

**Рис. 2. Функціональна схема реалізації методу:**  $x(t)$  – вхідний аналоговий випадковий процес; 1 – аналого-цифровий перетворювач, який формує цифрові коди  $X_i(N - C)$  у базисі Хаара-Крестсона; 2 – багаторозрядний регістр зсуву, у якому запам'ятовуються зсунуті у часі цифрові відліки; 3 – обчислювач дискретної оцінки автоковаріаційної функції  $K_{xx}(j) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x_i \cdot x_{i-j}$ ; 4 – шина задання коду системи ортогональних функцій  $w$  в відповідного ТЧБ; 5 – пам'ять цифрових значень ортогональних функцій  $w$ , представлених у кодах Хаара-Крестсона; 6 – обчислювач коефіцієнта взаємодоваріації між автоковаріаційною функцією  $K_{xx}(j)$  і ортогональною функцією  $w(j)$  заданого в ТЧБ; 7 – вихідні шини кодів спектра косинусного (парного) перетворення у різних ТЧБ

**Література**

1. Наконечний А.Й. Цифрова обробка сигналів : навч. посібн. / А.Й. Наконечний, Р.А. Наконечний, В.А. Павлиш. – Львів : Вид-во Львівської політехніки, 2010. – С. 73-75.
2. Сергиенко А.Б. Цифровая обработка сигналов : учебн. пособ. – Изд. 2-ое, [перераб. и доп.]. – СПб. : Изд-во БХВ-Петербург, 2006. – С. 91-93
3. Харкевич А.А. Спектры и анализ / А.А. Харкевич. – М. : Изд-во "Физмат"гиз, 1980. – 246 с.
4. Сергиенко А.Б. Цифровая обработка сигналов / А.Б. Сергиенко. – СПб. : Изд-во "Питер", 2002. – 608 с: ил.
5. Реалізація суматорів та перемножувачів у базисі Хаара-Крестсона. (патент 76622 матриці перемноження та сумування по модулю).
6. Бебих Н. В. Взаимная спектрально-корреляционная обработка сигналов в различных ортогональных базисах / Н.В. Бебих, А.И. Денисов // Известия вузов. – Сер.: Радиоэлектроника. – 1983. – Т. 26, № 3. – С. 54-60.
7. Николайчук Я.М. Коды поля Галуа: теория та застосування : монографія / Я.М. Николайчук. – Тернопіль : Вид-во "Тернограф", 2012. – 575 с.
8. Залманзон Л.А. Преобразования Фурье, Уолша и Хаара / Л.А. Залманзон. – М. : Изд-во "Наука", 1989. – 496 с.
9. Харкевич А.А. Спектры и анализ / А.А. Харкевич. – М. : Изд-во "Физмат", 1980. – 246 с.
10. Наконечний А.Й. Цифрова обробка сигналів : навч. посібн. / А.Й. Наконечний, Р.А. Наконечний, В.А. Павлиш. – Львів : Вид-во Львівської політехніки, 2010. – 368 с.

**Пих В.Я. Метод мультибазисного спектрального косинусного преобразования Фурье сигналов**

Проанализированы методы обработки сигналов. Рассмотрена математическая модель мультибазисно-спектрального косинусного преобразования сигналов, с возможностью использования различных теоретико-числовых базисов. Предложен алгоритм вычисления автокорреляционной функции на основе входного массива, основанный на алгоритме дискретного преобразования Фурье. Предложенный метод характеризуется расширенными функциональными возможностями за счет того, что вычисления могут происходить в базисах Фурье, Радемахера, Крестсона и др. Кроме того, выполнение модульных операций реализуется на основе логических модульных матриц умножения

и сложения, которые могут быть реализованы программно или аппаратно, и выполняются в базисе Хаара-Крестсона в течение двух микротактов, что существенно повышает быстродействие спектрального анализа случайных процессов

**Ключевые слова:** спектральное косинусное преобразование, спецпроцессора, теоретико-числовые базисы, анализ Фурье, спектральные корреляции.

