

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ»
Факультет інформатики та обчислювальної техніки
(повна назва інституту/факультету)

Кафедра технічної кібернетики
(повна назва кафедри)

«На правах рукопису»
УДК _____

«До захисту допущено»

Завідувач кафедри

_____ (підпис)

_____ (ініціали, прізвище)

“ ” _____ 20__ р.

Магістерська дисертація

зі спеціальності 8.05020102 “Комп’ютеризовані та робототехнічні системи”
(код і назва спеціальності)

на тему: Апаратно-програмні засоби розпізнавання людської активності у медицині

Виконав (-ла): студент (-ка) 6 курсу, групи ІК-31м
(шифр групи)

Слюсаренко Вадим Олександрович _____ (підпис)
(прізвище, ім’я, по батькові)

Науковий керівник к.т.н., доц. Ліхоузова Т.А. _____ (підпис)
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

Консультант охорона праці к.т.н., доц. Праховнік Н.А. _____ (підпис)
(назва розділу) (науковий ступінь, вчене звання, прізвище, ініціали)

Рецензент _____ (підпис)
(посада, науковий ступінь, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали)

Рецензент _____ (підпис)
(посада, науковий ступінь, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали)

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

Студент _____ (підпис)

Київ – 2015 року

Пояснювальна записка до магістерської дисертації

на тему: Апаратно-програмні засоби розпізнавання людської активності у
медицині

Київ – 2015 року

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	5
ВСТУП	6
1. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОГО СЕРЕДОВИЩА	8
1.1. Мета систем розпізнавання активності	8
1.2. Підходи до розпізнавання людської діяльності.....	9
1.3. Проблеми що виникають при розробці систем розпізнавання людської активності.....	13
1.3.1. Складність діяльності.....	13
1.3.2. Вимоги до навчальних даних	15
1.3.3. Вимоги до датчиків.....	16
1.3.4. Обмеження реального часу.....	16
1.4. Обмеження попередніх систем.....	17
1.5. Постановка задачі	19
Висновки до розділу	20
2. АНАЛІЗ ТА ВИБІР МОДЕЛІ, АЛГОРИТМІВ ТА АПАРАТНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ	21
2.1. Медичні призначення ліків та умови їх прийому.....	21
2.2. Аналіз наявних розробок.....	23
2.2.1. Smart Home Activity Recognition	24
2.2.2. Smart Phone Activity Recognition	27
2.2.3. Portative System Activity Recognition	30
2.3. Загальний підхід до розпізнавання людської активності	33
2.3.1. Запис сигналу з датчиків.....	33
2.3.2. Вилучення ознак сигналу.....	34
2.3.3. Класифікація активності	37
2.4. Вибір ознак і методи зменшення розмірності задачі	47
2.5. Вибір апаратної та елементної бази	47
2.6. Математична модель класифікатора.....	51
Висновки до розділу	62

3. РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИХ ВИПРОБУВАНЬ СИСТЕМИ .	64
3.1. Навчальна вибірка даних.....	64
3.2. Порівняння класифікаторів за результатом навчання повним набором характеристик	68
3.3. Вибір найкращого набору характеристик	69
3.4. Результати випробувань та впровадження	77
3.5. Випробування розробленого пристрою	88
Висновки до розділу	90
4. ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА У НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ	92
4.1. Вступ	92
4.2. Аналіз шкідливих та небезпечних виробничих факторів	93
4.2.1. Аналіз виробничого шуму	93
4.2.2. Аналіз мікроклімату приміщення	93
4.2.3. Аналіз випромінювання ВДТ	94
4.2.4. Аналіз природнього та штучного освітлення	94
4.2.5. Аналіз електробезпеки	94
4.3. Інженерне рішення.....	96
4.4. Пожежна безпека.....	97
4.4.1. Категорія приміщення за вибухо пожежною небезпекою.....	97
4.4.2. Пожежна сигналізація	97
4.4.3. Засоби гасіння пожежі.....	98
4.5. План ліквідації аварії.....	100
4.5.1. Можливі аварійні ситуації	100
4.5.2. Порядок дій у випадку виникнення пожежі	100
4.5.3. Порядок дій у випадку електричного ураження.....	102
Висновки до розділу	103
ВИСНОВКИ.....	105
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	107

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

MEMS – МікроЕлектроМеханічна Система

GPS – Global Positioning System

ШПФ – Швидке Перетворення Фур'є

DWT – Discrete Wavelet Transform

ШНМ – Штучна Нейронна Мережа

SVM – Машина Опорних Векторів

ПММ – Прихована Модель Маркова

ARM – Advanced RISC Machine

GCC – GNU Compiler Collection

CC/CV – Constant Current / Constant Voltage

ВДТ – Відео Дисплейний Термінал

ВСТУП

Розпізнавання людської активності стало популярною областю досліджень протягом останніх декількох років. Це важлива і складна технологія, яка може стати основою для багатьох нових застосувань. Можливості цієї технології майже безмежні, вона може бути застосована у розумних будинках, системах інформування для офісних працівників, системах спостереження та інтерактивних іграх, інтерфейсах до домашньої охорони здоров'я та медичних системах. Розпізнавання людської активності є багатoproфільною областю досліджень, яка тісно зв'язана з теорією машинного навчання, штучного інтелекту, машинного сприйняття, взаємодією людини з комп'ютером, а також психологією і соціологією. Таким чином, інтерес дослідників в різних областях до цієї технології швидко зростає.

Аналіз наявних підходів, що відображені у зарубіжній та вітчизняній літературі, показує, що дана технологія не використовується у медичних застосуваннях. Немає достатньої кількості робіт як по шляхам реалізації технології у медицині, так і можливості, або неможливості її використання. Проте використання такої технології може значно покращити, медичні процедури, сервіси, догляд за хворими, та якість застосування медичних препаратів. У роботі винайдено новий підхід до застосування цієї технології у медицині, що підтверджено у ході патентного дослідження [51]. У роботі проаналізовано існуючі підходи до розпізнавання активності, та поставлено мету: забезпечення своєчасного прийому медикаментів користувачем шляхом використання апаратно програмного комплексу, що використовуючи дану технологію допоможе досягти мети.

У лікарняному середовищі такі системи можуть нагадувати лікарю або медсестрі виконувати певні тести або давати певні ліки перед або після медичної операцій. У домашніх умовах система розпізнавання активності може контролювати дії користувачів протягом тривалого періоду часу,

нагадувати їм про виконання забутих справ, прийом ліків або допомогти їм згадати важливу інформацію.

Знаючи, що людина робить, можна видати корисні сповіщення або інформацію. Наприклад: користувач веде машину, у цей момент неможна відволікати користувача, розпізнавши таку активність система може відкласти доставку повідомлення і запобігти аварійній ситуації.

Область даної роботи сфокусована саме на медичному застосуванні технології розпізнавання активності, оскільки медична область є, напевно, найважливішою областю наукових досліджень взагалі.

1. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОГО СЕРЕДОВИЩА

1.1. Мета систем розпізнавання активності

Мета системи розпізнавання активності – визначити (розпізнати) активності (дії чи діяльність) своїх користувачів, ненав'язливо спостерігаючи за поведінкою людей і характеристиками їх оточуючого середовища. За результатами цих спостережень – вжити необхідних заходів у відповідь. Наприклад, за допомогою розпізнавання діяльності в режимі реального часу, такі системи можуть інформувати людей, представляючи інформацію в потрібний час, залежно від їх переміщень по довкіллю, або виконуваних дій. У системах відеоспостереження, розпізнавання певних моделей поведінки може бути використано для попередження злочинів. Крім того, у виробничому середовищі, такі системи можуть забезпечити якість продукту спостерігаючи за послідовністю дій. Нарешті, ці системи можуть також відігравати важливу роль в пропаганді здорового способу життя серед користувачів, пропонуючи невеликі зміни в поведінці. Наприклад, користувачеві може бути запропоновано використовувати сходи замість ліфта або трошки пройтися після довготривалого сидіння.

Люди здатні зрозуміти і інтерпретувати діяльність людей навколо них. Здатність розпізнавати активність здається такою простою і природною для звичайної людини, але насправді включає в себе складну задачу збору параметрів рухів, обробку цих даних та класифікацію. Таким чином, мета дослідження методів розпізнавання діяльності у тому, щоб надати комп'ютерам можливості, схожі з тими, що притаманні людині.

З появою мініатюрних сенсорів, які можуть бути закріплені на тілі, з'явилася можливість збирати і зберігати дані про різні аспекти діяльності людини під час щоденних справ. Ця технологія має великий потенціал для використання в автоматизованих системах моніторингу щоденних дій, які виконують безперервний запис тілесних рухів протягом тривалих періодів часу. Така система моніторингу залежить від алгоритмів розпізнавання, які

можуть ефективно інтерпретувати покази датчиків і розпізнавати різні активності.

Автоматизоване розпізнавання активності з використанням датчиків, що закріплені на тілі є складною областю роботи. Існуючі системи розпізнавання активності мають певні обмеження, такі як кількість, розташування і тип датчиків, які будуть використані у системі. Також важливим є питання простоти використання, конфіденційності, вартості та здатності виконувати повсякденні справи користувачем безперешкодно. Також можуть бути присутні варіації показів датчика для однієї і тієї ж активності як між різними користувачами, так і для одного користувача. Помилки можуть виникати також через невеликі зміни сигналів датчиків, викликані відмінностями в позиції датчика і від факторів навколишнього середовища, таких як температурна чутливість датчика. Також проведено мало досліджень для перевірки роботи автономних специфічних систем у реальних умовах.

1.2. Підходи до розпізнавання людської діяльності

Перший крок на шляху до досягнення мети – розпізнавання повсякденної діяльності – оснащення системи розпізнавання датчиками. Існує три загальновідомі підходи: система на основі відео спостережень, на основі датчиків, розміщених у навколишньому середовищі та на основі датчиків, що знаходяться на тілі, як показано на рис. 1.1.

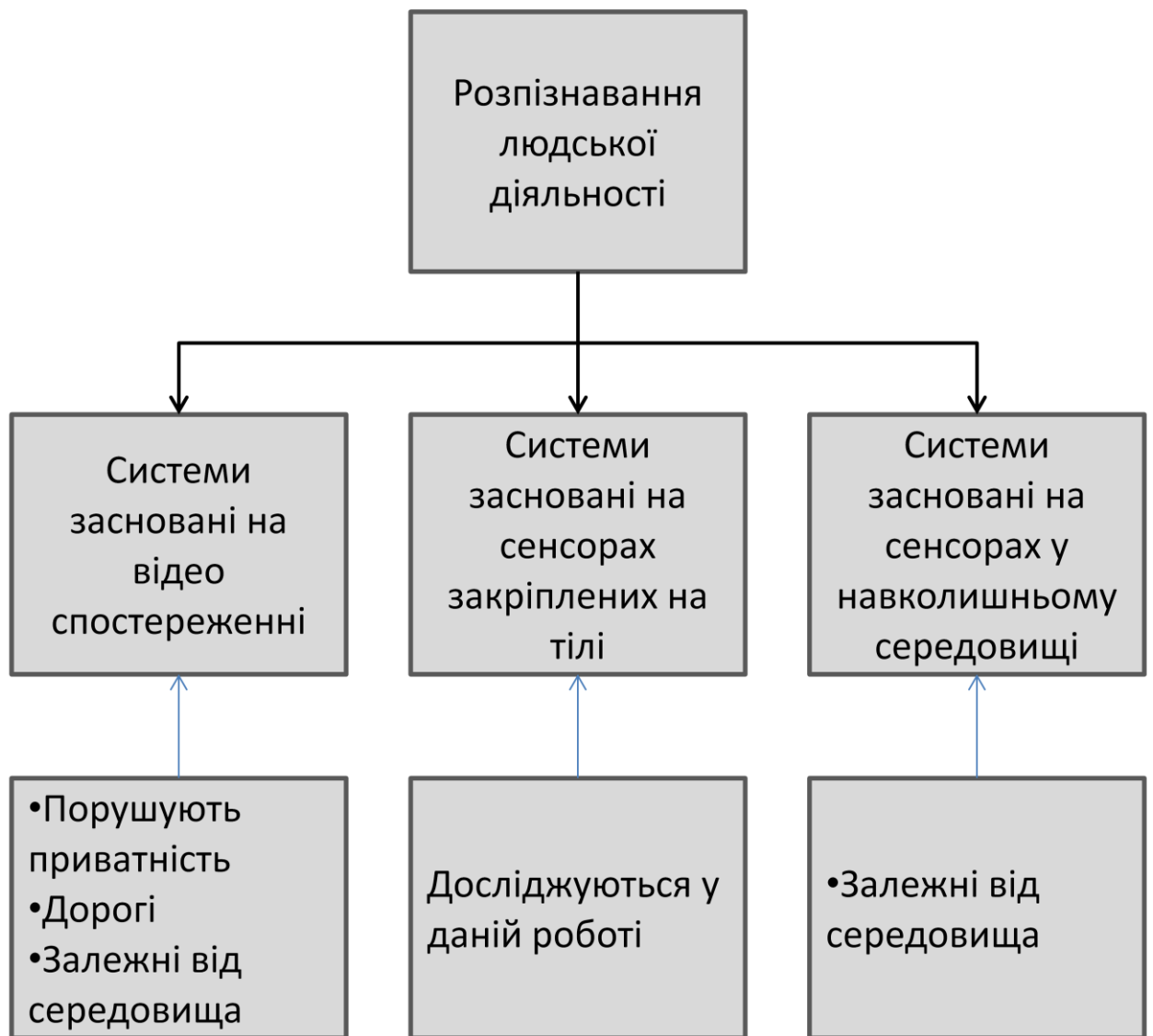


Рис. 1.1. Три основні підходи до розпізнавання активності

Системи, засновані на відео-спостереженні. Ці системи використовують відеокамеру для відстеження та розпізнавання фізичної активності. Такий підхід часто працює гарно в лабораторних дослідженнях, але не досягає такої ж точності у справжньому будинку. Це пов'язано із необхідністю налаштування рівня освітлення, складністю боротьби зі змінами в сцені (наприклад, освітлення, кілька людей приносить додаткові проблеми). Більше того, датчики, такі як мікрофони і камери, в основному дорогі. Нарешті, так як ці пристрої зазвичай служать і записуючими пристроями, вони можуть бути сприйняті як такі, що загрожують конфіденційності людей, та здійснюють збір персональної інформації.

Системи на основі датчиків, розміщених у навколишньому середовищі. Такі системи створені для того, щоб стежити за взаємодією користувача із середовищем. Ця мета досягається шляхом розміщення декількох датчиків у навколишньому середовищі, особливо бінарних датчиків наближення, по всьому середовищі переміщення користувача. Дані, зібрані за допомогою цих датчиків можуть бути використані у технології розумний дім для адаптації будинку під його мешканців. Системи засновані на датчиках, розміщених у навколишньому середовищі, пасивно стежать за користувачем постійно, таким чином, не вимагаючи ніяких дій з боку користувача для роботи. В таких системах велика кількість параметрів може бути оброблена використовуючи різні датчики і можливості обробки на локальному ПК. Датчики розміщені по всьому будинку, мають менше обмежень (розмір, вага, і споживання енергії), ніж інші види датчиків, таким чином, спрощуючи загальну конструкцію системи. Проте, такі системи залежать від середовища використання і не можуть контролювати користувача поза територією, на якій вони встановлені. Крім того, існують труднощі по розрізненню об'єкта спостереження та інших людей.

Системи, засновані на датчиках що розміщуються на тілі. Такі системи призначені для носіння під час щоденної діяльності та постійного вимірювання біомеханічних та фізіологічних даних, незалежно від предмета та місця. Таким чином такі системи є гарною альтернативою для розпізнавання щоденних активностей, особливо тілесних рухів або фізичних навантажень. Тілесні види активностей виражаються повторюваними рухами людського тіла і обмежені, в значній мірі, будовою людського тіла. Прикладами можуть бути: ходьба, біг, тренування, прийом їжі, лежання, стояння. Датчики, що розміщені на тілі, добре підходять для збору даних про шаблони щоденних фізичних активностей протягом тривалого періоду часу. Такі системи можуть бути розміщені на одязі [5,6], ювелірних виробах [8], або як інші пристрої, що людина може носити з собою. Оскільки вони закріплені на користувачах, вони не залежать від середовища, і можуть

вимірювати фізіологічні параметри, які не можуть бути вимірні, використовуючи датчики, розміщені у середовищі або відео датчики. Крім того, такі датчики є недорогими і, на відміну від відео датчиків, не несуть загрози конфіденційності користувача.

Багато різних датчиків можуть бути використані для збору та аналізу людських рухів. Це такі датчики як: електромеханічні перемикачі, кутоміри, акселерометри, гіроскопи, крокоміри і вимірювачі руху, різновиди датчиків представлені на рис 1.2.

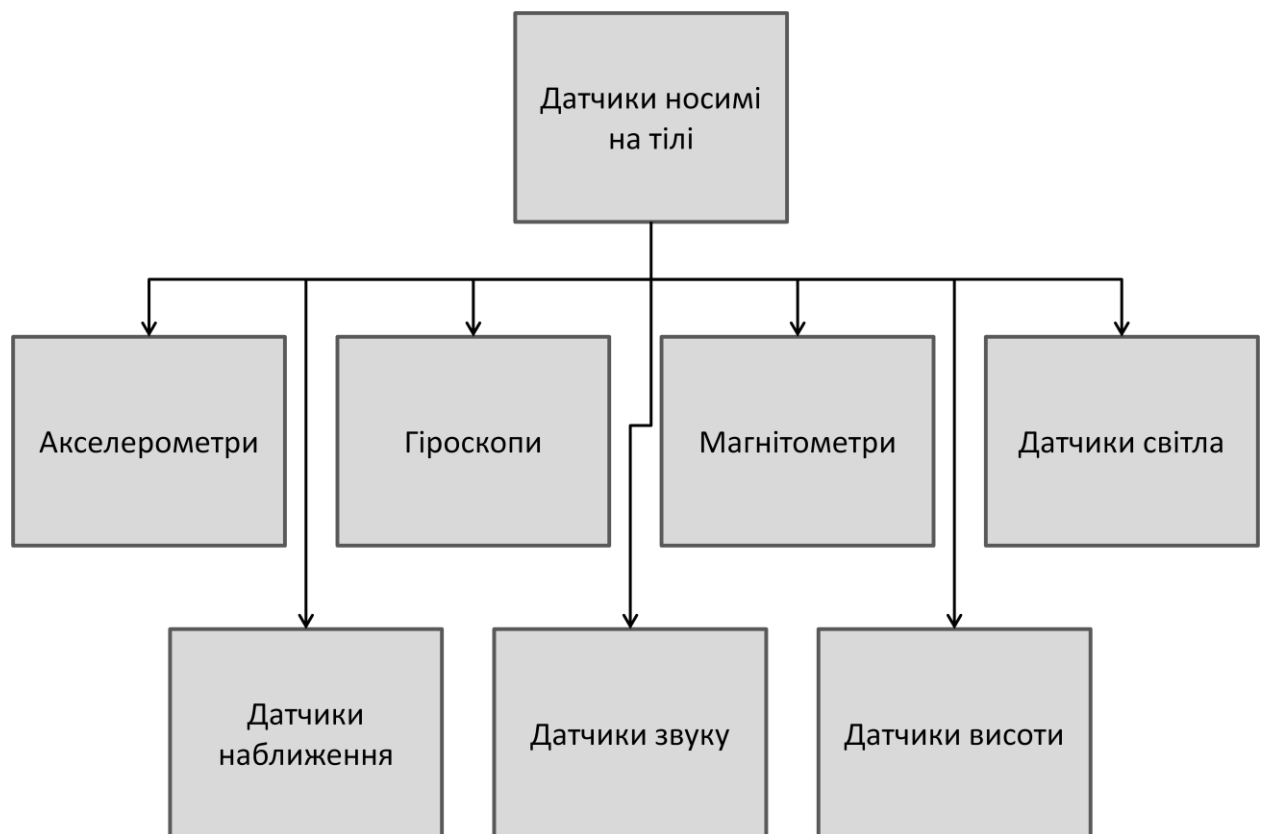


Рис. 1.2. Різновиди датчиків вимірювання руху

Акселерометри стають все більш розповсюдженими у системах розпізнавання активності, що носяться на тілі. Вони мають ряд переваг в області моніторингу людського руху. Відклик на частоти та інтенсивності руху робить їх неперевершеними у порівнянні з іншими датчиками. Деякі типи акселерометрів можуть вимірювати як кут нахилу, так і прискорення

тіла, і, таким чином, перевершують датчики руху, що не здатні вимірювати статичні характеристики. Останнім часом, прогрес у технології мікроелектромеханічних систем (МЕМС) призвів до мініатюризації і зниженню вартості акселерометрів. Ці особливості МЕМС датчиків прискорили розвиток невеликих, легких, портативних систем, які можуть вільно носитися на тілі користувача, не перешкоджаючи рухові. Таким чином акселерометри є недорогим і надійним методом для запису і аналізу щоденних фізичних рухів. У даній роботі, система розпізнавання активності людини розроблена із використанням акселерометра що вимірює прискорення у трьох осях, а також датчиків наближення заснованих на емнісній технології вимірювання відстані.

1.3. Проблеми що виникають при розробці систем розпізнавання людської активності

Автоматичне розпізнавання щоденних фізичних активностей за допомогою датчиків, що носяться на тілі (наприклад, акселерометрів) є складної областю розробки. Існує кілька практичних обмежень, таких як число, місце розташування та тип датчиків, що люди будуть носити. Крім цих очевидних обмежень, є кілька інших питань, які безпосередньо впливають на успіх тої чи іншої системи розпізнавання. Фактори, які впливають на складність задачі розпізнавання можуть бути представлені наступними категоріями.

1.3.1. Складність діяльності

В області розпізнавання активності із використанням датчиків, закріплених на тілі, алгоритми розпізнавання можуть бути оцінені на основі складності діяльності, яку вони розпізнають. Складність діяльності може варіюватися і залежить від різних факторів, включаючи, види діяльності і складність тренувальних даних, зібраних для класифікації цієї діяльності.

Існує багато видів активностей, бо люди виконують велику кількість різних дій в повсякденному житті. Таким чином, система розпізнавання людської діяльності повинна бути в змозі розпізнати різноманітні активності, а також велику кількість активностей. Однак, розпізнавання невеликого набору активностей, як правило, легше, ніж розпізнавання великого набору видів діяльності.

Види активностей. Діяльність, яка має статичний характер, включаючи пози, такі як лежання і стояння, легше розпізнавати, ніж активності, які мають періодичний характер, наприклад, біг або хода. Тим не менш, пози, які дуже схожі, такі як сидіння та стояння, також дуже важко розрізнити, оскільки вони значно перекриваються у просторі ознак. Крім того, активності з високою мірою подібності руху, такі як ходьба по коридору, підймання по сходах, спускання вниз, також дуже важко розрізнити, оскільки такі активності також мають велику схожість у просторі ознак, через однакові моделі руху людського тіла.

Крім того, розпізнавання великої кількості активностей, що мають як дуже різні, так і схожі характеристики, робить задачу розпізнавання ще складніше. У таких випадках, подібність між різними видами діяльності не є рівномірною по всій сукупності активностей. Іншими словами підмножина активностей має високу схожість активностей у множині, але дуже відрізняється від іншої підмножини. Наприклад, сидіння і стояння дуже схожі (важко відрізнити), тим не менш, вони дуже сильно відрізняються від ходьби (легко відрізнити).

Навчальні дані для класифікації, можуть бути зібрані або в лабораторних умовах, або у побутових умовах. Дані, зібрані у лабораторних умовах, зазвичай збираються із використанням певного протоколу. Іншими словами, дії виконуються з тією ж швидкістю і тривалістю а також обмеженою кількістю людей, в той час як під час збору даних у побутових умовах люди можуть поводитися по-різному. Довготривалий збір даних про

активності у побутових умовах призводить до певного ряду труднощів. Найбільш важливими з них є:

1. користувачі власноруч розмічають дані, що призводить до ненадійної розмітки. Це може викликати труднощі при навчанні класифікатора і в кінцевому підсумку погіршити точність розпізнавання;
2. відсутність стандартного протоколу виконання активностей. Наприклад: людина може лягти на диван таким чином, що це не можна бути класифікувати як сидіння або лежання; людина може виконувати динамічні дії, такі як ходьба, у різному темпі в різний час. Інакше кажучи, людина може виконувати дії по-різному, і це важко класифікувати.

Отже, дані активностей, зібрані у лабораторних умовах, як правило, легше класифікувати, ніж ті дані, які були зібрані у побутових умовах.

1.3.2. Вимоги до навчальних даних

Алгоритми розпізнавання можуть бути оцінені на основі типу та кількості необхідних навчальних даних, які вони потребують.

Розпізнавання, що не залежить від об'єкта. В ідеальному випадку, будь-який алгоритм розпізнавання діяльностей повинен бути навчений даними активностей однієї людини, після чого він має розпізнавати активності інших людей, що не приймали участі при записі навчальних даних. Тим не менш, деякі попередні роботи[12], показують, що за таких умов навчання важко досягти високої точності розпізнавання для інших осіб, особливо у випадку широкого набору діяльностей, в зв'язку з високою мінливістю у тому, як різні люди виконують ці дії.

Об'єм навчальних даних для об'єктно-залежного розпізнавання. Попередні роботи з розпізнавання людських активностей з використанням акселерометрів, що закріплені на тілі, показують, що класифікатори працюють краще із великим набором тренувальних даних від одного користувача, тому у разі великого числа активностей, збір тренувальних

даних може бути дуже довгим, тому в ідеалі вимоги до навчальних даних повинні бути зведені до мінімуму.

1.3.3. Вимоги до датчиків

Кількість датчиків, їх тип та розташування, що використовуються для класифікації активностей, істотно впливають на складність алгоритму розпізнавання.

Кількість датчиків. Системи розпізнавання активностей, які використовують невеликий набір датчиків є більш легкими і зручними для використання в реальних умовах. При використанні невеликої кількості датчиків кількість сигналів, що необхідно обробляти менша, ніж при використанні великої кількості датчиків. Отже, системи з меншою кількістю датчиків потребують менше обчислювальних потужностей. Тим не менш, точність розпізнавання таких систем є нижчою, ніж систем з великим набором датчиків.

Місцезнаходження датчиків. Датчики, як правило, кріпляться до різних частин людського тіла для збору даних про діяльність. Це прийнятно для короткострокового моніторингу діяльності, однак, не може бути використано у повсякденному житті. Людина має безперешкодно виконувати повсякденні дії. Будь-яка система, яка перешкоджає щоденним справам користувача, є неприйнятною для довготривалого використання. Таким чином, ідеальна система повинна бути максимально легкою, компактною та повинна бути в змозі розпізнавати активності із необхідною точністю. Також покази датчиків залежать від положення на тілі навіть для одного виду активності, цей фактор є дуже важливим при проектуванні системи розпізнавання.

1.3.4. Обмеження реального часу

Алгоритми розпізнавання активності, особливо ті, що мають працювати на портативних пристроях, повинні бути достатньо швидкими і простими, щоб мати можливість виконувати завдання розпізнавання в

реальному часі, використовуючи обмежений набір ресурсів (таких як пам'ять і обчислювальна потужність). Іншими словами ці системи повинні використовувати невелику кількість датчиків, для виконання завдання розпізнавання. Системам, що використовують декілька датчиків необхідно аналізувати декілька потоків даних, що збільшує час обробки і складність таких систем. Крім того, більшість підходів до класифікації активності з використанням датчиків, що закріплені на тілі, використовують принцип багатостадійного процесу. По-перше, сигнал датчика розбивається на невеликі часові проміжки, що називаються вікнами. Ці вікна обробляються по чергово. На кожному вікні відбувається обробка сигналу і виділення з нього певних ознак. Потім ці ознаки подаються на вхід класифікатора, що відносить кожне вікно до того чи іншого класу активності. Алгоритми обчислення ознак і класифікації також повинні бути достатньо легкими, щоб вони могли виконуватися в режимі реального часу.

1.4. Обмеження попередніх систем

Більшість систем розпізнавання активності, розроблених у попередніх роботах, використовують багато датчиків, закріплених у різних місцях на тілі користувача[4, 12, 14, 23]. Як згадувалося раніше, цей підхід хоча і здатен забезпечити більшу швидкість та точність розпізнавання, але не є застосовним для довгострокового моніторингу активності. Існує дуже мало робіт, що досліджували використання одного акселерометра, що розміщений на талії. [22, 30]. Такі системи забезпечували гарні результати розпізнавання для основних видів діяльності, таких як лежання, стояння, ходьба та біг. Тим не менш, вони не розпізнають із достатньою точністю статичні активності, такі як стояння та сидіння. Більшість попередніх систем розпізнавання активності обмежили обсяг активностей невеликим набором. Мало систем дійсно розпізнають велику кількість активностей, проте, їх точність була більшою. У попередніх роботах досліджено багато різних ознак у часовому та частотному просторі. Ознаки у частотному просторі вимагають великої

кількості компонентів, щоб мати змогу розрізняти активності і, отже, вимагають високої обчислювальної потужності[4, 16, 20, 22, 25]. Проте ознаки з часового простору можна легко обчислювати в режимі реального часу [12, 15, 20, 22, 23, 27,29, 31]. Тим не менш, результати розпізнавання за допомогою цих ознак не мали високої точності. Ці ознаки розраховуються на великому часовому вікні, та не можуть забезпечити високу точність у розпізнаванні короткочасних рухів.

Крім того гарна система класифікації активності повинна працювати одразу після придбання. Іншими словами, вона повинен бути здатна використовувати попередньо зібрані тренувальні дані, щоб розпізнавати активності користувачів які не приймали участі при навчанні класифікатора. Тим не менш, в більшості випадків це неможливо. Хоча література підтримує той факт, що акселерометри є ефективним і недорогим засобом для розпізнавання активності мало зроблено для перевірки цього у реальних умовах. Більшість з попередніх робіт з розпізнавання активності з використанням сигналів прискорення спирається на дані, зібрані по спеціальних протоколах. Досліджувалася невелика кількість видів діяльності і навчальні дані збиралися невеликою кількістю людей, і часто ці люди були самими дослідники. У попередніх роботах досягнуто великого успіху у розпізнаванні найбільш поширених активностей, таких як сидіння, лежання, ходьба та біг. Проте при випробуванні поза лабораторією точність розпізнавання цих систем значно зменшувалася. Майже всі попередні роботи вимагають закріплення акселерометрів. У більшість досліджень, використовувалося кілька акселерометрів, закріплених в різних місцях [4, 12, 16, 23], в той час як інші досліджували використання одного акселерометра, встановленого на тілі [22, 30, 32, 33]. При розміщенні акселерометра на зап'ясті у невеликому пристрої, користувач зможе спокійно та безперешкодно виконувати повсякденні справи.

