

**Павлів А.І.**<https://orcid.org/0009-0009-2855-915X>

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

## ВИКОРИСТАННЯ ПЕРИФЕРІЙНИХ ОБЧИСЛЕНЬ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ МЕТОДІВ КЕРУВАННЯ В НЕЛІНІЙНИХ СЕНСОРНО-АКТУАТОРНИХ СИСТЕМАХ

У статті представлено комплексне дослідження методів керування та оцінювання стану для промислових робототехнічних комплексів та систем автоматизованого буріння, що характеризуються суттєвою нелінійністю динаміки та ефектами пам'яті матеріалів (гістерезисом). Оскільки класичні детерміновані моделі не здатні ефективно описувати нескінченну кількість ступенів свободи м'яких матеріалів, запропоновано використання гібридного підходу, що поєднує глибоке навчання з підкріпленням та імовірнісну оцінку станів. Ключовим внеском дослідження є реалізація дворівневої архітектури з механізмом винесення обчислень на периферійні сервери. Таке рішення дозволило винести ресурсоємні задачі, зокрема навчання сурогатних моделей динаміки на базі глибоких нейронних мереж та байєсівську оптимізацію, за межі вбудованих мікроконтролерів, ресурси яких є обмеженими. Експериментально доведено, що це забезпечує функціонування локальних контурів керування у жорсткому реальному часі, усуваючи затримки, які при локальному обчисленні зростали б квадратично зі збільшенням обсягу даних. Для вирішення проблеми точності вимірювань у сенсорах з м'яких матеріалів, які страждають від мультимодальних розподілів через гістерезис, розроблено вдосконалений фільтр на основі гаусових процесів. Порівняльний аналіз показав, що цей метод дозволяє суттєво знизити середню нормалізовану середньоквадратичну похибку оцінки стану порівняно з класичними багатогіпотезними розширеними фільтрами, забезпечуючи високу точність навіть при складних деформаціях. Ефективність запропонованого методу підтверджено на прикладі кабельно-приводних м'яких актуаторів: використання допоміжної сурогатної моделі прискорило процес навчання контролера, а застосування байєсівської оптимізації забезпечило успішну адаптацію політики керування при переході від симуляційного середовища до фізичної системи.

**Ключові слова:** промислова автоматизація, розподілені обчислення, нелінійне керування, глибоке навчання з підкріпленням, гаусові процеси, сурогатне моделювання, компенсація гістерезису, м'яка робототехніка.

**Постановка проблеми.** Сучасний розвиток автономних інтелектуальних систем відкриває нові перспективи для автоматизації складних технологічних процесів, зокрема у сферах буріння свердловин та м'якої робототехніки. Однак функціонування у неструктурованих середовищах супроводжується значними викликами, пов'язаними з нелінійною динамікою об'єктів, стохастичними збуреннями та специфічними властивостями матеріалів, такими як ефект гістерезису в сенсорах. Традиційні методи керування, що спираються на детерміновані математичні моделі, часто виявляються неефективними в таких умовах, оскільки не здатні адаптуватися до непередбачуваних змін параметрів системи та

накопичення похибок вимірювання. Перспективним напрямом вирішення цих задач є застосування методів керування на основі даних, зокрема навчання з підкріпленням та імовірнісного оцінювання стану за допомогою гаусових процесів. Проте впровадження таких алгоритмів стикається з проблемою обмежених обчислювальних ресурсів вбудованих мікроконтролерів. Висока обчислювальна складність навчання нейронних мереж та байєсівської оптимізації унеможливує їх виконання безпосередньо в автономних установках у режимі реального часу без втрати швидкості. Відтак виникає необхідність у розробці нових архітектурних рішень та алгоритмів, які дозволили б інтегрувати потужні методи штучного інтелекту



в системи з обмеженими ресурсами. Актуальним науковим завданням є створення комплексного підходу, що поєднує точні методи оцінювання стану, адаптивні стратегії керування та технології периферійних обчислень для забезпечення надійної роботи автономних систем у реальному часі.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Сучасний етап розвитку технологій характеризується поступовим переходом від автоматизованих та безпілотних систем до повністю автономних інтелектуальних комплексів. Еволюція цих систем, їхні ключові характеристики та перспективи впровадження у промисловість детально розглянуті в роботі [1]. Серед методів керування такими системами особливу увагу дослідників привертає керування з прогнозуючою моделлю (MPC), основи якого проаналізовані в [2]. При цьому, як зазначено в систематичному огляді [3], в умовах складної побудови фізичних моделей дедалі більшу роль відіграє оптимальне керування саме на основі даних.

Реалізація таких складних алгоритмів вимагає значних ресурсів, тому важливим напрямом є оптимізація обчислень. Сучасні стратегії колаборативної оптимізації, зокрема у транспортних системах, описані в роботі [4]. Розвитком цього напрямку є дослідження [5], що демонструє ефективність використання глибокого навчання з підкріпленням для балансування навантаження. Загалом огляд моделей винесення обчислень (offloading), що дозволяє знизити навантаження на локальні контролери, проведено в роботі [7].

Центральним питанням залишається вибір правильної стратегії керування в умовах невизначеності. Фундаментальний огляд відмінностей між класичним адаптивним керуванням та методами, що керуються даними, наведено у роботі [6]. Продовжуючи тему адаптації, робота [8] фокусує увагу на специфіці прогнозуючої моделі, орієнтованої на дані, що дозволяє покращувати якість керування на основі накопиченого досвіду. Розширені фреймворки прогнозуючої моделі для інтелектуальних мехатронних систем детально проаналізовані у [9].

Для ефективного проектування таких об'єктів критично важливим є наявність чіткої структури, що стало предметом дослідження [10], автори якого запропонували таксономію автономних систем з огляду на архітектуру програмного забезпечення. Окремий кластер досліджень стосується м'якої робототехніки: робота [11] висвітлює виклики керування, пов'язані з нескінченною кількістю ступенів свободи, а проблематика сен-

сорики та інтеграції датчиків у таких системах розкрита у дослідженні [12].

