



І. Г. Цмоць, Ю. В. Опотяк, О. О. Олійник

Національний університет "Львівська політехніка", м. Львів, Україна

НЕЙРОНЕЧІТКЕ УПРАВЛІННЯ РУХОМ МОБІЛЬНИХ РОБОТОТЕХНІЧНИХ ПЛАТФОРМ

Обґрунтовано доцільність застосування системи нейронечіткого управління (ЧНУ) рухом автономних мобільних робототехнічних платформ (МРП) для функціонування за умов високої невизначеності, зашумленості сенсорної інформації та динамічної зміни зовнішнього середовища. Показано, що реалізація ефективної ЧНУ потребує сучасної елементної бази, враховуючи відеокамери, давачі, мікроконтролери, системи на кристалі (SoC) та одноплатні комп'ютери, а також розроблення алгоритмів для оброблення потоків даних у режимі реального часу. Визначено, що продуктивність ЧНУ підвищується за рахунок спеціалізованих апаратних модулів, розпаралелення та конвеєризації процесу оброблення даних, а також апаратно-алгоритмічної оптимізації алгоритмів нейронечіткого управління. Показано, що поєднання методів нечіткої логіки та штучних нейронних мереж забезпечує підвищення автономності, адаптивності та стійкості процесу управління порівняно з класичними підходами. Запропоновано концепцію та модульну архітектуру ЧНУ, яка інтегрує сенсорні підсистеми, засоби локалізації, моделювання середовища, нейронечіткий контролер та виконавчі механізми, що дає змогу реалізувати процес управління в режимі реального часу з урахуванням апаратних та енергетичних обмежень сучасних вбудованих платформ. Розроблено формалізований підхід до оцінювання ефективності використання апаратних ресурсів, який враховує складність нейронечітких алгоритмів, тривалість їх виконання та апаратні витрати, що створює основу для оптимального розподілу ресурсів та вибору раціональної архітектури. Синтезовано структуру нейронечіткого контролера, який містить блок фазифікації, базу нечітких правил, блок формування нечітких висновків і блок нейроподібної дефазифікації. Використання трикутних функцій належності зменшило обчислювальну складність і забезпечило роботу в режимі реального часу. Розроблено базу правил нечіткої логіки для регулювання швидкості та траєкторії руху МРП, що забезпечує плавне керування колесами, ефективне уникнення перешкод та логічну інтерпретованість процесу управління. Запропоновано нейроподібну дефазифікацію на основі нейромереж з використанням моделі послідовних геометричних перетворень (МПП), що дає змогу здійснити неітеративне обчислення керівних сигналів, зменшення методичної похибки та підвищення швидкодії, що робить можливим апаратну реалізацію на мікроконтролерах, SoC та одноплатних комп'ютерах. Розроблено уніфіковану 16-розрядну систему команд, яка забезпечує гнучкість, масштабованість та інтеграцію додаткових інтелектуальних функцій.

Ключові слова: нечітка логіка; мобільна робототехнічна платформа; автономна навігація; фазифікація; дефазифікація; нейромережі на основі парадигми моделі послідовних геометричних перетворень; інтелектуальне управління рухом; сенсорні дані.

Вступ / Introduction

Для сучасного етапу розвитку робототехніки характерне стрімке зростання вимог до автономності, адаптивності та інтелектуальності систем управління наземними мобільними робототехнічними платформами (МРП). Такі платформи дедалі ширше застосовуються для вирішення завдань моніторингу, розвідки, транспортування, пошуково-рятувальних операцій, а також у промислових і цивільних сферах. Ефективне функціонування МРП потребує забезпечення автономного управління рухом у складних, динамічних і слабо структурованих середовищах, яким характерні високий рівень невизначеності, неповнота та зашумленість сенсорної інформації, а також вплив зовнішніх збурень.

Традиційні методи класичного управління, що ґрун-

туються на використанні точних математичних моделей об'єкта та навколишнього середовища, виявляються малоефективними в реальних умовах експлуатації МРП. Нemoжливість адекватного врахування всіх факторів зовнішнього середовища, нелінійний характер динаміки руху, а також обмежені обчислювальні ресурси вбудованих систем зумовлюють необхідність застосування інтелектуальних систем управління на основі нечіткої логіки та штучних нейронних мереж.

Нечітка логіка забезпечує можливість формалізації експертних знань у вигляді лінгвістичних правил типу "якщо-то" та прийняття рішень за умов неточної або неповної інформації. Завдяки цьому системам нечіткого управління характерні підвищена стійкість до шумів, похибки вимірювань і непередбачувані зміни навко-

© Copyright 2026 by the author(s)

Цмоць Іван Григорович, д-р техн. наук, професор, кафедра автоматизованих систем управління.

Email: ivan.h.tsmots@lpnu.ua; <https://orcid.org/0000-0002-4033-8618>

Опотяк Юрій Володимирович, канд. техн. наук, доцент, кафедра автоматизованих систем управління.

Email: yurii.v.opotyak@lpnu.ua; <https://orcid.org/0000-0001-9889-4177>

Олійник Олександр Олександрович, аспірант, кафедра автоматизованих систем управління.

Email: oleksandr.o.oliiynyk@lpnu.ua; <https://orcid.org/0009-0000-5093-7334>

Цитування за ДСТУ: Цмоць І. Г., Опотяк Ю. В., Олійник О. О. Нейронечітке управління рухом мобільних робототехнічних платформ. Науковий вісник НЛТУ України. 2026, т. 36, № 1. С. 118–128.

Citation APA: Tsmots, I. G., Opotyak, Yu. V., & Oliynyk, O. O. (2026). Neurofuzzy motion control of mobile robotic platforms. *Scientific Bulletin of UNFU*, 36(1), 118–128. <https://doi.org/10.36930/40360113>

лишнього середовища, а також плавність формування керівних впливів. Водночас штучні нейронні мережі надають системам управління здатність до навчання, адаптації та узагальнення, що є особливо важливим для роботи в динамічних умовах.

Перспективним напрямом підвищення ефективності управління рухом МРП є використання нейронечітких систем, які поєднують переваги нечіткої логіки та нейромережних методів. Особливий інтерес становлять нейронні мережі, побудовані на основі моделі послідовних геометричних перетворень (МППП), які дають можливість реалізувати неітеративні алгоритми обчислення вагових коефіцієнтів і забезпечують високу точність оброблення даних. Застосування МППП у системах нейронечіткого управління (СНУ) створює передумови для побудови ефективних дефазифікаторів із нульовою методичною похибкою та реалізації алгоритмів управління в реальному часі на апаратних платформах з обмеженими обчислювальними ресурсами.

Отже, актуальним завданням є розроблення системи нейронечіткого управління рухом МРП, яка поєднує нечітку логіку та нейронні мережі МППП, забезпечує автономність, адаптивність і стійкість управління, а також відповідає вимогам реального часу й обмеженням сучасних вбудованих обчислювальних засобів.

Об'єкт дослідження – збір та оброблення навігаційних даних у СНУ рухом автономних МРП, спрямовані на забезпечення автономної навігації, адаптивного керування траєкторією та стабільної роботи платформ у складних, динамічних і частково невизначених середовищах.

Предмет дослідження – методи, алгоритми та архітектурні рішення нейронечіткого управління рухом МРП, призначені для оброблення навігаційних і сенсорних даних та формування керівних впливів у СНУ, що забезпечують автономну навігацію, адаптивне керування траєкторією руху та стабільну роботу МРП у складних, динамічних і зашумлених середовищах.