**Pich V.Ya. The Basic Method of Multispectral Cosine Transform of Fourier Signals**

The methods of signal processing are analysed. The mathematical model of multispectral cosine transform of signals with the possibility of using different theoretical and numerical bases is studied. The algorithm for calculating the autocorrelation function with the input panel core, that is based on Fourier transform of discrete algorithm. The proposed method is characterized by advanced functionality due to the fact that as the basic functions that are presented in modulo residues, spectrum in the basis of Fourier, Rademacher, Kresentson and others can be respectively calculated. Besides, the implementation of modular operations can be performed on the basis of logical modular matrix multiplication and addition that can be performed in hardware or software and executed in Haar Kresentson's base within 2 microacts that significantly increases the speed of spectral analysis of random processes.

**Keywords:** spectral cosine transform, special processors, number-theoretic bases, Fourier analysis, spectral correlation.

УДК 004.021

Магістрант В.Р. Парацук;

доц. Т.О. Коротесєва, канд. техн. наук – НУ "Львівська політехніка"

**АЛГОРИТМ КЛАСИФІКАЦІЇ ФІЗИЧНИХ АКТИВНОСТЕЙ ЛЮДИНИ ДЛЯ РЕАЛІЗАЦІЇ У МОБІЛЬНОМУ ДОДАТКУ**

Досліджено методи визначення фізичної активності людини за допомогою смартфонів. Серед основних переваг використання смартфонів для контролю повсякденної активності людини є їх переносимість, практичність та невеликий розмір. Ці пристрої можуть нагромаджувати, обробляти й аналізувати корисну інформацію з необроблених даних сенсорів, що є зручно у цьому контексті.

На основі зібраних даних акселерометра розроблено алгоритм класифікації, що може бути використаним для створення мобільного додатку, враховуючи його обмежені ресурси. Оцінку алгоритму проведено за допомогою методів штучного інтелекту, де алгоритм спочатку навчається, а пізніше тестується. Таке тестування здійснено на основі відкритого набору даних прискорення поясу. Отримано алгоритм з точністю визначення 86 %, що свідчить про те, що такий алгоритм може бути використаним для створення мобільного додатку.

**Ключові слова:** фізична активність людини, моніторинг, мобільний телефон, смартфон, класифікація, набір даних, алгоритм, Weka Workbench, акселерометр, гіроскоп.

**Вступ.** Визначення активності людини за допомогою сенсорів, що знаходяться поруч з тілом, стало важливим напрямком досліджень, спрямованих на створення або вдосконалення інноваційних додатків, що забезпечують моніторинг активності. Можливість запису та розпізнавання індивідуальних повсякденних активностей має важливе значення для визначення ступеня функціональної ефективності та загального рівня активності людини [1].

Один із найбільш часто використовуваних підходів для моніторингу фізичної активності людини ґрунтується на системах відеозапису. Ці методи не є практичними, потребують величезних пристроїв і можуть використовуватись

тільки в лабораторних умовах, вимагаючи високоточного налаштування і тривалого часу оброблення, а також значного обсягу пам'яті для їхнього запису [2].

Сенсори руху стали цікавою альтернативою відеосистем через їх невеликі розміри, низьку вартість і можливість запису сигналів руху переносними системами. Смартфони нового покоління обладнані широким спектром вбудованих сенсорів, включаючи акселерометри і гіроскопи, які можуть бути використані для контролю повсякденної активності людини. Ці пристрої є практичними і мають невеликий розмір. Саме тому вони є ідеальною платформою для систем розпізнавання активності. Іншими особливостями є можливість бути переносними, працювати в режимі реального часу і використання їх для довготривалого моніторингу [3]. Ці пристрої можуть нагромаджувати, обробляти й аналізувати корисну інформацію з необроблених даних сенсорів [4].