**Постановка завдання.** Сучасні автономні інтелектуальні системи, зокрема у сферах автоматизованого буріння та робототехніки, все частіше покладаються на методи керування на основі даних (навчання з підкріпленням, імовірнісне оцінювання) для роботи з нелінійною динамікою та ефектами пам'яті матеріалів, такими як гістерезис. Проте безпосереднє впровадження цих ресурсоемних алгоритмів штучного інтелекту стикається з жорсткими обмеженнями обчислювальних потужностей вбудованих мікроконтролерів. Традиційні детерміновані моделі не здатні ефективно адаптуватися до стохастичних збурень та описати нескінченну кількість ступенів свободи таких систем. Використання ж більш точних моделей на основі даних та вдосконалених фільтрів для компенсації гістерезису призводить до того, що при локальному обчисленні час відгуку системи зростає квадратично зі збільшенням обсягу даних. Це створює критичні затримки та унеможливує функціонування локальних контурів керування у жорсткому реальному часі.

Отже, наукова проблема цієї роботи полягає у подоланні розриву між високими обчислювальними вимогами сучасних методів штучного інтелекту та обмеженими ресурсами вбудованих систем керування. Виходячи з цього, метою статті є розробка та експериментальне дослідження комплексної дворівневої архітектури, яка поєднує методи глибокого навчання з підкріпленням, імовірнісне оцінювання стану та механізм винесення обчислень на периферійні сервери. Розв'язання цієї задачі дозволить оптимізувати виконання ресурсоемних операцій (навчання сурогатних моделей динаміки, байєсівська оптимізація) за межами мікроконтролера, гарантуючи при цьому високу точність оцінки стану та надійне функціонування нелінійних сенсорно-актуаторних систем у режимі реального часу.

**Виклад основного матеріалу.** Автономні інтелектуальні системи стрімко розвиваються протягом останніх десятиліть завдяки інтеграції досягнень у сфері робототехніки, штучного інтелекту та кіберфізичних систем. Ці системи характеризуються здатністю функціонувати самостійно, приймати рішення та виконувати складні завдання за мінімального або повного виключення втручання людини.

Розвиток автономних інтелектуальних систем має суттєві наслідки для широкого спектра галузей, зокрема транспорту, охорони здоров'я,

виробництва, а також сфери послуг. Для підкреслення багатогранності та впливу систем у різних секторах економіки їх класифікацію за доменами застосування наведено на рис. 1. Класифікація базується на специфічних галузях та секторах, у яких реалізуються такі системи, причому кожен сегмент додатково поділяється за репрезентативними прикладами використання чи конкретними завданнями в межах відповідної галузі. Крім того, класифікація автономних систем за базовими технологіями та методологіями, що забезпечують їхню роботу (див. рис. 2), дозволяє сформулювати цілісне уявлення про ключові технологічні напрями розвитку. Серед них: досягнення у сфері штучного інтелекту та машинного навчання, робототехніки й систем керування, кіберфізичних систем, периферійних обчислень, а також комунікаційних і мережевих технологій. Кожен із цих піддоменів становить критично важливу сферу досліджень і розробок, що робить внесок у зростання інтелектуальних можливостей та функціо-

нальності автономних інтелектуальних систем. Наприклад, методи штучного інтелекту такі як глибинне навчання та навчання з підкріпленням є ключовими для здатності інтелектуальних систем навчатися та адаптуватися в реальному часі, тоді як периферійні обчислення та системи реального часу забезпечують ефективність роботи в динамічних середовищах.

Розглянемо прикладні сфери використання та технологічні досягнення в межах автономних інтелектуальних систем із особливим акцентом на роботизацію та інтелектуально з'єднані системи. Ці два напрями не лише ілюструють загальні тенденції розвитку автономних систем, а й становлять основні об'єкти аналізу у цьому дослідженні. Зокрема, показовим прикладом такої інтеграції є робототехніка в автоматизації буріння свердловин, де проблема керування установкою є особливо складною через їхню нелінійну та високоеластичну природу. У цьому контексті для подальших досліджень слід розглянути два ключові