1.5. Постановка задачі

Область роботи сфокусована на медичному застосуванні технології розпізнавання, а саме на забезпеченні своєчасного прийому ліків. У статті [18] автор пояснює які ліки коли вживаються та чому. Автор наводить статистику, що лише 20% пацієнтів правильно приймають медикаменти., призначені лікарем. Ця цифра вражає, оскільки мова не йде навіть про пацієнтів, що ризикують займатись самолікуванням. Ця цифра свідчить, що 20% всіх людей, що хворіють та звертаються до лікаря, отримавши від нього рецепт та інструкції з прийому ліків правильно їх дотримуються. Метою даної роботи є забезпечення своєчасного прийому ліків людиною за допомогою апаратно програмного комплексу.

На комплекс накладаються наступні обмеження:

1. не дорогий;
2. автономний;
3. не перешкоджає повсякденним справам, оскільки для нагадування людині про необхідність прийому ліків необхідно, щоб система знаходилась поруч протягом тривалого періоду часу;
4. простий у використанні.

Об'єктом дослідження є людина(користувач), предметом дослідження є деякі активності людини, параметри, які їх характеризують та способи їх розпізнавання та класифікації.

Параметри, що характеризують активності :

1. прискорення у трьох осях;
2. покази датчиків наближення.

Ці параметри використовуються для класифікації активності та визначення моменту часу для нагадування про необхідність прийому ліків.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати наступні задачі:

1. визначення списку активностей, що необхідно розпізнавати;
2. вибір параметрів, що дозволяють відстежувати необхідні активності;

3. вибір апаратної бази, що дозволяє працювати з вибраними параметрами, та задовольняє вимогам поставленим до апаратно-програмного комплексу;
4. вибір оптимальних алгоритмів що, дозволяють досягти поставленої мети;
5. розробка апаратно програмного комплексу;
6. проведення експериментальних досліджень з метою оцінки різних параметрів системи.

Висновки до розділу

1. Об'єктом дослідження є людина(користувач), а предметом є параметри що характеризують активність користувача, тобто прискорення та покази датчиків наближення які використовуються для класифікації активності та визначення моменту часу для нагадування про необхідність прийому ліків.
2. Після огляду предметного середовища виявлено, що медичне застосування технології розпізнавання людської активності є актуальним, з огляду на те що дуже великий відсоток людей не приймають ліки правильно.
3. Сформульовано вимоги до апаратно-програмного комплексу та задачі, що вирішуються в роботі, а саме визначення переліку активностей, що необхідно розпізнавати; вибір параметрів, що допоможуть їх розпізнавати; вибір апаратної бази, що дозволить використовуючи вибрані параметри розпізнавати активності, а також відповідатиме обмеженню невеликої вартості; вибір найкращих алгоритмів класифікації та ознак сигналів виходячи із обмежень, що накладені апаратною базою, та критерієм найбільшої точності класифікації, та допустимої складності; розробка апаратно програмного комплексу; проведення експериментальних досліджень із метою визначення характеристик системи.
4. Метою даної роботи є забезпечення своєчасного прийому ліків людиною за допомогою апаратно-програмного комплексу.

2. АНАЛІЗ ТА ВИБІР МОДЕЛІ, АЛГОРИТМІВ ТА АПАРАТНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

2.1. Медичні призначення ліків та умови їх прийому

Оскільки розпізнавання людської активності досліджується з точки зору медичного застосування в даному розділі планується з'ясувати з якою людською діяльністю асоціюється прийом ліків. У статті [18] автор пояснює які ліки коли слід вживати та чому. Автор наводить статистику, що лише 20% пацієнтів правильно приймають ліки, назначені лікарем. Ця цифра вражає, оскільки мова не йде навіть про пацієнтів, що ризикують займатись самолікуванням. Ця цифра свідчить, що 80% всіх людей, що хворіють та звертаються до лікаря, отримавши від нього рецепт та інструкції з прийому ліків правильно їх дотримуються. Ця статистика лякає, оскільки від правильності прийому препаратів залежить їх ефективність та результат лікування в цілому. В цій же статті ([18]) автор наводить основні правила прийому медикаментів: снодійні препарати бажано приймати перед сном, серцеві та протиастматичні препарати загалом рекомендують приймати ближче до опівночі, препарати від язви – вранці. Автор також акцентує увагу на правильності прийому препаратів відносно прийому їжі, оскільки луки – це хімічні речовини, що вступають в реакцію з тканинами та середовищем людського організму. Для прикладу наводяться наступні препарати: ацетилсаліцилова кислота подразнює слизову оболонку шлунка, антибіотики групи макролідів руйнуються шлунковим соком, одні ліки, такі як серцеві глікозиди, антиаритміки, сульфаніламідиди не терплять сусідства з їжею, вона заважає їх всмоктуванню, інші, навпаки, потребують наявності їжі і рухаються по травному тракту разом з харчовими фрагментами, наприклад, ферментні препарати. Також автор уточнює значення певних понять, зокрема прийом «натщесердя» означає, прийом ліків вранці одразу після сну (до сніданку, щоб шлунок був абсолютно пустий), прийом «до їжі» може означати як прийом безпосередньо перед їжею, так і прийом за певну

кількість часу до харчування в залежності від препарату, «під час їжі» означає, не лише прийом одночасно з великою кількістю страв, а може означати і прийом разом з чаєм та печивом, то прийом їжі, навіть незначний, відіграє важливу роль. Прийом «після їжі» може означати як прийом раз посередньо по завершенні харчування, так і з певним часовим інтервалом. Одразу після їжі зазвичай приймають ліки, що подразнюють шлунок, а через 2 години після їжі – засоби для зниження кислотності шлунка. «Незалежно від їжі» приймають антибіотики, більшість гіпотензивних ліків, засоби від діареї та антациди.

У статті [19] наводиться перелік основних препаратів, що назначаються терапевтам в Москві (в Росії) та вказується бажаний час їх прийому (табл.2.1).

Таблиця 2.1

Основні препарати та правила їх прийому в терапії

Перед їжею	Перед самою їжею чи під час їжі	Під час їжі чи перед самим прийомом їжі	Після прийому їжі
<i>актонел</i> — за 30 хвилин перед їжею (або через 2–3 години після прийому їжі); <i>глюконат кальцію</i> — за 15–20 хвилин перед їжею; <i>гомеопатичні препарати</i> — за 20–30 хвилин до їжі; <i>грюнаміцин</i> — за 1,5–2 години перед їжею; <i>еритроміцин</i> — за 1,5–2 години перед їжею.	<i>алька-прим</i> — під час їжі; <i>баклофен</i> — під час їжі; <i>йохимбин</i> — під час їжі; <i>мезим-форте</i> — перед самим прийомом їжі чи під час їжі; <i>нізорал</i> — під час їжі; <i>седальгін</i> — під час їжі; <i>фестал</i> — перед самим прийомом їжі чи під час їжі; <i>ессенціале</i> — під час їжі.	<i>амброгексал</i> — після їжі; <i>анальгін</i> — після їжі; <i>аскорбінова кислота</i> — після їжі; <i>аспірин</i> — під час їжі чи одразу після їжі; <i>вітаміни</i> — під час їжі чи одразу після їжі; <i>вітрум</i> — після їжі; <i>гіпотіазид</i> — під час їжі чи одразу після їжі; <i>глюконат заліза</i> — після їжі; <i>линкомицин</i> — після їжі; <i>пепсид</i> — під час їжі чи одразу після їжі; <i>стугерон</i> — під час їжі чи одразу після їжі; <i>урегит</i> — після їжі; <i>фервекс</i> — після їжі; <i>циметидин</i> — після їжі.	<i>алохол</i> — через 20–30 хвилин після їжі; <i>алюмаг</i> — через 1–2 години після їжі; <i>амітриптилін</i> — через 20–30 хвилин після їжі; <i>ібупрофен</i> — через 20–30 хвилин після їжі; <i>індометацин</i> — через 20–30 хвилин після їжі; <i>но-шпа</i> — через 20–30 хвилин після їжі; <i>раунатин</i> — через 20–30 хвилин після їжі; <i>резерпін</i> — через 20–30 хвилин після їжі; <i>фарингосепт</i> — через 20–30 хвилин після їжі

У статтях [18,19] також розглядається варіант коли ліки приймаються незалежно від їжі. Тоді їх прийом не асоціюється з жодною активністю та може бути встановлений на певний час доби, що виходить за межі даного дослідження. Висновком до цього розділу є те, що прийом медичних препаратів дійсно часто асоціюється з прийомом їжі, тому механізм нагадування про прийом ліків відносно їжі може бути корисним для людей з порушеннями пам'яті, осіб похилого віку, людей з щільним графіком, що не мають часу слідкувати за графіком лікування самостійно.

Також для дослідження питання прийому ліків взято консультацію невропатолога київської міської клінічної лікарні №8 Настенко Лариси Олексіївни. Вона підтвердила той факт, що в усіх сферах медицини є ліки, прийом яких асоційовано з вживанням їжі. Також вона зазначила, що ліки, що треба вживати перед їжею зазвичай можна з тим же ефектом вживати за годину – півтори після їжі в тих випадках, коли основним фактором прийому є наповненість шлунку.

2.2. Аналіз наявних розробок

На сьогоднішній день існує багато напрацювань та наукових праць по розпізнаванню людських дій (activity), зокрема запропоновано рішення для підтримання здорового способу життя, підвищення і контролю ефективності спортивних тренувань, автоматичного налаштування роботи компонентів технології «Розумний дім» (Smart Home), а також для систем догляду за людьми похилого віку чи людьми з обмеженими можливостями. Більшість таких розробок є у вільному продажу в інших країнах, проте вони поки не набули широкого розповсюдження у нашій країні. За способом реалізації (типом апаратного забезпечення, на якому відбувається збір та аналіз даних для розпізнавання поточної дії) можна виділити такі три основні напрями:

1. Smart Home Activity Recognition;
2. Smart Phone Activity Recognition;
3. Portative System Activity Recognition.

З апаратних можливостей зазначених вище способів реалізації і впливають подальші можливості застосування системи, що і відображено на рис. 2.1.

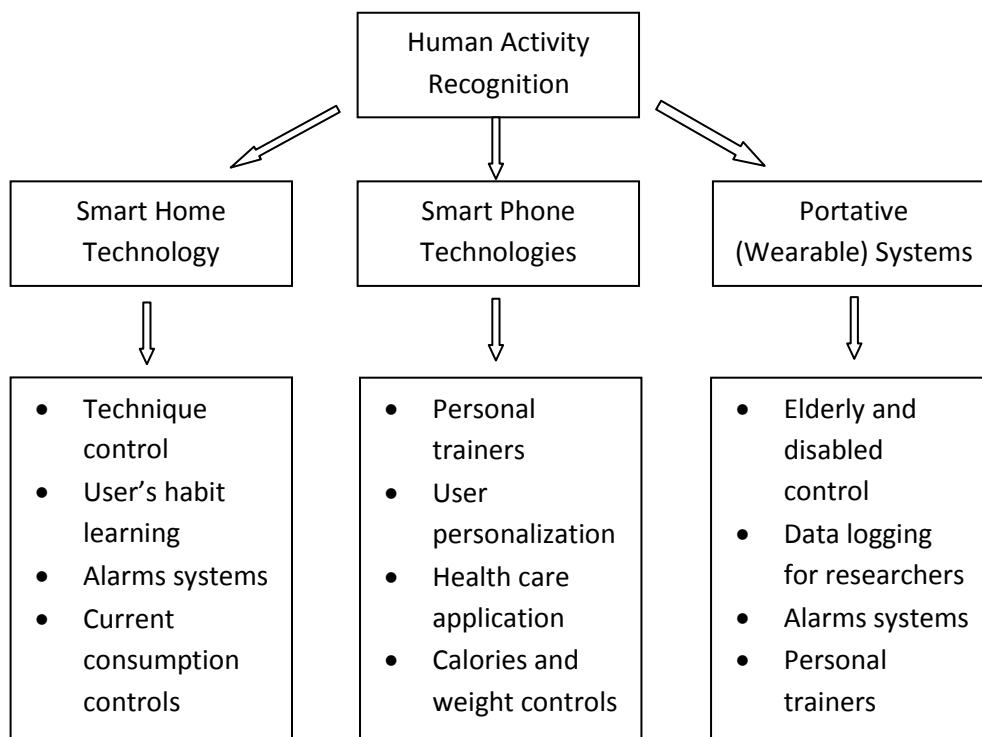


Рис. 2.1. Схема способів реалізації та подальшого застосування систем із розпізнаванням людських дій

Хочеться зазначити, що кожен з напрямків, наведених на рисунку 1 базується на різних джерелах інформації (камери, сигнали Wi-Fi, акселерометри, гіроскопи, мікрофони та багато інших), тому можливості розпізнавання та методи, які для цього застосовуються дуже відрізняються.

У наступних розділах будуть докладніше розглянуті методи розпізнавання та досягнуті результати кожного з трьох напрямків окремо.

2.2.1. Smart Home Activity Recognition

Розумний дім (розумний будинок/ smart home, digital house) – будинок, дача або приміщення комерційного призначення (магазин, офіс, будь-яка установа), які мають якісні системи забезпечення та операційний multi-room. За допомогою останнього, функціонально пов'язуються між собою усі електроприлади будівлі, якими можна керувати централізовано – з пульта-

дисплею. Прилади можуть бути під'єднанні до комп'ютерної мережі, що дозволяє керувати ними за допомогою ПК та надає віддалений доступ до них через Інтернет. Завдяки інтеграції інформаційних технологій у домашні умови, усі системи та прилади узгоджують виконання функцій між собою, порівнюючи задані програмно та зовнішні показники (обстановку) [1].

Із наведеного вище визначення впливають і апаратні можливості таких будівель. Для розпізнавання людської активності переважно застосовують дані з відеокамер (звичайних, теплових, інфрачервоних), а також можливе використання датчиків руху. Часто набір даних для аналізу розширюють показами датчиків споживання води, світла, увімкнення домашніх побутових приладів. Основною метою впровадження такої технології є спрощення для людини буденної рутинної роботи та зниження залучення користувача (автоматизація чи часткова автоматизація) у процесах керування електронним обладнанням. Тому розпізнаються в основному ті дії, що призводять до необхідності певних відповідних дій системи.

Якщо підвести підсумки аналізу статей з даної тематики можна сформулювати таку таблицю поточних досягнень в даній області (табл. 2.2)

Таблиця 2.2

Узагальнення наявних досягнень у галузі розпізнавання людської активності у спеціально обладнаних приміщеннях

№	Назва статті	Активності, що розпізнаються	Умови розпізнавання
1	Довгострокове вимірювання сенсорних модальностей для розпізнавання дій [2]	Використання комп'ютера, слухання музики, перегляд телепрограм, читання, сон, приготування їжі, миття рук, застилання ліжка, складні активності миття посуду, прийом їжі, особистий догляд та гігієна, користування телефоном.	Проводився аналіз записів показів сенсорів за 10 тижнів у спеціально обладнаному домі. Зібрані та оброблені покази температурних сенсорів, датчиків відкриття дверей та вікон, контролерів електричних вузлів, сенсорів вологості та тиску, освітлення, газо- та водопостачання, а також пристрої звукозапису та датчики руху трьох видів.

Таблиця 2.2 (закінчення)

№	Назва статті	Активності, що розпізнаються	Умови розпізнавання
2	Єдина система для аналіз поведінки на основі розпізнавання дій та прогнозування поведінки у Розумному домі [3]	Пересування по дому, прийом їжі, вхід у дім, приготування їжі, прибирання, відпочинок, сон, робота, вихід з дому, медичні процедури, перегляд телепередач, затримування дихання.	Для дослідження використовувались дані датчиків руху, температурних, світлових, а також сенсорів відкриття дверей. З метою підвищення якості використано дані з двох різних спеціально обладнаних приміщень з різною кількістю та розміщенням зазначених вище датчиків.
3	Розпізнавання людських активностей та відкриття патернів [4]	Сидіння за столом, ходьба, прийом їжі, водіння машини, використання туалету, стояння та багато інших.	Увага авторів сконцентрована на порівняльному аналізі використовуваних методів у аналогічних дослідженнях колег, зокрема описано розпізнавання характерних фрагментів рухів за відео записами.
4	Імовірнісний підхід до розпізнавання активностей для когнітивної допомоги пацієнтам з хворобою Альцгеймера [5]	Прийом їжі, пиття, сидіння, миття посуду, перегляд телепрограм, приготування їжі, пересування по будинку та деякі інші.	Приміщення обладнано сенсорами тиску (для визначення сидіння), RFID антенами (визначення положення посуду на столі), PIR сенсорами (розпізнавання пересувань у певних областях), сенсори перемикачів, акселерометри для визначення ручних рухів та відео записуючими пристроями для спрощення анування даних.
5	Розпізнавання специфічних людських активностей використовуючи нечітке навчання та дискримінантний аналіз [6]	Ходьба, біг, стрибки на місці, стрибки вперед, нахилання, сидіння, падіння, махи руками, прийом їжі, пиття.	Основа методу, описаного в даній статті полягає в обладнанні спеціальної кімнати з великою кількістю різноспрямованих камер. Тому описані методи ґрунтуються на аналізі відео даних.

Хочеться зазначити, що у таблиці 1 третя стаття є більшою мірою загальною працею із представленням порівняльної характеристики наявних підходів, тому розгляд активностей і умов їх розпізнавання має дуже узагальнений характер.

Наведені в таблиці 1 дані показують, що розпізнавання людських дій в спеціально обладнаних приміщеннях здійснюється і для забезпечення потреб людей з особливими потребами [5,2]. При цьому основним недоліком розглянутого в даному розділі підходу є значна кількість апаратних засобів, що і продемонстровано в таблиці 1.

2.2.2. Smart Phone Activity Recognition

Іншим популярним способом розпізнавання людських активностей є використання сенсорів смартфонів. У сучасних смартфонах представлені такі сенсори:

1. акселерометри (для вимірювання прискорень у просторі);
2. гіроскопи (для вимірювання положення в просторі);
3. світлові сенсори (для визначення освітленості);
4. датчики наближення (для визначення близькості об'єктів);
5. GPS сенсори (для визначення положення на картах);
6. магнітометри (для вимірювання магнітного поля);
7. термометри (для вимірювання температури);
8. барометри (для вимірювання атмосферного тиску);
9. пульсометри (для вимірювання тиску).

Проведений аналіз за даним напрямком показав популярність таких рішень, оскільки смартфони стають все більш доступними і поширеними в останні 5 років. Зокрема, доказом цьому є те, що така велика та відома фірма як Samsung анонсувала вихід кількох нових смартфонів з розширеним набором датчиків та сканером відбитків пальців[7].

Для кращого розуміння того, як відбувається розпізнавання людських активностей за допомогою смартфонів наведемо табл. 2.3.

Таблиця 2.3

Порівняння мобільних розробок

№	Назва статті	Активності, що розпізнаються	Опис реалізованого процесу розпізнавання
1	Розпізнавання людської діяльності на смартфонах з використанням мультикласової апаратно-адаптованої машини підтримуючих векторів [8]	Ходьба, лежання, сидіння, підняття по сходах, спускання по сходах, стояння.	Створено мобільний додаток для збору даних з сенсорів телефону, потім отримані дані фільтруються і розбиваються на вікна з перекриттям. З кожного вікна обчислюється вектор з 17 характеристик, що передається на вхід модифікованого класифікатора SVM (Support Vector Machine), що виносить рішення про віднесення активності до певного класу.
2	Розпізнавання діяльності за допомогою акселерометрів мобільних телефонів [9]	Ходьба, легкий біг, сидіння, стояння, підняття по сходах, спускання по сходах	За допомогою мобільного додатку група людей записує дані про свою діяльність вручну розмічаючи їх. Далі дані сегментуються та по фрагментам обчислюються 43 характеристики. Далі вектор з 43 значень передається на класифікатор, що і відносить даний фрагмент до одного з 5 класів активностей. Найкращим класифікатором в результаті експериментів став багатошаровий перцептрон (91,7%).
3	Переваги персоналізованих моделей розпізнавання активностей на базі смартфонів [10]	Ходьба, легкий біг, ходьба по сходах, ходіння, стояння, лежання	Дані розбиваються на вікна, для яких обчислюється 43 характеристики, що передаються на вхід класифікаторів. Автори пропонують будувати моделі, що враховуватимуть особливості особи, діяльність якої аналізується. Автори доводять перевагу персоналізованої моделі над не персоналізованою і над гібридною.

Таблиця 2.3 (закінчення)

№	Назва статті	Активності, що розпізнаються	Опис реалізованого процесу розпізнавання
4	Розпізнавання людської діяльності використовуючи смартфон [11]	Ходьба, шкутильгання, легкий біг, підняття по сходах, спуск по сходах	Дані з сенсора фільтруються та інтерполюються для заповнення можливих прогалин. Потім обчислюється 31 характеристика, що подається на вхід класифікаторів. Для кожного класифікатора був додатково проведений вибір найбільш корисних характеристик. Найкращий класифікатор SVM (84,4%).
5	Розпізнавання простих та складних діяльностей за допомогою смартфонів [12]	Катання на велосипеді, ходьба по сходах, водіння машини, лежання, біг, сидіння, стояння, ходьба, телефон не з людиною, прибирання, приготування їжі, медичні процедури, підмітання, миття рук, полив квітів	Дані з сенсорів нормалізуються за всіма напрямками. проведено кілька експериментів, а саме порівняння класифікації даних з поворотом чи без нього. 7 основних характеристик обчислено за перетвореними даними. Застосовано та порівняно 6 різних класифікаційних технік, а саме їх реалізація Weka (Multi-layer Perceptron, Naive Bayes, Bayesian network, Decision Table, Best-First Tree, and K-star). Окремо порівнювались точність класифікації простих та складних діяльностей. На простих найкраща досягнута точність склала 93% з багат шаровим персептроном. Складні активності класифікувались значно гірше, близько 50% для всіх класифікаторів.

Як видно з табл. 2.3, за допомогою смартфонів розпізнаються види діяльності, більше пов'язані зі спортом. Спроби розпізнавання більш складних діяльностей (як медичні процедури у статті [5] табл. 2.3) не є успішними, адже точність розпізнавання близько 50% є не набагато кращою за просте вгадування. До того ж мало людей старшого віку користуються смартфонами. Люди похилого віку часто мають проблеми з моторикою рук,

тому застосування пов'язані з використанням смартфонів не є універсальними. До того ж телефон можна забути, бо він ніяк не кріпиться до тіла власника.

Також в даному розділі варто згадати розробку фірми Самсунг – смартгодинник [13]. Цей пристрій є портативним і поєднує в собі набір основних сенсорів, можливість використання мобільних додатків, ряд особливих застосувань, розроблених для даного виду пристроїв. Більшість особливих можливостей серії Gear призначені для спортсменів та їх тренерів, хоча вони можуть бути розширені і для медичних цілей. Основним недоліком даного пристрою є його залежність від мобільного телефону, тому абсолютно самостійними пристроями лінійку Samsung Gear вважати не можна.

2.2.3. Portative System Activity Recognition

Нарешті третім варіантом апаратного забезпечення є окремі портативні системи. Такі пристрої можуть складатись з одного чи кількох блоків сенсорів та певного механізму обробки зібраних сенсорами даних, що може виконуватись на мікропроцесорі одного з блоків системи, або на віддаленому комп'ютері. При виборі даного варіанту реалізації постає задача вибору найкращого для досягнення поставлених цілей розміщення сенсорів на тілі користувача. З одного боку даний випадок є більш простим, оскільки портативний пристрій, як правило, має одне постійне положення (на відміну від випадку зі смартфоном, що може знаходитись в кишенях, сумках чи в руках користувача в різних положеннях). Дослідження варіантів розміщення сенсорів портативних систем наведено в статті *Sensor Placement for Activity Detection using Wearable Accelerometers* [14]. Автори пропонують розділити повсякденну людську діяльність на 5 основних класів – дуже низького рівня, низького рівня, середнього рівня, високого рівня та перехідний. Та пропонують наступну відповідність класів розміщенню датчиків (табл.2.4).

Таблиця 2.4

Розміщення датчиків за класами діяльності

№	Клас активності	Опис класу	Розміщення датчиків	Активності
1	Дуже низького рівня	Низькоамплітудна діяльність, що може виконуватись різними суб'єктами дуже по-різному	Зап'ястя, область біля вуха	Лежання
2	Низького рівня	Активності не дуже високої амплітуди, що добре розрізняються	Талія	Приготування та споживання їжі, читання, спілкування
3	Середнього рівня	Амплітудна активність у помірному ритмі	Талія, грудна клітина	Ходьба, прибирання
4	Високого рівня	Специфічна активність, переважно з ритмічним рухом кінцівок	Область біля вуха, рука, коліно	Біг, катання на велосипеді
5	Перехідний	Зміна положення в просторі, що найбільш помітна на рухові деяких частинах тіла	Область біля вуха, талія, грудна клітина, коліно	Сидіння-вставання, лежання-вставання

Таким чином з таблиці 2.4 видно, що для розпізнавання людської діяльності лише за показами портативних акселерометрів переважають рішення з розміщення датчиків на тулубі та голові. При цьому зазначається, що для підвищення точності розпізнавання бажано використовувати кілька сенсорних блоків, розміщених на різних ділянках тіла людини.

Також варто зазначити, що при залученні до розпізнавання інших датчиків крім акселерометрів можна досягти інших результатів, ефективно положення сенсорної системи також може змінюватись. Це продемонстровано в статті *Recognizing Human Activities from Accelerometer and Physiological Sensors* [15]. В даній роботі автори використовують пристрій, що одягається на плече та оснащений окрім акселерометра фізіологічними датчиками, а саме датчиком реакції шкіри, теплових потоків, температури шкіри, витрат енергії, метаболічні еквіваленти та лічильник

кроків. В результаті використання Баєсових мереж та нечіткої логіки до показів вищеописаних датчиків досягнуто точності розпізнавання 74,4%, причому цей результат є усередненим значенням по точності, досягнутих для всіх людських діяльностей. Тому варто зазначити, що при розпізнаванні прийому їжі досягнуто найкращий результат 43,7%, що є незадовільним.

Прикладом, що ілюструє доцільність використання кількох датчиків, розміщених на різних ділянках тіла є робота Лінг Бао та Стефана Інтіль [16], у якій вони описують розроблену систему розпізнавання людської діяльності, сенсорні блоки якої розміщені так, як показано на рис. 2.2.



Рис 2.2. Розміщення датчиків у роботі [16]

Цікавим в даній статті є те, що у авторам вдалося отримати високу точність класифікації для майже всіх типів активності (>80%), недостатньо висока точність лише для пересування по ескалатору та в ліфті. Варто зазначити, що таку активність, як прийом їжі система розпізнає з точністю 88,67%, що є високим показником, особливо в порівнянні з попередньою роботою ([15]). В заключній частині статті автори порівнюють ефективність різних сенсорних блоків, в результаті чого розміщення на руці (на плечі та на зап'ястку) є найбільш неточним. За результатами даної роботи можна зробити ще один висновок про те, що лише акселерометрів, навіть розміщених на різних частинах тіла, недостатньо для точного розпізнавання всіх розглянутих людських активностей.

2.3. Загальний підхід до розпізнавання людської активності

Розглянемо загальний підхід до розпізнавання людської активності на основі акселерометра, що закріплений на тілі людини. Цей процес, як сказано вище, є багатостадійним, тобто його можна розділити на декілька окремих етапів. На кожному з таких етапів виконуються окреме закінчене завдання. Ці етапи включають в себе: запис сигналу з датчиків, обчислення ознак сигналів, та класифікацію активності. Розглянемо кожен з етапів більш детально.

2.3.1. Запис сигналу з датчиків

В залежності від системи, сигнали датчиків можуть бути доступні з різних інтерфейсів. Наприклад, якщо система є програмним додатком на смартфоні, то дані з датчиків доступні із використанням API, що забезпечує операційна система. При наявності зашумлення, що погіршує результати роботи системи, можливо використати фільтрацію сигналу, проте цей процес вимагає додаткових обчислювальних ресурсів. Проте, якщо проектується власна система, необхідно забезпечити безперервне опитування датчиків, із метою отримання сигналу прискорення у режимі реального часу і з мінімальною затримкою. Сигнал сучасних MEMS датчиків є цифровим. Для наступного етапу обчислення ознак, сигнали необхідно розділити на невеликі проміжки. Ці часові інтервали мають бути достатньої довжини, щоб тривалість розпізнаваної активності була меншою за довжину інтервалу. Ці часові інтервали називаються вікнами. Схематично цей процес представлено на рис. 2.3. Після розбиття сигналу на вікна він подається на обчислення ознак сигналу для зменшення розмірності задачі класифікації.

