



УДК 681.51

АНАЛІЗ ПЕРСПЕКТИВ ЗАСТОСУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ПОБУДОВИ АВТОНОМНИХ ПРОМИСЛОВИХ СИСТЕМ АВТОМАТИЧНОГО КЕРУВАННЯ

Ірлик Юлія Анатоліївна¹, Стопакевич Андрій Олексійович²^{1,2} Державний університет інтелектуальних технологій і зв'язку, Одеса, УкраїнаORCID:²<http://orcid.org/0000-0003-1719-9071>E-mail: lutsyk.yulia287@gmail.com¹, stopakevich@gmail.com²

Copyright © 2021 by author and the journal "Automation of technological and business – processes".

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>DOI: <https://doi.org/10.15673/atbp.v15i4.2578>

Abstract: Various aspects of utilizing artificial intelligence (AI) in industrial systems of automatic control are considered, including data analysis, decision-making, prediction, and process optimization. Potential benefits of using autonomous systems such as cost reduction, increased productivity, and mitigated risks of human intervention are discussed. Fuzzy controllers in industrial automation are examined, along with the application of neural controllers, AI-based controllers, and model predictive controllers (MPC) for managing local PID-type regulators. Traditional decentralized automatic control systems (ACS) are explored as robust, adaptive, and resilient systems. The Factorial Kernel Dynamic Policy Programming controller learning algorithm is introduced. The synthesis of adaptive and robust systems is addressed, along with the synthesis of control systems using AI technologies.

Research indicates that the utilization of artificial intelligence technologies can significantly enhance the efficiency and reliability of industrial systems of automatic control. The article demonstrates the potential of AI in optimizing manufacturing processes, enabling swift response to variable conditions, and improving product quality. However, it also acknowledges the potential challenges associated with its implementation. The article can be beneficial for professionals in the field of industrial automation control, researchers of AI technologies, and all those interested in the development of autonomous systems in the industry.

Анотація: Розглянуто різні аспекти використання штучного інтелекту (ШІ) в промислових системах автоматичного керування, включаючи аналіз даних, прийняття рішень, передбачення та оптимізацію процесів. Потенційні переваги використання автономних систем, таких як зниження витрат, підвищення продуктивності та зменшення ризиків людського втручання. Розглянуто нечіткі регулятори в промисловій автоматизації, застосування нейрорегулятора, регулятор на базі технологій штучного інтелекту, модельно-прогнозуючий регулятор (МПР) для керування локальними регуляторами ПД-типу. Традиційна децентралізована САК (система автоматичного керування), САК як робастна, адаптивна та живуча система. Алгоритм навчання регулятора Factorial Kernel Dynamic Policy Programming. Задачі синтезу адаптивних та робастних систем. Синтез систем керування з застосуванням технологій штучного інтелекту.

Дослідження свідчать про те, що використання технологій штучного інтелекту може значно покращити ефективність та надійність промислових систем автоматичного керування. Стаття показує потенціал ШІ для оптимізації виробничих процесів, забезпечення швидкого реагування на змінні умови та покращення якості продукції, але і виклики також ймовірні. Вона може бути корисною для фахівців у галузі промислового автоматизованого керування, дослідників технологій ШІ та всіх зацікавлених у розвитку автономних систем в промисловості.

Keywords: Artificial intelligence, autonomous system, automatic control, controller, synthesis of control systems, reliability, efficiency

Ключові слова: Штучний інтелект, автономна система, автоматичне керування, регулятор, синтез систем керування, надійність, ефективність.

Вступ

В останні роки досягнення в галузі розробки штучного інтелекту є дуже визначними, штучний інтелект становиться не просто зручним заміном математичних методів та класичних алгоритмів, а інструментом для проведення наукових досліджень в дуже різних галузях [1.]. Це не тільки інформатика, але й фундаментальні



науки, зокрема лінгвістика, математика, медицина, матеріалознавство, геофізика та фізика, хімія, біологія та генетика. Можливості обробки даних без програмування та складного математичного апарату дозволяють по новому подивитись й на розв'язок задач промислової автоматизації. Це є безумовно актуальним, оскільки вже зараз серйозно робляться прогнози щодо можливості досягнути рівня людського інтелекту в наступне десятиріччя [[2.]]. Хоча, звісно, треба мати на увазі, що між людським інтелектом й штучним є істотні відмінності, проблема виділення яких не є розв'язаною [[3.]].