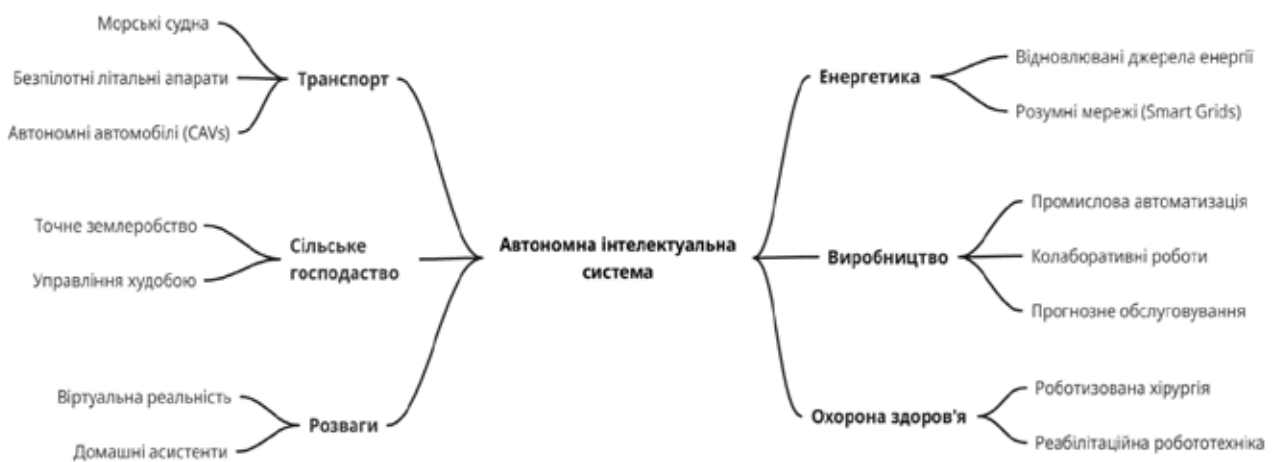


Рис. 1. Огляд категоризації автономної інтелектуальної системи за застосуваннями



Рис. 2. Огляд категоризації автономної інтелектуальної системи за технологіями

чові аспекти: точне моделювання, яке потребує глибшого розуміння динаміки об'єкта, та розробку удосконалених стратегій керування, що підвищують ефективність автономних систем завдяки поєднанню методів керування та навчання. По-перше, в автономних інтелектуальних системах точне моделювання дає змогу прогнозувати поведінку та адаптуватися до різних сценаріїв, підтримуючи ефективність і надійність роботи. Розробка точних моделей установки включно з моделями континуальної механіки, дискретними моделями та сурогатними моделями, дозволяє передбачати поведінку об'єктів у системах реального часу. По-друге, стратегії керування автономних систем повинні виходити за межі традиційних методів для ефективної роботи з континуальною природою таких систем. Їх можна поділити на методи управління на основі моделей та методи управління на основі даних.

Методи управління на основі моделей ґрунтуються на створенні точних математичних моделей, які описують динаміку та поведінку автономних інтегрованих систем. Такі моделі, як правило, виводяться з перших принципів і потребують глибокого розуміння фізичних властивостей та механізмів деформації матеріалів. Моделеве керування можна поділити на кінематичне (орієнтоване на положення або швидкість) та динамічне (враховує інерційні сили, гравітацію тощо, що забезпечує точнішу взаємодію з довкіллям). Для цього розроблені, зокрема, модель зі ступінчастою сталою кривизни, яка дає змогу апроксимувати безперервні деформації дискретними моделями та формувати керуючі стратегії для практичних застосувань. Підхід, керований даними, навпаки, навчас стратегії керування безпосередньо на основі взаємодії систем з навколишнім середовищем. Дослідники з різних наукових сфер активно вивчають ці методи, адже вони мають суттєві переваги у роботі зі складною та нелінійною природою об'єктів, дозволяючи розробляти стратегії, що найефективніше враховують специфіку таких систем. Методи керування на основі даних можуть застосовуватися у різних аспектах керування автономних систем від кінематичного моделювання, динамічного моделювання, до керування у відкритому контурі та у замкненому контурі. Крім того, моделювання орієнтоване на дані може використовуватися для прогнозування та характеристики сенсорів, що уможливорює ефективне застосування спостерігачів стану у задачах керування. Методи керування на основі даних становлять клас підходів, що використовують емпіричні дані для побудови

моделей, здатних прогнозувати поведінку об'єктів за різних умов. У порівнянні з моделями, заснованими винятково на теоретичних чи фізичних принципах, методи на основі даних мають переваги у здатності узагальнювати характеристики даних, отриманих у процесі рухів робота, та відображати реальні властивості м'яких роботів без необхідності застосування спрощень чи гіпотез щодо їх кінематики і динаміки.

Застосування моделювання на основі даних можна виокремити у двох ключових напрямках. По-перше, воно може бути використане для створення передбачуваної моделі, яка описує, як об'єкт поводить себе або реагує на різні вхідні сигнали. Така модель відображає (обернену) динаміку, кінематику або інші характеристики об'єкту, що дозволяє прогнозувати його майбутні стани на основі поточних вхідних даних. Вихідним результатом є предиктивна модель, яка описує залежність між вхідними та вихідними параметрами об'єкта. Цю модель можна застосовувати для передбачення майбутніх станів, проектування систем керування, або для інших завдань, де критично важливим є розуміння динаміки об'єкта. По-друге, моделювання може використовуватися для оцінки стану, метою якого є визначення поточного стану об'єкту (наприклад, положення, орієнтації, форми) у режимі реального часу на основі даних сенсорів та, можливо, інших вхідних параметрів. Основна увага у цьому випадку приділяється точному прогнозуванню чи оцінюванню стану системи під час її функціонування. На відміну від предиктивних моделей, оцінювач стану зазвичай працює у замкненому контурі, де вихід (тобто оцінений стан) безперервно оновлюється зі збиранням нових сенсорних даних. Для цього застосування зазвичай необхідна інтеграція різних сенсорів на основі м'яких матеріалів, зокрема п'єзорезистивних, п'єзоелектричних та магнітних. Більше того, використання моделей на основі даних дозволяє вдосконалювати методи оцінки стану, розширюючи можливості автономних інтелектуальних систем у моніторингу їхніх параметрів. Методи оцінки, засновані на моделях, особливо ймовірнісні методи, зокрема байєсівські мережі, та лінійно-квадратичне оцінювання з його численними модифікаціями, широко застосовуються у завданнях оцінки стану. Різні методи представлення моделей можуть використовуватися у моделюванні на основі даних, і їх можна загалом поділити на параметричні та непараметричні. Параметричні моделі передбачають фіксовану структуру моделі з визначеною кількістю

параметрів, значення яких оцінюються з даних шляхом оптимізаційних методів. Типовими прикладами є лінійні моделі, поліноміальні моделі та нейронні мережі з фіксованою архітектурою. Ці моделі є обчислювально ефективними та інтерпретаційними, проте можуть мати труднощі у відтворенні складних нелінійних залежностей.

