ПРИКЛАДНА МАТЕМАТИКА, ІНФОРМАТИКА ТА ОБЧИСЛЮВАЛЬНА ТЕХНІКА

УДК 004.89 https://doi.org/10.31713/vt2202122

Козак Є. Б., магістр комп'ютерних наук, розробник програмного забезпечення, інженер-програміст (GAN Inc. C/O Memery Crystal Llp, 165 Fleet Street London EC4A 2DY the United Kingdom,
1604102018@ukr.net)

МЕХАНІЗМИ РЕАЛІЗАЦІЇ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ФУНКЦІЙ РОБОТОТЕХНІКИ З ВИКОРИСТАННЯМ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

У статті досліджено механізми реалізації інтелектуальних функцій робототехніки з використанням машинного навчання. Підкреслено, що однією з тенденцій у розвитку робототехніки є велика автономізація та інтелектуалізація роботів. Для забезпечення автономної роботи в незнайомому і змінному середовищі протягом тривалого часу робот повинен мати можливість постійно навчатися новому, не забуваючи накопиченого досвіду. У статті досліджено та проаналізовано існуючі методи машинного навчання в робототехніці. Запропоновано огляд, та описано сучасну тенденцію розвитку роботизованих систем на базі машинного навчання також здійснено обговорення поточних обмежень алгоритмів машинного навчання в робототехніці. Наголошено, що основними цілями машинного навчання є сприйняття положення пристроїв та управління ними до бажаних позицій, для виконання таких завдань актуальними є алгоритми навчання з підкріпленням для управління роботами. Наголошено, що незважаючи на те, що алгоритми машинного навчання намагаються подолати обмеження датчиків і виконавчих механізмів, які не можуть здійснити точні калібрування та управління, існує декілька обмежень щодо їх застосовності.

Ключові слова: **інтелектуальні функції; нейронні мережі; штучний інтелект; робототехніка; машинне навчання; датчики; приводи.**

Постановка проблеми. Робототехніка в сучасному світі є досить важливою його частиною. Вона широко досліджувалась у різних га-

лузях наукової думки [1; 2]. Це сфера, вдосконаленню якої приділяється особлива увага з огляду на користь, яку вона приносить людству. Промисловість, медицина, військово-промисловий комплекс, сільське господарство – лише деякі приклади сфер, де робототехнічні механізми знайшли широке застосування. Однак робототехнічна галузь, незважаючи на всі досягнення, не є досконалою, і має масу найрізноманітніших проблем.

Роботи різного призначення мають загальні обмеження у моделюванні, калібруванні або контролі, оскільки відповідність конструкції та в'язко пружність матеріалу призводять до складних та непередбачуваних способів поведінки через нелінійність та гістерезис. Нелінійність вказує на те, що взаємозв'язок між входом і виходом системи не може бути представлений простим лінійним відношенням. Гістерезис можна визначити як залежну від часу поведінку, яка зазвичай відображається як вихідна невідповідність під час циклів завантаження та розвантаження. Є додаткові недоліки, які включають повзучість, дрейф та високу ступінь свободи, які збільшують гістерезис, сприяючи тим самим складності поведінки робота. Це ускладнює математичне моделювання та калібрування датчиків, обмежуючи застосування робототехніки.

Потенційним рішенням вищезгаданих недоліків є впровадження методів машинного навчання. Загальновідомо, що алгоритми машинного навчання ефективні у вирішенні нелінійних задач у різних сферах, і останнім часом вони застосовуються для вирішення проблем, пов'язаних із роботами. Зокрема, програми включають калібрування датчиків, управління позиціонуванням виконавчих механізмів та більш складні завдання, такі як захоплення або планування руху роботів. На підставі досліджень, використання методів машинного навчання успішно вирішило сучасні обмеження роботів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Формування роботизованих комплексів є перспективною галуззю сучасних наукових досліджень. Так, науковці підійшли до розгляду робо технологій, з точки зору штучного інтелекту та комп'ютерного зору, як перспективи на майбутнє. Н.В. Морзе, Л.О. Варченко-Троценко та М.А. Гладун [3] виклали технологією конструювання роботів та створення програм для керування ними. Науковці визначили перспективи застосування робототехнічних систем та окреслили механізми реалізації комплексів керування.

Штучний інтелект як технологію створення інтелектуальних роботів дослідили Д. С. Драчук та А. С. Васюра [4]. Авторами подано основні дослідження в галузі штучного інтелекту як науки, що займається створенням автоматизованих інтелектуальних систем, в Україні та закордоном. Особливу увагу зосереджено на класифікації основних понять в галузі робототехніки.

І. Г. Яненкова [5] обґрунтувала перспективи та ризики використання штучного інтелекту, до яких, зокрема, належать: можливості роботів навчатися у взаємодії з мінливим середовищем із величезною кількістю змінних, досягнення у сфері медицини, особиста безпека, захист та конфіденційність інформації тощо.