Мета роботи – розробити малогабаритну та енергоефективну систему нейронечіткого управління рухом мобільних робототехнічних платформ (МРП), яка забезпечить автономну навігацію та адаптивне керування траєкторією у складних динамічних середовищах.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі *основні завдання дослідження*:

- сформулювати вимоги та завдання синтезу СНУ рухом МРП, що дасть змогу забезпечити автономну навігацію за умов невизначеності та зашумленості сенсорної інформації, адаптивне формування керівних впливів у режимі реального часу, підвищення стійкості та точності руху МРП;
- синтезувати структуру системи нейронечіткого управління рухом мобільних робототехнічних платформ, що дасть можливість реалізувати інтегроване оброблення сенсорних і навігаційних даних, адаптивне формування керівних впливів у режимі реального часу, забезпечити модульність і масштабованість архітектури, а також виконати апаратну реалізацію з урахуванням обчислювальних та енергетичних обмежень сучасних вбудованих платформ.
- розробити систему команд управління рухом МРП, які допоможуть забезпечити гнучке та однозначне формування керівних впливів для виконавчих механізмів;
- розробити контролер нейронечіткої логіки та його компоненти, що забезпечить адаптивне та стійке управління рухом МРП у режимі реального часу, інтеграцію фазифікації, бази нечітких правил, блоку формування вис-

новків та нейроподібної дефазифікації, зменшення обчислювальної складності, підвищення швидкодії та точності керівних впливів;

- розробити алгоритм нейронечіткого управління рухом МРП, який уможливить адаптивне формування керівних впливів на основі потоків сенсорних і навігаційних даних, забезпечить плавне регулювання швидкості та траєкторії руху, ефективне уникнення перешкод, роботу в режимі реального часу.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Розвиток СНУ мобільними роботами є логічним етапом еволюції інтелектуальних систем, що поєднують нечітку логіку з адаптивними можливостями штучних нейронних мереж. У роботі [5] показано, що контролери з нейронною адаптацією можуть ефективно реалізовувати стратегії навігації та уникнення перешкод у реальному часі. Такі системи поєднують здатність до навчання з досвідом з логічною інтерпретацією правил, що робить їх придатними для автономних платформ із невизначеними або частково відомими моделями середовища. У подальших дослідженнях було запропоновано адаптивні нейронечіткі системи виведення (ANFIS), які стали стандартом у завданнях локальної навігації та стабілізації руху роботів. Зокрема, у роботах [2, 23] продемонстровано ефективність ANFIS-контролерів для реактивної навігації та ухиляння від перешкод на основі сенсорних даних (лазер, ультразвук, GNSS). Такі підходи забезпечують плавність траєкторій і стійкість до шуму сенсорів завдяки комбінуванню фазифікації, нечітких правил типу TSK і навчання параметрів функцій належності. Сучасний напрям розвитку нейрочітких систем полягає у створенні гібридних архітектур, що поєднують нечітку логіку з методами глибинного та підкріплювального навчання. Роботи [10, 22] демонструють можливість навчання нечітких правил у середовищах зі змінною динамікою за допомогою глибинного підкріплювального навчання (DRL+ANFIS). Такий підхід дає змогу оптимізувати не тільки миттєві реакції, але й довготермінові критерії ефективності – тривалість проходження траєкторії, енергоспоживання та стійкість до динамічних перешкод.

Окремий інтерес становить модель МППП, що розвивається в українських наукових школах і розглядає процес оброблення інформації у нейроподібних структурах як послідовність геометричних перетворень у просторі ознак [6]. Такий підхід споріднений із сучасними ідеями *geometric deep learning*, оскільки дає змогу формувати трансформаційно-інваріантні подання даних. Використання МППП у СНУ рухом МРП дає змогу будувати неітеративні алгоритми навчання та досягати нульової методичної похибки під час дефазифікації [20], що особливо актуально для реалізації в реальному часі на апаратних платформах (програмованих логічних інтегральних схемах (ПЛІС), системах на кристалах (SoC), мікрокомп'ютерах).

Практична реалізація нейронечітких контролерів потребує врахування обмежень реального часу та апаратних ресурсів. Як зазначено у роботі [16], для мобільних роботів на базі мікроконтролерів або одноплатних комп'ютерів важливим є баланс між точністю, швидкістю та енергоефективністю. Апаратні реалізації на ПЛІС дають можливість реалізувати каскади нечітких правил у конвеєрному режимі, що забезпечує мінімальні затримки процесу оброблення сенсорних даних.

Аналіз показує, що актуальним завданням є розроблення СНУ рухом МРП, яка ґрунтується на нечіткій логіці та нейромережах МПП і забезпечує високі техніко-експлуатаційні параметри. Поєднання адаптивності нейронних мереж із логічною інтерпретацією правил реалізує автономну навігацію та уникання перешкод у реальному часі, а використання моделей МПП та апаратної реалізації на ПЛС або мікрокомп'ютері підвищує швидкодію та надійність системи.

Матеріали та методи дослідження. У роботі застосовано комплекс теоретичних і експериментальних методів дослідження, спрямованих на синтез СНУ рухом МРП. Теоретичною основою дослідження є методи аналізу і синтезу алгоритмів на основі нечіткої логіки та нейронних мереж, оптимізації розподілу апаратних і програмних ресурсів, конвеєризації та розпаралелення оброблення даних, коригування параметрів управління, а також оцінювання ефективності СНУ за критеріями точності, швидкодії та апаратних витрат. Дослідження виконано з орієнтацією на сучасні апаратні (мікрокомп'ютери на базі SoC, мікроконтролери) та програмні засоби нейронечіткого управління рухом МРП, які є основою побудови систем автономної навігації, адаптивного керування траєкторією руху у складних, динамічних і невизначених середовищах.

Результати дослідження та їх обговорення / Research results and their discussion

Вимоги та завдання синтезу СНУ рухом МРП. СНУ рухом МРП має забезпечувати автономність та ефективність функціонування платформи у складних, динамічних і невизначених середовищах. При цьому СНУ має гарантувати стабільну роботу за умов обмежених обчислювальних ресурсів, часових обмежень реального часу та впливу зовнішніх дестабілізуючих факторів. Основними вимогами, які висуваються до СНУ, є [14]:

- мінімізація габаритів, енергоспоживання та вартості роботизованої системи;
- управління рухом у режимі реального часу з оптимізацією маршруту за критеріями часу та відстані;
- забезпечення стійкої працездатності в умовах дії зовнішніх факторів та перешкод;
- висока надійність роботи апаратного та програмного забезпечення;
- адаптивність до специфічних вимог замовника та інтеграція з наявними платформами;
- багатофункціональність і здатність виконувати завдання за умов невизначеності;
- застосування в денних та нічних умовах за умов радіоелектронної та інформаційної протидії.

Реалізація СНУ вимагає сучасної елементної бази (відеокамер, давачів, мікроконтролерів, SoC, SBC) та розроблення ефективних алгоритмів для оброблення потоків даних у реальному часі. Обмеження режиму реального часу накладають вимоги до продуктивності обчислювальних засобів, яка має відповідати складності алгоритмів та інтенсивності надходження даних. Підвищення продуктивності СНУ досягається шляхом [15]:

- використання спеціалізованих апаратних модулів;
- розпаралелення та конвеєризації процесу оброблення поточкових даних;
- апаратно-алгоритмічної оптимізації алгоритмів нейронечіткого навігаційного управління.

