

РОЗПІЗНАВАННЯ ЛЮДСЬКОЇ ДІЯЛЬНОСТІ ЗА ДОПОМОГОЮ ПОРТАТИВНИХ НАТІЛЬНИХ ДАТЧИКІВ

Р.В. КИСЛИЙ, А.І. ПЕТРЕНКО

Анотація. Досліджено системи розпізнавання людської діяльності (HAR) за допомогою систематизації типів натільних датчиків для HAR та розглянуто методи збору даних з цих датчиків. Описано модель процесу реалізації HAR та ретельно проаналізовано кожний компонент процесу розпізнавання. Запропоновано методи ідентифікації людської діяльності для різних видів діяльності і визначено їх сильні і слабкі сторони. Виконано порівняльний аналіз цих методів. Процес пошуку тимчасових збігів подано у вигляді діаграми з детальним поясненням кожного переходу. На основі виконаного аналізу запропоновано поєднання як алгоритмів, так і методів, що сприятимуть підвищенню ефективності системи розпізнавання людської діяльності в цілому.

Ключові слова: розпізнавання людської діяльності, класифікація, відстеження, ідентифікація.

ВСТУП

Потреби в розумінні людської діяльності останнім часом неухильно зростають у сфері охорони здоров'я, особливо в організації допомоги літнім людям, реабілітаційній допомозі при цукровому діабеті, розладах при когнітивних захворювань, а також в поліпшенні життя та підтримання благоустрою. Значний обсяг ресурсів буде збережений, якщо датчики зможуть допомогти реєстраторам контролювати пацієнтів безперервно і звітувати автоматично в разі виявлення будь-якої ненормальної поведінки. Для зменшення навантаження на систему і в той же час збільшення кількості людей, за якими ведеться медичне спостереження, останнім часом активно розвивається телемедицина. Телемедицина — використання електронних інформаційних та телекомунікаційних технологій для допомоги і консультування пацієнтів на відстані [1, 2]. Відповідно телемедицина вимагає також можливості отримувати дані про стан пацієнта онлайн, що, у свою чергу, робить необхідним розвиток HAR.

Багато років основними методами комунікації між клінікою та пацієнтами були текстові та графічні інтерфейси. Розпізнавання стану пацієнта в режимі реального часу може це змінити. Тому системи, які збирають дані

про пацієнта за допомогою датчиків, є перспективним напрямом розвитку інтерфейсів взаємодії для телемедицини.

Системи, що забезпечують роботу телемедицини, можна розбити на критичні та некритичні. Але в обох категоріях важливою частиною таких систем є отримання і аналіз даних з натільних датчиків. Багато таких систем створено за принципом «сповіщення за фактом». Наприклад, прилади з натільними датчиками, які кількісно оцінюють фізичну активність, можуть використовувати пацієнти із хронічними порушеннями легень для підтримання рівня їх активності, оскільки бездіяльність погіршує їх стан. Що стосується можливих застосувань не в медицині, то натільні датчики можуть використовуватися для моніторингу фізичних навантажень професійними спортсменами для підвищення ефективності їх тренувань [3].

Таким чином, в умовах сучасного розвитку інформаційних технологій HAR ефективно застосовується як інтерфейс між людьми і комп'ютерами вже протягом тривалого періоду часу. Крім опису ряду важливих технологій і алгоритмів HAR, перспективним є дослідження HAR і вивчення можливості застосування HAR у взаємодії людини з роботою, комп'ютером, роботизованою системою. У моделі HAR для взаємодії людини і складного комп'ютеризованого агрегату є чотири основні технічні компоненти:

- 1) сенсорні технології;
- 2) ідентифікація людської діяльності;
- 3) відстеження людської діяльності;
- 4) класифікація людської діяльності.

Наведемо визначення проблеми HAR: якщо дано набір вимірів S такий, що $S = \{S_0, \dots, S_{k-1}\}$, де k — кількість вимірів, кожен з яких виконано в інтервалі $I = [t\alpha, t\omega]$, то мета — найти відповідне I з набору значень станів $I = [I_0, \dots, I_r]$, базуючись на даних із S . Причому в кожний момент часу може розглядатися лише один стан I (наприклад, людина не може бігти і сидіти одночасно) [5].

Згідно з визначенням HAR включає в себе вивчення рухів людини. Рух людини — це складна функція, на яку впливає безліч факторів, включаючи фізіологічні, анатомічні, психологічні та соціальні ефекти [3], тому самі рухи можна розбити на великі підгрупи (табл. 1).

Таблиця 1. Типи активностей, які можуть розпізнаватися найсучаснішими HAR системи

Група	Активності
Пересування	Ходьба, біг, сидіння, лежання, підймання сходами, спускання сходами, їзда в ліфті тощо
Рутинні активності	Приймання їжі, пиття, робота за ПК, читання, чищення зубів, розтягування, прибирання тощо
Вправи	Веслування, підняття ваги, нордична ходьба, віджимання і т.ін.

Різні рухи мають різні складність і точність розпізнавання. Наприклад, ходьбу, біг або спокій простіше відрізнити ніж складніші рухи на зразок жу-

вання, вставання з місця чи конкретного помаху рукою. Для розпізнавання цих рухів використовуються системи натільних датчиків, які кріпляться в різних місцях: на поясі, на грудях, на зап'ясті тощо.

Відповідно в різних системах використовують різні сенсори. Найчастіше використовують такі.