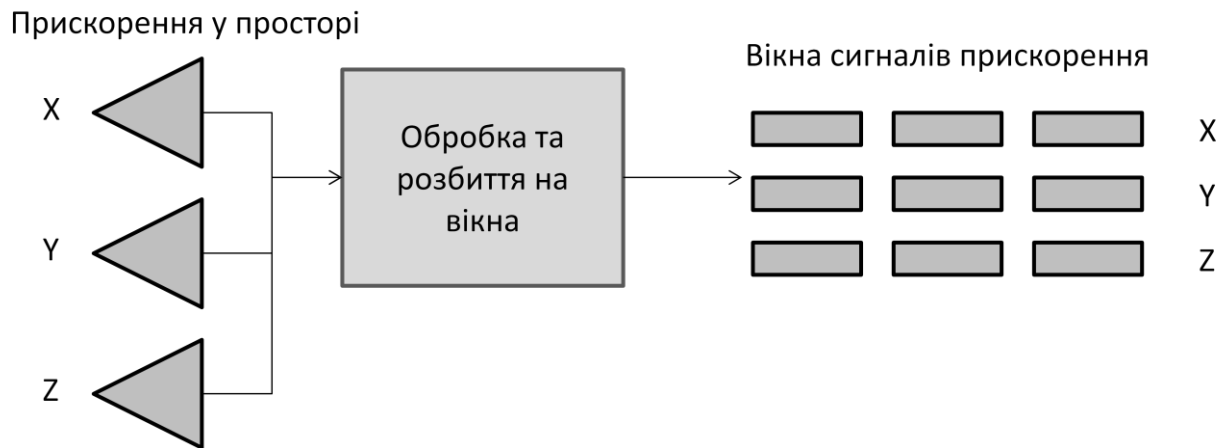


Рис. 2.3. Розбиття сигналу на вікна

2.3.2. Вилучення ознак сигналу

У машинному навчанні та розпізнаванні образів, ознакою називають індивідуальну вимірювану евристичну властивість спостережуваного явища. Обчислення ознак сигналу є дуже важким процесом, проте водночас він є дуже важливим у будь-якій системі розпізнавання. Опис сигналу за допомогою його ознак може значною мірою зменшити його розмірність, що значно зменшує кількість необхідних обчислювальних ресурсів. Розглянемо детальніше типи ознак, що використовуються при розпізнаванні активності.

Евристичні ознаки. Вихідний сигнал акселерометра складається з двох компонент. Перша – це статичне прискорення. Воно з’являється в результаті дії сили тяжіння і забезпечує вимірювання нахилу датчика до вертикалі. Друга – динамічне прискорення. Воно викликане прискоренням сегмента тіла, до якого приєднаний акселерометр. Коли об’єкт знаходиться у спокої (не рухається), вимірюване прискорення дорівнює косинусу кута орієнтації датчика по відношенню до вертикалі. Цей кут, часто називають кутом нахилу, він використовується в якості вхідних даних до алгоритмів класифікації, особливо до тих, які призначені, для класифікації статичних поз[34] і розпізнавання переходів між статичними позиціями [4].

Всі види рухів призводять до зміни прискорення датчика в часовому просторі. Різні методи можуть бути використані для отримання певних

евристичних ознак, які кількісно оцінюють амплітуду цих прискорень. До того як обчислити ці ознаки до сигналу застосовують фільтр високих частот, щоб видалити лінійний зсув (статичне прискорення).

Такі ознаки включає в себе область великих значень сигналу [22], прискорення між максимальними значеннями [37], середнє значення [17] і середньоквадратичне значення [15]. Цей тип ознак часто використовується для розрізнення статичних та динамічної активностей [22].

Ознаки часового простору. У деяких дослідженнях використовуються ознаки, отримані в часовому просторі, безпосередньо з вікна сигналу прискорення. Вони, як правило, мають статистичний характер. Такі ознаки включають в себе середнє значення, медіану, різницю, асиметрію. [12, 20, 27]. Інші дослідники використовують ВЧ та НЧ фільтри, що розділяють сигнали акселерометрів на частотній основі. Ознаки розраховуються окремо на низькочастотній області сигналу та на високочастотній. Після того ознаки подаються на входи класифікатора. Коефіцієнти крос-кореляції також були використані для кількісної оцінки подібності між сигналами прискорення з різних осей на тому ж сегменті тіла і між різними сегментами [12].

Ознаки частотного простору. Для того, щоб отримати ознаки частотної області, дані датчика повинні бути спочатку перетворені в частотну область, як правило, з використанням швидкого перетворення Фур'є (ШПФ). Вихід швидкого перетворення Фур'є, як правило, дає набір базисних коефіцієнтів, які представляють амплітуди частотних складових сигналу і розподіл енергії сигналу. Після перетворення сигналу у частотний простір можна використати багато різних методів для отримання ознак спектрального розподілу від цих коефіцієнтів. Наприклад, середня частота [14]. Також можна використати підмножину різних коефіцієнтів ШПФ [10]. Крім того, інформація з ряду коефіцієнтів може бути об'єднана з метою отримання однієї ознаки. Приклади включають в себе спектральну енергію, яка є сумою квадратів коефіцієнтів ШПФ [38]. Ці ознаки дозволяють диференціювати різні види активності, як активності з простими моделями прискорення так і активності

з більш складними моделями. Наприклад, їзда на велосипеді вимагає рівномірного руху ногами, аналіз прискорення стегна у частотній області показує одну домінуючу частоту. На відміну від цього, біг або ходьба може привести до більш складної зміни сигналу прискорення з декількома домінуючими частотами. Ця відмінність призводить до більшої різниці коефіцієнтів перетворення Фур'є для бігу в порівнянні з їздою на велосипеді.

Вейвлет аналіз. На відміну від перетворення Фур'є, яке може бути використане тільки для отримання інформації про частотний спектр сигналу, вейвлет перетворення можна використовувати для вивчення як характеристик у часовому, так і у частотному просторі. Так само як перетворення Фур'є, Вейвлет перетворення можна виразити як неперервне або як дискретне перетворення. Попередні роботи використовували дискретне вейвлет перетворення (DWT). Дискретне вейвлет перетворення, як правило, здійснюється з використанням набору фільтрів. При такому підході вхідний сигнал послідовно розкладається на окремі складові – низько частотний і високо частотний сигнали. Вони називаються апроксимуючим сигналом та сигналом деталізації відповідно. Вейвлет-аналіз дозволяє розкласти сигнал датчика на ряд окремих коефіцієнтів, кожен з яких містить дані про конкретну смугу частот. Оскільки ці коефіцієнти характеризують вихідний сигнал по всій його довжині, вони містять інформацію про тимчасові зміни у частотному спектрі. Таким чином, на відміну від аналізу Фур'є, Вейвлет-методи можуть бути використані для аналізу і виділення характеристик нестационарних сигналів (тих, в яких частотний спектр змінюється протягом час). Вейвлет-аналіз був застосований до трьох різних проблем у розпізнаванні активності. Це покращення сигналу [4], розпізнавання точок переходу з однієї активності в іншу [39] і обчислення ознак, які використовувалися для класифікації [36, 39].

Після того, як ознаки обчислено вони подаються на вхід класифікатора. Схематично процес виділення ознак з часових вікон показано на рис. 2.4.

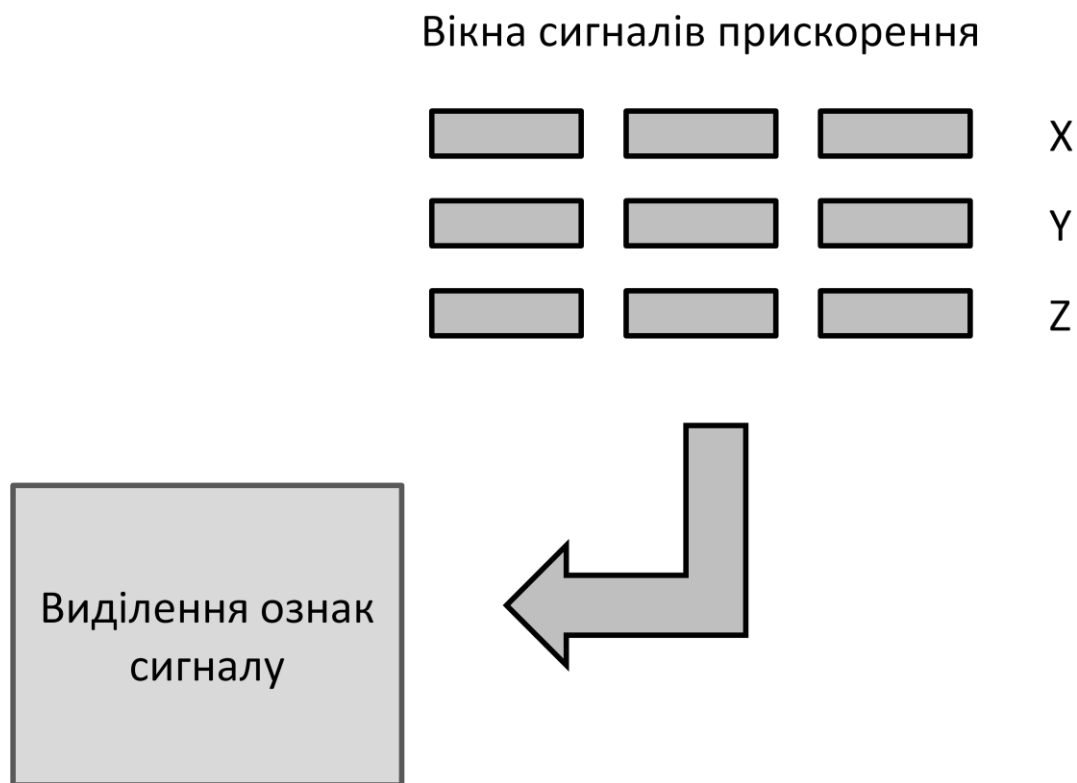


Рис. 2.4. Виділення ознак з вікон сигналу

2.3.3. Класифікація активності

Існує велика кількість алгоритмів класифікації. Ступінь складності цих алгоритмів варіюється від простих схем на основі порівняння з порогом до більш складних алгоритмів, таких як штучні нейронні мережі або машини опорних векторів. Ці алгоритми класифікації, вчать розпізнавати і асоціювати вхідні сигнали з відповідною діяльністю. Таким чином, цю область досліджень часто називають машинним навчанням. Алгоритми машинного навчання, як правило, розділяють на дві категорії, навчання із вчителем та без вчителя.

Алгоритми машинного навчання зі вчителем потребують великої кількості навчальних даних із відомим розподілом по класам. Після завершення фази навчання, класифікатор може визначити клас активності для невідомого вікна даних датчиків. Для алгоритмів навчання без вчителя немає потреби у даних із відомим розподілом по класах. Замість цього, всі дані із датчиків передаються алгоритму, який автоматично визначає ряд

кластерів даних, кожен з яких може відповідати конкретній діяльності (конкретному класу). В області класифікації активності, класичний метод кросс-валідації може бути використаний для оцінити точність системи двома способами: у межах активності одного користувача, і у межах даних різних користувачів. У першому випадку, класифікатор навчається, використовуючи данні всіх користувачів, за винятком небагатьох, а потім перевіряється на даних виключених користувачів. Точність обчислюється як частка правильно класифікованих вікон даних по всіх видах діяльності. Цей процес, повторюється, кожного разу вилучаються деякі користувачі і перезапускається цикл навчання та перевірки. Кожного разу вилучається новий набір користувачів, що не приймали участь у тестуванні минулого циклу. Процес повторюється поки всі користувачі не будуть використані для тестування класифікатора. У другому випадку для оцінки точності використовуються вікна даних тільки одного користувача і для навчання використовуються вікна даних того ж користувача. Цей процес повторюється, щоразу з використанням іншої ділянки вікон даних для тестування. Загальна точність визначається виходячи із середнього значення всіх циклів для всіх доступних користувачів в обох випадках.

Хоча загальна точність показує якість навчання класифікатора, більш важливою характеристикою для оцінки якості роботи класифікатора є точність класифікації для кожного класу. Ці характеристики розраховуються окремо для кожного класу діяльності, шляхом визначення для кожного вікна даних в тестовому наборі класу до якого воно належить та перевірки коректності роботи класифікатора. Розглянемо детальніше існуючі методи класифікації.

Класифікатор на основі порівняння з пороговим значенням. У цьому методі отримані значення ознак просто порівнюються із деяким пороговим значенням для визначення чи належать дані до того чи іншого класу. Цей підхід був успішно використаний для розрізнення статичних поз, таких як стояння, сидіння та лежання, використовуючи кути, отримані з

акселерометрів, розміщених на різних частинах тіла [4, 17, 34, 37]. Крім того, класифікатори на основі порогового значення, були застосовані для розрізнення статичних поз і динамічної активності [15, 22]

Ієрархічні методи. У кількох дослідженнях використовуються ієрархічні методи класифікації для класифікації діяльності, використовуючи датчики що закріплені на тілі [20,22,24,35,40]. Для реалізації ієрархічної системи класифікації, необхідно побудувати бінарне дерево прийняття рішення, яке складається з ряду послідовних вузлів. У кожному вузлі, рішення приймається в залежності від значення вхідних ознак. Це рішення призводить до відношення ознак до певного класу або до переходу на інший вузол, де відбувається подальша диференціація між класами активностей. Процедурою навчання для такого класифікатора є аналітичний аналіз тренувальних даних та підбір параметрів порівняння у кожному вузлі. Цей підхід є дуже складним та вимагає багато часу, а складність його швидко зростає при збільшенні кількості класів.

Дерева прийняття рішень. Цей підхід є схожим із ієрархічним підходом, проте задача навчання вирішується не аналітичною побудовою класифікатора користувачем, а за допомогою конкретних алгоритмів, що допомагають автоматизувати процес, і створити компактний набір правил. Ці алгоритми працюють шляхом вивчення здатностей ознак розділяти дані на класи. Використовується по одній ознаці у кожному вузлі, щоб створити набір правил, які, в кінці призводять до повної класифікації активностей. Дерева прийняття рішень були застосовані до широкого спектру завдань класифікації [20, 27, 40]. Одним з найкращих прикладів застосування дослідження, представлене у [12]. У ньому використано ознаки у часовому та частотному просторі. Виконувалась класифікація 20 видів діяльності. Застосовувались п'ять датчиків, отримана точність становила 86%. Тим не менш, додатковий аналіз показав зниження точності на 3% при використанні датчиків на стегні та зап'ясті.

К-найближчих сусідів. При використанні алгоритму К-найближчих сусідів будується багатовимірний простір ознак, у якому кожній ознаці відповідає розмірність простору. Цей простір заповнюється всіма точками навчальних даних, кожна з яких відповідає конкретній діяльності. Для невідомого вікна даних з датчиків, представлених у просторі ознак, знаходиться К-найближчих точок (або сусідів) з навчальних даних. Клас визначається класом більшості з К-найближчих сусідів. Величина К, як правило, становить від 1 до невеликої кількості відсотків навчальних даних. Значення К вибирають методом випробування, або, використовуючи процедури крос-перевірки. Ферстер у роботі [14] першим використовував К-найближчих сусідів у класифікації видів діяльності, точніше дев'яти активностей. Пізніше він розширив свій підхід, що поєднав в собі класифікатор К-найближчих сусідів з ієрархічною структурою прийняття рішень і, в тому числі, були використані ознаки частотного простору. На кожному вузлі ієрархічного класифікатора, побудовано відповідний простір з використанням підмножини ознак. При такому підході класифікатор був у змозі точно класифікувати широкий спектр видів діяльності. Аналогічний підхід був використаний в роботі [17]. Тим не менш, замість застосування стандартного методу К-найближчих сусідів, вони використовували навчальні дані для кожного виду діяльності, щоб визначити максимальне та мінімальне значення по кожній з осей. Це дозволило ефективно визначати обсяг кожної активності у просторі ознак. Невідоме вікно даних з датчиків класифікувалося відповідно до центру найближчого об'єму активності у просторі ознак. Такий підхід дав можливість ідентифікувати широкий діапазон рухів і поз з хорошим рівнем точності.

Штучні нейронні мережі. Штучну нейронну мережу (ШНМ) можна порівняти з гнучкою математичною функцією, налаштованою для відображення складних взаємозв'язків між її входами і виходами. ШНМ представлена набором навчальних даних і деяким процесом оптимізації, що використовується для того, щоб набору вхідних даних можна поставити у

відповідність певний клас. Після навчання ШНМ може бути використана для отримання відповідних вихідних сигналів для будь-якого набору входів. В області класифікації активності, входами зазвичай є ознаки, отримані за даними датчиків, а виходи є різними класами діяльності [16, 23]. Однією з найбільш поширених ШНМ є нейронна мережа з декількома шарами з прямим зв'язком або багатошаровий персептрон. Він складається з входів і виходів, які з'єднані між собою за допомогою спеціальних вузлів, які розміщені у, так званих, прихованих шарах. Потік інформації через мережу контролюється ваговими коефіцієнтами між вузлами та функціями активації вузла. Цей тип мережі навчається за допомогою ітераційного процесу оптимізації вагових коефіцієнтів для того, щоб точно відобразити бажані результати виходів відповідно до навчальних даних. В деяких дослідженнях використовувались такі ШНМ для вирішення задачі класифікації видів діяльності з високим рівнем точності [16, 23].

Мащини опорних векторів. Мащини опорних векторів (SVM) є дуже популярним методом машинного навчання, заснованим на пошуку оптимального поділу класів гіперплощиною з максимальною границею між областями кожного класу. Крім того, за допомогою так званої функції ядра, вони можуть проектувати дані з початкового простору ознак в, інший простір вищої розмірності, або навіть нескінченної розмірності. Таким чином, лінійний поділ в новому просторі стає еквівалентним до нелінійної класифікації у вихідному просторі. Певні способи оптимізації використовуються для знаходження оптимальної розділяючої гіперплощини, яка необхідна для класифікації. SVM використовувався у наступних роботах [27, 41] та показав досить високі результати.

Наївний Баєсівський класифікатор та класифікатор декількох Гаусіан: Баєсівський класифікатор заснований на оцінках умовної ймовірності або правдоподібності сигналів, доступних для кожного класу діяльності. Враховуючи такі міри правдоподібності, вірогідність генерування певною активністю нового невідомого сигналу може бути безпосередньо оцінена.

Наївний Баєсівський класифікатор, передбачає, що всі ознаки не залежать одна від одної. При такому припущенні, функція правдоподібності для кожного виду діяльності, може бути виражена добутком функцій розподілу щільності вірогідності для кожної з ознак. Ці функції, як правило, виражаються як одновимірні нормальні розподіли. Хоча припущення щодо незалежності ознак часто порушується, Наївний Баєсівський класифікатор є популярним через свою простоту. Стосовно Баєсівського класифікатора існують двоїсті результати. Наприклад, у роботах [20, 27] цей підхід забезпечив непогану точність, в той час як у роботі [12] були виявлені низькі показники точності класифікації. Вони припустили, що причиною цього є хибне припущення, що прискорення можна вважати умовно незалежними і моделювати нормальним розподілом. Також Баєсівський класифікатор використовувався і у роботах [21,41].

Класифікатор декількох Гаусіан працює за тим же принципом. Тим не менш, функція правдоподібності не є розподілом щільності ймовірності за Гаусом. Ця функція є сумою Гаусіан із ваговими коефіцієнтами. У роботі [28] використовується цей підхід із застосуванням ознак у часовому просторі. У цій роботі показано, що із навчанням для одного користувача класифікатор декількох Гаусіан показує більшу точність ніж ієрархічний класифікатор.

Ланцюги Маркова та приховані моделі Маркова (ПММ): Для деяких задач класифікації, деякі переходи між діяльностями відбуваються з більшою імовірністю, ніж інші. Наприклад, дуже малоймовірно, що людина буде сидіти одразу після спуску по сходах, але, швидше за все, почне іти. Ланцюг Маркова – це дискретний у часі стохастичний процес, в якому кожна дія представлено у вигляді окремого стану. Марківські ланцюги можуть бути використані для представлення ймовірності переходів між різними діяльностями. ПММ схожі на Марківські ланцюги, але стан моделі в будь-який момент часу є невідомим (або прихованим) і може бути визначений тільки зі спостережуваних параметрів, які залежать від стану. На відміну від ланцюга Маркова, ПММ можуть використовуватися безпосередньо для

вирішення проблеми класифікації видів діяльності. Спостережувані параметри є ознаками, отриманими з даних датчиків, що носять на тілі, а стани відповідають різним видам діяльності. На відміну від ланцюга Маркова, ПММ можуть відповідати більш ніж одній діяльності. Як і в попередніх методах класифікації, ПММ спочатку навчається на прикладах даних. Після навчання, вона може бути використана, щоб визначити найбільш ймовірну послідовність переходів між станами (і таким чином, діяльність), яка могла б призвести до значень спостережуваних параметрів. ПММ навчаються визначати переходи між сусідніми станами з певною вірогідністю, що кожен можливий набір параметрів (ознак) буде спостерігатися для даної діяльності. У дослідженнях з класифікації видів діяльності, ПММ були використані з різною якістю розпізнавання [21, 22, 26].

Fuzzy Logic. Нечітка логіка заснована на теорії нечітких множин. Ідея полягає в тому, щоб використовувати міркування, яке є приблизним, а не чітко визначеним. Перевага використання нечіткої логіки в тому, що вона забезпечує вільну карту з набору входів на один або декілька виходів за допомогою набору простих якщо-то міркувань, які називаються правилами. У випадку задачі класифікації видів фізичної діяльності, вхідні ознаки отримують з даних натільних датчиків, в той час як виходи – нечіткі істини, які відповідають кожному виду діяльності. Потік інформації через нечіткі системи відбувається у декілька етапів. По-перше, входи або ознаки, в даному випадку, відносяться до нечітких множин. Цей перехід здійснюється з використанням відповідних функцій. У класичній теорії множин, точки даних або є членами певної множини, або ні, іншими словами, часткова належність кільком множинам не допускається. Тим не менш, у теорії нечітких множин дозволяється членство в діапазоні від 0 до 1, що дозволяє часткову належність кільком множинам. Після того, як кожен вхід був призначений членом нечіткого класу, правила можуть бути застосовані для отримання відповідних вихідних значень. У випадку задачі класифікації

активності, вихід – це значення належності, або нечітка істина, яка коливається від 0 до 1 для кожного класу діяльності. Результатом класифікації тоді зазвичай обирається діяльність з максимальною нечіткою істиною. Використовуючи нечітку логіку, можна оперувати неточними поняттями. Таким чином, нечітка логіка іноді краще підходить для роботи з реальними проблемами, ніж звичайні логіка, яка зазвичай використовується в ієрархічних класифікаторах чи при побудові дерев прийняття рішень. Незважаючи на це, нечітка логіка була застосована тільки до обмеженого числа задач класифікації активності. Mase [42] застосував цей підхід вперше, використовуючи прості евристичні методи для виявлення різних статичних поз, а потім за допомогою нечіткої класифікації виявляв відмінність між різними рухами. Він визначив функцію приналежності в термінах стандартних відхилень сигналів датчиків і короткостроковій зміні в орієнтації, розрахованій з сигналу гіроскопа. За допомогою набору правил, заснованому на Операція XB (нечіткий еквівалент AND), він міг розрізняти різні типи ходи з хорошою точністю. Спосіб нечіткого виводу Мамдані є одним з найбільш поширених методів розробки класифікатора з нечіткою логікою. При такому підході можна вказати певні функції приналежності, а потім розробити набір правил, які дозволяють побудувати відображення вхідних даних (ознак) на навчальні виходи (класи діяльності). Salarian [43] використовували цей метод в рамках триступеневої схеми класифікації діяльності. Ця схема була вперше використана як статистичний класифікатор для визначення переходів між положеннями сидючи та стоячи, а потім використовувалася в основі граничного підходу для визначення періодів коли піддослідний ходив та лежав. Нарешті, нечіткий класифікатор був використаний для визначення періодів перебування в положеннях сидючи і стоячи. Цей класифікатор був розроблений з використанням функції належності, побудованої із знання діяльності до і необхідності передбачити діяльність після поточної. Точність класифікації отримана з використанням цього підходу була вище, ніж отримана за допомогою простих граничних

правил [4]. Boissy [43] використовували нечіткий вивід Мамдані для виявлення падінь. Дані, отримані від три-осьового акселерометра були використані в якості вхідних даних для нечіткого класифікатора, а амплітуда кожного компонента прискорення була використана для визначення належності до класів діяльності: низький, середній і високий. Всього 27 правил використано для продукції, що виразилося в термінах функції приналежності як три класи (ні, може бути, і так), що представляє виникнення падіння. Значення цієї функції виводу потім використовувалось в поєднанні зі знаннями про орієнтацію тіла з використанням звичайної булевої логіки для визначення того, чи відбулося падіння. Збираючи великий набір даних з позитивних та негативних подій від 10 суб'єктів, вони були в змозі продемонструвати середні точності виявлення падіння, починаючи від 86 і 93%, залежно від місця розташування датчика.

Комбіновані класифікатори: популярність схем класифікації на Мета-рівні, в біомедицині, останнім часом зростає. Їх суть у покращенні класифікації шляхом об'єднання виходів декількох класифікаторів у один. Поєднання виходів досягається використанням різних методів. До них відносяться голосування більшості (де клас за який проголосувала більшість приймається за вихідний), складені узагальнення (який навчає базові класифікатори, а потім використовує їх вихід, як дані до нової ступені навчання) або бустінг (який призначає вагові коефіцієнти для класифікаторів щоб об'єднати їх продуктивність). У роботі [27] використані схеми класифікації мета-рівня. У цій роботі використано п'ять базових класифікаторів: SVM, дерева прийняття рішень, K найближчих сусідів і наївний Байєсівський класифікатор. Посилений SVM показав найкращі результати.

AdaBoost – це тип адаптивної посилювальної схеми, що поступово навчає класифікатори з відповідним збільшення ваги моделі на користь кращої класифікації даних. Таким чином, він поєднує в собі кілька слабких класифікаторів, щоб створити єдиний більш потужний. Ця техніка була

використана у роботі [45]. У роботі досліджувалось десять загальних повсякденних активностей. Використано велику кількість ознак у часовій та частотній області. Потім вони побудували багато слабких класифікаторів, кожен з яких використовував одну ознаку. Після цього побудовано модель, що складалася із зваженої суми слабких класифікаторів, що давала досить непогану точність класифікації. Також точність класифікації була покращена за допомогою використання ПММ із використанням слабких класифікаторів в якості входів моделі.

Будь-який з розглянутих вище алгоритмів може бути використаний для класифікації. Усі вони мають різні недоліки та переваги. Зобразимо загальну схему класифікації активності. Вона складається із отримання даних, обчислення ознак та класифікації. Загальна схема класифікації представлена на рис.2.5.

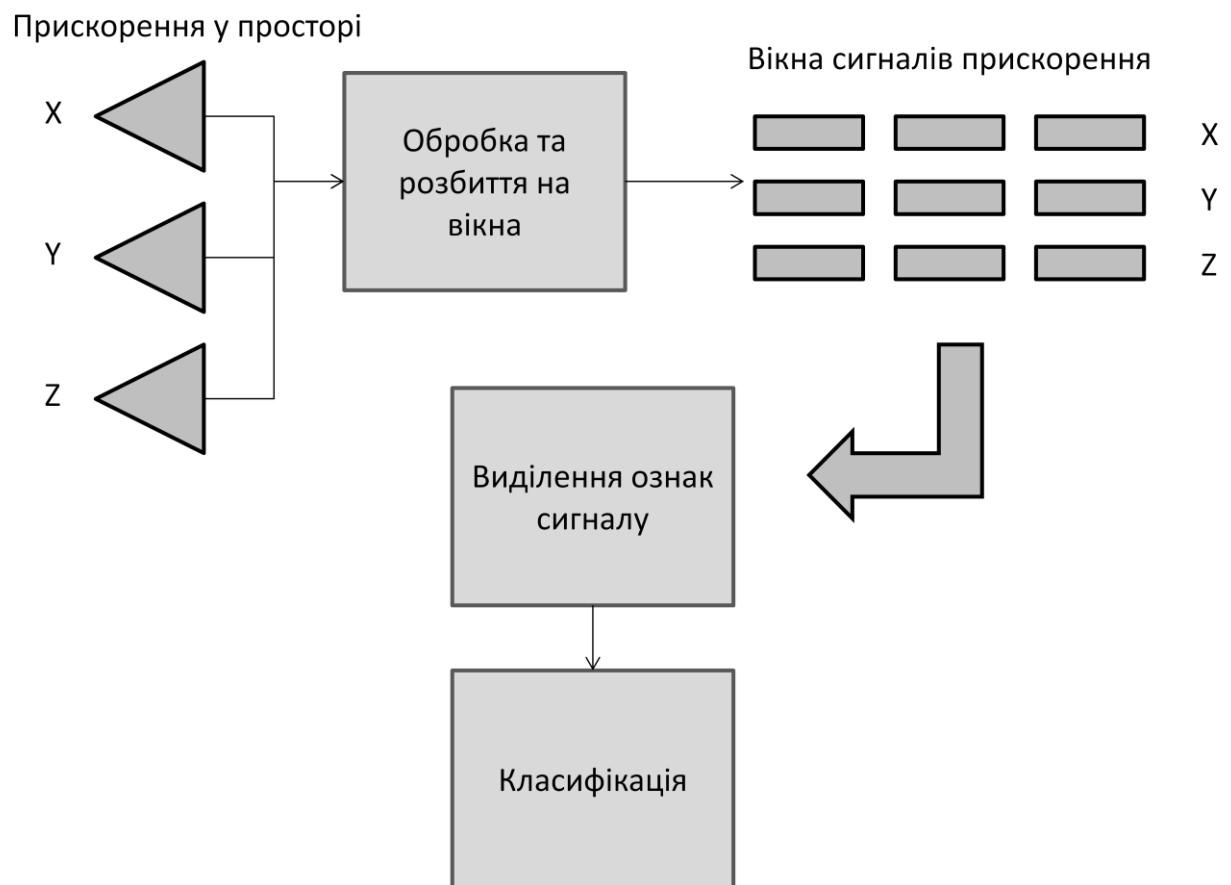


Рис. 2.5. Схема класифікації активності

2.4. Вибір ознак і методи зменшення розмірності задачі

Люди, як правило, виконують одні і ті ж рухи у різні способи, це може призвести до значного розрізнення ознак, отриманих на основі даних датчиків, що закріплені на тілі. Таким чином, для досягнення ефективної класифікації, виявлення ознак з високою мірою стійкості має велике значення. Хороший набір ознак повинен показувати невеликі зміни між повторами одних і тих же рухів від різних користувачів, але повинен істотно різнитися між різними видами діяльності. Існує ряд методів, різної складності, які можуть бути використані для вибору відповідних ознак для класифікації видів діяльності. Вони включають в себе візуальний і статистичний аналіз, щоб оцінити розподіл з використанням даної ознаки для різних видів діяльності. Візуальний метод заснований на візуальному аналізі вікон, зображених у просторі. Іншим методом відбору ознак є метод, в якому ознаки з великого набору послідовно додаються до алгоритму класифікації або видаляються з нього. Оптимальні функції ідентифікуються залежно від результатів похибки класифікації для кожної функції з набору. В якості альтернативи вибору підмножини існуючих ознак, часто можна об'єднати декілька ознак, щоб визначити нову. Є дві переваги, пов'язані з такою процедурою. По-перше, часто дуже велике число ознак, може бути зменшена без втрати якості класифікації. По-друге, новий скорочений набір ознак часто має кращу роздільну здатність у просторі.