Для оцінювання ефективності СНУ рухом МРП було використано критерій ефективності використання

обладнання, який пов'язує складність алгоритмів нейронечіткого навігаційного управління з тривалістю їх виконання та апаратними витратами. Кількісно ефективність використання обладнання враховує апаратні витрати на реалізацію СНУ у вентилях, де вентиль – логічний елемент типу І, АБО, НЕ, та вимірюється у кількості операцій на секунду, які припадають на умовний вентиль і визначається виразом:

$$E_{CHV} = \frac{R_{CHV}}{t_{BAY} W_{CHV}}, \quad (1)$$

де: R_{CHV} – складність алгоритму нейронечіткого навігаційного управління рухом МРП, яку визначають кількістю операцій, необхідних для реалізації алгоритму; t_{BAY} – тривалість виконання алгоритму нейронечіткого навігаційного управління рухом МРП, яку визначають в секундах; W_{IVC} – апаратні витрати на реалізацію СНУ рухом МРП у кількості вентилів. Очевидно, що при тій же складності алгоритму керування, зростання апаратних витрат або тривалості його виконання призводить до зменшення ефективності використання обладнання.

Значну ефективність використання обладнання у СНУ рухом МРП забезпечує комбінація універсальних процесорних ядер із спеціалізованими модулями, що реалізують ресурсомісткі алгоритми нейронечіткого навігаційного управління.

У СНУ рухом МРП здійснюється поєднання апарату нечіткої логіки та штучних нейронних мереж на основі парадигми МПП. У межах такої системи завдання нейронечіткого управління зводиться до знаходження функції управління:

$$U = F(X), \quad (2)$$

де: $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ – вхідні ознаки середовища (давачі, позиція, швидкість, перешкоди); $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$ – сигнали управління МРП (рух вперед, поворот, гальмування тощо); $F()$ – функція управління, що формується на основі нейронечіткого перетворення.

Функція управління $F()$ реалізується як композиція нейронної мережі $NN(X)$ та нечітких правил $FL(X)$:

$$F(X) = \text{defuzz}(FL(X) \oplus NN(X)), \quad (3)$$

де: $\oplus$ – операція комбінування виходів мережі та бази правил; $\text{defuzz}()$ – дефазифікація.

Синтез модульної архітектури СНУ рухом МРП полягає у визначенні множини функціональних компонентів, їх інформаційних і керівних взаємозв'язків, а також апаратних і програмних ресурсів, потрібних для забезпечення максимальної ефективності використання обладнання.

Структуру СНУ можна подати у вигляді впорядкованої сукупності взаємодіючих модулів:

$$S_{CHV} = \{M, I, R, C\}, \quad (4)$$

де: $M = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}$ – множина функціональних модулів, яка містить модулі сенсорні, оцінювання стану та локалізації МРП, моделювання середовища, нейронечіткого управління та виконавчі модулі; I – множина інформаційних потоків між модулями; R – множина апаратних і програмних ресурсів; C – обмеження та критерії ефективності функціонування системи.

Інформаційні зв'язки I між модулями визначаються орієнтованим графом алгоритму навігаційного управління рухом МРП. Передача даних між модулями здійснюється у вигляді структурованих повідомлень.

Scientific Bulletin of UNFU, 2026, vol. 36, no 1 121

СНУ може здійснюватися з використанням пропріетарних протоколів у діапазонах 2,4; 5 та 10 ГГц, технології Wi-Fi, наприклад, серійних пристроїв типу 1080P HD WiFi Network Camera Mobile Monitoring. Такі засоби дають можливість реалізувати візуальний контроль та підтримку прийняття рішень оператором або інтелектуальними алгоритмами СНУ.

Для управління рухом колісної МРП запропоновано застосування нейронечітких методів управління у поєднанні з інтелектуальними давачами віддалі, реалізованими як на основі ультразвукової ехолокації, так і з використанням принципів лазерної ехолокації. Сучасні лазерні давачі забезпечують стабільну роботу в широкому діапазоні зовнішньої освітленості та характерні високою точністю вимірювання відстані: до 30 м – для об'єктів із низькою відбивальною здатністю та до 65 м – для яскравих об'єктів.

Канал передачі команд управління у МРП задля тестування реалізовано на основі вдосконалених промислових радіомодулів NRF24L01+PA+LNA з використанням зовнішніх антен. Під час побудови каналу застосовується керівний мікроконтролер, призначений для узгодження інтерфейсу SPI радіотрансивера з послідовним інтерфейсом керівного мікрокомп'ютера. Керівний мікроконтролер забезпечує узгодження швидкостей

приймання та передавання даних шляхом їх буферизації, що підвищує надійність і стійкість каналу зв'язку.

Канал передачі відеоданих реалізується із застосуванням штатних засобів відеокамери 1080P HD WiFi Network Camera Mobile Monitoring, яка підтримує бездротову мережу стандарту Wi-Fi 802.11b/g/n та забезпечує передачу високоякісного відеопотоку даних до підсистеми дистанційного керування або оброблення зображень СНУ.

Система команд управління рухом МРП. Для управління рухом МРП розроблено 16-розрядну систему команд, яка забезпечує високу гнучкість, точність та адаптивність керування. Така структура команд є уніфікованою та складається із двох логічних частин:

- перші 8 бітів – код операції, що визначає тип дії МРП;
- другі 8 бітів – параметри операції, які задають числові характеристики руху.

Така організація команд дає змогу однозначно розділити логіку керування та числові параметри руху. Мінімальну зміну (приріст) швидкості позначають як Δv , та визначають елементарним кроком регулювання швидкості k та характеристиками приводів МРП.

Структуру 16-розрядної системи команд управління рухом МРП наведено в табл. 1.

Табл. 1. Структура команд управління рухом МРП / Structure of MRP traffic control commands

Код операції								Операція	Значення k								Параметри
1	2	3	4	5	6	7	8		9	10	11	12	13	14	15	16	
1	0	0	0	0	0	0	0	Стоп	x	x	x	x	x	x	x	x	
0	1	0	0	0	0	0	0	Вперед $V = V_{\max} - k\Delta$	x	x	x	x	x	x	x	x	Швидкість руху
0	1	0	0	0	0	0	1	Вперед $V = V_{\text{сєр}} + k\Delta$	x	x	x	x	x	x	x	x	Швидкість руху
0	1	0	0	0	0	1	0	Вперед $V = V_{\text{сєр}} - k\Delta$	x	x	x	x	x	x	x	x	Швидкість руху
0	1	0	0	0	0	1	1	Вперед $V = V_{\min} + k\Delta$	x	x	x	x	x	x	x	x	Швидкість руху
0	1	0	0	1	0	0	0	Назад $V = V_{\max} - k\Delta$	x	x	x	x	x	x	x	x	Швидкість руху
0	1	0	0	1	0	0	1	Назад $V = V_{\text{сєр}} + k\Delta$	x	x	x	x	x	x	x	x	Швидкість руху
0	1	0	0	1	0	1	0	Назад $V = V_{\text{сєр}} - k\Delta$	x	x	x	x	x	x	x	x	Швидкість руху
0	1	0	0	1	0	1	1	Назад $V = V_{\min} + k\Delta$	x	x	x	x	x	x	x	x	Швидкість руху
0	1	0	1	0	0	0	0	Вліво k , град	x	x	x	x	x	x	x	x	Кут повороту
0	1	0	1	1	0	0	0	Вправо k , град	x	x	x	x	x	x	x	x	Кут повороту
0	1	1	0	0	0	0	0	Віддаль k , км	x	x	x	x	x	x	x	x	Віддаль, км
0	1	1	0	0	0	0	1	Віддаль k , м	x	x	x	x	x	x	x	x	Віддаль, м
0	1	1	0	0	0	1	0	Віддаль k , см	x	x	x	x	x	x	x	x	Віддаль, см