Постановка проблеми

Вже зрозуміло, що в найближчому часі стрімкий розвиток автоматизації буде йти шляхом ще більш масового впровадження роботів [[4.]]. Відомі світові виробники, такі як Tesla, Foxconn, Fanuc тощо в останні роки показали можливість реалізації автоматичних виробництв з використанням досягнень в галузі робототехніки, які є економічно виправданими. У цілому це стало можливим завдяки розвитку технологій штучного інтелекту.

Але автоматизація багатьох технологічних процесів не може розвиватись тільки шляхом впровадження роботів. Багато класичних для промислової автоматизації технологічних процесів – це процеси, які пов'язані з переробленням природної сировини. Багато з таких процесів характеризуються високим рівнем невизначеності й порушення процесу не може бути припинено лише заміною якоїсь складової. Для усунення людей від процесу прийняття рішень в таких системах автоматизації теж має потенціал застосування штучного інтелекту.

Розробка автономних систем автоматичного керування (САК) з застосуванням технологій штучного інтелекту, тобто таких САК які можуть працювати тривалий час без втручання людини, є важливим фактором забезпечення ефективної та безвідмовної роботи промислових підприємств. Такі системи керування мають забезпечити високий рівень адаптивності до виникаючих технологічних ситуацій, впровадження яких, своєю чергою, дозволяє поставити питання, про перехід від автоматизованого до автоматичного виробництва.

Метою цієї роботи є аналіз можливостей, які дозволяє досягти застосування нетрадиційних для теоретичної та практичної промислової автоматизації технологій штучного інтелекту для розробки автономних САК. Автономна САК – це така система, яка може долати істотні збурення, пристосовуватися до змінних умов й продовжувати свою роботу при частковій відмові некритичних компонентів [1; 2]. Тільки така система може довго функціонувати без обслуговуючого персоналу.

Виконання досліджень

Технологічні процеси проходять під впливом істотної кількості невизначеностей, таких як зміни складу живлення, порушення у режимі роботи або відмови обладнання, що може суттєво вплинути на їхню продуктивність та ефективність [3].

Класичним інструментом, що дозволяє аналізувати фактори, які впливають на ефективність керування технологічними процесом та суттєві причинно-наслідкові зв'язки між чинниками є діаграма Ісікави [[5.]], показана на рис.1.

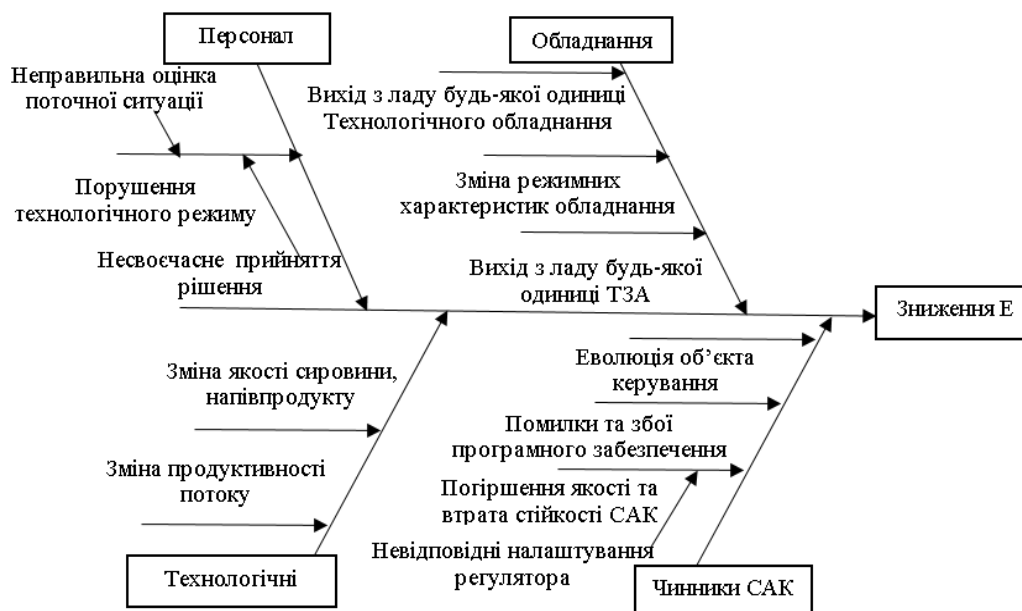


Рис. 1 – Діаграма Ісікави

Fig. 1 – Ishikawa diagram

На рис. 1 застосовані наступні позначення: ТЗА – технічні засоби автоматизації, САК – система автоматичного керування, Е – ефективність керування.