- *Акселерометри* — вимірюють прискорення вздовж осей. Оскільки вони вимірюють прискорення за рахунок сили тяжіння та руху, фактичну складову прискорення, пов'язаного з рухом, потрібно відокремити від гравітаційної. Існує кілька типів акселерометрів, що базуються на п'єзоелектричних, п'єзорезистивних або варіативних способах трансдукції. Усі вони використовують один і той же принцип роботи маси, яка реагує на прискорення,

- *Гіроскопи* — вимірюють кутову швидкість, використовуючи ефект Коріоліса.

- *Магнетометри* — можуть бути застосовані для вимірювання орієнтації фрагмента тіла відносно магнітного полюса Землі, використовуючи електромагнітну індукцію.

- *Датчики тиску* — оцінюють розподіл тиску на планку (наприклад стопи, чи іншої частини тіла). Вони часто реалізуються за допомогою резистивних або ємнісних тензодатчиків.

- *Актометри* — зазвичай прикріплюються до кінцівок людини, щоб виміряти величину механічних рухів. Отриманий вихід є вимірюванням «одиниць актометра» за відомий проміжок часу; це дає змогу оцінити загальні витрати енергії [3].

Розташування датчиків на корпусі дуже залежить від того, які рухи потрібно вимірювати. Наприклад, зап'ястя може бути ідеальним місцем для спостереження за тремором, пов'язаним із хворобою Паркінсона, але це не найкраще місце для вимірювання загальних рухів людини [4]. Проте акселерометр, закріплений на поясі, добре вимірює загальні рухи (наприклад, ходьбу чи біг) і зовсім не підходить для спостереження за хворобою Паркінсона.

Багато засобів, притаманних HAR, застосовують техніки комп'ютерного зору та оброблення зображень [5]. Для цього потрібні камери і присутність людини в зоні спостереження. Розвиток мобільних технологій і вдосконалення технологічних процесів ведуть до зменшення розмірів і збільшення потужності мобільних пристроїв, появи переносної електроніки, оснащеної різними датчиками.

До датчиків, що необхідні для техніки комп'ютерного зору, належать чотири категорії датчиків: камера, маркер, стереокамера, сенсор глибини. У маркерному підході датчиком є оптична камера. У більшості рішень на основі маркерів користувачам необхідно носити видимі маркери [6], які збирають інформацію та передають її класифікаторам. Застосування камер для HAR почалося на початку 90-х років [7]. Недоліком однокамерного підходу є обмеження кута огляду, що впливає на надійність системи [7]. Однак у недавніх дослідженнях застосовувався однокамерний підхід до високошвидкісного HAR [8]. Система використовує датчик швидкості і спеціально розроблений процесор візуальних обчислень для досягнення високошвидкісного розпізнавання рухів людини. Стереокамера застосовується для надійного HAR за допомогою 3D-зору. Стереокамера використовується як дода-

ток, що містить дві оптичні камери для створення інформації про глибину 3D. Недоліком застосування стереокамер є складність обчислень і труднощі з калібруванням [8]. Перспективним інноваційним надбанням сьогодення є датчик глибини, який визначається як монодатчик. Монодатчики глибини мають ряд переваг порівняно з традиційними стереокамерами, головними з яких є безпроблемне налаштування калібрування і невибагливість до умов освітлення [9]. Крім того, вихідною інформацією датчика глибини є інформація про глибину 3D. Порівняно з інформацією про колір інформація про глибину 3D спрощує проблему HAR [8]. Існує два типи загальних не стереодатчиків глибини: камера з «часом прольоту» (ToF) і Microsoft Kinect (або аналогічні ІК-датчики). Основним принципом камер ToF є визначення часу проходження світла [1]. Перевагою камер ToF є більш висока частота кадрів. Обмеження камери ToF полягає в тому, що щільність камери сильно залежить від її світлочутливості та рефлексії [6]. Microsoft Kinect надає більш доступне рішення для розпізнавання жестів. Kinect — інфрачервоний датчик глибини.

Можливості застосування різних методів розпізнавання жестів руки в реальному часі як керування різними системами і пристроями наводять Н.О. Кулішова, Д.А. Авдєєв [28]. У праці проаналізовано сучасні методи розпізнавання жестів руки в реальному часі й оцінено можливості їх застосування в керуванні системою розумного будинку.

В.В. Савінова та В.О. Колесніков [9] розкрили сутність застосування методів комп'ютерного зору в автомобільній індустрії, детально описали методи компанії Itseez. Itseez веде діяльність у восьми напрямках: системи автомобільної безпеки на основі комп'ютерного зору; 3D (стерео, реконструкція, структурне підсвічування); розпізнавання сцен, виявлення / класифікація об'єктів; доповнена реальність; розпізнавання жестів; реконструкція скелета; глибоке / машинне навчання; згорткові нейронні мережі.

ПРОЦЕС HAR

Проектування будь-якої системи HAR залежить передусім від активностей, які необхідно розпізнати. Зі зміною множини станів зразу виникає необхідність у перетренуванні моделей розпізнавання [10]. Тому будь-який проект HAR складається з таких стадій [11]:

- визначення активностей, які мають бути розпізнані;
- збирання даних із сенсорів;
- початкове оброблення даних та генерація ознак;
- створення моделі класифікації діяльності.

Стадії функціонування HAR системи показано на рис. 1. Навчальний етап спочатку вимагає збирання даних — створення датасету з часових рядів для всіх осіб і для кожної діяльності, що розпізнається. Часові ряди розділяються, використовуючи вікна, щоб вилучити ознаки, тим самим відфільтровуючи корисну інформацію з початкових сигналів. Після цього створений датасет використовується для навчання моделей розпізнавання активностей. Так само для тестування дані збираються під час часового вікна з окремої людини, виміри даних з якої не входять у навчальний датасет.