Основними перевагами запропонованої 16-розрядної системи команд управління рухом МРП є:

- використання 16 бітів, що дає змогу легко розділити операцію і параметри;
- можливість додавати нові команди (наприклад, автонавігації, спеціальні маневри) без зміни базової структури;
- для руху вперед/назад перші 8 бітів можуть повторюватися, а другі 8 бітів задають швидкість;
- для поворотів та руху на певну відстань другі 8 бітів задають кут або дистанцію.

Запропонована структура команд забезпечує інтеграцію додаткових операцій, зокрема:

- адаптивного коригування маршруту;
- оптимізації швидкості руху залежно від стану опорної поверхні;
- динамічного уникнення перешкод у реальному часі.

Використання 8-бітного поля параметрів дає змогу реалізувати адитивне керування швидкістю та відстанню, що забезпечує плавну регуляцію руху МРП. Систе-

ма команд підтримує інтеграцію з навігаційними та сенсорними підсистемами, що створює основу для реалізації автономної навігації та інтелектуального управління рухом. Окрім того, розроблена 16-розрядна система команд забезпечує поєднання гнучкості, точності та адаптивності, що є новим внеском у сферу інтелектуальних систем управління рухом МРП.

Контролер нейронечіткої логіки. Для реалізації нейронечіткого управління розроблено структуру контролера нейронечіткої логіки, який використовується для формування керівних впливів на виконавчі механізми МРП. Структуру контролера нейронечіткої логіки наведено на рис. 2.

Основними компонентами контролера нейронечіткої логіки є блок фазифікації, блок формування нечітких висновків, блок нейроподібної дефазифікації та база нечітких правил. Блок фазифікації забезпечує перетворення чітких значень навігаційних параметрів у нечіткі змінні, база правил містить експертні знання у вигляді набору лінгвістичних правил, блок прийняття рі-

шені виконує нечітке логічне виведення, а блок нейро-подібної дефазифікації формує чіткі керівні сигнали.

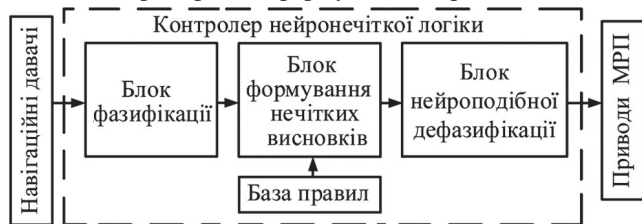


Рис. 2. Структура контролера нейронечіткої логіки / Structure of a neuro-fuzzy logic controller

Зміна швидкості та траєкторії руху МРП здійснюється на основі інформації, що надходить від бортових інтелектуальних навігаційних давачів. Дані з навігаційних давачів надходять до контролера нечіткої логіки, де вони обробляються та перетворюються у керівні сигнали, за допомогою яких реалізується адаптивне управління рухом МРП у реальному часі.

Блок фазифікації. Для фазифікації даних, отриманих від навігаційних давачів, використовується спеціальний блок фазифікації, який забезпечує перетворення точних числових значень у нечіткі множини або лінгвістичні змінні. Основна мета фазифікації полягає у відображенні конкретного числового значення вхідної величини у ступінь належності цього значення до однієї або кількох нечітких множин. Зазначене перетворення здійснюється шляхом зіставлення конкретного значення вхідної змінної зі значенням функції належності відповідного терму лінгвістичної змінної. Ключовою особливістю процесу фазифікації є формування функцій належності та визначення кількості термів, що описують лінгвістичну змінну. Для реалізації такого перетворення потрібно задати функцію належності, яка формалізує відповідну лінгвістичну змінну.

Вибір типу функції належності визначається характерними властивостями навігаційних даних, зокрема рівнем шуму, динамікою їх зміни та статистичним розподілом значень. Для фазифікації навігаційних даних у режимі реального часу вибрано трикутну функцію належності, яка відзначається простотою математичного опису та низькими обчислювальними витратами.

Трикутну функцію належності змінної d наведено на рис. 3. Вхідна лінгвістична змінна d , що характеризує відстань від МРП до цілі, визначена, наприклад, на інтервалі $[0, \dots, 1]$ м та поділена на п'ять термів: VSD – дуже мала відстань, SD – мала відстань, AD – середня відстань, BD – велика відстань, VBD – дуже велика відстань.

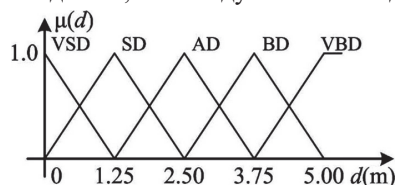


Рис. 3. Трикутна функція належності вхідної змінної d / Triangular membership function of the input variable d

Трикутну функцію належності φ (кут орієнтації на ціль) наведено на рис. 4. Вхідна лінгвістична змінна φ розділена на сім термів у діапазоні $[-180^\circ 180^\circ]$: NBA – від'ємний великий кут, NAA – від'ємний середній кут, NSA – від'ємний малий кут, ZA – нульовий кут, PSA – додатний малий кут, PAA – додатний середній кут і PBA – додатний великий кут.

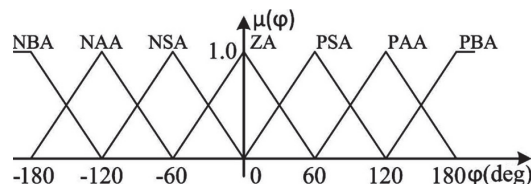


Рис. 4. Трикутна функція належності для вхідної змінної φ / Triangular membership function for the input variable φ

Трикутну функцію належності для швидкості правого V_R та лівого коліс V_L наведено на рис. 5. Вихідні лінгвістичні змінні контролера (швидкість правого V_R та лівого коліс V_L) НМРП розбиті на п'ять термів: VLS – дуже мала швидкість, LS – мала швидкість, AS – середня швидкість, BS – велика швидкість, VBS – дуже велика швидкість. Реалізація перетворення вхідних навігаційних даних (віддалі d , кута орієнтації на ціль φ , швидкості V_R , V_L) у лінгвістичні змінні можлива на базі мікроконтролера.

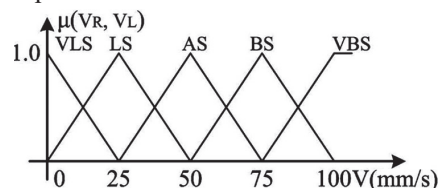


Рис. 5. Функція належності для вихідних змінних V_R і V_L / Membership function for output variables V_R and V_L

База правил нечіткої логіки для управління рухом МРП. Формування бази правил нечіткої логіки для управління рухом МРП є складним і багатогранним процесом, який передбачає розробку чіткої системи ухвалення управлінських рішень у реальному часі. Основною метою такого управління є забезпечення надійності, безпеки та ефективності руху платформи за умов динамічно змінюваної ситуації.