Непараметричні моделі, натомість, не передбачають заданої функціональної форми й характеризуються більшою гнучкістю, оскільки здатні адаптувати власну складність залежно від обсягу даних. Серед популярних непараметричних представлень, як зазначено в дослідженні [3], можна виокремити оператор Купмана, метод k-найближчих сусідів, гаусові процеси та глибинні нейронні мережі зі змінною архітектурою (наприклад, пошук нейронної архітектури та графові нейронні мережі). Ці моделі здатні відтворювати складні багатовимірні залежності, проте зазвичай потребують значно більших обчислювальних ресурсів і можуть бути менш інтерпретаційними. Безпосереднім розвитком цього напрямку в контексті керування автономними системами є регулятори на основі даних, які акцентують увагу на використанні емпіричних вхідно-вихідних даних для проектування систем керування, часто оминаючи потребу у детальній математичній моделі системи. Такий підхід зазвичай не враховує точність чи невизначеність моделі, натомість досягаючи цілей керування шляхом процесів навчання або тренування. Внаслідок цього визначення на основі даних, безмодельних та навчально-орієнтованих регуляторів часто накладаються одне на одне. Як представлено на рис. 1, методи, засновані на даних, можуть застосовуватися до різних аспектів у системі керування.

Проте, якщо зосередитися лише на фазі виведення стратегії, яка формує регулятор без апріорної структури для модифікації поведінки певних змінних шляхом маніпуляції іншими змінними, то немає потреби чітко розрізняти безмодельні, навчально-орієнтовані чи підходи на основі даних. Хоча існують винятки, наприклад класичні пропорційно-інтегрально-диференціальні методи, які є безмодельними, але не на основі даних, межі між цими категоріями стають усе більш розмитими із розвитком алгоритмічного дизайну. У застосуваннях робототехніки регулятори на основі даних використовуються для безпосереднього навчання стратегій керування на основі взаємодії робота з навколишнім середовищем. Яскравим прикладом є навчання з підкріпленням, де об'єкт набуває оптимальних стратегій керування шляхом методу

проб і помилок, керуючись функцією винагороди. Алгоритм навчання поступово визначає ефективність пар «стан-дія», доки не буде досягнуто стабільності стратегії. Окрім того, останнім часом активно досліджуються методи моделювального підкріплювального навчання, спрямовані на підвищення ефективності та стабільності функціонування. Ці підходи використовують навчальну модель динаміки для прогнозування майбутніх станів і відповідної оптимізації керуючих дій, що дозволяє забезпечити більш точне й адаптивне керування у складних середовищах. З іншого боку, традиційні методи керування часто стикаються з труднощами у динамічних середовищах та у зв'язку з унікальними вимогами реалізації. Для подолання цих викликів дедалі більшої популярності набуває інтеграція підходів на основі даних, які підвищують гнучкість і здатність до адаптації. Наприклад, керування з прогнозуючою моделлю забезпечує автоматичне налаштування гіперпараметрів, завдяки чому об'єкти можуть у реальному часі прогнозувати та адаптуватися до змінних умов, а алгоритми пропорційно-інтегрально-диференціального регулювання використовують експлуатаційні дані у реальному часі для автоматичної корекції параметрів, підвищуючи ефективність у непередбачуваній динаміці деформацій. Аналогічно, адаптивне динамічне програмування дозволяє безпосередньо враховувати нелінійності та обмеження на входи, а використання методів апроксимації рішень на основі даних забезпечує ефективніше розв'язання високовимірних задач керування.

Методи керування на основі даних суттєво підвищують рівень автономності та інтелектуальних можливостей систем, дозволяючи їм значно ефективніше виконувати складні завдання у неструктурованих середовищах. Ключовим елементом для досягнення такої ефективності є використання вдосконалених імовірнісних методів фільтрації, тому проведене дослідження розглядає аспекти оптимальної оцінки стану для нелінійної часово-змінної системи та зосереджене на сфері м'яких сенсорів в автономному бурінні. Робота передбачає розробку алгоритму оптимальної оцінки стану у застосуванні пневматично керованих сенсорно-актуаторних систем, виготовлених із м'яких матеріалів, де точна оцінка кута згину має вирішальне значення для задач, що потребують адаптивної та компетентної взаємодії з об'єктами.

Для розв'язання цієї проблеми та забезпечення точної замкненої контурної форми управління автор досліджує методи оптимальної фільтра-

ції на основі лінійно-квадратичного оцінювання. Водночас, через мульти-модальні розподіли, спричинені гістерезисом, традиційне лінійно-квадратичного оцінювання не досягає достатньої точності оцінки. Тому в дослідженні розроблено підхід на основі багатогіпотезного розширеного фільтра Калмана [12]. Головний внесок полягає у створенні нового алгоритму оцінки стану, який враховує ефект гістерезису в сенсорах з м'яких матеріалів і забезпечує високу обчислювальну ефективність та точність оцінки. За допомогою поліноміальної регресії було вдосконалено модель спостереження та апроксимовано її набором квадратичних функцій. Ці функції представляються як множина гіпотез у ймовірнісній моделі спостереження. На кожному часовому кроці гіпотези обробляються незалежно за допомогою фільтра, після чого обчислюється фінальний апріорний розподіл шляхом об'єднання гіпотез із відсівом тих, що мають низьку ймовірність вимірювання. Крім того, завдяки паралельному обчисленню для множини гіпотез, метод має потенціал масштабованості.

Однак запропонований алгоритм має обмеження у забезпеченні точності при випадкових сигналах, а також не повністю вирішує проблему часових зсувів. Гістерезис означає, що стан системи залежить не лише від поточного вхідного сигналу, а й від історії попередніх сигналів, тому використання лише поточного стану не дозволяє повністю усунути цю проблему. Водночас інтеграція історичних даних для більш точної оцінки стану є складним завданням, яке передбачає складніше моделювання на основі даних та необхідність збереження обчислювальної ефективності в режимі реального часу. Для вирішення цих викликів пропонується адаптивне оцінювання форми м'яких актуаторів із підтримкою периферійних обчислень на основі гаусових процесів і несцензованих фільтрів Калмана [12]. Це дослідження пропонує вдосконалений метод оцінки стану, оскільки результати експериментів підтверджують необхідність врахування довшої історії попередніх сигналів для інтерпретації поточного стану сенсора через природу гістерезису. Розгляд системи сенсор-актуатор як ідеального марковського процесу є недостатнім для досягнення точної оцінки стану, особливо при випадкових вхідних сигналах. Крім того, встановлено, що система є чутливою до шумів сенсора внаслідок часових зсувів, тоді як побудова детермінованої моделі традиційними методами не враховує невизначеності моделі чи впливів середовища, що й стало мотивацією для

дослідження більш досконалого методу оцінки стану.

