

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

Приладобудівний факультет

Кафедра приладів і систем орієнтації і навігації

«На правах рукопису»

До захисту допущено:

УДК 629.052.7

Завідувач кафедри

_____ Надія БУРАУ

«__» _____ 20__ р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра

**за освітньо-професійною програмою «Комп'ютерно - інтегровані технології
та системи навігації і керування»**

зі спеціальності 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»

**на тему: «Розпізнавання рухів людини за сигналами інерціальних
вимірювальних блоків»**

Виконав:

Студент 2 курсу, групи ПГ-91м

Матвієнко Давид Романович _____

Науковий керівник:

Доцент каф. ПСОН, к.т.н.,

Лакоза Сергій Леонідійович _____

Консультант з розділу стартапу:

Доцент каф. менеджменту, д.е.н.,

Бояринова Катерина Олександрівна _____

Рецензент:

Доцент каф. ПБ, к.т.н.,

Андрєєва Олена Вікторівна _____

Засвідчую, що у цій магістерській
дисертації немає запозичень з праць
інших авторів без відповідних
посилань.

Студент _____

Київ – 2020 року

**Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»**

Приладобудівний факультет

Кафедра приладів і систем орієнтації і навігації

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»

Освітньо-професійна програма «Комп'ютерно-інтегровані технології та системи навігації і керування»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Надія БУРАУ

«__» _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дисертацію студенту

Матвієнко Давид Романович

1. Тема дисертації «Розпізнавання рухів людини за сигналами інерціальних вимірювальних блоків», науковий керівник дисертації – Лакоза Сергій Леонідович, к.т.н., затверджені наказом по університету від «__» _____ 20__ р. № _____
2. Термін подання студентом дисертації «10» грудня 2020 р.
3. Об'єкт дослідження – алгоритми та методи аналізу і класифікації рухів .
4. Вихідні дані: увагу зосередити на класифікації та розпізнанні рухів верхньої частини тулуба людини; система, в якій необхідно використовувати алгоритм розпізнавання та класифікації – інерціальна система захоплення руху; кількість IBM – від 3 до 12; датчики IBM – гіроскопічні датчики кутової швидкості, акселерометри, магнітометри.
5. Перелік завдань, які потрібно розробити: 5.1. Огляд методів класифікації рухів, визначення параметрів по яким виконується класифікація; 5.2. Опис класичних алгоритмів розпізнавання рухів, характеристика даних первинних чутливих елементів, що дозволяють реалізувати алгоритми класифікації розпізнаних рухів; 5.3. Огляд існуючих сучасного стану алгоритмів та розпізнавання та класифікації рухів людини; Виокремлення алгоритмів, що можуть використовуватися в інерціальних системах захоплення руху. Огляд та аналіз останніх публікацій; 5.5. Розробка чи вдосконалення існуючого алгоритму, використання нейронних мереж чи гнучкої логіки; 5.6. Опис математичної моделі запропонованого алгоритму розпізнавання та

класифікатора рухів; 5.7. Опис та створення віртуальної моделі; 5.8. Моделювання розробленого чи вдосконаленого алгоритму, аналіз отриманих результатів; 5.9. Висновки та рекомендації.

6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу

Структурні схеми алгоритмів, схеми моделювання, рисунки з результатами моделювання.

7. Орієнтовний перелік публікацій – 1 стаття в матеріалах конференції, 1 стаття у фаховому виданні або працях конференції.

8. Консультанти розділів дисертації

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Стартап	Бояринова К.О., д.е.н, доцент		

9. Дата видачі завдання _____

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Огляд попередніх робіт, підготовка 1-ої публікації	01.09.2020	
2	Завершення оформлення 1-го розділу дисертації, підготовка матеріалів для розробки нового алгоритму розпізнання/удосконалення існуючого алгоритму розпізнання та методу класифікації рухів	30.10.2020	
3	Розробка віртуальної моделі запропонованого рішення, оформлення матеріалів 2-го розділу дисертації	20.11.2020	
4	Підготовка 2 публікації	25.11.2020	
5	Моделювання запропонованого алгоритму	29.11.2020	
6	Аналіз та оформлення результатів моделювання	06.12.2020	
7	Оформлення та подача на перевірку дисертації	01.12.2020	

Студент

Науковий керівник

Матвієнко ДАВИД

Сергій ЛАКОЗА

РЕФЕРАТ

Магістерська дисертація складається із вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних літературних джерел (найменувань). Загальний об'єм дисертації становить 101 ст., серед них основного тексту 85 ст., 28 рисунків та 3 таблиці, перелік посилань на сторінках 3.

Актуальність теми дослідження

Сучасне суспільство має велику потребу щодо захоплення та класифікації рухів людини. В кіно з них створюються анімовані комп'ютерні моделі персонажів чи монстрів. Наприклад, у фільмі Володар Перстнів Пітера Джексона було використано революційну технологію motion-capture для створення зображення одного із персонажів. Дані технології мають широке застосування в ігровому середовищі. Багато розробників, на кшталт, Microsoft та Sony розробили інтерактивні засоби для контролю персонажів в іграх.

Інерційні дані вже широко використовуються у нашому житті. В кожному смартфоні є акселерометр і гіроскоп. Притому популяризація використання рухів для контролю над персонажем чи інтерфейсом, призвела до того, що вдома почали появлятися спеціальні маніпулятори, що використовують сигнали інерційних датчиків.

Тут і постає проблема класифікації. Системі потрібно зрозуміти із високою точністю, який рух був виконаний. Для цього є велика кількість класифікаторів на кшталт k-nn чи Dynamic Time Warping.

Мета і завдання дослідження

Метою роботи є дослідження та розробка методів обробки інерційних даних для можливості використання у класі побутових пристроїв, моделювання та експериментальне дослідження класифікатора рухів.

Для досягнення даної мети необхідно вирішити наступні завдання:

- Провести аналіз та огляд існуючих методів аналізу та класифікації інерційних даних;

-Вибрати найбільш доцільний методів класифікації, що може бути використаний у портативній техніці для щоденного використання, і на його основі провести експеримент.

Об'єкт дослідження – системи захоплення та класифікації рухів людини.

Предмет дослідження – алгоритми класифікаторів руху людини на основі даних інерційного вимірювального блоку .

Наукова новизна – покращено алгоритм класифікації рухів людини на основі відстані Махаланобіса за допомогою фільтрації.

Практична цінність – приведено описи та особливості методів і алгоритмів класифікації руху, що дозволяє підібрати найбільш необхідний для певного виду активностей людини, створено код класифікатора у системі MatLab.

Апробація результатів дисертації

Результати роботи магістерської дисертації були оприлюднені на XIII Науково-практична конференція студентів, аспірантів та молодих вчених «Погляд у майбутнє приладобудування» (Київ, 2020 р.) та XVI Всеукраїнська науково-практична конференція студентів, аспірантів та молодих вчених «Ефективність інженерних рішень у приладобудуванні» (Київ, 2020 р.).

Публікації:

Основні результати досліджень викладені в 2 наукових працях, з яких:

1. Розпізнання рухів людини за допомогою інерціальних систем/ Д. Р. Матвієнко // XIII Науково-практична конференція студентів, аспірантів та молодих вчених «Погляд у майбутнє приладобудування», 13 – 14 травня 2020 року, м. Київ, Україна : збірник праць конференції / КПІ ім. Ігоря Сікорського, ПБФ. – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського; Центр учбової літератури, 2020.

2. Розпізнавання рухів людини за сигналами інерціальних вимірювальних блоків / Д. Р. Матвієнко // XVI Всеукраїнська науково-практична конференція студентів, аспірантів та молодих вчених «Ефективність інженерних рішень у приладобудуванні», 8 – 9 грудня 2020

року, м. Київ, Україна : збірник праць конференції / КПІ ім. Ігоря Сікорського, ПБФ, ФММ . – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського; Центр учбової літератури, 2020.

Ключові слова: розпізнання руху людини, класифікація, гіроскоп, акселерометр, кластеризація, відстань Махаланобіса.

ABSTRACT

The master's dissertation consists of an introduction, four chapters, conclusions, a list of used literature sources (titles). The total volume of the dissertation is 101 articles, including the main text of 85 articles, 28 figures and 3 tables, the list of references on pages 3.

Relevance of the research topic

Modern society has a great need to capture and classify human movements. They create animated computer models of characters or monsters in movies. For example, Peter Jackson's *The Lord of the Rings* used revolutionary motion-capture technology to create an image of one of the characters. These technologies are widely used in the gaming environment. Many developers, such as Microsoft and Sony, have developed interactive tools to control characters in games.

Inertial data is already widely used in our lives. Each smartphone has an accelerometer and gyroscope. In addition, the popularization of the use of movements to control the character or interface, has led to the fact that at home began to appear special manipulators that use the signals of inertial sensors.

This is where the problem of classification arises. The system needs to understand with high accuracy what motion was performed. There are a large number of classifiers like k-nn or Dynamic Time Warping.

The purpose and objectives of the study

The aim of the work is to study and develop methods of inertial data processing for the possibility of use in the classroom of household appliances, modeling and experimental study of the motion classifier.

To achieve this goal it is necessary to solve the following tasks:

- Conduct analysis and review of existing methods of analysis and classification of inertial data;

- Choose the most appropriate classification methods that can be used in portable technology for everyday use, and on its basis to conduct an experiment.

The object of research - systems of capture and classification of human movements.

The subject of research - algorithms of classifiers of human movement on the basis of data of the inertial measuring block.

Scientific novelty - the algorithm of classification of human movements based on Mahalanobis distance by means of filtration is improved.

Practical value - descriptions and features of methods and algorithms of motion classification are given, which allows to select the most necessary for a certain type of human activities, the classifier code is created in the MatLab system.

Approbation of dissertation results

The results of the master's dissertation were published at the XIII Scientific and Practical Conference of Students, Postgraduates and Young Scientists "Look into the future of instrument making" (Kyiv, 2020) and the XVI All-Ukrainian Scientific and Practical Conference of students, graduate students and young scientists "Efficiency of engineering solutions in engineering »(Kyiv, 2020).

Publications:

The main research results are presented in 2 scientific works, of which:

1. Recognition of human movements using inertial systems / DR Matvienko // XIII Scientific and Practical Conference of Students, Postgraduates and Young Scientists "Look into the future of instrument making", May 13 - 14, 2020, Kyiv, Ukraine: a collection of papers conference / KPI them. Igor Sikorsky, PBF. - Kyiv: KPI named after Igor Sikorsky; Center for Educational Literature, 2020.
2. Recognition of human movements by signals of inertial measuring units / DR Matvienko // XVI All-Ukrainian scientific-practical conference of students, graduate students and young scientists "Efficiency of engineering solutions in instrument making", December 8-9, 2020, Kyiv, Ukraine : Proceedings of the conference / KPI. Igor Sikorsky, PBF, FMM. - Kyiv: KPI named after Igor Sikorsky; Center for Educational Literature, 2020.

Key words: human motion recognition, classification, gyroscope, accelerometer, clustering, Mahalanobis distance.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	12
РОЗДІЛ 1. ОГЛЯД СИСТЕМ ЗАХОПЛЕННЯ РУХУ ТА ОБРОБКИ ДАНИХ ІЗ ІНЕРЦІАЛЬНИХ ДАТЧИКІВ.....	15
1.1 Інерційних датчики та їх комбінації	15
1.1.1 МЕМС гіроскопи та акселерометри	15
1.1.2 Гібридні методи	16
1.2 Машинне навчання	22
1.2.1 Класифікація алгоритмів	23
1.2.2 Нейронні мережі.....	25
1.3 Огляд популярних алгоритмів по даній темі	26
1.3.1 Алгоритм uWave	27
1.3.2 MGRA	28
1.3.3 Метод нелінійних аттракторів	28
1.4 Скелетний підхід	29
1.4.1 Сегментація.....	30
1.4.2 Скелетизація	31
1.4.3 Слідкування	33
РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ КЛАСИФІКАЦІЇ РУХІВ ЛЮДИНИ.....	35
2.1 Поглиблене навчання для аналізу руху людини	35
2.1.1 Опис алгоритму	35
2.1.2 Збір інформації та порівняння даних.....	45
2.2 Розпізнавання людської діяльності у повсякденному житті та спорті за допомогою інерційних датчиків	50
2.2.1 Додаткові класифікатори.....	50
2.2.2 Опис алгоритму	52
РОЗДІЛ 3. МОДЕЛЮВАННЯ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ КЛАСИФІКАТОРА РУХІВ НА ОСНОВІ ДАНИХ ТРИВІСНОГО АКСЕЛЕРОМЕТРА	61
3.1 k-nn алгоритм	61
3.2 Постановка експерименту та збір даних	63
3.2.1 Бібліотека даних WHARF	63
3.2.2 Проведення дослідження	65

Висновки	75
РОЗДІЛ 4. РОЗРОБЛЕННЯ СТАРТАП-ПРОЕКТУ «АЛГОРИТМ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ЛЮДСЬКОЇ ДІЯЛЬНОСТІ»	76
4.1. Опис ідеї проекту.....	76
4.2. Технологічний аудит ідеї проекту.....	79
4.3. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту	80
4.4. Розроблення ринкової стратегії проекту.....	87
4.5. Розроблення маркетингової програми стартап-проекту	90
4.6. Організація реалізації стартап-проекту	93
ВИСНОВОК	98
СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ.....	99

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

ІВБ – інерціальний вимірювальний блок

SVD – сингулярний розклад матриці

CART – класифікація дерева рішень

k-NN – k- найближчих сусідів

RF – випадковий ліс

SVM – метод опорних векторів

GMM – універсальна фонова модель

ВСТУП

Сучасне суспільство має велику потребу щодо захоплення та зчитування рухів людини. В кіно з них будуються анімовані комп'ютерні моделі персонажів чи монстрів. Наприклад, у фільмі Володар Перстнів Пітера Джексона було використано революційну технологію motion-capture для створення зображення одного із персонажів. Дані технології мають широке застосування в ігровому середовищі. Багато розробників, на кшталт, Microsoft та Sony розробили інтерактивні засоби для контролю персонажів в іграх. Так обидві компанії розробили власні камери, які зчитуючи рухи, можуть відтворювати їх в спеціально зроблених для цього іграх, інші мають адаптивне керування. У випадку Sony камера «слідкувала» за контролером, який мав спеціальну сферу, на яку орієнтувалася камера.

Інший світовий лідер HTC представив маніпулятор з інерційними датчиками, які надзвичайно популярні серед гравців. Але цим займаються не тільки величезні корпорації, наприклад компанія Tracslab розробила апаратне та програмне забезпечення Xsens MVN для точного аналізу рухів людини в режимі реального часу. Апаратно-алгоритмічний комплекс забезпечує можливість виконання високоякісного аналізу рухів, навіть у місцях з великими спотвореннями магнітного поля. Також компанія показала пристрій для відстеження руху пальців Manus VR, який дозволяє поглибити занурення у віртуальну реальність. Єдиним недоліком цих пристроїв та комплексів є їх ціна, що обмежує їх доступність для використання у побуті та в невеликих дослідницьких лабораторіях.

Найбільшої популярності досягли окремі датчики, а не цілі костюми. Так компанія iSen не стала робити повністю готову систему, вона виготовила окремий набір датчиків, який може слугувати у комплексі з іншими. Також варто відмітити компанію Xsens, розробника широкого модельного ряду інерційних вимірювальних блоків із широким спектром використання, від дронів до важкої сільськогосподарської техніки.

Загалом розпізнавання жестів – це процес, в якому рухи, що здійснюються користувачем, використовуються для введення інформації в електронний пристрій з метою управління, ідентифікації або комунікації. Жести можуть бути статичними - одна конкретна позиція, або динамічними - послідовність позицій. Основним засобом для безконтактної передачі інформації в більшості додатків – є безконтактний інтерфейс за сигналами рук, хоча і можуть використовувати все тіло для отримання положення в цілому. Крім того використовуються і інші методи – такі як оптичні і ультразвукові. Розпізнавання жестів є комплексною задачею, що включає в себе моделювання та аналіз рухів, шаблони розпізнавання і машинне навчання. За останні кілька десятиліть розроблені різні інструменти і алгоритми для застосування при людино-комп'ютерній взаємодії, при керуванні роботами, в відеоспостереженнях, комунікаціях, іграх та інших областях, де рухи, що здійснюються людиною, інтерпретуються як певні команди або комунікаційна взаємодія.

Здатність сприймати форму і рух рук може бути життєво важливим компонентом при поліпшенні взаємодії з користувачем у різних технологічних областях і платформах. Наприклад, даний компонент може сформувати основу для розуміння мови жестів і управління жестами, а також може забезпечити накладення цифрового контенту та інформації поверх фізичного світу в доповненій реальності. Природне сприйняття рук в реальному часі є вирішальним викликом для комп'ютерного зору, оскільки руки часто перекривають себе або один одного (наприклад, оклюзії пальців/долонь і тремтіння рук) і не мають високої контрастності рисунків.

Одного отримання результатів вимірювання з датчиків мало. Можуть виникати різні похибки, які потребують фільтрації. Так яким гарним не був би алгоритм розпізнавання рухів, все рівно буде багато похибок, якщо сигнал не буде відфільтрованим. Також сигнал потрібно класифікувати по типу здійсненого руху.

Магістерська дисертація складається із вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних літературних джерел (найменувань). Загальний об'єм дисертації становить ст, серед них основного тексту, рисунки та таблиць, перелік посилань на сторінках.

РОЗДІЛ 1.

ОГЛЯД СИСТЕМ ЗАХОПЛЕННЯ РУХУ ТА ОБРОБКИ ДАНИХ ІЗ ІНЕРЦІАЛЬНИХ ДАТЧИКІВ

1.1 Інерційних датчики та їх комбінації

1.1.1 MEMS гіроскопи та акселерометри

Інерційні датчики вимірюють параметри руху відносно інерційного простору. Зазвичай вони діляться на дві категорії: прилади, що визначають лінійне інерційне прискорення, також відомі як акселерометри, та датчики абсолютної швидкості обертання, також звані датчиками кутової швидкості або гіроскопами.

Зараз високої популярності набрали інерційні датчики на базі MEMS (мікроелектромеханічні системи). Це забезпечує мініатюризацію, масове виробництво та зниження вартості датчиків. Зокрема, MEMS-акселерометр та датчик кутової швидкості є найпопулярнішими пристроями. Зараз застосування інерційних датчиків поширилося на область мережевих сенсорних систем. У загальному випадку ці акселерометри і гіроскопи виготовляються з кремнієвих кристалів.

У гіроскопа дві підвішені інерційні маси здійснюють коливання відносно двох взаємно-перпендикулярних осей. Чутливі елементи роблять здебільшого у виді двох кіл, на які діє сила Коріоліса із початком руху основи з кутовою швидкістю, при цьому відбувається зміна напрямку вібрації чутливого елементу, яка фіксується ємнісним датчиком. У випадку акселерометра для кожної осі чутливості використовують окрему інерційну масу, яка зміщується при виникненні прискорення вздовж даної осі чутливості. Величина прискорення вимірюється значенням зміщення між корпусом та підвішеною інертною масою. Після чого дані із цих сенсорів використовують у системах орієнтації.

1.1.2 Гібридні методи

Крім чистих інерційних систем часто використовують гібридні системи, які доповнюють один одного. Наприклад магнітно-інерційні датчики (або MIMU). Прилади MIMU мають високий потенціал для оцінки кінематики верхніх кінцівок, оскільки вони дозволяють проводити амбулаторні вимірювання із вищою точністю.

Магнітні системи фіксації руху використовують датчики, розміщені на тілі для вимірювання магнітних полів, генерованих джерелом передавача. Передавач побудовано з трьох перпендикулярних котушок, які випромінюють магнітне поле при подачі струму. Датчики вимірюють напруженість поля, яка пропорційна відстані датчика до кожної котушки випромінювача поля. Датчики та джерело підключені до процесора, який обчислює положення та орієнтацію кожного датчика на основі вимірянних значень напруженості магнітного поля. Якщо для всіх трьох осей (X, Y, Z) використовується однакова частота, то необхідно подавати напругу позмінно лише на одну з котушок, щоб точно знати, звідки було згенеровано поле. Цей підхід часто називають мультиплексованим у часі, оскільки три обмотки працюють в різні моменти часу. Якщо використовуються три частоти, то вже можна одночасно використовувати всі три котушки. Це має багато переваг, але також збільшує складність апаратури та витрати. Цей підхід часто називають мультиплексованим по частоті. Імпульсні трекери постійного струму активують свої котушки короткими імпульсами струму. Вони завжди мультиплексуються за часом, оскільки немає можливості відрізнити одну вісь від іншої, якщо одночасно подається напруга більше ніж на одну з вісей. Також передбачено певний час вимкнення, оскільки у вихідних сигналах датчиків є складові які створюються від природних джерел сигналів, таких як земне поле. А тому вони повинні вимірюватися та відніматися з виходів датчиків. Магнітні системи не страждають від проблем від перекриття частинами тіла людини, оскільки людське тіло є прозорим для використовуваних магнітних полів.

Одними із найпопулярніших систем є системи захоплення руху за допомогою камер. Ця технологія поширена у кіно, в іграх, медицині, спорті та в звичайному житті. Відстежуючи спеціальні маркери на тілі чи глибину поверхні, камери відстежують рухи по вже розроблених алгоритмах. Але дана методика потребує спеціального приміщення, адже навіть слабке стороннє світло може завадити правильному зчитуванню даних. Крім того ця технологія має такий недолік, як оклюзія маркерів. Тому часто застосовують гібридний спосіб, що використовує оптичні та інерційні системи.

Актуальною задачею є поєднання даних таких систем. Так Балід та Кемпач для вирішення цієї проблеми розглядали апаратну синхронізацію. Недоліком такого рішення є неможливість використання в бюджетних системах. Шпеєр використав рівняння, яке порівнює локальні результати із глобальними. Високоєфективний метод приведено у роботі [1], де синхронізація здійснюється шляхом комплексної обробки опорних координат обох систем. За допомогою матриці перенесення обчислюється зв'язана система координат, після чого посилення на систему переміщається до зв'язаної координати тіла. Закінчується обробка даних за допомогою зважування у вихідному результаті комплексної обробки.

1.1.2.1 Магнітно-інерційні системи

Дженс Барс із своїми колегами[13] розробили прилад, який кріпиться на взуття. Досліди проводили із залученням пенсіонерів для генерації шаблонів та хворих на хворобу Паркінсона для оцінки алгоритму. Піддослідні виконували різні рухи, такі як ходьба в різних умовах. Даний метод дозволяє виконувати індивідуальну сегментацію кроку при використанні у побуті та відкрити нові можливості для моніторингу здоров'я та захворювань. Автори опублікували свої дані на офіційному ресурсі аби інші дослідники використовували їхній метод разом і своїми розробками.

Важливим етапом використання систем захоплення руху є калібрування датчиків, що відіграє велику роль при оцінці кутів з'єднання. Так Бріс Був'є із

колегами у своїй роботі[14] порівняв різні методи калібрування для визначення кутів згинання зап'ястя, ліктя та плечового суглобу. Метою цього дослідження було порівняти калібрування положення датчика відносно сегмента для оцінки MIMU-базису кутів згину зап'ястя, ліктя та плечового суглоба шляхом застосування критеріїв достовірності та точності відтворення. Десять піддослідних людей провели п'ять сеансів із трьома різними операторами. Було досліджено три класи калібрувань:

- на осях відрізків, що дорівнюють технічним осям MIMU;
- на осях відрізків, що генеруються під час статичної пози людини;
- на осях відрізків, що генеруються під час рухів.

Існує лише невелика розбіжність між калібруваннями, за винятком кількох випадків. Експеримент показав високу загальну точність визначення даних суглобових кутів. Показано, що точність більше залежить від рівня підготовки оператора, аніж від вибору самого методу калібрування.