Проблема застосування штучного інтелекту в автоматизації виробничих процесів різного типу проаналізована в огляді [[7.]] з інформаційною базою понад 100 джерел. Хоча це не належить до мети роботи, відмітимо окремо доволі цікавий, на наш погляд, огляд спроб класифікацій виробничих технологічних процесів від різних авторів.



Виділяється 5 напрямків застосування штучного інтелекту: аналіз та класифікація зібраних даних, підвищення точності моделей технологічних процесів, оцінка та прогнозування якості продукції, оптимізація та регулювання зі зворотнім зв'язком, діагностика та прогнозування відмов технологічного обладнання. В роботі зазначається, що для того, щоб підвищити надійність, точність, продуктивність процесів, що вимагає ринок, треба звернути увагу на проблему синтезу систем керування. Робиться висновок, з посиланням на роботу [[8.]], що проблема відсутності точних моделей вимагає від системи керування бути «певною мірою адаптивною та робастною». Альтернативою класичним регуляторам зі зворотнім зв'язком, які виходять так чи інакше з незмінності чи відомого діапазону зміни параметрів моделі об'єкту, є гнучкі регулятори, що мають приймати рішення так само як людина, змінюючи свої правила поведінки й відстежуючи їх адекватність щодо досягнення певної мети. Підтипом гнучких регуляторів є адаптивні регулятори, огляд яких також наданий в роботі. Це регулятори зі зворотнім зв'язком, які формують модель процесу й змінюють звичайно свої настройки в залежності від її оцінки. Але з застосування технологій штучного інтелекту адаптивні регулятори можуть, як показано в роботі [[9.]], поставити за мету вибрати свою оптимальну структуру в ситуації, коли загальна мета відома, а важливість пріоритетів локальних цілей має бути визначена за фактом аналізу поведінки об'єкта.

Потенціал застосування технологій штучного інтелекту в найбільш прибутковій галузі промислової автоматизації – нафтогазопереробної галузі проаналізовано в огляді з інформаційною базою понад ста джерел за темою [[6.]]. В роботі передбачається, що штучний інтелект в галузі буде розвиватись в наступних напрямках: оптимізація технологічних процесів шляхом застосування технологій машинного навчання та експертних систем, системи внутрішньої діагностики та передбачення відмов, статистичний аналіз й узагальнення даних з метою покращення точності застосованих математичних моделей. Наводиться класична структура системи керування для галузі, в якій на нижньому рівні працюють регулятори ПІД-типу, а на верхньому – модельно-прогнозуючий регулятор (МПП). Застосування технологій машинного навчання має призводити до емпіричного уточнення моделей технологічних процесів під контролем людини з метою автоматизації задачі реалізації рівня: вибір величин завдань, діапазону їх змін, заданих обмежень тощо. Характерною рисою роботи [[6.]] є те, що вона відображає певні достатньо стійкі уявлення про структуру системи керування в технологічних процесах, тому тема застосування альтернативних структур систем керування виноситься за душки.

Приведені два огляди не розглянули питання, яке лежить для розглянутої теми на поверхні: чи можна взагалі замінити традиційні регулятори зі зворотнім зв'язком на регулятори, побудовані за технологіями штучного інтелекту.

Регулятори на основі нечіткої логіки та нейронних мереж з'явилися доволі давно. Тому певний досвід дослідження цього питання є.

Безмодельний підхід налаштування нечітких регуляторів показує, що лише експертна думка не дозволяє досягти якісного керування. Хоча підхід може бути працездатним і для промислового застосування регуляторів ПІД-типу інколи дозволяє отримати помітно кращі перехідні процеси. Але традиційний інструмент звичайно показує кращий результат, тому в промисловій автоматизації нечіткі регулятори не отримали визнання. В науковій літературі описуються різні підходи до оптимізації функції належності нечітких регуляторів за допомогою евристичних алгоритмів (генетичного, кажанів тощо) на реалістичних нелінійних моделях технологічних процесів. Хоча так можна отримати непоганий регулятор, але оптимізація більше ніж за однією керованою змінною надто розрахунково витратна, тому такий підхід не підходить для багатовимірних об'єктів.