Розглянемо використання моделі, керованої даними, для відтворення динаміки сенсорів із м'яких матеріалів та інтеграції цієї моделі з алгоритмом оцінки стану для підвищення точності. Зокрема, в дослідженні було розроблено модель на основі гаусових процесів, яка ефективно характеризує гістерезис і невизначеність у м'яких матеріалах без використання параметричних моделей, забезпечуючи більшу гнучкість. У моделі гаусових процесів стан попереднього кроку часу використовується як вхід, щоб відобразити часову залежність та пам'ятковий ефект гістерезису. Водночас, якщо стохастичний стан моделі поширюється послідовно, то він набуває негаусівського характеру під час ітерацій, що створює проблеми для аналітичної відстежуваності в алгоритмах фільтрації. Тому в дослідженні поєднано модель гаусових процесів із фільтром Калмана з невизначеністю та реалізовано невизначене перетворення для збереження гаусівського розподілу на кожному кроці з високою ефективністю.

Запропонований підхід, за допомогою методів керування на основі даними, продемонстрував переваги у підвищенні загальної точності оцінки стану в реальному часі для м'яких матеріалів. Як показано на рис. 3, при тестуванні петлі гістерезису сенсора на різних синусоїдальних хвилях з різними амплітудами та зсувами фільтр Калмана з невизначеністю продемонстрував значну перевагу над багатогіпотезним розширеним фільтром, знижуючи значення середньої нормалізованої середньоквадратичної похибки при різних типах вхідних сигналів. Втім, інтеграція методів гаусових процесів та нелінійних фільтрів створює виклики для виконання задач оцінки стану й управління на мікроконтролерах у реальному часі. Зі зростанням обсягів даних для навчання гаусових процесів періодичні задачі управління онлайн можуть споживати надмірні ресурси процесора чи пам'яті на вбудованому мікроконтролері.

Щоб вирішити цю проблему, потрібно інтегрувати схему оцінки з підтримкою периферійних обчислень, у якій задача оцінки передається з мікроконтролера на периферійний сервер, що усуває проблему накладання обмежень на ресурси. Крім того, у лабораторних експериментах автори кількісно проаналізували час відгуку для локального обчислення та схеми з винесенням задач на периферійний сервер з метою оцінки продуктивності в реальному часі. Як було вста-

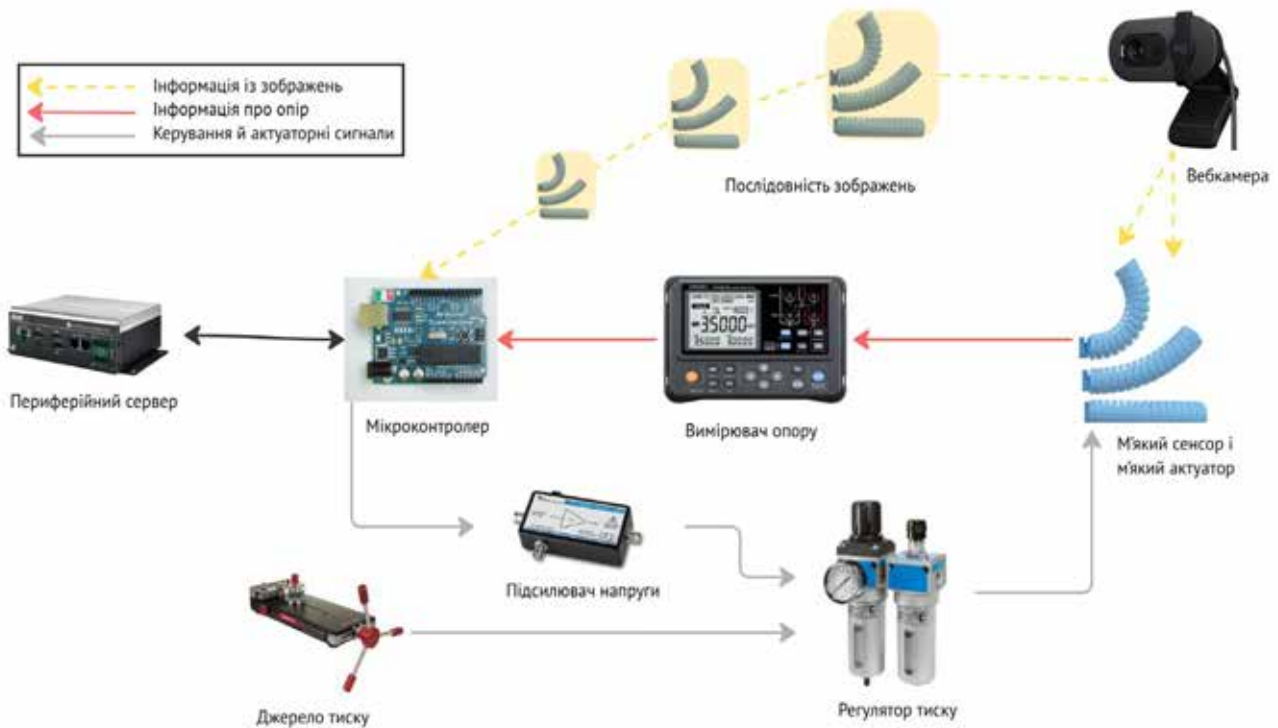


Рис. 3. Експериментальна система

новлено співвідношення між обчислювальним навантаженням та точністю оцінки із зростанням обсягу навчальних даних значення похибки зменшуються, що свідчить про підвищення точності. При цьому час відгуку для локального підходу зростає квадратично, тоді як метод із винесенням на периферію залишається ефективним завдяки вищим обчислювальним потужностям.