2.5. Вибір апаратної та елементної бази

Будь-яка електронна система обробки даних складається з таких основних компонентів, як: мікропроцесор, пам'ять та пристрої вводу та виводу даних. Окрім цього у випадку системи розпізнавання активності, необхідні датчики. Оскільки система має носитися на руці та бути автономною, необхідно приділити велику увагу до споживання енергії. Одним із найкращих виборів у даному випадку є мікроконтролер, що поєднує

у собі основні компоненти системи такі як, пам'ять, процесор та інтерфейси для підключення зовнішніх пристроїв.

Одним із найкращих розробників архітектури мікроконтролерів є ARM. Архітектура ARM Cortex m дозволяє досягти максимальної продуктивності із найменшим споживанням енергії. Саме тому виберемо мікроконтролер архітектури ARM Cortex m. Існує багато виробників мікроконтролерів даної архітектури: NXP, Texas Instruments, ST microelectronics, Freescale, Nuvoton, Atmel та інші. Зупинимось на найдешевших мікроконтролерах виробника ST. ST має дві серії розповсюджених, та відносно дешевих мікроконтролерів це stm32f1xx та stm32f4xx.

Виходячи з того що, ефективні алгоритми класифікації розглянуті вище потребують виконання операції з плаваючою комою необхідно забезпечити ефективне їх виконання. Звісно ці операції можна виконувати на базі операції із цілими числами, проте такі алгоритми значно сповільнюють виконання цих операцій. Отже виходячи із вимог роботи системи у реальному часі необхідно вибрати мікроконтролер, що має можливість виконувати операції з плаваючою комою апаратно. Апаратне виконання зазвичай є набагато швидшим (у десятки разів). Можливість виконувати операції із плаваючою комою є у мікроконтролерів stm32f4xx. Одним з найбільш розповсюджених мікроконтролерів цієї серії є stm32f407vg. Виберемо цей мікроконтролер.

Система розпізнавання активності має містити датчики. Як показано у попередньому розділі акселерометр є одним із основних датчиків при розпізнаванні активності. Будемо використовувати MEMS акселерометр, оскільки він має низьку ціну та низький рівень споживання енергії. Виберемо найдешевший акселерометр який вимірює прискорення у трьох осях, та є у продажі. Це акселерометр виробництва ST lis302dl. Цей акселерометр має інтерфейс spi, що також наявний у вибраному мікроконтролері, а також сигнал наявності нових даних. Типове значення споживання енергії 300 мікроампер.

У даній роботі також використано ємнісні датчики наближення. Такі датчики випускаються промисловістю, проте частіше всього вони є специфічними, і не підходять до застосування у портативних системах. Тому прийнято рішення розробити власний датчик наближення. До такого датчика висуваються загальні вимоги, як і до всієї системи: низький рівень споживання енергії. Вибрано саме ємнісну технологію, через можливість досягнення низького рівня споживання енергії таким датчиком. Розглянемо принцип роботи датчика. Датчик працює на основі зміни ємності під дією піднесених до датчика об'єктів. Вимірюючи цю ємність можна оцінити відстань до об'єкта. Схематичне зображення ємнісного сенсора представлене на рис. 2.6. Ємнісний сенсор складається з обкладки або декількох обкладинок. Ємність обкладки постійно вимірюється для оцінки відстані. Ємність обкладки складається з двох постійних складових та однієї змінної. Постійні складові це паразитна ємність та ємність обкладки. Змінна ємність це ємність яку складає заземлений об'єкт піднесений до обкладки. Даний метод підходить для оцінки відстані до заземленого об'єкта, проте якщо необхідно визначати відстань до незаземленого об'єкта цей метод не підходить.

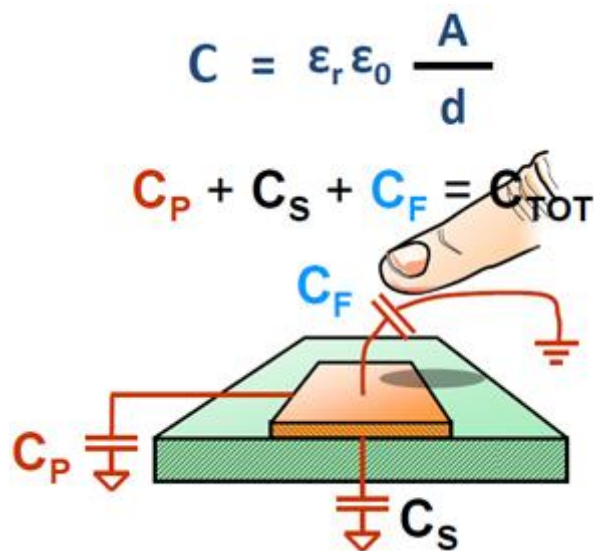


Рис. 2.6. Схема ємнісного датчика

Для вимірювання відстані до незаземленого об'єкта можна використати інший підхід, який заключається у зміні діелектричної проникності конденсатора, шляхом піднесення об'єктів до обкладинок. Структура такого датчика представлена на рис. 2.7.

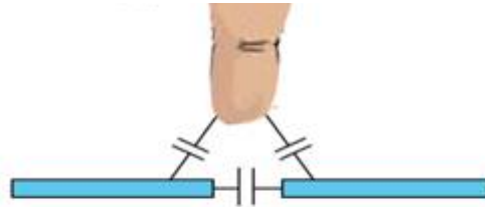


Рис. 2.7. Схема емнісного датчика зі змінною діелектричною проникністю

Для вимірювання ємності та оцінки відстані скористаємося наступним підходом: заряджатимемо обкладку сенсора постійним током, та будемо вимірювати час зарядки конденсатора. Час заряду конденсатора постійним током лінійно залежить від ємності.

У даній системі використаємо обидва типи датчиків для оцінки відстані до тіла користувача та для оцінки відстані до інших об'єктів.

Прототип системи також використано для запису тренувальних даних для класифікатора тому необхідно передбачити засоби збереження великої кількості даних. Для цієї задачі використано карту пам'яті формату SD, тому, що вона має великий об'єм пам'яті, невисоку ціну та досить низький рівень споживання енергії при не великій швидкості передачі даних.

Вивід даних буде здійснюватися за допомогою чорно білого LCD екрану, що має дуже низьке споживання енергії із вимкненою під світлою, також буде встановлено кілька світло діодів для світової індикації, та динамік із підсилювачем для звукового сповіщення. Для введення даних передбачено USB інтерфейс, та клавіатуру. У якості джерела живлення використано літій іонний акумулятор.

2.6. Математична модель класифікатора

Для роботи пристрою необхідно здійснювати класифікацію сигналів у реальному часі. Побудуємо математичну модель класифікатора. Нехай X — множина ознак сигналів активностей, Y — множина номерів (або назв) класів активностей. Існує невідома цільова залежність — відображення $y^*: X \rightarrow Y$, значення якої відомі тільки на об'єктах скінченної навчальної вибірки $X^m = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}$. Необхідно побудувати алгоритм $a: X \rightarrow Y$, здібний вірно класифікувати довільний об'єкт $x \in X$. Дуже рідко для класифікації використовується безпосередньо сигнали датчиків, тому для зменшення розмірності задачі та полегшення задачі класифікації використовують ознаки. Ознакою називається відображення $f: X \rightarrow D_f$, де D_f — множина допустимих значень ознаки. Якщо задані ознаки $f_1, \dots, f_n$, то вектор $x = (f_1(x), \dots, f_n(x))$ називається ознаковим описом об'єкта $x \in X$. Множина $X = D_{f_1} \times \dots \times D_{f_n}$ називається простором ознак.

Попередні роботи показують що для задачі класифікації активності використано багато різних алгоритмів. Виберемо такі алгоритми які дають непогані результати та мають допустимий рівень складності. Такими алгоритмами є SVM та багат шаровий перцептрон. Розрахунки необхідні для класифікації одного вікна тривають біля декількох мілісекунд, що є прийнятним. Розглянемо детальніше ці два алгоритми.

Припустимо, що точки мають такий вигляд: $\{(x_1, c_1), (x_2, c_2), \dots, (x_n, c_n)\}$, де c_i приймає значення 1 або -1 залежно від того, якому класу належить точка x_i . Кожна точка x_i — це p -мірний дійсний вектор, що зазвичай нормалізується значеннями $[0,1]$ або $[-1,1]$. Якщо точки не будуть нормалізовані, то точка з більшими відхиленнями від середніх значень координат точок матиме сильний вплив на класифікатор. Можемо розглядати це як навчальну колекцію, в якій для кожного елементу уже задано клас, до якого він належить. Потрібно, аби алгоритм методу опорних

векторів класифікував їх таким же чином. Для цього будується роздільна гіперплощина, що зображена на рис. 2.8.

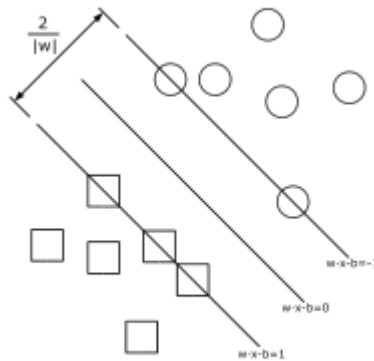


Рис. 2.8. Роздільна гіперплощина алгоритму опорних векторів

Оптимальна січна гіперплощина для метода опорних векторів, побудована на точках з двох класів. Найближчі точки до паралельних гіперплощин називаються опорними векторами

$$w \cdot x - b = 0.$$

Вектор w є перпендикуляром до роздільної гіперплощини. Параметр b залежить від найкоротшої відстані гіперплощини до початку координат. Якщо параметр b дорівнює нулю, то це означає, що гіперплощина проходить через початок координат. А це – обмежує рішення. З метою знайти оптимальне розділення, маємо звернути увагу на опорні вектори та гіперплощини, що є паралельними до оптимальної, та найближчими до опорних векторів двох класів. Можна показати, що ці паралельні гіперплощини можуть бути описані такими рівняннями (з точністю до нормування):

$$w \cdot x - b = 1,$$

$$w \cdot x - b = -1.$$

Якщо навчальна вибірка лінійно роздільна, то ми можемо вибрати гіперплощини таким чином, аби між ними не лежала жодна точка навчальної

вибірки, і після цього – максимізувати відстань між гіперплощинами. Можна легко знайти ширину полоси між ними, яка дорівнює $\frac{2}{||w||}$. Тепер потрібно мінімізувати $||w||$. Аби виключити всі точки із полоси, маємо переконатись для всіх i , що

$$\begin{cases} w \cdot x_i - b \geq 1, & c_i = 1 \\ w \cdot x_i - b \leq -1, & c_i = -1 \end{cases}$$

Це також може бути записано таким чином:

$$c_i (w \cdot x_i - b) \geq 1, \quad 1 \leq i \leq n. \quad (2.1)$$

Випадок лінійної роздільності

Проблема побудови оптимальної роздільної гіперплощини зводиться до мінімізації $||w||$, за умови (2.1). Це задача квадратичної оптимізації, що має такий вигляд:

$$\begin{cases} ||w||^2 \rightarrow \min \\ c_i (w \cdot x_i - b) \geq 1, \quad 1 \leq i \leq n \end{cases}$$

За теоремою Куна-Таккера, ця задача еквівалентна двоїстій задачі пошуку сідлової точки функції Лагранжа

$$\begin{cases} L(w, b; \lambda) = \frac{1}{2} ||w||^2 - \sum_{i=1}^n \lambda_i (c_i ((w \cdot x_i) - b) - 1) \rightarrow \min_{w, b} \max_{\lambda} \\ \lambda_i \geq 0, \quad 1 \leq i \leq n \end{cases} \quad (2.2)$$

де $\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ – вектор двоїстих змінних.

Зведемо цю задачу до еквівалентної задачі квадратичного програмування, що містить лише двоїсті змінні:

$$\begin{cases} -L(\lambda) = -\sum_{i=1}^n \lambda_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j c_i c_j (x_i \cdot x_j) \rightarrow \min_{\lambda} \\ \lambda_i \geq 0, \quad 1 \leq i \leq n \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i c_i = 0 \end{cases} \quad (2.3)$$

Якщо припустити, що цю задачу розв'язано, тоді w і b можна знайти за формулами:

$$w = \sum_{i=1}^n \lambda_i c_i x_i$$

$$b = w \cdot x_i - c_i, \quad \lambda_i > 0$$

Врешті, алгоритм класифікації можна записати таким чином:

$$a(x) = \text{sign} (\sum_{i=1}^n \lambda_i c_i x_i \cdot x - b) \quad (2.4)$$

При цьому сума рахується не по всій вибірці, а лише по опорним векторам, для яких $\lambda_i \neq 0$.

Для того, аби алгоритм міг працювати у випадку, якщо класи лінійно нероздільні, треба дозволити йому припускатись помилок на навчальній вибірці. Введемо набір додаткових змінних $\xi_i \geq 0$, що характеризують величину помилки на об'єктах x_i , $1 \leq i \leq n$. За відправну точку беремо (2.2), пом'якшивши обмеження нерівності. Також введемо до функціоналу штраф

$$\text{за сумарну помилку: } \begin{cases} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \rightarrow \min_{w,b,\xi_i} \\ c_i (w \cdot x_i - b) \geq 1 - \xi_i, \quad 1 \leq i \leq n \\ \xi_i \geq 0, \quad 1 \leq i \leq n \end{cases}$$

Коефіцієнт C – параметр налаштування методу, що дозволяє регулювати відношення між максимізацією ширини роздільної полоси та мінімізацією сумарної помилки. Аналогічно, за теоремою Куна-Такера, зводимо задачу до пошуку сідлових точки функції Лагранжа:

$$\begin{cases} L(w, b, \xi; \lambda, \eta) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n \lambda_i (c_i (w \cdot x_i) - 1) - \sum_{i=1}^n \xi_i (\lambda_i + \eta_i - C) \rightarrow \min_{w,b,\xi} \max_{\lambda,\eta} \\ \xi_i \geq 0, \lambda_i \geq 0, \eta_i \geq 0, \quad 1 \leq i \leq n \\ \lambda_i = 0 \\ c_i (w \cdot x_i - b) = 1 - \xi_i, \quad 1 \leq i \leq n \\ \begin{cases} \eta_i = 0 \\ \xi_i = 0, \end{cases} \quad 1 \leq i \leq n \end{cases}$$

За аналогією, зведемо цю задачу до еквівалентної:

$$\begin{cases} -L(\lambda) = -\sum_{i=1}^n \lambda_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j c_i c_j (x_i \cdot x_j) \rightarrow \min \lambda \\ 0 \leq \lambda_i \leq C, \quad 1 \leq i \leq n \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i c_i = 0 \end{cases}$$

На практиці для побудови машин опорних векторів розв'язують саме цю задачу, а не (2.3), через те що гарантувати лінійну роздільність точок на два класи в загальному випадку неможливо. Цей варіант алгоритму називають алгоритмом з м'яким проміжком (soft-margin SVM), тоді як у випадку лінійно роздільного алгоритму говорять про жорсткий проміжок (hard-margin SVM). Для алгоритму класифікації зберігається формула (2.4), з тою лише різницею, що тепер ненульовим володіють не лише опорні об'єкти, але й об'єкти-порушники. Певним чином – це недолік, оскільки порушниками часто виявляються шумові викиди, і побудоване на них кінцеве правило, по суті, опирається на шум. Константу C зазвичай обирають за критерієм ковзкого контролю. Це спосіб, що потребує досить багато сил. Адже задачу доводиться вирішувати заново при кожному значенні C . Якщо є підстави вважати, що вибірка майже лінійно роздільна, і лише об'єкти-викиди класифікуються неправильно, то можна застосувати фільтрацію викидів. Спочатку задача вирішується при деякому значенні C , і з вибірки видаляється невелика частка об'єктів, що мають найбільшу величину помилки λ_i . Після цього завдання вирішується заново по скороченій вибірці. Можливо, доведеться проробити кілька таких ітерацій, поки об'єкти, що лишилися, не виявляться лінійно роздільними.

Алгоритм побудови оптимальної роздільної гіперплощини, запропонований в 1963 році Володимиром Вапником та Олексієм Червоненкісом є алгоритмом лінійної класифікації. Однак у 1992 році Бернхард Босер, Ізабель Гійон та Вапник запропонували спосіб створення нелінійного класифікатору, в основі якого лежить перехід від скалярних

добутків до довільних ядер - так званий kernel trick (вперше запропонований М. А. Айзерманом, Е. М. Броверманом і Л. В. Розоноєром для методу потенційних функцій). Він дозволяє будувати нелінійні роздільники. Кінцевий алгоритм вкрай схожий на алгоритм лінійної класифікації, з тією лише різницею, що кожен скалярний добуток в наведених вище формулах замінюється нелінійною функцією ядра (скалярним добутком в просторі з більшою розмірністю). У цьому просторі вже може існувати оптимальна роздільна гіперплощина. Через те, що розмірність отриманого простору може бути більшою розмірності вихідного, то перетворення, що зіставляє скалярні добутки, буде нелінійним. А отже функція, що відповідає у початковому просторі оптимальній роздільній гіперплощині, буде також нелінійною. Варто відзначити, що якщо початковий простір має досить високу розмірність, то можна сподіватися, що вибірка в ньому виявиться лінійно роздільною.

Найбільш поширені ядра:

1. поліноміальне (однорідне): $k(x, x') = (x \cdot x')^d$;
2. поліноміальне (неоднорідне): $k(x, x') = (x \cdot x' + 1)^d$;
3. радіальна базисна функція: $k(x, x') = \exp(-\gamma \|x - x'\|^2)$, для $\gamma > 0$;
4. радіальна базисна функція Гауса: $k(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2\sigma^2}\right)$;
5. сигмоїд: $k(x, x') = \tanh(kx \cdot x' + c)$, для майже всіх $k > 0$ і $c < 0$.

Метод класифікації роздільною полосою має два недоліки:

1. під час пошуку роздільної полоси істотне значення мають лише примежові точки;
2. в багатьох випадках знайти оптимальну роздільну полосу – неможливо.

Таким чином, необхідно якось покращити метод. Якщо згадати – умови задачі оптимізації, сформульованої за допомогою змінних Лагранжа, залежали лише від скалярних добутків між навчальними документами. А

тому для покращення методу можна спробувати змінити скалярні добутки. Тут на допомогу приходить ідея розширеного простору. Побудова машини опорних векторів:

1. оберемо відображення $\phi(x)$ векторів x в новий, розширений простір;
2. виходить нова функція скалярного добутку $K(x, y) = \omega(y)$.

На практиці зазвичай обирають не відображення $\phi(x)$, а одразу функцію $K(x, y)$, яка могла би бути скалярним добутком за умови деякого відображення $w(x)$. Функція $K(x, y)$ називається ядром. Ця функція є головним параметром налаштування машини опорних векторів.

Знаходимо роздільну гіперплощину в новому просторі: за допомогою функції $K(x, y)$ складаємо нову матрицю коефіцієнтів для задачі оптимізації, підставляючи значення $K(x_i, x_j)$ замість $(x_i * x_j)$, і вирішуємо нову задачу.

Знайшовши w і b , отримуємо роздільну площину $w \cdot \omega(x) - b$ в новому, розширеному просторі.

Переваги методу опорних векторів:

1. найшвидший метод знаходження вирішальних функцій;
2. метод зводиться до вирішення задачі квадратичного програмування у випуклій області, яка завжди має єдине вирішення;
3. метод знаходить роздільну полосу максимальної ширини, що дозволяє надалі здійснювати кращу класифікацію;
4. за умови різного вибору ядер можна відтворювати інші підходи. Наприклад, великий клас нейронних мереж можна представити у вигляді методу опорних векторів з визначеними ядрами;
5. теоретичне обґрунтування: кінцеве правило обирається не за допомогою деяких евристик, а відповідно до оптимізації деякої функції.

Недоліки методу опорних векторів:

1. мала кількість параметрів для налаштування: після того як ядро зафіксували, єдиним варіативним параметром лишається коефіцієнт помилки C ;
2. метод чутливий до шумів та стандартизації даних;
3. не існує загального підходу до автоматичного вибору ядра у випадку лінійної нероздільності класів :
4. повільне навчання.

Багатошаровий перцептрон складається з нейронів, які з'єднані між собою зв'язками з певними значеннями вагових коефіцієнтів. Кожен нейрон реалізує наступну функцію.

$$\hat{y}(k) = \sum_{i=1}^N w_i \Phi_i(x(k)),$$

Структура багатошарового перцептрона зображена на рис. 2.9. w_i – вагові коефіцієнти Φ – активаційна функція x – вектор вхідних даних.

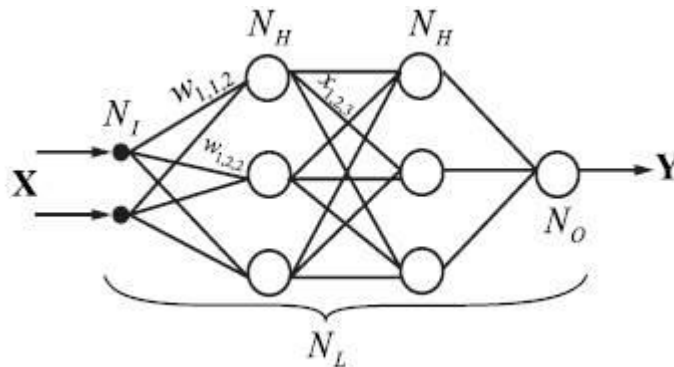


Рис. 2.9. Структура багатошарового перцептрона

Сигмоїдні функції активації. Найчастіше в якості функцій активації використовуються такі види сигмоїд:

1. функція Фермі (Експоненційна сигмоїда): $f(s) = \frac{1}{1 + e^{-2\alpha s}}$;
2. раціональна сигмоїда: $f(s) = \frac{s}{|s| + \alpha}$;

3. гіперболічний тангенс: $f(s) = th \frac{s}{\alpha} = \frac{e^{\frac{s}{\alpha}} - e^{-\frac{s}{\alpha}}}{e^{\frac{s}{\alpha}} + e^{-\frac{s}{\alpha}}}$, де s — вихід суматора нейрона, α — довільна константа.

Процесорний час розрахунку раціональної сигмоїдної функції активації є найменшим з усіх сигмоїд. Для обчислення гіперболічного тангенса потрібно найбільше тактів роботи процесора. Якщо ж порівнювати з пороговими функціями активації, то сигмоїди розраховуються дуже повільно. Якщо після підсумовування в пороговій функції відразу можна починати порівняння з певною величиною (порогом), то у випадку сигмоїдної функції активації потрібно розрахувати сигмоїду (затратити час у кращому випадку на три операції: взяття модуля, додавання і поділ), і тільки потім порівнювати з пороговою величиною (наприклад, нулем). Якщо вважати, що всі прості операції розраховуються процесором за приблизно однаковий час, то робота сигмоїдальної функції активації після зробленого підсумовування (яке займе однаковий час) буде повільнішою від порогової функції активації в пропорції 1:4.

Функція оцінки роботи мережі. У тих випадках, коли вдається оцінити роботу мережі, навчання нейронних мереж можна представити як задачу оптимізації. Оцінити — означає вказати кількісно, добре чи погано мережа вирішує поставлені їй завдання. Для цього будується функція оцінки. Вона, як правило, явно залежить від вихідних сигналів мережі і неявно (через функціонування) — від всіх її параметрів. Найпростіший і найпоширеніший приклад оцінки — сума квадратів відстаней від вихідних сигналів мережі до їх необхідних значень: $H = \frac{1}{2} \sum_{\tau \in \mathcal{D}_{out}} (Z(\tau) - Z^*(\tau))^2$, де $Z^*(\tau)$ — необхідне значення вихідного сигналу.

Метод найменших квадратів далеко не завжди є кращим вибором оцінки. Ретельне конструювання функції оцінки дозволяє на порядок підвищити ефективність навчання мережі, а також одержувати додаткову

інформацію — «рівень впевненості» мережі у відповіді [6]. На рис. 2.10 представлено архітектуру багатошарового перцептрону.

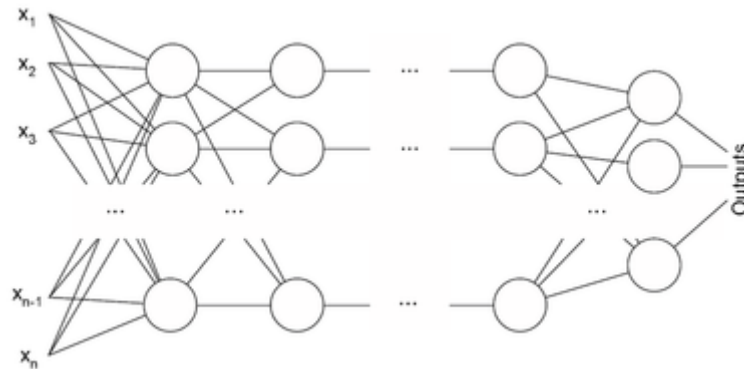


Рис. 2.10. Архітектура багатошарового перцептрону

Алгоритм зворотного поширення помилки застосовується для багатошарового перцептрону. У мережі є множина входів $x_1, \dots, x_n$, множина виходів *Outputs* і безліч внутрішніх вузлів. Перенумеруємо всі вузли (включаючи входи і виходи) числами від 1 до N (наскрізна нумерація, незалежно від топології шарів). Позначимо через $w_{i,j}$ вагу зв'язку, що з'єднує i -й і j -й вузли, а через o_i — вихід i -го вузла. Якщо нам відомий навчальний приклад (правильні відповіді мережі $t_k, k \in \text{Outputs}$), то функція помилки, отримана за методом найменших квадратів, виглядає так:

$$E(\{w_{i,j}\}) = \frac{1}{2} \sum_{k \in \text{Outputs}} (t_k - o_k)^2$$

Як модифікувати ваги? Ми будемо реалізовувати стохастичний градієнтний спуск, тобто будемо підправляти ваги після кожного навчального прикладу i , таким чином, «рухатися» в багатовимірному просторі ваг. Щоб «добратися» до мінімуму помилки, нам потрібно «рухатися» в сторону, протилежну градієнту, тобто, на підставі кожної групи правильних відповідей, додавати до кожної ваги $w_{i,j}$

$$\Delta w_{i,j} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{i,j}},$$

де $0 < \eta < 1$ — множник, що задає швидкість «руху».

Похідна розраховується таким чином. Нехай спочатку $j \in Outputs$, тобто вага, яка нас цікавить, входить в нейрон останнього рівня. Спочатку зазначимо, що $w_{i,j}$ впливає на вихід мережі лише як частина суми $S_j = \sum_i w_{i,j} x_i$, де сума береться по входах j -го вузла. Тому

$$\frac{\partial E}{\partial w_{i,j}} = \frac{\partial E}{\partial S_j} \frac{\partial S_j}{\partial w_{i,j}} = x_i \frac{\partial E}{\partial S_j}$$

Аналогічно, S_j впливає на загальну помилку тільки в рамках виходу j -го вузла o_j (нагадуємо, що це вихід всієї мережі). Тому

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial S_j} &= \frac{\partial E}{\partial o_j} \frac{\partial o_j}{\partial S_j} = \left(\frac{\partial}{\partial o_j} \frac{1}{2} \sum_{k \in Outputs} (t_k - o_k)^2 \right) \left(\frac{\partial \sigma(S_j)}{\partial S_j} \right) \\ &= \left(\frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial o_j} (t_j - o_j)^2 \right) (o_j(1 - o_j)) = -o_j(1 - o_j)(t_j - o_j) \end{aligned}$$

Якщо ж j -й вузол — не на останньому рівні, то у нього є виходи; позначимо їх через $Children(j)$. У цьому випадку $\frac{\partial E}{\partial S_j} = \sum_{k \in Children(j)} \frac{\partial E}{\partial S_k} \frac{\partial S_k}{\partial S_j}$, і $\frac{\partial S_k}{\partial S_j} = \frac{\partial S_k}{\partial o_j} \frac{\partial o_j}{\partial S_j} = w_{i,j} \frac{\partial o_j}{\partial S_j} = w_{i,j} o_j (1 - o_j)$.

Ну а $\frac{\partial E}{\partial S_k}$ — це аналогічна поправка, але обчислена для вузла наступного рівня (будемо позначати її через δ_k — від Δ_k вона відрізняється відсутністю множника $(-\eta x_{i,j})$). Оскільки ми навчилися обчислювати поправку для вузлів останнього рівня і виражати поправку для вузла нижчого рівня через поправки більш високого, можна вже створювати алгоритм навчання. Саме через цю особливість обчислення поправок цей алгоритм називається алгоритмом зворотного поширення помилки (англ. Back propagation).

Отриманий алгоритм представлений нижче. На вхід алгоритму, крім зазначених параметрів, потрібно також подавати в якому-небудь форматі

структуру мережі. На практиці дуже гарні результати показують мережі досить простої структури, що складаються з двох рівнів нейронів — прихованого рівня (hidden units) і нейронів-виходів (output units), кожен вхід мережі з'єднаний з усіма прихованими нейронами, а результат роботи кожного прихованого нейрона подається на вхід кожному з нейронів-виходів. У такому випадку досить подавати на вхід кількість нейронів прихованого рівня.

Алгоритм: BackPropagation $(\eta, \alpha, \{x_i^d, t^d\}_{i=1, d=1}^{n, m}, \text{NUMBER_OF_STEPS})$

Ініціалізувати $\{w_{ij}\}_{i,j}$ маленькими випадковими значеннями $\{\Delta w_{ij}\}_{i,j} = 0$

Повторити NUMBER_OF_STEPS раз:

Для всіх d від 1 до m :

Подати $\{x_i^d\}$ на вхід сітки і підрахувати виходи o_i кожного вузла.