Т. М. Басюк, В. В. Литвин, Л. М. Захарія та Н. Е. Кунанець [6] окреслили всі питання машинного навчання, принципи, сутність, генезис, тощо.

Із зарубіжних варто відзначити роботи Chin, Keene & Hellebrekers, Tess & Majidi, Carmel [7], Zahlner S. [8], Kang, Brian & Kim, Daekyum & Choi, Hyungmin & Jeong, Useok & Kim, Kyu Bum & Jo, Sungho & Cho, Kyu-Jin [9], C. Della Santina, C. Piazza, G. M. Gasparri, M. Bonilla, M. G. Catalano, G. Grioli, M. Garabini, and A. Bicchi [10], George Thuruthel, Thomas & Hughes, Josie & Iida, Fumiya [11], N. Cheney, J. Bongard, V. SunSpiral, and H. Lipson [12], T. G. Thuruthel, E. Falotico, M. Manti, and C. Laschi [13], J. M. Bern, P. Banzet, R. Poranne, and S. Coros [14] та інші.

Проте, враховуючи описані наукові набутки, за темою, питання дослідження механізмів реалізації інтелектуальних функцій робототехніки з використанням машинного навчання залишається відкритим та потребує детального опрацювання.

Постановка завдання. У статті необхідно дослідити та проаналізувати існуючі методи машинного навчання в робототехніці. Необхідно представити огляд, проаналізувати сучасну тенденцію та обговорити поточні обмеження алгоритмів машинного навчання в робототехніці.

Викладення основного матеріалу дослідження. На рисунку наведено діаграму використання методів машинного навчання, у робототехніці у відсотковому співвідношенні.

У дослідженнях, пов'язаних із сенсорами, в основному застосовуються контрольовані методи навчання, такі як метод k-найближчих сусідів, метод опорних векторів та контрольовані моделі глибокого навчання. Враховуючи, що ці алгоритми зазвичай викори-

стовуються для класифікації, їх можна використовувати для розрізнення різних об'єктів, що контактують з системою. Для калібрування датчиків часто застосовують рекурентну нейронну мережу, алгоритм глибокого навчання, що спеціалізується на даних часових рядів. Для датчиків, що мають двовимірні масиви даних, такі як e-skin[1], використовується згорткова нейронна мережа, ефективні алгоритми глибокого навчання для обробки зображень, для таких завдань, як класифікація контактних об'єктів або оцінка твердості шляхом поєднання з мережею ДКП[2].

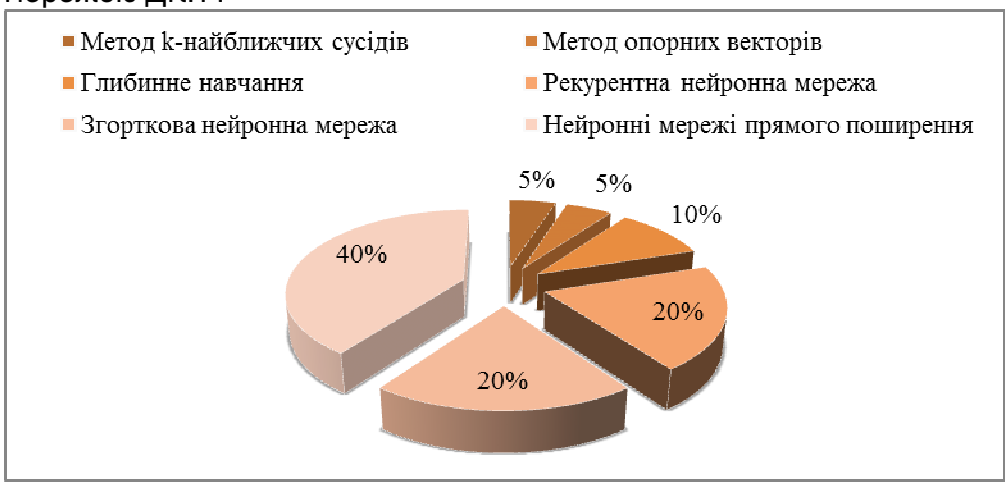

Рисунок. Діаграма використання методів машинного навчання у робототехніці

Більше того, декілька алгоритмів навчання з підкріпленням використано в дослідженнях для виконавчих механізмів та маніпуляторів. Основними цілями машинного навчання є сприйняття положення пристроїв та управління ними до бажаних позицій. Для виконання таких завдань актуальними є алгоритми навчання з підкріпленням для управління роботами. Сутність цих алгоритмів полягає у розробці стратегій або політик для вивчення очікуваної поведінки шляхом розробки функцій винагороди.

Датчики інтенсивно вивчались як одна з найважливіших технологій робототехніки для підвищення сприйнятливості та пристосо-

[1] Електронна шкіра відноситься до гнучкої, розтяжної та самовідновлювальної електроніки, здатної імітувати функціональність шкіри людини чи тварин.
[2] Довга короткочасна пам'ять – це архітектура рекурентних нейронних мереж, запропонована 1997 року Зеппом Хохрайтером та Юргеном Шмідгубером.