Таким чином, інтеграція винесення обчислень є ефективним способом зменшення обчислювальної складності, забезпечення роботи в режимі реального часу без компромісів щодо точності оцінки, що робить запропонований підхід практично придатним для впровадження у системах м'якого автоматизованого буріння. Результати продемонстрували високу точність оцінки для нелінійних систем із м'яких матеріалів на основі методів, керованих даними, а також перспективність їх застосування у сфері м'яких актуаторів. Виходячи з цих висновків і з метою подальшої перевірки ефективності та узагальненості підходу, керованого даними, в даному дослідженні застосовано аналогічний принцип проектування до іншого сценарію м'якого автоматичного буріння, що дозволило зосередившись на оптимальному керуванні на основі навчання з підкріпленням із використанням базової моделі.

Необхідна механічна конструкція характери-

зується інноваційним використанням чотирьох кабельно-приводних м'яких актуаторів, кожен з яких виконує згинальну функцію. Такий кабельний привід забезпечує плавні й безперервні згини та скручування, що створює умови для синхронізації рухів і формування локомотивного патерну, який дозволяє об'єкту рухатись. Хоча актуатори з м'яких матеріалів дозволяють реалізувати складні деформації для генерації руху, ефективний дизайн залишається необхідним для максимального використання їхнього потенціалу. Через складність фізичного моделювання та аналітичного опису від рівня моторного контролера до рівня руху об'єкту варто звернутись до підходів, керованих даними, застосувавши підкріплене навчання для оптимізації контролера. Підкріплене навчання зарекомендувало себе як перспективний підхід у керуванні, оскільки забезпечує адаптивні й гнучкі стратегії управління, здатні враховувати складну та нелінійну динаміку таких систем. Проте традиційне навчання з підкріпленням без моделі має низьку ефективність через велику потребу в даних у робототехнічних застосуваннях.

Щоб підвищити ефективність і точність навчання, було застосовано навчання з підкріпленням із моделлю, що використовує обчислювально ефективну апроксимаційну модель в процесі

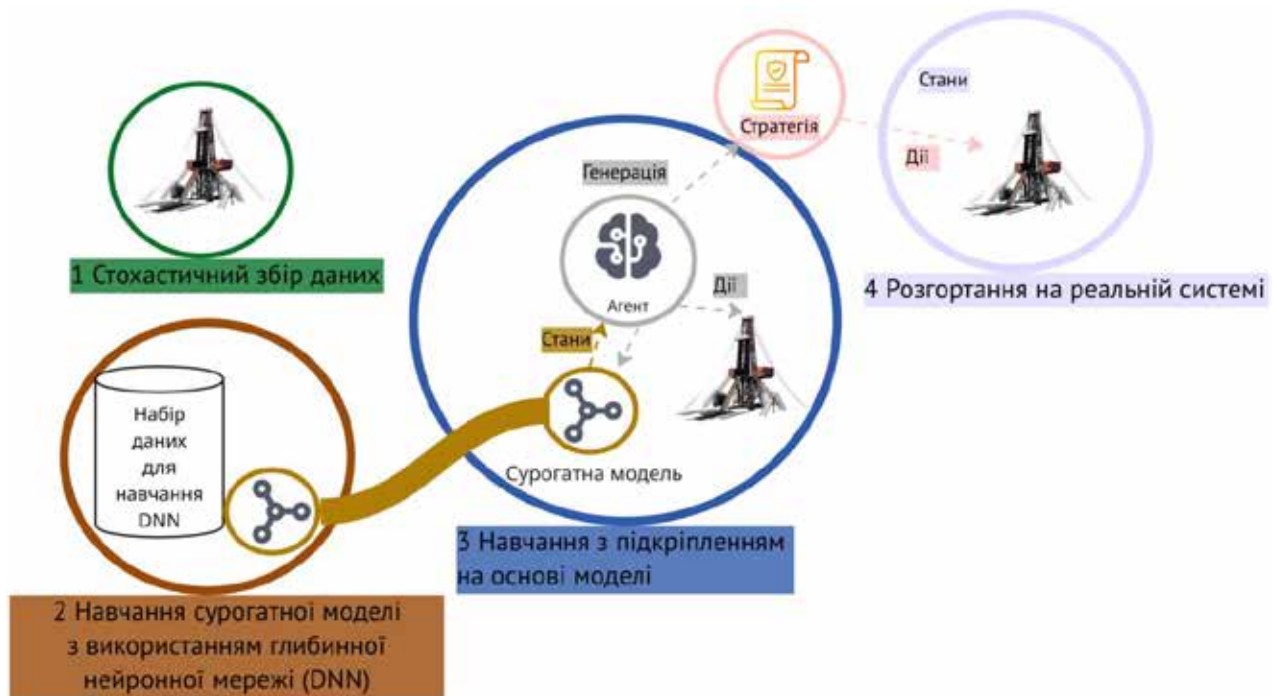


Рис. 4. Фреймворк генерації стратегії керування автономною установкою

навчання з підкріпленням. На рис. 5 представлено загальну схему розробки ефективної стратегії керування рухами для фізичного об'єкту. Для цього було використано допоміжну модель на основі глибокої нейронної мережі замість обчислювально витратної моделі середовища та реалізовано навчання з підкріпленням для контролера за допомогою акторного алгоритму. Крім того, після тренування застосовано механізм навчання для уточнення стратегії керування у симуляції, що є необхідним кроком для адаптації отриманої стратегії до складностей фізичної системи.