Ерік Дорво із своїми колегами [15] представив ітераційний алгоритм для калібрування тривісного інерційного вимірювального блоку, включно із магнітометром. Даний метод не потребує спеціального обладнання для калібрування. Метод використовує факт того, що норма вектора вимірюваного фізичного поля повинна залишатися незмінною від орієнтації датчиків (скаляр).

Алгоритм використовує ітераційне застосування алгоритму найменших квадратів та має високу ефективність при обробці великих масивів даних. Авторами відзначено, що його можна зробити ще кращим, використавши повторне використання ключової інформації із однієї ітерації до наступної. Вони теж показали ефективність алгоритму перед двоступеневим методом, коли кількість ітерацій становить 10 і вище (рис. 1.1).

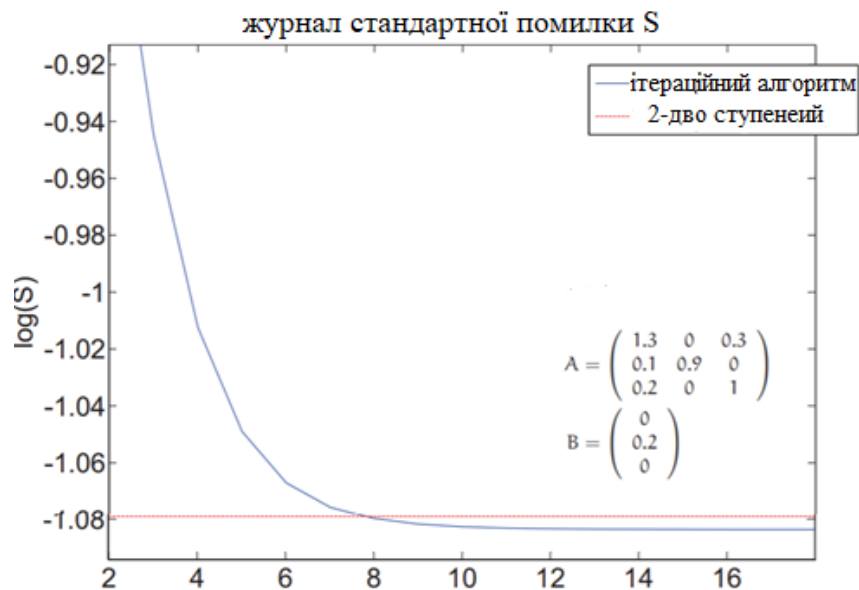


Рисунок 1.1 – графіки даного методу та двох ступеневого

Гуантянь Ши, Юншен Ван та Шуай Лі розробили систему захоплення руху та програмне забезпечення на інерційних датчиках для тривимірної анімації для нього [16]. Спеціальна мережа збирає дані із сенсорів, що входять в неї, передаючи дані через Bluetooth до робочої станції. Потім використовуються аналітичні алгоритми зворотної кінематики для аналізу даних руху. Програмне забезпечення складається із модуля відображення постави та конфігурації системи модулів. Сам костюм складається із 17 інерційних вимірювальних блоків (ІВБ). Система аналізує та обчислює дані руху за допомогою аналітичного зворотного кінематичного алгоритму, який може ефективно покращити швидкість обчислення та характеристики системи в реальному часі, та відтворює їх (рис. 1.2.)



Рисунок 1.2 – зверху піддослідний, який виконує рухи; знизу його рухи відтворені аватаром.

Експеримент показав гарні результати навіть при високих рівнях невизначеності орієнтації ІВБ відносно сегментів тіла. А програмне та апаратне забезпечення має гарну узгодженість віртуального характеру та спортивної позиції виконавця. Система показала ефективність комунікації при великій відстані. У майбутньому автори хочуть побудувати багатокористувацьку технологію захоплення руху в режимі реального часу на базі даної роботи.

Так Бен Фанг, Фучун Сун, Хуапін Лю та Ді Го [14] розробили рукавичку на основі магнітно-інерційного ІВБ. Метою роботи було показати доцільність використання даних датчиків на заміну дорогих оптоволоконних датчиків.

Однак недоліки магнітних систем пов'язані з фізичними характеристиками магнітних полів. Магнітні поля швидко зменшуються,

оскільки відстань від генеруючого джерела збільшується, і вони можуть бути легко порушені феромагнітними матеріалами в межах вимірюваного об'єму.

1.1.2.2 Оптично-інерційні системи.

Популярним є використання оптично-інерційних методів. Один з таких спосіб був реалізований Сільвіу Бутнаріу та Чаба Антоніо [1], де вони поєднали оптичну систему Kinect та ІВБ власної розробки.

Адам Річицький з колегами[15] розробили костюм, орієнтований на використання оптичних та інерційних датчиків. Вони запропонували метод синхронізації інерційного костюма та оптичної установки з однієї камери. Запропонована синхронізація базується на ітеративній оптимізації енергетичного потенціалу в просторі зображень, мінімізуючи похибку між зображенням камери та віртуальним відображенням сцени. Об'єкт в костюмі С знаходиться в підготовленому приміщенні, де його знімає камера А, а В – маяки, які визначають положення (рис 1.3).

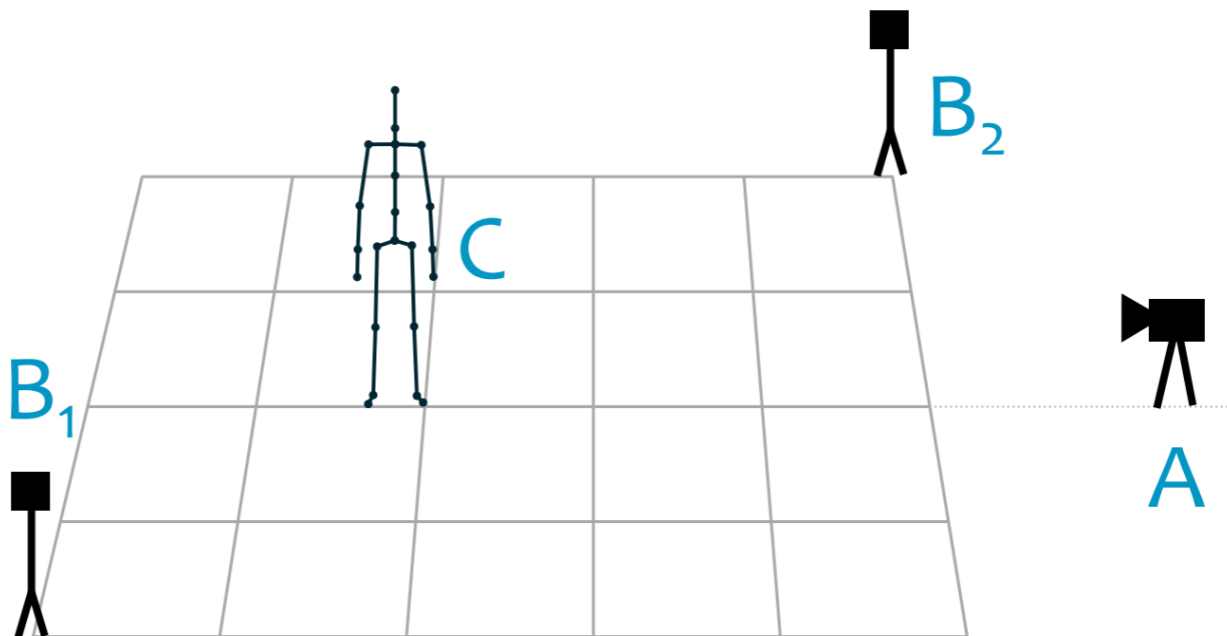


Рисунок 1.3 - принцип роботи методу.

Цікаве порівняння провів Столе Андреас Скогстад із своїм колегою Матсом Ховіном [16]. Вони порівняли окремо кожен із типів захоплення

даних. Вони взяли для порівняння оптичний комплекс NaturalPoint OptiTrack та костюм Xsens MVN з інерційних ІВБ (рис. 1.4)



Рисунок 1.4 - зліва NaturalPoint OptiTrack, а справа Xsens MVN

Експеримент показав, що вища точність оцінки кінематичного руху у оптичного комплексу, але якщо важливіше значення прискорень, то тут мають перевагу інерційні датчики. Притому Xsens дає менш зашумлені дані при відсутності проблеми оклюзії (взаємне перекриття маркерів).

1.2 Машинне навчання

Обробка даних та їх класифікація є тривалим процесом. Чим більше даних, тим більше часу і сил потрібно на це витратити. Тому все популярнішим є використання машинного навчання (МН) для цього. Засновником МН вважається Артур Самуель (Arthur Samuel), який в 1952 розробив алгоритм для гри в шашки. Він же дав визначення «машинному навчанню», в ньому говориться що це «область досліджень розробки машин, які не є заздалегідь запрограмованими».

До основних методів відносяться такі методи навчання як:

- навчання з учителем;
- самостійне навчання;
- навчання з підкріпленням.

Навчання з учителем – використовує вибірки зображень чи коду. З прикріпленими значеннями що кожен означає. Так на прикладі зображень є пару вибірок з зображенням корів, козлів і зайців, і кожна фотографія підписана. Після чого система проаналізувавши дані може надалі самостійно, з певним відсотком успіху, знаходити на зображеннях даних тварин. Так на прикладі компанія Google LLC використовує машинне навчання в своїй пошуковій системі Google та Google Translate, що показало позитивні результати від відгуків користувачів, а саме точність пошуку та перекладу. Компанія Facebook Inc в своєму додатку Instagram використовує машинне навчання для боротьби з фальшивими акаунтами, а в додатку Facebook для пошуку друзів і розповсюдження реклами по даним користувача.

Самостійне навчання – має на основі щоб система сама почала шукати закономірності, знаходити зв'язки між ними, підготовлювати шаблони, в яких будуть однакові результати.

Навчання з підкріпленням – цей вид навчання можна віднести до «навчання з учителем», лише учителем виступає середовище. Такий спосіб використовують, коли потрібно щоб робот навчився долати перешкоди.

1.2.1 Класифікація алгоритмів

До алгоритмів машинного навчання відносять: дерево прийняття рішень, наївний баєсів класифікатор, метод найменших квадратів, логічна регресія, метод опорних векторів (SVM), метод ансамблей, алгоритми кластеризації, PCA (метод головних компонент), ICA (аналіз незалежних компонент), сингулярне розкладу.

- Метод найменших квадратів (МНК). Один із методів лінійної регресії і також є способом обчислити значення параметрів моделі, який мінімізує середньоквадратичну похибку між реальним значенням залежної змінної і прогнозом, виданими моделлю. Даний метод заснований на мінімізації суми квадратів відхилень деяких функцій від шуканих змінних. МНК є найкращою

оцінкою параметрів моделі, серед всіх лінійних і незміщене оцінок, тобто володіє найменшою дисперсією.

- Метод ансамблей. Це метод, в якому алгоритм поєднує декілька інших алгоритмів, а сам процес побудови ансамбля називається ансамблюванням. Гарно описав його Ху Їнг у своїй роботі[2]. Загалом це поєднання алгоритмів, які самі по собі мають недоліки з метою створення кращого алгоритму

- Метод k-найближчих сусідів (або з англійської «k-nearest neighbors algorithm» або knn). Принцип роботи алгоритму полягає в тому, щоб немарковані дані співвідносити з їх вже відомими помаркованими прикладами

- Дерево прийняття рішень широко використовується в машинному навчанні, статистичній обробці, розпізнавання образів та в інтелектуальному аналізі даних. Основи методу були покладені у 1950-х роках і серед робіт по даній темі слід виділити роботи К. Ховеленда[3] і Е. Ханта[4]. Представляє собою засіб для прийняття рішень. Представляє собою «гілки» (або «вузол») і «листя», де перше представляє собою атрибути, від яких залежить функція, а друге представляє значення тієї функції

- Наївний класифікатор Баєса[5] - це один із алгоритмів класифікації заснований на теоремі Баєса з допущенням про незалежність ознак. Це одна із теорем ймовірності та статистики, яка описує ймовірність події, спираючись на те, що вже відбулася статистична взаємозалежна подія. Алгоритм має високу швидкість розрахунку і при своїй легкості є доволі широко використовуваним. Він дозволяє вираховувати великі об'єми даних.

- Метод опорних векторів (або SVM) – це лінійний алгоритм, який використовується у задачах регресії та класифікації, такий метод використовується у лінійних та не лінійних задачах. Загалом алгоритм створює лінію або гіперплощину, яка розділяє дані на класи.

- Логістична регресія (Logistic regression, або скорочено LR) - один з найбільш важливих методів статистичного аналізу та інтелектуального аналізу даних, що використовуються статистиками і дослідниками для аналізу і класифікації наборів даних довільних і пропорційних відповідей

•Розкладання по сингулярним значенням (SVD) - одна з найбільш важливих матричних факторизацій обчислювальної ери, що забезпечує основу майже для всіх методів даних в цій книзі. SVD забезпечує чисельну стабільну матричну декомпозицію, яка може використовуватися для різних цілей.

1.2.2 Нейронні мережі

До новітніх методів машинного навчання відносяться нейронні мережі. Це штучне відтворення біологічного нейронного зв'язку у вигляді математичної моделі, використовуючи апаратне або програмне кодування. Існують такі архітектури нейронної мережі: повно-рекурентна мережа, рекурсивні нейронні мережі, мережа Хопфілда, рекурентна нейронна мережа і інші.

Хельвас, А. В., Бежайкина та їх колеги [6] в своїй роботі використовували рекурентну архітектуру нейронної мережі. Для навчання та класифікації даних нейронною мережею, безперервний потік даних розбивається на перекриваючі ділянки фіксованої довжини, з постійною відстанню між ними. Оптимізація структури мережі виконується за допомогою одного з алгоритмів стохастичного градієнтного спуску - алгоритму ADAM [7] (adaptive moment estimation). Це один із навчальних алгоритмів, який поєднує в собі ідею накопичення руху та ідею слабшого поновлення ваг для типових ознак.

У результаті в них вийшла мережа, котра мала високу точність обробки результатів. Проте у роботі результат не представлений у відсотковому співвідношенні, а лиш у вигляді таблиці з результатами.

У роботі [8] використовувалася рекурентна нейронна мережа з довгою короткочасною пам'яттю, на основі якої був побудований контролер GaIn (Gait Inference) для людей з втраченими кінцівками. GaIn використовує динамічну баєвську систему RapidHARe. Баєвська система використовується для пошуку імовірності по Баєсу.

Дані були зібрані із 18 учасників експерименту. Оцінка розпізнання руху показала високу точність в 98.94% точності. Інколи помилки імовірності доходила до 5.44%. Це відбувалося там де були максимальні зміни кутів орієнтації при русі піддослідних.

У роботах[9,10,11] де використовувалися генеративні моделі Маркова, в яких моделюється спільний розподіл спостережень та прихованих станів, або еквівалентно як попередньому розподілу прихованих станів (ймовірності переходу), так і умовному розподілу спостережень за даними станами (ймовірності викидів) були показані доволі високі результати точності оцінки руху. Так у першій роботі точність вимірювань була близько 98%, в другій коливалася від 85% до 95%, а третій в середньому становила 81.9%. Приклад моделі Маркова наведена нижче (Рисунок 1.6).

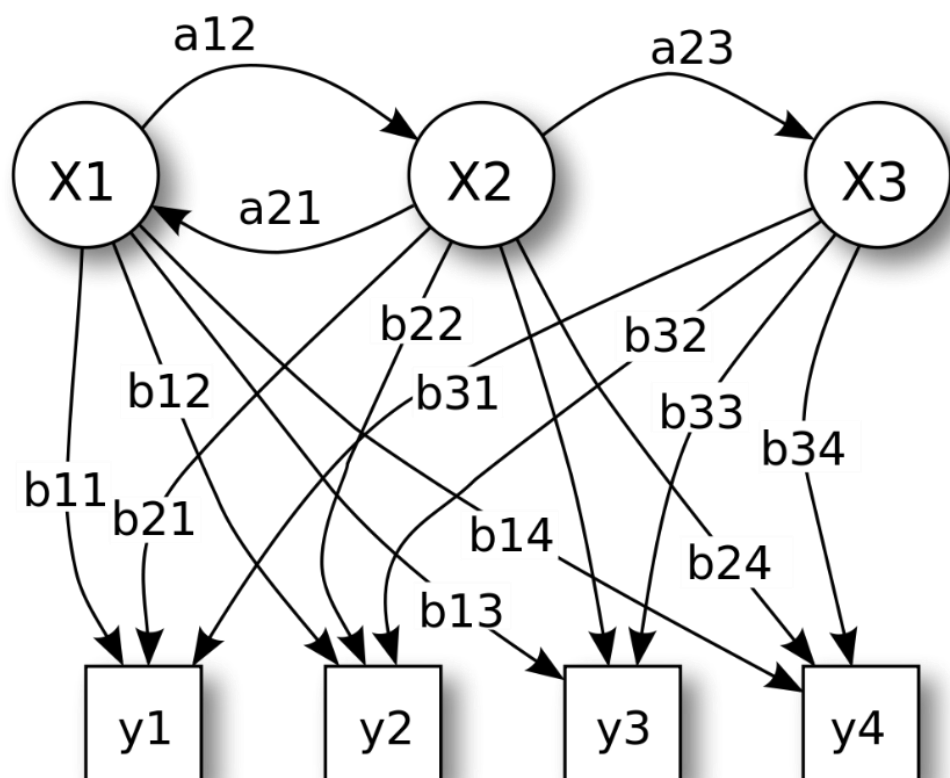


Рисунок 1.5 - де X – стан; y - можливі спостереження; a - ймовірності переходу стану; b - вихідні ймовірності.

1.3 Огляд популярних алгоритмів по даній темі

1.3.1 Алгоритм uWave

Алгоритм uWave розроблений ЧиЯнгом Ли, Чен Вангом і Лин Чонгом [17] призначений для розпізнавання руху з точністю до 98.6%. Весь алгоритм поділяється на три етапи: квантування даних акселерометра, пошук відповідних шаблонів руху і адаптація шаблонів. В бібліотеці баз даних понад 4000 шаблонів для 8 типів руху. Нижче наведені види рухів (рис 1.6)

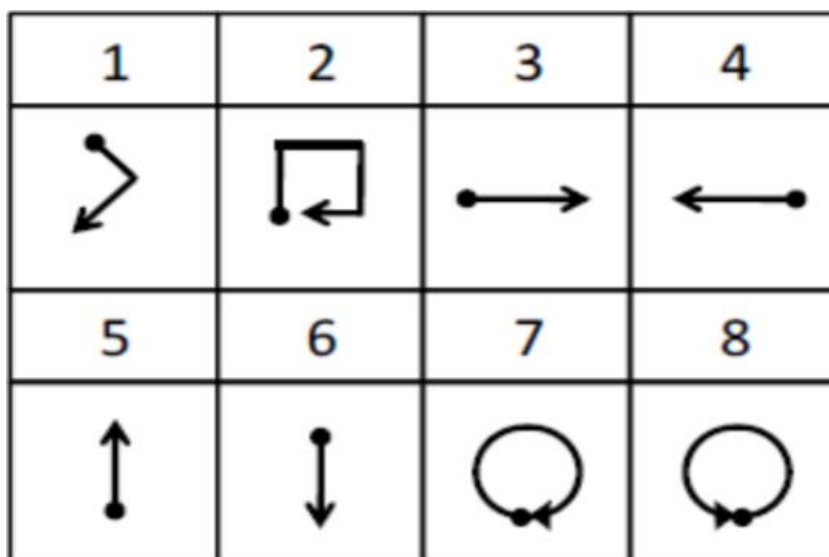


Рисунок 1.6 – 8 типів рухів в алгоритмі uWave

Квантування в 32 рівня дозволяє зменшити масив даних з акселерометрів, що в свою чергу дозволяє проводити обчислення при обмежених ресурсах. Після чого відбувається пошук по шаблонам з подальшим відтворенням руху.

В основі алгоритму лежить алгоритм «Dynamic Time Warping» [18] (Динамічна трансформація шкали часу), який дозволяє виміряти ступінь схожості двох послідовностей даних, які відрізняються швидкістю зміни даних. Такий же алгоритм використовують при обробці відео, аудіо, розпізнанні мови.

Пестов Є.А.[19] в своїй роботі використовував алгоритм uWave для обробки даних з акселерометра, що встановлений в телефоні. З використанням схованих ланцюгів Маркова, точність результатів оцінки типів руху досягла 92%.

1.3.2 MGRA

MGRA – система для розпізнавання жестів, яка використовує тільки дані акселерометра, реалізована на мобільних приладах з можливістю взаємодії в режимі реального часу.

Розроблений Фенг Гонгом, Шуян Ю, Мею Вей, Ютоу Зенг та Зонгвен Гуо [20] метод має в собі 11110 шаблонів для 13 жестів на основі 8 учасників експерименту протягом 3 тижнів. Розпізнання та класифікація виконується на основі аналізу у часовій області, частотній області та аналізу сингулярних значень (SVD). На основі цих даних отримують найкращий вектор із 27 компонент-ознак, які вибираються в відповідності з вимогами mRMR, де останнє – це алгоритм для точної ідентифікації характеристик.

Під час останнього етапу дані з акселерометра порівнюються з найкращим вектором ознак, використовуючи SVM в якості класифікатора. Результати показали точність в 95.83% в статичних сценаріях і 89.92% в мобільних сценаріях руху, що показало кращий результат ніж в uWave та 6DMG.

1.3.3 Метод нелінійних аттракторів

Аттрактор - множина точок у фазовому просторі, до якої збігаються фазові траєкторії дисипативної системи.

Даний метод [21] полягає у зборі даних про рух людини за допомогою інерційних датчиків, на основі яких виокремлюються періодичні сигнали в розглядуваних рухах та будуються замкнуті криві, пов'язані з конкретним сегментом кінематичної моделі тіла. На основі отриманих даних формуються періодичні аттрактори для кожного з рухів та виконується проектування у фазовий простір (Рисунок 1.8). Виконувався поділ даних руху на сегменти, ґрунтуючись на подібності певних частин руху, з подальшим діленням на кластери. Для кластерів використовувалася порогова кластеризація якості QTC (запропоновано Хейєром в 1999р). Даний метод дозволяє робити

зациклені цикли. В результаті це дало змогу побудувати шаблони руху для подальшого порівняння або відтворення.

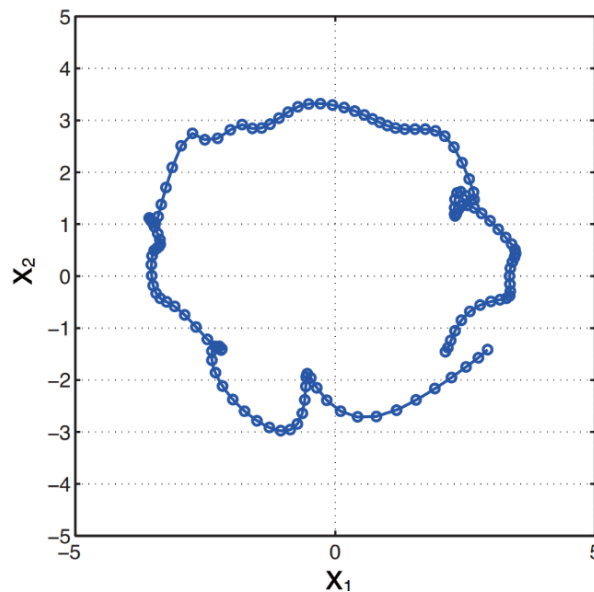


Рисунок 1.7 - приклад циклу за методом аттракторів

В іншій [22] роботі використовувався метод аттракторів з використанням функції Ляпунова[23-25]. Запропонований метод розрахунку нелінійної динаміки, що використовує аттрактори для двовимірних замкнутих кривих з поліноміальною конфігурацією. Система запам'ятовувала нелінійну динаміку, генерувала і транслювала людські рухи тілу робота, базуючись на захоплених рухах і подальшого їх визначення за допомогою поліноміального подання. Запропонований метод визначається, як векторне поле в N-вимірному просторі і має аттрактор для будь-якої замкнутої кривої лінії. Потім з цих аттракторів моделювався рух гуманοїдного робота. Експеримент показав гарні результати, робот достовірно відтворював рухи.

