

УДК 629.052.7

Д. Р. Матвієнко, студент групи ПГ-91мп  
КПІ ім. Ігоря Сікорського

## РОЗПІЗНАВАННЯ РУХІВ ЛЮДИНИ ЗА СИГНАЛАМИ ІНЕРЦІАЛЬНИХ ВИМІРЮВАЛЬНИХ БЛОКІВ

**Анотація:** у цій роботі розглянуті приклади робіт із використанням інерційних датчиків. В першій роботі наведена система для зчитування даних із інерційного сенсора телефону, наведені методи зчитування даних, обробка їх нейронною мережею та застосування. В другій роботі впроваджені та розроблені алгоритми обробки даних інерційних датчиків при виконанні різних рухів.

**Ключові слова:** інерціальні датчики, гіроскоп, акселерометр, HAR.

### ВСТУП

Зчитування та розпізнання рухів людини має широкий спектр застосування у таких областях як медицина, спорт, кібернетика, анімація фільмів та ігор. Сучасна цифрова ера надає велику кількість методів використання даної технології. Особливо важливу роль грають методи, які можна використовувати для аналізу рухів у повсякденному житті.

У літературі розглянуто багато способів використання інерціальних датчиків для аналізу руху людини. Варто відмітити, що мініатюрні МЕМС сенсори широко розповсюджені у нашому житті, особливо у сучасних мобільних телефонах. Майже в кожній людині він є, і вона користується його функціями для своїх потреб.

У даній роботі розглянуті новітні методи з використанням нейронних мереж, в яких використовувалися МЕМС-датчики для зйому даних.

### ОСНОВНА ЧАСТИНА

У роботі [1] автором була поставлена задача щодо розпізнання та інтерпретувати руху, використовуючи природну кінематику, використовуючи дані, отримані з інерціальних датчиків вбудованих у смартфон. Однією із задач було використання даних для аутенфікації користувача в смартфоні.

За основу взято те, що кожен телефон має інерціальний вимірювальний блок (ІВБ) із трьохвісним акселерометром та гіроскопом. Для усунення дії прискорення сили земного тяжіння з сигналів акселерометрів був використаний фільтр Батеррворта. У результаті був отриманий потік даних із шести значень:

$$\{a_x, a_y, a_z, \omega_x, \omega_y, \omega_z\} \in \mathbb{R}^6 \quad (1)$$

Для врахування варіації між пристроями та забезпечення декореляції ідентичності користувачів від підпису пристрою, у наданих для навчання даних вводиться низькорівневий адитивний (зсув) та мультиплікативний шум (посилення) для кожного прикладу навчання. Далі проводиться попередня обробка даних, під час якої обчислюються величини векторів  $|a|$  і  $|\omega|$ , і нормалізується кожна з проєктованих складових  $x$ ,  $y$ ,  $z$ . У остаточному

алгоритмі використовується 14-вимірний вектор  $x(t)$ , у якому поєднуються нормовані координати, кути та величини.

У даній роботі використовується біометрична модель із адаптивною моделлю Гаусовської суміші (GMM). Вектор ознак створюється як універсальна фонові модель (UBM) з певними щільностями ймовірностей. UBM визначається як зважена сума  $M$  багатовимірних розподілів Гауса.

У роботі запропоновано використовувати модель, де автентичність користувача оцінюється шляхом оцінки векторів функцій щодо UBM та клієнтської моделі. Для компенсації варіації між моделями використовується початкова нульова нормалізація, під час якої нормалізуються оцінки, вироблені кожною клієнтською моделлю, на нульове середнє та одиничну дисперсію. Це дає змогу використовувати єдиний глобальний поріг. Такого роду тестова нормалізація (T-норма) компенсує міжсесійні відмінності, оцінюючи сеанс за набором фонових T-моделей:

$$\Lambda_{zt}(Y) = \frac{\Lambda_z(Y | \Theta_{client}) - \mu_z(Y | \Theta_\tau)}{\sigma_z(Y | \Theta_\tau)} \quad (2)$$

Алгоритм розпізнання руху використовує нейронних мережі, такі як RNN, LSTM та мережі годинникової архітектури (Clockwork architectures) або CWRNN. Автором відмічена корисність останнього способу, що обумовлене низьким обчислювальним навантаженням та високою гнучкістю для моделювання. Проте даний метод має один недолік. Через простій повільних одиниць протягом тривалих періодів часу, ефективність їх навчання експоненційно зменшується з високих до низьких частот. На практиці це призводить до того, що низькочастотні діапазони вимірювань ледве сприяють загальній роботі мережі під час тестування.