ваності роботів до їхнього оточення шляхом оцінки механічних подразників та деформацій, подібних механорецепторам у біології. Різні датчики були розроблені шляхом вбудовування різних типів електропровідних наповнювачів, таких як рідкі провідники та електропровідні тканини в структури, що складаються з еластомерів. Отже, датчики можуть виявляти великі деформації, такі як деформація, кривизна та стиск, вимірюючи електричні зміни наповнювачів, такі як опір та ємність.

Основним обмеженням при використанні датчиків є складність їх характеристик та калібрування. Це обумовлено гіпереластичними характеристиками матеріалів, що викликають нелінійність, великий гістерезис, повзучість і дрейф, що призводить до генерування несподіваної фізичної поведінки та електричних реакцій датчиків. Ці недоліки ускладнюють використання датчиків на базі сучасних роботів.

Більше того, датчики інтегровані з іншими технологіями робототехніки, такими як виконавчі механізми, захоплювачі, маніпулятори та переносні пристрої, щоб краще зрозуміти їх фізичну взаємодію із середовищем або власними фізичними станами. Датчики, прикріплені до або вбудовані у захвати, оцінюють величини та розташування контактів. Крім того, вони не тільки здатні оцінити типи матеріалів та форми захоплених об'єктів, але також можуть виявити пробуксування об'єктів на основі аналізу контактної інформації, вилученої з даних після обробки датчиків. У випадках, коли в мобільних роботах та маніпуляторах використовуються датчики тиску масиву, вони можуть оцінювати положення та рухи роботизованих систем, а також розподіл сил взаємодії під час контакту. Коли датчики використовуються для пристроїв, що можна носити, кріплячи до людського тіла, вони оцінюють рухи тіла, такі як рухи верхніми кінцівками чи ходу, без фізичного опору через їх еластичність. Однак ці завдання можуть забезпечити додаткові нелінійні способи поведінки датчиків через нелінійність людського тіла.

Для подолання таких обмежень та кращого використання датчиків сьогодні використовуються підходи, засновані на навчанні, які активно застосовуються як один із найефективніших емпіричних методів. Машинне навчання може точно характеризувати та калібрувати датчики, беручи до уваги їх нелінійність та гістерезис, які нелегко представити за допомогою аналітичного та експериментального підходів. Більше того, коли для деяких цілеспрямованих завдань, таких

як оцінка рухів тіла та вловлювання характеристик об'єктів, що взаємодіють, використовуються декілька м'яких датчиків або типів масивів, підходи, що базуються на навчанні, ефективно обробляють масивні та не інтуїтивні набори даних із датчиків, щоб виділити значущі функції та інформацію, необхідну для завершення завдання.

Основною метою калібрування датчика є точна оцінка фізичних подразників, таких як тиск або напруга, що діють на датчики. Однак у процесі калібрування великий цикл гістерезису вихідних сигналів під час циклів навантаження та розвантаження збільшує складність традиційних методів аналізу та експериментів. Тому характеристики гістерезису були широко досліджені з використанням математичних моделей та підходів, заснованих на даних. Параметри моделі гістерезису в підходах, заснованих на даних, зазвичай оптимізуються за допомогою алгоритму машинного навчання, а також опуклих методів оптимізації.

На сьогоднішній день, глибоке навчання широко застосовується завдяки своїй ефективності при масовій обробці даних у таких дослідницьких областях, як комп'ютерне бачення та обробка природних мов.

Нелінійність датчиків, що включає значний гістерезис, була успішно змодельована за допомогою рекурентної нейронної мережі, що виділяє часові особливості. Потім виходи з моделі рекурентної нейронної мережі використовувались як входи повністю з'єднаного шару для прогнозування як величини, так і розташування тиску, що впливає на датчик.

Крім того, існують різні датчики, які вбудовують кілька чутливих елементів в одну сенсорну структуру для виявлення безлічі режимів деформації, розподілу сили або зусиль у багато осьовій системі. У цих випадках для полегшення та ефективності процесів калібрування алгоритми машинного навчання використовувались як потужні інструменти. Фізичну поведінку, таку як вигин та скручування матриці, варто оцінювати за допомогою методу k-найближчих сусідів та дерев рішень для класифікації типів деформацій. Крім того, метод k-найближчих сусідів, дерева рішень, процеси Гауса, лінійні моделі та штучні нейронні мережі використовуються як регресійні моделі для оцінки кутів вигину та скручування, і порівнюється точність кожної моделі. Метод k-найближчих сусідів показує найкращі показники з низькою середньою похибкою та зсувом моделі.