1.4 Скелетний підхід

Одним із методів аналіз рухів людини є скелетний метод. Цей метод використовує метод full-body-interaction для розпізнавання позиції тіла в просторі [27].

Даний підхід потребує виконання таких задач як Сегментація, Скелетизація та Слідкування.

1.4.1 Сегментація

Перша задача потребує виділення об'єкту в сцені. Якщо розглядати оптичне використання методу, то задачу можна описати так: нехай у нас є O – множина точок у даному кадрі, Φ – множина інтересів та B – фон; потрібно виділити такі значення як $\Phi \subseteq O$ та $B \subseteq O$, де $O = B \cap \Phi$ та $B \cap \Phi = \emptyset$. Можна використати багато підходів, де самі популярні:

- Методи основані на кластеризації;
- Методи із використанням гістограм;
- Методи розростання областей;
- Методи розрізу графа;
- Сегментація за допомогою моделей;
- Багатомасштабна сегментації.

Наприклад підхід заснований на розростанні областей на алгоритмі кристалізації. Суть в тому, що вибирається один або декілька центрів кристалізації, в яких відбувається розширення області на **близькі** в якісь мірі елементи. Далі вибираються центри кристалізації. Так за способом, заснованого на виборі центру найближчого до датчика сцени, тобто між користувачем та камерою немає предметів.

Даний метод має мінуси, такий як сказано вище, коли не повинно бути перешкод. Крім того шуми, які шкодять роботі алгоритму, хоча їх можна фільтрувати шумопонижувачами, або використати згладжування. Мінус цих методів в тому, що даний метод втрачає свої плюси під час даних очисток.

Розглянемо метод, в якому рух розглядається по центру. Вважаємо, що сцена нерухома відносно користувача. Тоді можна використати різницевий буфер, де опорний або керуючий кадр порівнюється із всіма наступними. Центр позначимо як \bar{x}, \bar{y} та в результаті отримаємо:

$$\begin{aligned}\bar{x} &= \frac{\sum_x \sum_y P_k(x, y) S_p(x, y) x}{\sum_x \sum_y P_k(x, y) S_p(x, y)} \\ \bar{y} &= \frac{\sum_x \sum_y P_k(x, y) S_p(x, y) y}{\sum_x \sum_y P_k(x, y) S_p(x, y)}\end{aligned}\quad (1.1)$$

Де $P_k(x, y)$ - позитивний різницевий буфер; $S_p(x, y)$ – вагова функція, яка відповідає за те, щоб точка не попала в множину точок фону. Проводиться порогова обробка по глибині множини точок, які відділені від нуля позитивною різністю буфера пороговим перетворенням, після чого отримуємо дві множини:

$$\begin{aligned}G_b &= \{(x, y) : (x, y) \in P^\varepsilon, f_t(x, y) \geq T\}; \\ G_f &= \{(x, y) : (x, y) \in P^\varepsilon, f_t(x, y) < T\};\end{aligned}\quad (1.2)$$

Так як множина буде відповідати множині точок фону та переднього плану, $S_p(x, y)$ буде:

$$S_p(x, y) = \begin{cases} f_t(x, y), & (x, y) \in G_f \\ 0, & (x, y) \notin G_f \end{cases}\quad (1.3)$$

Після ініціалізації та калібрування, в якості центра кристалізації берем відповідний центр мас, відповідний положенню користувача.

1.4.2 Скелетизація

Далі розглянемо скелетизацію. Вперше це поняття ввів Блюмом в 1967 році (26). Суть полягає в тому, що в нас є замкнута гранична множина на площині, яке описуємо як $\Omega \subset \mathbb{R}^2$, де припустим Ω^c границя даної площини. $B(x)$ позначимо як границю точок Ω найближчих до x в евклідовій метриці. Отримаємо:

$$B(x) = \{y \in \Omega^c \mid d(x, y) = d(x, \Omega^c)\}\quad (1.4)$$

Визначається і середню вісь, де її множиною Ω виступає множина S_Ω точок $x \in \Omega$, які мають дві найближчі граничні точки. Отримаємо:

$$S_\Omega = \{x \in \Omega \mid \text{Card}(B(X)) \geq 2\} \quad (1.5)$$

Далі йде апроксимація кінцевої фігури та побудова діаграм Вороного, множини її вершин та відрізків, із майбутнім видаленням із неї деяких дуг та відрізків. Це можна описати як множину Ω , яку вважаємо багатогранною фігурою, яка замкнута в обмеженому евклідовому просторі. Границя Ω^c , яка складається із простих закритих ламаних ліній. Це можна назвати множиною багатогранної фігури.

Однією із проблем є само перетинаючі поверхні, коли не видно на новому кадрі якусь частину фігури. Це позначається на інформативності. Щоб цього уникнути потрібно скласти закритий шар із відкритим, використовують багатолісті фігури. Введемо поняття поверхня, де нею називають зв'язне гладке двовимірне різноманіття із краєм. Простою поверхнею називають компакту поверхню, яка покладена в \mathbb{R}^3 , яку люба окрема пряма пересікає лиш в одній точці.

Складовою поверхнею назовемо таку поверхню в \mathbb{R}^3 , де кожна точка має околиці, образ яких є простою поверхнею. Можна сказати, що Ω – це складова поверхня.

Всі ці прості поверхні можна назвати розбиттям складових поверхні. Введемо поняття багатогранної плоскої фігури. Де P – плоска фігура, в якій є обмежене число вкладених попарно не перетинаючих Жорданових кривих. Крива Жордана або проста замкнена крива в площині \mathbb{R}^2 це образ ін'єктивного неперервного відображення кола в площині.

Введемо поняття багатосфєрової фігури. Перед цим потрібно зауважити, що якщо проекції π_z цих простих поверхонь співпадають, то співпадають і самі прості поверхні. Крім цього введемо, ще такі поняття як:

$\rho = (P, L)$ - багатогранна фігура;

- фіксовані складові поверхні;

x – точка багатолистої фігури;

$O_r(x), r > 0$ - окраїни точки x в \mathbb{R}^2 в евклідовій метриці;

$\pi_z^{-1}(x)$ - повний образ точки $x \in \rho$

Назвем внутрішнім кругом $O_r(x, \Omega, \omega_x)$ точки $x \in \rho$ багатогранної фігури ρ відносно утворюючої поверхні Ω та точки $\omega_x \in \Omega$, якщо є множина, яка по перше $\Omega_x \subseteq \pi_z^{-1}(O_r(x))$; по друге звуження π_z на Ω_x є гомеоморфізмом; по третє $\omega_x \in \Omega_x \cap \pi_z^{-1}(x)$.

Так же визначимо максимальний внутрішній круг. Круг $O_r(x, \Omega, \omega_x)$ із центром в точці x відносно утворюючої поверхні Ω та точки $\omega_x \in \Omega$, якщо:

$$\pi_z^{-1}(O_r(x, \Omega, \omega_x)) \cap \partial\Omega \neq \emptyset \quad (1.6)$$

Тут мається на увазі максимальність по радіусу внутрішнього кола. Можна сказати, що нехай $x \in \rho$ - внутрішня точка ρ . Тоді є один максимальний внутрішній круг $O_r(x, \Omega, \omega_x)$ із точкою x в центрі відносно утворюючої поверхні Ω та точки $\omega_x \in \Omega$.

Далі визначаємо ближні граничні точки та середні точки багатолистої фігури. Нехай точка $y \in L$ буде ближньою граничною точкою до точки $x \in P$ багатогранної фігури $\rho = (P, L)$ відносно утворюючої поверхні Ω та точки $\omega_x \in \Omega$, якщо:

$$\pi_z^{-1}(y) \in \pi_z^{-1}(O_r(x, \Omega, \omega_x)) \quad (1.7)$$

По середній точці скажемо, що точка $x \in P$ є середньою точкою багатогранної фігури ρ відносно утворюючої поверхні Ω , якщо існує точка $\omega_x \in \Omega$ така, що x має як мінімум дві найближчих граничних точки відносно утворюючої поверхні Ω та точки $\omega_x \in \Omega$.

Даним способом знаходяться середні точки для поверхні, які допускають само перетинання. Похожі результати приведені у роботі(27).

1.4.3 Слідкування

Розглянемо випадок коли потрібно відслідкувати положення рук оператора. Так маючи множину точок в просторі користувача, отриманих в результаті сегментації сцени, проектуємо його на площину та в результаті отримуємо плоский силует. Оцінимо із заданою точністю положення та позу оператора у просторі. Уявимо ієрархію, де головною іде площина, далі торс, від якого йде голова, ліве та праве плече та ліве та праве стегно. Від плечей та стегон ідуть передпліччя та кість і стопа відповідно.

Оцінимо параметри. Хай множина точок T на площині \mathbb{R}^2 , маючи вид граф із деревовидною структурою, де граф має обмежену кількість вершин, а його ребра – це неперервні лінії. Кожна точка графа зв'язана із деякою простою поверхнею, яка є кругом c_t . Дане сімейство кругів $C = \{c_t | t \in T\}$ назовем «розширеним циркулярним деревом», де T буде осевим графом даного дерева. А об'єднання сімейства кругів C буде силуетом даного дерева. Тулуб разом із своєю границею є багаточисловою фігурою, тобто є плоским силуетом [26].

Так як є плоский силует S є плоскою множиною $S \in \mathbb{R}^2$ є можливість провести процедуру виділення його скелету. Коли користувач сформував певну позу, для наступної операції потрібно буде сформувати штучний силует в тій же позі. Тоді проводимо процедуру пошуку скелету та скелетних циркулярів. Потім видаляємо шуми та проводим виділення ізоморфної частини скелету.

Далі на кожному кадрі оцінюється поза користувача із якою отримується набір параметрів. За допомогою даних трансформацій елементів скелетів відбувається моделювання різних рухів, які мають за собою зміну силуета об'єкта. Тобто можна рухати скелетом еталона для отримання найкращих результатів суміщення. Даний метод напряду також переноситься на трьох-вимірний силует.

РОЗДІЛ 2.

МЕТОДИ КЛАСИФІКАЦІЇ РУХІВ ЛЮДИНИ

У роботу Наталії. Н «Поглиблене навчання для аналізу руху людини» (англ. Deep Learning for Human Motion Analysis) було поставлено за мету за мету розуміння та інтерпретація природної кінематики руху людини в масштабі, використовуючи дані, отримані з інерційних датчиків вбудованих у смартфон. Досягнення даної цілі дозволить змінити та пришвидшити аутентифікацію користувачів [29].

У роботі «Розпізнавання людської діяльності у повсякденному житті та спорті за допомогою інерційних датчиків» (англ. Human Activity Recognition in Daily Life and Sports Using Inertial Sensors) автор розглядав задачу мету створення системи класифікації, яка б легко відрізняла рухи та не потребувала зміни в алгоритмі при додаванні додаткових датчиків [30].

2.1 Поглиблене навчання для аналізу руху людини

2.1.1 Опис алгоритму

У роботу Наталії. Н «Поглиблене навчання для аналізу руху людини» (англ. Deep Learning for Human Motion Analysis) запропонований метод, який базується на двох основних компонентах [29]:

- конвеєр навчання особливостей, який пов'язує послідовність руху кожного користувача з набором дискримінаційних функцій;

- полегшена біометрична модель, яка приймає ці вивчені функції як вхідні дані та виконує перевірку користувача на мобільному пристрої.

За основу взято те, що кожен телефон має інерціальний датчик із тривісним гіроскопом та тривісним акселерометром. Сила тяжіння убирається фільтром Батерворта. В роботі також не використовується магнітні датчик, що обумовлено наявністю сторонніх магнітних полів та його відсутністю наявністю його у багатьох телефонах. В результаті отримаємо потік даних:

$$\{a_x, a_y, a_z, \omega_x, \omega_y, \omega_z\} \in \mathbb{R}^6 \quad (2.1)$$

де α являє собою лінійне прискорення, ω являє собою кутову швидкість, а x , y , z позначають проекції цих векторів на відповідні осі, суміщені зі смартфоном.

Але так як в цій структурі є нюанси, то в лабораторних умовах конкретний пристрій можна ідентифікувати за реакцією його датчиків руху на заданий сигнал. Враховуються зміщення нуля та масштабні коефіцієнти на виході, які можна оцінити шляхом обчислення інтегральної статистики з даних. Формально виміряний вихідний сигнал акселерометра, гіроскопа має наступний вигляд:

$$\begin{aligned}\alpha &= b_{\alpha} + \text{diag}(\gamma_{\alpha})\tilde{\alpha}; \\ \omega &= b_{\omega} + \text{diag}(\gamma_{\omega})\tilde{\omega}\end{aligned}\quad (2.2)$$

де $\tilde{\alpha}$ та $\tilde{\omega}$ - реальні вектори прискорення та кутової швидкості, b_{α} та b_{ω} - вектори зміщення нуля, а γ_{α} та γ_{ω} представляють похибки посилення вздовж кожної координатної осі.

Для часткової приховування варіації між пристроями та забезпечити декореляцію ідентичності користувача від підпису пристрою у поданні вивчених даних, вводиться низькорівневий адитивний (зсув) та мультиплікативний (посилення) шум для кожного прикладу навчання. Після чого, вектор шуму отримується шляхом виведення 12-мірного (3 зміщення та 3 коефіцієнта посилення на датчик) вектора затухання з рівномірним розподілом:

$$\mu \sim U_{12}[0.98, 1.02] \quad (2.3)$$

Далі проводиться попередня обробка даних, де крім вихідних вимірювань використовується прискорення та кутова швидкість, щоб виділити набір кутів $\alpha \{x, y, z\}$ та $\phi \{x, y, z\}$, що описують орієнтацію векторів a та ω в системі координат телефону [29]:

$$\alpha_x = \arctan \left[\frac{\alpha_x}{\sqrt{\alpha_y^2 + \alpha_z^2}} \right]; \alpha_y = \arctan \left[\frac{\alpha_y}{\sqrt{\alpha_x^2 + \alpha_z^2}} \right]; \quad (2.4-2.5)$$

$$\alpha_z = \arctan \left[\frac{\alpha_z}{\sqrt{\alpha_y^2 + \alpha_x^2}} \right]; \quad (2.6)$$

Де крім того, обчислюється величини векторів $|a|$ і $|\omega|$, і нормалізується кожна з проєктованих складових x , y , z :

$$\|a\| = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (2.7)$$

$$a_{x,n} = \frac{a_x}{\|a\|}; \quad a_{y,n} = \frac{a_y}{\|a\|}; \quad a_{z,n} = \frac{a_z}{\|a\|};$$

Дане рівняння базується на даних акселерометра, але для гіроскопа вираховується аналогічним чином. Тоді нормовані координати, кути та величини поєднуються в 14-мірному векторі $x(t)$ з t індексуванням кадрів (зчитування):

$$x^{(t)} = \{\|a\|, a_{x,n}, a_{y,n}, a_{z,n}, a_x, a_y, a_z, \|\omega\|, \omega_{x,n}, \omega_{y,n}, \omega_{z,n}, \varphi_x, \varphi_y, \varphi_z\} \in \mathbb{R}^{14} \quad (2.8)$$

Далі створюється біометрична модель. Автором вирішено, що все повинно реалізуватися на пристрої користувача, аби обмежити витік інформації власника пристрою. В результаті була адаптована адаптивна модель Гаусовська модель суміші (далі буде використовуватися скорочення на англійській мові GMM). Дана модель оцінює загальний розподіл даних у просторі функцій динамічного руху та створити універсальну фонову модель (UBM). UBM вивчає в автономному режимі, тобто до розгортання на телефонах, використовуючи велику кількість попередньо зібраних навчальних даних. Автором зазначено, що для кожного нового користувача використовується мала кількість зразків для реєстрації для онлайн адаптації та створення клієнтської моделі. Тоді виконується фоновий збір даних від усіх користувачів, вивчається UBM, яка потім використовується як пріоритет для онлайн-адаптації моделі до даного користувача.

Тоді для створення UBM щільності ймовірностей над цими векторами ознак, визначається як зважена сума M багатовимірних розподілів Гауса, параметризованих набором $\Theta = \{\mu_i, \Sigma_i, \pi_i\}$, де μ_i є середнім вектором, Σ_i – матриця коваріації та π_i коефіцієнт суміші:

$$p(y | \Theta) = \sum_{i=1}^M \pi_i N(y; \mu_i, \Sigma_i); \quad (2.9)$$

$$\text{де } N_i(y) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^N |\Sigma_i|}} e^{-\frac{(y-\mu_i)' \Sigma_i^{-1} (y-\mu_i)}{2}}$$

UBM визначається шляхом максимізації ймовірності векторів ознак, вилучених із великого навчального набору за допомогою алгоритму максимізації очікувань (ЕМ) [29].

Створюється для клієнта оновлення середнього значення кожного компонента суміші враховуючи набір зразків реєстрації $Q \{y_q\}$ з нового пристрою. В результаті вийде:

$$E_i(\{y_q\}) = \frac{1}{n_i} \sum_{q=1}^Q \Pr(i | y_q) y_q \quad (2.10)$$

$$\text{де } n_i = \sum_{q=1}^Q \Pr(i | y_q); \Pr(i | y_q) = \frac{\pi_i p_i(y_q)}{\sum_{j=1}^M \pi_j p_j(y_q)}$$

Крім того, засоби всіх Гаусівських компонентів, оновлюються згідно із правилом:

$$\hat{\mu}_i = \alpha_i E_i(\{y_q\}) + (1 - \alpha_i) \mu_i \quad \text{де } \alpha_i = \frac{n_i}{n_i + r} \quad (2.11)$$

де r - коефіцієнт релевантності, що врівноважує фон та моделі клієнта. В наших експериментах ми встановили $r = 4$ (оцінено емпірично).

Далі відбувалася оцінка моделі. Де автентичність користувача оцінюється шляхом оцінки векторів функцій, щодо UBM та клієнтської моделі, і встановлюється порогове значення коефіцієнта вірогідності журналу:

$$\Lambda(Y) = \log p(Y | \Theta_{client}) - \log p(Y | \Theta_{UBM}) \quad (2.12)$$

Далі нульова нормалізація компенсує варіації між моделями, нормалізуючи оцінки, вироблені кожною клієнтською моделлю, на нульове середнє та одиничну дисперсію, щоб використовувати єдиний глобальний поріг. Потім тестова нормалізація (Т-норма) компенсує міжсесійні відмінності, оцінюючи сеанс за набором фонових Т-моделей. Отримуємо:

$$\Lambda_{zt}(Y) = \frac{\Lambda_z(Y | \Theta_{client}) - \mu_z(Y | \Theta_{\tau})}{\sigma_z(Y | \Theta_{\tau})} \quad (2.13)$$

де Y – тестовий сеанс (виконаний власником гаджета), Z - набір сеансів сторонньою людиною. Згадаємо і те, що Т-моделі, як правило, отримуються за допомогою MAP-адаптації від універсальної фонові моделі так само, як і всі клієнтські моделі, але з використанням різних підмножин навчальної вибірки. Z -послідовності взяті з частини навчальних даних, який не використовується τ - моделями.

Далі йде використання нейронних мереж. Авторами використані такі мережі як RNN, LSTM та годинникової архітектури (Clockwork architectures).

Розглянемо їх. RNN або рекурентна нейронна мережа - це проста, але загальна тимчасова архітектура, де в кожен момент часу t вихідний результат регулюється прямою подачею з'єднання з входу $x^{(t)}$, а також періодичні зв'язки передачі додаткової інформації про історію активацій мережі на попередні кроки. Такий алгоритм регулюється наступним рівнянням оновлення [29]:

$$h^{(t)} = \psi(Wx^{(t)} + Uh^{(t-1)}) \quad (2.14)$$

де $x^{(t)}$ - вхід в момент часу t , $h^{(t)}$ позначає прихований стан мережі в момент часу t , W та U - це матриці зворотної передачі та рекурентної ваги відповідно, а ψ є нелінійна функція активації.

LSTM або довгострокова коротка пам'ять на сьогодні одна із найкращих моделей для вивчення довготривалих часових залежностей. Вони обробляють інформацію з минулого через додаткові ворота, які регулюють, як на клітинку пам'яті впливає вхідний сигнал. Основна комірка LSTM складається з вхідних i , вихідних o , забутих f та входів g модуляції вхідної модуляції. c позначає стан комірки пам'яті як такої. У цьому налаштуванні вхідний шлях дозволяє мережі додавати нову пам'ять до комірки стан, ворота забуття скидає пам'ять, а вихідний шлях регулює, як ворота в наступний крок впливатиме стан поточної комірки. Як і в RNN, кожен елемент LSTM параметризується відповідними коефіцієнтами прямої подачі (W) та періодичними вагами (U):

$$i^{(t)} = \sigma(W_i x^{(t)} + U_i h^{(t-1)});$$

$$f^{(t)} = \sigma(W_f x^{(t)} + U_f h^{(t-1)});$$

$$o^{(t)} = \sigma(W_o x^{(t)} + U_o h^{(t-1)});$$

$$g^{(t)} = \tanh(W_g x^{(t)} + U_g h^{(t-1)});$$

$$c^{(t)} = f^{(t)} \odot c^{(t-1)} + i^{(t)} \odot g^{(t)};$$

$$h^{(t)} = o^{(t)} \odot \psi(c^{(t)});$$

Де \odot позначає добуток Адамара, $x(t)$ на вході в момент часу t , $h(t)$ - відповідна вихідна активація, σ - сигмоїд, а ψ - функція активації \tanh .

Роздивимось щільні звивисті годинникові RNN. Ця архітектура є найбільш привабливою із-за низької обчислювального навантаження та високою здатністю моделювання. Названа вона Clockwork RNN (CWRNN), де прихований шар розділений на кілька груп діапазонів, що залежать від масштабу, включаючи швидкі і повільні блоки. В результаті CWRNN працює в декількох тимчасових масштабах, які об'єднані в єдину мережу і навчаються разом, в той час як кожна смуга оновлюється в своєму власному темпі. Приклад роботи алгоритму зображено на рисунку 2.1.

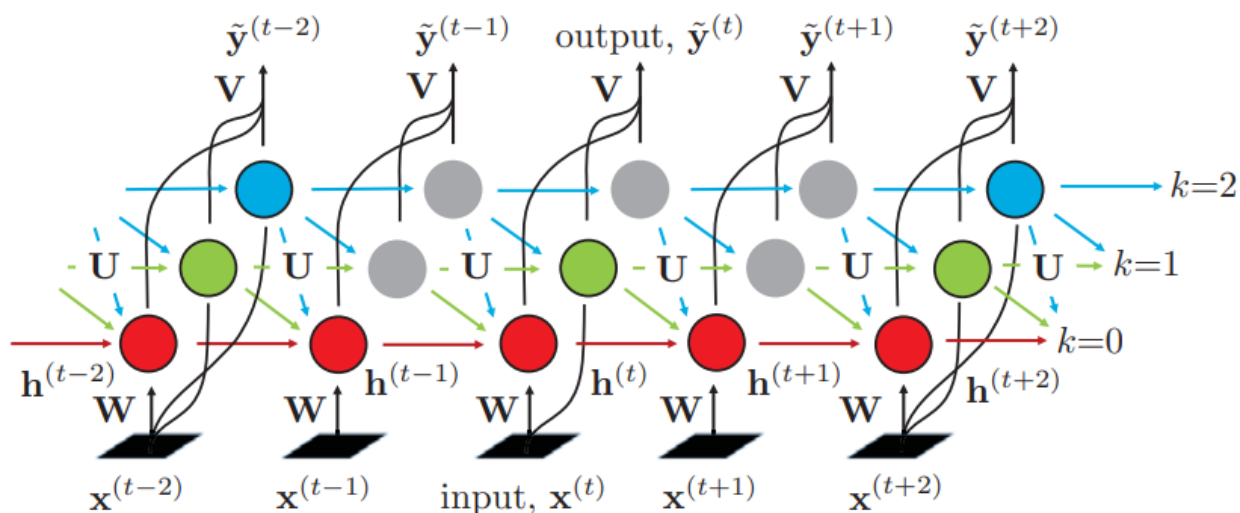


Рисунок 2.1 - Приклад годинникової рекурентної нейронної мережі

На даному рисунку зображена CWRNN із трьома часовими діапазонами, експоненціальним низьким та базовим значенням 2. Збільшення k вказує на нижчу робочу частоту. Сірий колір вказує на бездіяльність повільної одиниці (як під час навчання, так і під час тестування) на даній ітерації t , що означає, що значення з останнього часу, коли вона була активною, поширюється. Розмір кроку від смуги до смуги збільшується експоненціально і визначається як pk , де p - підстава, а k - номер смуги. Загалом, набір розмірів кроку може бути визначений довільно, але через перевагу в реалізації будемо припускати, що все архітектури годинникового механізму мають експоненціальні смуги, якщо не вказано інше.