Для всіх $k \in \text{Outputs}$

$$\delta_k = o_k (1 - o_k)(t_k - o_k).$$

Для кожного рівня l , починаючи з останнього:

Для кожного вузла j рівня l порахувати

$$\delta_j = o_j (1 - o_j) \sum_{k \in \text{Children}(j)} \delta_k w_{j,k}.$$

Для кожного ребра сітки $\{i, j\}$

$$\Delta w_{i,j} = \alpha \Delta w_{i,j} + (1 - \alpha) \eta \delta_j o_i.$$

$$w_{i,j} = w_{i,j} + \Delta w_{i,j}.$$

Видати значення $w_{i,j}$.

Висновки до розділу

1. Новизна в порівнянні з іншими системами розпізнавання активності полягає у наступному:
2. Дані про щоденні активності використовуються для нагадування про своєчасне прийняття ліків.
3. Система є портативною та закріплена на зап'ясті руки користувача.

4. На відміну від багатьох інших систем, що проводять класифікацію активності або не у реальному часі, або на потужному смартфоні, запропонована система проводить класифікацію у реальному часі та безпосередньо на мікроконтролері, вбудованому у систему.
5. На відміну від попередніх систем, ця система працює на основі мікроконтролера, що має низький рівень споживання енергії, і, як наслідок, низьку продуктивність у порівнянні із мікропроцесорами.
6. Використовує ємнісні сенсори наближення, що мають дуже низький рівень споживання енергії.

3. РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИХ ВИПРОБУВАНЬ СИСТЕМИ

Метою випробувань є:

1. експериментальна оцінка ефективності обраних алгоритмів класифікації з метою остаточного вибору найбільш вдалого для обраної апаратної бази;
2. експерименти по розпізнаванню активностей в реальних умовах для порівняння розробленого апаратно-програмного засобу з існуючими аналогами.

Порядок випробувань включає в себе наступні етапи:

1. навчання всіх обраних класифікаторів повним набором реалізованих характеристик;
2. порівняння результатів та вибір одного алгоритму класифікації для подальших експериментів;
3. вибір достатнього набору найбільш значущих характеристик;
4. фінальне випробування обраного алгоритму розпізнавання.

В даному розділі будуть докладно розглянуті наведені вище етапи вибору найбільш підходящого для даної задачі класифікатора, а також буде наведено опис навчальної вибірки та умов її створення.

3.1. Навчальна вибірка даних

За допомогою зібраного першого прототипу пристрою створено навчальну вибірку даних. Вона складалась з послідовностей показів датчиків у форматі, наведеному на рис. 3.1.

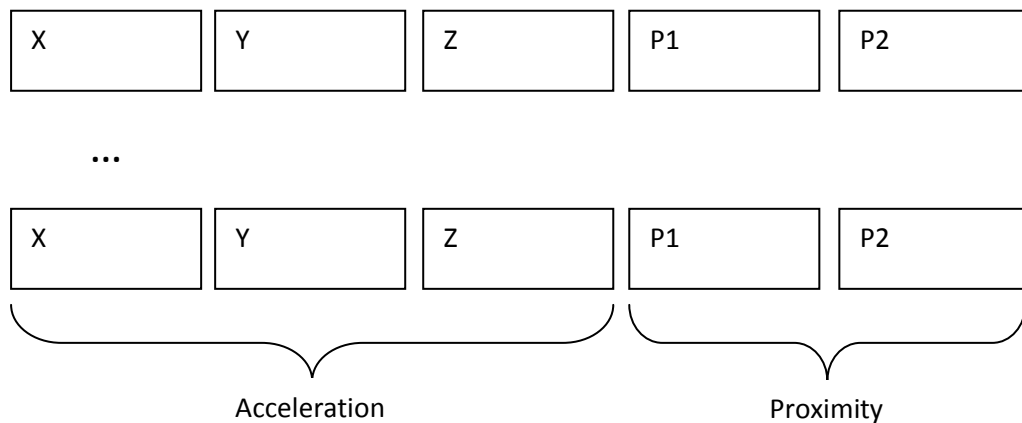


Рис. 3.1. Схема будови файлів даних навчальної вибірки

Пристрій закріплювався нерухомо на правій руці піддослідного (оскільки цією рукою він тримає ложку чи виделку), за допомогою кнопок на передній панелі пристрою здійснювався вибір виду діяльності, який записувався після натискання кнопки початку запису. Мікроконтролер регулярно обробляв переривання датчиків пристрою з частотою 100 Гц (100 разів на секунду). Покази датчиків записувались до файлу на картці пам'яті, в послідовності 3 значення прискорення (за трьома осями акселерометра), 2 значення з датчиків наближення, розміщених з двох боків пристрою – по одному значенню з кожного датчика.

Дані записуються пристроєм у бінарні файли. Частоту дискретизації датчиків вибрано максимальною, адже це дозволяє при отримати гнучкість при обробці та експериментах із тренувальними даними. На рис. 3.2 зображено графік вимірів датчика наближення при наближенні руки до нього із відстані 35 см. З графіку видно що дані дещо зашумлені, тому для досягнення більшої точності класифікації необхідно фільтрувати покази цих датчиків. Спробуємо застосувати згладжування по 20 точкам (чорна лінія на графіку). З графіку видно що отримана залежність є експоненціальною, що характерно для ємнісних датчиків наближення.

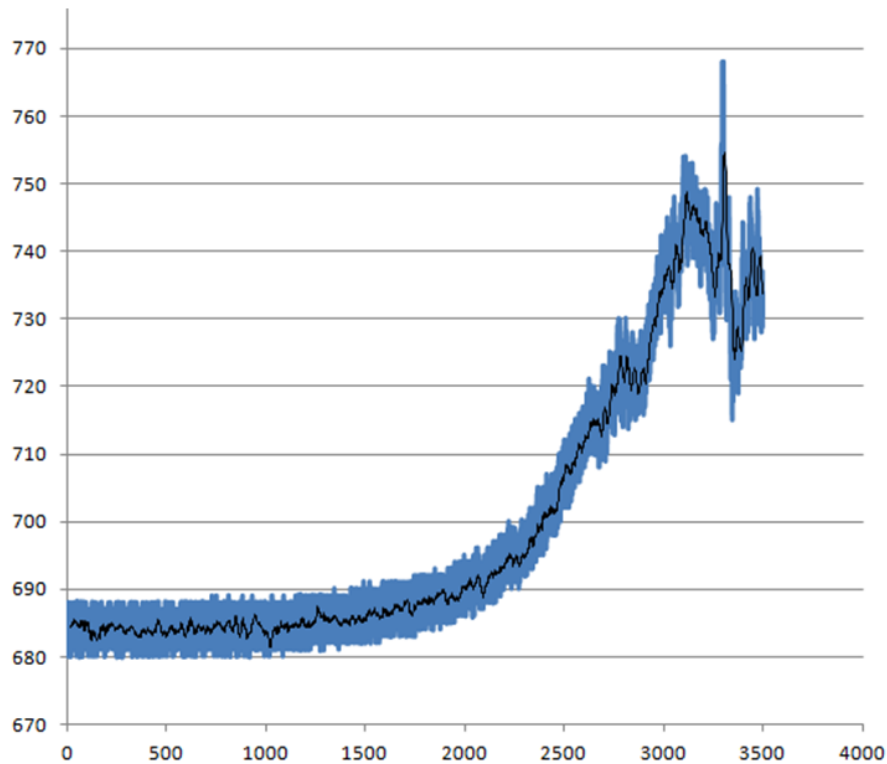


Рис. 3.2. Графік показів датчика наближення

Дані з акселерометра показано на рис. 3.3. Графік побудовано з даних прискорення кінцівки у просторі, при повороті її проти годинникової стрілки, та за. Акселерометр вимірює лінійне прискорення в просторі, тобто по трьох осях. Зважаючи на вигляд даних з акселерометра. А також враховуючи дані дослідження літературних джерел, відображені в розділах дипломної роботи, для даного датчика достатньо показовими є частотні характеристики сигналів.

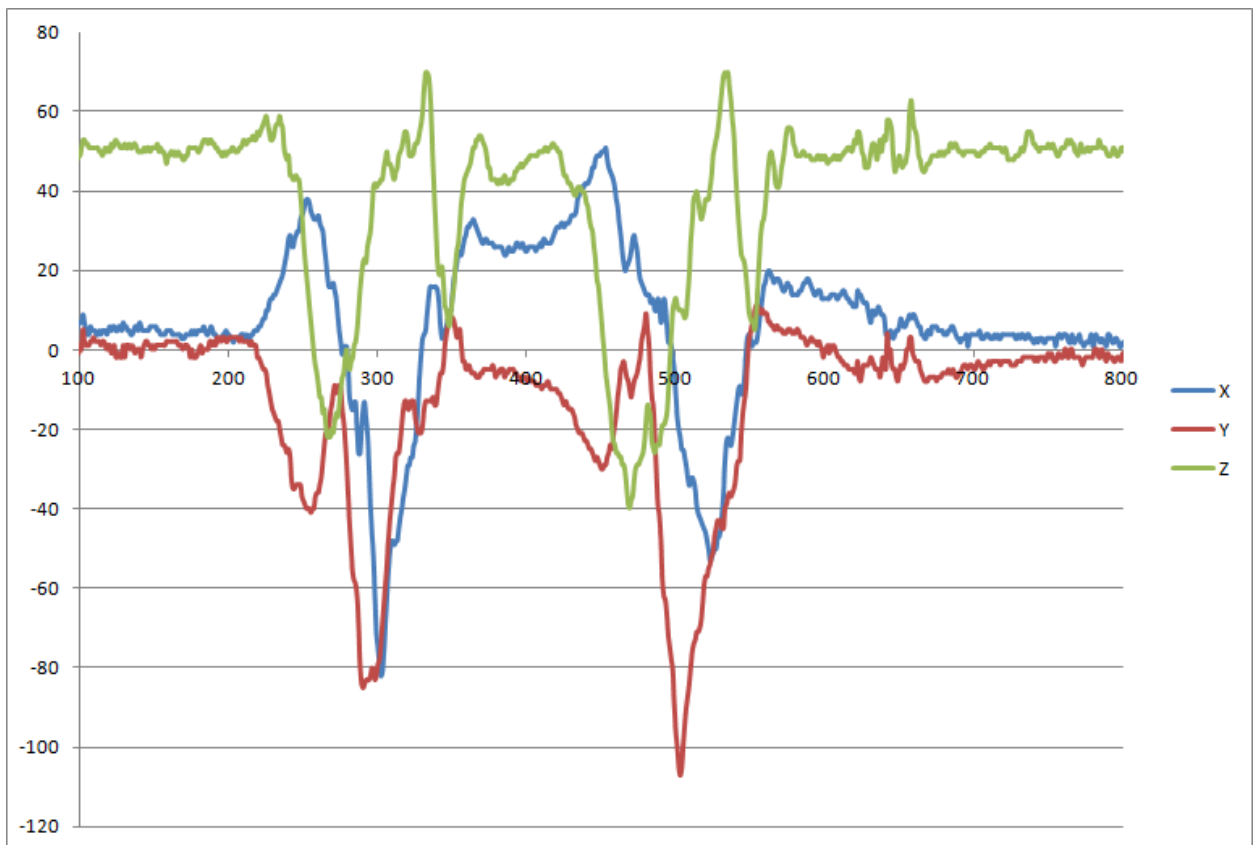


Рис. 3.3. Графік показів акселерометра

Окрім безпосередньо прийому їжі обрано кілька класів повсякденної діяльності, що за повторюваністю та характером рухів можуть бути схожі та помилково прийняті за прийом їжі. До таких альтернативних класів діяльності увійшли: причісування волосся, письмо, лежання, чищення зубів та ходьба. Всі зібрані таким чином дані увійшли до вибірки для проведення даного дослідження. Вся вибірка була довільним чином поділена на незалежну тестову вибірку (30%), що використовувалась вже після навчання класифікатора для визначення точності, а також навчальну вибірку (70%), за якою обчислювались значення характеристик та навчався класифікатор.

Також для оцінки якості отриманого класифікатора застосовувалась крос-валідація. Це прийом, при якому навчальна вибірка розбивається на частини (зазвичай 10 частин) та класифікатор навчається на 9/10 з неї, а на 1/10 обчислюється точність. Так перебираються всі частини, щоб тестування проводилось щоразу на новій частині з 10. Кінцева точність класифікатора на навчальній вибірці визначається як середня по кожному експерименту

навчання. Такий показник більш правдиво відображає реальний стан речей, оскільки є оцінкою точності класифікатору поза навчальних даних.

3.2. Порівняння класифікаторів за результатом навчання повним набором характеристик

Для дослідження обрано такі класифікатори, як SVM, Random Forest, Perceptron, Logistic regression та Naive Bayesian. Використовувались вільно доступні реалізації цих алгоритмів, наявні в пакеті scikit-learn [49], а саме їх обгортки на мові Python. Такі інструменти обрано через простоту та інтуїтивну зрозумілість, а також гарну документованість. Навчання проводилось за методом один проти всіх, при якому виділяються лише два класи – прийом їжі чи інший. Це зроблено для перевірки гіпотези про те, що таку активність як прийом їжі можна однозначно з високою точністю відрізнити від інших повсякденних дій, схожих за характером рухів. Далі будуть наведені результати по кожному з перевірених класифікаторів.

SVM. Для експерименту обрано лінійне ядро, оскільки такий класифікатор є найпростішим з точки зору подальшого використання в портативному пристрої. Точність класифікатора на незалежній тестовій вибірці склала 98.24%. Зважаючи на високу точність більш складні ядра не перевірялись як такі, що не зможуть дати суттєвого виграшу в точності та є значно складніші за обчисленням. Алгоритм обрав 102 підтримуючих вектора, тобто 102 точки з навчальної вибірки, що лежать найближче до границі між класами. Між цими точками і побудовано розділяючу площину. Даний алгоритм є досить складним за необхідними обчислювальними ресурсами на стадії навчання, проте готовий класифікатор з підібраними коефіцієнтами може бути легко й швидко обчислений на системах з низькою продуктивністю. Характерним є те, що для лінійного ядра кількість операцій множення та додавання залежить лише від кількості вхідних характеристик та не залежить від кількості опорних векторів.

Random Forest [50]. Точність класифікатора на незалежній тестовій вибірці склала 98.82%. Кількість побудованих дерев лісу була 15, обмежень на розмір дерева не накладалось. Хоча точність класифікації була дещо вищою, ніж у попереднього класифікатора, необхідність реалізації 15 дерев зі змінною, подекуди значною глибиною програє попередньому класифікатору в складності алгоритму.

Логістична регресія. Точність класифікатора на незалежній тестовій вибірці склала 97.65%. Даний алгоритм відрізняється від звичайної регресії правилом, за яким розраховується відстань між точками. В цьому алгоритмі правило найменших квадратів замінено на експоненціальну міру правдоподібності.

Перцептрон. Точність класифікатора на незалежній тестовій вибірці склала 81.52%. Даний класифікатор є простою нейронною мережею, що складається з одного шару нейронів. Як видно з точності класифікації цей алгоритм значно поступається своїм попередникам і гірше підходить для вирішення даної задачі.

Баєсівський класифікатор. Точність класифікатора на незалежній тестовій вибірці склала 80.35%, що є найгіршим результатом в даному експерименті. Тільки цей алгоритм серед усіх розглянутих є імовірнісним, проте не підходить для вирішення даної задачі.

Таким чином серед усіх розглянутих алгоритмів для подальших експериментів та реалізації на пристрої обрано Машину Опорних Векторів завдяки простоті реалізації, прийнятній складності обчислень та високій точності класифікації.

3.3. Вибір найкращого набору характеристик

На попередньому кроці обрано машину опорних векторів як алгоритм класифікації. Проте особливістю цього алгоритму є залежність його складності (кількості операцій, що необхідно виконати для класифікації) від кількості характеристик, що обчислюються за даними датчиків. Завдяки

пакету `scikit-learn` можливо задавати кількість характеристик, які треба обрати та отримувати задану кількість найбільш значущих значень для вибору кращого набору характеристик. Відбір характеристик відбувається на основі процедури кросс-валідації описаної вище.

Для обчислення ознак послідовність показів датчиків розбивається на фрагменти однакової довжини – фрейми. Ця довжина підбирається експериментально у відповідності до тих видів активності, що необхідно розпізнавати. Для основної задачі даної дипломної роботи – розпізнавання того, що людина їсть, бажано, щоб в одне вікно потрапляли наближення руки до столу та до голови (одноразове взяття їжі з тарілки та піднесення її до роту). Ця величина буде підібрана як середнє значення по всіх файлах записів даних (логів).

Також для тих датчиків, покази яких дуже зашумлені, бажано здійснювати згладжування показів. В даному пристрої використано готовий датчик – акселерометр та самостійно розроблені датчики наближення. Останні є окремими вимірювальними пристроями, дані з яких є дуже зашумленими, а також ці датчики дуже чутливі до різноманітних завад навколишнього середовища. Тому як показано вище прийнято рішення використати згладжування по 20 точкам.

У ході експериментів отримано 6 наборів характеристик – з 10, 20, 30, 40, 50 а 60 характеристик відповідно. Для кожного набору отримано точність класифікації незалежної тестової вибірки кожним класифікатором. Результати представлено в табл. 3.1. Як видно з таблиці, точність деяких класифікаторів тільки зростала зі збільшенням кількості характеристик, тоді як для інших видно пік точності, після якого йшов спад. Для кращої візуалізації отриманого результату наводиться графік (рис. 3.2), що є зображенням даних з таблиці 3.1.

Таблиця 3.1

Залежність точності класифікації від кількості характеристик

Кількість характеристик	Точність класифікаторів				
	SVM	Random Forest	Logistic Regression	Perceptron	Bayesian
10	91,49	95,89	91,78	73,60	78,00
20	98,24	98,82	97,65	81,52	80,35
30	98,24	99,41	97,94	77,12	97,65
40	98,24	99,41	97,65	93,84	96,18
50	97,94	99,12	97,65	93,25	92,08
60	92,08	99,12	98,53	97,06	92,08

Це можна пояснити тим, що деякі характеристики можуть бути більш показовими для певних класифікаторів ніж для інших. У випадку з машиною підтримуючих векторів додавання характеристик може змінювати вибір опорних векторів.

За результатами проведеного дослідження підтвердився вибір машини опорних векторів як алгоритму для подальшої реалізації. Найкращим за точністю класифікації та найменшою обчислювальною складністю (найменшою кількістю) є другий набір (20 характеристик). На рис. 3.4. зображено графік порівняння точності класифікації. Також з рис. 3.5. зрозуміло, що найкращими класифікаторами є SVM та Random Forest.

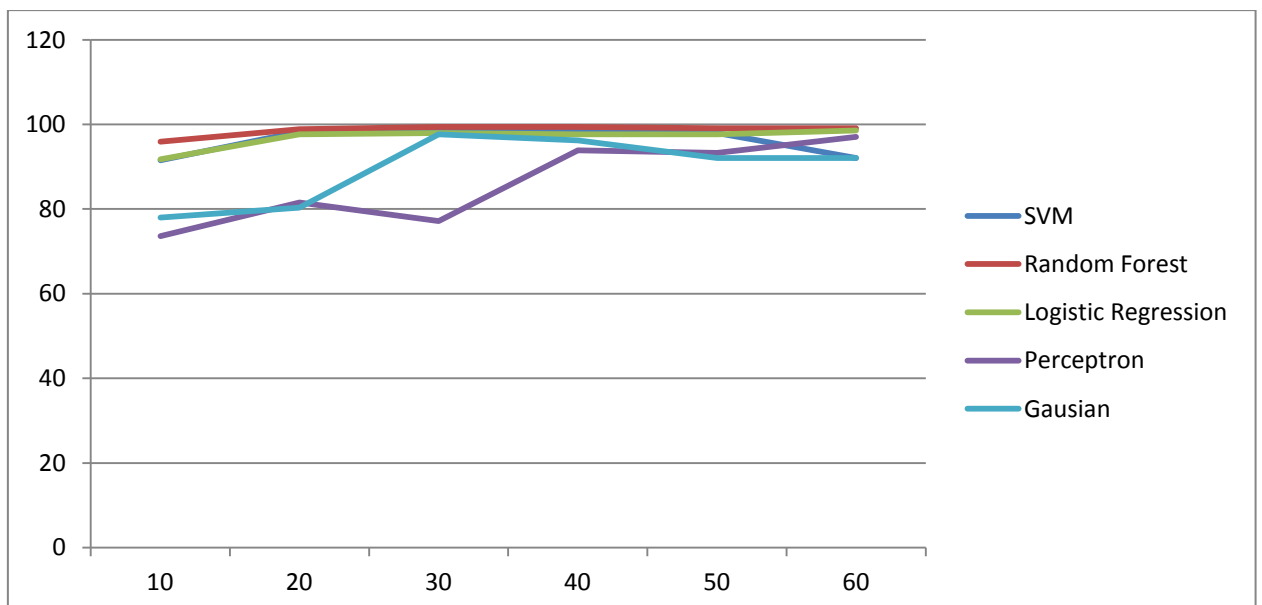


Рис 3.4. Графіки порівняння точності класифікації

Трохи гіршим є логістична регресія. Якість персептрона покращується зі збільшенням кількості характеристик. Класифікатор Баєса наближається до двох найкращих класифікаторів на наборі з 30 характеристик. На рис. 3.6 показано залежність точності класифікатора SVM від кількості ознак.

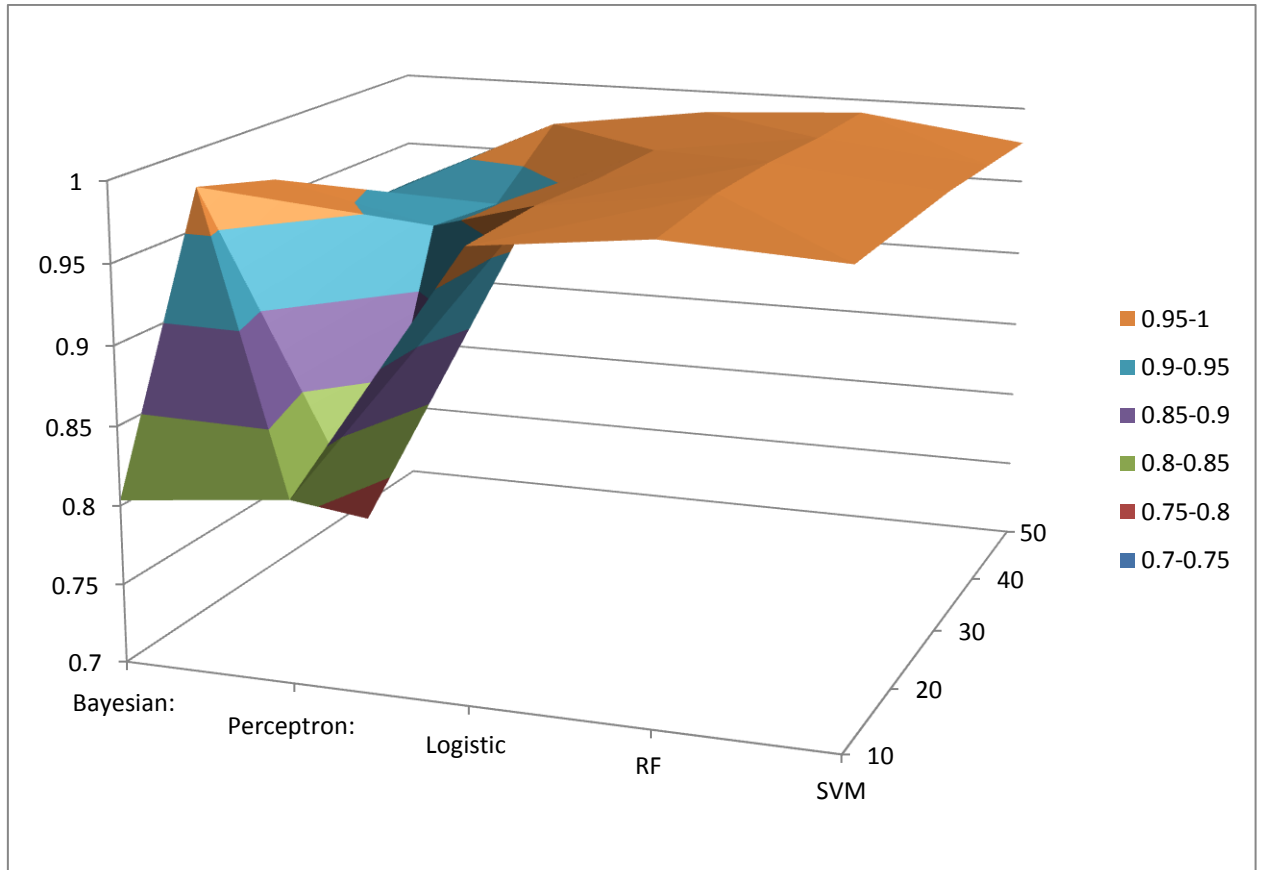


Рис 3.5. Графіки точності класифікаторів

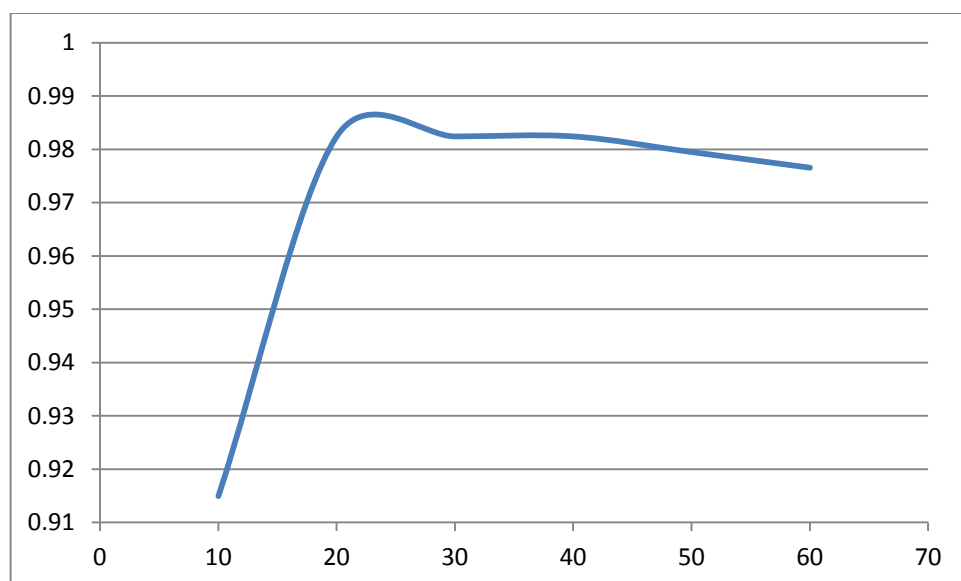


Рис 3.6. Графіки точності класифікатора SVM

Завдяки тому, що обрано лише по одному значенню з дискретного косинусного перетворення, достатньо обчислювати лише окремі значення за формулою розрахунку компонентів замість повного перетворення, що економить ресурси системи. На рис. 3.7 представлено графік складності обрахування ознак у залежності від кількості ознак. Складність обчислень позначена числом секунд необхідних для обчислення на мікроконтролері пристрою. Червона лінія обмежує допустимий час.

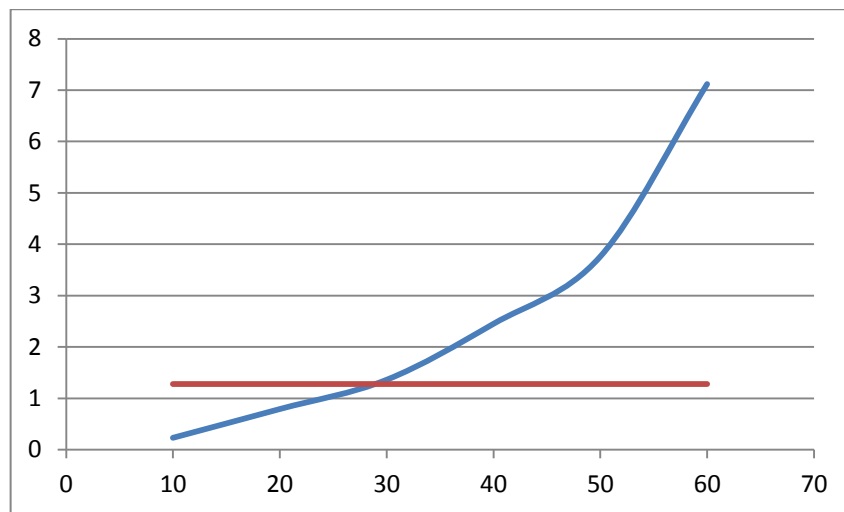


Рис. 3.7. Час затрачений на обчислення ознак

На рис. 3.8 наведено графік складності алгоритмів класифікації. Складність позначається часом виконання алгоритму для класифікації одного вікна ознак.

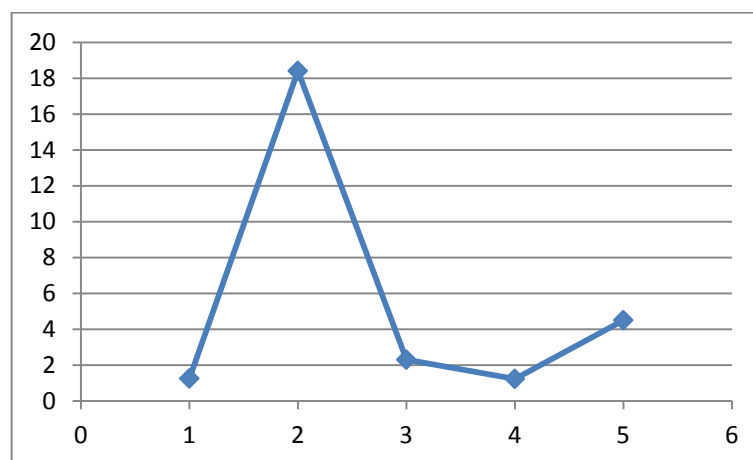


Рис. 3.8. Час затрачений на обчислення класифікаторів (1 – SVM, 2 – Random Forest, 3 – Logistic regression, 4 – Perceptron, 5 – Bayesian)

До другого набору характеристик (20 найбільш показових) увійшли наступні:

1. максимальні значення по всіх осях акселерометра;
2. мінімум по осі z акселерометра;
3. максимум по модулю по осі z акселерометра;
4. середнє значення по осях y та z акселерометра;
5. медіанне значення по осях y та z акселерометра;
6. перше, сімнадцяте значення перетворення Фур'є по осі x акселерометра;
7. перше, сімнадцяте значення перетворення Фур'є по осі z акселерометра;
8. мінімальна границя гістограми по осі z акселерометра;
9. частота перетину нуля по осі z акселерометра;
10. асиметрія перетворення Фур'є відносно центра по осі z акселерометра;
11. по одному значенню з косинусного перетворення по осях y та z акселерометра.