Визначення виду активності, як правило, розглядають як задачу класифікації. Попередньо розглянуті джерела інформації показують, що такі форми пересування як ходьба, біг, підйом по сходах, а також сидіння, стояння, і лежача пози можуть бути визначені з точністю від 83 % до 95 %, використовуючи прискорення стегна, ніг чи щиколоток [6]. Тим не менше, дослідження [5] припускає, що стегно і домінуюче зап'ястя є кращими місцями для розміщення акселерометра для визначення видів повсякденної діяльності в природних умовах. Дані акселерометра, зібрані з домінуючого зап'ястя, краще визначають дії за участю верхніх частин тіла, а дані акселерометра зі стегна використовуються для визначення рухів, зроблених нижніми кінцівками. Система розпізнавання активності повинна працювати з даними з різних місць, що дає змогу користувачеві носити пристрій в найбільш зручному місці для даного контексту [7].

У цій роботі досліджено алгоритм класифікації на основі даних, що зібрані зі смартфона, будучи розміщеним на поясі. Для оцінки алгоритму використано відкритий набір даних, що містить навчальні й тестові зразки. Використовуючи засоби машинного навчання, алгоритм потрібно з початку "навчити" на основі анованих зразків, а пізніше здійснити його тестування. Внаслідок можна визначити точність цього алгоритму і зробити висновки щодо визначення людської активності, використовуючи дані зі сенсорів смартфона та прискорення поясу. Основними активностями, що досліджено в цій роботі є: стояння, лежання, ходьба, підйом і спуск по сходах.

Отже, основним дослідженням цієї роботи є ефективність визначення фізичної активності людини на основі даних, що зібрані зі сенсорів смартфона, встановленого на поясі людини. Метою дослідження є визначення якості розпізнавання та використання розробленого алгоритму для розроблення програмного засобу для смартфонів.

**Матеріали та методи.** Як відомо, визначення виду активності розглядають як задачу класифікації. Саме тому за основу дослідження обрано алгоритм класифікації. Цей алгоритм ґрунтується на методі порогових значень, що використовує заздалегідь визначені критерії для ідентифікації класу. Цей метод є швидким і не потребує додаткових обчислень для визначення об'єктів, що є однією з основних переваг для реалізації на смартфоні.

Перед виконанням алгоритму дані акселерометра потрібно розділити на проміжки послідовно. Серед розглянутих досліджень знайдено кілька підходів, що застосовувались залежно від того чи потрібна оброблення даних у реальному часі, чи ні. Найбільш часто використовуваним підходом є метод розсувних інтервалів, де сигнал поділяється на рівні проміжки без пробілів. Однак ця схема має недолік – якщо розмір інтервалу встановлюється довільно, це може призвести до розділу даних в "незручному" місці, не захоплюючи "весь цикл" активності, що перешкоджає визначенню [7]. Ця методика може бути використана з 50 % перекриттям. У своєму дослідженні Бао використовує розмір інтервалу в 256 зразків (відповідних 5,12 секундам даних) та перекриттям 50 % [5]. Саме такий підхід обрано для попереднього оброблення даних акселерометра.

Наступним кроком є визначення критеріїв класифікації. Спочатку потрібно визначити, до якої групи належить активність: динамічної (ходьба, підйом та спуск сходами) чи статичної (сидіння, лежання, стояння). Найбільш часто використовуваним методом [2, 5, 8] для розпізнавання статичних і динамічних активностей є аналіз величини вектора сигналу або величини області сигналу. Обидві метрики об'єднують прискорення трьох осей ( $x(i)$ ,  $y(i)$  та  $z(i)$ ) в одну метрику:

$$SMV(i) = \sqrt{x(i)^2 + y(i)^2 + z(i)^2}; \quad (1)$$

$$SMA(i) = |x(i)| + |y(i)| + |z(i)|. \quad (2)$$

Після визначення, чи послідовність сигналу належить до статичної, чи до динамічної групи, щодо статичної групи, відмінність між стоянням, сидінням і лежанням можна визначити за допомогою кута (в градусах) між сигналом акселерометра ( $x, y, z$ ), коли користувач знаходиться в положенні стояння (вектор  $g = (x_{stand}, y_{stand}, z_{stand})$ ) і вектором сигналу акселерометра для кожного екземпляра (вектор  $v = (x, y, z)$ ). Переходи були виявлені за допомогою максимальних і мінімальних значень амплітуди сигналу, вважаючи переходом сидіння-стояння, якщо локальний максимум величини з'являється перед локальним мінімумом та вважаючи переходом стояння-сидіння, якщо локальний мінімум з'являється перед локальним максимумом.