Нейронні мережі себе зарекомендували в багатьох галузях й наразі розроблено багато алгоритмів з підкріпленням, розглянутих в огляді [[13.]]. Порівняно легко навчати нейронні мережі робити висновки про статичні об'єкти, наприклад розпізнавати текст, хоча такий підхід дуже витратний в порівнянні з класичними підходами до розпізнавання образів. Значно складніше, коли ми навчаємо нейромережу оперувати в динамічному світі. Для успішного розв'язку задачі нейромережа має бути не інструментом апроксимації залежності за експериментальними даними, а має бути підкріплена інструментами, які дозволяють їх сформулювати внутрішню модель явища й на основі її перевірки в експериментах сформулювати універсальні правила, за якими можна діяти.

В роботі [[14.]] продемонстровано компанією Modelon успішний досвід застосування нейрорегулятора для прямого керування парогазовою установкою, динаміка якої моделювалась в технологічному симуляторі DeerSim. Традиційна децентралізована САК передбачає три контури з ПІ-регуляторами: подача води з економайзера в барабан котла – рівень в барабані котла, подача пари з барабана в пароперегрівач – тиск в барабані котла, витрата охолоджувальної води – температура пари на виході. Замість ПІ регуляторів застосовувався регулятор, навчання якого побудовано на базі алгоритму з підкріпленням PPO (Proximal Policy Optimization), розробленого OpenAI [[15.]]. Особливістю цього алгоритму є те, що він при невдачах різко не змінює стратегію. Хоча перехідні процеси виявились кращими, однак задача розробки такого регулятора є розрахунково складною: знадобилось 32 процесорних ядра й 3.5 мільйонів кроків тренування.

Компанія Yokogawa стверджує, що вона розробила регулятор на базі технологій штучного інтелекту, який вперше проводив автоматичне керування реальним технологічним процесом протягом 35 діб [[16.]]. Це була ректифікаційна колона (РК) фірми NEOS Materials, технологічна схема процесу в якій була модифікована з метою утилізації відпрацьованого тепла в РК з метою зробити технологічний процес більш енергоефективним та безпечним для навколишнього середовища. Традиційна САК ректифікаційною колоною (РК) на базі регуляторів ПІД-типу не витримувала дію збурень за зміною температури навколишнього середовища, не допомогло й застосування додатково модельно-прогнозуючих регуляторів, тому оператор вимушений був підтримувати



процес в ручному режимі. Фірма Yokogawa назвала розроблений нею алгоритм навчання регулятора FKDP – Factorial Kernel Dynamic Policy Programming. Рання версія алгоритму була представлена на науковій конференції IEEE у 2018р. [[17.]]. Алгоритм продемонстрований на технологічному процесі виробництва мономера вінілацетату, технологічна схема з рециркуляційними потоками якого включає реактор, абсорбер й ректифікаційну колону. Моделювання технологічного процесу реалізовано в технологічному симуляторі Omega. В цій роботі регулятор розглядається як заміна МПР, який керує чотирма ПД-регуляторами в задачі з технологічними обмеженнями. Мета регулятора – максимізація виходу продукту при дотриманні обмежень по іншим ключовим параметрами. Діапазон можливої зміної завдань 4-х регуляторів розбивається на 10 дискретних значень, таким чином регулятор має 40 можливих керуючих впливів й біля 10000 можливих варіантів завдання керуючих впливів в кожний момент часу. Для спрощення задачі алгоритм пропонує провести декомпозицію задачі на чотири незалежні агенти, кожен з яких може виконати лише 10 дій. Як і при застосуванні МПР, регулятор FKDP забезпечує близькі до аперіодичних процеси за завданням. Для навчання алгоритму знадобилось 30 ітерацій по 200 кроків, кожний з яких – 30 хв. симуляції. Слабким місцем спрощення, мабуть, є те, що автономні регулятори не будуть ефективними при керуванні процесами з істотними перехресними впливами.

Аналіз описаних вище матеріалів показує, що для досягнення мети цієї роботи треба чітко виділити різні задачі, які намагаються розв'язати при застосуванні нетрадиційних підходів до побудови систем керування. Звісно, ці задачі виходять з практики автоматизації.

Чим більш складніший процес, тим, звичайно, більше залучається людина до роботи системи автоматизації. Звичайно таке втручання потрібно в наступних випадках:

1) при втраті стійкості системи керування чи її неналежній роботі, спричиненій впливом істотних збурень – оператор має переходити в ручний режим роботи регуляторів (тобто вимикати їх та задавати керуючі впливи самостійно);

2) при зміні складу сировини, вимог до продукту, виході продукту неналежної якості – головний технолог має змінити регламент, тобто фактично змінити завдання системам керування чи навіть змінити параметри регуляторів чи структуру систем керування;

3) при відмові засобів автоматизації (давачів, виконавчих механізмів), регулюючих органів, контролерів чи програмного забезпечення – оператор та інженери мають знайти причину несправності, визначити стратегію усунення й частково вимкнути систему керування на час усунення відмови, перейшовши до ручного режиму роботи регуляторів.

