

Керування та навігація автоматизованими роботами-аватарами

Артем Бронніков¹, Дмитро Шендрик¹

1. Кафедра КІТАМ, Харківський національний університет радіоелектроніки, УКРАЇНА, Харків, пр. Науки. 14, e-mail: artem.bronnikov@nure.ua

Анотація: В матеріалах приведено структурну схему навігаційного комплексу для автоматизованих роботів-аватарів. Проведено аналіз існуючих навігаційних технологій та обрано оптимальні рішення для більшості модулів комплексу. Розроблено програму для операційної системи Android, котра приймає, оброблює та зберігає у базу показання з датчиків. Проведено аналіз даних та тренування декількох класифікаторів рухів, розраховано і порівняно їх точність.

Ключові слова: модель, акселерометр, гіроскоп, кореляція, точність передбачень.

I. ВСТУП

Розробки і використання комплексу датчиків, які на основі аналізу електричних імпульсів (ЕМГ), що генеруються м'язами тіла оператора, можуть розпізнавати жести, рухи і зусилля м'язів є актуальною задачею, зокрема для управління роботами, які зможуть замінити людину у важкодоступних місцях та зонах підвищеного ризику.

Вже існують спеціальні браслети і технології управління з аналізу жестів м'язів руки. У даній роботі пропонується розробити цілісну систему забезпечення оператора власними датчиками і інтелектуальним алгоритмом розпізнавання руху.

Така система дозволить оцінювати не тільки моменти і напрямки зусиль (за рахунок інерційних датчиків), але і силу, що прикладається до руху. Апаратна частина включає безпосередньо сенсори, систему збору та обробки даних. Програмна частина реалізує алгоритми машинного навчання для калібрування і настройки параметрів алгоритму класифікації жестів і руху.

II. Огляд технологій відстеження рухів та переміщення людини

Задача класифікації рухів людини вимагає комплексного підходу. Для її вирішення часто потрібен аналіз великої кількості потоків даних: відеопотоків з камер, акселерометрів, гіроскопів та інших датчиків. І не дивлячись на те що ця задача не є новою і існує достатня кількість способів її рішення, потрібно встановити, чи підходять вони для вирішення поставленого завдання [1].

Одним з рішень є використання зовнішніх камер, які знімають людину, рух якої необхідно визначити.

Для визначення рухів використовуються або маркери, закріплені на тілі людини, які

випромінюють або відбивають світло, за рахунок чого і визначається положення частин тіла людини на кадрі, або без використання маркерів, використовуючи методи машинного зору.

Після визначення положення всіх частин тіла людини дані зберігаються в базі, завдяки чому потім можна побудувати тривимірну модель руху людини. Приклад такої моделі представлений на рис. 1.

Кожна точка представляє собою точку опорно-рухової системи людини: ступня, коліно, таз, плече, хребет, шия, лікоть, голова. Далі на кожну точку закріплюють точку тривимірної моделі тіла, а змінюючи координати точок ми бачимо рухи [2].

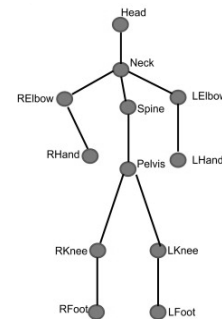


Рис.1. Модель тіла людини

Застосування безмаркерних методів значно скоротило кількість необхідного обладнання, яке також сковувало і навантажувало людину, не даючи виконувати складні рухи. Завдяки використанню сучасних методів фільтрації, та розрахункам на графічному апаратному забезпеченні досягається достатня точність та швидкість роботи методу.

Для класифікації рухів людини так само використовують комбінацію трьохосових мікроелектромеханічних датчиків: акселерометрів, гіроскопів і магнітометрів. Дані отримані з датчиків, закріплених на тілі людини, обробляються за допомогою алгоритму, заснованого на фільтрі Калмана для визначення орієнтації і положення частин тіла у просторі, і подальшої побудови тривимірної моделі тіла людини.