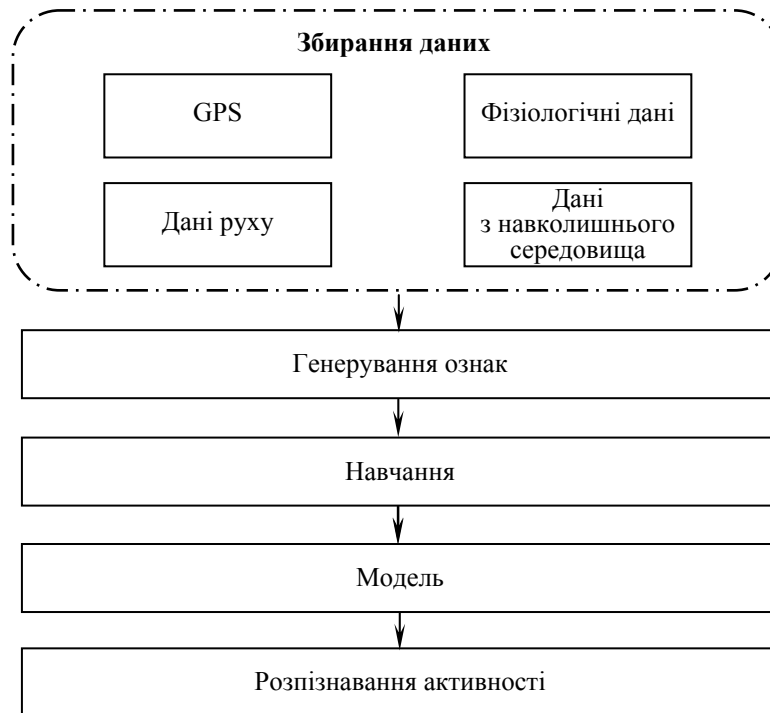


Рис. 1. Загальна діаграма процесу в HAR системі [11]

Загальну схему збирання даних для систем HAR зображено на рис. 2.

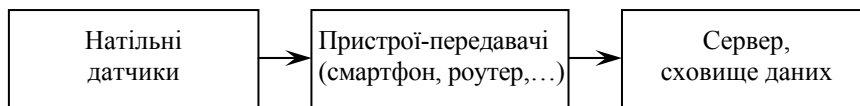


Рис. 2. Загальна схема збирання даних для HAR

Натільні датчики, прикріплені до тіла людини, насамперед вимірюють такі атрибути, як рух [4], розташування, температура, ЕКГ [12]. Ці датчики повинні спілкуватися з інтеграційним пристроєм (ID), який може бути мобільним телефоном [13], ноутбуком або спеціалізованою вбудованою системою [14]. Основна мета — попереднє оброблення даних, отриманих від датчиків, а в деяких випадках надсилання їх на сервер для моніторингу, візуалізації та /або аналізу в режимі реального часу [13]. Протокол зв'язку може бути UDP / IP або TCP / IP, GPRC чи інший, відповідно до бажаного рівня надійності [10].

Таким чином, основні виклики, які стоять перед HAR системами, такі ж як і для будь-яких натільних real-time систем:

- вибір даних, які вимірюються;
- вибір ознак з отриманих даних;
- протокол спілкування між датчиками та серверною частиною;
- точність розпізнавання;
- споживання енергії;
- гнучкість.

Вибір даних, які вимірюються

Дані, які вимірюються натільними датчиками, можна поділити на групи: зовнішні (дані із середовища), дані руху, фізіологічні дані.

- Зовнішні дані (дані із середовища) — це незалежні від людини показники навколишнього середовища (температура, вологість, швидкість вітру і т.ін.).
- Дані руху — вимірюються натільними датчиками, такими як акселерометр. У даний вид вимірів входять рухи — ходьба, біг тощо.
- Локація — дані, зібрані за допомогою GPS.
- Фізіологічні сигнали — пульс, дихання, температура тіла тощо.

Протокол спілкування між датчиками та серверною частиною.

Важливою частиною системи HAR є протокол спілкування між датчиками та серверною частиною. Такий протокол має бути надійним, оскільки пропущені дані можуть відчутно впливати на точність результату. Наприклад, у 1999 р. F. Foerster, M. Smeja, J. Fahrenberg [15] продемонстрували 95,6% точності для амбулаторних заходів у контрольованому експерименті збирання даних, але у природних умовах (тобто поза лабораторією) точність знизилася до 66%.

Точність розпізнавання. Оскільки одні активності розпізнати значно простіше ніж інші, то необхідно визначити метрики, якими буде вимірюватися точність розпізнавання активності.

Споживання енергії. Оскільки натільні датчики не повинні створювати незручностей людині, то вони мають мати автономне джерело енергії. Ураховуючи їх розміри, це джерело має бути невеликим за розмірами. У HAR системах здебільшого використовуються мережі малого радіуса дії (Wi-Fi, Bluetooth), що також накладає певні обмеження на споживання енергії.

Гнучкість. Оскільки люди проявляють діяльність по-різному (через вік, стать, масу тощо), для кожної людини може бути побудована конкретна модель розпізнавання [16]. Так як це неможливо, то система має бути гнучкою до різних проявлень однієї і тієї ж діяльності. Такої гнучкості можна досягти, використовуючи або багато даних для тренування моделі, або нормуючи значення оброблених сигналів.