Після деталізації функцій належності вхідних і вихідних лінгвістичних змінних розроблено базу правил для двох вихідних змінних V_R , V_L . Базу правил нечіткої логіки для вихідної змінної V_R наведено в табл. 2.

Табл. 2. База правил нечіткої логіки для вихідної змінної V_R / Fuzzy logic rule base for the output variable V_R

		φ						
		NBA	NAA	NSA	ZA	PSA	PAA	PBA
d	VSD	BS	AS	LS	LS	VLS	VLS	VLS
	SD	VBS	BS	AS	LS	VLS	VLS	VLS
	AD	VBS	VBS	BS	AS	VLS	VLS	VLS
	BD	VBS	VBS	VBS	BS	VLS	VLS	VLS
	VBD	VBS	VBS	VBS	VBS	VLS	VLS	VLS

Базу правил нечіткої логіки для вихідної змінної V_L наведено у табл. 3.

Табл. 3. База правил нечіткої логіки для вихідної змінної V_L / Fuzzy logic rule base for the output variable V_L

		φ						
		NBA	NAA	NSA	ZA	PSA	PAA	PBA
d	VSD	VLS	VLS	VLS	LS	LS	LS	AS
	SD	VLS	VLS	VLS	LS	AS	BS	VBS
	AD	VLS	VLS	VLS	AS	BS	VBS	VBS
	BD	VLS	VLS	VLS	BS	VBS	VBS	VBS
	VBD	VLS	VLS	VLS	VBS	VBS	VBS	VBS

Кожна база правил нечіткої логіки для вихідних змінних V_R (табл. 2) та V_L (табл. 3) містить по 35 правил виду ЯКЩО-ТО (IF-THEN).

Блок формування нечітких висновків. Блок формування нечітких висновків є ключовою складовою СНУ рухом НМРП. Формування нечіткого виведення забезпечує адаптивне управління рухом за умов динамічно змінного навколишнього середовища. Процес нечіткого виведення базується на системі правил нечіткої логіки та містить три основні етапи: агрегування, активацію та акумуляцію.

На етапі агрегування відбувається об'єднання нечітких множин, що відповідають умовам правил нечіткої логіки. Для кожного правила визначається ступінь його виконання, який залежить від нечітких значень вхідних змінних та їхнього зіставлення з умовами правил. Зазвичай застосовуються функції логічного "І" (мінімум), "АБО" (максимум) або інші методи для визначення ступеня виконання правил.

На етапі активації визначається ступінь істинності вихідної змінної для кожного правила. Це здійснюється за допомогою функцій активації, наприклад, методом обрізання (truncation), коли вихідна нечітка множина модифікується відповідно до ступеня виконання правила. Унаслідок цього кожне правило формує обрізану або модифіковану нечітку множину, яка характеризує внесок правила у загальний результат.

На етапі акумуляції формується остаточне нечітке значення вихідної змінної. Цей етап полягає в об'єднанні результатів усіх правил у єдину нечітку множину, яка представляє результатний вихід системи. Для акумулювання можуть застосовуватися такі методи: максимізація (Maximum), сумування (Summation), альтернативна сума (Probabilistic Sum), середнє значення (Average), зважене середнє (Weighted Average), а також інтеграли нечітких множин (Fuzzy Integral) або мінімізація (Minimum).

Метод максимізації полягає у виборі найбільшого значення функції належності серед усіх результатів і застосовується для визначення найзначущішого вихідного значення, що дає змогу системі реагувати на найбільш пріоритетні умови вхідних даних.

Блок нейроподібної дефазифікації. Для дефазифікації використано нейромережу на основі парадигми МПГП, яка забезпечує знаходження числового значення для кожної з вихідних лінгвістичних змінних. Така нейроподібна дефазифікація забезпечує зменшення обчислювальної складності та підвищення точності отримання сигналу управління рухом МРП.

Схеми взаємодії формувача нечітких висновків з нейроподібною мережею дефазифікації наведено на рис. 6, де $x_1, \dots, x_n$ – вхідні змінні управління; $F_{y1}, \dots, F_{yn}$ – вихідні параметри формувача нечітких висновків, кількість яких відповідає кількості термів вихідної лінгвістичної змінної; y – результатне значення сигналу управління.

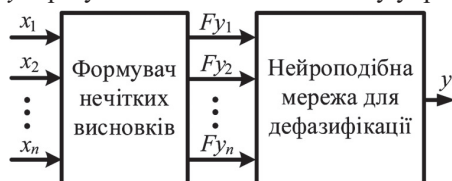


Рис. 6. Схеми взаємодії формувача нечітких висновків з нейроподібною мережею дефазифікації / Schemes of interaction of the fuzzy inference generator with a neural network for defuzzification

Архітектуру нейроподібного дефазифікатора на основі парадигми МПГП для знаходження числового значення вихідної змінної δ наведено на рис. 7.

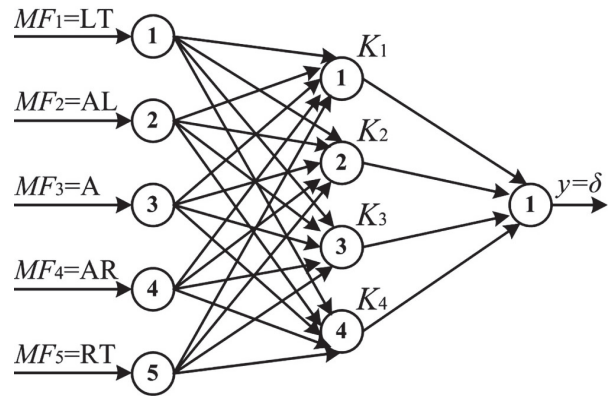


Рис. 7. Архітектура нейроподібного дефазифікатора для знаходження числового значення вихідної змінної δ / Architecture of a neural-like defuzzifier for finding the numerical value of the output variable δ

Нейроподібний дефазифікатор використовується в контролері нейронечіткої логіки для формування сигналів управління рухом МРП. Для такого управління використовуються такі вхідні та вихідні лінгвістичні змінні:

- Distance (D) – віддалі від НМРП до об'єкта (вхідна змінна);
- Angle (θ) – кут між об'єктом і НМРП (вхідна змінна);
- Deviation (δ) – відхилення МРП відносно вхідних даних D і θ (вихідна змінна).

Функція належності $MF_{\delta}(x)$ для вихідної змінної (δ) задана трикутною функцією належності з п'ятьма такими термами: $T(\delta) = \{LT, AL, A, AR, AT\}$.

Вигляд функції належності $MF_{\delta}(x)$ для вихідної змінної (δ) наведено на рис. 8.