Слід зазначити, що традиційні методи обробки сигналів з використанням лінеаризованих моделей, такі як рівняння Максвелла, обмежуються щодо точності конструкції, в той час як вони демонструють швидкий час обчислення та стійкість до шуму. На противагу цьому, пропонується нелінійний алгоритм, реалізований на основі глибокої нейронної мережі, який дає можливість підвищити як точність реконструкції, так і час обчислення зондування. Для використання декількох чисел датчиків або датчиків масиву кожен з окремих датчиків має бути незалежно відкалібрований. Щоб пом'якшити цю складність, необхідно навчання передачі використовувати для передачі даних між кількома датчиками. Цей метод навчання допомагає скоротити час навчання та ефективно обробити великий набір даних, зберігаючи при цьому чудові результати зондування.

Датчики широко застосовуються для отримання тактильної інформації, такої як одно- або багатоточковий контактний тиск, вібрація, під час фізичної взаємодії з навколишнім середовищем, імітуючи функціональні можливості та властивості шкіри. Завдання, що передбачають використання тактильних датчиків, не обмежуються локалізацією контактів та оцінкою величини. Вони також включають розширені програми, такі як оцінка стійкості контакту, розпізнавання типу об'єкта або фігури та класифікація матеріалів, особливо коли вони інтегровані із захопленнями. Оскільки ці завдання потребують обробки великих та неінтуїтивних наборів даних зондування для вилучення значущих особливостей та необхідних результатів, активно застосовуються різні відповідні методи машинного навчання. Для розпізнавання об'єктів, що контактують, використовуються алгоритми класифікації. Враховуючи, що типові м'які тактильні датчики складаються з безлічі чутливих вузлів, таких як шкіра людини, дані, зібрані з датчиків, подібні до даних багатовимірного зображення. Отже, зазвичай використовується згорткова нейронна мережа, яка є одним із алгоритмів глибокого навчання, що спеціалізується на обробці зображень.

Хороші результати навчання можуть бути спричинені добре навченими моделями навчання з використанням наборів даних датчиків з незмінними шаблонами та діапазонами сигналів. Однак, оскільки м'які датчики мають допуски на виробництво з кількох причин, таких як варіації властивостей еластомеру та виробничі помилки, навіть однорідні датчики мають варіації характеристик, що призводить до варіацій продуктивності, таких як різні початкові зміщення

та робочі діапазони. Крім того, такі умови тесту, як розмір відступника та типи затиску, можуть змусити датчик поводитися по-різному; вихідні дані можуть сприймати зміни, навіть якщо вхідні дані однакові. У цьому випадку, навіть якщо модель показує відмінні результати навчання на основі наборів даних одного конкретного датчика, модель не може застосовуватися до інших датчиків. Крім того, оскільки датчики, виготовлені з м'яких матеріалів, недостатньо довговічні для тривалого використання, у відповідь датчика може відбуватися дрейф, оскільки структура датчика постійно деформується. Хоча існують деякі підходи до навчання, такі як трансферне та багатодоменне навчання для вирішення таких обмежень, для фундаментальних рішень необхідно супроводжувати вдосконалення апаратних аспектів сенсорних механізмів, матеріалів та виробничих процесів.

Машинне навчання має здатність витягувати важливі особливості з масивних та багатовимірних даних. Це дозволяє дослідникам розробляти нові типи м'яких датчиків на основі нових механізмів, одночасно мінімізуючи проблеми, пов'язані з поведінкою датчиків, що може бути важко проаналізувати за допомогою аналітичних моделей. Є типові приклади, такі як багатовісний датчик сили з використанням силіконової матриці, що вбудовує кілька біометрів, та тактильні датчики, здатні виявляти контактні сили та форму контактних об'єктів за допомогою аналізу зображень поверхні силікону за допомогою датчиків камери. Оскільки ці нові датчики мають апаратну конструкцію або механізм зондування, що ускладнює набори даних зондування, їх неможливо легко розробити через обмеження методів обробки даних до активації використання методів машинного навчання. Отже, розуміючи характеристики різних підходів до навчання та використовуючи відповідну техніку машинного навчання, дослідники можуть спробувати різноманітні конструкції датчиків та механізми для розробки нових сенсорних структур, не турбуючись про обробку даних.

Виконавчі механізми часто поєднуються з жорсткими робочими корпусами або вбудовуються в роботів для управління ними. Виконавчі пристрої в основному класифікуються як пневматичні виконавчі механізми, кабельні приводи, електроактивні полімери та сплави з ефектом пам'яті форми на основі їх методів спрацьовування.

За рахунок високого ступеню свободи гіпереластичних матеріалів важко реалізувати точну пропріоцепцію або управління м'якими роботами за допомогою м'яких приводів. Для їх управління слід за-

стосовувати високі виміри м'якої морфології з меншими входами управління. Крім того, змінні в часі характеристики матеріалу обмежують динамічне моделювання м'яких приводів. Часто відбувається деградація м'якої речовини, тобто повзучість, знос і тертя, відомі як критичні фактори змінних у часі характеристик матеріалу, що обмежує динамічне моделювання приводів. Наприклад, тертя між кабелем та оболонкою кабелю при кабельному підході змушують натяг кабелю сильно коливатися, що в результаті збільшує гістерезис кабельних приводів і скорочує термін їх служби. Нині методи машинного навчання широко застосовуються для моделювання виконавчих механізмів, що мають високий ступінь свободи, та для створення стратегій управління для вирішення вищезазначених проблем не лінійності.