Визначимо автономну САК як робастну, адаптивну та живучу.

Для більш точного викладення матеріалу надаймо прості визначення цих трьох складових.

Робастні САК – це САК, які мають бути працездатними й виконувати керування за певним критерієм при певних типах невизначеностей. Задача робастного синтезу – це задача розробки одного регулятора для множини моделей. В результаті отримується САК, яка має працювати стабільно при дії істотних збурень, таких як зміни в складі подачі, температурі, тиску тощо, що змінюють динамічні характеристики об'єкта керування.

Адаптивні САК – це САК, які мають знаходити оптимальний закон керування для внутрішньої моделі об'єкта, яка уточнюється постійно чи при певних подіях з використанням методів ідентифікації чи за оцінкою невідповідності між поведінкою САК за моделлю й в реальності.

Живучі САК – це САК, які мають забезпечувати стійкість й виконувати керування за певним критерієм при частковій відмові можливих керуючих впливів чи зникненні можливості вимірювати значення керованих змінних. Класично живуча САК реалізується як САК, задача синтезу якої передбачає відмову певних входів чи виходів об'єкта, тому стійкість не втрачається й можливі завдання витримуються або як САК зі змінною структурою, на кожен відмову розроблена САК яка може ефективно працювати, при можливості застосовуючи альтернативні вимірювання як керовані змінні й виконавчі механізми як керуючі впливи. Детальний огляд стратегій синтезу живучих САК та приклад розробки САК, яка реалізована за другим підходом надано в роботі [[11.]].

Ключовою ідеєю теорії керування є стійкість, відносно якої будується математичний апарат синтезу САК.

Ключовою ідеєю задач робастного синтезу є максимізація зони стійкості САК відносно зміни параметрів чи структури лінійних моделей. В результаті отримується регулятор, який може не задовольняти технологічним обмеженням й бажаним прямим показникам якості, що вимагає застосування ускладнених задач. Крім того, моделювати невизначеність не завжди зручно в термінах теорії.

Ключовою ідеєю задач адаптивного синтезу є максимізація зони оптимальної роботи при зміні динамічних параметрів об'єкта при зміні режиму чи дії збурень. Слабким місцем є процедура ідентифікації, яка при дії збурень може дати збій й призвести до керування за хибною моделлю. Хоча метод налаштування може включати певний запас робастності, технічно виконана теоретично вірно адаптивна САК має значно більшу ймовірність втратити стійкість на реальному об'єкті, ніж робастна.

Задачі синтезу адаптивних та робастних систем звичайно є протилежними, хоча для простих мінімальнофазових об'єктів можна знайти виключення, наприклад робота [[10.]] поєднує два завдання. Живучі системи можна синтезувати як адаптивні, робастні чи застосовуючи інші підходи, наприклад оптимального синтезу.



Синтез систем керування з застосуванням технологій штучного інтелекту принципово здатний комплексно розв'язати всі три задачі разом, тобто ці технології потенційно дозволяють отримати автономну САК. САК, у якій регулятор здатен бути стійким при всіх реалістичних відхиленнях параметрів об'єкта, бути близьким до оптимуму при керуванні й працювати при різних доступних вимірюваннях й керуючих впливах. Але розробляти такі системи керування значно складніше, ніж класичні. Без точної нелінійної моделі процесу, розробка якої є доволі складною й часто коштовною задачею, працездатний регулятор не буде отриманий. Успіх значно залежить як від проробленості та повноти сформованого переліку технологічних ситуацій, які має навчитись долати регуляторі, коректно сформованої мети, так і від адекватності спрощень, які застосовуються для того, щоб час розв'язку задачі був прийнятним. В будь-яких задачах синтезу САК є ризик, що розрахований регулятор не запрацює на об'єкті як треба, в такому випадку скорегувати його на місці, як це можна зробити з настройками простих регуляторів, не вдасться. Діагностика джерела помилки теж буде важкою.

На нашу думку, незабаром технології штучного інтелекту можуть підштовхнути розвиток альтернативи для модельно-прогнозуючих регуляторів, застосованих для керування локальними регуляторами ПІД-типу. Однак для цього треба максимально забезпечити працездатність отриманого регулятора при застосуванні неточної моделі під час навчання.