Аналіз сигналів ходьби проводився в частотній області, оскільки ця активність має циклічний патерн, який може бути легко виявлений за допомогою швидкого перетворення Фур'є (ШПФ). Перед застосуванням цього алгоритму було застосовано високочастотний еліптичний IIR фільтр [1] для видалення постійної складової, яка з'являється на нульовій частоті, тому важливість аналізу сигналів ШПФ полягає у виявленні першого піку частоти в спектрі, після піку нульової частоти. Пік, що нас цікавить, відповідає частоті кроків, тобто кількості кроків, зроблених за проміжок часу. Час між кожним кроком також можна визначити, коли знайдена тривалість інтервалу. Аналіз проводився тільки для вертикальної осі. Відповідно до [9], пік ходьби знаходиться у смузі частот від 0,5 до 4 Гц з використанням Z-повздожньої осі.

Розрізняти ходьбу і ходіння по сходах було нелегко, використовуючи тільки графічний аналіз і пошук порогових показників. Однак було відзначено, велике різноманіття піків прискорення при ходьбі по сходах, порівняно зі зви-

чайною ходьбою на рівній площині. Цей аспект вивчено за допомогою стандартного відхилення, але відмінності між активностями не були істотними.

На рис. зображено діаграму створеного алгоритму класифікації фізичної активності, проте не представлено розділення між звичайною ходьбою і ходьбою по сходах через недостатньо точні результати. Аналізуючи величину вектора сигналу з даних акселерометра, якщо його значення дорівнювало  $10 \text{ м/с}^2$ , активність була статичною і функція кута була використана для визначення різних позицій. Якщо активність була динамічною, кут більше  $20^\circ$ , величина вектору сигналу від  $5$  до  $20 \text{ м/с}^2$  і пік спектра ШПФ був на проміжку  $1\text{-}3 \text{ Гц}$ , то вважається, що користувач ходить, а інакше стався перехід. Якщо мінімум величини вектора сигналу був знайдений перед максимумом, відбувся перехід із стояння до сидіння, інакше стався перехід із сидіння до стояння.