Перед обчисленням перетворення Фур'є застосовувалася віконна функція. Оскільки використовується віконна обробка сигналу по краях вікна присутній різкий стрибок значення функції, що призводить до появи високочастотних складових у частотному спектрі. Для уникнення такої ситуації дані штучно згладжуються по краях вікон. В даній роботі використовується віконна функція Хемінга. Вікно даних множиться на коефіцієнти вікна розраховані за формулою:

$$w(n) = 0.53836 - 0.46164 \cos \frac{2\pi n}{N-1},$$

де N – ширина вікна, $w(n)$ – значення коефіцієнтів віконної функції, n – номер значення у вікні, для якої обчислюється коефіцієнт вікна. На рис. 3.9 зображено результат застосування віконної функції.

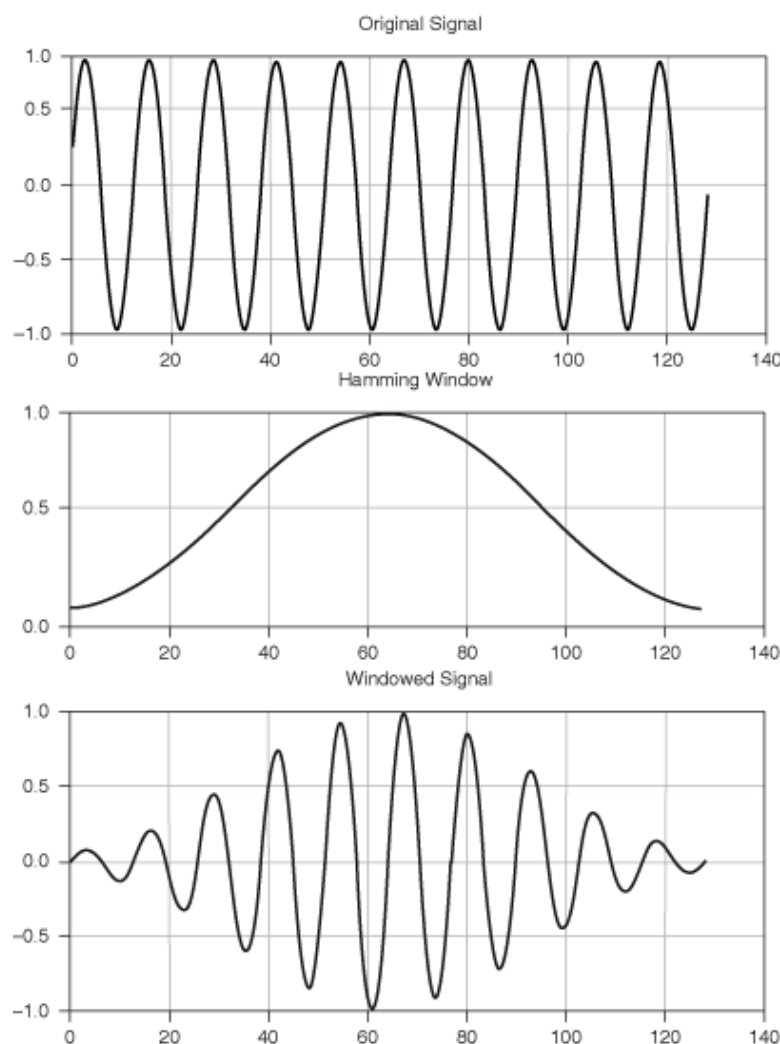


Рис. 3.9. Результат застосування віконної функції Хеммінга

Існують підходи, при яких дані в сирому чи відносно сирому вигляді (після згладжування і фільтрації) подаються на вхід класифікатора. Це доцільно у випадку використання конволюційних (згорткових) нейронних мереж чи інших складних класифікаторів. Вони самі здійснюють видобування характеристик сигналів, проте потребують більшого часу та обчислювальної потужності, що недопустимо для нашого портативного пристрою.

Абсолютний максимум. Ця величина є максимальним по модулю значенням, що досягається на фреймі. Показує наскільки великим є відхилення показів від нульового значення.

Комплекс характеристик гістограм. Використовувалась функція `histogram` з пакету `SciPy`. За поданим на вхід фреймом даних умовно

будується діаграма значень, а потім повертаються характеристики побудованої діаграми – кількість точок у стовпчиках діаграми, найнижче значення у гістограмі (нижня границя першого стовпчика), розмір стовпчика (один для всіх стовпчиків), кількість точок, що не увійшли о гістограми.

Перетин нульового значення. Дана характеристика показує в скількох точках функція перетинає нульове значення, тобто в скількох місцях вона змінює знак на протилежний.

Характеристики на основі перетворення Фур'є. Це перетворення вже згадувалось в попередньому пункті, оскільки для його обчислення необхідно здійснити попередню обробку сигналів. Для обчислення дискретного перетворення Фур'є застосовувалась відповідна функція з пакету numpy. Загалом дане перетворення обчислюється за формулою:

$$X_k \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{n=0}^{N-1} x_n \cdot e^{\frac{-2\pi i k n}{N}}, \quad k \in Z$$

Результат обчислення перетворення Фур'є показано на рис. 3.10. За масивом перетворення Фур'є обчислюються такі характеристики, як центр ваги частот, друга домінантна частота, друга домінантна частота за модулем, амплітудна домінантна частота, відношення та різниця першої і другої домінантних частот, середня частота, крутизна частот, стандартне відхилення, максимум, а також значення гістограм.

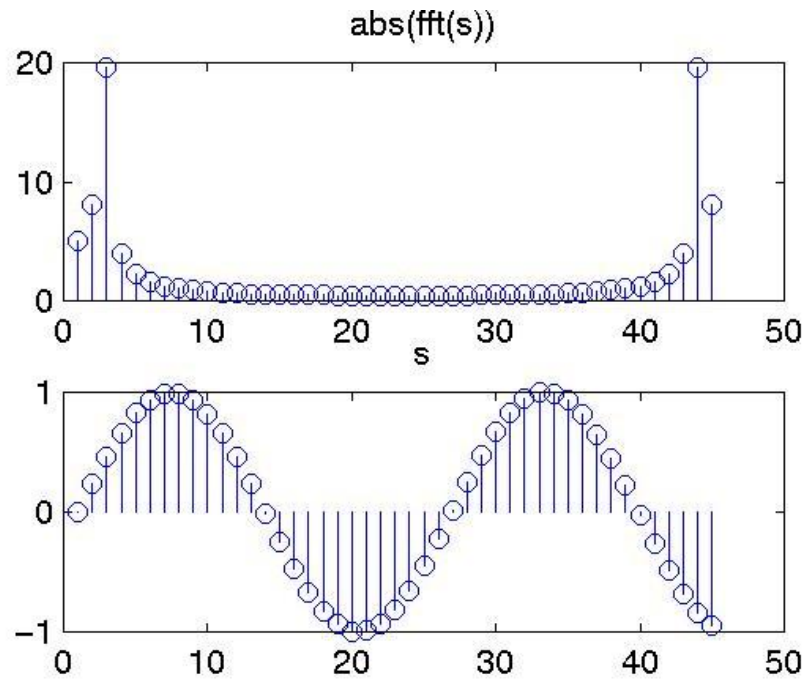


Рис. 3.10. Результат застосування перетворення Фур'є

Дискретне косинусне перетворення. Ортогональне перетворення, подібне до перетворення Фур'є. Показує подібність даних, завдяки чому часто використовується в алгоритмах стиснення інформації. Інформативність результатів обчислення цього перетворення знижується з ростом індексу, тому в якості характеристик часто беруться перші 10 значень даного перетворення.

Як видно з наведеного вище набору, до найкращих 20 не увійшли характеристики, обчислені за показами датчиків наближення. Це важливий результат, що показує можливість якісного налаштування класифікатора під конкретного користувача. Для отримання більш універсальної моделі що апроксимуватиме якісно більшу кількість користувачів датчики наближення є необхідними. Починаючи з 40 найвагоміших характеристик покази датчиків наближення увійшли до набору.

3.4. Результати випробувань та впровадження

Оскільки основною задачею даної дисертації був пошук можливого рішення для розпізнавання людської діяльності прийому їжі, обраний

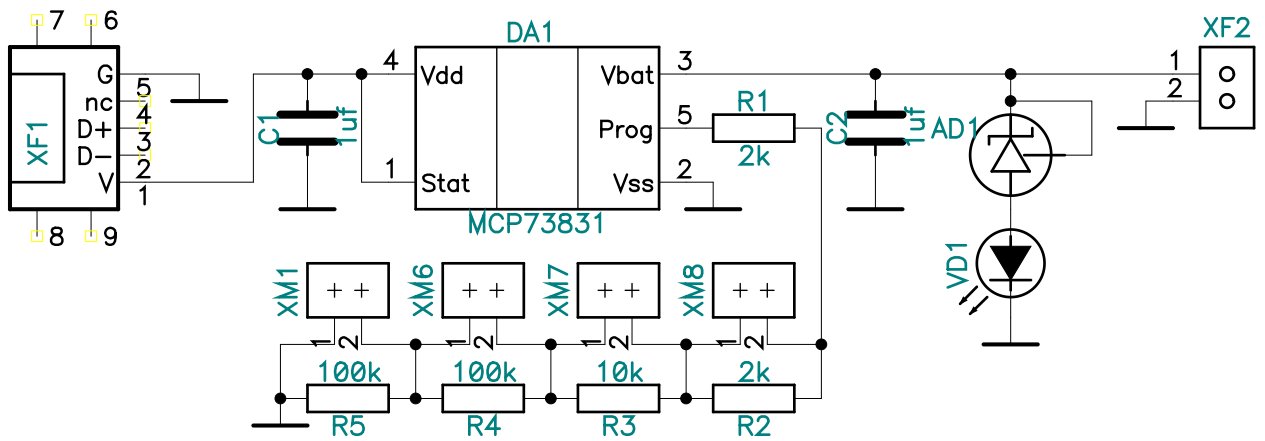
алгоритм має бути потім портований на портативний пристрій з низькою продуктивністю. Тому обчислювальна складність алгоритму та складність моделі (за кількістю необхідної пам'яті) повинні бути якнайменшими. Фаворитами попередніх експериментів стали машина опорних векторів та випадковий ліс.

Вирішальним у виборі алгоритму класифікації стало використання пам'яті, оскільки для класифікації в реальному часі модель повинна весь час знаходитись у оперативній пам'яті. Значним недоліком алгоритму Random Forest є значне використання пам'яті – $O(NK)$, де K – кількість дерев, а N – розмір дерева. У випадку необмеженого розміру дерев лісу алгоритм стає неприйнятним для реалізації в портативних пристроях.

Для SVM необхідний об'єм пам'яті складає $O((N+1)F)$, де N – кількість вхідних вимірів, а F – розмір дробової змінної (float в цьому випадку). Таким чином портований на розроблений пристрій класифікатор займає 84 байти оперативної пам'яті (оскільки опорних векторів 20 та ще вільний член – зміщення, bias). Тому саме цей класифікатор став основою першого прототипу пристрою.

Після остаточного вибору алгоритму класифікації та набору характеристик обрана концепція перевірялась в реальних умовах на пристрої.

Розроблено портативний наручний пристрій, в основі якого є мікроконтролер STM32F407VG, підсилювач та динамік, клавіатура, світлодіодні індикатори, LCD дисплей, датчики наближення, карта пам'яті, літій іонний акумулятор та зарядний пристрій. На рис. 3.11 представлено схему блоку зарядного пристрою акумулятора.



Зарядний пристрій зібраний на інтегральній мікросхемі, яка містить джерело струму, джерело напруги та компаратори. Заряд акумулятора відбувається за схемою CC/CV. Спочатку він заряджається постійним струмом, при досягненні напруги 4.2 вольти переходить у режим постійної напруги та заряджає акумулятор поки зарядний струм не знизиться до значення порядку 10 мА. На рис. 3.12 представлено схему підсилювача потужності для динаміка.

Схема виконана на інтегральній мікросхемі та польовому транзисторі, що слугує для повного вимкнення підсилювача для збереження енергії акумулятора під час простою. На рис. 3.13 представлено схему ємнісного

датчика.

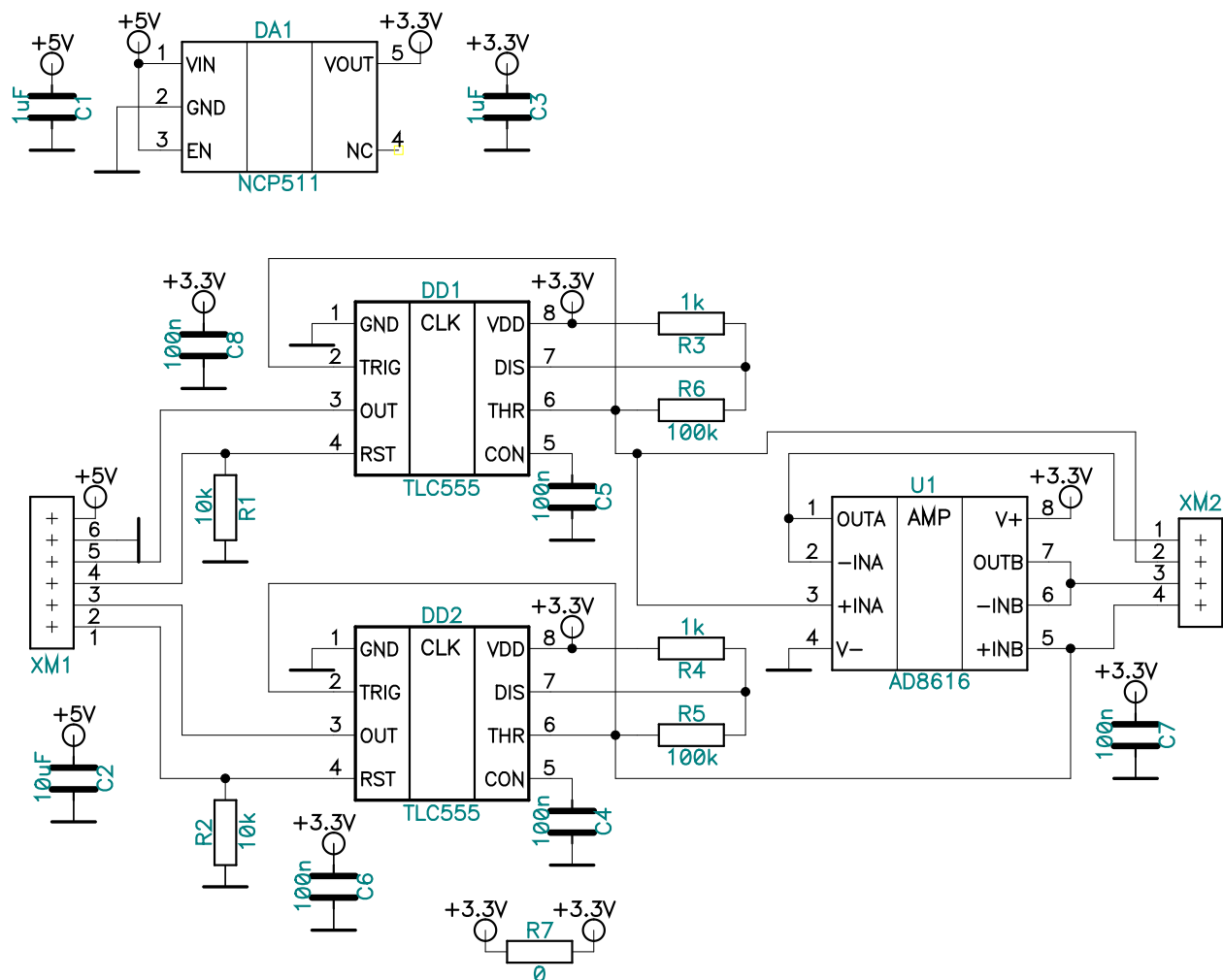


Рис. 3.13. Схема датчиків наближення

Схема ємнісного датчика наближення виконана на мікросхемі таймера, що має декілька компараторів та керований транзистор. Ємність обкладинок, що вимірюють відстань разом із резистором задають частоту коливання генератора. Частота коливань пропорційна до ємності конденсатора, а отже і до відстані предметів до його обкладинок. Частота коливань вимірюється мікроконтролером. На рис. 3.14 та рис. 3.15 представлено схему клавіатури світло-діодів та роз'ємів для зарядки акумулятора та відлагоджування пристрою.

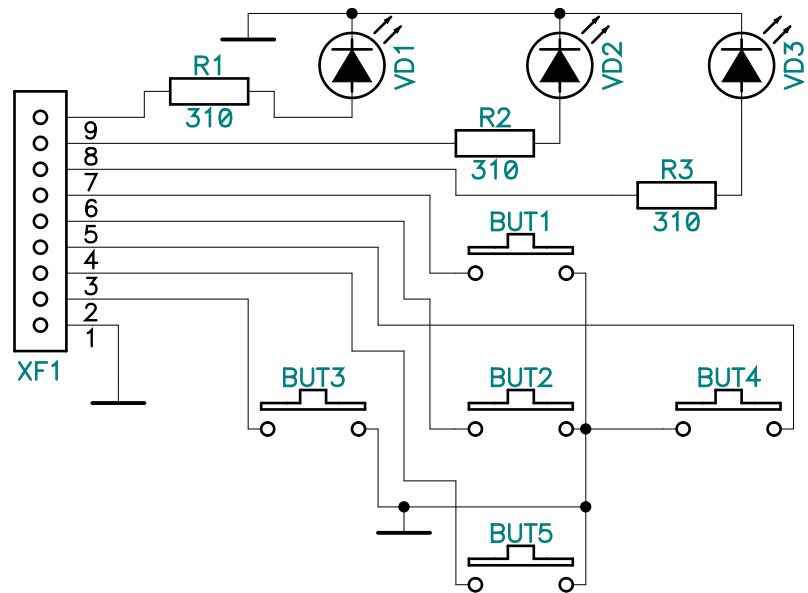


Рис. 3.14. Схема клавіатури та світлодіодних індикаторів

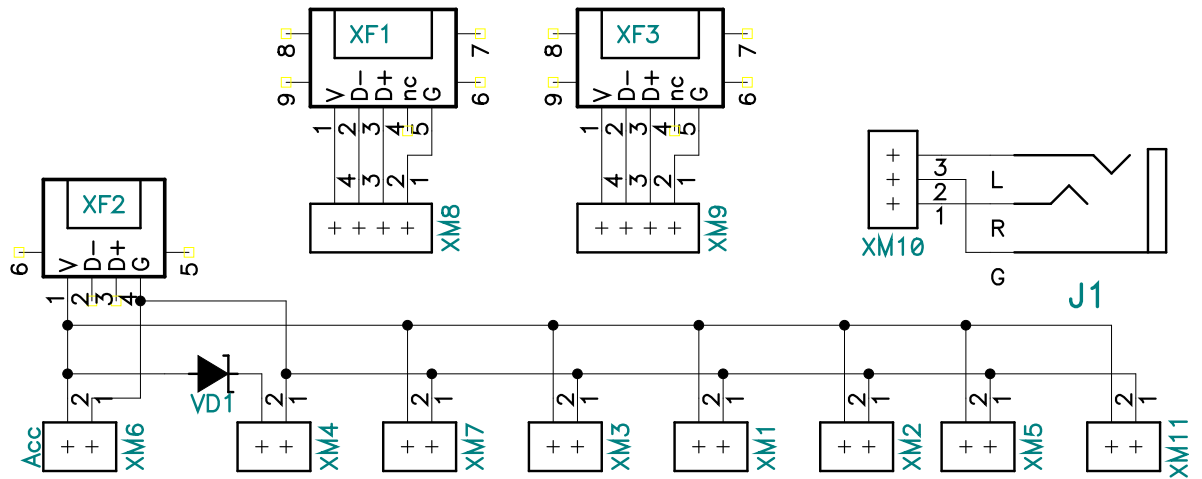


Рис. 3.15. Схема входних роз'ємів пристрою

На рис. 3.16 представлено схему з'єднань портів мікроконтролера.

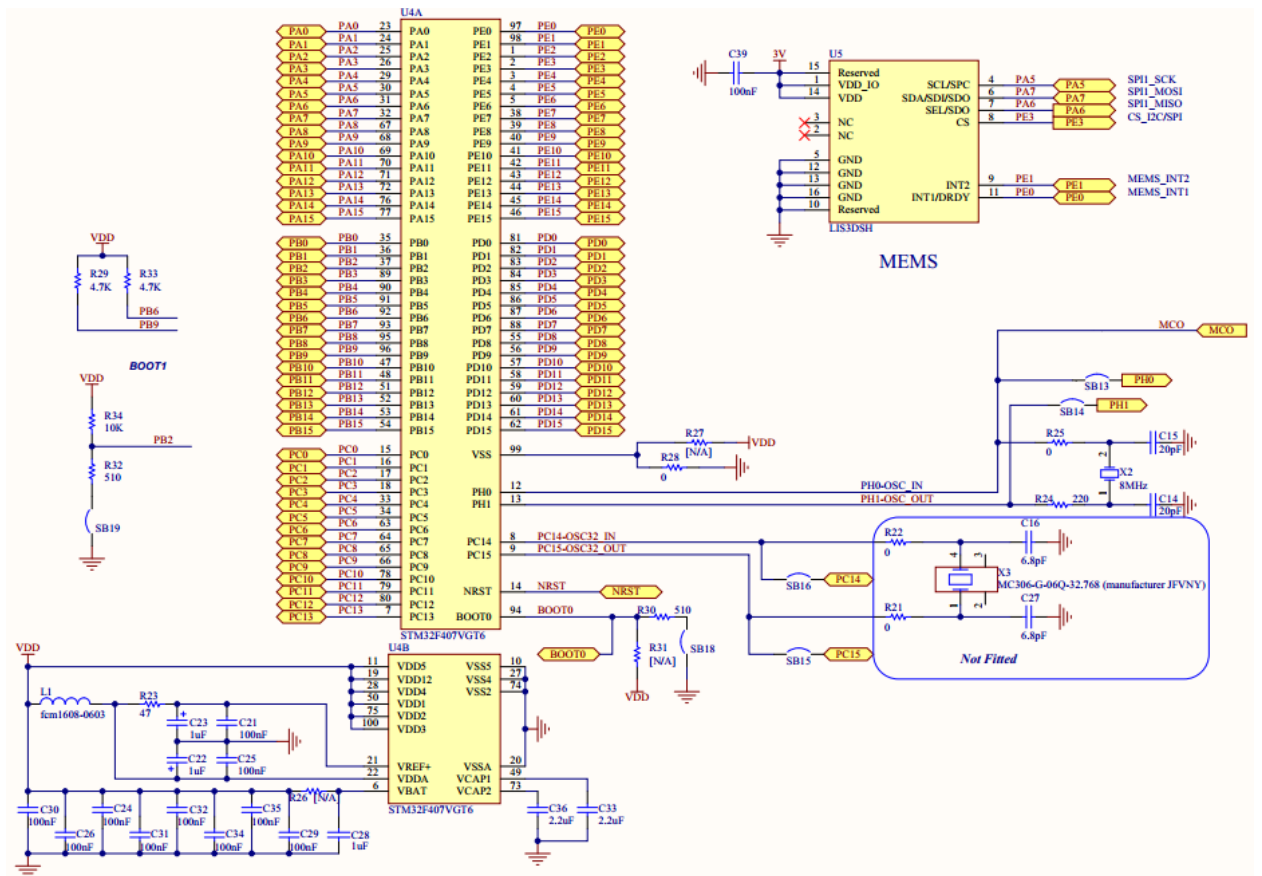


Рис. 3.16. Схема з'єднань мікроконтроллера

Розроблений пристрій працює у двох режимах: «Класифікація» та «Логування». У режимі «Класифікація» пристрій періодично зчитує дані з датчиків, формує вікна, розраховує ознаки, та проводить класифікацію. На рис. 3.17 приведено схему роботи пристрою у режимі «Класифікація». У режимі «Логування» пристрій періодично зчитує дані з датчиків, формує вікна та записує їх на карту пам'яті. На рис. 3.18 представлено схему роботи пристрою у режимі «Логування». На рис. 3.19 представлено фотографію пристрою.

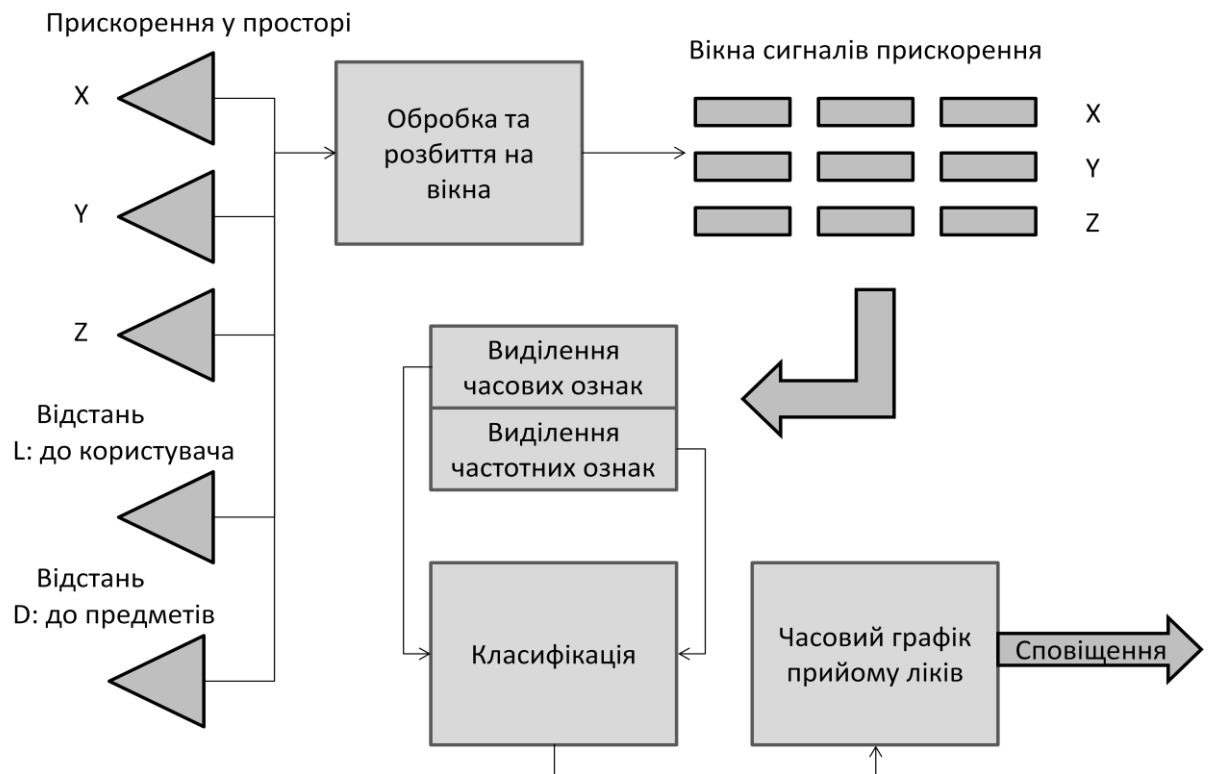


Рис. 3.17. Схема роботи пристрою у режимі класифікації

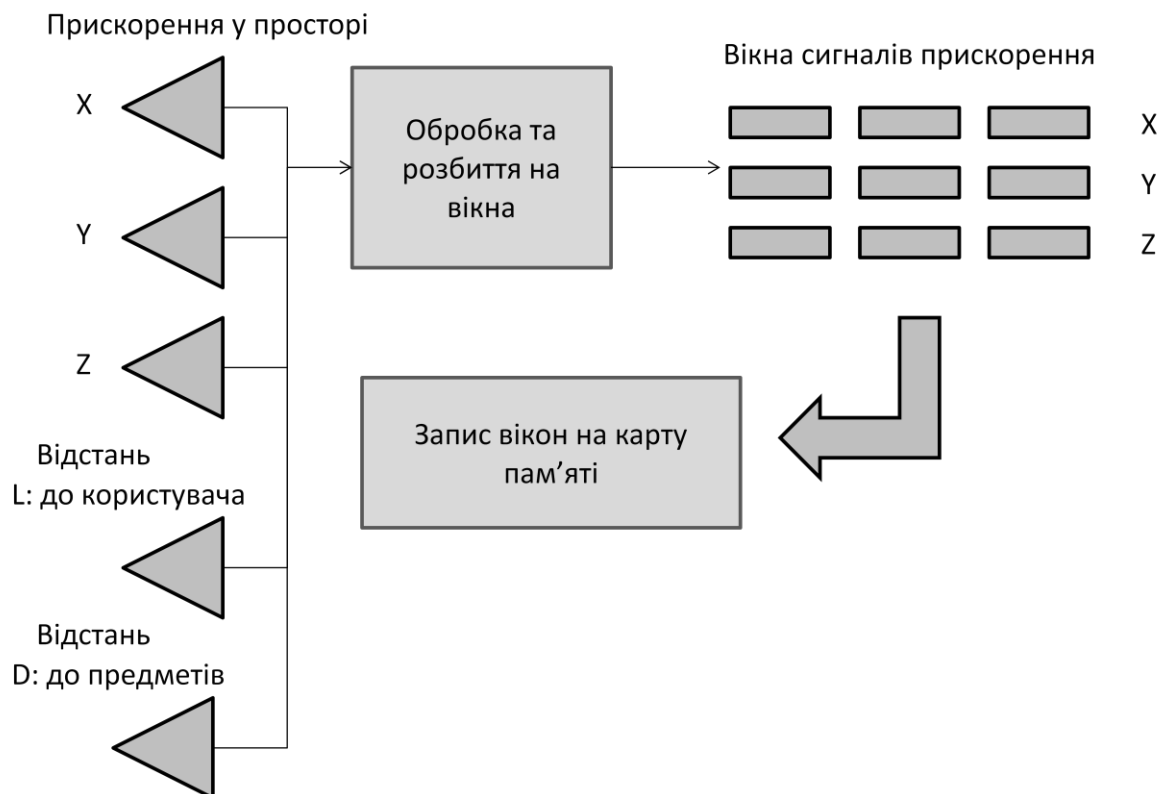


Рис. 3.18. Схема роботи пристрою у режимі логування



Рис. 3.19. Фотографія пристрою

Для роботи пристрою необхідно розробити програмне забезпечення під мікроконтролер використаний у ньому. Розробка програмного забезпечення відбувалася на мові програмування C. Алгоритм роботи програми класифікації наведено на рис. 3.20 та алгоритм програми лорунання на рис. 3.21.