Пневматичні приводи (ПП) були широкодосліджені завдяки їх гнучким рухам з простими морфологічними структурами та універсальністю. Враховуючи, що твердотільні датчики, що традиційно використовуються у жорстких роботах, можуть обмежувати гнучкі рухи ПП, м'які та гнучкі датчики часто інтегруються для отримання контактів або рухів згинання ПП. Крім того, прості дані внутрішнього датчика тиску ПП використовуються для поліпшення функціональності захоплювача. Рекурентні нейронні мережі використовуються для ПП, які були інтегровані з м'якими резистивними датчиками для отримання контактних сил та згинальних рухів. Замість того, щоб вбудовувати датчики в ПП, для отримання станів виконавчих механізмів використовується датчик камери. Для відстеження тривимірних траєкторій ПП застосовується інверсна модель для навчання, як застосування непараметричного та онлайн-навчання локально зваженої проєкційної регресії для застосування ендоскопії.

В умовах сучасної наукової думки, отримати кінематичну або динамічну модель робота було проблемою в стратегіях управління, заснованих на моделях. Для подолання такого обмеження застосовано алгоритми навчання для формування кінематичної або динамічної моделі роботів на основі ПП. Нейронні мережі та радіальні базові функції застосовані до зворотному або прямому кінематичному моделюванні континуального робота на основі ПП, що включає тривимірні рухи.

Замість зворотного, або прямого кінематичного моделювання, асиметричний гістерезис пневматичного штучного м'яза моделюєть-

ся шляхом інтеграції згорткових нейронних мереж та існуючої розширеної паралельної моделі Прандтля-Ішлінського.

Іншим підходом до керування пневматично активованим роботом є безмодельний алгоритм навчання, який є навчальним методом для обчислення політики управління без аналітичної моделі. Загалом, метою навчання з підкріпленням є пошук політики управління, яка максимізує очікувану дисконтну віддачу, яка є зваженою сумою винагород, отриманих агентом за систему.

Комерційно доступні датчики, такі як глибинні камери, датчики гнучкості на основі плівки та потенціометри, як правило, використовуються для оцінки конфігурацій ПП за допомогою методів машинного навчання. З іншого боку, оскільки традиційні датчики можуть бути занадто жорсткими, щоб бути сумісними з високо деформованими ПП, м'які датчики часто інтегрують в ПП для оцінки конфігурації роботів. Однак нелінійна поведінка датчиків може спричинити затримки при оцінці станів роботів.

У роботів з кабельним приводом виконавчі механізми розташовані зовні робочих конструкцій; тому вони не заважають рухам м'яких тіл. Натомість кабелі, підключені до виконавчих механізмів, передають натяг через кабельні канали або канали, які вбудовані в конструкцію. Що стосується управління роботами, то основною проблемою кабельних механізмів є нелінійність та гістерезис. Ці проблеми головним чином спричинені великим тертям між кабелем та кабельним трактом через натяг кабелю та згинання канату.

Метод керованого навчання на основі маніпуляторів був запропонований як рішення проблеми зворотної статики для реалізації ефективного захоплення. Ефективність моделі на основі штучної нейронної мережі була експериментально перевірена шляхом порівняння з числовим підходом на основі моделі та методом на основі Якобіана, який вимагає чисельного дозволу інтегралів уздовж структури, як запропоновано в [16], для конічного маніпулятора. Штучна нейронна мережа показала кращі показники та швидшу конвергенцію, ніж числовий метод на основі моделі; однак, штучна нейронна мережа вимагає оптимізації моделі та більшого набору даних.

Незважаючи на те що алгоритми машинного навчання намагаються подолати обмеження датчиків і виконавчих механізмів, які не можуть здійснити точні калібрування та управління, існує декілька обмежень щодо їх застосовності. По-перше, методи машинного навчання – це підхід, керований даними, який, як правило, вимагає ве-

ликої кількості даних для навчання своїх мереж. Збір великої кількості даних призводить до значного споживання часу та значного обчислювального навантаження. Крім того, зібрані дані можуть бути ненадійними або упередженими (тобто дані не відображають всю поведінку робота, а лише його частину), що мінімізує надійність результатів.

Для вирішення проблеми може бути декілька підходів. По-перше, використання моделювання дозволяє збирати велику кількість даних в різних середовищах. У галузі робототехніки середовища моделювання вже використовувались для зменшення пробних помилок, які можуть спричинити такі проблеми, як пошкодження роботів.