У CWRNN швидкі блоки підключені до всіх смуг, використовуючи контекст, який забезпечувався б повільними смугами (зелений і синій), в той час як низькочастотні блоки ігнорують зашумлені високочастотні коливання [29].

Маючи класичне рівняння RNN, воно було модифіковано, що призвело до нового правила поновлення для k -й смуги вихідного сигналу h на ітерації t наступним чином:

$$h_k^{(t)} = \begin{cases} \psi(W(k)x^{(t)} + U(k)h_k^{(t-1)}) & \text{if } (t \bmod n^k) = 0 \\ h_k^{(t-1)} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.16)$$

де $U(k)$ і $W(k)$ - рядки k з матриць U і W , матриця повторюваних ваг U має верхню трикутну структуру і відповідно до зв'язку між смугами частот.

Лиш даний метод має важливий недолік. Через бездіяльність повільних одиниць протягом тривалих періодів часу, ефективність їх навчання експотенційно зменшується з високих до низьких частот. Як результат, на практиці низькочастотні діапазони ледь сприяють загальній роботі мережі під час тестування. В результаті, мережа по-різному реагуватиме на однакові вхідні подразники, що застосовуються в різні моменти часу. Ця дисперсія зсуву згинає простір об'єктів, вводячи розмірність, пов'язану зі зсувом.

Автором пропонується вирішення проблем у вигляді видозміненого алгоритму CWRNN. Запропонований сплетений (або щільний) механізм годинникового механізму (що отримали назву DCWRNN). У такій мережі під час висновку на кожному масштабі k існує n^k паралельних потоків, зсунутих відносно один одного, таких, що кожного разу спрацьовує блок, що належить одному з потоків, оновлюючи власний стан та забезпечуючи введенням до одиниць вищої частоти. Всі ваги між потоками, що належать до однієї смуги, є спільними, зберігаючи загальну кількість параметрів у мережі такою ж, як і в оригінальній заводній архітектурі. Без втрати загальності та для збереження чистих записів непотрібних індексів, далі ми опишемо мережу з однією прихованою одиницею h_k на смугу k (рис. 2.2).

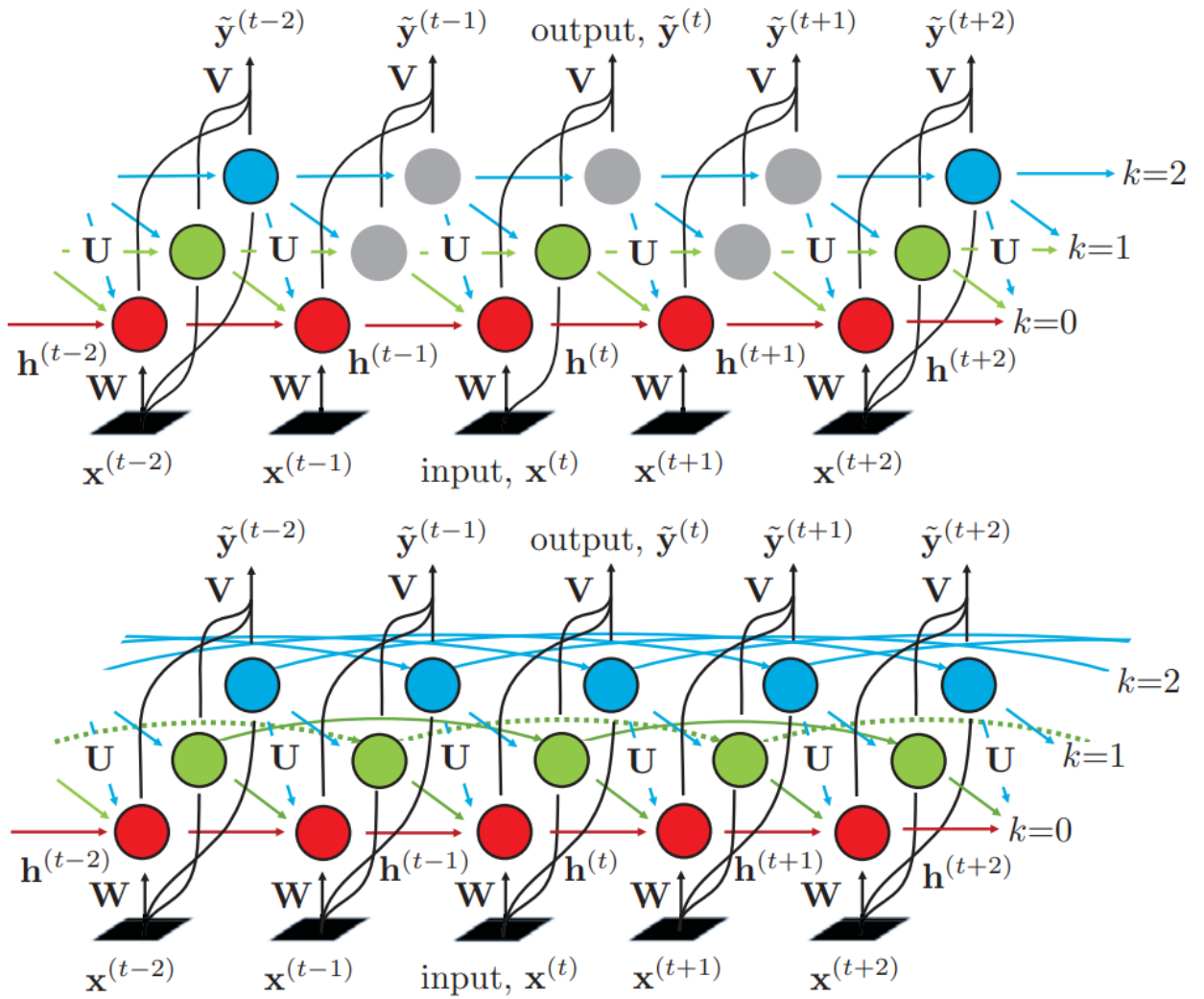


Рисунок 2.2 – порівняння CWRNN та DCWRNN. CWRNN в горі, DCWRNN – знизу.

Прохід з прямим зв'язком для всього щільного годинного шару (тобто всіх смуг) можна сформулювати наступним чином:

$$h^{(t)} = \psi(Wx^{(t)} + \Delta(UH)) \quad (2.17)$$

де $H = [h(t-1) \dots h(t-nk) \dots h(t-nK)]$ - матриця, що об'єднує історію прихованих одиниць, і ми визначаємо $\Delta(\cdot)$ як оператор на матрицях, що повертаються його діагональні елементи у векторі стовпця. Інтерпретація цього рівняння подана на рисунку 2.3.

$$\begin{aligned}
 \mathbf{h}^{(t)} &= \psi \left[\mathbf{U} \cdot \mathbf{h}^{(t-1)} + \mathbf{W} \cdot \mathbf{x}^{(t)} \right] \\
 \mathbf{h}^{(t)} &= \psi \left[\mathbf{U} \cdot \mathbf{h}^{(t-1)} + \mathbf{W} \cdot \mathbf{x}^{(t)} \right] \\
 \mathbf{h}^{(t)} &= \psi \left[\Delta \left[\mathbf{U} \cdot \mathbf{h}^{(t-1)} + \mathbf{H} \cdot \mathbf{h}^{(t-1)} \right] + \mathbf{W} \cdot \mathbf{x}^{(t)} \right]
 \end{aligned}$$

Рисунок 2.3 - схематичне зображення формули ()

Темним показані компоненти T , які зараз не активні. У щільній мережі (нижній рядок) усі приховані одиниці h_k оновлюються щоразу. Крім того, що було вектором попередніх прихованих станів $h(t-1)$ в оригіналі CWRNN, тепер замінено нижньою трикутною матрицею історії H розміром $K \times K$, що отримується шляхом об'єднання кількох стовпців з історії активацій h , де K - кількість смуг.

Екземпляри часу не відбираються послідовно, але з кроком в експоненційному діапазоні, тобто n, n^2, \dots, n^K . Нарешті, діагональні елементи крапковий добуток двох трикутних матриць утворює рекурентний внесок у вектор $h(t)$. Прямий внесок розраховується так само, як і в стандартний RNN. Окрім того на практиці реалізується нижня трикутна матриця, яка містить історію попередніх прихованих активацій у DCWRNN, якій потрібно для використання включати додатковий буфер пам'яті, розмір якого можна вказати як [29]:

$$m = \sum_{k=1}^K |h_k|(n^{k-1}-1) \quad (2.18)$$

де вказаний загальний випадок $|h_k| \geq 1$ прихованих одиниць, що належать до повторюваної смуги k .

2.1.2 Збір інформації та порівняння даних

Збір інформації відбувався із допомогою Google ATAP або Abacus. Як правило, проект Abacus спрямований на усунення необхідності введення паролів на смартфонах та перекладання тягаря автентифікації з користувача на сам пристрій. Відповідно, метою дослідження цього проекту було визначено вивчення можливості активної автентифікації користувачів смартфонів за допомогою мультимодальних даних, що надаються вбудованими датчиками [29].

Спеціально для цього проекту Google ATAP організував та здійснив масштабний мультимодальний збір даних. Для сприяння дослідженню ми працювали із стороною незалежного постачальника, щоб набрати та отримати згоду волонтерів та надати їм дослідницькі телефони LG Nexus 5, які мали спеціальну пам'ять лише для читання (ПЗУ) для збору даних. Волонтери мали повний контроль над своїми даними протягом усього їх збору, а також можливість переглядати та видаляти їх перед тим, як ділитися ними для дослідження.

У цьому дослідженні брали участь близько 1500 добровольців, які щодня використовують дослідницькі телефони як свої основні пристрої. Збір даних був повністю пасивним і не вимагав жодних дій від волонтерів, щоб гарантувати, що зібрані дані були репрезентативними для їх регулярного використання.

Автор для свого дослідження встановив частоту дискретизації для датчиків акселерометра і гіроскопа на 200 Гц, а для магнітометра на 5 Гц. Для економії заряду батареї, дані акселерометра і гіроскопа не записувалися, коли

пристрій знаходився в стані спокою. Це було досягнуто шляхом визначення двох окремих порогових значень для величини сигналу в кожному каналі. Нарешті, потоки акселерометра і гіроскопа були синхронізовані з апаратною тимчасовою міткою.

Незважаючи на те, що частота дискретизації акселерометра і гіроскопа для дослідження була встановлена на 200 Гц, інтервали між показаннями, які надходять з різних пристроїв, трохи розрізнялися. Щоб усунути ці відмінності і знизити енергоспоживання, для нашого дослідження було повторно дискретизовано всі дані до 50 Гц.

Для наступних експериментів дані з 587 пристроїв були використані для виділення характерних ознак і навчання універсальних фонових моделей, 150 пристроїв сформували набір перевірки для налаштування гіпер параметрів, а ще 150 пристроїв представляли клієнтів (користувачів) для тестування [29].

Спочатку використали метод HMOG із загальнодоступного набором даних. Даний набір має аналогічні данні, але обмежений рамками лабораторних дослідів. Даний пакет має дані із 100 добровольців, які виконували по 24 різних занять із раніше вибраними типами рухів. Нажаль розроблений метод не може повністю себе проявити із даним набором даних.

Причини тому:

- нема прямого переходу від однієї задачі до іншої
- недостатньо даних, щоб сформувати окремі підмножини для вивчення функцій

Автор описав використання даних HMOG для дослідження інваріантності до зсуву тимчасових моделей, які не мають явних вентилів скидання, таких як RNN, CWRNN і DCWRNN. Для даного експерименту були вибрані 200 послідовностей нормалізованих величин акселерометра і застосували три різні мережі, кожна з яких має 8 прихованих блоків і єдиний вихідний нейрон. Всі ваги всіх мереж були ініційовані випадковим чином з нормального розподілу з фіксованим початковим числом. Для обох часових

архітектур використано правило експотенційного налаштування із основою в 2 і 8 діапазонів [29].

Для кожної мережі виконано 128 прогонів на зрушеному вході: для кожного прогону x початок послідовності доповнювалося нулями $x - 1$. Потім отримані приховані активації були повернуті в початкове положення і накладені один на одного. Дані були перевірені трьома алгоритмами (рис 2.4).

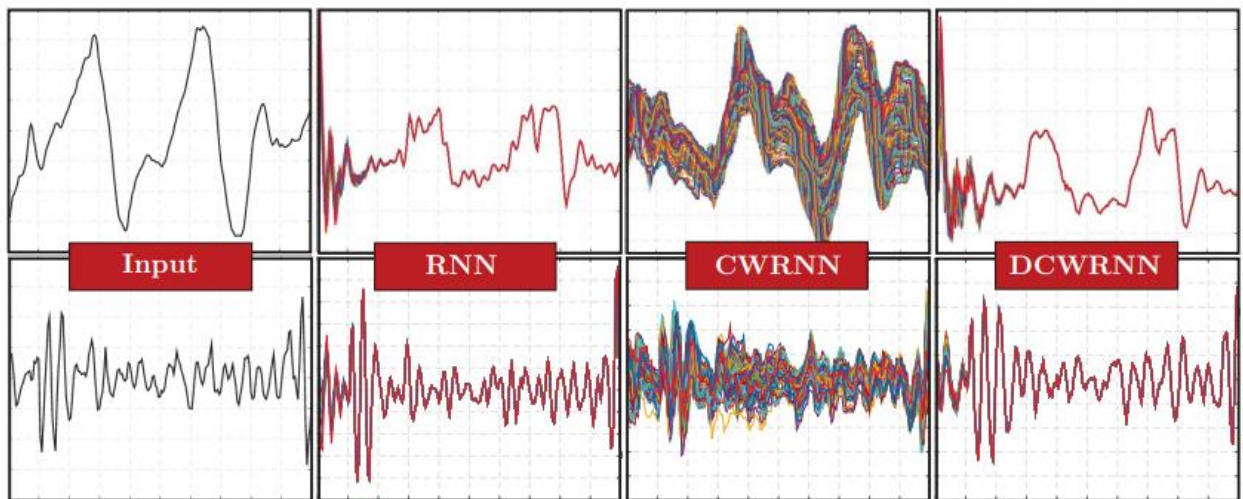


Рисунок 2.4 - просторові інваріантності. Перший рядок ходьба, другий – друкування у сидячому стані.

На даному рисунку візуалізуються сліди прихованих одиниць для двох прикладів послідовностей з набору даних HMOG, що відповідають двом різним видам діяльності: читання під час ходьби та письма під час сидіння. Цей рисунок показує, що RNN і щільна версія годинний мережі можуть вважатися інваріантними до зсуву (всі криві перекриваються майже всюди, за винятком незначного обурення на початку послідовності і навколо вузьких піків), в той час як вихід CWRNN дуже високий.

З цієї причини, незважаючи на їх привабливість в контексті багато масштабних періодичних і неперіодичних сигналів, використання CWRNN з метою вивчення характеристик на основі несегментовані даних може бути неоптимальним через високий спотворення, пов'язаного із зсувом вивчених розподілів, що не відноситься до DCWRNN.

Далі автор вже описує згадану вище базу даних Abacus. Проводиться два раунди оцінювання. Перший порівнює виконання уявлень функцій, вивчених різними моделями, в відмітної задачі класифікації пристроїв від 1 до N. Це те ж завдання, що розглядається в функціях навчання. Другий оцінює продуктивність раніше витягнутих функцій, що і є ціллю даної роботи, але в налаштуванні автентифікації і як частина генеративна біометрична модель [29].

Для згортальних мереж ми розрізняємо згорткові шари Conv, які включають об'єднання і повно зв'язані шари (FCL). Для рекурентних моделей загальна кількість одиниць (в разі CWRNN і DCWRNN по всіх діапазонах). Для чесного порівняння ми встановили кількість параметрів приблизно однаковим для всіх тимчасових моделей.

Всі тимчасові архітектури навчаються на послідовностях з 20 блоків по 50 відліків з 50% перекриття між блоками, щоб забезпечити плавні переходи між блоками. Для щільних і розріджених архітектур з годинниковим механізмом ми встановлюємо кількість смуг на 3 із базовим значенням 2. Всі рівні у всіх архітекторах використовують активацію tanh.

Розмірність простору ознак, створюваного кожною із мереж, PCA зменшена до 100. GMM з 256 компонентами суміші навчаються для 100 ітерацій після ініціалізації за допомогою k-середніх (100 ітерацій). Адаптація MAP для кожного пристрою виконується за 5 ітерацій з коефіцієнтом релевантності 4.

Для нормалізації zt-оцінки використовуються дані з одного і того ж навчального набору і створюємо 200 T-моделей і 200 z-послідовностей з неперекриваючими підмножинами. Кожна T-модель навчається на основі адаптації UBM і MAP.

Мережі навчаються з використанням стохастичного градієнтного спуску, випадання повністю пов'язаних шарів і втрати логарифмічного правдоподібності. Крім того в тимчасових архітекторах був використаний

середній шар об'єднання перед застосуванням softmax. Кожен елемент вхідних даних нормалізується до нульового середнього і одиничної дисперсії.

Автором роботи всі глибокі мережі були реалізовані за допомогою Theano і навчені на 8 графічних процесорах Nvidia Tesla K80. UBM-GMM навчалися за допомогою набору інструментів Bob.

Далі автор досліджував ефективність представлених даних. Була проведена кількісна оцінка ефективності де один клас відповідав одному із 587 приладів із навчального набору. Вручну занотовувався період неавтентичних використання на основі даних із камер смартфона, і виключалися приклади із тренувальних наборів, які впливають на якість класифікації. Далі були вибрані 5% класів із найбільшою імовірністю. Отримані результати показують, що звичайні звертальні архітектури за звичайних умов працюють погано, і де серед часових моделей, модель DCWRNN показала найкращі результати.

Після чого проводиться автентифікація користувача. При переході до проблеми бінарної автентифікації особливо важливим стає оптимальний баланс помилкових відхилень і помилкових прийомів, який не враховується точністю класифікації. В цих налаштуваннях використовується підмножина перевірки, що оптимізує генеративну модель для мінімального рівного коефіцієнта помилок (EER). Отримане порогове значення потім використовується для оцінки продуктивності на випробувальному наборі з використанням половинної загальної частоти помилок (HTER) в якості критерію:

$$\text{HTER} = \frac{\text{FAR}(\theta_{\text{EER}}) + \text{FRR}(\theta_{\text{EER}})}{2}, \quad (2.19)$$

де FAR та FRR - це коефіцієнт помилкового прийняття та неправдивого відхилення відповідно.

Для набору перевірки надається середнє значення EER для кожного пристрою та за сеанс, щоб вказати верхню межу продуктивності у разі ідеальної нормалізації оцінки.

Отримані 20% EER означає, що 80% випадків, коли правильний користувач використовує пристрій аутентифікується, лише шляхом того, як користувач рухає і утримує телефон, без обов'язково взаємодії із ним. Це також означає, що 80% випадків, коли система ідентифікувала користувача, вона була правильною. Ці результати добре узгоджуються з передбачуваною якістю вилучення ознак у кожному конкретному випадку і показують, що контекстно-орієнтовані особливості можуть бути ефективно включені в загальне середовище.

Для порівняння ефективності GMM із традиційним підходом перепідготовки або до налаштування окремої глибокої моделі для кожного пристрою випадковим чином витягнули 10 пристроїв із набору перевірок, де вихідний рівень попередньо навченого екстрактора функцій LSTM з двійковою логістичною регресією. Середня ефективність у цій невеликій підмножині була на 2% нижча по відношенню до GMM.

Крім того авторами зазначено, що модель DCWRNN може бути прийнята і для кінематики людського тіла. Так використовуючи відкриту базу даних ChaLearn 2014 Looking at People, в якій зібрані 1400 моделей рухів жестів під час розмови, метод показав гарні результати.

2.2 Розпізнавання людської діяльності у повсякденному житті та спорті за допомогою інерційних датчиків

2.2.1 Додаткові класифікатори

Для початку введемо значення класифікаторів, які використовувалися у роботі. Це були Наївний класифікатор Баєса (NB), k-найближчих сусідів (k-NN), машина опорних векторів (SVM), дерево класифікації та регресії (CART), випадковий ліс (RF). Коротко опишемо їх [30].

NB – це ймовірнісний класифікатор на основі теореми Баєса для визначення ймовірності приналежності спостереження до одного з класів при припущенні незалежності змінних. Описати його можна рівнянням, яке наведено нижче.

$$p(y | \vec{x}) = \frac{p(\vec{x} | y)p(y)}{p(\vec{x})} \quad (2.20)$$

де $p(y | \sim x)$, $p(\sim x | y)$, $p(y)$ і $p(\sim x)$ позначають апостеріорну ймовірність, правдоподібність, завжди апріорна ймовірність і свідок відповідно. Цей класифікатор передбачає, що умовні щільності класів із наведеного вище нормально розподілені і функції умовно незалежні.

k-NN – класифікатор, який безпосередньо оцінює апостеріорну ймовірність показано в рівнянні (). Де для класифікації нової точки даних в k найближчих точках повинні бути визначенні шляхом використання евклідової відстані. Тоді k-NN вираховується за формулою:

$$p(y_i | \vec{x}_0) = \frac{k_i}{k} \quad (2.21)$$

де k_i позначає кількість точок даних серед k-NN, які належать до класу y_i . Класифікатори k-NN не вимагають відповідності моделі

Машина опорних векторів на пряму знаходить дискримінант функції. У випадку SVM дискримінант функції $g(\sim x)$ вираховується за формулою:

$$g(\vec{x}) = \sum_{i=1}^{N_S} \alpha_i y_i K(\vec{s}_i, \vec{x}) + b. \quad (2.22)$$

де α_i , $K(\cdot)$ і b позначають множник Лагранжа, функцію ядра та зміщення. А в контексті даної роботи, лінійне ядро визначалося як:

$$K(\vec{s}_i, \vec{x}) = \vec{s}_i \cdot \vec{x}$$

CART будує дерево, що складається з кількох вузлів. На кожному вузлу приймається рішення, в результаті чого виходить двійкове розділення навчальних даних[30]. Рішення базується на критерії вирахування домішки вузлів, наприклад, індексу різноманітності Джині. Індекс різноманітності Джині вимірює загальну дисперсію за класами. Часто виконується обрізка

дерева. При обрізанні все дерево будується до тих пір, поки в листових вузлах НЕ буде мінімальною домішки. Згодом сусідні листові вузли досліджуються на предмет можливого усунення в залежності від збільшення домішки вузла. Присвоєння мітки класу виконується в кінцевих вузлах за допомогою голосування більшості. Нажаль такі дерева страждають високою дисперсією похибки отриманого рішення.

Випадковий ліс зменшує дисперсію CART , яка може бути виповнена шляхом бутстрапової агрегації (Беггінг (B)). «B» розділить випадково вибраний зразок початкового завантаження, який взятий з даних навчання заміни. Розмір кожної вибірки початкового завантаження дорівнює розміру оригінальної навчальної вибірки. Кожен із зразків бутстрапа В використовується для навчання окремого класифікатора. Також класифікатор випадкового лісу включає декореляцію дерев по випадковим вибіркам функцій в процесі росту дерева. Кожен раз, коли виконується розбиття певного дерева, випадкова вибірка ознак, обрана в якості кандидатів розщеплених з комплекту функції[30].