Виконання онлайн-навчання контролера практично неможливе у режимі реального часу на вбудованій системі обчислень через обмеженість пам'яті та потужності процесора. Як показано на рис. 6, для реалізації керування у реальному часі було інтегровано периферійні обчислення шляхом винесення задачі онлайн-навчання на периферійний сервер. Процесор моделі відповідає лише за збір даних сенсорів і привід, тоді як периферійний сервер виконує сенсорне об'єднання і навчання байєсівської оптимізації. Такий контур керування відповідає архітектурі, поданій на рис. 5, де за рахунок віддалених обчислень знижується локальне обчислювальне навантаження. Для оцінки вигашу від використання підходу було досліджено продуктивність системи керування у реальному часі для обох сценаріїв: локальних обчислень і винесення задач на периферію.

Рішення з використанням периферії продемонструвало вищу надійність із суттєво меншою кількістю невирішених задач керування та прийнятною наскрізною затримкою. Внесок цього дослідження полягає у розробці методу уточнення контролера на основі баєсівської оптимізації, що вирішує проблему розриву між симуляцією та реальним запуском у робототехніці та забезпечує ефективну адаптацію оптимальних параметрів між симуляційними і фізичними експериментами.

Таким чином, основний внесок дослідження полягає у демонстрації ефективності підходу навчання з підкріпленням із використанням сурогатної моделі, керованої даними, для навчання контролерів руху елементів бурової установки. Як показано на рис. 4, контролер навчання з підкріпленням із моделлю забезпечує більш ефективне та результативне керування об'єктами порівняно з навчанням з підкріпленням без моделі. Завдяки швидкій збіжності до високої сумарної винагороди підхід гарантує точність оцінки переходів стану та підвищує ефективність тренування у порівнянні з традиційним методом без моделі. Крім того, було перевірено отриману швидкість прямолінійного руху як у симуляції, так і у фізичному середовищі, де буде підтверджено перевагу контролера навчання з підкріпленням із моделлю порівняно з традиційним методом навчання з підкріпленням без моделі. Додатковий внесок полягає у впровадженні рішення на основі периферійних

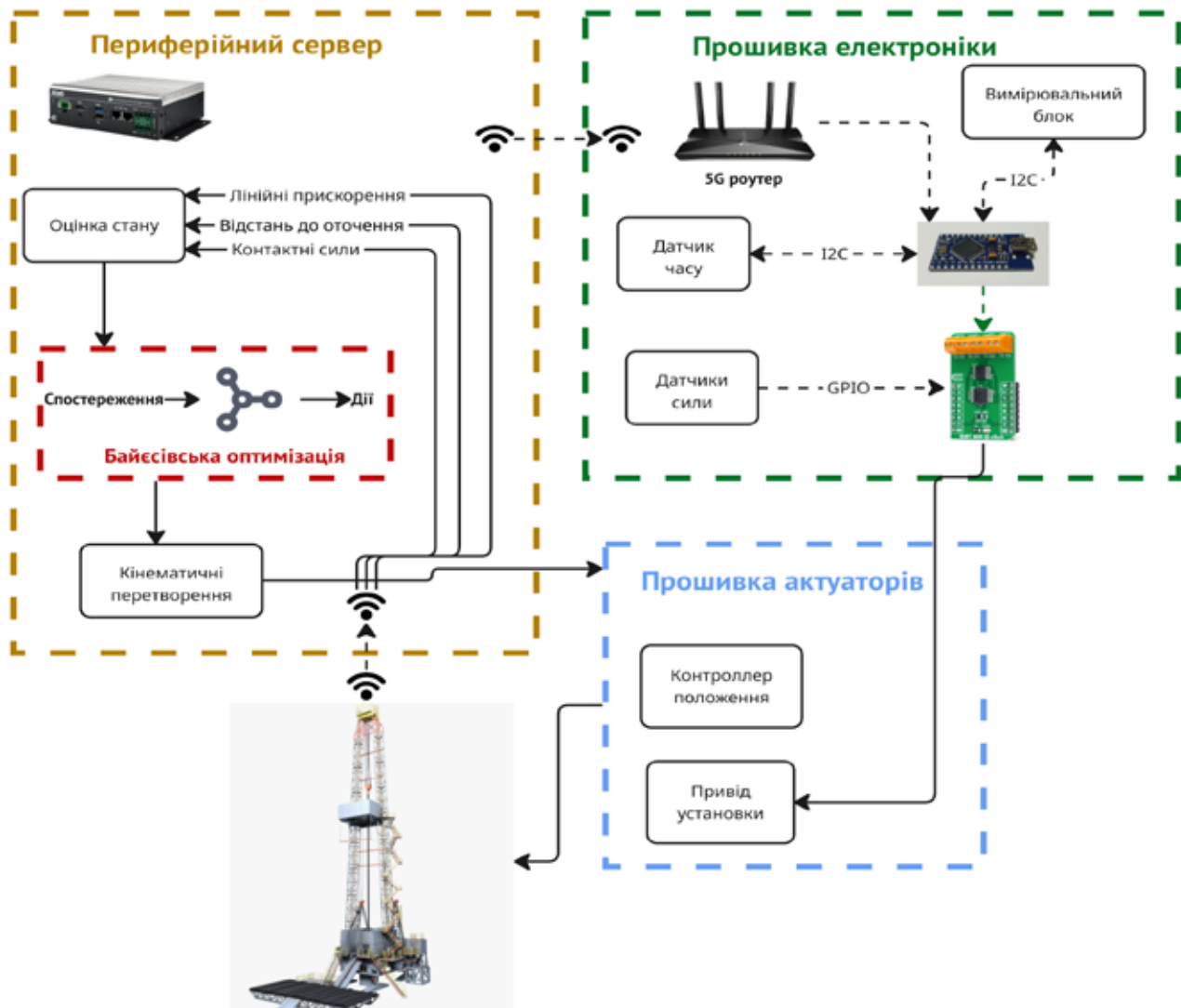


Рис. 5. Архітектура системи керування

обчислень для онлайн-навчання у реальному часі, що є критично важливим для практичного розгортання системи. Для цього було проаналізовано вплив затримок комунікації та обмежень ресурсів на виконання задач керування у реальному часі. Загальна затримка обчислень та комунікацій при використанні периферійних обчислень стабільно менша, ніж при локальних обчисленнях.