Використання методів машинного навчання може стати рішенням для зменшення кількості даних. Наприклад, запропоновано алгоритми мета-навчання для швидкого навчання з меншою кількістю нових даних. Трансферне навчання має на меті покращити процес навчання даних шляхом передачі інформації з даних із суміжного домену. Ці методи були застосовані в робототехнічних додатках, тобто шляхом вивчення політик або стратегій управління на одних демонстраціях людини або з передбачуваних відео-сцен для роботи роботів. Ці стратегії можна використовувати для навчання роботів, які складаються з м'яких датчиків і виконавчих механізмів. Більше того, ці підходи можуть бути застосовні до калібрувань датчиків до датчиків або калібрувань приводів до приводів, тобто, якщо на одному датчику / приводі є наявні набори даних для калібрування іншого датчика / приводу з невеликою кількістю нових даних.

По-друге, хоча останні дослідження були зосереджені на проблемах, пов'язаних з роботами, таких як нелінійність та гістерезис, існує багато інших джерел помилок, які негативно впливають на їх продуктивність. Враховуючи, що більшість датчиків і приводів виготовляються за допомогою ручних процесів; загалом, в одних і тих самих пристроях є виробничі помилки, які впливають на ефективність алгоритмів машинного навчання. Незважаючи на те, що датчик або привід можуть бути охарактеризовані за допомогою машинного навчання, невідомо, чи вивчена модель може бути застосована до різних датчиків чи приводів через виробничі помилки. Крім того, м'які матеріали зазвичай деформуються після постійного використання; що впливає на ефективність моделей машинного навчання. Це призводить до недостатньої загальності, оскільки метод машинного нав-

чання може вимагати перенавчання після заміни пристрою. Одним із способів подолання цього є передача попередньо навчених параметрів пристроїв на нові пристрої або використовувані пристрої для зменшення часу повторної підготовки.

По-третє, застосовність та обмеження щодо реальних роботів у реальному часі вимагають подальших досліджень. Нещодавно було проведено кілька досліджень на основі алгоритмів глибокого навчання; однак необхідні розрахунки, що надають значні обчислювальні навантаження, які можна проводити лише за допомогою графічних процесорів. Це збільшує розміри обчислювального пристрою, таким чином збільшуючи розмір робота. Враховуючи, що багато роботів є мобільними або переносними, збільшення розміру неможливо. Крім того, вбудовані пристрої невеликого розміру не дозволяють проводити швидкі обчислення в режимі реального часу. Більше того, це збільшує складність управління роботом. Останні дослідження, проведені щодо штучного інтелекту, були зосереджені на оптимізації моделей машинного навчання для збільшення швидкості обчислень при збереженні точності, що потенційно може подолати це обмеження.

Висновки і перспективи подальших досліджень. У роботі досліджено механізми реалізації інтелектуальних функцій робототехніки з використанням машинного навчання. Алгоритми машинного навчання в основному застосовуються для моделювання власних нелінійних характеристик матеріалів та обробки даних з датчиків для реалізації основних цілей.

Хоча виконавчі механізми мають переваги гнучкого руху з простими морфологічними структурами, через їх універсальність існують обмеження щодо моделювання стану та управління системами тіла. Методи управління, засновані на підходах машинного навчання, такі як штучні нейронні мережі та рекурентні нейронні мережі, розроблені для таких цілей: пропріоцепція, формулювання політики на основі моделей для управління виконавчими механізмами та без модельного формулювання політики для управління виконавчими механізмами. Слід зазначити, що на відміну від інших програм для робототехніки, алгоритми навчання з посиленням широко застосовуються для отримання політики управління роботами.

1. Христич В. В., Тараненко О. Є. Сучасна робототехніка та застосування роботів під час ліквідації надзвичайних ситуацій. *Проблеми та перспективи*