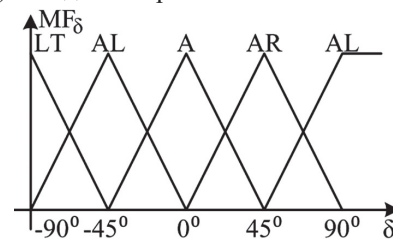


Рис. 8. Вигляд функції належності вихідної змінної δ / Appearance of the membership function of the output variable δ

Функція належності $MF_{\delta}(x)$ вихідної змінної (δ) визначається параметрами a, b, c . Її значення в точці x обчислюється виразом:

$$MF_{\delta}(x) = \begin{cases} 1 - \frac{b-x}{b-a}; & a \leq x \leq b \\ 1 - \frac{x-b}{c-b}; & b \leq x \leq c \\ 0; & x \notin (a, c) \end{cases} \quad (7)$$

Для виходу $y = \delta$ нейроподібного дефазифікатора на основі функції належності сформовано таблицю навчальних векторів (табл. 4). Етап нейроподібної дефазифікації на основі нечіткої логіки забезпечує отримання сигналу $y = \delta$ для керування рухом наземної МРП. Першим етапом реалізації операції дефазифікації є навчання нейроподібної мережі з використанням таблиці навчальних векторів (див. табл. 4) за методом навчання із вчителем на основі МПГП на виконання дефазифікації. У процесі навчання обчислюються вектори: $M_j^{(m)}$, $\alpha_j^{(m)}$ та β_j , де $j = 0, \dots, n$; $m = 1, \dots, n-1$, n – кількість нейронів вхідного шару мережі. Отримані результати записуються в файли та використовуються у роботі нейроподібного дефазифікатора в режимі функціонування.

Табл. 4. Таблиця навчальних векторів для виходу $y = \delta$ /
Table of training vectors for output $y = \delta$

Number	MF1	MF2	MF3	MF4	MF5	δ (deg)
1	0,533	0,467	0	0	0	-69
2	0,578	0,422	0	0	0	-71
3	0,378	0,622	0	0	0	-62
4	0	0,333	0,667	0	0	-15
5	0	0,289	0,711	0	0	-13
6	0	0	0,756	0,244	0	11
7	0	0	0,800	0,200	0	9
8	0	0	0,156	0,844	0	38
9	0	0	0	0,889	0,111	50
10	0	0	0	0,933	0,067	48
11	0	0	0	0,044	0,956	88
12	0	0	0	0	5,000	90

Нейронечітке управління рухом МРП. Нейронечітке управління рухом МРП ґрунтується на поєднанні методів нечіткої логіки та штучних нейронних мереж і реалізується через послідовність взаємопов'язаних етапів: планування маршруту, локалізацію, планування траєкторії, управління рухом, моніторинг та коригування.

На етапі планування маршруту визначається загальний шлях, який має бути пройдений МРП від початкової до кінцевої точки. Цей етап містить вибір точки старту, точки фінішу та множини проміжних контрольних точок, а також урахування обмежень, зумовлених наявністю перешкод, зон забороненого або обмеженого доступу та особливостей навколишнього середовища.

Етап локалізації полягає у визначенні поточного місцезнаходження МРП у просторі. Для цього можуть застосовуватися різні технології, зокрема супутникові навігаційні системи (GNSS), методи лазерної локалізації, а також засоби комп'ютерного зору. Отримана інформація використовується для уточнення положення платформи відносно заданого маршруту.

На етапі планування траєкторії на основі інформації про маршрут і поточне положення МРП формується конкретна траєкторія руху. Цей процес передбачає вибір оптимальних шляхів обходу перешкод, забезпечення плавності руху та досягнення цільової точки з урахуванням кінематичних і динамічних обмежень платформи.

Етап управління рухом розпочинається з формування та виконання команд на переміщення МРП. Він містить регулювання швидкості, напрямку руху та інші параметри, що визначають динаміку переміщення платформи, з урахуванням поточного стану МРП та умов зовнішнього середовища.

Етап моніторингу та коригування забезпечує безперервне спостереження за процесом руху МРП і змінами навколишнього середовища. У разі появи нових перешкод або виникнення непередбачуваних ситуацій, система управління здійснює коригування траєкторії та параметрів руху задля запобігання аваріям і забезпечення безпеки.

Загалом, алгоритм нейронечіткого управління рухом МРП на етапах управління, моніторингу та коригування передбачає виконання таких кроків:

1. Визначення координат цілі.
2. Отримання даних про навколишнє середовище МРП.
3. Отримання даних про характеристики самої МРП від внутрішніх датчиків.
4. Формування операцій у системі управління рухом МРП для досягнення цілі.

5. Визначення значень параметрів операцій управління виконавчими механізмами МРП, які забезпечують виконання дій, поставлених на попередньому кроці.
6. Визначення допустимих значень параметрів операцій управління МРП, залежно від значень характеристик зовнішнього середовища та значень характеристик самої МРП.
7. Здійснення коригування значень параметрів операцій управління, за потреби.
8. Повторення пп. 2-7 поки не буде досягнута ціль, або поки не визначено, що її неможливо досягнути.

Граф-схему алгоритму нейронечіткого управління рухом МРП наведено на рис. 9.



Рис. 9. Граф-схема алгоритму нейронечіткого управління рухом МРП / Graph diagram of the algorithm for neurofuzzy motion control of the MRP

Особливістю розробленого алгоритму нейронечіткого управління рухом МРП є можливість коригування значень параметрів управління рухом МРП залежно від значень характеристик самої МРП і параметрів зовнішнього середовища. Розроблений алгоритм нейронечіткого управління рухом МРП забезпечує підвищення безпеки руху, зменшення кількості коригувальних маневрів та зростання точності досягнення цільової точки порівняно з традиційними детермінованими методами управління.

Застосування нейронечіткого управління рухом МРП демонструє високу ефективність порівняно з традиційними детермінованими методами. Поєднання нечіткої логіки та штучних нейронних мереж дає змогу адап-

тивно реагувати на зміни навколишнього середовища, враховувати динамічні та кінематичні обмеження платформи та виконувати коригування траєкторії в реальному часі. Це забезпечує підвищену точність досягнення цільової точки, зменшення кількості коригувальних маневрів та зниження ризику аварійних ситуацій. Ефективність алгоритму особливо проявляється у складних та динамічних середовищах, де класичні методи управління показують обмежену здатність до адаптації. Загалом, використання нейронечіткого управління сприяє підвищенню безпеки, надійності та ефективності руху МРП, забезпечуючи точне виконання поставлених перед платформою завдань.

Обговорення результатів дослідження. Отримані результати дослідження свідчать, що розроблена СНУ рухом МРП на основі нечіткої логіки та нейронної мережі, побудованої за парадигмою МППП, забезпечує підвищену ефективність автономного управління за умов невизначеності порівняно з традиційними та поширеними нейрончними підходами.

У класичних нейронечітких системах типу Takagi-Sugeno (TS) та ANFIS, які широко застосовуються для навігації мобільних роботів, дефазифікація реалізується через зважене усереднення виходів правил, а налаштування параметрів здійснюється ітеративними методами оптимізації (градієнтний спуск, least squares) [7]. Хоча такі підходи демонструють задовільні результати за умов стаціонарного або слабо змінного середовища, вони характеризуються підвищеними обчислювальними витратами та чутливістю до шумів сенсорних даних, що обмежує їх застосування у системах реального часу з обмеженими апаратними ресурсами.

Зокрема, у роботах [1, 4] показано, що ANFIS-контролери забезпечують плавність траєкторії та адекватне уникнення перешкод, однак потребують значних обчислювальних ресурсів у разі збільшення кількості вхідних змінних і правил. Це ускладнює їх апаратну реалізацію на мікроконтролерах або малопотужних одноплатних мікрокомп'ютерах без використання апаратного пришвидшення.