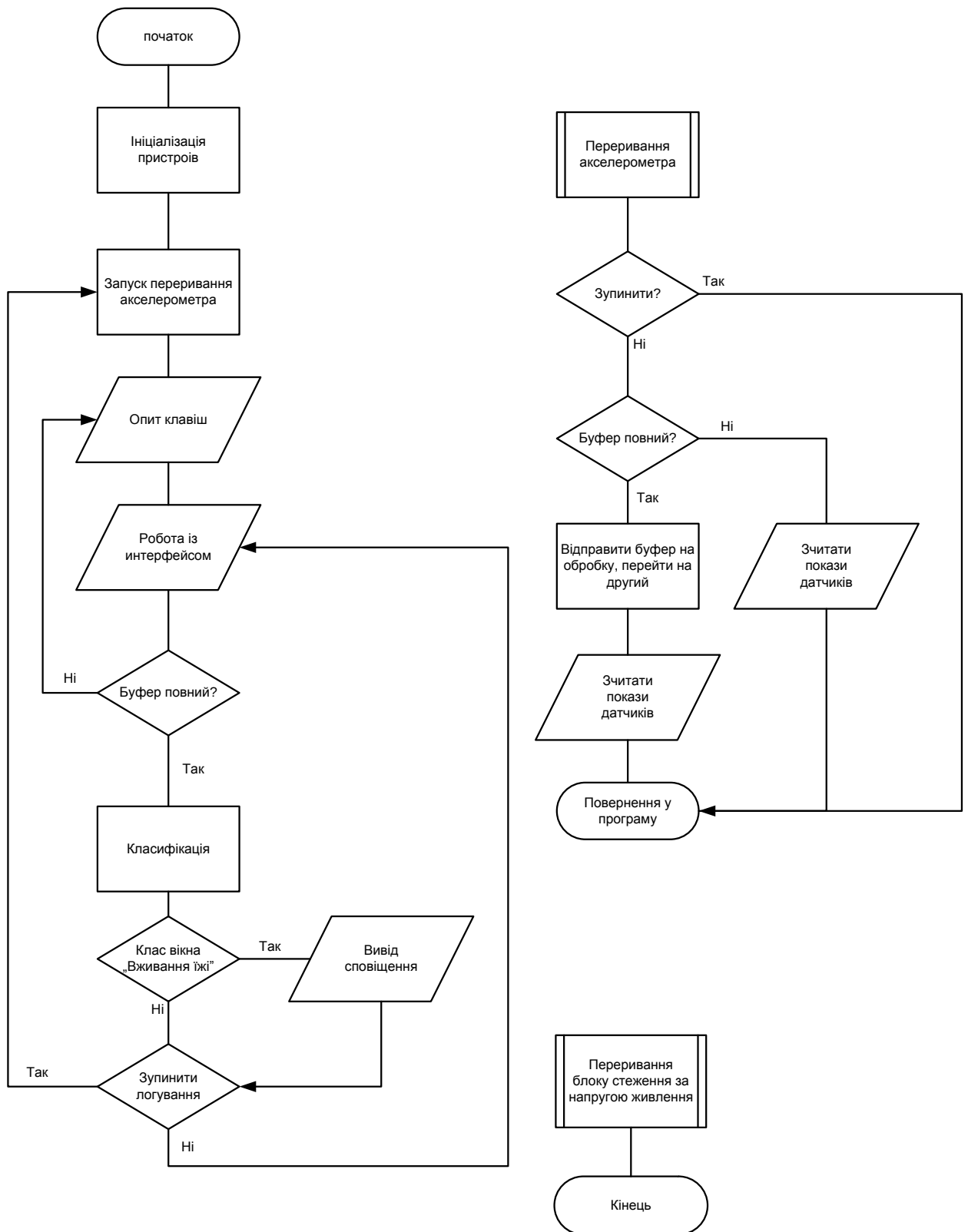


Рис. 3.20. Блок-схема алгоритму класифікації

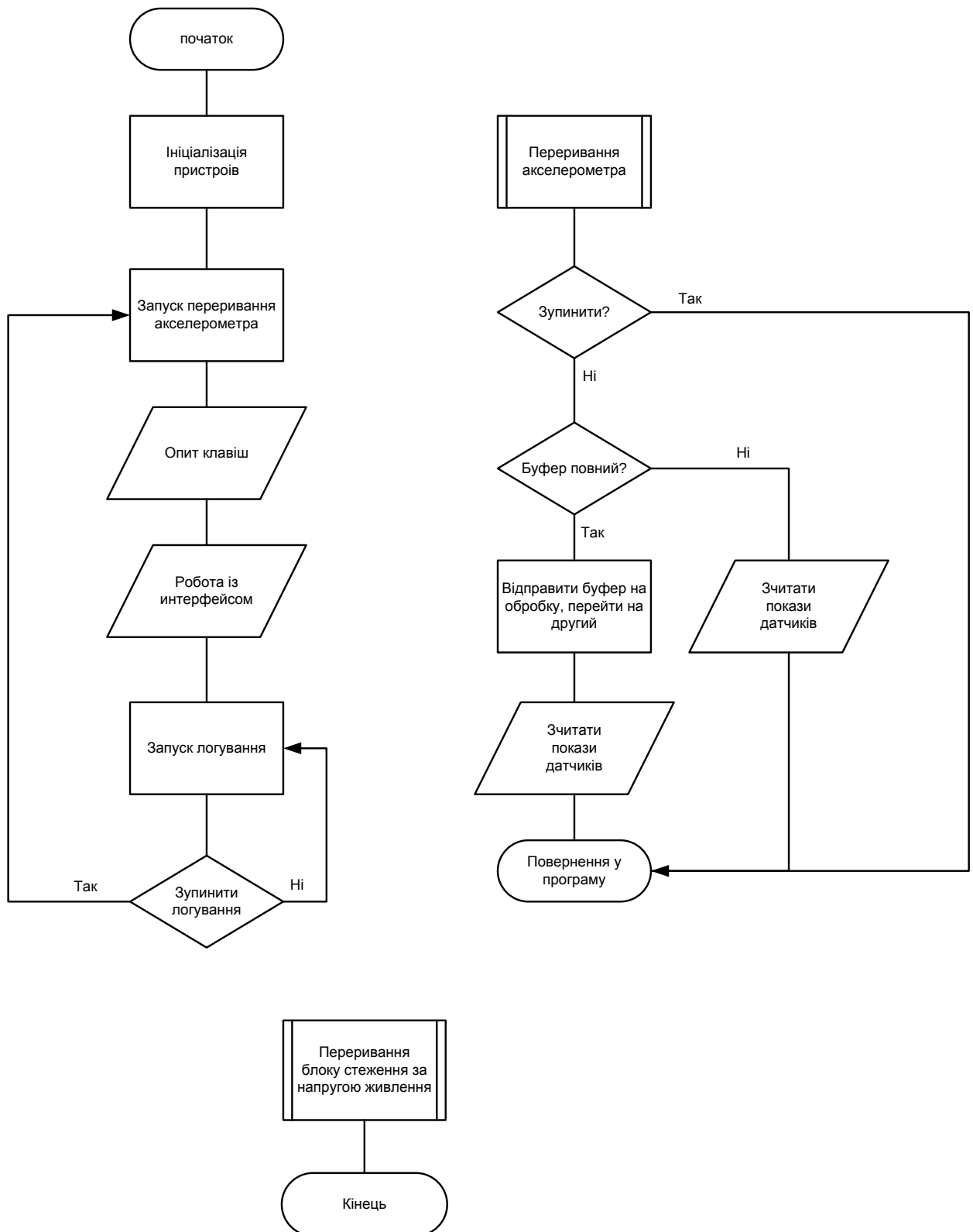


Рис. 3.21. Блок-схеми алгоритму логування

Мікроконтроллер що використаний у пристрої має підтримку колекцією компіляторів GCC та мови C/C++, тому модель необхідно запрограмувати на мові C. Також при розробці схеми класифікації на мові Python використовувалися операції з плаваючою комою подвійної точності.

Мікроконтроллер підтримує лише операції одинарної точності, тому необхідно провести перевірку значень ознак та точності класифікації реалізації алгоритму на мові С з операціями одинарної точності. Алгоритмі розрахунку ознак та класифікації розроблено із використанням оптимізації коду під архітектуру ARM. Також використано деякі алгоритми для покращення точності обчислень. Значення ознак обчислених на мові С у більшості не відрізняються від значень обчислених на мові Python. Найбільше відхилення становить $6.8 \cdot 10^{-4}$. Для остаточної перевірки точності алгоритм запущено на пристрої у режимі реального часу із записом розрахованих ознак та збереженням їх на карту пам'яті для всіх записаних логів. Точність класифікації склала приблизно 0.978 що є незначною мірою менше ніж для розрахунків на мові Python. Таке незначне відхилення не здатне значною мірою вплинути на роботу пристрою. На рис. 3.22 зображено максимальну різницю між ознаками порахованими на мові Python та на мові С.

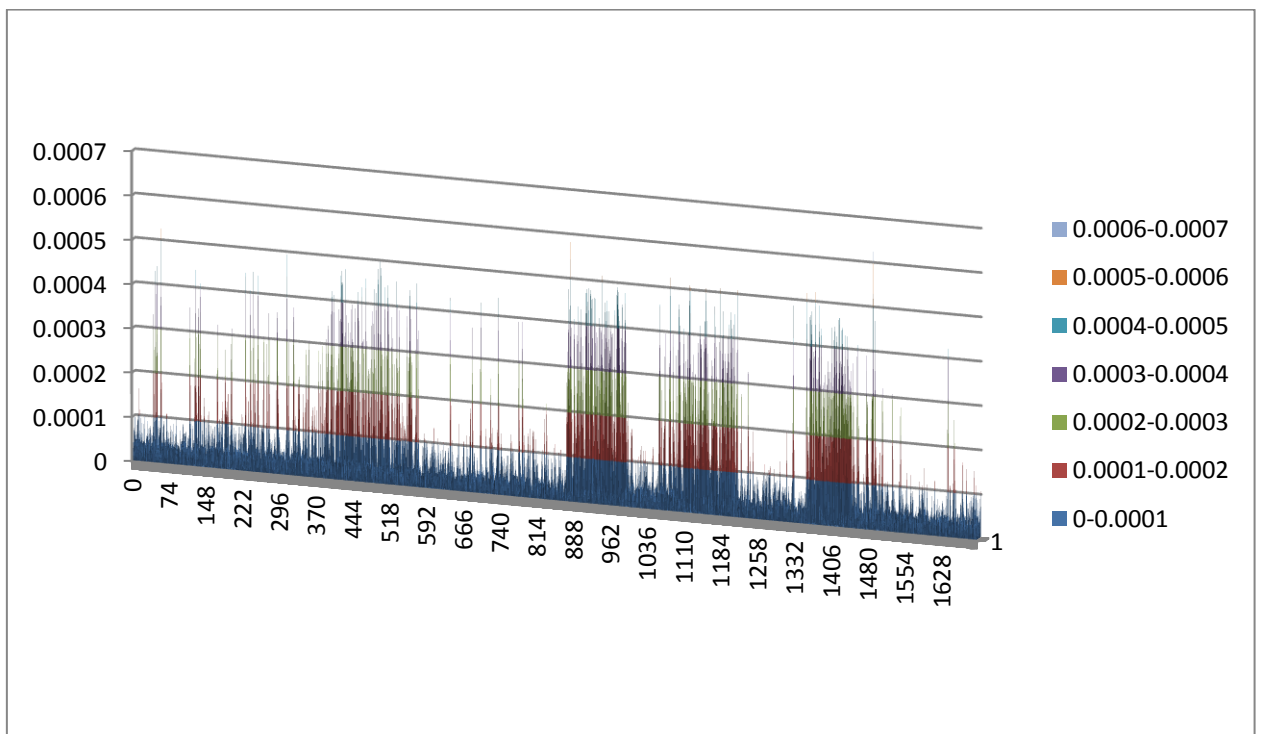


Рис. 3.22. Графік різниці значень ознак розрахованих на мові Python та С (по осі Х відкладено номер вікна по осі У абсолютне значення різниці)

3.5. Випробування розробленого пристрою

Для перевірки якості роботи пристрою у реальних умовах проведено серію дослідів, із декількома учасниками. Досліди включали в себе як довільне виконання послідовності дій, що були у складі навчальної вибірки, так і достатньо тривале використання пристрою при повсякденних справах.

Перший тип дослідів виконувався наступним чином: пристрій закріплювався на руці користувача, потім йому запропоновано виконати у довільному порядку та довільним чином набір дій, що входив у навчальну вибірку. Дослід проводився по 10 разів для кожної з трьох осіб, що приймали участь у експерименті. Результати дослідів наведено у таблиці 3.2.

Таблиця 3.2

Якість класифікації активностей для трьох осіб

	Перша особа	Друга особа	Третя особа
Вживання їжі	10/10	10/10	9/10
Лежання	0/10	2/10	0/10
Хода	0/10	0/10	0/10
Розчісування	1/10	1/10	1/10
Письмо	0/10	1/10	2/10

На рис. 3.23 представлено гістограми класифікації активностей для трьох різних користувачів. Оскільки класифікатор навчено за стратегією один проти всіх для класу «Вживання їжі», для цього класу відображено кількість вірно класифікованих активностей, для всіх інших невірно класифікованих точність класифікації оцінена за дослідом по даному способу складає 0.98, 0.92 та 0.94 для першого, другого, та третього користувача відповідно – рис. 3.24.

Другий тип дослідів це довготривале використання пристрою. Під час цього дослідів користувач носив пристрій тривалий час, для перевірки кількості пропусків сповіщення. У результаті цих дослідів виявлено, що пристрій жодного разу не пропустив нагадування для особи, що приймала участь при записі навчальної вибірки, навіть при короткотривалих прийомах їжі(2 – 3 хвилини). Для користувачів, що не приймали участь при записі

навчальної вибірки пристрій мав гіршу точність роботи, оскільки кожен користувач має свою специфіку рухів, проте майже у всіх випадках прийому їжі пристрій генерував сповіщення.

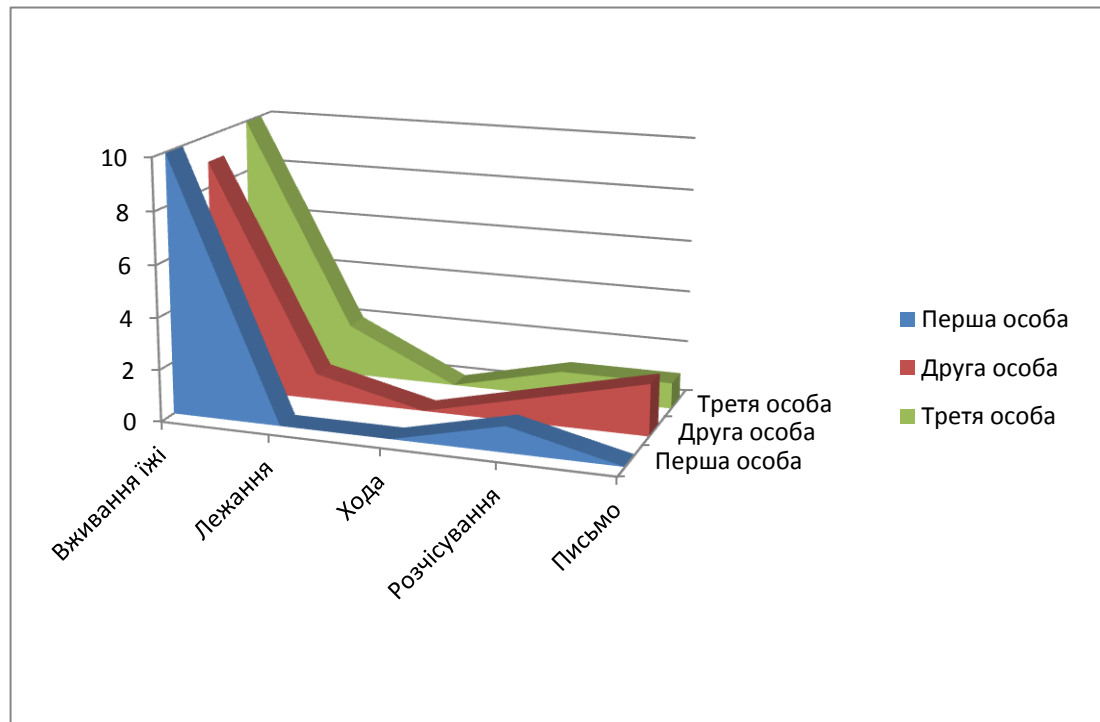


Рис. 3.23. Класифікація активностей для трьох осіб (класифікатор Вживання їжі проти інших активностей)

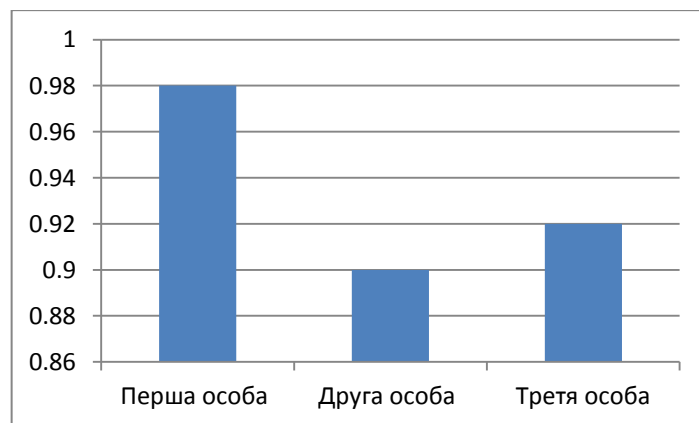


Рис. 3.24. Точність класифікації активностей для трьох осіб (класифікатор Вживання їжі проти інших)

Оцінка зручності використання пристрою не проводилась оскільки пристрій є прототипом, і не розроблявся із ціллю зручного використання, проте наступний прототип буде виконаний у вигляді наручного годинника.

Для нього буде проведено досліди на зручність використання серед користувачів.

Висновки до розділу

1. За результатами роботи, описаної у цьому розділі, зібрано прототип пристрою для запису навчальних даних; створено комп'ютерну модель пристрою; відібрано найкращі ознаки, що характеризують записані сигнали; проведено навчання моделі, перенесення її на прототип пристрою та валідація моделі на ньому.
2. Під час розробки пристрою виявлено, що ємнісні датчики мають зашумлений вихід, тому прийнято рішення застосувати згладжування.
3. При створенні моделі перевірено декілька класифікаторів, набір яких відібраний за критерієм припустимої складності. Ця перевірка показала, що найкращим з точки зору точності є класифікатор Random Forest. Наступним є класифікатор SVM, що має майже ідентичну точність класифікації, проте меншу складність алгоритму, та використання пам'яті. За цими двома критеріями обрано SVM.
4. Відбір ознак шляхом кросс-валідації показав, що для алгоритму SVM оптимальним числом ознак є 20 за критеріями точності класифікації та складністю обчислень. Також виявлено, що для розпізнавання однієї активності не є необхідним використання датчиків наближення, проте для досягнення більшої точності класифікації вони є корисними.
5. Перенесення моделі на прототип вимагало переходу до операцій з плаваючою крапкою одинарної точності. Перевірка показала що це не сильно вплинуло на точність класифікатора та на значення ознак.
6. Валідація моделі на пристрої показала здатність пристрою класифікувати отримані сигнали з високою точністю, а саме 0.978, проте необхідно провести випробування пристрою у реальному часі на різних користувачах.

7. За результатами випробовувань, описаних у цьому розділі, видно, що пристрій у реальних умовах має точність класифікації приблизно рівну до точності, отриманої під час валідації моделі, це свідчить про вдалий вибір ознак, що описують сигнали, та правильно навчений класифікатор.
8. Для користувачів, що не приймали участі при записі навчальних даних, пристрій має меншу точність класифікації. Проте не дивлячись на це, пристрій генерує нагадування у більшості випадків навіть для цих користувачів, і у разі необхідності нагадує про прийом ліків.
9. Випробування пристрою показують, що він працює відповідно до мети, з якою проводилося навчання класифікатора.
10. За результатами випробувань пристрій у великій кількості випадків допомагає не пропускати прийом ліків перед або після їжі.

4. ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА У НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1. Вступ

Оскільки продукт є портативним пристроєм, неможливо передбачити виробничі фактори приміщення для використання (працюватиме у всіх приміщеннях, де перебуватиме користувач). Отже в цьому розділі буде описано приміщення, що має використовуватись при його розробці.

Приміщення знаходиться на шостому поверсі дев'яти поверхової будівлі. Вікна у приміщенні розташовані з однієї сторони, орієнтовані на північ. Зобразимо план приміщення на рис. 4.1:

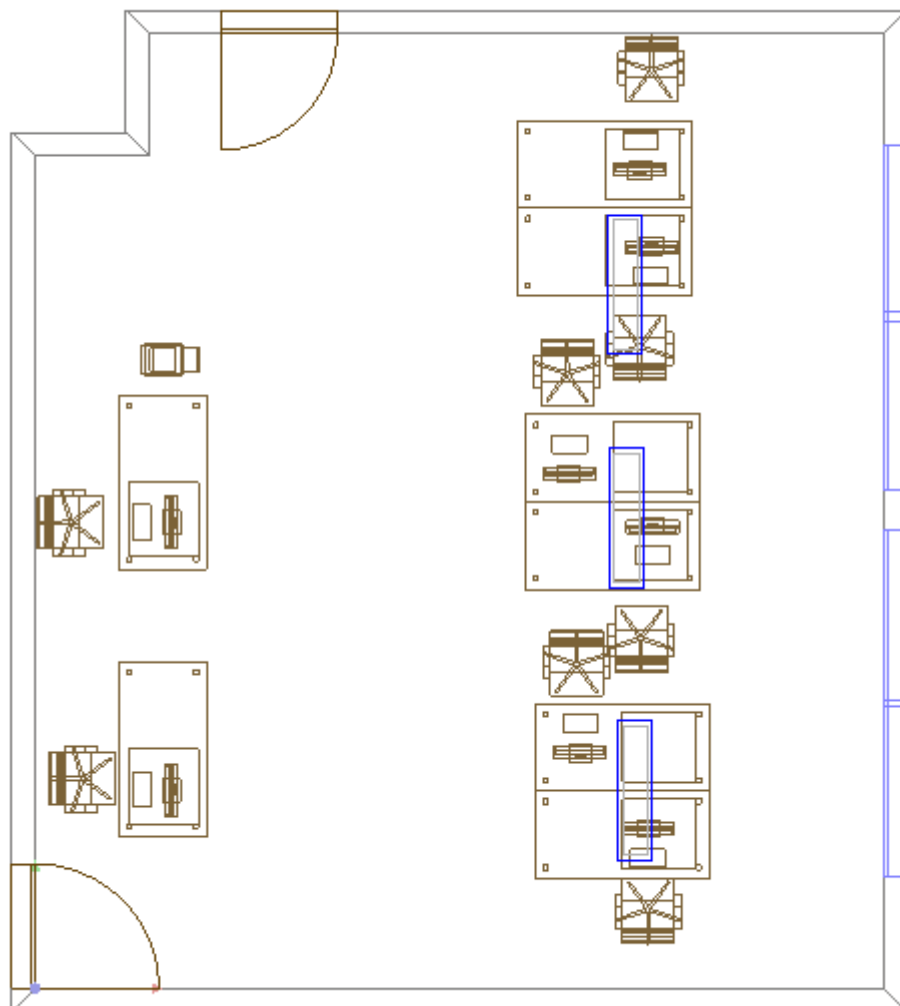


Рис. 4.1. План приміщення

Приміщення має наступні характеристики (дивитись таблицю 4.1):

Характеристики приміщення.

Довжина(L)	8,2 м.
Ширина(D)	7,3 м.
Висота(H)	3,1 м.
Площа(S)	59,86 кв. м.
Об'єм(V)	185.56 куб. м.
Кількість працівників	8
Середня площа на одного працівника	7,48 кв. м.
Середній об'єм на одного працівника	23,19 куб. м.

За цими показниками, приміщення відповідає вимогам [52]. Згідно зі стандартом, площа на одне робоче місце не повинне бути менше ніж 6 кв. м., об'єм – не менше ніж 20 куб. м.

Через те, що в даному приміщенні виконуються роботи без фізичного навантаження, їх категорія оцінюється як «легка-1а».

4.2. Аналіз шкідливих та небезпечних виробничих факторів

4.2.1. Аналіз виробничого шуму

Хоча приміщення знаходиться біля проїзної частини, на вікнах встановленні подвійні склопакети, через що рівень шуму не перевищує 50 дБА, що є нормою згідно з [58].

4.2.2. Аналіз мікроклімату приміщення

У таблиці 4.2 наведені значення оптимальних, допустимих параметрів для температури повітря, відносної вологості й швидкості руху повітряних мас у теплий період року і в холодний період року згідно з вищезазначеним стандартом [60].

Норми мікроклімату для приміщень ЕОМ

Пора року	Температура повітря (градуси С., не більше)	Відносна вологість повітря	Швидкість руху повітря
Холодна	22–24	40–60	0,1
Тепла	23–25	4–60	0,1

У повітрі мають бути відсутні забруднення. Згідно з [55] кількість іонів в 1 дм³: $n^+ = 1800$, $n^- = 4000$. Для нормалізації іонного складу повітря достатньо застосовувати природну вентиляцію приміщення [56].

На початку грудня були проведені дослідження і отримані такі результати:

1. температура - 23 градуси С;
2. відносна вологість – 51%;
3. швидкість руху повітря – $< 0,1$.

Отримані результати відповідають нормам.

4.2.3. Аналіз випромінювання ВДТ

Електромагнітне випромінювання є невід'ємною частиною всіх електроприладів, особливо ПК. Припустима інтенсивність потоку енергії 10Вт/м², а напруженість електромагнітного поля по електричній складовій на відстані 50см. від екрана – 10 В/м [52].

Сучасні комп'ютерні дисплеї мають інтенсивність потоку не більшу за 1 Вт/м², що відповідає нормам.

4.2.4. Аналіз природного та штучного освітлення

Оскільки в приміщенні має місце робота з ЕОМ, цей фактор має найбільше значення. Детальний опис наведено в розділі 4.2.

4.2.5. Аналіз електробезпеки

Приміщення вважається приміщенням підвищеної електронної небезпеки, якщо виконуються наступні фактори:

1. відносна вологість повітря більше 75%;

2. температура повітря більше 35 с;
3. наявність струмопровідного пилу;
4. наявність струмопровідних статей;
5. наявність хімічно агресивного й біологічного середовища, що може стати причиною руйнування ізоляції;
6. можливість одночасного доторкання до заземлених металевих конструкцій і струмопровідних частин.

Оскільки жоден з цих факторів не виконується, приміщення не є приміщенням підвищеної електронної небезпеки.

Живлення до приміщення підведене від загального розподільного щитка. У приміщенні використовується дві фази трифазної мережі напругою 220 В и частотою 50 Гц. Споживачами електроенергії є чотири персональних комп'ютера, один кондиціонер(на плані приміщення не показаний) та освітлювальні прилади.

Електромережа виконана за допомогою трьох провідників – фазового, нульового, захисного провідника, які проведені по підлозі поруч зі стінами приміщення, у гнучких металевих рукавах з відводами до чотирьох груп розеток.

Використання нульового робочого провідника як нульового захисного провідника забороняється, а також не припустиме підключення цих провідників на щитку до одного контактного затискача.

Розетки змонтовані на негорючих пластинах і мають сучасну трьох фазну конструкцію, захисний контакт виконаний у вигляді бічних контактів, які взаємодіють першими, при включенні вилки в розетку й відключаються останніми при витягуванні вилки з розетки.

Для сприятливих умов роботи всі елементи електроприладів й устаткування виконані відповідно до умов техніки електробезпеки, мають необхідне ізоляційне покриття (подвійна ізоляція) і властивості, що виключає можливість поразки електричним струмом при підключенні й експлуатації встаткування.

4.3. Інженерне рішення

Розрахуємо рівень освітлення для нашого приміщення. Для приміщення застосовувались три освітлювані установки Philips FCH481 з чотирма лампами PL-L80W, потужністю 80 Вт [52].

На рис. 4.2 зазначено план приміщення з урахуванням системи освітлення.