забезпечення цивільного захисту : матеріали міжнародної науково-практичної конференції молодих учених. Харків : НУЦЗУ, 2020. С. 139. **2.** Парасюк Є. О., Джалілова В. Р. Доцільність визнання суб'єктами права роботів, штучного інтелекту та штучно інтелектуальних роботів. *Науковий огляд*. 2019. № 4(57). С. 101–109. **3.** Основи робототехніки : навч. посіб. / Морзе Н. В., Варченко-Троценко Л. О., Гладун М. А. Кам'янець-Подільський : ПП Буйницький О.А., 2016. 184 с. **4.** Драчук Д. С., Васюра А. С. Штучний інтелект як технологія створення інтелектуальних роботів. *Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи (МН-2020)*. 2020. URL: https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mn/mn2020/paper/viewFile/8667/7357 (дата звернення: 05.08.2021). **5.** Яненкова І. Г. Переваги та ризики використання штучного інтелекту в Україні та світі. *Ефективна економіка*. 2020. № 4. URL: http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=7820 (дата звернення: 27.07.2021). doi: 10.32702/2307-2105-2020.4.19 **6.** Басюк Т. М., Литвин В. В., Захарія Л. М., Кунанець Н. Е. Машинне навчання : навч. посіб. Львів : «Новий Світ-2000», 2019. 329 с. **7.** Chin K., Hellebrekers T., Majidi C. Machine learning for soft robotic sensing and control. *Advanced Intelligent Systems*. 2020. Vol. *2*(6). P. 1900171. doi: 10.1002/aisy.201900171. **8.** Teleoperation System for Teaching Dexterous Manipulation / S. Zahlner et al. URL: https://theengineroom.dibris.unige.it/wp-content/uploads/2020/09/7-Teleoperation-System-for-Teaching-Dexterous-Manipulation.pdf (Last accessed: 17.03.2021). **9.** Learning-based fingertip force estimation for soft wearable hand robot with tendon-sheath mechanism / B. B. Kang et al. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2020. Vol. 5. No. 2. P. 946–953. doi: 10.1109/LRA.2020.2966391. **10.** The quest for natural machine motion: An open platform to fast-prototyping articulated soft robots / C. Della Santina, et al. *IEEE Robotics & Automation Magazine*. 2017. Vol. 24. No. 1. P. 48–56. **11.** Thuruthel T. G., Hughes J., Iida F. Joint entropy-based morphology optimization of soft strain sensor networks for functional robustness. *IEEE Sensors Journal*. 2020. Vol. 20. No. 18. P. 10801–10810. doi: 10.1109/JSEN.2020.2995237. **12.** Scalable co-optimization of morphology and control in embodied machines / N. Cheney et al. *Journal of The Royal Society Interface*. 2018. Vol. 15. No. 143. P. 20170937. **13.** Stable open loop control of soft robotic manipulators / T. G. Thuruthel, et al. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2018. Vol. 3. No. 2. P. 1292–1298. **14.** Trajectory Optimization for Cable-Driven Soft Robot Locomotion / J. M. Bern, et al. *Robotics: Science and Systems*. 2019. Vol. 1. No. 3. URL: https://people.inf.ethz.ch/poranner/papers/SoftLoco/SoftLoco.pdf (Last accessed: 17.03.2021). **15.** Аль-Ібрахімі Метак М. А. Забезпечення раціональних умов абразивного різання композиційних карбонових виробів на верстатах паралельної структури : дис. ... канд. техн. наук : 05.03.01. Центральноукраїнський національний технічний університет, Кропивницький, 2019. 225 с.

REFERENCES:

1. Khrystych V. V., Taranenko O. Ye. Suchasna robototekhnika ta zastosuvannia robotiv pid chas likvidatsii nadzvychainykh sytuatsii. *Problemy ta perspektyvy zabezpechennia tsyvilnoho zakhystu* : materialy mizhnarodnoi naukovo-praktychnoi konferentsii molodykh uchenykh. Kharkiv : NUTsZU, 2020. S. 139. **2.** Parasiuk Ye. O., Dzhalilova V. R. Dotsilnist vyznannia subiektamy prava robotiv, shtuchnoho intelektu ta shtuchno intelektualnykh robotiv. *Naukovyi ohliad*. 2019. № 4(57). S. 101–109. **3.** Osnovy robototekhniky : navch. posib. / Morze N. V., Varchenko-Trotsenko L. O., Hladun M. A. Kamianets-Podilskyi : PP Buinytskyi O.A., 2016. 184 s. **4.** Drachuk D. S., Vasiura A. S. Shtuchnyi intelekt yak tekhnolohiia stvorennia intelektualnykh robotiv. *Molod v nautsi: doslidzhennia, problemy, perspektyvy (MN-2020)*. 2020. URL: https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mn/mn2020/paper/viewFile/8667/7357 (data zvernennia: 05.08.2021). **5.** Yanenkova I. H. Perevahy ta ryzyky vykorystannia shtuchnoho intelektu v Ukraini ta sviti. *Efektyvna ekonomika*. 2020. № 4. URL: http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=7820 (data zvernennia: 27.07.2021). doi: 10.32702/2307-2105-2020.4.19. **6.** Basiuk T. M., Lytvyn V. V., Zakhariia L. M., Kunanets N. E. Mashynne navchannia : navch. posib. Lviv : «Novyi Svit-2000», 2019. 329 s. **7.** Chin K., Hellebrekers T., Majidi C. Machine learning for soft robotic sensing and control. *Advanced Intelligent Systems*. 2020. Vol. *2*(6). P. 1900171. doi: 10.1002/aisy.201900171. **8.** Teleoperation System for Teaching Dexterous Manipulation / S. Zahlner et al. URL: https://theengineroom.dibris.unige.it/wp-content/uploads/2020/09/7-Teleoperation-System-for-Teaching-Dexterous-Manipulation.pdf (Last accessed: 17.03.2021). **9.** Learning-based fingertip force estimation for soft wearable hand robot with tendon-sheath mechanism / B. B. Kang et al. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2020. Vol. 5. No. 2. P. 946–953. doi: 10.1109/LRA.2020.2966391. **10.** The quest for natural machine motion: An open platform to fast-prototyping articulated soft robots / C. Della Santina, et al. *IEEE Robotics & Automation Magazine*. 2017. Vol. 24. No. 1. P. 48–56. **11.** Thuruthel T. G., Hughes J., Iida F. Joint entropy-based morphology optimization of soft strain sensor networks for functional robustness. *IEEE Sensors Journal*. 2020. Vol. 20. No. 18. P. 10801–10810. doi: 10.1109/JSEN.2020.2995237. **12.** Scalable co-optimization of morphology and control in embodied machines / N. Cheney et al. *Journal of The Royal Society Interface*. 2018. Vol. 15. No. 143. P. 20170937. **13.** Stable open loop control of soft robotic manipulators / T. G. Thuruthel, et al. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2018. Vol. 3. No. 2. P. 1292–1298. **14.** Trajectory Optimization for Cable-Driven Soft Robot Locomotion / J. M. Bern, et al. *Robotics: Science and Systems*. 2019. Vol. 1. No. 3. URL: https://people.inf.ethz.ch/poranner/papers/SoftLoco/SoftLoco.pdf (Last