Порівняно із сучасними гібридними системами, що поєднують ANFIS із методами глибинного або підкріплювального навчання (DRL+Fuzzy) [11, 21], запропонований підхід має меншу обчислювальну складність і не потребує тривалого етапу навчання в симуляційному середовищі. Хоча DRL-орієнтовані системи демонструють високу якість навігації у складних середовищах, їх застосування в реальних МРП обмежене високими вимогами до апаратних ресурсів, енергоспоживання та складністю забезпечення детермінованого часу реакції.

На відміну від зазначених підходів, запропонована у цій роботі СНУ використовує нейроподібну мережу МППП на етапі дефазифікації, що дає змогу реалізувати неітеративний алгоритм формування керівних впливів. Це забезпечує нульову методичну похибку дефазифікації та істотне скорочення часу оброблення даних. Аналогічні ідеї зменшення обчислювальної складності розглядали у роботі [13], де показано ефективність геометрично-орієнтованих нейронних моделей для завдань оброблення сигналів і керування, однак без інтеграції з апаратом нечіткої логіки для мобільної навігації.

Апаратна реалізація запропонованої СНУ з розподілом обчислень між одноплатним мікрокомп'ютером та мікроконтролерами узгоджується з підходами, описани-

ми у роботі [9], де вказано на доцільність апаратно-алгоритмічної оптимізації нейрончких контролерів для систем реального часу. Водночас, на відміну від FPGA-орієнтованих реалізацій [3], запропоноване рішення не потребує спеціалізованих засобів проектування апаратури, що знижує вартість і спрощує інтеграцію СНУ з наявними МРП.

Отже, порівняльний аналіз із відомими нейрончними та гібридними системами управління показує, що запропонована СНУ на основі нечіткої логіки та нейромережі МППП забезпечує кращий баланс між точністю управління, швидкістю, апаратними витратами та адаптивністю. Це підтверджує доцільність використання МППП у системах нейронечіткого управління рухом МРП, особливо за умов реального часу та обмежених обчислювальних ресурсів.

Отже, внаслідок виконаної роботи можна сформулювати такі наукову новизну та практичну значущість результатів дослідження.

Наукова новизна отриманих результатів дослідження – вперше розроблено методіку встановлення бази правил нечіткої логіки для управління рухом МРП, яка використовує експертні знання для формування керівних впливів на органи керування приводами платформи, забезпечує плавне регулювання швидкості та траєкторії руху, ефективно уникнення перешкод і підвищує точність та надійність автономного пересування МРП.

Практична значущість результатів дослідження – впроваджено у СНУ рухом МРП, що забезпечило плавне регулювання швидкості та траєкторії руху, ефективно уникнення перешкод, а також підвищення точності та надійності автономного пересування платформи.

Висновки / Conclusions

Розроблено малогабаритну та енергоефективну систему нейронечіткого управління (СНУ) рухом мобільних робототехнічних платформ (МРП), яка забезпечує автономну навігацію та адаптивне керування траєкторією у складних динамічних середовищах. За результатами проведеного дослідження можна зробити такі основні висновки.

1. Обґрунтовано доцільність застосування СНУ рухом МРП для функціонування за умов високої невизначеності, зашумленості сенсорної інформації та динамічної зміни зовнішнього середовища. Показано, що поєднання нечіткої логіки та нейронних мереж забезпечує підвищення автономності, адаптивності та стійкості процесу управління порівняно з класичними методами.
2. Запропоновано концепцію та модульну архітектуру СНУ рухом МРП, яка інтегрує сенсорні підсистеми, засоби локалізації, моделювання середовища, нейронечіткий контролер та виконавчі механізми. Такий підхід дає змогу забезпечити управління в режимі реального часу з урахуванням апаратних і енергетичних обмежень сучасних вбудованих обчислювальних платформ.
3. Розроблено формалізований підхід до оцінювання ефективності використання апаратних ресурсів СНУ, що враховує складність нейронечітких алгоритмів, тривалість їх виконання та апаратні витрати. Це створює основу для оптимального розподілу апаратно-програмних ресурсів і вибору раціональних архітектурних рішень.
4. Синтезовано структуру нейронечіткого контролера руху МРП, яка містить блок фазифікації, базу нечітких правил, блок формування нечітких висновків та блок нейроподібної дефазифікації. Використання трикутних функцій належності дало змогу зменшити обчислюва-

льну складність і забезпечити роботу в режимі реального часу.

5. Розроблено базу правил нечіткої логіки для формування керівних впливів на приводи МРП, що забезпечує плавне регулювання швидкості та траєкторії руху, а також ефективне уникнення перешкод. Запропонована система правил відображає експертні знання та забезпечує логічну інтерпретованість процесу управління.
6. Запропоновано застосування нейроподібної дефазифікації на основі МППП, що забезпечує неітеративне обчислення вихідних керівних сигналів, зменшення методичної похибки та підвищення швидкодії СНУ. Це робить можливим апаратну реалізацію на мікроконтролерах, мікрокомп'ютерах на SoC.
7. Розроблено уніфіковану 16-розрядну систему команд управління рухом МРП, яка забезпечує гнучкість, масштабованість і можливість інтеграції додаткових інтелектуальних функцій, зокрема адаптивного коригування маршруту та динамічного уникнення перешкод.
8. Отримані результати підтверджують, що запропонована СНУ рухом МРП на основі нечіткої логіки та нейромереж МППП є ефективним засобом інтелектуального управління, який забезпечує надійність, адаптивність і високу швидкодію за умов реального часу. Запропоновані методи та архітектурні рішення можуть бути використані під час створення автономних і гібридних робототехнічних платформ для широкого спектра прикладних завдань.