2.2.2 Опис алгоритму

Слід почати із того, що автором була розроблена методика для щоденної класифікації життєдіяльності, залежно від типу занять. Розроблена ієрархічна система класифікації Base. Нижче на Рисунку 2.5 наведена схема даної структури[30].

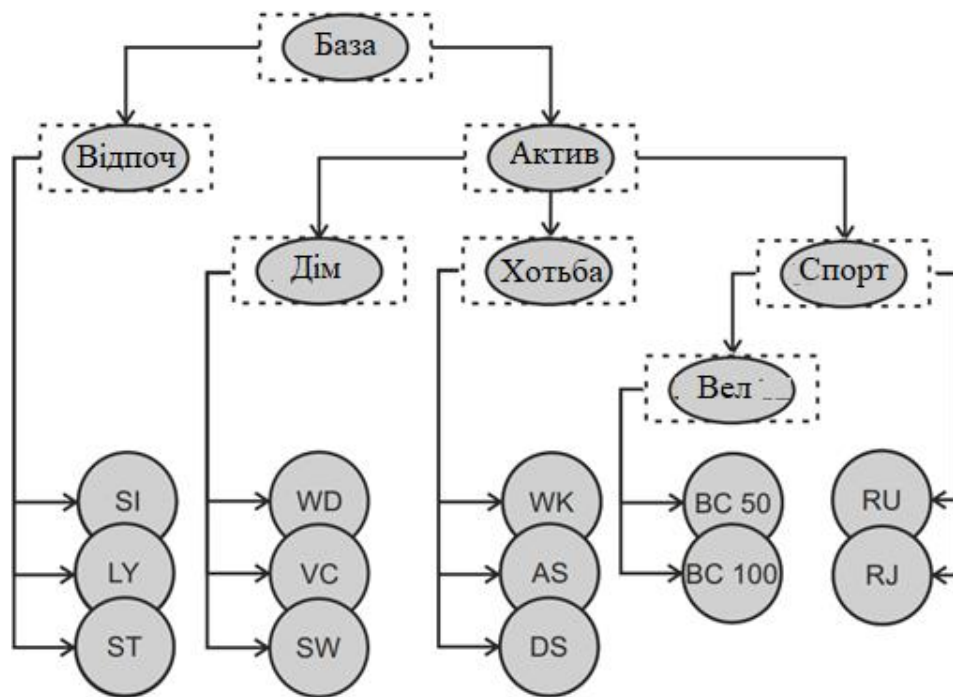


Рисунок 2.5 – схема ієрархічного класифікатора BASE.

В цю систему можливо вводити нові типи рухів без перенавчання класифікаторів, що є однією із її позитивних якостей. Овали позначають єдину класифікаційну систему BASE (База), HOME (Будинок), REST (Відпочинок), WALK (Прогулянка) і BICYCLE (Велосипед), ACTIVE (Активність), SPORT (Спорт). 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).

Як видно всього було визначено сім підсистем: База, Відпочинок, Активність, Будинок, Прогулянка, Спорт і Велосипед. У кожній підсистемі своя проблема класифікації вирішена. Для підсистеми BASE такі заняття - сидіння, лежання, стояння, які поєднувалися в першому занятті. Інші види діяльності в базі даних були об'єднані в другий клас[30].

База системи розрізняє ці два класи. Підсистема REST розрізняє окремі дії, такі як «лежачи» і «стоячи». Ця підсистема забезпечувала різні пози тіла.

Для Активної підсистеми, дії були згруповані по їх зовнішньому вигляду щоденного життя. Побутові дії (миття посуду, чищення пилососом, підмітання) були з'єднані в першому занятті рухові дії (ходьба, підняття по сходах, спуск по сходах) були об'єднані в другий клас, а спортивні дії (біг, стрибки зі скакалкою, їзда на велосипеді) були об'єднані в третій клас. Підсистема ACTIVE виділена між цими трьома класами. Підсистема HOME виділена між окремими видами діяльності: миття посуду, чищення пилососом і підмітанням. Підсистема WALK розрізняє окремі види діяльності - ходьбу, підйом по сходах і спуск по сходах. Підсистема SPORT - біг, стрибки зі скакалкою та комбіновані заняття на велосипеді. Підсистема BICYCLE розрізняє двоколісний велосипед потужністю 50 і 100 Вт. Кожна із семи підсистем класифікації реалізована в ARC (англ. Activity Recognition Chain – рисунок розпізнавання активності) (рис 2.6), що складається з попередньої обробки, сегментації, вилучення ознак та класифікації.

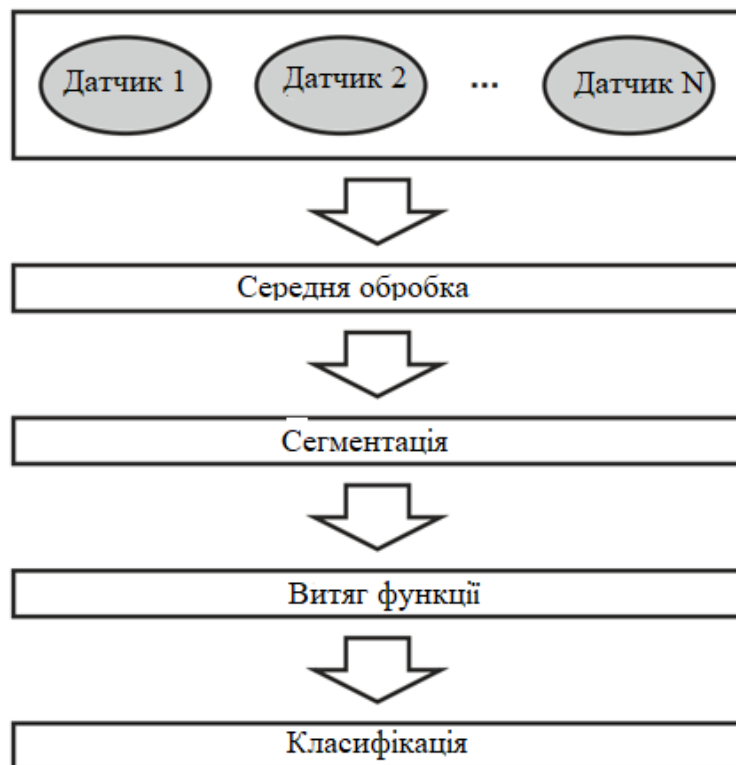


Рисунок 2.6 - Ядром усіх алгоритмів HAR є ланцюг розпізнавання активності (ARC), що є загальним описом проектування та оцінки ефективності систем HAR. ARC складається з

послідовності методів машинного навчання, таких як попередня обробка, сегментація, вилучення ознак та класифікація.

Пройдемося по схемі ARC[30]. По середній обробці (Preprocessing) можна сказати, що вона проводиться за інструкцією від виробника. На етапі сегментації (Segmentation) даних інерційного датчика були розроблені на 5-ти секундні вікна з перекриттям в 50%. У кожному змінному вікні функції були вилучені на основі відповідних даних датчика. Всього для кожного вікна було вилучено 224 функції. Витяг функцій застосовується для зменшення розміру вхідних даних для класифікаторів. А далі вже класифікація одним із наведених вище класифікаторів.

Загальна система оцінки для порівняння різних алгоритмів HAR показана на і складалася з чотирьох основних етапів: вибір базового набору даних, підготовка даних, виконання повторно реалізованої ARC (рис. 2.7) та визначення експериментів та оцінки.

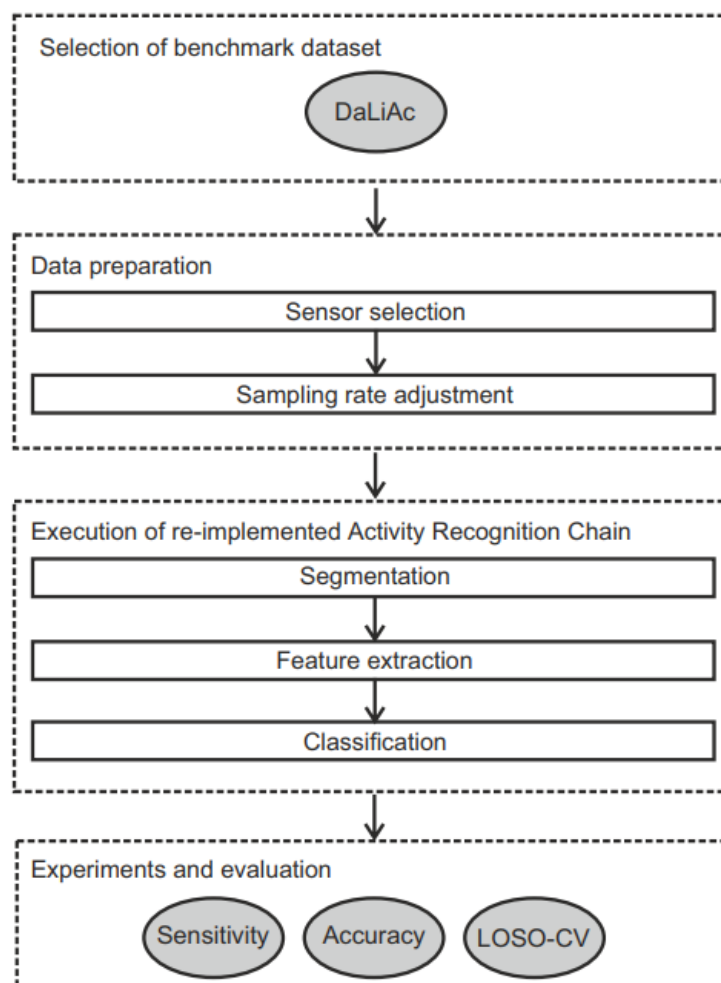


Рисунок 2.7 - порівняння алгоритмів із використанням загальної системи оцінювання.

Структура складається з вибору базового набору даних, такого як DaLiAc, підготовка даних, виконання повторно реалізованої ARC та визначення експериментів та оцінки. Заходи оцінки в оцінку можуть включати, наприклад, чутливість і точність, визначені LOSO-CV [30].

Також систему можна спростити та описати рисунок 2.8.

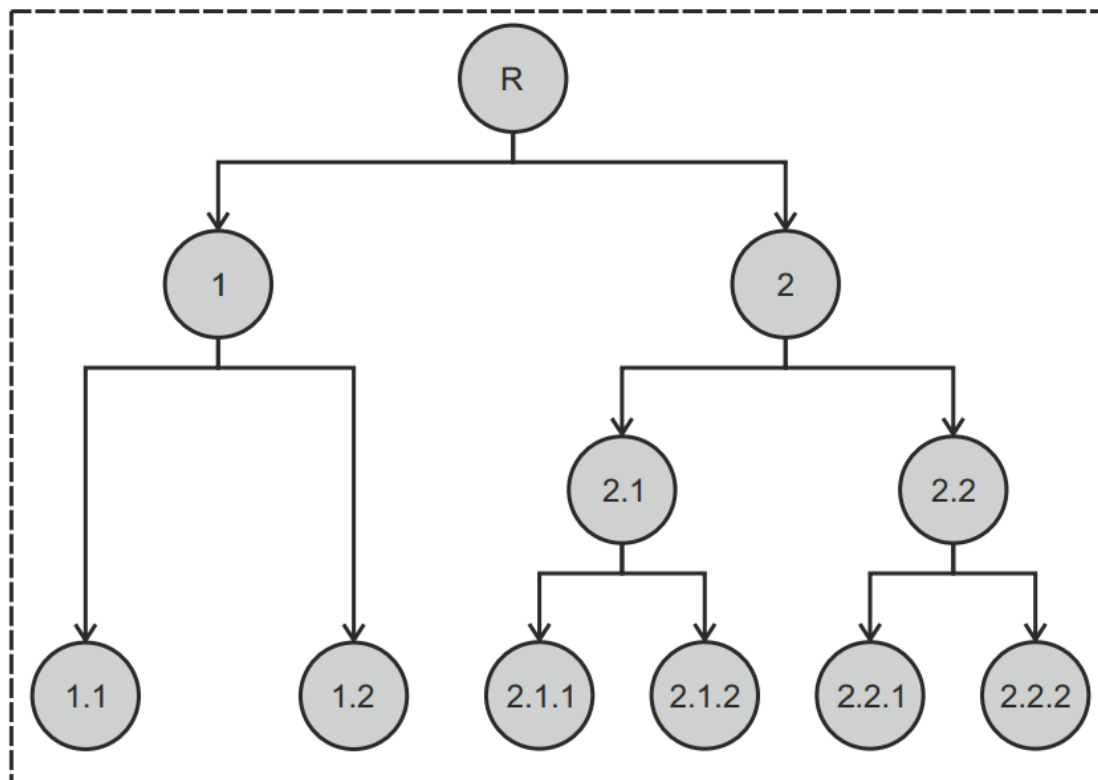


Рисунок 2.8 - спрощений вигляд класифікатора BASE

Де R позначено головний класифікатор, який у свою чергу ділиться на підтипи, на кшталт активних та неактивних дій. І кожна у свою чергу ділиться вже на свої підтипи.

Дана система класифікації BASE була оцінена за допомогою бази даних DaLiAc. Отримали збалансовані значення точності класифікаторів CART, SVM, NB, RF і k-NN щодо підсистем BASE, REST, ACTIVE, HOUSE, WALK, СПОРТ і ВЕЛОСИПЕД представлені в таблиці 3.3. RF визначалася як кращий класифікатор для підсистеми BASE зі збалансованою точністю 97,3% .k-NN визнаний кращим класифікатором для підсистем REST, ACTIVE, HOUSE і

WALK зі збалансованими значеннями точності вище 91,9%. SVM і NB домоглися найкращих показників для підсистеми SPORT. NB досягла найкращою збалансованої точності 58,5% для підсистеми BICYCLE. Запропонована система досягла загальної збалансованої точності 89,1%.

Так же автор показав приклад алгоритм об'єднання рівнів прийняття рішень. Причиною було об'єднання декількох датчиків із яких виходили такі проблеми:

- зміна кількості датчиків в системі HAR приводить до перепідготовки всієї системи.

- ефективність діяльності системи розпізнавання піддається деградації під час процесу. Крім того виникають відкази та дрижання в розміщенні та орієнтації датчика одиночного типу.

- збільшення датчиків приводить до збільшення обчислювального навантаження на етапі машинного навчання.

Алгоритм, який представлений на рисунку 2.9 нижче, вирішує поставлені проблеми [30].

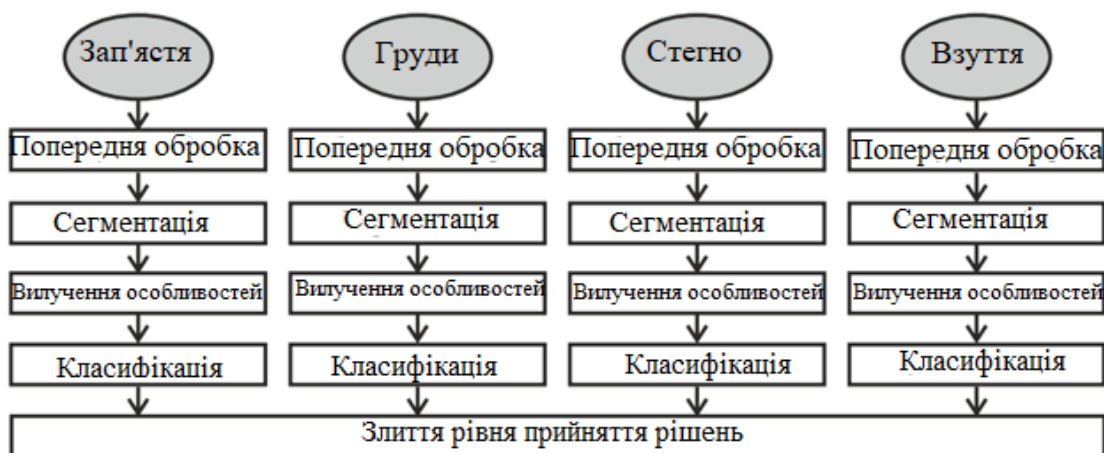


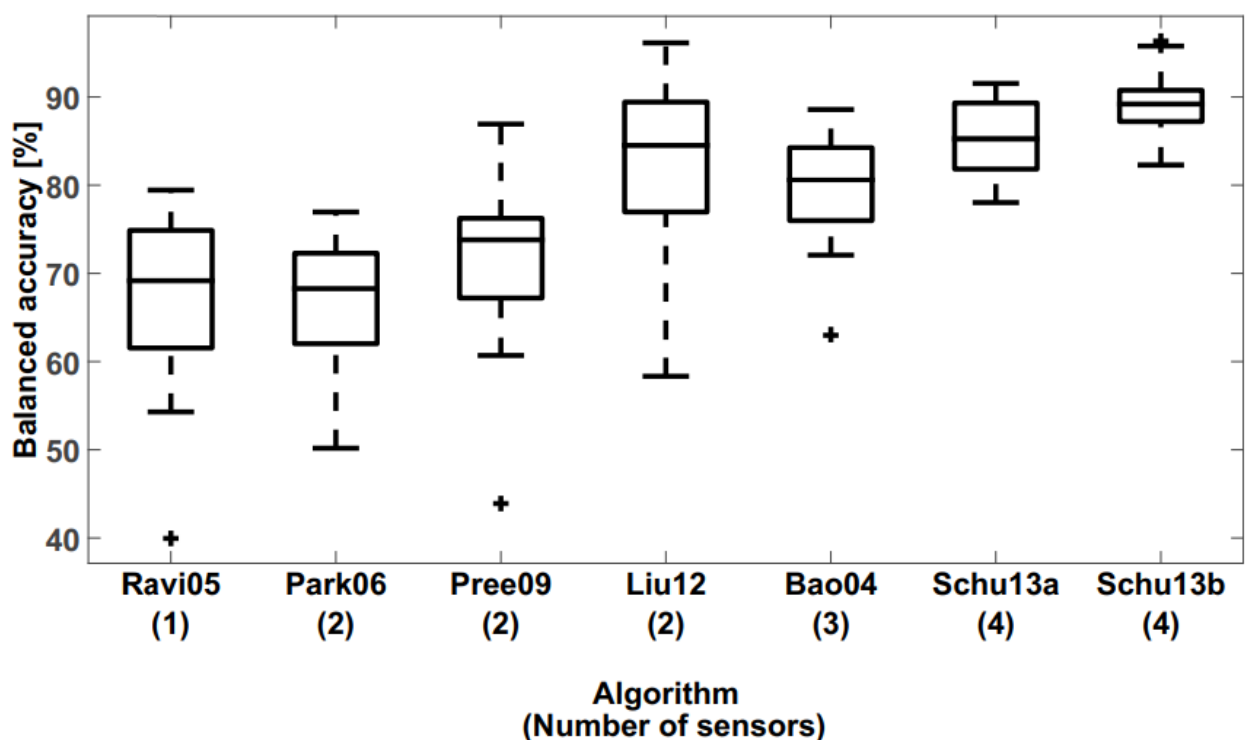
Рисунок 2.9 - Схема злиття рівнів прийняття рішень.

Було виконано чотири етапи для кожного з чотирьох датчиків окремо, включаючи попередню обробку, сегментацію, вилучення ознак та класифікацію. П'ятим кроком було об'єднання інформації про окремі датчики на рівні прийняття рішень. Таким чином, злиття різних датчиків на рівні прийняття рішень, здавалося, зменшило мінливість суб'єкта.

Однією з головних переваг запропонованої системи є те, що перенавчання не потрібне, якщо додати або зняти датчики. Новий датчик можна тренувати окремо, не впливаючи на вже існуючі датчики. Рішення цього датчика може бути включено в остаточний крок голосування більшістю.

Дана схема також оцінена по базі DaLiAc. Результати показали збалансовану точність п'яти класифікаторів CART, NB, k-NN, RF і SVM щодо окремих положень датчика зап'ястя, груди, стегна і взуття. Досягнуто найкраща збалансована точність 80,0% на датчику грудей. Найкраща збалансована точність 85,7% була досягнута при використанні всіх чотирьох датчико-позицій.

Слід сказати, що автор порівняв обидва алгоритми між собою. Перший показав кращий результат. Також обидва алгоритми порівнялися із п'ятьма популярними, як Bao та Liu. Результати приведені у вигляді графіку 2.10 із коробковою діаграмою значень.



Графік 2.10 - Порівняння алгоритмів. Коробчатая діаграма значень збалансованої точності експерименту LOSO-CV відображаються по семи алгоритмам (кількість датчиків написані в дужках).

По результатах видно, що обидва алгоритми мають більшу точність, ніж інші. А серед них перший представлений автором має найбільшу точність[30].

Поточні алгоритми для HAR в основному оцінювалися на ізольованих базах даних. Ці бази даних часто обмежені принаймні одним наступним аспектом: кількість предметів, кількість занять або кількість датчиків. Згадані обмеження ізольованих баз даних зменшують кількість примірників, які можна використовувати для навчання системи HAR. Пояснювальна сила отриманих результатів обмежена, так як алгоритми були протестовані на невеликій популяції. Автор запропонував метод злиття бази даних, який розроблений та впроваджений, що дозволяє подолати обмежену кількість навчальних вибірок, шляхом об'єднання різних загальнодоступних баз даних. Також застосовність запропонованого методу об'єднання баз даних показана для одного прикладу алгоритму для HAR. Нижче на рисунку (2.11) наведений приклад алгоритму.

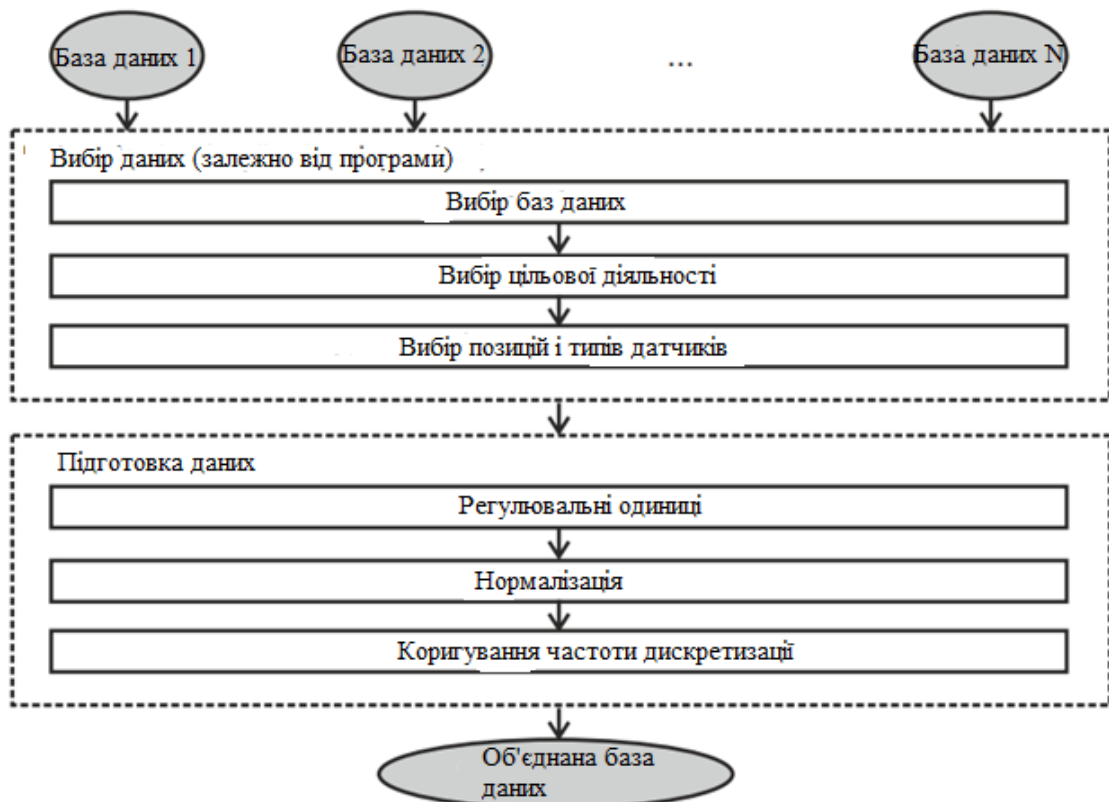


Рисунок 2.11 - об'єднання баз даних

Автором були вибрані три бази даних: DaLiAc, PAMAP2 і USC-HAD. Всі три бази даних містять положення датчиків, типи датчиків і набір дій, який

відповідає вимогам конкретного додатка. Далі були вибрані рухи: Статичність, Ходьба, Альпінізм, Сходи, Біг, Стрибки, Прибирання пирососом, Їзда на велосипеді, Стрибки із скакалкою[30].