Автором [1] пропонується вирішення проблем у вигляді видозміненого алгоритму CWRNN. Запропонований сплетений (або щільний) механізм годинникового механізму (що отримали назву DCWRNN). У такій мережі під час прийняття рішення на кожному масштабі  $k$  існує  $pk$  паралельних потоків, зсунутих один відносно одного. У цих потоках кожного разу спрацьовує блок, що належить одному з потоків, оновлюючи власний стан та забезпечуючи введенням до одиниць вищої частоти.

$$h^{(t)} = \psi(Wx^{(t)} + \Delta(UH)) \quad (3)$$

де  $H = [h(t-1)...h(t-nk)...h(t-nK)]$  - матриця, що об'єднує історію прихованих одиниць.

Автором продемонстровано ефективність даного методу на прикладі даних з відкритих бібліотек Google ATAP (Abacus) та HMOG. Дані експериментів показали хороший результат.

Даний метод можна покращити ввівши фільтр Калмана для сирих невідфільтрованих даних. Сам фільтр створений Р. Е. Калманом [2] у 1960 році і являється одним із самих поширених фільтрів. Сам фільтр є фільтром рекурсивного типу та оцінює вектор стану динамічної системи,

використовуючи ряд неповних і зашумлених вимірювань. Алгоритм складається з двох повторюваних стадій (етапів): стадія передбачення і стадія корекції. На першому етапі розраховується прогноз стану в наступний момент часу (з урахуванням неточності їх вимірювання). На другому — нова інформація із датчиків коригує передбачене значення (також з урахуванням неточності і зашумленості інформації).

Слід відмітити роботу Джона МакКемлі [3], в якій гарно описано використання даного фільтру щодо обробки даних з інерційних датчиків. В теорії використання даного фільтру збільшить точність зчитування та аутентифікації користувачів.

У роботі [4] були розроблені та впроваджені алгоритми, які мали змогу робити висновки щодо щоденних та спортивних занять за даними ІВБ за допомогою машинного навчання. Було наведено концепції та вказівки щодо майбутніх систем HAR. У роботі приведено приклади використаних методів машинного навчання, таких як класифікатор Баєса, класифікатор k-найближчих сусідів, опорні вектори, дерево класифікації і регресії.

Автором роботи [4] було виконано два експерименти. У першому досліджувалися звичайні повсякденні рухи, як присідання, та ходьба. В другому, досліджувалися дані зняті під час пробіжки із різною швидкістю. Представлені два алгоритми HAR на основі ієрархічної класифікації. У цій роботі розроблено систему класифікації BASE на основі ієрархічної архітектури. Нижче на рис. 1 наведена схема даної архітектури.