References

1. Cordón, O., Herrera, F., Hoffmann, F., & Magdalena, L. (2001). Genetic Fuzzy Systems: Evolutionary Tuning and Learning of Fuzzy Knowledge Bases. *World Scientific*. <https://doi.org/10.1142/4177>
2. Glavaski, D., Volf, M., & Bonkovic, M. (2009). Robot motion planning using exact cell decomposition and potential field methods. *Proceedings of the 9th WSEAS international conference on Simulation, modelling and optimization, World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS)*. URL: <https://www.wseas.us/e-library/conferences/2009/budapest/SMO/SMO21.pdf>
3. Hagrass, H. (2004). A hierarchical Type-2 Fuzzy Logic Control Architecture for Autonomous Mobile Robots. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 12(4), 524–539. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2004.832538>
4. Herrera, F., Lozano, M., & Verdegay, J. L. (1998). Tuning fuzzy controllers by genetic algorithms. *International Journal of Approximate Reasoning*. [https://doi.org/10.1016/0888-613X\(94\)00033-Y](https://doi.org/10.1016/0888-613X(94)00033-Y)
5. Hoy, M., Matveev, A. S., & Savkin, A. V. (2015). Algorithms for collision free navigation of mobile robots in complex cluttered environments: a survey. *Robotica*, 33, issue 03, 463–497. <https://doi.org/10.1017/S0263574714000289>
6. Izonin, I., Tkachenko, R., Vitynskyi, P., Zub, K., Tkachenko, P., & Dronyuk, I. (2020). Stacking-based GRNN-SGTM Ensemble Model for Prediction Tasks. *International Conference on Decision Aid Sciences and Application (DASA)*, Sakheer, Bahrain, pp. 326–330. <https://doi.org/10.1109/DASA51403.2020.9317124>
7. Jang, J.-S. R. (1993). ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. <https://doi.org/10.1109/21.256541>
8. Kang, W. (2025). A merged fuzzy system and neural network for improving management method and strategy in scientific research and education. *Science Reports* 15, article ID 21491. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-07564-8>
9. Mendel, J. M. (2017). *Uncertain Rule-Based Fuzzy Systems*. Springer. <https://doi.org/10.1109/MCI.2007.357196>
10. Mohanty, P. K., Parhi, D. R., Jha, A. K., & Pandey, A. (2013). Path planning of an autonomous mobile robot using adaptive network based fuzzy controller. *3rd IEEE International Advance Computing Conference (IACC)*, Ghaziabad, India, pp. 651–656. <https://doi.org/10.1109/IAdCC.2013.6514303>
11. Plasencia-Salgueiro, A. d. (2023). Deep Reinforcement Learning for Autonomous Mobile Robot Navigation. In: Azar, A. T., Koubaa, A. (Eds) *Artificial Intelligence for Robotics and Autonomous Systems Applications. Studies in Computational Intelligence*, vol. 1093. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-28715-2_7
12. Torskyi, O. I., & Hrytsiuk, Y. I. (2025). Application of machine learning to enhance the efficiency of automated software testing. *Scientific Bulletin of UNFU*, 35(4), 142–149. <https://doi.org/10.36930/40350416>
13. Tkachenko, R., Mishchuk, O., Izonin, I., Kryvinska, N., & Stoliarchuk, R. (2019). A Non-Iterative Neural-Like Framework for Missing Data Imputation. *Procedia Computer Science*, 155, 319–326. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.08.046>
14. Tsmots, I. G., Teslyuk, S. V., Opotyak, Y. V., & Dzyuba, A. O. (2025). Selection of elements and components for the implementation of onboard means for measuring motion parameters and determining the spatial orientation of mobile robotic platforms. *Ukrainian Journal of Information Technology*, 7(1), 117–130. <https://doi.org/10.23939/ujit2025.01.117>
15. Tsmots, I. G., Teslyuk, V. M., Opotyak, Yu. V., Budaretsky Yu. I., Petlyuk, I., & Dzyuba A. (2025). Information technology for managing a group of mobile robotic platforms. *GEOFORUM2025: proceedings of the 28th International Scientific and Technical Conference*, 9–11 April 2025, Lviv, Bryukhovychi. pp. 214–223. URL: https://zgt.com.ua/wp-content/uploads/2025/tezy_geoforum_2025.pdf
16. Tsmots, I., Opotyak, Yu., Oliynyk, O., Antoniv, V., & Lytvyn, A. (2024). Basic components of the system of neurofuzzy control of a group of mobile robotic platforms. *The Journal of Lviv Polytechnic National University "Information Systems and Networks"*, 16, 348–368. <https://doi.org/10.23939/sisn2024.16.348>
17. Tsmots, I., Opotyak, Yu., Shtogrinets, B., Dzyuba, A., & Oliynyk, Yu. (2023). Basic structure of the system of neurofuzzy control of a group of mobile robotic platforms. *Ukrainian Journal of Information Technologies*, 5(1), 77–85. <https://doi.org/10.23939/ujit2023.01.077>
18. Tsmots, I., & Shtogrinets, B. (2025). Synthesis of Parallel-Pipeline Devices for Vertical Computation of Basic Multi-Operand Neural Operations. *The Journal of Lviv Polytechnic National University "Information Systems and Networks"*, vol. 18, part. 1, 190–208. <https://doi.org/10.23939/sisn2025.18.1.190>
19. Tsmots, I., Teslyuk, V., Opotyak, Y., & Rabyk, V. (2023). Intelligent motion control system for the mobile robotic platform. *CE-UR Workshop Proceedings. Vol. 3403: proceedings of the 7th International conference on computational linguistics and intelligent systems. Vol. III: Intelligent systems workshop*. Kharkiv, Ukraine, April 20–21 2023, pp. 555–569. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3403/paper42.pdf>
20. Vitynskyi, P., Tkachenko, R., Izonin, I., & Kutucu, H. (2018). Hybridization of the SGTM Neural-Like Structure Through Inputs Polynomial Extension. *IEEE Second International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP)*, Lviv, Ukraine, pp. 386–391. <https://doi.org/10.1109/DSMP.2018.8478456>
21. Wang, H., Liu, D., & Wei, Q. (2018). Adaptive fuzzy reinforcement learning control for robotic navigation. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. <https://doi.org/10.1109/IROS.2010.5651060>
22. Wasista, S., Tjandrasa, H., & Wibisono, W. (2020). Quadruped Robot Control Base on Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System With V-REP Simulator. *3rd International Conference on Information and Communications Technology (ICOLACT)*, Yogyakarta, Indonesia, pp. 280–285. <https://doi.org/10.1109/ICOIACT50329.2020.9332008>
23. Yang, L., Qi, J., Song, D., Xiao, J., Han, J., & Xia, Y. (2016). Survey of robot 3D path planning algorithms. *Journal of Control Science and Engineering*, 5. <https://doi.org/10.1155/2016/7426913>

NEUROFUZZY MOTION CONTROL OF MOBILE ROBOTIC PLATFORMS

The feasibility of using a neurofuzzy control system (NFC) for the movement of autonomous mobile robotic platforms (MRP) for functioning in conditions of high uncertainty, noisy sensory information, and dynamic changes in the external environment is substantiated. It is shown that the implementation of an effective NFC requires a modern element base, taking into account video cameras, sensors, microcontrollers, systems on a chip (SoC), and single-board computers, *AS well AS* the development of algorithms for processing data streams in real time. It is determined that the performance of the NFC is increased by specialized hardware modules, parallelization, and pipelineization of data processing, *AS well AS* the hardware-algorithmic optimization of NFC algorithms. It is shown that combining fuzzy logic methods with artificial neural networks provides greater autonomy, adaptability, and stability in the control process than classical approaches. The concept and modular architecture of the NFC are proposed, which integrates sensor subsystems, localization tools, environmental modeling, a neurofuzzy controller, and actuators, enabling real-time control while accounting for the hardware and energy limitations of modern embedded platforms. A formalized approach to assessing the efficiency of hardware resource use is developed, which takes into account the complexity of neurofuzzy algorithms, their execution duration, and hardware costs, which creates the basis for optimal resource allocation and the choice of a rational architecture. The structure of a neurofuzzy controller is synthesized, which includes a fuzzification block, a fuzzy rule base, a fuzzy inference block, and a neuro-like defuzzification block. The use of triangular membership functions reduced the computational complexity and ensured real-time operation. A fuzzy logic rule base for regulating the speed and trajectory of the MRP has been developed, which provides smooth wheel control, effective obstacle avoidance, and logical interpretability of the control process. A neural-like defuzzification based on neural networks, following the Successive Geometric Transformations Model (SGTM) paradigm, is proposed, enabling non-iterative calculation of control signals, reducing methodological error, and increasing speed, making hardware implementation on microcontrollers, SoCs, and single-board computers possible. A unified 16-bit command system has been developed, which provides flexibility, scalability, and integration of additional intelligent functions.

Keywords: fuzzy logic; mobile robotics platform; autonomous navigation; fuzzification; defuzzification; neural networks based on the paradigm of the model of successive geometric transformations; intelligent motion control; sensor data.