Далі був складений конвеєр для системи розпізнавання людської активності. Алгоритм був заснований на методі об'єднання на рівні рішень.

Для обробки був змодельований алгоритм (рис 2.12):

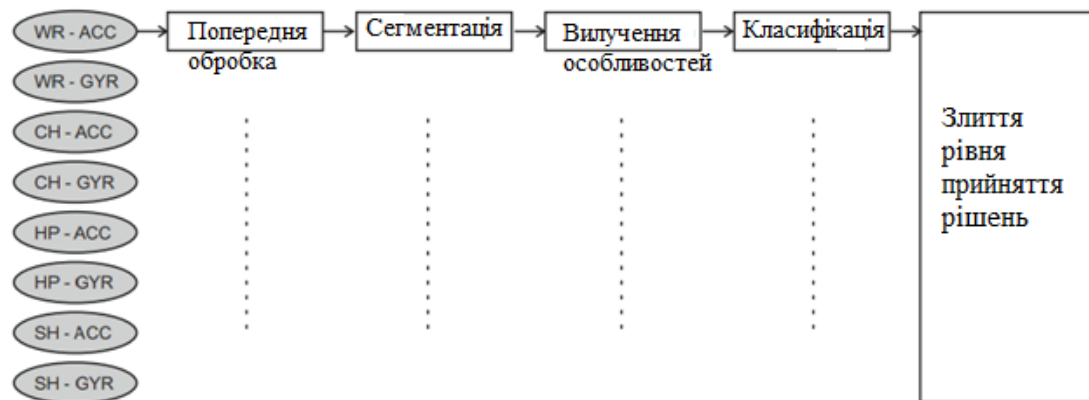


Рисунок 2.12 - Конвеєр для об'єднання на рівні рішень. WR, CH, HP і SH позначають зап'ястя, груди, стегно і взуття відповідно. ACC і GY - акселерометр і гіроскоп відповідно.

Було доведено, що злиття рівнів прийняття рішень забезпечує гнучку інтеграцію додаткових позицій датчиків. Для подальшого додавання або видалення різних типів датчиків, дані, отримані за положенням одного датчика, далі розділені за типами датчиків, тобто акселерометр та гіроскоп. Попередня обробка, сегментація, витяг ознак класифікації проводився для кожного типу сенсора кожного датчика, окремо. Крок попередньої обробки включав SMV для кожного типу датчика[30].

Результати показали найкращу збалансовану точність, відносно ізольованої бази даних, за допомогою DaLiAc. З огляду на злиття баз даних була досягнута збалансована точність 87,2%.

РОЗДІЛ 3.

МОДЕЛЮВАННЯ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ КЛАСИФІКАТОРА РУХІВ НА ОСНОВІ ДАНИХ ТРИВІСНОГО АКСЕЛЕРОМЕТРА

3.1 k-nn алгоритм

Метод k- найближчих сусідів (або з англійської «k-nearest neighbors algorithm» або knn). Принцип роботи алгоритму полягає в тому, щоб немарковані дані співвідносити з вже відомими помаркованими дані. Так Чжунхен Чжан[33] показав приклад роботи алгоритму на овочах (рис 3.1).

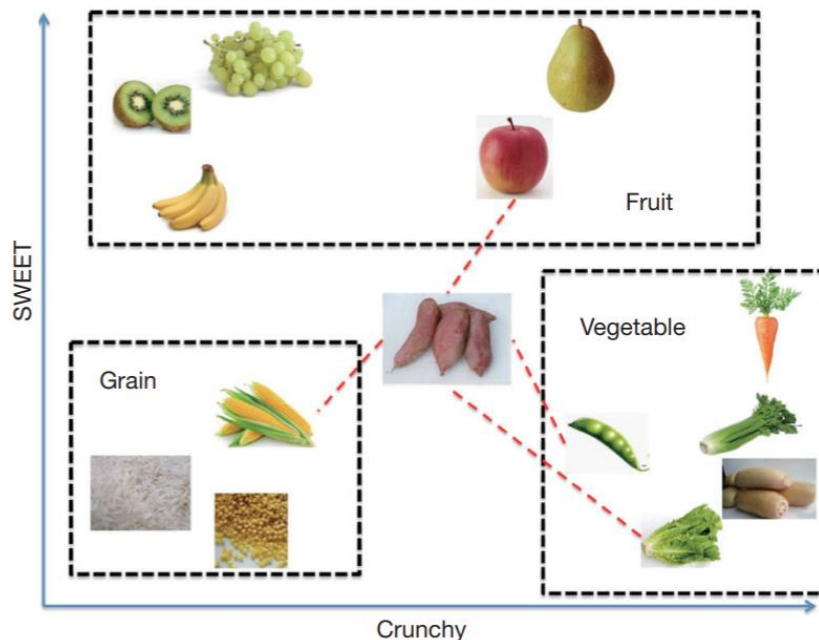


Рисунок 3.1 - приклад роботи алгоритму

Потрібно визначити, до якої категорії відноситься солодка картопля. У цьому прикладі ми вибираємо чотири найближчих виду продуктів: яблуко, зелену квасолу, салат і кукурудзу. В цілому фрукти солодше овочів. Зерна не є ні хрусткими, ні солодкими. Оскільки овоч набирає найбільшу кількість голосів, солодка картопля віднесена до класу овочів. У наведеному вище прикладі є дві важливі концепції. Один з них - це метод розрахунку відстані між солодкою картоплею та іншими продуктами харчування. За

замовчуванням функція knn використовує Евклідову відстань, яку можна обчислити за допомогою наступного рівняння (3.1).

$$D(p, q) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2} \quad (3.1)$$

де p і q - об'єкти для порівняння з n характеристиками.

Іншою концепцією є параметр k , який визначає, скільки сусідів буде вибрано для алгоритму kNN, де відповідний вибір k значно впливає на діагностичні характеристики алгоритму. Також Чжан навів приклад роботи алгоритму у програмному середовищі і представив результат у вигляді графіку (рис. 3.2) де показав на роботу алгоритму. Точки представляють тестові дані, а трикутники - дані навчання.

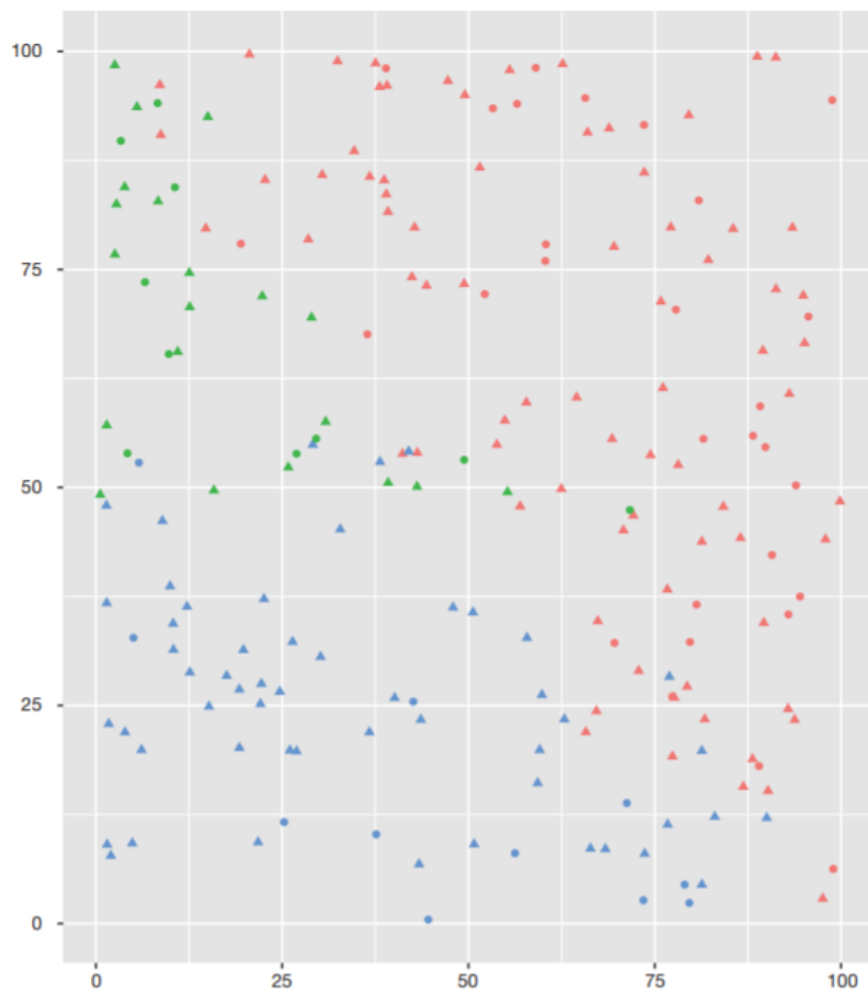


Рисунок 3.2 - візуальне уявлення змодельованого робочого прикладу. Класи 1, 2 і 3 позначаються червоним, зеленим і синім кольорами відповідно

3.2 Постановка експерименту та збір даних

3.2.1 Бібліотека даних WHARF

Для оцінки рухів людини використовувалася відкрита база даних WHARF, де зібрані дані із тривісного акселерометра при виконанні НМР.

Зібрані дані при виконанні таких рухів як:

- чистка зубів (brush_teeth);
- підйом по сходам (climb_stairs);
- спуск по сходам (comb_hair);
- розчісування волосся (descend_stairs);
- пиття води(drink_glass): взяття чашки та підйом до рівня роту, пиття та ставлення на місце;
- прийом їжі (eat_meat, eat_soup): взяття виделки, ложки та підйом до рівня роту, поглинання та опускання руки;
- підйом із ліжка(getup_bed): людина із пози лежачи приймає позу стоячи;
- лягання на ліжку(liedown_bed): людина із пози стоячи лягає на ліжку;
- наливання води(pour_water): людина бере рукою пляшку із водою, наливає після чого ставить пляшку на місце;
- сісти на стілець(sitdown_chair): людина у позі стоячи сідає на стілець;
- вставання зі стільця(standup_chair): людина яка сидить встає на приймає позу стоячи;
- використання телефону(use_telephone): особа, яка стоїть, бере трубку телефону, піднімає її до рівня обличчя, говорить повертає на місце;
- прогулянка(walk): людина робить декілька кроків.

Загалом дані можна описати наступним чином (Табл. 1)

Таблиця 3.1 - Групування типів рухів

Особиста гігієна	Чищення зубів Розчісування волосся
------------------	---------------------------------------

Мобільність	Пійом по сходам Спуск по сходам Прогулянка
Годування	Пити зі склянки Наливання води в склянку Їсти виделкою чи ложкою
Комунікація	За допомогою телефону
Функціональні	Встаючи із ліжка Лягати на ліжко Вставати зі стільця Сідати на стілець

Ці ADL можна поділити на когнітивні, механічні та мимовільними [31]:

- Когнітивний ADL (наприклад, відповідальність за власні ліки, здатність керувати фінансами) - це складна діяльність, для якої механічного виконання послідовності дій недостатньо, щоб зробити висновок про правильне виконання ADL. Автоматичний моніторинг когнітивного ADL вимагає можливостей зондування та міркування набагато більше, ніж у більшості найсучасніших систем розпізнавання ADL, і є цікавим викликом для майбутніх досліджень.

- Механічний ADL - це діяльність, яка може бути розкладена послідовністю дій, механічне виконання яких гарантує їх правильність. Наприклад, ADL для годування визначається послідовним виконанням дій з питтям та прийомом їжі, які можуть бути розкладені далі рухами нижчого рівня, такими як піднімання та відкладання склянки. Більшість найсучасніших систем моніторингу можуть ефективно виявляти ряд механічних ADL.

- Мимовільні ADL (наприклад, утримання) - це високо специфічні та сильно локалізовані основні функції організму, які можуть контролюватися лише спеціальними системами.

Набір даних складається з 979 випробувань, на всі 14 рухів, зібраних від 16 добровольців (11 чоловіків та 5 жінок, віком від 19 до 81 років і середнім значенням 57,4 - великий віковий діапазон учасників дозволяє створення більш широкий набір даних, який не націлений на певну мету). Піддослідний носив датчик як браслет на руці, що не обмежувало його життєдіяльність. Кожне випробування реєструє значення тривісного прискорення, зареєстровані під час одного виконання одного руху [31].

Акселерометр має діапазон вимірювання від -1,5 g; + 1,5 g з чутливістю 6 біт на вісь. Частота дискретизації становить 32 Гц.

Номерація файлів проходить таким чином: спочатку задається час, у форматі «PPPP-MM-ДД-ЧЧ-ММ-СС»; далі назва НМР виконаного в записаному дослідженні згідно правил іменування; далі вказується стать волонтера і його номер, де g – чоловіча стать, f – жіноча стать, а N- номер волонтера. Так файл «Accelerometer-2011-03-24-10-24-39-climb_stairs-f1.txt» вказуватиме дату 2011 року, 3 місяця, 24 дня і час 10 годин, 24 хвилини та 39 секунд; «climb_stairs» вказуватиме на підйом по сходам, «f1» – на жінку-виконавця із номером «1».

3.2.2 Проведення дослідження

Для проведення експерименту із набором даних WHARF, проводимо фільтрацію даних акселерометра. Фільтруємо за допомогою медіанного фільтру для зменшення високочастотного шуму, що впливає на прискорення сигналу.

Далі проводимо вилучення особливостей. Тобто виокремлюємо із сигналу прискорення тіла та силу тяжіння. Це здійснюється у два етапи:

- 1)фільтр низьких частот застосовується до сигналу прискорення, аби ізолювати гравітаційну складову;
- 2)Гравітаційна складова віднімається від вихідного сигналу для отримання тіла складового прискорення.

Після чого проводимо кореляцію і отримуємо 4-ьох вимірні ознаки прискорення та гравітації. А саме g_x , g_y , g_z , k та b_x , b_y , b_z , k .

Наступним кроком є моделювання GMM та GMR. GMM та GMR генерують для кожного примітивного руху імовірнісну модель асоційованої моделі прискорення. Процедура будує очікувані криві ознак для кожного руху з набору випробування (рис 3.3 – 3.4).

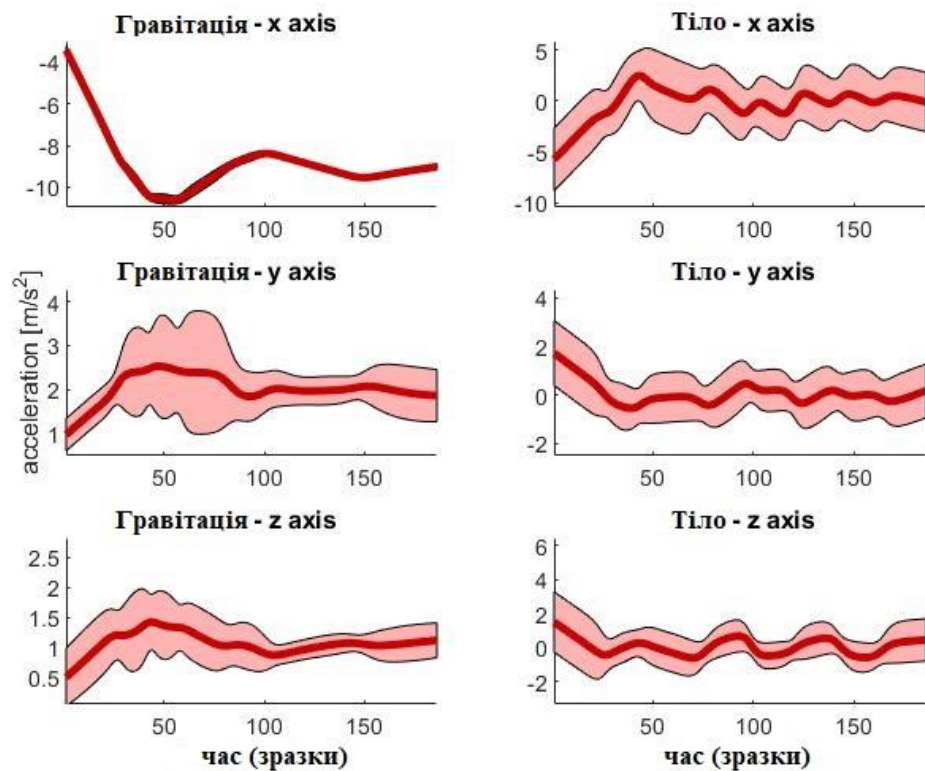


Рисунок 3.3 - 2D-проекції підйому по сходам отриманих за допомогою GMR

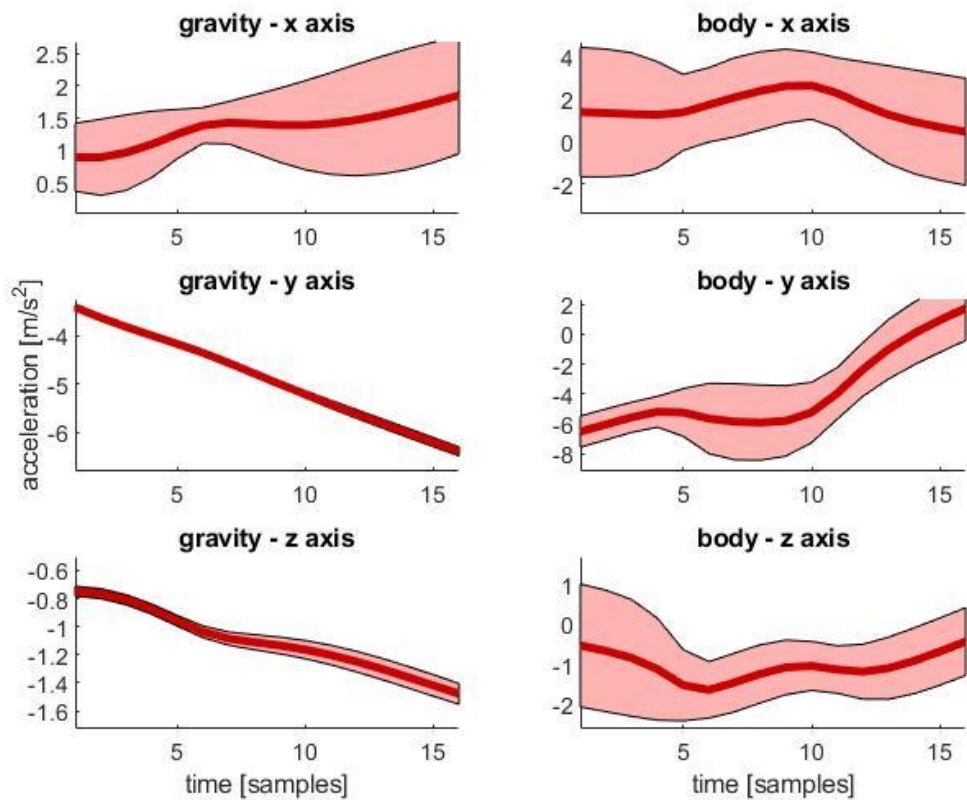


Рисунок 3.3 - 2D-проекції спуск по сходам отриманих за допомогою GMR

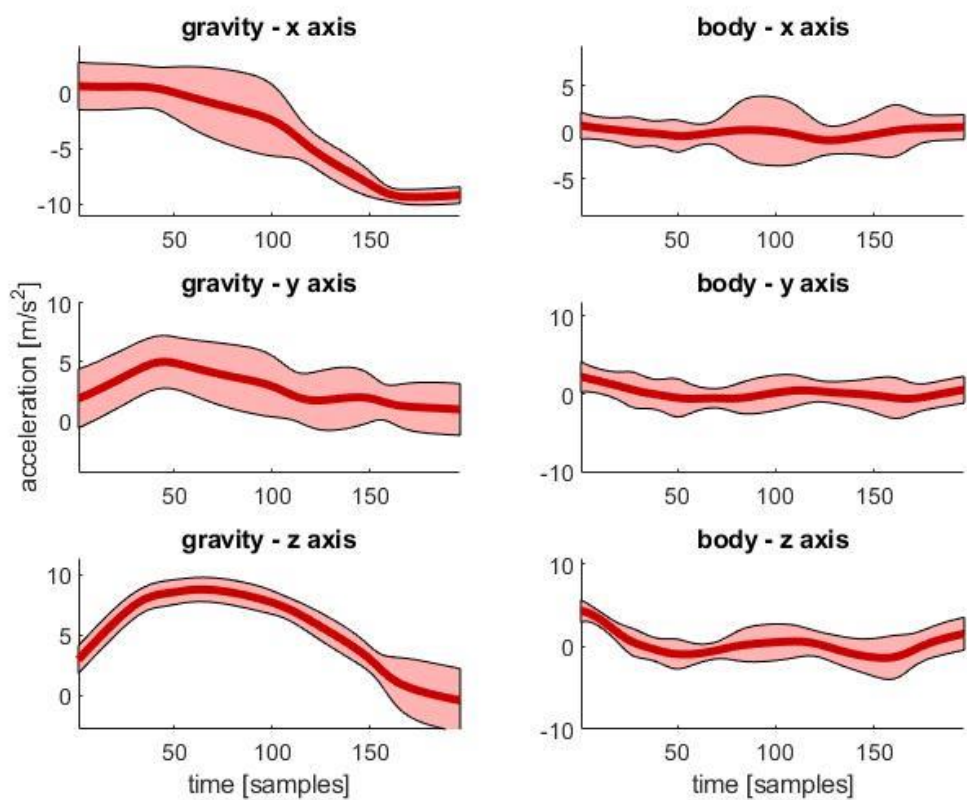


Рисунок 3.3 - 2D-проекції вставання із ліжка отриманих за допомогою GMR

На рисунку вище показані особливості моделей гравітації та тіла (прискорення) при моделюванні **підйому по сходам** (також наведені приклади **спуск по сходам** та **вставання із ліжка**). Обрана процедура моделювання дозволяє створювати моделі, що існують у домені даних часу виконання і складаються з масштабованого числа R_m точок даних: вона отримує очікуване значення прискорення та відповідну матрицю коваріації для кожного моменту часу, що не обов'язково повинно збігатися з набором часових моментів випробувань набору моделювання.

Далі отримані дані оброблюється через відстань Махаланобіса та DMR. Перше - це імовірнісна міра відстані, що використовується для обчислення подібності між множинами випадкових величин, середніх значень та відхилень, які відомі. Другий – це алгоритм, що використовується для обчислення подібності між двома числовими послідовностями, що характеризуються різною частотою дискретизації, тим самим враховуючи більш загальний випадок коливання часу та (або) швидкості. Все це можна описати формулою:

$$d_M^{\xi}(r, j) = \sqrt{(\mu_r^{\xi,a} - \xi_{j,\omega}^a)^T (\sum_r^{\xi,aa})^{-1} (\mu_r^{\xi,a} - \xi_{j,\omega}^a)} \quad (3.2)$$

де r та j елементи відповідно $\mu_r^{\xi,a}$ та $\xi_{j,\omega}^a$.