accessed: 17.03.2021). **15.** Al-Ibrakhimi Metak M. A. Zabezpechennia ratsionalnykh umov abrazyvnoho rizannia kompozytsiinykh karbonovykh vyrobiv na verstatakh paralelnoi struktury : dys. ... kand. tekhn. nauk : 05.03.01. Tsentral-noukrainskyi natsionalnyi tekhnichnyi universytet, Kropyvnytskyi, 2019. 225 s.

Cozac Eugeniu, Masters Degree in Computer Science, Software Engineer (GAN C/O Memery Crystal Llp, 165 Fleet Street London EC4A 2DY United Kingdom +447517453892)

MECHANISMS FOR IMPLEMENTING THE INTELLECTUAL FUNCTIONS OF ROBOTICS USING MACHINE LEARNING

The article investigates the mechanisms of realization of intellectual functions of robotics with the use of machine learning. It is emphasized that one of the trends in the development of robotics is the great autonomy and intellectualization of robots. To ensure autonomous work in an unfamiliar and changing environment for a long time, the robot must be able to constantly learn something new, without forgetting the experience. Artificial neural networks can provide this capability. The article investigates and analyzes the existing methods of machine learning in robotics. The review is offered, and the modern tendency of development of robotic systems based on machine learning is described, the current limitations of algorithms of machine learning in robotics are also discussed. The use of machine learning methods in robotics is presented as a percentage, and it is emphasized that sensor-based research mainly uses controlled learning methods, such as the k-nearest neighbor method, the reference vector method, and controlled deep learning models. It is emphasized that the main objectives of machine learning are the perception of the position of devices and control them to the desired positions, to perform such tasks are relevant training algorithms with reinforcement to control the work. It is emphasized that although machine learning algorithms try to overcome the limitations of sensors and actuators that cannot perform accurate calibrations and controls, there are several limitations on their applicability. First, machine learning methods are a data-driven approach that typically requires a large amount of data to train their

networks. Second, the presence of a large number of errors that negatively affect their performance. Third, the applicability and limitations of real-time robots require further research.

Keywords: **intelligent functions; neural networks; artificial intelligence; robotics; machine learning; sensors; drives.**

Козак Е. Б., магистр компьютерных наук, разработчик программного обеспечения, инженер-программист (GAN Inc. C/O Memery Crystal Llp, 165 Fleet Street London EC4A 2DY United Kingdom +447517453892)

МЕХАНИЗМЫ РЕАЛИЗАЦИИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ФУНКЦИЙ РОБОТОТЕХНИКИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

В статье исследованы механизмы реализации интеллектуальных функций робототехники с использованием машинного обучения. Подчеркнуто, что одной из тенденций в развитии робототехники большая автономизация и интеллектуализация роботов. Для обеспечения автономной работы в незнакомом и изменяющейся среде в течение длительного времени робот должен иметь возможность постоянно учиться новому, не забывая накопленного опыта. В статье исследованы и проанализированы существующие методы машинного обучения в робототехнике. Предложено обзор, и описано современную тенденцию развития роботизированных систем на базе машинного обучения также осуществлено обсуждение текущих ограничений алгоритмов машинного обучения в робототехнике. Отмечено, что основными целями машинного обучения является восприятие положения устройств и управления ими в желаемых позиций, для выполнения таких задач актуальны алгоритмы обучения с подкреплением для управления работами. Отмечено, что несмотря на то, что алгоритмы машинного обучения пытаются преодолеть ограничения датчиков и исполнительных механизмов, которые не могут осуществить точные калибровки и управления, существует несколько ограничений по их применимости.

Ключевые слова: **интеллектуальные функции; нейронные сети; искусственный интеллект; робототехника; машинное обучение; датчики; приводы.**