МЕТОДИ ОЦІНЮВАННЯ ТОЧНОСТІ СИСТЕМИ HAR

Під час збирання даних необхідно зібрати якомога більше вимірювань з різних людей. При цьому можуть використовуватися різні датчики, які записують свої покази синхронно і одночасно.

З аналізу сирих даних необхідно вилучити ознаки і виділити ті з них, які допомагають класифікувати активності. Оброблення зібраних даних, так само як і генерація ознак, відбувається окремо для кожного датчика. Наприклад, для акселерометра, який вимірює прискорення вздовж трьох осей, покази трансформуються в одне значення a :

$$a = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} .$$

Так само нормалізуються і покази інших датчиків. Також для генерації ознак використовуються багато інших технік і метрик. Наприклад, у праці [17] використано середні, дисперсійні, енергетичні та енергетичні коефіцієнти дискретної трансформації Фур'є (DFT). Усі нові ознаки, які створюються під час оброблення початкових даних, потім використовуються в моделях класифікації.

Оскільки кожен набір даних демонструє різні характеристики та ознаки, які можуть бути корисними або ні для конкретного методу розпізнавання, то дуже важливо вибрати такі ознаки та методи, які будуть давати найбільшу точність. Для кількісного розуміння ефективності розпізнавання використовуються стандартні метрики, наприклад, точність, recall, precision, F-метрика, ROC та ін.

Найбільш уживані методи для розпізнавання наведено в табл. 2. Також наведено визначення деяких найбільш широко використовуваних ознак [18] сигналу $Y = \{y_1, \dots, y_n\}$.

Таблиця 2. Групи ознак, які можна виділити з даних носієвих датчиків

Група	Метод
Часові ряди	Середнє, середнє відхилення, дисперсія, міжквартильний діапазон (IQR), середнє абсолютне відхилення (MAD), кореляція між осями, ентропія [19]
Частотні перетворення	Фур'є-трансформація (FT) [20] Дискретне косинусне перетворення (DCT) [20]
Інші методи	Основний компонентний аналіз (PCA) [20], лінійний дискримінантний аналіз (LDA) [18]

Вибір довжини вікна: поділ вимірюваного часового ряду на часові вікна є зручним рішенням для оброблення числових рядів. При цьому ключовим фактором є вибір довжини вікна. Наявність досить коротких вікон може підвищити продуктивність системи, утім зменшить можливість розпізнавання складніших патернів (короткі вікна можуть не надати достатньої інформації для повного опису виконуваної діяльності). І навпаки, якщо вікна занадто довгі, в одному часовому вікні може бути більше ніж одна активність [20]. У літературі використовуються різні довжини вікон: 0,08 с, 1 с, 1,5 с, 3 с, 5 с [21]. Зазвичай це рішення зумовлюється визнанням діяльності та вимірюваними ознаками. Наприклад, для сигналу частоти серцевих скорочень потрібні вікна 30 с [22]. Натомість для таких заходів, як ковтання, були застосовані вікна 1,5 с. Часові вікна також можуть або перекриватися [22], або неперервно йти один за одним [17, 18]. Вікна, що перекриваються, призначені для більш точного керування переходами між інтервалами.

Однак питання дослідження систем HAR за допомогою різних датчиків з подальшим їх упровадженням залишається відкритим і потребує додаткового опрацювання із систематизацією типів датчиків для HAR та методів збирання даних.

Навчання моделей розпізнавання

Не зважаючи на те, що останнім часом з розвитком технологій збирати дані стало значно простіше, основні виклики для систем HAR становить розу-

міння контексту. Для цього використовуються моделі машинного навчання, які інтерпретують зібрані дані і прогнозують діяльність.

Для навчання моделі використовується навчальний датасет, який складається із зібраних даних з кількох людей, які описують необхідні активності. У випадку HAR кожен рядок у датасеті є вектором ознак, витягнутим із сигналів у часовому вікні. Приклади у навчальному наборі можуть бути або не бути позначені, тобто пов'язані з відомим класом (наприклад, ходьба, біг тощо). Існує два підходи до навчання — із вчителем та без учителя, яке стосується відповідно мічених та нерозмічених даних.

Оскільки система розпізнавання людської діяльності повинна повертати клас діяльності, то більшість моделей для систем HAR використовують навчання із вчителем.

Найпопулярніші алгоритми, які використовуються для класифікації активностей, такі.

- *Дерева рішень*: будують ієрархічну модель, у якій атрибути відображаються на вузлах, а ребра — можливі значення атрибутів. Кожна гілка від кореня до вузла листа — це правило класифікації. Дерева рішень можуть бути оцінені в $O(\log n)$ для n атрибутів і зазвичай генерують моделі, які легко зрозуміти людині.

- *Байєсівські методи*: обчислюють імовірності для кожного класу, використовуючи оцінені умовні ймовірності з навчального набору. Naïve Bayes (NB) [23] — основний представник цієї сім'ї класифікаторів. Ключовим питанням у байєсівських мережах є побудова топології, оскільки необхідно зробити припущення про незалежність серед особливостей. Наприклад, класифікатор NB передбачає, що всі функції умовно незалежні з урахуванням значення класу, але таке припущення у багатьох випадках не відповідає дійсності. Наприклад, сигнали прискорення, фізіологічні сигнали сильно корелюються між собою.

- *Метод опорних векторів (SVM)* [24]: широко використовується в HAR, хоча вони не містять набору зрозумілих людині правил. SVM покладаються на функції ядра, які проектують усі екземпляри на більший розмірний простір з метою пошуку лінійної межі розв'язку для розподілу даних.