Після чого слідує класифікація. Процедура порівняння може дати класифікацію для будь-якої картини прискорення. Щоб уникнути цього недоліку, встановлено пороговий механізм для розрізнення невідомих та потенційно відомих примітивів руху. Ми припускаємо, що потік даних про час виконання W_m позначається як поява примітиву руху m , модель V_m якого має мінімальну відстань $d(V_m, W_m)$ серед тих, що нижче конкретних порогових значень. Де поріг T_m визначається як:

$$\tau_m = \frac{1}{N_{\xi}} \sum_{\xi=1}^{N_{\xi}} d^{\xi,f}(\Xi^{\xi,a,f}, \hat{\Xi}^{\xi,a}) \quad (3.3)$$

де $d^{\xi,f}$ обчислюється як відстань між прискорювачем компоненти моделі $\hat{\Xi}^{\xi,a}$, а $\Xi^{\xi,a,f}$ - найдальша крива, яка генерується із самої моделі як:

$$\Xi^{\xi, f} = \{\xi_1^f, \dots, \xi_r^f, \dots, \xi_{Rm}^f\}; \quad (3.4)$$

Після чого, в середовищі Matlab, одним із найкращих програмних засобів для вираховування та моделювання, вибудовуємо модель сигналу шаблону, по якому буде використовуватися для перевірки основного масиву даних за допомогою «Алгоритму генерації та оцінки моделей». Там же слідує порівняння моделі шаблону із потрібними даними. В нашому випадку це підйом сходами. Подається класифікатор зразків один за одним, записаними в одному випробуванні з валідацією, далі чекають завершення попередньої класифікації перед тим, як класифікатор передається в нову вибірку. В результаті отримаємо графіки нижче (рис. 3.4-3.6).

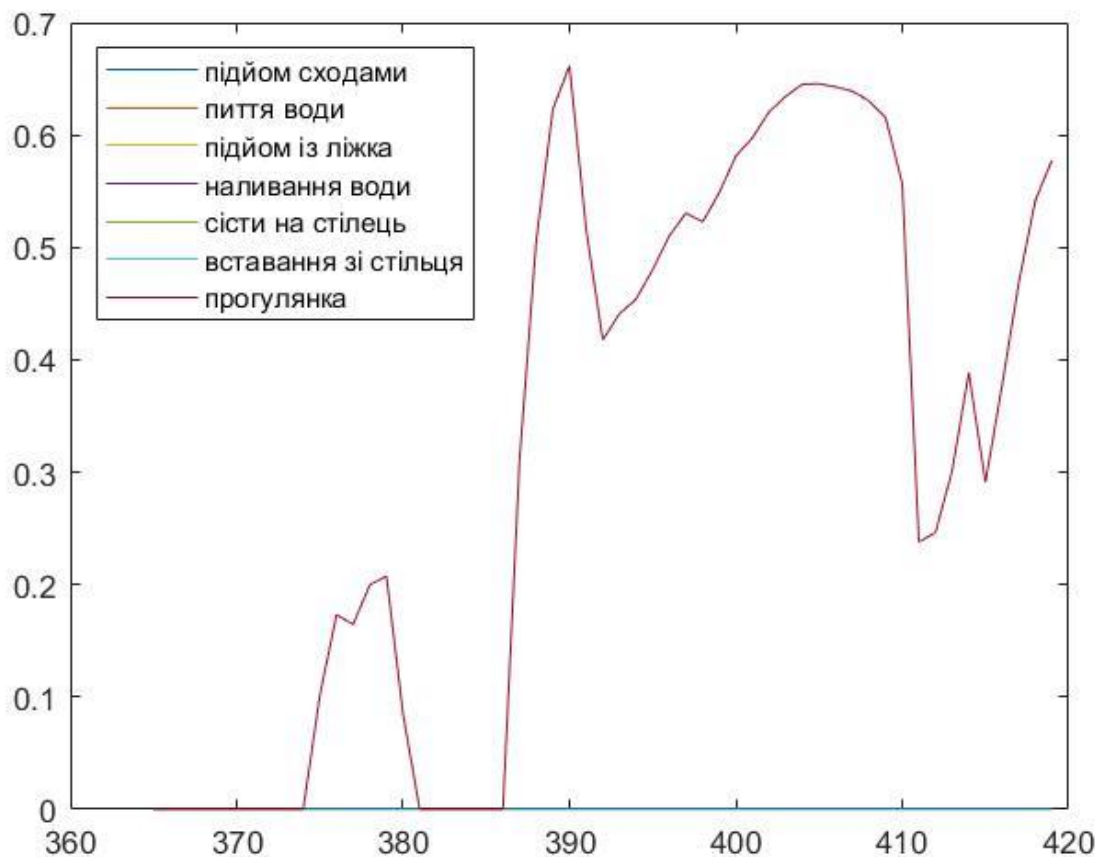


Рисунок 3.4 – порівняння шаблону підйому сходами із прогулянкою

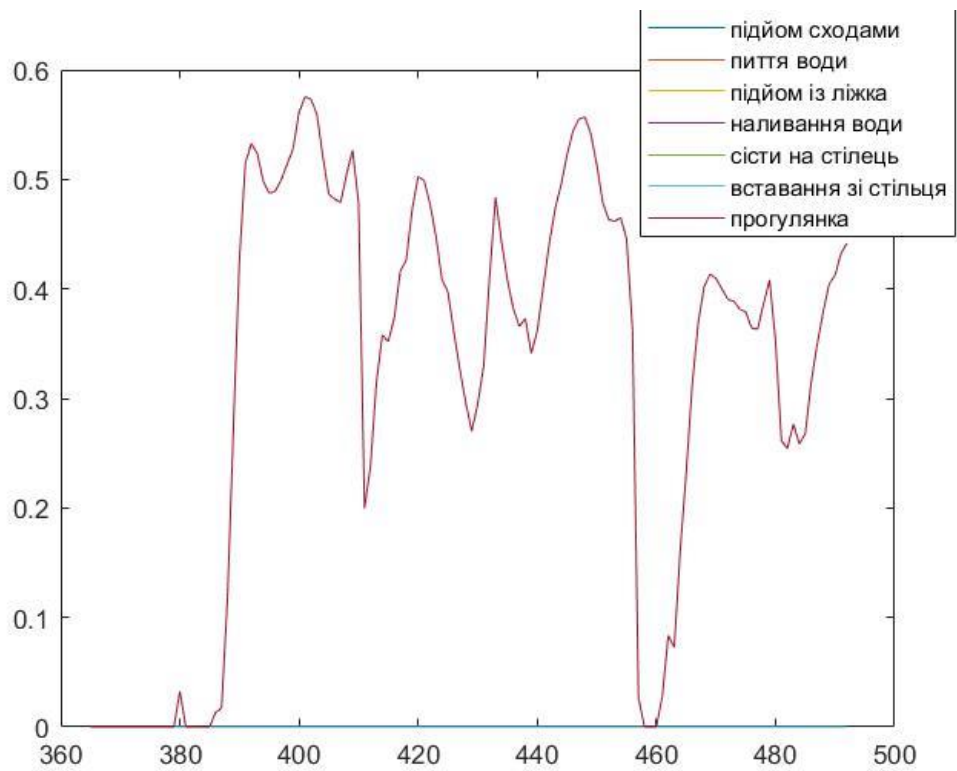


Рисунок 3.5 - порівняння шаблону підйому сходами із прогулянкою

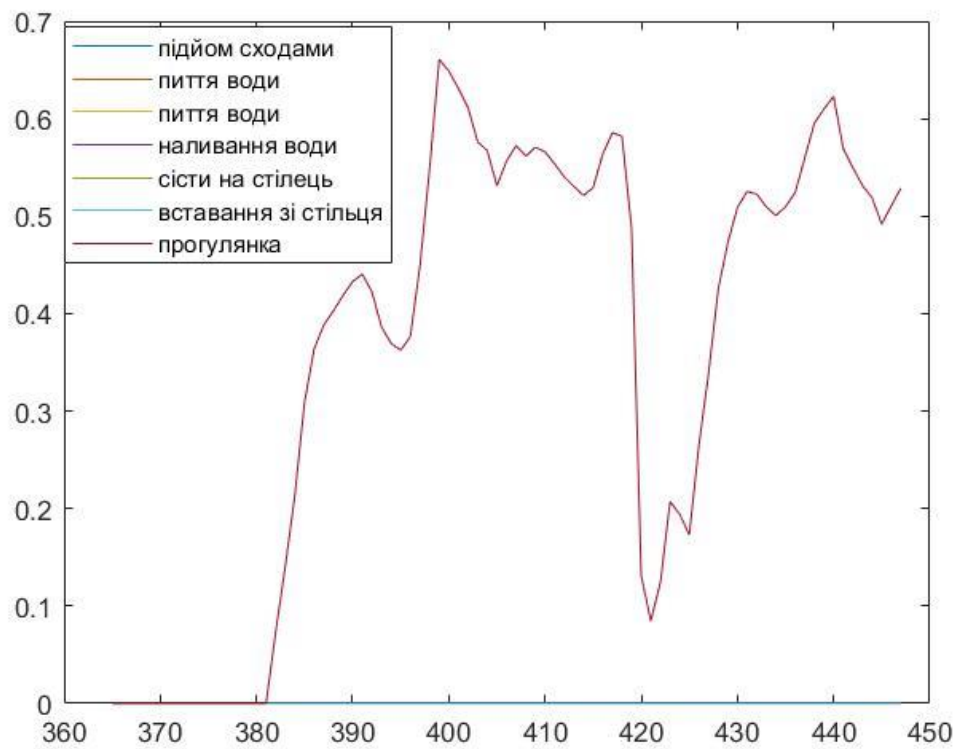


Рисунок 3.6 - порівняння шаблону підйому сходами із прогулянкою

Проаналізувавши графіки видно, що в місцях, де графіка сходяться, вважається, що рух однаковий. Коли графіки розходяться, то їх подібність зменшується. Все це описується відстанню Махаланобіса із використанням DTW, де відстань обчислюється між множинами випадкових величин середніх значень. Дослівніше покажемо на наступному рисунку 3.7 та 3.8.

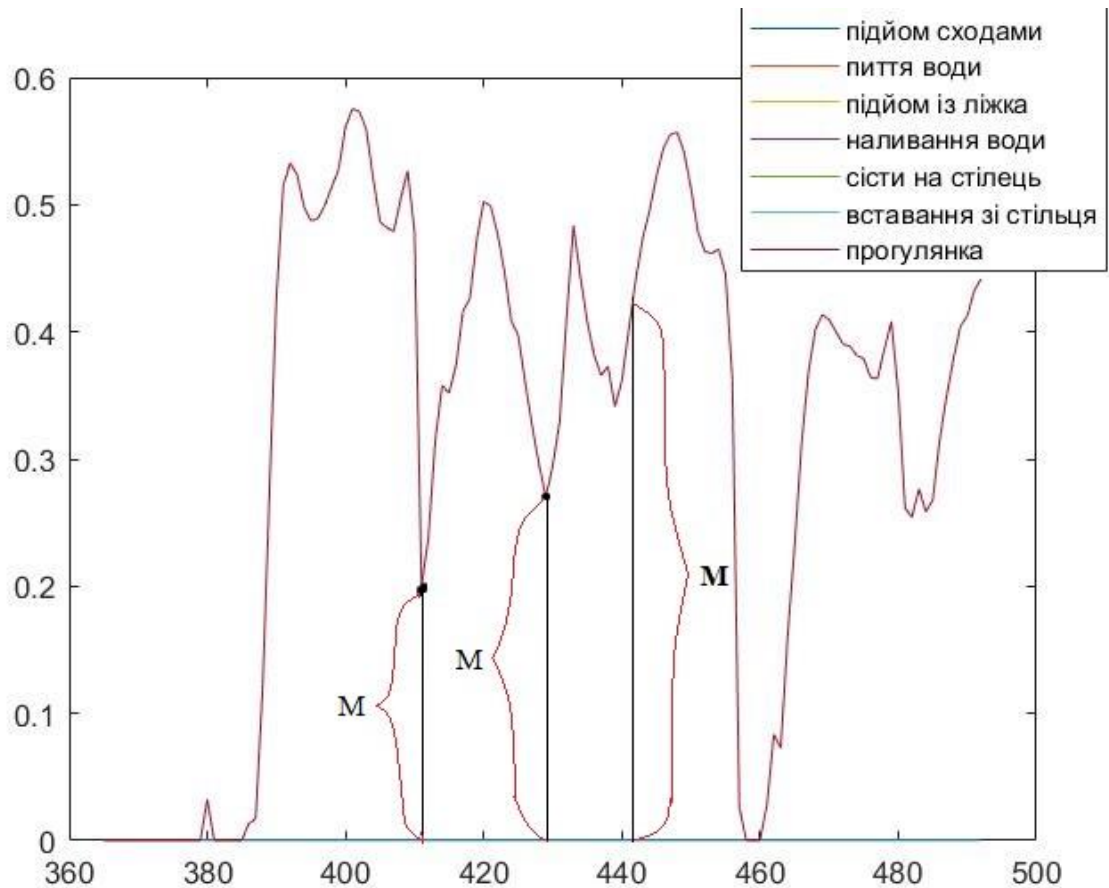


Рисунок 3.7 – графічне зображення відстані Махаланобіса

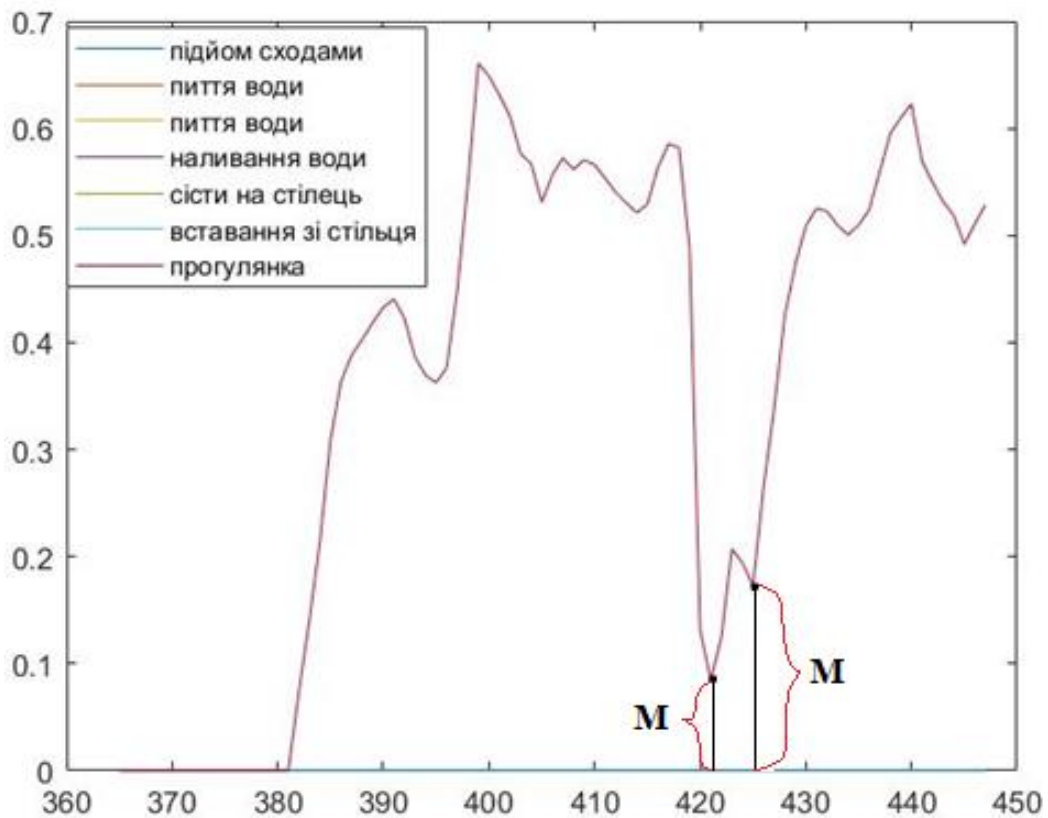


Рисунок 3.8 – графічне зображення відстані Махаланобіса

На графіку видно відстань Махаланобіса, яка позначена як **М**. Чим більша та відстань, тим більше відрізняються типі рухів. Також варто сказати, що точність відображення руху становить 93,34%, що є все рівно високою точністю і яка в результаті дасть отримати достовірні результати.

На рисунку 3.8 видно, що у моменти, коли дані із датчиків починають співпадати, крива прогулянки опускається до кривої підйому на сходах. Що у свою чергу супроводжується зменшенням відстані Махаланобіса.

Загалом дані графіків можна описати наступним чином. Піддослідний в обох випадках приймає позу стояти рівно, після чого починає рух. І при різності рухів отримуємо різні коливання руки і в результаті різні данні акселерометра, що і є причиною такої різності графіків.

Також це все порівняння можна назвати методом k-пп.

Якщо узагальнити все сказане, то схема кластеризації і оцінки виглядає наступним чином (рис. 3.9).



Рисунок 3.9 – узагальнена схема кластеризації.

Також слід зазначити точність побудови за використанням різних способів. Так окрім відстані Махаланобіса із використанням DTW можна використати лише відстань Махаланобіса. У свою чергу це вплине на загальну якість. У самій роботі використовувався перший принцип використання Махаланобіса та DTW. Нижче наведені таблиці (табл. 3.2 – 3.3) із даними при використанні різних методів.

Таблиця 3.2 - Точність впізнання з порівнянням на основі Махаланобіса із використанням DTW

Модель	
Підйом по сходах	93,34%
Пити зі склянки	83,34%
Встаючи з ліжка	66,67%
Наливання води в склянку	80%
Сідаючи на стілець	93,34%
Вставши зі стільця	83,34%
Прогулянка	70%

Таблиця 3.3 - Точність впізнання з порівнянням на основі Махаланобіса

Модель	
Підйом по сходах	85,78%
Пити зі склянки	86,59%
Їсти виделкою та ножем	96,67%
Встаючи з ліжка	61,64
Наливання води в склянку	71,55%
Сідаючи на стілець	100
Вставши зі стільця	93,96%
Прогулянка	79,91%

Видно, що загальна якість коливається від метода до метода. І так як для прикладу бралися дані **підйому по сходах**, то вирішено взяти було перший метод. Але в інших випадках в деяких моделях переважає другий метод.

Формула чистого методу Махаланобіса виглядає наступним чином:

$$d(\hat{\Xi}^m, \Xi_\omega) = \frac{1}{N_\xi} \sum_{\xi=1}^{N_\xi} d_M^\xi(\hat{\Xi}^{\xi,a}, \hat{\Xi}_\omega^{\xi,a}) \quad (3.5)$$

$$\text{де } \Xi_{\omega} = \{\xi_{1,\omega}, \dots, \xi_{j,\omega}, \dots, \xi_{N_{\omega},\omega}\}$$

За допомогою TP ми позначаємо справжню позитивну частоту (т. е. Кількість появ активності, які були правильно позначені), а TN ми позначаємо справжню негативну частоту (тобто кількість появ різних видів діяльності, що не були помилково позначені як виникненні розглянуті діяльності).

Висновки

В ході даного експерименту алгоритм кластеризації та обробки даних показав гарні результати. Отримані графіка загалом із використаними алгоритмами свідчать про дієвість даного методу. Отримані відсоткові результати точності дослідження теж підтверджують його придатність до використання. Даний метод має дві типу кінцевого обробітку:

- 1) відстань Махаланобіса із використанням DTW;
- 2) лише відстань Махаланобіса.

Обидва способи показують гарні результати, але в залежності від типу руху та величини об'єму даних один метод перевершує другий.

РОЗДІЛ 4

РОЗРОБЛЕННЯ СТАРТАП-ПРОЕКТУ «АЛГОРИТМ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ЛЮДСЬКОЇ ДІЯЛЬНОСТІ»

4.1. Опис ідеї проекту

В даному розділі приведений аналіз стартапу «Алгоритм для розпізнавання людської діяльності».

Розпізнавання людських рухів є невід’ємною складовою життя. Хоч сам процес є доволі важким. Система повинна розрізняти кожен рух, не плутаючи один із одним. Так однією із основних задач є побудова методики, яка дозволить розрізняти рухи із високою точністю.

Так для кращого розуміння структури проекту, побудуєм бізнес модель стартапу (схема 4.1).



Схема 4.1. Бізнес модель стартапу

Далі у таблиці 4.1 зобразимо зміст ідеї та можливі базові потенційні ринки, в межах яких потрібно шукати групи потенційних клієнтів.

Таблиця 4.1. Опис ідеї стартап проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Пропонується методика для розпізнавання рухів людини за допомогою використання різних класифікаторів, таких як k-найближчих сусідів чи ймовірністий класифікатор у поєднанні із машинним навчанням та фільтрацією фільтром Калмана.	1. Смартфони	Краще розуміння положення пристрою у просторі. Краще зчитування рухів власника під час використання у програмах, де потрібні дані положення у просторі.
	2. Ігрові гаджети	Використання у моделях гвинтокрилів, квадрокоптерів, літаків. Використання у ігрових маніпуляторах.
	3. Стабілізатори	Для стабілізації кінокамер та стабілізаційних платформ.

Пропонується програма, яка має широке застосування та вигоду для користувачів. Основною відмінністю є те, що вона вже вбудована у софт і не потребує зайвих «кроків» від власника гаджету, де вона встановлена.

Проводимо аналіз потенційних техніко-економічних переваг ідеї порівняно із пропозиціями конкурентів [32]:

— визначаємо перелік техніко-економічних властивостей та характеристик ідеї;

– визначаємо попереднє коло конкурентів (проектів-конкурентів) або товарів-замінників чи товарів-аналогів, що вже існують на ринку, та проводимо збір інформації щодо значень техніко-економічних показників для ідеї власного проекту та проектів-конкурентів відповідно до визначеного вище переліку;

– проводимо порівняльний аналіз показників: для власної ідеї визначено показники, що мають а) гірші значення (W, слабкі); б) аналогічні (N, нейтральні) значення; в) кращі значення (S, сильні) (табл. 4.2).

Таблиця 4.2. Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту

№	Техніко-економічні характеристики ідеї	(потенційні) товари / концепції конкурентів			W	N	S
		Мій проект	DCWRNN	BASE			
1	Сфери застосування	Декілька	Декілька	Декілька	-	+	-
2	Кількість методів очищення	3	1	2	-	-	+
3	Кількість рівнів очищення	5	декілька	декілька	-	+	-
4	Ергономічність	Зручний у користуванні	Зручний у користуванні	Зручний у користуванні	-	+	-

5	Кількість місця, яке займає програма	200 мб	270 мб	410 мб	+	-	-
6	Ціна	20000	25000	27000	+	-	-

Виходячи із перелічених слабких і сильних сторін, що наведені у таблиці вище, видно, що даний проект конкурентно спроможний та має переваги перед аналогами.

4.2. Технологічний аудит ідеї проекту

В межах даного підрозділу проводимо аудит технології за допомогою якої можна реалізувати ідею створення проекту.

Визначення технологічної здійсненності ідеї проекту передбачає аналіз складових які вказані в таблиці 4.3 [32].

Таблиця 4.3. Технологічна здійсненність ідеї проекту

№ п/п	Ідея проекту	Технології її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1	Дослідження вимог до засобів обробки даних MEMS датчика	Лабораторна установка	Лабораторна установка розроблена	Доступно
2	Аналіз методів та засобів обробки даних MEMS датчика	Лабораторна установка	Лабораторна установка розроблена	Доступно
3	Перевірка ефективності результатів дослідів	Методи статистики	Розроблена	Відносно доступно

4	Написання програми, на основі проведених досліджень	Програмування	Розроблена	Доступно
---	---	---------------	------------	----------

Дана таблиця показує, що можливість технологічної реалізації даного проекту висока. Оскільки, технології, що використовуються при розробці продукту доступні та включають поєднання існуючих методів та алгоритмів.

4.3. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Далі визначимо ринкові можливості, які можна використати під час ринкового впровадження проекту, та ринкові загрози, які можуть перешкодити його реалізації.