Висновки

В цілому, застосування підходів штучного інтелекту потенційно дозволяє розробляти автономні САК. Технології штучного інтелекту відкривають нові шляхи до досягнення одночасно робастності, надійності та живучості систем керування, але не математичними методами. Однак, для успішної реалізації автономних САК з застосуванням штучного інтелекту необхідно ретельно аналізувати конкретні вимоги та особливості системи, враховувати її контекст та обмеження, забезпечити надійність та доступність даних, на яких ґрунтуються алгоритми та моделі штучного інтелекту, й, що дуже складно, застосовувати достатньо складні для реалізації реалістичні нелінійні математичні моделі статистики та динаміки технологічних об'єктів. При застосуванні недостатньо точних моделей та даних істотно зростає ризик помилок та неправильного прийняття рішень, тому при розробці таких систем треба бути готовим що їх розробка буде вимагати значних ресурсів та часу.

Література

- [1.] Yongjun X., Xin L., Xin C., Changping H., Enke L., Sen Q., Xingchen L., Yanjun W., Fengliang D., Cheng-Wei Q., Junjun Q., Keqin H., Wentao S., Jian W., Huiyu X., Yong H., Chenguang F., Zhigang Y., Miao L., Roepman R., Dietmann S., Virta M., Kengara F., Ze Z., Lifu Z., Taolan Z., Ji D., Yang J., Lan L., Ming L., Zhaofeng L., Tao A., Bin Z., Xiao H., Shan C., Xiaohong L., Wei Z., James P., Lewis, James M. Tiedje, Wang Q., Zhulin A., Wang F., Libo Z., Huang T., Chuan L., Zhipeng C., Wang F., Jiabao Z.. Artificial intelligence: A powerful paradigm for scientific research. *The Innovation*. Volume 2, Issue 4. 2021. DOI: [10.1016/j.xinn.2021.100179](https://doi.org/10.1016/j.xinn.2021.100179).
- [2.] Picchi A. AI could be smarter than "experts" in 10 years, OpenAI CEO says. Source: CBS News, 2023. URL: <https://www.cbsnews.com/news/ai-smarter-than-experts-in-10-years-openai-ceo/> (дата звернення: 02.06.2023).
- [3.] Burgin M. Three Approaches to Artificial Intelligence. *The 2021 Summit Of The International Society For The Study Of Information*, 2022.
- [4.] Конрад А. Роботизація заводів відбудеться за 5–10 років. Білл Гейтс в інтерв'ю для Forbes про OpenAI, Microsoft і майбутнє штучного інтелекту. *Журнал Forbes Ukraine*, 2023. URL: <https://forbes.ua/innovations/bill-geyts-eksklyuzivno-dlya-forbes-pro-openai-microsoft-ta-maybutne-shtuchnogo-intelektu-07022023-11569> (дата звернення: 05.06.2023).
- [5.] Ладанюк А. П., Власенко Л. О., Луцька Н. М., Смітюх Я. В., Бойко Р.О. Автоматизовані технологічні комплекси: сучасні методи, задачі аналізу та синтезу. Частина 2. Приклади реалізації і проблема технологічних ризиків. *Наукові праці Національного університету харчових технологій*, 2020. Т. 26, № 4. С. 15-22.
- [6.] Olaizola I.G., Quartulli M., Unzueta E., Goicolea JI., Flórez J. Refinery 4.0, a Review of the Main Challenges of the Industry 4.0 Paradigm in Oil & Gas Downstream. *Sensors*, 2022. DOI: [10.3390/s22239164](https://doi.org/10.3390/s22239164).
- [7.] Chrysosolouris, G., Alexopoulos, K., Arkouli, Z. Artificial Intelligence in Manufacturing Processes. In: A Perspective on Artificial Intelligence in Manufacturing. *Studies in Systems, Decision and Control*, 2023. Vol. 436. DOI: [10.1007/978-3-031-21828-6_2](https://doi.org/10.1007/978-3-031-21828-6_2).
- [8.] Stavropoulos P., Chantzis D., Doukas C., Papacharalampopoulos A., Chrysosolouris G. Monitoring and control of manufacturing processes. A review in: *Procedia CIRP*, 2023. P. 421–425. DOI: [10.1016/j.procir.2013.06.127](https://doi.org/10.1016/j.procir.2013.06.127).
- [9.] Dornheim J., Link N. Multiobjective reinforcement learning for reconfigurable adaptive optimal control of manufacturing processes. *13th International Symposium on Electronics and Telecommunications, ISETC Conference Proceedings*. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2018. DOI: [10.1109/ISETC.2018.8583854](https://doi.org/10.1109/ISETC.2018.8583854).
- [10.] Yakubov M., Jamalova G. Methods for adaptive control of objects with variable parameters. *E3s Web Of Conferences*, 2021. Vol. 264. DOI: [10.1051/e3sconf/202126401049](https://doi.org/10.1051/e3sconf/202126401049).
- [11.] Stopakevych A.O., Stopakevych O.A. Development of Resilient Control Systems for Technological Plants. *Problemele Energeticii Regionale*, 2021. №2 (50). P. 114-126. DOI: [10.5281/zenodo.3562201](https://doi.org/10.5281/zenodo.3562201).
- [12.] Луцук Ю.А., Стопакевич А.О. Розробка алгоритмічного забезпечення живучої системи керування бражної колони спиртового виробництва. *Інформаційні технології і автоматизація: збірник тез доповідей XIII Міжнародної науково-практичної конференції*, Одеса, 22-23 жовтня 2020. С. 130-132