Використання цього методу теж дозволяє досить точно визначати рухи людини для вирішення поставленого завдання, але використання великої кількості датчиків, закріплених на людині, робить його незручним для користувача.

Більш простим і зручним рішенням є використання різноманітних фітнес-трекерів, що використовують вбудовані крокоміри для визначення того, що людина зробила крок, а в подальшому здійснює підрахунок кроків і дає інформацію про розрахунковий пройдений шлях. Виглядає він як звичайний браслет, носиться на руці, має Bluetooth модуль для з'єднання зі смартфоном і виведення на нього зібраної інформації.

Крокомір використовується у сучасних фітнес-браслетах і представляє собою механічний або електронний пристрій для підрахунку кількості вироблених кроків. В електронних крокомірах часто застосовують 2-х або 3-х осьові акселерометри які передають дані на мікропроцесори, які підраховують кроки використовуючи певні алгоритми.

Не дивлячись на свою зручність, і фітнес браслет не підходить для поставленого завдання, тому що не здатний відрізнити різні рухи людини, такі як підйом по сходах, кроки на місці або повороти убік, від звичайних кроків уперед. Також велику роль грає час між здійсненням кроку та відображенням зміни кількості кроків на екрані.

Розглянемо засоби для визначення перешкод на маршруті людини [3].

Ультразвукові сенсори здатні відстежувати об'єкти перед собою та дистанцію до них. Завдяки цьому можливо попереджати користувача про об'єкти потенційного зіткнення, наприклад звуковим сигналом.

Але для поставленого завдання їх недостатньо – за допомогою їх не визначити сходинки, ями, швидкі об'єкти з необхідної відстані. Також слід зазначити, що дальність роботи таких далекомірів складає до 20 метрів.

Так само для визначення перешкод на шляху можна використовувати дані з камери, закріпленої на людині. Сучасні технології дозволяють визначати об'єкти на зображенні, а також приблизну відстань до них, і навіть їх швидкість. Таким чином людина буде завчасно попереджена про небезпеку та зможе її уникнути.

Не дивлячись на достатньо велику точність, різноманітність отримуваних рухів і відсутність будь-яких пристроїв на самій людині при роботі без маркерів, є один винятковий недолік, який не дозволяє його використовувати. Використання зовнішніх камер, які не закріплені на самій людині, але постійно спостерігають з боку за нею є неможливим, що робить метод непридатним в рішенні поставленої задачі.

III. ПРОЕКТУВАННЯ СИСТЕМИ НАВІГАЦІЇ

Навігаційний комплекс повинен мати такі додаткові функції, як забезпечення людино-машинного інтерфейсу, попередження про небезпечні перешкоди на шляху та побудова оптимального шляху до місця призначення.

Такий комплекс повинен мати декілька зв'язаних модулів, кожен з яких виконуватиме своє завдання: навігація на місцевості, навігація у приміщенні, виявлення перешкод на шляху, попередження людини про перешкоду, побудова маршруту, класифікація рухів людини, взаємодія людини з комплексом і обробка даних. Схема взаємодії модулів представлено на рис.2.

Модуль людино-машинного інтерфейсу приймає команду людини, передає її у модуль обробки даних, котрий визначає місце призначення та передає його у модуль побудови маршруту. Модулі локальної та глобальної навігації передають локальні та глобальні координати людини у модуль побудови маршруту, котрий будує маршрут та передає напрям руху у модуль обробки даних [4].