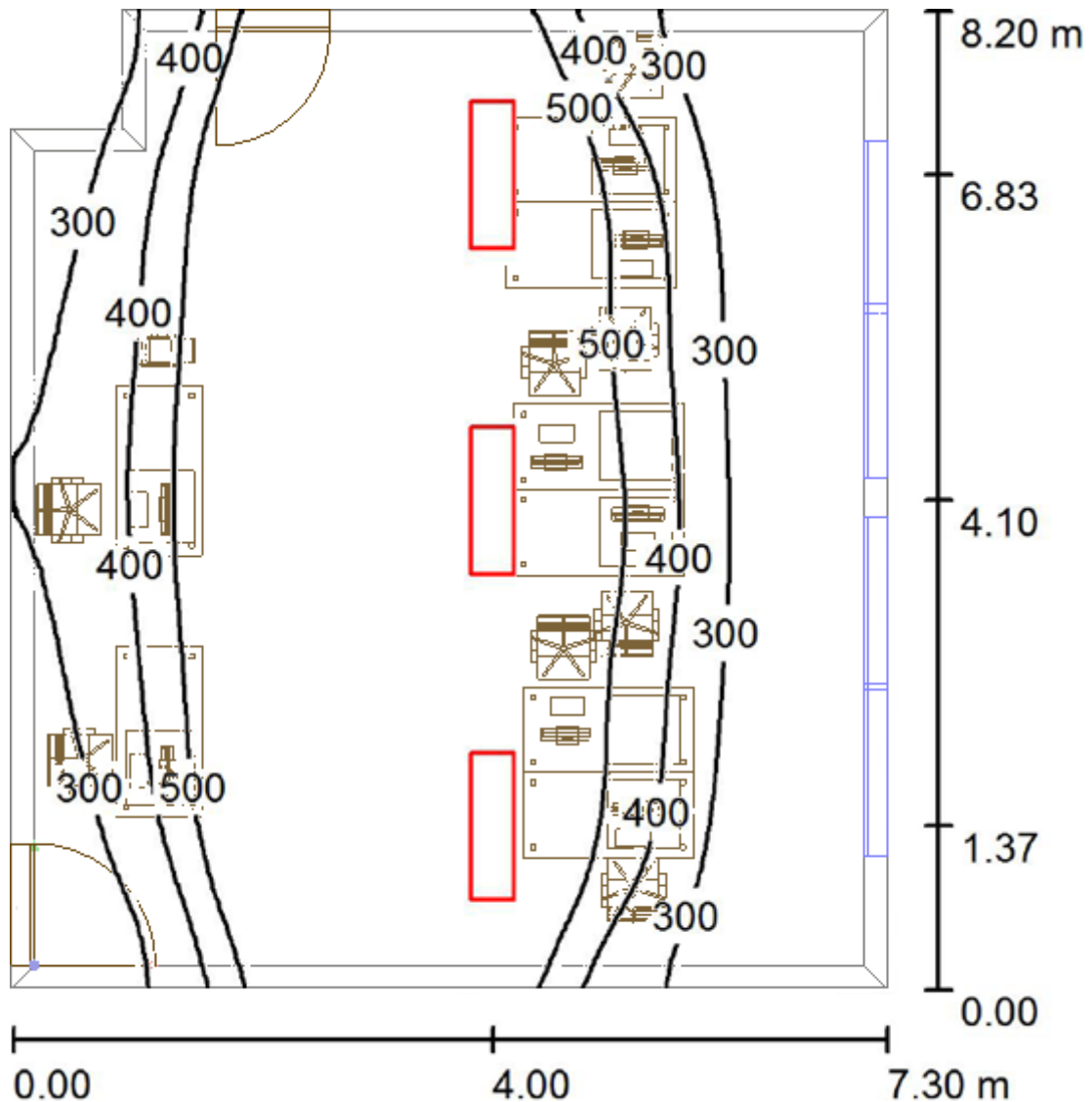


Рис. 4.2. План приміщення з урахуванням освітлення

Для розрахунку освітлення в приміщенні використовувався програмний продукт DIALux 4.9 з встановленим плагіном для систем освітлення Philips. На рис. 4.3 показані результати роботи програми.

Height of Room: 3.100 m, Mounting Height: 3.000 m, Maintenance factor: 0.80

Values in Lux, Scale 1:106

Surface	ρ [%]	E_{av} [lx]	E_{min} [lx]	E_{max} [lx]	u_0
Workplane	/	218	9.71	410	0.045
Floor	20	150	10	332	0.068
Ceiling	70	43	25	67	0.573
Walls (6)	50	54	20	129	/

Workplane:

Height: 0.750 m
Grid: 128 x 128 Points
Boundary Zone: 0.500 m

Illuminance Quotient (according to LG7): Walls / Working Plane: 0.227, Ceiling / Working Plane: 0.199.

Luminaire Parts List

No.	Pieces	Designation (Correction Factor)	Φ [lm]	P [W]
1	3	Philips TBH318 2xTL-D36W HFE M5 (1.000)	6700	0.0
Total:			40200	0.0

Specific connected load: $0.00 \text{ W/m}^2 = 0.00 \text{ W/m}^2 / \text{lx}$ (Ground area: 58.83 m^2)

Рис. 4.3. Результати роботи DIALux 4.9

4.4. Пожежна безпека

4.4.1. Категорія приміщення за вибухо пожежною небезпекою

Дане приміщення відноситься до категорії В. Згідно з [60], приміщення, що містять ЕОМ, відносяться до категорії В, через легку займистість матеріалів, що входять до складу ЕОМ.

4.4.2. Пожежна сигналізація

Система пожежної сигналізації складається з пожежних сповіщувачів (пристроїв для формування сигналу про пожежу), які включені у сигнальну лінію (шлейф), приймально-контрольного приладу, ліній зв'язку.

Пожежні сповіщувачі перетворюють прояви пожежі (тепло, світло полум'я, дим) в електричний сигнал, який по лініях зв'язку надходить до контрольно-приймального приладу. Контрольно-приймальний прилад здійснює приймання інформації від пожежних сповіщувачів, виробляє сигнал про виникнення пожежі чи несправності, передає цей сигнал та видає команди на інші пристрої (наприклад, включає автоматичні установки пожежогасіння чи димовидалення).

В залежності від проявів процесу горіння сповіщувачі можуть бути:

1. теплові, які реагують на певне значення температури та (чи) швидкість її наростання;
2. димові, які реагують на аерозольні продукти горіння;
3. полум'яні, які реагують на електромагнітне випромінювання полум'я.

В залежності від можливості зазначати свій номер (адресу) сповіщувачі поділяються на:

1. адресовані, які реагують на фактори, супровідні пожежі, в місці їх встановлення і постійно або періодично активно формують сигнал про стан пожежонебезпечності в захищуваному приміщенні та власну працездатність із зазначенням свого номера (адреси);
2. не адресовані, які реагують на фактори, супровідні пожежі, в місці їх встановлення та формують сигнал про виникнення пожежі в захищуваному приміщенні без зазначенням свого номера (адреси).

Вибір пожежних сповіщувачів здійснюється в залежності від характерних приміщень, виробництв, технологічних процесів відповідно Додатка К до ДБН В.2.5-13-98 "Пожежна автоматика будинків і споруд". Згідно з цим, приміщення обладнане димовими сповіщувачами ДІП-1 у кількості 2 сповіщувачів із розрахунку 1 сповіщувач на 50 м² площі.

4.4.3. Засоби гасіння пожежі

Гасіння пожежі зводиться до активного (механічного, фізичного або хімічного) впливу на зону горіння для порушення стійкості реакції одним із прийнятих засобів пожежегасіння.

Гасіння пожеж з реакцією горіння теплового характеру звичайно досягається збільшенням тепловтрат у навколишнє середовище фізичними способами пожежегасіння.

Гасіння пожеж з реакцією горіння ланцюгового характеру легше досягається зменшенням тепловиділення реакції горіння хімічним способом пожежегасіння.

В приміщеннях даного типу, в якості першочергових засобів гасіння пожежі, використовуються вогнегасники.

Пінні вогнегасники призначені для гасіння твердих, рідких речовин і матеріалів. У тих випадках, коли пінний розчин сприяє розвитку процесу горіння або є провідником електричного струму, пінні вогнегасники застосовувати не можна. Вогнегасною речовиною в цих вогнегасниках служить хімічна або повітряно-механічна піна.

Газові вогнегасники призначені для гасіння невеликих вогнищ горіння речовин, матеріалів і електроустановок, за винятком речовин, горіння яких відбувається без доступу кисню і повітря. У якості вогнегасного засобу в основному використовують діокись вуглецю, рідше застосовують азот і інші інертні гази. Вуглекислотні вогнегасники можуть бути пересувними і стаціонарними.

Спеціальні вогнегасники призначені для гасіння невеликих загорянь речовин і матеріалів у тих випадках, коли застосування пінних або вуглекислотних вогнегасників неефективно або може викликати небажані наслідки (подальший розвиток пожежі, зривши).

До спеціальних вогнегасників відносяться: порошкові, вуглекисотно-брометилові й ін.

Порошковий вогнегасник призначений для гасіння невеликих вогнищ загорянь лужних металів, кремній-органічних і інших з'єднань.

Вуглекисотно-брометилові вогнегасники призначені для гасіння невеликих вогнищ горіння волокнистих і інших твердих матеріалів, а також електроустановок. Ці вогнегасники не можна застосовувати при горінні лужних металів і інших речовин, що горять без кисню повітря.

Приміщення достатньо обладнати одним вуглекисотно-брометиловим вогнегасників, тому що вони найкраще підходять для тушіння електроприладів (а нашому випадку ЕОМ).

4.5. План ліквідації аварії

Метою плану локалізації і ліквідації аварійних ситуацій і аварій є планування дій (взаємодії) персоналу підприємства, спецпідрозділів, населення, центральних і місцевих органів виконавчої влади та органів місцевого самоврядування щодо локалізації і ліквідації аварій та пом'якшення їх наслідків.

4.5.1. Можливі аварійні ситуації

Оскільки офісне приміщення може межувати з сусідніми підприємствами, аварії на підприємстві мають рівень "В".

На рівні "В" аварія характеризується розвитком і переходом за межі території підприємства, можливістю впливу уражальних чинників аварії на населення розташованих поблизу населених районів та інші підприємства (об'єкти), а також на довкілля.

В нашому випадку можливі лише аварії на рівні «А».

В робочому приміщенні можливі наступні аварійні ситуації:

1. ураження електричним струмом;
2. пожежа.

4.5.2. Порядок дій у випадку виникнення пожежі

У разі виявлення пожежі (ознак горіння, до яких відносяться: полум'я, дим, запах диму, характерне для горіння потріскування тощо) кожний громадянин зобов'язаний:

1. негайно повідомити про це телефоном пожежну охорону. Для виклику державної пожежної охорони в автоматичній телефонній мережі встановлено єдиний номер – 101. При цьому необхідно назвати адресу об'єкта, вказати кількість поверхів будівлі, місце виникнення пожежі,

обстановку на пожежі, наявність людей, а також повідомити своє прізвище;

2. вжити (по можливості) заходів до евакуації людей, гасіння (локалізації) пожежі та збереження матеріальних цінностей;
3. якщо пожежа виникла на підприємстві, повідомити про неї керівника чи відповідну компетентну посадову особу та (або) чергового по об'єкту;
4. у разі необхідності викликати інші аварійно-рятувальні служби (медичну, газорятувальну тощо).

Посадова особа об'єкта, що прибула на місце пожежі, зобов'язана:

1. перевірити, чи викликана пожежна охорона (продублювати повідомлення), довести подію до відома власника підприємства;
2. у разі загрози життю людей негайно організувати їх рятування (евакуацію), використовуючи для цього наявні сили й засоби;
3. видалити за межі небезпечної зони всіх працюючих, не пов'язаних з ліквідацією пожежі;
4. припинити роботи в будівлі (якщо це допускається технологічним процесом виробництва), крім робіт, пов'язаних із заходами по ліквідації пожежі;
5. здійснити в разі необхідності відключення електроенергії (за винятком систем протипожежного захисту), зупинення транспортуючих пристроїв, агрегатів, апаратів, перекриття сировинних, газових, парових та водяних комунікацій, зупинення систем вентиляції в аварійному та суміжних з ним приміщеннях (за винятком пристроїв протидимового захисту) та виконати інші заходи, що сприяють запобіганню розвитку пожежі та задимленості будівлі;
6. перевірити включення оповіщення людей про пожежу, установок пожежогасіння, протидимового захисту;
7. організувати зустріч підрозділів пожежної охорони, надати їм допомогу у виборі найкоротшого шляху для під'їзду до осередку пожежі та вказати найближчі водні джерела;

8. одночасно з гасінням пожежі організувати евакуацію і захист матеріальних цінностей;
9. забезпечити дотримання техніки безпеки працівниками, які беруть участь у гасінні пожежі.

По прибутті на пожежу пожежних підрозділів повинен бути забезпечений безперешкодний доступ їх на територію об'єкта, за винятком випадків, коли відповідними державними нормативними актами встановлений особливий порядок допуску.

4.5.3. Порядок дій у випадку електричного ураження

Якщо людина уражена електричним струмом, необхідно швидко звільнити потерпілого від дії електричного струму, оскільки від тривалості такої дії залежить важкість електротравми, в той же час діяти обережно, щоб не потрапити самому під дію струму. Найбезпечніший спосіб — вимкнути електроустановку, до якої торкається потерпілий за допомогою вимикача, рубильника чи іншого комутаційного апарату.

У разі відсутності такої можливості, необхідно (При напрузі до 1000В):

1. перерубати провід, який торкається людини, сокирою або лопатою з сухим дерев'яним держакон;
2. відкинути провід палицею, дошкою чи будь-яким іншим сухим предметом, що не проводить електричний струм. При цьому бажано ізолювати себе від землі, ставши, наприклад, на сухі дошку, пальто чи гумову підстилку;
3. відділити потерпілого від струмопровідних частин, відтягнувши його за одяг, якщо він сухий та відстає від тіла. При цьому слід уникати дотику до металевих предметів і відкритих частин тіла потерпілого;
4. в крайньому випадку, коли необхідно доторкнутись до тіла потерпілого, потрібно одягнути діелектричні рукавички або обмотати руку сухим одягом.

Звільняючи потерпілого від дії електричного струму, слід діяти однією рукою.

Після усунення дії електричного струму, потерпілому слід надати першу допомогу, попередньо викликавши „швидку допомогу”, а також повідомити про випадок черговому диспетчеру району електромереж (телефон диспетчера є на дверях електроустановки, або ж його знають диспетчери служб 101, 102, 103, 109).

Надання першої допомоги потерпілому починається з моменту звільнення його від дії електричного струму. Необхідні заходи першої допомоги — підтримання основних життєвих функцій потерпілого до прибуття медперсоналу. Після того, як потерпілого звільнили від дії електричного струму його кладуть на спину та з'ясовують чи є дихання і пульс. У разі необхідності провести штучне дихання та масаж серця.

Якщо допомогу надає одна особа, то темп реанімаційних заходів за хвилину має складати 4 цикли по два вдихання та 15 натискань на грудну клітину. За хвилину потрібно зробити не менше 60 натискань та 8 вдихань.

Якщо допомогу надають дві особи, то співвідношення дихання-масаж становить 1:5, тобто після одного глибокого вдування роблять п'ять натискань на грудну клітку. За хвилину потрібно зробити не менше 60 натискань та 15 вдихань.

Штучне дихання та зовнішній масаж серця необхідно робити до відновлення самостійного дихання та діяльності серця в потерпілого або до його передачі медичному персоналу.

Якщо немає можливості викликати медичний персонал, необхідно забезпечити транспортування потерпілого до найближчої лікарні. Перевозити людину можна лише за умови стабільного пульсу та дихання.

Висновки до розділу

1. При надзвичайних ситуаціях потрібно вжити ряд заходів, що були описані вище. Потрібно також завжди пам'ятати що основними чинниками виникнення пожежі найчастіше є :

2. використання пошкоджених проводів або; залишення під напругою кабелів та проводів з неізольованими провідниками;
3. застосування саморобних продовжувачів, які не відповідають вимогам ПВЕ до переносних електропроводок;
4. застосування для опалення приміщення нестандартного (саморобного) електронагрівального обладнання або ламп розжарювання;
5. користування пошкодженими розетками, розгалужувальними та з'єднувальними коробками, вимикачами та іншими електровиробами.
6. підвішування світильників безпосередньо на струмопровідних проводах, обгортання електроламп і світильників горючими матеріалами, експлуатація їх зі знятими розсіювачами;
7. використання електроапаратури та приладів в умовах, що не відповідають вказівкам (рекомендаціям) підприємств-виготовлювачів.

ВИСНОВКИ

На основі аналізу об'єкта виявлено, недостатню дослідженість можливості застосування розпізнавання людської діяльності для медичних систем. На ринку не знайдено жодного продукту, що дозволяв би асоціювати прийом ліків з поточною діяльністю людини.

У ході роботи поставлено мету забезпечити своєчасний прийом ліків за допомогою апаратно-програмного комплексу. У результаті проведеної роботи винайдено новий підхід до забезпечення своєчасного прийому медикаментів користувачем, що підтверджено отриманням відповідного патенту [51].

Апаратно-програмний комплекс використовує технологію розпізнавання активності користувача для відстеження своєчасних моментів для прийому ліків. Для реалізації цієї технології відібрано класифікатор, найкращий за критерієм складності, точності класифікації, та кількості споживаної пам'яті із певного набору класифікаторів, що можливо реалізувати на портативному пристрої. Також відібрано найкращий набір ознак сигналів, за критеріями складності та точності класифікації за цими ознаками. У ході експериментів з'ясовано що, для розрізнення активності із списку, що використано, використання ознак із датчиків наближення не є обов'язковим. Проте для досягнення більшої точності класифікації, а також для навчання класифікатора для декількох користувачів, датчики наближення є корисними. Такий підхід дозволив досягти досить високої точності класифікації – приблизно 98 відсотків.

Випробування розробленої системи показує, що вона здатна ефективно нагадувати про прийом ліків користувачу, тим самим підвищити якість лікування цими препаратами. Отже поставлену мету досягнуто.

Випробування зручності використання не проводилося, оскільки пристрій є прототипом, і не розроблявся із метою постійного використання.

У роботі успішно використано технологію розпізнавання активності та показано можливість її використання у медичних системах. За результатами роботи опубліковано тези [61, 62], статті [63, 64] та отримано патент [51].

Проаналізовано вимоги, яким має відповідати приміщення, де розробляється програмний продукт. Запропоновано план такого приміщення. На випадок надзвичайних подій наведено план дії.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Визначення поняття «Розумний дім» – [Електронний ресурс]: Режим доступу
http://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%A0%D0%BE%D0%B7%D1%83%D0%BC%D0%BD%D0%B8%D0%B9_%D0%B4%D1%96%D0%BC
2. A Long-Term Evaluation of Sensing Modalities for Activity Recognition – Beth Logan, Jennifer Healey, Matthai Philipose, Emmanuel Munguia Tapia and Stephen Intille
3. A Unified Framework for Activity Recognition-Based Behavior Analysis and Action Prediction in Smart Homes – Iram Fatima, Muhammad Fahim, Young-Koo Lee * and Sungyoung Lee
4. Human Activity Recognition and Pattern Discovery – Eunju Kim, Sumi Helal and Diane Cook
5. A Possibilistic Approach for Activity Recognition in Smart Homes for Cognitive Assistance to Alzheimer's Patients – Patrice C. Roy, Sylvain Giroux, Bruno Bouchard, Abdenour Bouzouane, Clifton Phua, Andrei Tolstikov and Jit Biswas
6. PERSON SPECIFIC ACTIVITY RECOGNITION USING FUZZY LEARNING AND DISCRIMINANT ANALYSIS –Alexandros Iosifidis, Anastasios Tefas and Ioannis Pitas
7. Samsung анонсував вихід конкурента iPhone6 [Електронний ресурс] : Режим доступу <http://korrespondent.net/lifestyle/gadgets/3405319-konkurent-dlia-iPhone-6-Samsung-anonsyrovala-novyi-smartfon>
8. Human Activity Recognition on Smartphones using a Multiclass Hardware-Friendly Support Vector Machine – Davide Anguita, Alessandro Ghio, Luca Oneto, Xavier Parra and Jorge L. Reyes-Ortiz
9. Activity Recognition using Cell Phone Accelerometers – Jennifer R. Kwapisz, Gary M. Weiss, Samuel A. Moore
10. The Benefits of Personalized Smartphone-Based Activity Recognition Models – Jeffrey W. Lockhart, Gary M. Weiss
11. Human Activity Recognition using Smartphone – Amin Rasekh Chien-An Chen Yan Lu
12. Simple and Complex Activity Recognition Through Smart Phones – Stefan Dernbach, Barnan Das, Narayanan C. Krishnan, Brian L. Thomas, Diane J. Cook
13. Смарт годинник Самсунг [Електронний ресурс] : Режим доступу <http://hitech.vesti.ru/news/view/id/3019>

14. Sensor Placement for Activity Detection using Wearable Accelerometers – Louis Atallah, Benny Lo, Rachel King and Guang-Zhong Yang
15. Recognizing Human Activities from Accelerometer and Physiological Sensors – Sung-Ihk Yang and Sung-Bae Cho
16. Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data - Ling Bao and Stephen S. Intille
17. Scalable Recognition of Daily Activities with Wearable Sensors – T^am Hu`ynh, Ulf Blanke and Bernt Schiele
18. Климович Элина – Как правильно принимать лекарства? [Электронный ресурс] : Режим доступа МедКруг – <http://www.medkrug.ru/article/show/kak-pravilno-prinimat-lekarstva>
19. Лекарства: так до того или после? [Электронный ресурс] : Режим доступа <http://www.mosmedclinic.ru/articles/34/1699>
20. U. Maurer, A. Smailagic, D. Siewiorek, and M. Deisher, “Activity recognition and monitoring using multiple sensors on different body positions,” in Proc. Of International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks, 2006, pp. 113–116.
21. D. Minnen, T. Starner, J. Ward, P. Lukowicz, and G. Troester, “Recognizing and discovering human actions from on-body sensor data,” in Proc. of IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME), 2005, pp. 1545–1548.
22. M. J. Mathie, A. C. F. Coster, N. H. Lovell, and B. G. Celler, “A pilot study of long term monitoring of human movements in the home using accelerometry,” J. Telemed. Telecare, vol. 10, pp. 144–151, 2004.
23. D. M. Karantonis, M. R. Narayanan, M. Mathie, N. H. Lovell, and B. G. Celler, “Implementation of a real-time human movement classifier using a tri-axial accelerometer for ambulatory monitoring,” IEEE Transactions on Inf Technol Biomed, vol. 10(1), pp. 156–67, 2006.
24. S. H. Lee, H. D. Park, S. Hong, K. J. Lee, and Y. H. Kim, “A study on the activity classification using a tri-axial accelerometer,” in Proc. of 25th Annual IEEE International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society, vol. 3, 2003.
25. M. Sekine, T. Tamura, M. Akay, T. Fujimoto, T. Togawa, and Y. Fukui, “Discrimination of walking patterns using wavelet-based fractal analysis,” IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, vol. 10, pp. 188–196, 2002.
26. M. Sung, C. Marci, and A. Pentland, “Wearable feedback systems for rehabilitation,” J. Neuroeng. Rehabil, vol. 2:17, 2005.

27. N. Ravi, N. Dandekar, P. Mysore, and M. L. Littman, "Activity recognition from accelerometer data," in Proc. 20th National Conf. on Artificial Intelligence, 2005, p. 15416.
28. F. Allen, E. Ambikairajah, N. Lovell, and B. Celler, "Classification of a known sequence of motions and postures from accelerometry data using adapted gaussian mixture models," *Physiol. Meas.*, vol. 27, p. 935951, 2006.
29. M. Mathie, B. Celler, N. Lovell, and A. Coster, "Classification of basic daily movements using a triaxial accelerometer," *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 42, p. 679687, 2004.
30. M. Marschollek, K. Wolf, M. Gietzelt, G. Nemitz, H. M. Z. Schwabedissen, and R. Haux, "Assessing elderly persons' fall risk using spectral analysis on accelerometric data – a clinical evaluation study," in Proc. of 30th Annual IEEE International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society, 2008, pp. 3682–3685.
31. C. V. Bouten, K. T. Koekkoek, M. Verduin, R. Kodde, and J. D. Janssen, "A triaxial accelerometer and portable data processing unit for the assessment of daily physical activity," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 44, p. 13647, 1997.
32. A. M. Khan, Y. K. Lee, and T.-S. Kim, "Accelerometer signal-based human activity recognition using augmented autoregressive model coefficients and artificial neural nets," in Proc. of 30th Annual IEEE International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society, 2008, pp. 5172–5175.
33. A. M. Khan, P. T. H. Truc, Y. K. Lee, and T.-S. Kim, "A tri-axial accelerometer sensor-based human activity recognition via augmented signal features and hierarchical recognizer," in Proc. of 5th International Conference on Ubiquitous Healthcare, 2008.
34. K. Aminian, P. Robert, E. Buchser, B. Rutschmann, D. Hayoz, and M. Depairon, "Physical activity monitoring based on accelerometry: validation and comparison with video observation," *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 37, pp. 304–308, 1999, 10.1007/BF02513304. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1007/BF02513304>
35. J. Fahrenberg, F. Foerster, M. Smeja, and W. Muller, "Assessment of posture and motion by multichannel piezoresistive accelerometer recordings," *Psychophysiology*, vol. 34, p. 60712, 1997.
36. M. Sekine, T. Tamura, T. Togawa, and Y. Fukui, "Classification of waist-acceleration signals in a continuous walking record," *Med. Eng. Phys.*, vol. 22, p. 28591, 2000.

37. M. Makikawa and Iizumi, "Development of an ambulatory physical activity memory device and its application for the categorization of actions in daily life," *Medinfo*, vol. 8, p. 74750, 1995.
38. T. Huynh and B. Schiele, "Analyzing features for activity recognition," in *Proc. Conf. Smart Objects and Ambient Intelligence: Innovative Context-Aware Services: Usages and Technologies* (Grenoble, 2005).
39. M. N. Nyan, F. E. Tay, K. H. Seah, and Y. Y. Sitoh, "Classification of gait patterns in the time-frequency domain," *J. Biomech*, vol. 39, p. 264756, 2006.
40. J. Parkka, M. Ermes, P. Korpipaa, J. Mantyjarvi, J. Peltola, and I. Korhonen, "Activity classification using realistic data from wearable sensors," *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed*, vol. 10, p. 11928, 2006.
41. T. Huynh and B. Schiele, "Towards less supervision in activity recognition from wearable sensors," in *Proc. of the 10th IEEE International Symposium on Wearable Computers* (Montreaux), 2006.
42. S. Lee and K. Mase, "Activity and location recognition using wearable sensors," *IEEE Perv. Comp.*, p. 2532, 2002.
43. P. Boissy, S. Choquette, M. Hamel, and N. Noury, "User-based motion sensing and fuzzy logic for automated fall detection in older adults," *Telemed J. E. Health*, vol. 13, p. 68393, 2007.
44. S. Theodoridis and K. Koutroumbas, "Pattern recognition," 3rd edn (San Diego: Academic), 2006.
45. J. Lester, T. Choudhury, and G. Borriello, "A practical approach to recognizing physical activities pervasive computing," (Lecture Notes in Computer Science vol 3968) (Berlin: Springer), p. 116, 2006.
46. SGS Thompson [Електронний ресурс] : Режим доступу http://www.st.com/st-web-ui/static/active/en/resource/technical/document/user_manual/DM00039084.pdf
47. Метод зворотного поширення помилки [Електронний ресурс] : Режим доступу http://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9C%D0%B5%D1%82%D0%BE%D0%B4_%D0%B7%D0%B2%D0%BE%D1%80%D0%BE%D1%82%D0%BD%D0%BE%D0%B3%D0%BE_%D0%BF%D0%BE%D1%88%D0%B8%D1%80%D0%B5%D0%BD%D0%BD%D1%8F_%D0%BF%D0%BE%D0%BC%D0%B8%D0%BB%D0%BA%D0%B8
48. Метод опорних векторів [Електронний ресурс] : Режим доступу http://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9C%D0%B5%D1%82%D0%BE%D0%B4_%D0%BE%D0%BF%D0%BE%D1%80%D0%BD%D0%B8%D1%85_

- %D0%B2%D0%B5%D0%BA%D1%82%D0%BE%D1%80%D1%96%D0%B2
49. Scikit-learn [Електронний ресурс] : Режим доступу http://scikit-learn.org/stable/supervised_learning.html
 50. Random Forest [Електронний ресурс] : Режим доступу https://ru.wikipedia.org/wiki/Random_forest
 51. Патент U201411879 МПК (2015.01) А61В 5/103 (2006.01) А61В 5/11 (2006.01) А61J 1/03 (2006.01) G04В 47/00. Пристрій для забезпечення своєчасного прийому медикаментів користувачем /Слюсаренко Вадим Олександрович, Настенко Маргарита Євгенівна; заяв. 03.11.2014; опубл. 12.05.2015, Бюл.№ 9 — 5 с.
 52. НПА ОП 0.00-1.28-10 Правила охорони праці під час експлуатації електронно-обчислювальних машин — Київ, 2010
 53. ОНТП 24-86 Общесоюзные нормы технологического проектирования. — М.: Стройиздат, —1986.
 54. ДНА ОП 0.00-1.31 -99 Правила охорони праці під час експлуатації електронно -обчислювальних машин. — Київ, 1999. —30 с.
 55. ДСН 3.3.6.042-99 Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень. — Київ, 2000.
 56. ГОСТ 12.1.005-88 ССБТ. Общие санитарно-гигиенические требования к воздуху рабочей зоны. — М., 1988.
 57. ДНА ОП 003-3.06-80 Санітарно-гігієнічні норми допустимих рівнів іонізації повітря виробничих та громадських приміщень №2152-80 -М., 1980.
 58. ГОСТ 12.1.003-83 ССБТ. Шум. Общие требования безопасности. — М., 1983.
 59. ГОСТ 12.2.032-78 ССБТ. Рабочее место при выполнении работ сидя. Общие эргономические требования.
 60. ДНА ОП 0.01-1.01-95 Правила пожежної безпеки в Україні.
 61. Слюсаренко В.О. Activity recognition in medicine/Innovations in science and technology — 2014. — No 3. — С. 131–132.
 62. Слюсаренко В.О. Распознавание человеческой деятельности в медицинских системах / Слюсаренко В.О., Настенко М.Є.// Актуальні проблеми гуманітарних та природничих наук — 2015. — No 1. — С. 110–113.
 63. Ліхоузова Т.А. Розпізнавання людської активності в медицині /Ліхоузова Т.А., Слюсаренко В.О. // NAUKOWA PRZESTRZEŃ EUROPY— 2015. — No 22. — С. 57–61.

- 64.Слюсаренко В.О. Медицинская система распознавания человеческой деятельности / Слюсаренко В.О., Настенко М.Є., Ліхоузова Т.А., Молчановський О.І. // INNOVATIVE VIEWS OF YOUNG SCIENTISTS— 2015. [Електронний ресурс] : Режим доступу <http://www.sworld.com.ua/index.php/ru/technical-sciences-m115/informatics-computer-science-and-automation-m115/25357-m115-271>