- *Нейронні мережі та глибоке навчання*: останнім часом дуже популярним вибором як моделі стають глибокі нейронні мережі, які мають різну архітектуру [25]. Так само як і SVN, вони не працюють за зрозумілими правилами, імітуючи роботу нейронів у мозку людини. Недоліками такого підходу є необхідність великого датасету для початкового навчання. Оскільки нейронні мережі набули значного поширення, то можна розподілити їх на різні типи.

- *Convolutional Neural Network (CNN)*: клас нейронних мереж, що містять згорткові шари, які містять нейрони, що виконують згортку на невеликих частинах вхідної інформації, отримуючи таким чином ознаки, що несуть інформацію про локальні структури. Крім оброблення зображень [17], розпізнавання звуку та оброблення природних мов [19], CNN нещодавно почали застосовуватися для оброблення часових рядів у сенсорі HAR.

- *Long Short-Term Memory (LSTM)*: один з найуспішніших та найпоширеніших варіантів рекурентних нейронних мереж, у яких є шари, що містять комірки LSTM, здатні зберігати інформацію у внутрішній пам'яті. Ме-

режі LSTM використовуються для знаходження тимчасових залежностей у різноманітних галузях.

- *Рекурентні нейронні мережі (RNN)*: здатні моделювати довгострокові залежності у часових рядах, поширюючи інформацію через їх детермінований прихований стан. Наприклад TCN (Temporal Convolution Network) використовує великі послідовності даних, створюючи багато розширених згорток, що дає змогу моделювати більші послідовності подій. Використання RNN дозволило отримати відмінні результати у багатьох сферах, таких як послідовна класифікація зображень, аудіокласифікація, моделювання мови тощо [27].

- *Гібридна модель, що містить шари CNN і LSTM*: скориставшись високою модульністю архітектури на основі нейронних мереж, попередні дослідження довели, що гібридні архітектури можуть отримувати ознаки, які містять інформацію про короткострокові та довгострокові залежності в часовому ряду, і як результат дають кращі показники, ніж чисті CNN або LSTM мережі [26].

Класифікація людської діяльності — це останній і найважливіший крок у HAR. Більшість людських рухів/жестів — це динамічні процеси. Один динамічний процес завжди складається з декількох кадрів. Щоб класифікувати динамічні процеси, класифікацію людської діяльності потрібно виконувати після або разом з відстеженням людської діяльності. У підході до класифікації людської діяльності застосовують кілька методів: метод К-найближчих сусідів, приховану марковську модель, метод опорних векторів, метод ансамблю, динамічне деформування часових рядів, штучні нейронні мережі, глибоке навчання. Переваги та недоліки зазначених методів використовуваних для класифікації людської діяльності у процесі її розпізнавання наведено в табл. 3.

Оцінювання моделі

Для оцінювання точності моделі передбачення використовується розбиття навчального набору даних на частини. Важливо, щоб показники, зняті з однієї людини, не входили одночасно в тренувальний набір та набір для тестування. Переважна більшість досліджень використовує перехресну валідацію зі статистичними тестами для порівняння ефективності класифікаторів. Результати класифікації для конкретного методу можуть бути організовані в матриці плутанини M ($n \times n$) класифікації з n класами. Матриця M побудована таким чином, що елемент M_{ij} — це кількість екземплярів із класу i , які насправді були класифіковані як клас j . Таким чином, з такої матриці можна отримати важливі метрики:

- *True positive (TP)*: кількість позитивних екземплярів, які були класифіковані як позитивні.
- *True negative (TN)*: кількість негативних випадків, які були класифіковані як негативні.
- *False positive (FP)*: кількість негативних випадків, які були класифіковані як позитивні.
- *False negative (FN)*: кількість позитивних випадків, які були класифіковані як негативні.

Точність (accuracy) — стандартна метрика для визначення якості моделі. Загальна ефективність класифікації для всіх класів і визначається таким чином:

$$\text{accuracy} = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN).$$

Точність, яку часто називають позитивною прогнозою величиною (precision), — це відношення правильно класифікованих позитивних випадків до загальної кількості випадків, віднесених до позитивних:

$$\text{precision} = TP / (TP + FP).$$

Покриття (recall) — це відношення правильно класифікованих позитивних випадків до загальної кількості позитивних випадків:

$$\text{recall} = TP / (TP + FN).$$

F-міра поєднує в одному значенні precision і recall: $F\text{-міра} = 2 \cdot (\text{precision} \cdot \text{recall}) / (\text{precision} + \text{recall})$.

Таблиця 3. Порівняльний аналіз методів класифікації HAR

Метод класифікації людської діяльності	Переваги	Недоліки
Прихована марковська модель	Гнучкість навчання і перевірки, прозорість моделі	Потребує регулювання вхідних параметрів
Метод опорних векторів (SVM)	Є можливість застосовувати різні функції ядра	Кількість опорних векторів зростає лінійно з розміром навчального набору
Динамічне деформування часових рядів	Надійне нелінійне вирівнювання часових рядів	Складний підхід до структури даних, їх обсягу та часу на оброблення
Штучні нейронні мережі	Здатність виявляти складні нелінійні залежності між змінними	Не є можливим використання за наявності малої кількості даних, необхідна максимальна вибірка початкових даних для навчання
Глибоке навчання	Значно перевищує інші методи машинного навчання	Необхідна максимальна вибірка початкових даних для навчання, використовуються значні потужності на обчислення

Пріоритетною тенденцією сьогодення є підхід глибокого навчання. Основними обмеженнями глибокого навчання є обмежені обчислювальні потужності. Однак обчислювальна потужність має експоненціальне зростання. Кількість додатків HAR, заснованих на глибокому навчанні, швидко зростає. Перспективним напрямом є об'єднання різних алгоритмів класифікації для досягнення більшої ефективності HAR та вищої продуктивності. Координація алгоритмів класифікації людської діяльності за допомогою алгоритмів ідентифікації та відстеження рухів зумовить удосконалення механізму HAR.