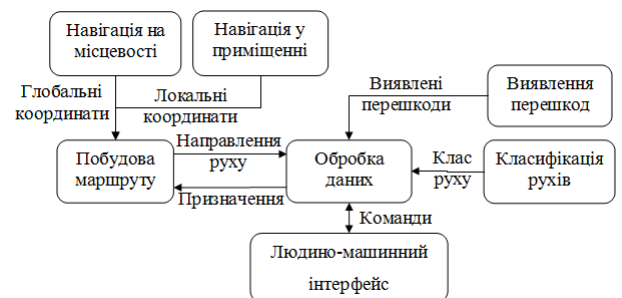


Рис.2. Структурна схема засобу навігації

Тим часом модуль виявлення перешкод попереджує модуль обробки даних о перешкодах на шляху, а модуль обробки даних передає дані о виявлених перешкодах у модуль людино-машинного інтерфейсу, щоб попередити людину про небезпеку. Одночасно модуль класифікації рухів визначає, який рух робить людина та передає дані у модуль обробки даних, котрий перевіряє відповідність рухів людини напрямленню руху по маршруту, та чи є перешкоди на шляху.

Система локального позиціонування, GPS, система машинного зору для визначення перешкод та класифікатор руху можуть функціонувати на мобільних телефонах, що облегшить поширення навігаційного комплексу.

IV. РОЗРОБКА ФУНКЦІОНАЛЬНОЇ СХЕМИ МОДУЛЮ КЛАСИФІКАЦІЇ

Проаналізувавши наведені вище способи визначення рухів людини, їх переваги та недоліки, було прийнято рішення створити свій модуль класифікації рухів, котрий буде використовувати один набір датчиків: акселерометр, гіроскоп, магнітометр і барометр. Так як потрібно визначити лише певну групу рухів, то саму людину можна уявити, як точку, що повторює переміщення людини.

Необхідно визначити набір рухів для класифікації. Очевидно, що рухи окремими частинами тіла, такими як руки, ноги чи голова, не покажуть напряму руху людини, для цього треба знати загальні рухи усього тіла. Тож були

обрані такі рухи: рух вперед, поворот вліво, поворот вправо, підйом по сходах, спуск по сходах та стояння на місці [5].

Отже, отримана дев'яти-осьова система для класифікації рухів людини, яка повинна визначити рух із заданого набору, який робить людина у певний момент часу. Структура системи представлена на рис. 3.

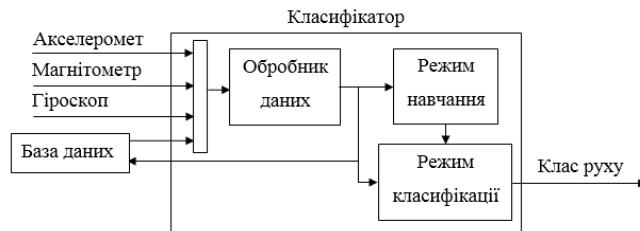


Рис.3. Функціональна схема класифікатора рухів

V РОЗРОБКА МОДУЛЮ КЛАСИФІКАЦІЇ РУХІВ ЛЮДИНИ

За допомогою Android Studio було розроблено додаток, з інтерфейсом якого можна ознайомитися на рис. 4.

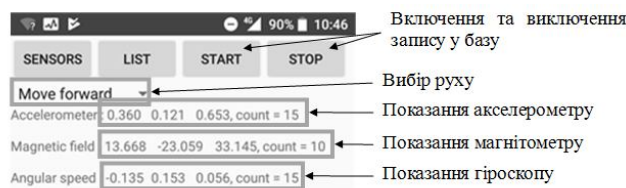


Рис.4. Головне вікно програми

Далі потрібно зібрати дані. Процес збору та обробки даних являється важливою задачею. В машинному навчанні більше половини часу витрачається на збір, аналіз та обробку даних. Зазвичай після аналізу та опробування даних на класифікаторі виявляється, що зібраних даних недостатньо для вирішення задачі, тож приходиться повертатися до процесу обробки даних, або навіть провести новий збір даних, які будуть якомога точніше описувати проблему.

Було прийнято рішення, що з акселерометра та гіроскопа дані будуть зчитуватись впродовж 0.3 секунд кожні 20 мс, а з магнітометру – 30 мс. Дані зберігаються у дві таблиці: таблицю даних та таблицю з класами рухів. Таблиця даних містить оброблені показання з датчиків – RMS та накопичене RMS, розраховані під час рухів, і номер класу руху, котрий являється вторинним ключем таблиці рухів, а таблиця рухів містить назви рухів.

