

**Купін А.І.**

Криворізький національний університет

**Косей М.П.**

Криворізький національний університет

## ОГЛЯД АРХІТЕКТУРИ МУЛЬТИАГЕНТНИХ СИСТЕМ ТА АЛГОРИТМІВ РОЙОВОГО ІНТЕЛЕКТУ

У роботі наведено огляд основних архітектур мультиагентних систем та розглядаються приклади мультиагентних систем різних видів у механіці, біології, транспорті, моделюванні ройового інтелекту.

Спочатку статті висвітлюється важливість та актуальність застосування і розвитку мультиагентних систем, з аналізом ринкових тенденцій та інвестицій у цю важливу галузь штучного інтелекту.

Для глибшого розуміння контексту та обсягу дослідження надається визначення основних термінів та класифікація агентів і мультиагентних систем.

Також у роботі аналізуються ключові підходи до створення та управління мультиагентними системами, включаючи алгоритми координації, взаємодії між агентами та методи вирішення конфліктів.

Особлива увага приділяється використанню мультиагентних систем для оптимізації процесів у складних динамічних середовищах, таких як ринкові економіки, управління транспортними потоками та екологічне моніторинг. Висвітлюються переваги мультиагентного підходу, включаючи гнучкість, масштабованість та здатність до самоорганізації.

Завершується огляд висновками про поточний стан досліджень у цій області та перспективи розвитку мультиагентних систем.

Далі увага читача акцентується на концепції ройового інтелекту – одній з найбільш передових та стрімко прогресуючих сфер застосування мультиагентних систем.

Особливе місце у дослідженні займають алгоритми оптимізації ройового інтелекту, які відіграють ключову роль у розв'язанні складних задач оптимізації за допомогою імітації поведінки колективів соціальних тварин. Такі алгоритми, як мурашиний алгоритм, алгоритм рою часток, та багато інших, демонструють високу ефективність у вирішенні оптимізаційних задач в різних областях, від логістики до машинного навчання.

Подальший напрямок досліджень тісно пов'язаний з розвитком гібридних систем, які комбінують можливості ройового інтелекту з іншими методами штучного інтелекту, включаючи нейронні мережі та глибинне навчання. Такий підхід дозволить створювати ще більш потужні та адаптивні системи, здатні ефективно вирішувати складні завдання в динамічних та непередбачуваних середовищах, відкриваючи нові горизонти застосування мультиагентних систем і ройового інтелекту.

**Ключові слова:** штучний інтелект, інтелектуальний агент, мультиагентні системи, ройовий інтелект, алгоритми оптимізації ройового інтелекту.

**Постановка проблеми.** Наразі мультиагентні системи знаходять все більше застосування в найрізноманітніших галузях науки та техніки, стаючи невід'ємною частиною сучасного технологічного розвитку. Особливо в умовах військового часу, коли зростає потреба в автономних системах з високим рівнем інтелектуального управління, тому актуальність та важливість розробки мультиагентних систем значно збільшується.

У цьому контексті, ройовий інтелект представляє собою винятковий інтерес, оскільки він пропонує механізми для досягнення високої ефектив-

ності в координації дій між агентами, за аналогією з поведінкою соціальних тварин.

Його використання відкриває нові перспективи для створення високоєфективних, надійних та адаптивних систем, що здатні самостійно вирішувати складні завдання в динамічних умовах невизначеності.

Застосування ройового інтелекту в автономних дронах (БПЛА) має місце у багатьох галузях, включаючи військові застосування, сільське господарство, пошуково-рятувальні операції, будівництво, та моніторинг довкілля.

Згідно прогнозів аналітиків [1], тільки в 2022 році обсяг ринку військових дронів оцінювався у 12,55 мільярда доларів США, в 2023 році – 14,14 мільярда доларів США, а до 2030 року зросте до 35,60 мільярда доларів США, демонструючи середньорічний темп зростання (CAGR – Compound Annual Growth Rate) 14,10%, при цьому серед лідерів ринку є такі дуже відомі компанії: Lockheed Martin, Northrop Grumman, General Atomics, Boeing.