Спочатку проведемо аналіз попиту: наявність попиту, обсяг, динаміка розвитку ринку (таблиця 4.4) [32].

Таблиця 4.4. Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

№ п/п	Показники стану ринку (найменування)	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	5
2	Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	200000
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	Зростає
4	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	Практичне застосування
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Відсутні
6	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	50%

Із результатів таблиці можна зробити висновки, що вихід на ринок є рентабельним. Через малу кількість гравців буде легкий вхід на ринок. А

високий процент рентабельності дає змогу швидко відбити затрачені кошти на розробку програми.

Далі визначаємо потенційні групи клієнтів, їх характеристики, та формуємо орієнтовний перелік вимог до товару для кожної групи (табл. 4.5).

Таблиця 4.5. Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1	Розробка програми для обробки даних МЕМС датчиків	Приватні фірми, підприємства, фізичні особи.	Особливості викликані зі специфікою проведення дослідів	Висока точність та надійність

Після визначення потенційних груп клієнтів проводимо аналіз ринкового середовища: складаємо таблиці факторів що сприяють ринковому впровадженню проекту, та факторів, що йому перешкоджають (табл. № 4.6-4.7) Фактори в таблиці подано в порядку зменшення значущості [32].

Таблиця 4.6. Фактори загроз

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1	Нові фірми конкуренти	Збільшення конкурентоздатної продукції на ринку	Вдосконалення товару. маркетингова діяльність
2	Нові технології	Застарілість товару	Додавання нових функцій, що призведуть до модернізації

Основними факторами, що перешкоджають ринковому впровадженні проекту є: нові технології та конкуренція. Але поряд із колом загроз існують і певні можливості (таблиця 4.7).

Таблиця 4.7. Фактори можливостей

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1	Високий попит на продукцію	Доцільно збільшити товарообіг	Впровадження модифікацій товару
2	Потреба в доступній методиці	Актуальна розробка з низькою собівартістю	Залучення іноземних інвестицій
3	Зростання рівня доходів населення	Збільшення кількості продаж, підвищення ціни	Підвищення ціни
4	Впровадження нових технологій	Покращення та додавання основних параметрів продукту	Підвищення попиту та ціни

Після проведеного аналізу факторів можливостей та загроз можна сказати, що ринок програм для очищення сигналів від шуму є перспективним та цікавим для входу нових компаній.

Надалі проводимо аналіз пропозиції: визначаємо загальні риси конкуренції на ринку (табл. 4.8) [32].

Таблиця 4.8. Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)
--------------------------------------	---	--

1. Чиста конкуренція	Окремі покупці і продавці не можуть впливати на ціну	Концентрація діяльності підприємства на якість товару.
2. Національна конкуренція	Між компаніями всередині країни.	Варіація представлених методів очищення
3. Внутрішньогалузева конкуренція	Конкурентна боротьба між підприємствами в межах однієї галузі.	Формування адекватної ринкової вартості товару.
4. Товарно-видова конкуренція	Конкуренція між товарами одного виду.	Створення модифікацій з покращеним функціоналом
5. Нецінова конкуренція	Вдосконалення якості продукції та умов її продажу.	Додання нових функцій, покращення вже існуючих, підвищення рівня довіри клієнтів.
6. Марочна конкуренція	Конкурентні компанії пропонують подібний продукт.	Зниження цін на товар; концентрація діяльності на якісній зміні продукту. Створення власної торгової марки

За результатами аналізу таблиці 4.8 можна зробити висновок, що запропонована конструкція демонструє високу конкурентоспроможність. Найбільш небезпечними є товарно-видова, адже товари-аналоги виготовляють з урахуванням довгого перебування на ринку.

Далі проводимо аналіз конкуренції більш детально за умов конкуренції в галузі.

Таблиця 4.9. Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товари-замінники
	DCWRNN	BASE	Змінні витрати постачальників.	Samsung , Nokia	Аналогічні програми
Висновки :	Конкуренція невелика	Є можливість виходу на ринок. Строк виходу на ринок орієнтовно 5 місяців	Постачальники не диктують умови роботи ринку	Клієнти не диктують умови роботи ринку	Обмежень для роботи на ринку через товари-замінники немає

З огляду на конкурентну ситуацію (враховуючи низьку інтенсивність конкуренції) можна зробити висновок щодо можливості роботи на ринку.

Після всіх аналізів визначається та обґрунтовується перелік факторів конкурентоспроможності.

На основі аналізу конкуренції, проведеного в табл. 4.9, а також із урахуванням характеристик ідеї проекту (табл. 4.2), вимог споживачів до товару (табл. 4.5) та факторів маркетингового середовища (табл. № 4.6-4.7) визначаємо та обґрунтовуємо перелік факторів конкурентоспроможності [32]. Аналіз оформлений за табл. 4.10.

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування (наведення чинників, що роблять фактор для порівняння конкурентних проектів значущим)
1	Ціна	Ціна товару є однією із причин переваги

2	Доступність	Можливо використовувати дану програму на багатьох приладах
3	Легка підтримка	Зручна та проста у використанні, легко оновлювати програму
4	Висока точність	Висока точність продукту яка дозволяє клієнту бути впевненим в своїх результатах досліджень

Згідно вище вказаної таблиці, можна дійти висновку, що дана програма має ряд важливих факторів, які гарантуватимуть її конкурентоспроможність.

За визначеними факторами конкурентоспроможності (табл. 10) проведемо аналіз сильних та слабких сторін стартап-проекту (табл. 11) [32].

Таблиця 4.11. Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20	Рейтинг товарів- конкурентів у по- рівнянні з DCWRNN						
			- 3	- 2	- 1	0	+1	+2	+3
1	Ціна	16				+			
2	Доступність	15				+			
3	Виска точність	18						+	
4	Простота реалізації	17				+			

Фінальним етапом ринкового аналізу можливостей впровадження проекту є складання SWOT-аналізу (табл. 4.12) на основі виділених ринкових загроз та можливостей.

SWOT- аналіз демонструє нам всі можливості та ризики при виході на ринок нової компанії по розробці програми для очищення сигналів від шуму. Також ми розглянули всі слабкі та сильні сторони можливої продукції. Сильними сторонами є висока точність, швидка обробка даних та програма легка у використанні. Слабкі сторони – підтримка малої кількості вейвлет-перетворень та невідомість компанії на ринку. Можливостями є високий попит на дану програму, зниження собівартості, впровадження нових методів та

покращення вже існуючих, інвестування іноземних компаній. Загрози – збільшення конкуренції на ринку, розвиток новітніх технологій, висока конкуренція та зниження доходів потенційних споживачів, що може призвести до закриття компанії [32].

Таблиця 4.12. SWOT- аналіз стартап-проекту

Сильні сторони: висока точність, швидка обробка даних, простота у використанні	Слабкі сторони: підтримка малої кількості вейвлет-перетворень, початківець на ринку
Можливості: надовго закріпитись на ринку товарів; конкурентоспроможність; інвестування іноземних компаній; збільшення обсягів продажів.	Загрози: збільшення конкуренції на ринку; розвиток новітніх технологій; зниження доходів потенційних споживачів

На основі SWOT-аналізу розробляємо альтернативи ринкової поведінки (перелік заходів) для виведення стартап-проекту на ринок та орієнтовний оптимальний час їх ринкової реалізації з огляду на потенційні проекти конкурентів, що можуть бути виведені на ринок (див. табл. 4.9, аналіз потенційних конкурентів).

Визначені альтернативи аналізуються з точки зору строків та ймовірності отримання ресурсів (табл. 4.13).

Таблиця 4.13. Альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту

№ п / п	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	Залучення споживачів —	Ймовірність висока	1,5 рік

	рекламувати товар і зацікавлювати кінцевих споживачів з метою збільшення попиту на товар		
2	Стратегія компенсації слабких сторін стартапу наявними ринковими можливостями	Ймовірність висока, тому що продукт стане більш конкурентоспроможним	10 місяців
3	Встановлення низької початкової ціни на товар з метою заохочення більшої кількості покупців та завоювання більшої частки ринку.	Ймовірність висока, тому що продукт має багато переваг	7 місяців

Базуючись на таблиці 4.13 можна зробити висновок: найбільш перспективна – це встановлення низької ціни на товар з метою заохочення більшої кількості покупців.

4.4. Розроблення ринкової стратегії проекту

Розроблення ринкової стратегії першим кроком передбачає визначення стратегії охоплення ринку: опис цільових груп потенційних споживачів.

Таблиця 4.14. Вибір цільових груп потенційних споживачів

№ п/п	Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
1	Мобільні гаджети	Так	70%	Висока	Наявні обмеження
2	Ігрові маніпулятори	Так	55%	Середня	Наявні обмеження
3	Стабілізатори	Так	55%	Середня	Наявні обмеження

За результатами аналізу попит є ймовірним від мобільних гаджетів, ігрових маніпуляторів та стабілізаторів. Для усіх потенційних клієнтів основними критеріями є точність показань, якість та ціна програми.

Для роботи в обраному сегменті ринку необхідно сформуванати базову стратегію розвитку [32].

Таблиця 4.15. Визначення базової стратегії розвитку

№ п/п	Обрана альтернатива розвитку проекту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку
1	Програма для обробки даних із MEMS датчиків	Через конференції, публічні презентації, інтернет	Ціна, висока точність, швидка обробка даних, точність обробки даних	Лідерства по витратах

Наступним кроком є вибір стратегії конкурентної поведінки (табл. 4.16).

Таблиця 4.16. Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

№ п/п	Чи є проект «першопрохідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки
1.	Ні	Так	Ні	Стратегія лідера

На основі вимог споживачів з обраного сегменту до постачальника і продукту, а також в залежності від стратегії розвитку (табл. 4.15) та стратегії конкурентної поведінки (табл. 4.16) розробляємо стратегію позиціонування (табл. 4.17) яка визначається у формування ринкової позиції, за яким споживачі мають ідентифікувати проект [32].

Таблиця 4.17. Визначення стратегії позиціонування

№ п/п	Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап-проекту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проекту (три ключових)
1	Висока точність та якість	Покращення точності	Програма проводить очищення сильним фільтром фільтрації та має високу швидкість обробки	За показниками точності; За сферою застосування;

				За різновидом товару.
--	--	--	--	-----------------------

Із таблиці видна стратегія, якої будемо дотримуватися.

4.5. Розроблення маркетингової програми стартап-проекту

Під час розроблення маркетингової програми першим кроком є розробка маркетингової концепції товару, який отримає споживач. У таблиці 4.18 підсумовуємо результати аналізу конкурентоспроможності товару [32].

Таблиця 4.18. Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
1	Програма для обробки даних із MEMC датчиків	Дешевизна, точність, якість	Надійність програми в роботі, точність програми, очищення сигналу високоточним фільтром Калмана

Надалі розробляється трирівнева маркетингова модель товару: уточнюється ідея продукту, його фізичні складові, особливості процесу його надання (табл. 4.19) [32].

Таблиця 4.19. Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові
I. Товар за задумом	Програма для обробки даних із MEMC датчиків

II. Товар у реальному виконанні	Властивості/характеристики	М/Н м	Вр/Тх /Тл/Е/О р
	Вартість знижки	М	Е
	Простота набуття навичок	М	Е
	Інформаційна виразність	М	Е
	Легкість управління	М	Е
	Якість: розробляється відповідно до дійсних стандартів, а також проводиться перевірка на якість		
	Марка: НТУУ «КПІ ім. І. Сікорського»		
III. Товар із підкріпленням	До продажу можливість аналізу та усунення несправностей		
	Після продажу апгрейди програми для усунення можливих неполадок		
За рахунок чого потенційний товар буде захищено від копіювання: ліцензія			

Наступним кроком є визначення цінових меж, якими необхідно керуватися при встановленні ціни на потенційний товар, це передбачає аналіз цін товарів конкурентів, та доходів споживачів продукту (табл. 4.20) [32].

Таблиця 4.20. Визначення меж встановлення ціни

№ п/п	Рівень ціни на товари-замінники	Рівень цін на товари-аналоги	Рівень доходів цільової групи і споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар/послугу
1	23000	25000	20000-30000	15000
2	25000	27000		27000

Наступним кроком є визначення оптимальної системи збуту (табл. 4.21)

Таблиця 4.21. Формування системи збуту

№ п/п	Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
1	Орієнтація на регулярні оновлення	Встановлення контактів із споживачами та їх підтримка; формування попиту і стимулювання збуту; збір інформації для маркетингу	Продаж у сфері гаджетів, ігрових аксесуарів та стабілізаторів	Через внутрішній ринок

Останньою складовою маркетингової програми є розроблення концепції маркетингових комунікацій, що спирається на попередньо обрану основу для позиціонування, визначену специфіку поведінки клієнтів (табл. 4.22) [32].

Таблиця 4.22. Концепція маркетингових комунікацій

№	Специфіка поведінки	Канали комунікацій	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
п/п	цільових клієнтів	, якими користуються цільові клієнти			
1	Клієнти пов'язані з гаджетами, ігровими аксесуарами та стабілізаторами	Конференції, сайт	Доступність; Якість; Точність	Заохотити покупців купувати даний продукт демонструючи переваги даного товару	Конференції, сайт

Результатом пункту 5 є ринкова (маркетингова) програма, що включає в себе концепції товару, збуту, просування та попередній аналіз можливостей ціноутворення, спирається на цінності та потреби потенційних клієнтів, конкурентні переваги ідеї, стан та динаміку ринкового середовища, в межах якого буде впроваджено проект, та відповідну обрану альтернативу ринкової поведінки.

4.6. Організація реалізації стартап-проекту

Представимо команду стартап-проекту та її розвиток (табл. 4.23).

Таблиця 4.23. Команда стартап-проекту

Розвиток команди	Учасники	Завдання учасників	Освіта	Досвід роботи	Спеціалізовані знання	Витрати, тис. грн
------------------	----------	--------------------	--------	---------------	-----------------------	-------------------

10	Усунення недоліків													4000
11	Підготовка версії релізу													6000
12	Запуск реклами													12000
Всього:														68000

В вище вказаній таблиці представлено календарний графік реалізації стартап-проекту, що передбачає всі можливі витрати на проект від початку його розробки до моменту запуску реклами.

Далі розглядається потреба в промислово-виробничому персоналі, а саме чисельність та витрати на персонал (табл. 4.25).

Таблиця 4.25. Потреба в промислово-виробничому персоналі

№	Посада/виконувані завдання	Чисельність	Витрати на персонал, тис. грн
1	Керівник	1	20000
2	Фінансист	1	10000
3	Програміст	2	17000
4	Маркетолог	1	11000
5	Комунікатор	1	11000
Разом:		6	86000

Далі необхідно визначити початкові витрати необхідні для стартапу (4.26).

Таблиця 4.26. План витрат на запуск виробництва продукції

№	Найменування	Характеристика	Вартість, тис. грн.
---	--------------	----------------	---------------------

1	Приміщення	Витрати на оренду приміщення	30000
2	Обладнання (ПК)	Витрати на придбання обладнання	80000
3	Оплата праці промислово-виробничого персоналу	Витрати на заробітну плату та соціальні відрахування	86000
Разом:			196000

В даній таблиці було визначено початковий план витрат, що необхідний для запуску виробництва.

Також визначимо загальні обсяги інвестицій (табл. 4.27)

Таблиця 4.27. Обсяг інвестицій

№	Вид інвестицій	Сума, грн
1	Першо-початкові інвестиції	196000
2	Інвестиції на стадії виробництва	86000
3	Інвестиції на просування стартапу	100000
Разом:		372000

Визначено суму загального обсягу виробництва на всі етапи розробки продукту, тобто початкові інвестиції, інвестиції на стадії виробництва та на просування стартапу.

4.7. Висновки до розділу 4

Після проведеного аналізу, можна зробити висновок про високу можливість ринкової комерціалізації даного проекту у зв'язку з наявністю високого попиту споживачів на продукцію вітчизняного виробника (оскільки вона має меншу ціну ніж іноземні аналоги) та позитивною динамікою ринку. З огляду на конкурентну ситуацію (враховуючи низьку інтенсивність конкуренції) можна зробити висновок щодо можливості роботи на ринку.

Запропонована точність та швидкість, гарантуватимуть конкурентоспроможність даного проекту.

За результатами аналізу потенційних груп споживачів попит є ймовірним від сфер розваг та сфер, де потрібне точне положення у просторі. Для усіх потенційних клієнтів основними критеріями є точність показань, якість та ціна програми.

Враховуючи високий попит споживачів, позитивну динаміку ринку, низьку інтенсивність конкуренції та якісні відмінності даної програми від розробок конкурентів, вважаю доцільним подальше впровадження проекту.

ВИСНОВОК

В роботі був проведено дослідження по класифікації інерціальних даних. Корисністю даної роботи є перевірка існуючих методів класифікації та фільтрації даних.

В першому розділі був проведений аналіз та огляд методів фільтрації та класифікації даних із гіроскопів та акселерометрів. Розглянуті існуючі методи машинного навчання для обробки даних, розглянуті методи фільтрації та класифікації. Також розглянуті можливі комбінаційні способи зчитування даних, на кшталт оптично-інерційних та магнітно-інерційних.

В другому розділі глибоко досліджуються дві самі корисні роботи по аналізу та класифікації даних. Наведений детальний опис алгоритмів та розробленого методу класифікації даних. Описані деталі методів та їхні переваги. До деталей описаний принцип роботи обох методів.

В третьому розділі приведено дослідження із класифікації даних. Спочатку обговорені тип класифікації та тип бази даних, які використовувалися. Описаний метод класифікації. Отримані графіка загалом із використаними алгоритмами свідчать про дієвість даного методу. Отримані відсоткові результати точності дослідження теж підтверджують його придатність до використання. Даний метод має два типи кінцевого обробітку. Обидва методи показують гарні результати, але в залежності від типу руху та величини об'єму даних один метод перевершує другий.

В четвертому розділі описуємо розробку стартап проекту, де описана його ідея, технічний аудит, аналіз ринкової стратегії, маркетингова програма та проведена реалізація стартапу проекту. Наведені дані по можливим конкурентам та приблизної ціни реалізації.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] Silviu B., Csaba A. Petronela Medical Recovery System Based on Inertial Sensors / Silviu B., - Brasov – 2019;
- [2] XU YING. ENSEMBLE LEARNING – USA – 2014;
- [3] Hovland, C. I. Computer simulation of thinking. American Psychologist – 1960;
- [4] Hunt E. B., Janet M., Philip J. Stone. Experiments in Induction / Hunt E. B. - New York - 1966;
- [5] D. Berry, Statistics. A Bayesian Perspective. - Duxbury Press, - 1996;
- [6] Хельвас А. В., Беляйкина, Н. Г., Гиля-Зетинов, А. А., Черникова, Д. Д., Шабунин, В. М., Япрынцев, Е. О. Распознавание жестов с помощью нейронной сети и применение этого подхода для создания игровых гаджетов нового поколения / Хельвас А. В. – Москва – 2017;
- [7] Система управления человеческой походкой методами машинного обучения, подходящая для работизированных протезов в случае двойной трансфеморальной ампутации. – 2019;
- [8] T. Schlomer, B. Poppinga, N. Henze, and S. Boll. Gesture recognition with a wii controller. In Proceedings of the 2nd international conference on Tangible and embedded interaction / T. Schlomer - New York - 2008 - Ст. 11–14
- [9] J. Mantyjarvi, J. Kela, P. Korpipaa, and S. Kallio. Enabling fast and effortless customisation in accelerometer based gesture interaction / J. Mantyjarvi - New York – 2004 – ст. 25–31;
- [10] C. Amma, D. Gehrig, and T. Schultz. Airwriting recognition using wearable motion sensors / C. Amma - 2010;
- [11] Jiayang Liu, Lin Zhong, Jehan Wickramasuriya, and Venu Vasudevan, uWave: Accelerometer-based personalized gesture recognition and its applications / Jiayang Liu - 2009 – ст. 657-675;
- [12] Allseits. E., Lucarevic. J., Gailey. R., Agrawal. V., Gaunard. I., Bennett, C. The development and concurrent validity of a real-time algorithm for temporal gait analysis using inertial measurement units / Allseits. E. - 2017;

[13] Barth. J., Oberndorfer. C., Pasluosta. C., Schüle. S., Gassner. H., Reinfelder. S., Kugler. P., Schuldhaus. D., Winkler. J., Klucken. J., Eskofier. B. Stride segmentation during free walk movements using multi-dimensional subsequence dynamic time warping on inertial sensor data. -2015 - CT. 6419–6440 ;

[14] Brice Bouvier, Sonia Duprey, Laurent Claudon, Raphaël Dumas, and Adriana Savescu. Upper Limb Kinematics Using Inertial and Magnetic Sensors: Comparison of Sensor-to-Segment Calibrations. 2015

[15] Bin Fang, Fuchun Sun, Huaping Liu, and Di Guo. Development of a Wearable Device for Motion Capturing Based on Magnetic and Inertial Measurement Units Tsinghua National Laboratory for Information Science and Technology, Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University. 2017

[16] Guangtian Shi, Yongsheng Wang, Shuai Li. Development of Human Motion Capture System Based on Inertial Sensors 2125 Sensors & Transducers, Vol. 173, Issue 6, June 2014, pp. 90-97

[17] Eric Dorveaux, David Vissière, Alain-Pierre Martin, Nicolas Petit. Iterative calibration method for inertial and magnetic sensors. Conference on Decision and Control and 28th Chinese Control Conference Shanghai, P.R. China, December 16-18, 2009

[18] Adam Riecick, Martin Madaras, Michal Piovarci and Roman Durikovi. Optical-Inertial Synchronization of MoCap Suit with Single Camera Setup for Reliable Position Tracking - 2018

[19] Skogstad, Kristian Nymoen and Mats Hovin. COMPARING INERTIAL AND OPTICAL MOCAP TECHNOLOGIES FOR SYNTHESIS CONTROL - 2011

[20] Donald J. Berndt, James Clifford. "Using Dynamic Time Warping to Find Patterns in Time Series.", Information Systems Department Stern School of Business New York University, New York, April 26, 1994.

[21] Pavel Senin. "Dynamic Time Warping Algorithm Review",

- [22] Пестов Евгений Александрович. Распознавание жестов и обмен данными между мобильными устройствами. – Москва – 2013.
- [23] Feng Hong, Shujuan You, Meiyu Wei, Yongtuo Zhang and Zhongwen Guo MGRA: Motion Gesture Recognition via Accelerometer – 2016.
- [24] Diederik P. Kingma, Jimmy Lei Ba. ADAM: A METHOD FOR STOCHASTIC OPTIMIZATION. Published as a conference paper at ICLR 2015
- [25] Okada, M., Tatani, K., & Nakamura, Y. Polynomial design of the nonlinear dynamics for the brain-like information processing of whole body motion - 2002;
- [26] K.Hirai. Inverse stability problem and its applications, Int. J. Control, Vol.13, No.6, pp.1073-1081, 1971.
- [27] K.Hirai and H.Chinen. A synthesis of the nonlinear discrete-time system having a periodic solution - 1982.
- [28] D.Green : Synthesis of systems with periodic solution satisfying, Trans. on Circuits and systems, Vol.CAS-31, No.4, pp.317-326, 1984;
- [29] Bruno, B., Mastrogiovanni, F., Sgorbissa, A.: A Public Domain Dataset for ADL Recognition Using Wrist-placed Accelerometers / Bruno, B. – 2014;
- [30] Dominik Schuldhaus Human Activity Recognition in Daily Life and Sports Using Inertial Sensors - Erlangen -2019;
- [31] Natalia Neverova Deep Learning for Human Motion Analysis - INSA Lyon – 2016;
- [32] Розроблення стартап-проекту [Електронний ресурс] : Методичні рекомендації до виконання розділу магістерських дисертацій для студентів інженерних спеціальностей / За заг. ред. О.А. Гавриша. – Київ : НТУУ «КПІ», 2016. – 28 с;
- [33] Zhongheng Zhang. Introduction to machine learning: k-nearest neighbors – 2016.