- [13.] Sivamayil K., Rajasekar E., Aljafari B., Nikolovski S., Vairavasundaram S., Vairavasundaram I. A Systematic Study on Reinforcement Learning Based Applications. *Energies*, 2023. DOI: [10.3390/en16031512](https://doi.org/10.3390/en16031512).
- [14.] Ishaan Sood. Reinforcement Learning: Develop AI-Based Controllers For A Heat Recovery Steam Generator System. *Source: Modelon*, 2021. URL: <https://modelon.com/blog/reinforcement-learning-develop-ai-based-controllers/> (дата звернення: 30.04.2023).
- [15.] Schulman J., Wolski F., Dhariwal P., Radford A., Klimov O. Proximal Policy Optimization Algorithms. *arXiv*. 2017. DOI: [10.48550/arXiv.1707.06347](https://doi.org/10.48550/arXiv.1707.06347).
- [16.] Suzanne Gill. AI used to control process manufacturing operations. *Source: Control Engineering*, 2022. URL: <https://www.controleng.com/articles/ai-used-to-control-process-manufacturing-operations/> (дата звернення: 17.04.2023).
- [17.] Cui Y., Zhu L., Fujisaki M., Kanokogi H., Matsubara T. Factorial Kernel Dynamic Policy Programming for Vinyl Acetate Monomer Plant Model Control. *IEEE 14th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*, Munich, Germany, 2018, P. 304-309. DOI: [10.1109/COASE.2018.8560593](https://doi.org/10.1109/COASE.2018.8560593).