Для збору даних було двічі проведено послідовність рухів: обертання навколо своєї осі вліво та вправо, ходьба вперед, підйом та спуск зі сходів.

Оберти проводились приблизно по шість секунд кожен, ходьба – по дванадцять, підйом та спуск в нормальному для людини темпі, без заміру часу. Перший раз рухи проводились

швидше, ніж у другий, щоб дані були більш варіативними.

Всього було зібрано 195 записів, зібраних у одну таблицю.

Провівши кореляцію даних між ними за допомогою Python та середовище розробки Jupyter Notebook, було отримано діаграму кореляції даних (рис. 5)

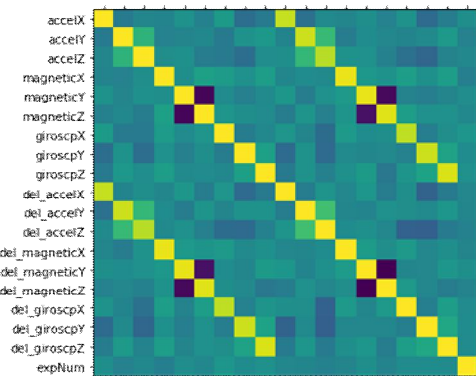


Рис. 5. Діаграма кореляції даних

Кореляція – це залежність однієї змінної величини від іншої, приймає значення від -1 до 1. Більші значення кореляції відповідають більшому зв'язку між показниками, і навпаки – чим ближче значення кореляції до нуля, тим менше величини залежать одна від однієї.

Виявлено, що явної кореляції між класом руху та обробленими даними немає, але це лише означає, що кожен параметр самостійно не може використовуватись для класифікації, тому слід використовувати їх у сукупності.

Для розробки класифікатора було вирішено використати алгоритм машинного навчання, котрий буде порівнювати дані, отримані з датчиків та дані у базі. Розглянемо деякі аспекти та алгоритми машинного навчання.

Машинне навчання з учителем займається класифікацією, маючи заздалегідь заготовлений набір дані-клас, на основі котрого здійснюється класифікація невідомих до цього об'єктів. Зрозуміло, що дані грають головну роль у тому, наскільки добре буде працювати алгоритм, тож задача збору та обробки даних займає досить багато часу та сил.

Щоб зрозуміти, наскільки добре працює алгоритм, користуються поняттям точності роботи алгоритму, тобто скільки разів алгоритм правильно виявив клас із загальної кількості питань. Для цього, зібрані дані групують у дві підгрупи: тренувальний набір та тестовий набір. Тренувальний набір зазвичай складає приблизно сімдесят відсотків від загального набору даних, отже тестовий – тридцять. В результаті отримано 4 набори: тренувальні дані, тестові дані, тренувальні класи, тестові класи.

Якщо натренована модель здатна видавати точні прогнози на нових даних, то кажуть що вона має узагальнюючу здатність. Тож чим краще вона узагальнює дані, тим краще сама модель. На

узагальненість моделі впливає її складність – наскільки модель підстроюється під навчальні дані. Коли модель надто складна, її називають перенавченою. Це означає що модель надто точна на тренувальних даних, але не точна на тестових. З іншого боку коли модель надто проста, вона буде погано працювати навіть на тренувальному наборі даних – її називають недовченою. Тож найкращим вибором буде дещо середнє, коли модель не проста і не складна.

Для початку використано гаусовий наївний байсовський класифікатор. Точність класифікатора на тренувальних даних становить 45%, а на тестових – 37%. Зрозуміло, що так як у наборі даних найбільш частий клас складає 38% від загального набору даних, тож точність класифікатора повинна бути хоча б не менше цього значення, тож отриманий класифікатор не має практичного сенсу.