Натепер, використовуючи state-of-the-art моделі, можна класифікувати певні типи рухів, які потребують значної рухливості, з точністю, близькою

до 100% (наприклад ходьба, біг, падіння). Для діяльностей, які використовують менше рухів, або потребують точнішого розпізнавання, точність все ще досить низька (наприклад, дихання чи швидкі стрибки) [26].

ВИСНОВКИ

Усі натільні датчики мають переваги і недоліки, які ґрунтуються на функціональних можливостях та особливостях використання. Так, датчик-браслет має велику зону зондування. Щоб використовувати повний потенціал продуктивності HAR системи, в одній і тій же системі можуть комбінуватися різні датчики для HAR. Аналогічно датчикам різні алгоритми класифікації людської діяльності також мають свої переваги і недоліки, їх комбінування сприятиме підвищенню ефективності системи в цілому. Аналіз існуючих систем розпізнавання дій людини показав, що певні недоліки і незручності використання портативних натільних датчиків низького рівня можна компенсувати за рахунок методів машинного навчання і тим забезпечити багату контекстуальну інформацію в реальному застосуванні. Тому на відміну від існуючих прототипів в роботі наголос зроблено на дослідження властивостей таких систем з використанням новітніх згорткових нейронних мереж (CNN).

ЛІТЕРАТУРА

1. WHO. *Demographic trends, statistics and data on ageing*. Available: <http://www.euro.who.int/en/health-topics/Life-stages/healthy-ageing/data-and-statistics/demographic-trends,-statistics-and-data-on-ageing>.
2. S. Tal, S.J. Redmond, M.R. Narayan, and N.H. Lovell, *Sensors-Based Wearable Systems for Monitoring of Human Movement and Falls*. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/5754557>.
3. A. Godfrey, R. Conway, D. Meagher, and G. ÓLaighin, “Direct measurement of human movement by accelerometry”, *Med. Eng. Phys.*, vol. 30, pp. 1364–1386, 2008.
4. J. Iglesias, J. Cano, A. M. Bernardos, and J.R. Casar, “A ubiquitous activity-monitor to prevent sedentariness”, in *IEEE Conference on Pervasive Computing and Communications*, 2011.
5. Nielsen E. Sanchez, L. Antyn Canalos, and M. Tejera, “Hand Getsure recognition for Human Machine Intercation”, in *Proc. 12th International Conference on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision : WSCG, 2014*, pp. 137–148.
6. Y. Katsuki, Y. Yamakawa, and M. Ishikawa, “High-speed Human/Robot Hand Interaction System”, in *Proceedings of the Tenth Annual ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction Extended Abstracts, ACM, 2015*, pp. 117–118.
7. Ke. Shian-Ru, Hoang Le Uyen Thuc, Yong-Jin Lee, Jenq-Neng Hwang, Jang-Hee Yoo, and Kyoung-Ho Choi, “A Review on Video-Based Human Activity Recognition”, in *Computers*, no. 2(2), pp. 88–131, 2013. Available: <https://www.mdpi.com/2073-431x/2/2/88>
8. О.О. Швачка та В.М. Барбарук, “Дослідження комп’ютерних технологій та методів розпізнавання жестів людини для керування комп’ютером”, *Наукові вісті Дніпровського університету*, 2018, № 15. Доступно: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Nvdu_2018_15_17
9. В.В. Савінова та В.О. Колесніков, “Застосування методів комп’ютерного зору в автомобільній індустрії”, *Матеріали V Міжнародної науково-технічної інтернет-конференції “Проблеми та перспективи розвитку автомобільного транс-*

