Increases in Heart Rate. *JACC : Clinical Electrophysiology*, Volume 3. Issue 7. 2017. P. 756–766.
11. Tawfik M.M., Selim H., Kamal T. Human identification using time normalized QT signal and the QRS complex of the ECG. In Proc. 7th Int. Symp. Commun. Syst. Netw. Digit. Signal Process. (CSNDSP), Jul. 2010. P. 755–759.
12. Fatemian S. Z., Hatzinakos D. A new ECG feature extractor for biometric recognition. In Proc. IEEE Int. Conf. Digit. Signal Process. Jul. 2009. P. 1–6.
13. Lourenço A., Silva H., Fred A. Unveiling the biometric potential of finger-based ECG signals, *Comput. Intell. Neurosci*, vol. 2011, p. 5, Jan. 2011.
14. Jenkins, D., Gerred, S. ECGs by Example, 3rd edn., 238 p. Elsilver, 2011.
15. Pinto J.R., Cardoso J.S., Lourenço A. Evolution, Current Challenges, and Future Possibilities in ECG Biometrics. *IEEE Access*. Volume 6. 2018. P. 34746-34776.
16. Pelc M., Khoma Y., Khoma V. ECG Signal as Robust and Reliable Biometric Marker: Datasets and Algorithms Comparison. *Sensors*, 2019. 19(10), 2350. P. 1–8.
17. Wieclaw L., Khoma Y., Fałat P., Sabodashko D., Herasymenko V. Biometric identification from raw ECG signal using deep learning techniques. In 2017 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems : Technology and Applications (IDAACS). Vol. 1. P. 129–133).
18. Urigüen, J.A, Garcia-Zapirain B. EEG artifact removal-state-of-the-art and guidelines. *J Neural Eng*. 12 (3), June 2015.
19. Khoma, V., Pelc, M., Khoma, Y., Sabodashko D. Outlier Correction in ECG-Based Human Identification. *Biomedical Engineering and Neuroscience: Proceedings of the 3rd International Scientific Conference on Brain-Computer Interfaces, BCI 2018, Opole, Poland. Vol. 720. P. 11. Springer.*
20. Karpinski, M., Khoma, V., Dudykevych, V., Khoma, Y., & Sabodashko, D. Autoencoder Neural Networks for Outlier Correction in ECG-Based Biometric Identification. In 2018 IEEE 4th International Symposium on Wireless Systems within the International Conferences on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems (IDAACS-SWS). P. 210-215. IEEE.
21. Метод k-найближчих сусідів. URL: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neighbors.KNeighborsClassifier.html>.
22. Метод опорних векторів. URL: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.svm.SVC.html>.

23. Методу лінійного дискримінантного аналізу. URL: <https://scikit-learn.org/0.16/modules/generated/sklearn.lda.LDA.html>.
24. Електрокардіографія. URL: <https://uk.wikipedia.org/wiki/Електрокардіографія>
25. Lviv Biometric Data Set. URL: <https://github.com/YuriyKhoma/Lviv-Biometric-Data-Set>
26. e- Health Sensor Platform V2.0 for Arduino and Raspberry Pi. URL: <https://www.cooking-hacks.com/documentation/tutorials/ehealth-biometric-sensor-platform-arduino-raspberry-pi-medical>
27. Arduino UNO & Genuino UNO. URL: <https://www.arduino.cc/en/Main/arduinoBoardUno>
28. Accuracy and precision. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Accuracy_and_precision

Dudykevych V.B., Khoma V.V., Chekurin V.F., Khoma Y.V., Sabodashko D.V.

ECG SIGNALS NORMALIZATION FOR SYSTEMS OF BIOMETRIC IDENTIFICATION

ECG signals are easy to measure, store electronically, process using digital methods. These and some other features of ECG create certain prospects for their application in systems for access control to objects and information assets. However, unlike fingerprints and other “stable” biometric features, ECG signals are significantly dependent on the actual psychological and physical condition of the person. This greatly complicates the processing algorithms for human authentication.

Therefore, to design the system of biometric identification based on ECG signals, it is necessary to investigate their variability and to identify features that are invariant to each individual. Such studies may be carried out, in particular, by statistical analysis on experimental data obtained by measuring ECG diagrams.

The purpose of the work is to determine the influence of the variability of ECG signals of the person on the accuracy of its identification using neural networks without prior allocation of informative features or the use of functional transformation before classification, as well as the development and implementation of a new algorithm for temporal normalization of ECG signal.

The idea of the approach, proposed by the authors, is to scale each segment of the electrocardiogram to a given standard window, preserving the shape of the ECG signal, which depends on the individual physiological features of the subject.

*Algorithm validation was carried out on the neural network system for biometric identification, which contains modules for measurement of the ECG signal, digital signal processing, segmentation, as well as nodes of detection and correction of anomalies, reduction of the data dimensionality, classification and identification. The classifier is based on several commonly used machine learning algorithms. In order to find optimal training parameters, computational experiments were carried out using *k*-neighboring neighbors, support vector machines and linear discriminant analysis.*

The results of the conducted studies confirmed the possibility of creating neural network access control systems based on ECG signals.

Key words: *ECG signal, biometric identification, ECG signal normalization, machine learning, classification accuracy, dimensionality reduction.*