Далі було використано метод k ближчих сусідів. У цього метода важливим параметром є кількість сусідів, котрі враховуються при класифікації точки даних. Було проведено серію тренувань з різною кількістю сусідів, щоб серед отриманих алгоритмів обрати кращий [6].

На рис.6. зображено графік зміни точності моделі від кількості сусідів k . Суцільна лінія зображує залежність точності моделі на тренувальних даних, а штрихована – на тестових.

На графіку видно, що оптимальна точність в 81% на тренувальних даних і 63% на тестових досягається при $k = 3$. Такі показники вже достатні для використання моделі у класифікаторі.

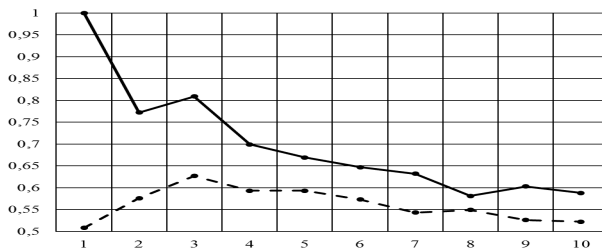


Рис.6. Графік залежності точності моделі від кількості сусідів

На рис.7 зображено матрицю точності, на котрій видно статистику по передбаченим та реальним класам.

Класифікатор cubic SVM видає точність 77% на тестових даних, здатен досить точно виявляти рухи людини вперед, повороти в сторони. Ходьба вперед та поворот вліво виявляються зі стовідсотковою точністю, поворот вправо іноді класифікується як ходьба вперед, іноді як поворот вправо, а загальна точність виявлення даного руху складає 67%. При класифікації підйомів та спусків зі сходин отримано гірші результати – майже усі дані класифікуються ходьба вперед [7].

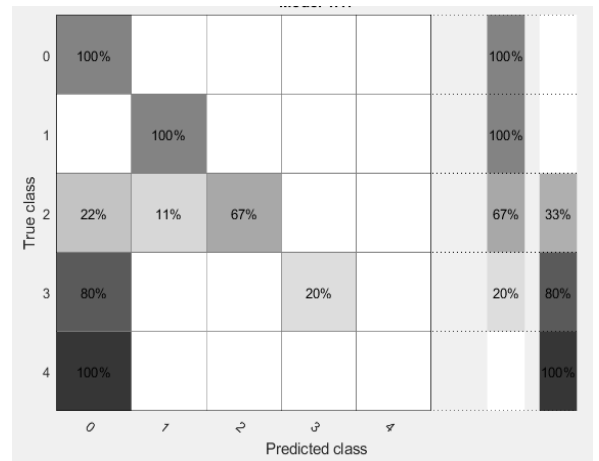


Рис 7. Матриця точності передбачень

З результатів розрахунку точності для кожного класу руху було визначено, що для покращення точності необхідно додаткові дані о вертикальному переміщенні людини. Для отримання таких даних можна скористатись барометром/акселерометром чи провівши більш детальну обробку даних з акселерометра.

ВИСНОВКИ

В роботі розглянуто проблему керування та навігації автоматизованими роботами-аватарами. Проведено аналіз сучасних систем навігації, їх функцій та методів роботи.

Створено структурну схему навігаційного комплексу для роботів-аватарів, обрані оптимальні рішення для застосування в системі, а також функціональну схему програми для збору і обробки даних з датчиків.

Розроблено додаток для операційної системи Android, котрий здійснює збір та обробку показань датчиків в режимі реального часу. Оброблені дані зберігаються у базу даних SQLite для подальшого використання. Реалізовано розрахунок RMS для показань датчиків.

Проведено збір даних під час руху людини. Зібрано 195 записів для 5 типів руху. Проведено аналіз даних за допомогою мови Python, розраховано кореляційну матрицю.

Використовуючи бібліотеку scikit-learn та програму matlab було створено декілька класифікаторів, розраховано та порівняно їх точність. Алгоритм GaussianNB видає точність 37%, алгоритм k найближчих сусідів, точність котрого становить 63%, і класифікатор cubic SVM має 77% точності, що являється найкращим показником серед розглянутих.