- порту”, 13–14 квітня 2017 р., м. Вінниця, с. 113–120. Доступно: <http://dspace.luguniv.edu.ua/xmlui/handle/123456789/2028>.
10. D. L. Oscar and A. L. Miguel, *A Survey on Human Activity Recognition using Wearable Sensors*. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6365160>.
 11. I. Khokhlov, L. Reznik, J. Cappos, and R. Bhaskar, *Design of Activity Recognition Systems with Wearable Sensors*. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8336752>.
 12. D. Choujaa and N. Dulay, “Tracme: Temporal activity recognition using mobile phone data”, in *IEEE/IFIP International Conference on Embedded and Ubiquitous Computing*, vol. 1, pp. 119–126, 2008.
 13. T. Brezmes, J.-L. Gorricho, and J. Cotrina, “Activity recognition from accelerometer data on a mobile phone”, in *Distributed Computing, Artificial Intelligence, Bioinformatics, Soft Computing, and Ambient Assisted Living*, Springer Berlin / Heidelberg, 2009, vol. 5518, pp. 796–799.
 14. T.-P. Kao, C.-W. Lin, and J.-S. Wang, “Development of a portable activity detector for daily activity recognition”, in *IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, pp. 115–120, 2009.
 15. F. Foerster, M. Smeja, and J. Fahrenberg, “Detection of posture and motion by accelerometry: a validation study in ambulatory monitoring”, *Computers in Human Behavior*, vol. 15, no. 5, pp. 571–583, 1999.
 16. M. Berchtold, M. Budde, H. Schmidtke, and M. Beigl, “An extensible modular recognition concept that makes activity recognition practical”, in *Advances in Artificial Intelligence, Lecture Notes in Computer Science*, Springer Berlin / Heidelberg, 2010, pp. 400–409.
 17. S. Reddy, M. Mun, J. Burke, D. Estrin, M. Hansen, and M. Srivastava, “Using mobile phones to determine transportation modes”, *ACM Transactions on Sensor Networks*, vol. 6, no. 2, pp. 1–27, 2010.
 18. Y.-P. Chen, J.-Y. Yang, S.-N. Liou, Gwo-Yun Lee, and J.-S. Wang, “Online classifier construction algorithm for human activity detection using a triaxle accelerometer,” *Applied Mathematics and Computation*, vol. 205, no. 2, pp. 849–860, 2008.
 19. J. Parkka, M. Ermes, P. Korpiainen, J. Mantyjarvi, J. Peltola, and I. Korhonen, “Activity classification using realistic data from wearable sensors”, in *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 10, no. 1, pp. 119–128, 2006.
 20. L. Bao and S.S. Intille, “Activity recognition from user-annotated acceleration data”, in *Pervasive Computing*, pp. 1–17, 2004.
 21. J. Cheng, O. Amft, and P. Lukowicz, “Active capacitive sensing: Exploring a new wearable sensing modality for activity recognition”, in *Pervasive Computing*, Springer Berlin / Heidelberg, 2010, vol. 6030 of Lecture Notes in Computer Science, pp. 319–336,
 22. E.M. Tapia et al., “Real-time recognition of physical activities and their intensities using wireless accelerometers and a heart monitor”, in *International Symposium on Wearable Computers*, 2007.
 23. H. Zhang, “The Optimality of Naive Bayes”, in *FLAIRS Conference*, AAAI Press, 2004.
 24. C. Cortes and V. Vapnik, “Support-vector networks”, *Machine Learning*, vol. 20, pp. 273–297, 1995.
 25. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville, *Deep Learning*, MIT Press, 2016. Available: <http://www.deeplearningbook.org>.
 26. Antonio Artés Rodríguez, *Human Activity Recognition using Inertial Sensors with Invariance to Sensor Orientation*. Available: https://www.researchgate.net/publication/229597612_Human_Activity_Recognition_using_Inertial_Sensors_with_Invariance_to_Sensor_Orientation.
 27. F. Luo, S. Poslad, and E. Bodanese, *Temporal convolutional networks for multi-person activity recognition using a 2D LIDAR*. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9051989>.

Надійшла 03.07.2020

INFORMATION ON THE ARTICLE

R.V. Kyslyi, ORCID: 0000-0002-8290-9917, Educational and Scientific Complex “Institute for Applied System Analysis” of the National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”, Ukraine, e-mail: kvrware@gmail.com.

A.I. Petrenko, ORCID: 0000-0001-6712-7792, Educational and Scientific Complex “Institute for Applied System Analysis” of the National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”, Ukraine, e-mail: tolja.petrenko@gmail.com.

HUMAN ACTIVITY RECOGNITION USING WEARABLE SENSORS / R.V. Kyslyi, A.I. Petrenko

Abstract. The article describes systems of human activity recognition (HAR) that uses wearable sensors by the systematization of types of sensors for human activity recognition and methods of data collection. The model for implementation process of HAR is described and each component of the recognition process is thoroughly analyzed. Methods for identifying human activities using different sensors are proposed and their strengths and weaknesses are identified. The process of finding temporary matches between frames is presented in the diagram with a detailed explanation of each transition. Based on the analysis, a combination of both algorithms and methods is proposed, which will increase the HAR system's efficiency as a whole.

Keywords: human activity recognition, wear sensors, classification, tracking, display, identification, computer vision.

РАСПОЗНАВАНИЕ ЧЕЛОВЕЧЕСКОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ С ПОМОЩЬЮ ПОРТАТИВНЫХ НАТЕЛЬНЫХ ДАТЧИКОВ / Р.В. Кислый, А.И. Петренко

Аннотация. Исследованы системы распознавания человеческой деятельности (HAR) с помощью систематизации типов нательных датчиков для HAR и рассмотрены методы сбора данных с этих датчиков. Описана модель процесса реализации HAR и тщательно проанализирован каждый компонент процесса распознавания. Предложены методы идентификации человеческой деятельности для различных видов деятельности и определены их сильные и слабые стороны. Осуществлен сравнительный анализ этих методов. Процесс поиска временных совпадений представлен в виде диаграммы с подробным объяснением каждого перехода. На основе проведенного анализа предложено сочетание как алгоритмов, так и методов, которые будут способствовать повышению эффективности системы распознавания человеческой деятельности в целом.

Ключевые слова: распознавание человеческой деятельности, классификация, отслеживание, идентификация.