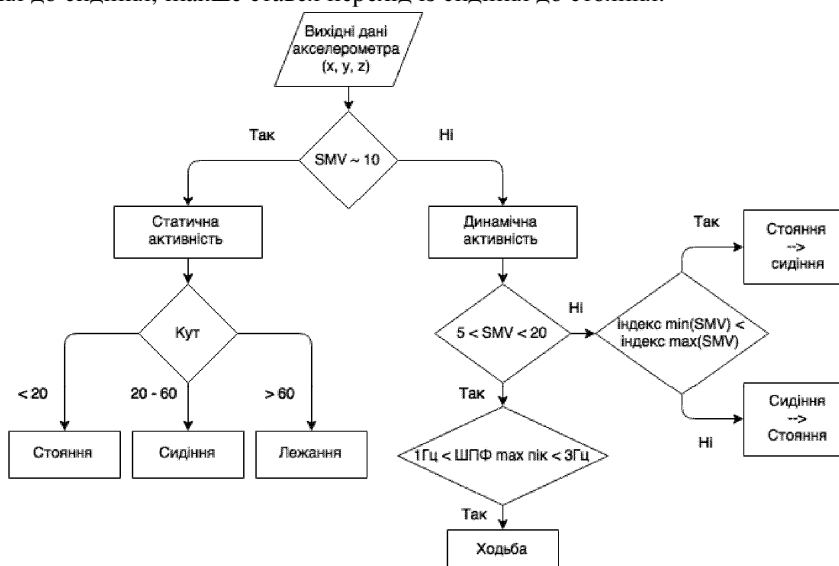


Рис. Блок-схема алгоритму класифікації фізичної активності людини

**Результати.** Реалізація та оцінка якості алгоритму проводились у середовищі Weka Workbench. Weka є колекцією сучасних алгоритмів машинного навчання для аналізу даних [8], розроблених в університеті Waikato в Новій Зеландії. Ця колекція з відкритим вихідним кодом охоплює інструменти для попереднього оброблення даних, класифікації, регресії, кластеризації, правил асоціації та візуалізації, а також утиліти для оцінки алгоритму [8].

Є різні способи оцінки продуктивності алгоритму розпізнавання і найчастіше у літературі трапляється використання матриці розбіжностей, яку можна розрахувати за допомогою Weka. Випробування проводилось на трьох наборах даних, що містять дані акселерометра, зібраного зі смартфона, будучи розміщеним на поясі людини. Один набір даних містив тільки функції часового проміжку, а інші два як часового, так і частотного проміжку. Найбільшої продуктивності досягнуто для набору даних тільки з функціями часового проміжку.

Отримана точність складала  $86,05\%$  для тестового набору даних із 2947 зразків та навчального набору даних із 7352 зразків. Відповідну матрицю розбіжностей показано в табл. Зроблено чітке розмежування між динамічною та статичною активностями, оскільки жодна статична активність не класифікувалась як динамічна і навпаки. У кожній з двох груп діагональ має високе значення, тобто для кожної активності більшість прогнозувань були правдивими. Лежання – це єдиний клас, визначений на  $100\%$  правильно.

Табл. Матриця розбіжностей для набору даних

Ходьба	Спуск по сходах	Підйом по сходах	Сидіння	Стояння	Лежання	Класифікація
0	0	0	0	0	537	Лежання
0	0	0	74	458	0	Стояння
0	0	0	377	114	0	Сидіння
21	76	323	0	0	0	Підйом по сходах
53	401	17	0	0	0	Спуск по сходах
440	48	8	0	0	0	Ходьба

**Обговорення або дискусія.** Знайдені алгоритми-аналоги показали точність визначення фізичної людської активності від  $83\%$  до  $95\%$ , при цьому використовуючи прискорення стегна, ноги, щиколотки чи домінуючого зап'ястя. Отримавши точність досліджуваного алгоритму, що становила  $86\%$ , можна стверджувати, що алгоритм показав позитивні результати, використовуючи прискорення поясу. Звісно, що використовуючи прискорення зап'ястя, можна отримати значно виражену активність за рахунок більш активного прискорення, проте смартфон зручніше закріпити на поясі чи носити у кишені.

Найкраща точність, що становила  $100\%$ , була за визначення лежачої позиції людини. Це доказує те, що для визначення статичної активності достатньо сенсора акселерометра і не потрібно залучати гіроскоп у процес, що має позитивний вплив на заряд батареї смартфона. Найбільш складно було розрізнити ходьбу від підйому чи спуску по сходах, оскільки ці активності схожі між собою і прискорення поясу не чітко виражає кожну з них. Інші дослідження також вказують на те, що розрізнення цих активностей є складним, але точність їх визначення є більшою, ніж у досліджуваному алгоритмі.

Для покращення якості визначення динамічних активностей можна залучити гіроскоп, що є також вбудованим у більшість сучасних смартфонів. Цей сенсор реагує на зміну орієнтації смартфона, що може мати позитивний вплив на розрізнення спуску чи підйому по сходах за рахунок нахилу тіла. Тому подальшим напрямком дослідження може бути вплив гіроскопу на точність визначення динамічних активностей.

**Висновок.** До моніторингу фізичної активності людини виявили велику зацікавленість лікарі, дієтологи, фізіотерапевти, спортсмени і звичайні люди, які просто хочуть перевірити свій щоденний рівень активності. Беручи до уваги те, що більшість людей використовують смартфони у повсякденному житті, можна створити мобільний додаток для запису повсякденної активності. Такий спосіб є зручним і практичним, проте має значний вплив на батарею смартфона.