Таке стрімке зростання обсягу ринку військових дронів вказує на значний інтерес та інвестиції в цю сферу, а також на широке впровадження дронів у військовій сфері по всьому світу, причиною якого стали сучасні конфлікти та війни (широкомасштабне вторгнення Росії в Україну з 24 лютого 2022 року, терористична атака Хамасу на Ізраїль з 7 жовтня 2023 року) і бурхливий прогрес у сфері штучного інтелекту, який відбувається в сучасний час.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Для покращення розуміння наступного матеріалу пропонується ознайомитися з термінами, які будуть наведені далі.

*Складна система* визначається як система, що складається з численних компонентів, між якими існує значна кількість взаємозв'язків, через що поведінка кожного окремого компонента є залежною від поведінки інших [2].

*Агент* – автономна сутність, яка може бути реальною або віртуальною, що функціонує в зовнішньому середовищі. Агент здатний сприймати середовище та взаємодіяти з ним. Також агент може комунікувати з іншими агентами, демонструвати самостійну поведінку, яка може бути інтерпретована як результат його знань, взаємодії з іншими агентами та досягнення власних цілей.

Елементи, за допомогою яких агенти сприймають зовнішнє середовище, зазвичай називають сенсорами, а засоби, якими агенти впливають на середовище, – ефекторами або актуаторами. Під це визначення підпадає чимало сутностей – від комп'ютерних програм і роботів до людей.

*Мультиагентна система* – це складна система, яка переважно складається з агентів.

У книзі «Штучний інтелект: Сучасний підхід» авторів Стюарта Рассела та Пітера Норвіга [3], яка вважається однією з найавторитетніших і найпопулярніших праць у галузі штучного інтелекту, представлена класифікація агентів за рівнем їхньої «інтелектуальності». За визначенням авторів, ця класифікація охоплює усі агентні системи:

1. Прості рефлекторні агенти, що виконують дії на основі свого поточного сприйняття. Вони

здатні діяти ефективно лише тоді, коли середовище повністю спостережуване.

2. Рефлекторні агенти з внутрішньою моделлю. Цей вид агентів включає в себе модель невидимої на даний час частини середовища, зокрема, враховує дані про попередні сприйняття та дії агента. Такі агенти здатні функціонувати в середовищі, яке спостерігається лише частково.

3. Агенти, орієнтовані на досягнення цілей. Цей тип включає в себе агентів з моделлю, які володіють знаннями про конкретні цілі, тобто набором станів, які вони прагнуть досягти.

4. Агенти, засновані на корисності. Такі агенти під час своєї діяльності прагнуть максимізувати функцію корисності, яка дозволяє їм ранжувати потенційні стани, в яких агент може опинитися, згідно з їх корисністю.

5. Агенти, що навчаються. Цей тип агентів здатен функціонувати у спочатку невідомих середовищах, поступово збираючи дані про найбільш ефективні стратегії поведінки.

Дуже популярним підходом у проектуванні агентів [4] є модель переконань, бажань і намірів (BDI – Belief, Desire, Intention) є. У цій моделі «переконання» представляють собою інформацію про світ, яка відома агенту, а також правила для виведення нової інформації з доступних даних. «Бажання» пов'язані з завданнями, які агент планує виконати, а «наміри» відповідають за дії, які агент має здійснити для реалізації своїх завдань. Модель також включає «події» – фактори, що можуть змінювати «переконання», «бажання» та «наміри». Традиційні моделі BDI використовують темпоральну Computational Tree Logic CTL.

При розгляді агентів варто згадати тісно пов'язане поняття актора [5]. *Актор* – це сутність, яка у відповідь на отримане повідомлення може:

- надіслати обмежену кількість повідомлень іншим акторам;
- створити обмежену кількість нових акторів;
- визначити поведінку, яка буде використовуватися при обробці наступного повідомлення, отриманого актором.

Основні відмінності між актором і агентом полягають у тому, що агент активний постійно, у той час як актор активується при отриманні повідомлення. Також агенти спілкуються, змінюючи навколишнє середовище, тому для комунікації не потрібно заздалегідь знати про існування агента, тоді як актори здійснюють обмін повідомленнями за допомогою заздалегідь відомих адрес. Модель агентів може бути реалізована за допомогою акторів.