**Висновки.** У цій статті досліджено інтеграцію методів оптимального керування на основі даних у межах автономних інтелектуальних систем. Показано, що використання цих підходів може суттєво підвищити ефективність керування в реальному часі, координації та прийняття рішень у різних сферах застосування. Зокрема, увага зосереджувалася на розробці методів керування на основі даних для систем автономного буріння. В даній задачі показано ефективність

застосування методів керування на основі даних для подолання проблем нелінійності та часової варіативності. Таким чином, використання сучасних методів моделювання та керування на основі навчання дало змогу підвищити точність оцінювання стану та ефективність процесів керування бурінням. Ці підходи використовують емпіричні дані для побудови моделей, що прогнозують поведінку об'єктів, підвищуючи надійність їх роботи. Моделювання на основі даних було використано для створення предиктивних моделей та для оцінки стану системи в реальному часі. Методи оцінки стану також можуть включати ймовірнісні підходи, зокрема байєсівські мережі або модифікації фільтра Калмана. Для представлення моделей були застосовані як параметричні, так і непараметричні підходи, включаючи нейронні мережі та регресію на гаусових процесах.

Список літератури:

1. Chen J., Sun J., Wang G. From unmanned systems to autonomous intelligent systems. *Engineering*. 2022. Vol. 12. P. 15–20. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eng.2021.10.007>
2. Shi Y., Zhang K. Advanced model predictive control framework for autonomous intelligent mechatronic systems: A tutorial overview and perspectives. *Annual Reviews in Control*. 2021. Vol. 52. P. 172–195. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2021.10.008>
3. Prag K., Woolway M., Celik T. Toward data-driven optimal control: A systematic review of the landscape. *IEEE Access*. 2022. Vol. 10. P. 32191–32211. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3160709>
4. Zhang Y. et al. Collaborative optimization strategy for dependent task offloading in vehicular edge computing. *Mathematics*. 2024. Vol. 12, no. 23. Article 3820. DOI: <https://doi.org/10.3390/math12233820>
5. Xu J. et al. Deep reinforcement learning-based task offloading and load balancing for vehicular edge computing. *Electronics*. 2024. Vol. 13, no. 8. Article 1511. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics13081511>
6. Benosman M. Model-based vs data-driven adaptive control: An overview. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*. 2018. Vol. 32, no. 5. P. 753–776. DOI: <https://doi.org/10.1002/acs.2862>
7. Lin H. et al. A survey on computation offloading modeling for edge computing. *Journal of Network and Computer Applications*. 2020. Vol. 169. Article 102781. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2020.102781>
8. Rosolia U., Zhang X., Borrelli F. Data-driven predictive control for autonomous systems. *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems*. 2018. Vol. 1. P. 259–286. DOI: <https://doi.org/10.1146/annurev-control-060117-105215>
9. Shi Y., Zhang K. Advanced model predictive control framework for autonomous intelligent mechatronic systems: A tutorial overview and perspectives. *Annual Reviews in Control*. 2021. Vol. 52. P. 172–195. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2021.10.008>
10. Kugele S., Gerostathopoulos I. Towards a taxonomy of autonomous systems. *European Conference on Software Architecture*. Springer, 2021. P. 37–45. DOI: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-86044-8\\_3](https://doi.org/10.1007/978-3-030-86044-8_3)
11. Della Santina C., Duriez C., Rus D. Model-based control of soft robots: A survey of the state of the art and open challenges. *IEEE Control Systems Magazine*. 2023. Vol. 43, no. 3. P. 30–65. DOI: <https://doi.org/10.1109/MCS.2023.3253419>
12. Hegde C. et al. Sensing in soft robotics. *ACS Nano*. 2023. Vol. 17, no. 16. P. 15277–15307. DOI: <https://doi.org/10.1021/acsnano.3c04089>

**Pavliv A.I. OPTIMIZING CONTROL STRATEGIES IN NON-LINEAR SENSOR-ACTUATOR SYSTEMS VIA EDGE COMPUTING INTEGRATION**

*This article presents a comprehensive study of control strategies and state estimation techniques for industrial robotic complexes and automated drilling systems characterized by significant non-linear dynamics and material memory effects (hysteresis). Since traditional deterministic models fail to effectively capture the infinite degrees of freedom inherent in soft materials, a hybrid approach integrating Deep Reinforcement Learning with probabilistic state estimation is proposed. A primary contribution of this research is the implementation of a two-tier architecture featuring a computational offloading mechanism to Edge servers. This architectural solution enabled the migration of resource-intensive tasks, specifically the training of Deep Neural Network based surrogate dynamics models and Bayesian optimization, away from resource-constrained embedded microcontrollers. Experimental validation confirmed that this ensures the operation of local control loops within hard real-time constraints, effectively eliminating latencies that would otherwise increase quadratically with data volume under local processing. To address measurement inaccuracies in soft material sensors caused by multi-modal distributions due to hysteresis, an advanced filter based on Gaussian Processes was developed. Comparative analysis demonstrates that this method significantly reduces the Normalized Mean Squared Error regarding state estimation compared to classical Multi-Hypothesis Extended Filters, maintaining high precision even during complex deformations. The effectiveness of the proposed method was validated on cable-driven soft actuators: the use of an auxiliary surrogate model accelerated the controller training process, while the application of Bayesian optimization ensured the successful adaptation of the control policy during the transfer from the simulation environment to the physical system (Sim-to-Real transfer).*

**Keywords:** industrial automation, computational offloading, embedded systems, Deep Reinforcement Learning, Gaussian Process Regression, hysteresis compensation, stochastic control, embedded systems, Deep Reinforcement Learning, soft robotics.

Дата першого надходження статті до видання: 05.01.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 30.01.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті: 08.04.2026