Досліджений алгоритм з точністю  $86\%$  може бути реалізованим на смартфоні, оскільки більшість зразків він класифікує правильно. За рахунок виз-

начених задалегідь критеріїв для ідентифікації активностей, тобто методу порогових значень, алгоритм є швидким і не потребує додаткових обчислень, тобто позитивно впливає на роботу додатку на смартфоні, не створюючи зайвого навантаження.

Порівняно з іншими алгоритмами результат є не найкращим, проте відповідає умовам розміщення акселерометра на поясі людини. Потрібно залучити гіроскоп у процес розпізнавання фізичної людської активності та дослідити його вплив на точність. Деякі алгоритми-аналоги використовують цей сенсор і їхня точність становить близько 90 %, через що можна припустити позитивний вплив такої модифікації.

### Література

1. Karantonis, D.M. Implementation of a real-time human movement classifier using a triaxial accelerometer for ambulatory monitoring (2006 p.) / Karantonis, D.M., Narayanan, M.R., Mathie, M., Lovell, N.H., & Celler, B.G. // IEEE Стандарт з інформаційних технологій та біомедицини: 10.1109/titb.2005.856864. [Електронний ресурс]. – Доступний з <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp?arnumber=1573717>.
2. Czabke, A. Accelerometer based real-time activity analysis on a microcontroller / Czabke, A., Marsch, S., & Lueth, T.C. // Paper presented at the Pervasive Computing Technologies for Healthcare : mater. V Міжнар. конф., 23-26 травня 2011 р. – Dublin, Ireland. – С. 40-46.
3. Lopes, A. Semi-supervised learning: predicting activities in Android environment / Lopes, A., Mendes-Moreira, J., & Gama, J. // Семінар про Data Mining у поєднанні з 20-тою європейською конференцією зі штучного інтелекту, 2012 р. – Montpellier, France.
4. Figo, D. Preprocessing techniques for context recognition from accelerometer data Personal and Ubiquitous Computing / Figo, D., Diniz, P.C., Ferreira, D.R., & Cardoso, J.M.P. // інтернет-журнал. – 2010. – Рр. 645-662. [Електронний ресурс]. – Доступний з <http://web.tecnico.ulisboa.pt/diogo.ferreira/papers/figo10preprocessing.pdf>.
5. Bao, L. Activity recognition from user-annotated acceleration data : підручник / Bao, L., & Intille, S. – Cambridge, USA – 2004 р. – 1-17 с.
6. Foerster, Friedrich. Correctly assessed by calibrated accelerometers (2000 p.) / Foerster, Friedrich, & Fahrenberg, Jochen // Патент руху та зміни позиції: 10.3758/bf03200815. [Електронний ресурс]. – Доступний з <http://link.springer.com/article/10.3758%2F03200815#page-1>.
7. Wilde, A. Activity recognition for motion-aware pervasive systems (2011 p.) : дис. ... 10.06.2011 / A. Wilde; Wilde Adriana Gabriela. – 104 с.
8. Wilde, A. An overview of human activity detection technologies for pervasive systems / Wilde Adriana Gabriela / A. Wilde // Стаття для семінару "Master in informatics" в університеті Фрібург – 2010. – Фрібург, Швейцарія.
9. Ugulino, Wallace. Human Activity Recognition using On-body Sensing (2012) : документ, представлений на роботах III симпозиуму бразильського ін-ту веб-наукових досліджень / Ugulino, Wallace, Velloso, Eduardo, Milidíu, Ruy Luiz, & Fuks, Hugo. [Електронний ресурс]. – Доступний з <http://groupware.les.inf.puc-rio.br/public/papers/2012.Ugulino.WebScience.HAR.using.on-body.sensing.pdf>.