References

- 1 Yongjun X., Xin L., Xin C., Changping H., Enke L., Sen Q., Xingchen L., Yanjun W., Fengliang D., Cheng-Wei Q., Junjun Q., Keqin H., Wentao S., Jian W., Huiyu X., Yong H., Chenguang F., Zhigang Y., Miao L., Roepman R., Dietmann S., Virta M., Kengara F., Ze Z., Lifu Z., Taolan Z., Ji D., Yang J., Lan L., Ming L., Zhaofeng L., Tao A., Bin Z., Xiao H., Shan C., Xiaohong L., Wei Z., James P., Lewis, James M. Tiedje, Wang Q., Zhulin A., Wang F., Libo Z., Huang T., Chuan L., Zhipeng C., Wang F., Jiabao Z.. Artificial intelligence: A powerful paradigm for scientific research. *The Innovation*. Volume 2, Issue 4. 2021. DOI: [10.1016/j.xinn.2021.100179](https://doi.org/10.1016/j.xinn.2021.100179).
- 2 Picchi A. AI could be smarter than "experts" in 10 years, OpenAI CEO says. *Source: CBS News*, 2023. URL: <https://www.cbsnews.com/news/ai-smarter-than-experts-in-10-years-openai-ceo/>
- 3 Burgin M. Three Approaches to Artificial Intelligence. *The 2021 Summit Of The International Society For The Study Of Information*, 2022.
- 4 Konrad A. Robotizatsiya zavodiv vidbudetsya za 5-10 rokiv. Bill Geits v interv'y u Forbes pro OpenAI, Microsoft i maybutnye shtuchnoho intelektu. *Zhurnal Forbes Ukraine*, 2023. URL: <https://forbes.ua/innovations/bill-geits-eksklyuzivno-dlya-forbes-pro-openai-microsoft-ta-maybutne-shtuchnogo-intelektu-07022023-11569> (
- 5 Ladanyuk A. P., Vlasenko L. O., Lutska N. M., Smityukh Y. V., Boyko R. O. Avtomatyzovani tekhnolohichni komplekxy: suchasni metody, zadachi analizu ta syntezy. Chastyna 2. Pryklady realizatsii i problema tekhnolohichnykh ryzykiv. *Naukovi pratsi Natsionalnoho universytetu kharchovykh tekhnolohiy*, 2020. T. 26, № 4. S. 15-22.
- 6 Olaizola I.G., Quartulli M., Unzueta E., Goicolea JI., Flórez J. Refinery 4.0, a Review of the Main Challenges of the Industry 4.0 Paradigm in Oil & Gas Downstream. *Sensors*, 2022. DOI: [10.3390/s22239164](https://doi.org/10.3390/s22239164).
- 7 Chryssolouris, G., Alexopoulos, K., Arkouli, Z. Artificial Intelligence in Manufacturing Processes. In: A Perspective on Artificial Intelligence in Manufacturing. *Studies in Systems, Decision and Control*, 2023. Vol. 436. DOI: [10.1007/978-3-031-21828-6_2](https://doi.org/10.1007/978-3-031-21828-6_2).
- 8 Stavropoulos P., Chantzis D., Doukas C., Papacharalampopoulos A., Chryssolouris G. Monitoring and control of manufacturing processes. A review in: *Procedia CIRP*, 2023. P. 421–425. DOI: [10.1016/j.procir.2013.06.127](https://doi.org/10.1016/j.procir.2013.06.127).
- 9 Dornheim J., Link N. Multiobjective reinforcement learning for reconfigurable adaptive optimal control of manufacturing processes. *13th International Symposium on Electronics and Telecommunications, ISETC Conference Proceedings*. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2018. DOI: [10.1109/ISETC.2018.8583854](https://doi.org/10.1109/ISETC.2018.8583854).
- 10 Yakubov M., Jamalova G. Methods for adaptive control of objects with variable parameters. *E3s Web Of Conferences*, 2021. Vol. 264. DOI: [10.1051/e3sconf/202126401049](https://doi.org/10.1051/e3sconf/202126401049).
- 11 Stopakevych A.O., Stopakevych O.A. Development of Resilient Control Systems for Technological Plants. *Problemele Energeticii Regionale*, 2021. №2 (50). P. 114-126. DOI: [10.5281/zenodo.3562201](https://doi.org/10.5281/zenodo.3562201).
- 12 Lutsyk Y.A., Stopakevych A.O. Rozrobka alhorytmichnoho zabezpechennya zhyvuchoyi systemy keruvannya brazhnoyi kolony spirtovoho vyrobnytstva. *Informatsiyni tekhnolohiyi i avtomatyzatsiya: zbirnyk tez dopovidey XIII Mizhnarodnoyi naukovo-praktychnoyi konferentsiyi*, Odesa, 22-23 zhovtnya 2020. S. 130-132.
- 13 Sivamayil K., Rajasekar E., Aljafari B., Nikolovski S., Vairavasundaram S., Vairavasundaram I. A Systematic Study on Reinforcement Learning Based Applications. *Energies*, 2023. DOI: [10.3390/en16031512](https://doi.org/10.3390/en16031512).
- 14 Ishaan Sood. Reinforcement Learning: Develop AI-Based Controllers For A Heat Recovery Steam Generator System. *Source: Modelon*, 2021. URL: <https://modelon.com/blog/reinforcement-learning-develop-ai-based-controllers/>
- 15 Schulman J., Wolski F., Dhariwal P., Radford A., Klimov O. Proximal Policy Optimization Algorithms. *arXiv*. 2017. DOI: [10.48550/arXiv.1707.06347](https://doi.org/10.48550/arXiv.1707.06347).
- 16 Suzanne Gill. AI used to control process manufacturing operations. *Source: Control Engineering*, 2022. URL: <https://www.controleng.com/articles/ai-used-to-control-process-manufacturing-operations/>
- 17 Cui Y., Zhu L., Fujisaki M., Kanokogi H., Matsubara T. Factorial Kernel Dynamic Policy Programming for Vinyl Acetate Monomer Plant Model Control. *IEEE 14th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*, Munich, Germany, 2018, P. 304-309. DOI: [10.1109/COASE.2018.8560593](https://doi.org/10.1109/COASE.2018.8560593).

Отримана в редакції 01.11.2023. Прийнята до друку 04.12.2023. Received 01 November 2023. Approved 12 December 2023. Available in Internet 04 January 2024