REFERENCES

1. WHO. *Demographic trends, statistics and data on ageing*. Available: <http://www.euro.who.int/en/health-topics/Life-stages/healthy-ageing/data-and-statistics/demographic-trends,-statistics-and-data-on-ageing>.
2. S.Tal, S.J. Redmond, M.R. Narayan, and N.H. Lovell, *Sensors-Based Wearable Systems for Monitoring of Human Movement and Falls*. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/5754557>.
3. A. Godfrey, R. Conway, D. Meagher, and G. ÓLaighin, “Direct measurement of human movement by accelerometry”, *Med. Eng. Phys.*, vol. 30, pp. 1364–1386, 2008.
4. J. Iglesias, J. Cano, A. M. Bernardos, and J.R. Casar, “A ubiquitous activity-monitor to prevent sedentariness”, in *IEEE Conference on Pervasive Computing and Communications*, 2011.
5. Nielsen E. Sanchez, L. Antyn Canalos, and M. Tejera, “Hand Gesture recognition for Human Machine Interaction”, in *Proc. 12th International Conference on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision: WSCG, 2014*, pp. 137–148.
6. Y. Katsuki, Y. Yamakawa, and M. Ishikawa, “High-speed Human/Robot Hand Interaction System”, in *Proceedings of the Tenth Annual ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction Extended Abstracts, ACM*, 2015, pp. 117–118.

7. Ke. Shian-Ru, Hoang Le Uyen Thuc, Yong-Jin Lee, Jenq-Neng Hwang, Jang-Hee Yoo, and Kyoung-Ho Choi, "A Review on Video-Based Human Activity Recognition", in *Computers*, no. 2(2), pp. 88–131, 2013. Available: <https://www.mdpi.com/2073-431x/2/2/88>
8. O.O. Svachka and V.M. Barbaruk, "Research of computer technologies and methods of human gesture recognition for computer control", *Scientific news of Daliv University*, 2018, no. 15. Available: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Nvdu_2018_15_17
9. V. Savinova and V. Kolesnikov, "Application of computer vision techniques in the automotive industry", in *Proceedings of the V International Scientific and Technical Internet Conference "Problems and Prospects for the Development of Road Transport"*, 13–14 of April 2017, Vinnytsia, pp. 113–120. Available: <http://dspace.luguniv.edu.ua/xmlui/handle/123456789/2028>.
10. D.L. Oscar and A. L. Miguel, *A Survey on Human Activity Recognition using Wearable Sensors*. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6365160>.
11. I. Khokhlov, L. Reznik, J. Cappos, and R. Bhaskar, *Design of Activity Recognition Systems with Wearable Sensors*. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8336752>.
12. D. Choujaa and N. Dulay, "Tracme: Temporal activity recognition using mobile phone data", in *IEEE/IFIP International Conference on Embedded and Ubiquitous Computing*, vol. 1, pp. 119–126, 2008.
13. T. Brezmes, J.-L. Gorricho, and J. Cotrina, "Activity recognition from accelerometer data on a mobile phone", in *Distributed Computing, Artificial Intelligence, Bioinformatics, Soft Computing, and Ambient Assisted Living*, Springer Berlin / Heidelberg, 2009, vol. 5518, pp. 796–799.
14. T.-P. Kao, C.-W. Lin, and J.-S. Wang, "Development of a portable activity detector for daily activity recognition", in *IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, pp. 115–120, 2009.
15. F. Foerster, M. Smeja, and J. Fahrenberg, "Detection of posture and motion by accelerometry: a validation study in ambulatory monitoring", *Computers in Human Behavior*, vol. 15, no. 5, pp. 571–583, 1999.
16. M. Berchtold, M. Budde, H. Schmidtke, and M. Beigl, "An extensible modular recognition concept that makes activity recognition practical", in *Advances in Artificial Intelligence, Lecture Notes in Computer Science*, Springer Berlin / Heidelberg, 2010, pp. 400–409.
17. S. Reddy, M. Mun, J. Burke, D. Estrin, M. Hansen, and M. Srivastava, "Using mobile phones to determine transportation modes", *ACM Transactions on Sensor Networks*, vol. 6, no. 2, pp. 1–27, 2010.
18. Y.-P. Chen, J.-Y. Yang, S.-N. Liou, Gwo-Yun Lee, and J.-S. Wang, "Online classifier construction algorithm for human activity detection using a triaxial accelerometer," *Applied Mathematics and Computation*, vol. 205, no. 2, pp. 849–860, 2008.
19. J. Parkka, M. Ermes, P. Korpijää, J. Mantyjarvi, J. Peltola, and I. Korhonen, "Activity classification using realistic data from wearable sensors", in *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 10, no. 1, pp. 119–128, 2006.
20. L. Bao and S.S. Intille, "Activity recognition from user-annotated acceleration data", in *Pervasive Computing*, pp. 1–17, 2004.
21. J. Cheng, O. Amft, and P. Lukowicz, "Active capacitive sensing: Exploring a new wearable sensing modality for activity recognition", in *Pervasive Computing*, Springer Berlin / Heidelberg, 2010, vol. 6030 of Lecture Notes in Computer Science, pp. 319–336.
22. E.M. Tapia et al., "Real-time recognition of physical activities and their intensities using wireless accelerometers and a heart monitor", in *International Symposium on Wearable Computers*, 2007.
23. H. Zhang, "The Optimality of Naive Bayes", in *FLAIRS Conference*, AAAI Press, 2004.
24. C. Cortes and V. Vapnik, "Support-vector networks", *Machine Learning*, vol. 20, pp. 273–297, 1995.
25. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville, *Deep Learning*, MIT Press, 2016. Available: <http://www.deeplearningbook.org>.
26. Antonio Artés Rodríguez, *Human Activity Recognition using Inertial Sensors with Invariance to Sensor Orientation*. Available: https://www.researchgate.net/publication/229597612_Human_Activity_Recognition_using_Inertial_Sensors_with_Invariance_to_Sensor_Orientation.
27. F. Luo, S. Poslad, and E. Bodanese, *Temporal convolutional networks for multi-person activity recognition using a 2D LIDAR*. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9051989>.