### Парацак В.Р., Коротеєва Т.А. Алгоритм классификации физических активностей человека для реализации в мобильном приложении

Исследованы методы определения физической активности человека с помощью смартфона. Среди основных преимуществ использования смартфонов для контроля повседневной активности человека является их переносимость, практичность и небольшой размер. Эти устройства могут накапливать, обрабатывать и анализировать полезную информацию из необработанных данных сенсоров, что есть удобно в данном контексте. На основе собранных данных акселерометра разработан алгоритм классификации, что может быть использован для создания мобильного приложения, учитывая его ограниченные ресурсы. Оценка алгоритма проведена с помощью методов искусственного интеллекта, где алгоритм сначала учится, а позже тестируется. Такое тестирование

осуществлено на основе открытого набора данных ускорения пояса. Получен алгоритм с точностью определения 86 %, что свидетельствует о том, что такой алгоритм может быть использован для создания мобильного приложения.

**Ключевые слова:** физическая активность человека, мониторинг, мобильный телефон, смартфон, классификация, набор данных, алгоритм, Weka Workbench, акселерометр, гироскоп.

### Parashchak V.R., Koroteyeva T.A. Classification Algorithm of the Human Activity Recognition that Can Be Implemented in Mobile Application

The research of the methods of recognizing physical activities using a smartphone is described. The advantage of using smartphones to monitor daily activities is their portability, usability and small size. These devices can collect, process and analyze useful information from raw sensor data. It is useful in this context. We presented the investigation based on collected accelerometer data and implementation of classification algorithm that can be used to create a mobile application. This investigation concerns limited smartphone resources. The algorithm is evaluated using methods of the artificial intelligence where algorithm is initially trained and then is tested. The algorithm is tested based on a public dataset that contains data recorded from Smartphone placed on waist. As result we got the algorithm with accuracy of 86 % and it proves that such algorithm can be used to create a mobile application.

**Keywords:** human physical activity, mobile, smartphone, classification, dataset algorithm, Weka Workbench, accelerometer, gyroscope.

УДК 53.08:681.2.08 Проф. Б.І. Стадник<sup>1</sup>, д-р техн. наук; доц. В.П. Мотало<sup>1</sup>, д-р техн. наук; нач. відділу А.В. Мотало<sup>2</sup>, канд. техн. наук

### ШКАЛИ ВИМІРЮВАНЬ: ТЕОРІЯ, СИСТЕМАТИЗАЦІЯ ТА СФЕРИ ВИКОРИСТАННЯ

Розглянуто та проаналізовано основні питання теорії типів шкал вимірювань. Наведено види властивостей емпіричних об'єктів і відповідні їм шкали вимірювань. Проаналізовано основні критерії систематизації шкал вимірювань: метрична детермінованість, форма отримання емпіричних даних і число відображуваних властивостей емпіричних об'єктів. Вибір та використання тої чи іншої шкали і, відповідно, методики вимірювання залежить від виду вимірюваної величини та способу отримання вимірювальної інформації, тобто способу порівняння розмірів величин.

**Ключові слова:** метрологія, вимірювання, шкала величини, шкали вимірювань, шкали найменувань, шкали порядку, шкали інтервалів, шкали відношень, абсолютні шкали.

**Вступ.** Введення у метрологічну практику Міжнародного словника з метрології VIM3 [1], який відображає розвиток поняттєво-термінологічного забезпечення метрології, а також рекомендацій Міжнародного Комітету Мір і Ваг щодо становлення нових задач метрології у таких сферах людської діяльності, як медицина, торгівля, економіка, промисловість, освіта, психологія, соціологія, кваліметрія тощо [2], істотно розширює сферу дослідження сучасної метрології. Наперед йдеться про розширене трактування ключового поняття метрології – "вимірювання" і пов'язаних з ним понять "величина" та "вимірювана величина":

- вимірювання (англ. – *measurement*) – процес експериментального визначення одного або кількох значень величини, які обґрунтовано можуть бути приписані величині;

<sup>1</sup> НУ "Львівська політехніка";

<sup>2</sup> ГПУ "Львівгазвидобування"