Для подальшого покращення точності слід додати в систему акселерометр, чи проводити додатковий аналіз показань акселерометру для виявлення зміни вертикальних координат.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

- [1] Real Time Motion Capture Using a Single-Of-Flight Camera [Електронний ресурс]. – URL: <http://www.robotics.stanford.edu/~koller/Papers/Ganapathi+al:CVPR10.pdf> (дата звернення 18.04.18).
- [2] A Real-Time Articulated Human Motion Tracking Using Tri-Axis Inertial/Magnetic Sensors Package [Електронний ресурс]. – URL: <http://edge.rit.edu/edge/P10010/public/System%20and%20Interfacing%20Concept/System%20concept.pdf> (дата звернення 23.04.18).
- [3] Рощин Д. А. Методика применения систем технического зрения для бесконтактных измерений параметров объектов на примере воздушной разведки / Д. А. Рощин. – Москва : ФГБУ «3 ЦНИИ», 2017. – 259 с.
- [4] A. C. Muller, Introduction to machine learning with Python / A. C. Muller, S. Guido – USA : O'Reilly Media, 2016 – 393 p.
- [5] Documentation for android development using java. Android reference [Електронний ресурс]. – URL: <https://developer.android.com/reference/android/package-summary/> (дата звернення 12.03.18)
- [6] The class and function reference of scikit-learn library. API reference [Електронний ресурс]. – URL: <http://scikit-learn.org/stable/modules/classes.html> (дата звернення 17.03.18)
- [7] Hendrik H. Accurate 3D Positioning for a Mobile Platform in Non-Line-of-Sight Scenarios Based on IMU/Magnetometer Sensor Fusion / , Zakaria Kasmī, Abdelmoumen Norrdine, Andreas Eichhorn // Sensors, 2017 – 19 с.

Застосування лінійної апроксимації множини точок методом МНК у задачі побудови моделі оточуючого простору мобільним роботом

Іхтіяров Артем

Кафедра КІТАМ, Харківський національний університет радіоелектроніки, УКРАЇНА,
Харків, пр. Науки. 14, email: artem.ikhtiarov@nure.ua

Анотація: В даній роботі наведено основні відомості про застосування лінійної апроксимації множини точок методом МНК у задачі побудови моделі оточуючого простору мобільним роботом.

Ключові слова: МНК, апроксимація, алгоритм, мобільний робот.

I. ВСТУП

Для успішної навігації у оточуючому просторі, робототехнічна система повинна будувати маршрут, коректно задавати кути обертів коліс та швидкість їх обертання, правильно інтерпретувати інформацію щодо оточуючого середовища, яка надходить з датчика, та постійно відслідковувати власні координати.

Побудова моделі оточуючого простору мобільним роботом представляє собою комплексну проблему, можливість вирішення якої знаходиться у безпосередній залежності від якості використовуваних інформаційно-вимірювальних засобів, а також, умов оточуючого середовища.

II. ОПИС МЕТОДУ ЛІНІЙНОЇ АПРОКСИМАЦІЇ ДАНИХ, ЩО ОТРИМУЮТЬСЯ ВІД МОБІЛЬНОГО РОБОТА

Коло задач, що потребують одночасного вирішення проблеми локалізації та побудови моделі оточуючого простору в умовах неідеальних інформаційно-обчислювальних засобів, вносить до розробки програмного забезпечення безліч складних аспектів.

Одним з найголовніших аспектів картографування є обробка інформації з далекомірів, що встановлено до мобільного робототехнічного пристрою. Необхідно враховувати й коректно оброблювати вхідну інформацію з датчиків перед тим, як будувати на її основі карту оточуючого простору насамперед тому, що від якості й точності карти залежить можливість успішної навігації й виконання поставлених задач перед мобільним робототехнічним пристроєм. Складність полягає у необхідності належним чином відтворити