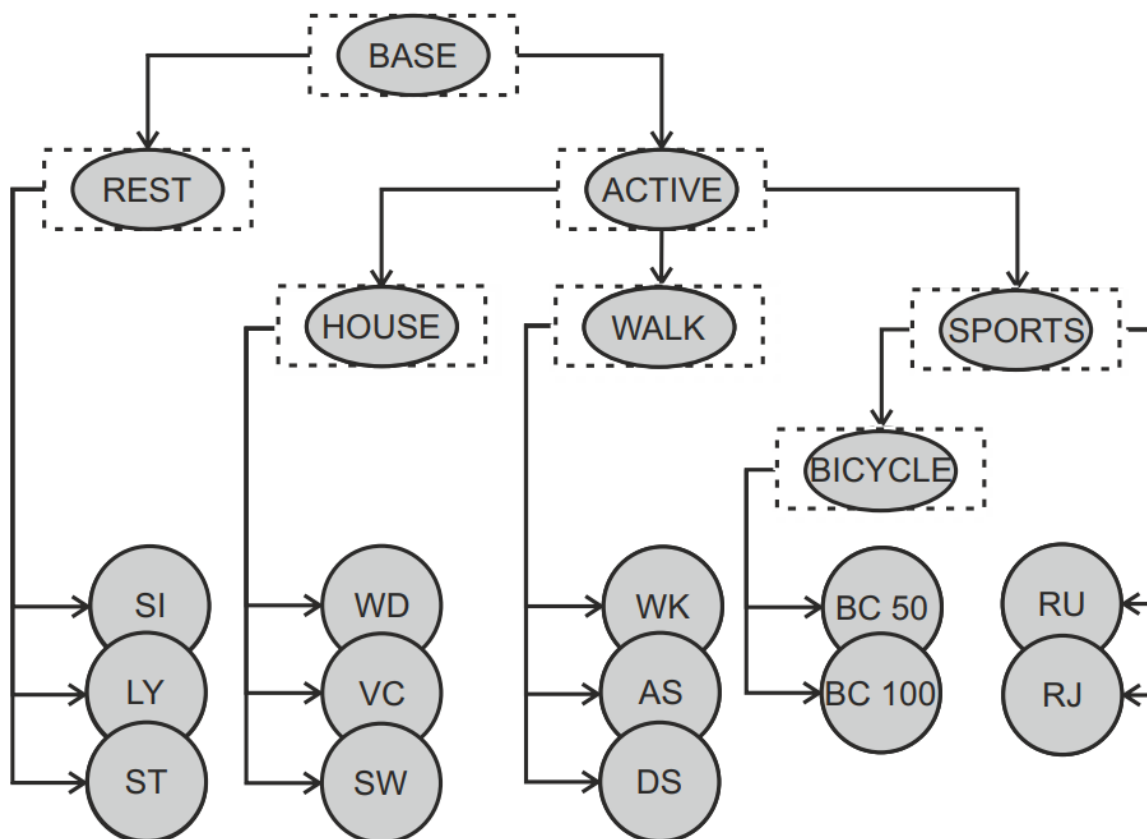


Рисунок 1. Система класифікації BASE

Овали позначають єдину класифікаційну систему BASE (База), HOME (Будинок), REST (Відпочинок), WALK (Прогулянка) і BICYCLE (Велосипед). Колами позначені окремі дії VC (прибирання пилососом), SW (підмітання), SI (сидячи), LY (лежачи), ST (стоячи), WK (ходьба), RU (біг), AS (підйом по сходах), DS (спуск по сходах), BC 50 (їзда на велосипеді, 50 Вт), BC 100 (їзда на велосипеді, 100 Вт), RJ (стрибки зі скакалкою) і WD (миття посуду).

Перший метод показав точність класифікації RF в підсистемі BASE понад 97.3%, а k-NN в підсистемах REST, ACTIVE, HOUSE та WALK показав точність в 91.9%. SVM та NB досягли найкращих показників для підсистеми SPORTS. NB досяг найкращої збалансованої точності 58,5% для підсистеми BICYCLE. В другому експерименті досягнута збалансована точність в 85,7%, яка показала загальну придатність запропонованого методу для злиття рівнів прийняття рішень.

Також приведені роботи визначення діяльності під час занять спортом, який показав гарні результати. Розроблена методика використання великих об'ємів даних в HAR-системах.

## **ВИСНОВОК**

Проаналізовані роботи являються надзвичайно корисними та самовичерпними. Кожен із розглянутих методів показує велику точність і доцільність їх використання. Для покращення результатів роботи цих алгоритмів потрібно мати дані, які максимально очищені від збурень, що не відносяться до руху людей і не по'язані з динамікою їх руху.

## **СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ:**

- [1] Natalia Neverova. Deep Learning for Human Motion Analysis. INSA Lyon. 2016;
- [2] R. E. KALMAN. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. Transactions of the ASME—Journal of Basic Engineering. 1960;
- [3] John McCamley. GAIT ANALYSIS USING A SINGLE WEARABLE INERTIAL MEASUREMENT UNIT. Università degli Studi di Roma “Foro Italico”. 2013;
- [4] Dominik Schuldhaus. Human Activity Recognition in Daily Life and Sports Using Inertial Sensors. FAU University Press. 2019.

*Науковий керівник – доц., к.т.н.Лакоза С.Л.*