В одному з перших оглядів (1998 р.) [6] було запропоновано наступний поділ методологій побудови агентних систем на:

- об'єктно-орієнтовані методології, в рамках яких агенти (включаючи BDI-агентів) вважаються активними об'єктами;
- методології інженерії знань (Knowledge engineering), що використовують онтології та методи виведення;
- формальні підходи, які базуються на застосуванні формальних мов та темпоральної модальної логіки;
- змішані варіанти.

У огляді 2000 року [7] мультиагентні системи розглядалися разом із розподіленим розв'язанням задач (Distributed Problem Solving) як інтегральні складові розподіленого штучного інтелекту (Distributed Artificial Intelligence).

У цьому огляді було представлено різні типові сценарії для многагентних систем і наведено перелік можливостей для застосування методів машинного навчання.

Була запропонована класифікація систем агентів за двома вимірами:

- рівень різноманітності агентів (гомогенні та гетерогенні системи);
- обсяг та тип взаємодії між агентами.

Згідно з першим виміром, системи агентів класифікують на однорідні та різнорідні, а за другим виміром – на агентів, що взаємодіють між собою або не взаємодіють, кооперативних та конкуруючих агентів тощо.

В деяких дослідженнях мультиагентні системи аналізуються через призму класичної теорії керування, що отримало назву «мережеве керування». Мережеве керування характеризується інтеграцією класичних інструментів теорії керування з методами теорії графів. Наприклад, у роботі [8] зазначається, що такі задачі керування, як управління групою роботів, розподілений інтелект, інтелект зграї, розподілене прийняття рішень, розподілене пізнання, керування перевантаженнями в мережах, колективний рух у біології, синхронізація осциляторів у фізиці, паралелізація в теорії оптимізації, розподілена оцінка, спільна оцінка, рівновага в економіці, моделювання соціальних взаємодій та теорія ігор можуть бути розглянуті через теорію взаємопов'язаних динамічних систем.

Ці наукові галузі науки мають декілька перетинаючихся дослідницьких спільнот, що призводить до розмаїття у визначеннях і методологіях, варіюючи від детального математичного аналізу до практичних досліджень. Через це також існує від-

сутність уніфікованої термінології: так, динамічні системи можуть отримувати такі назви як роботи, агенти, вузли, процесори чи об'єкти. Групи описуються, як мережі, загони, рої, команди або кластери, а методики можуть бути представлені як контролери, протоколи або динаміки. У згаданому джерелі слово «агент» вживається для опису окремої динамічної системи, тоді як терміни «мережа» або «колектив» використовуються для опису груп. Викладаються проблеми знаходження консенсусу, організації структури, оптимізації розподілу ресурсів через поняття динамічних систем.

У дисертації [9] аналізуються проблеми досягнення консенсусу та синхронізації агентів, які зустрічаються в багатьох сферах науки. Кожному агенту відповідає певна динамічна система, а консенсус та синхронізація досліджуються у мережах окремих динамічних систем, з'єднаних за допомогою певної топології, що представлена графом зв'язків. Системи моделюються за допомогою звичайних диференціальних рівнянь. У зазначеній дисертації представлено куб складності зв'язаних систем (рис. 1). Припускаючи, що зв'язок між окремими системами описується певною топологією, можна виділити три незалежні виміри складності: складність окремих систем, складність топології зв'язності та складність самих зв'язків.

А у монографії українських авторів – В.Л. Плескач, Ю.В. Рогушина [10] викладено, що для дослідження поведінки мультиагентних систем застосовуються методи з різноманітних наукових дисциплін:

- розподілений штучний інтелект, включаючи теорію розподілених систем та теорії прийняття рішень, що фокусується на основних аспектах колективної діяльності агентів;
- теорія ігор застосовується для аналізу сценаріїв, подібних до кооперативних ігор, та стратегій, що використовуються у процесі переговорів;
- теорія колективної поведінки автоматів, яка досліджує колективну поведінку великих груп автоматів з примітивними функціями, спроможних навчатися за допомогою системи штрафів і заохочень;
- біологічні, економічні та соціальні моделі.

Проаналізувавши найбільш популярні та поширені останні дослідження та публікації у галузі мультиагентних систем можна зробити наступні висновки:

1. Дослідження мультиагентних систем використовує підходи та методи з різноманітних наукових областей, включаючи розподілений штучний

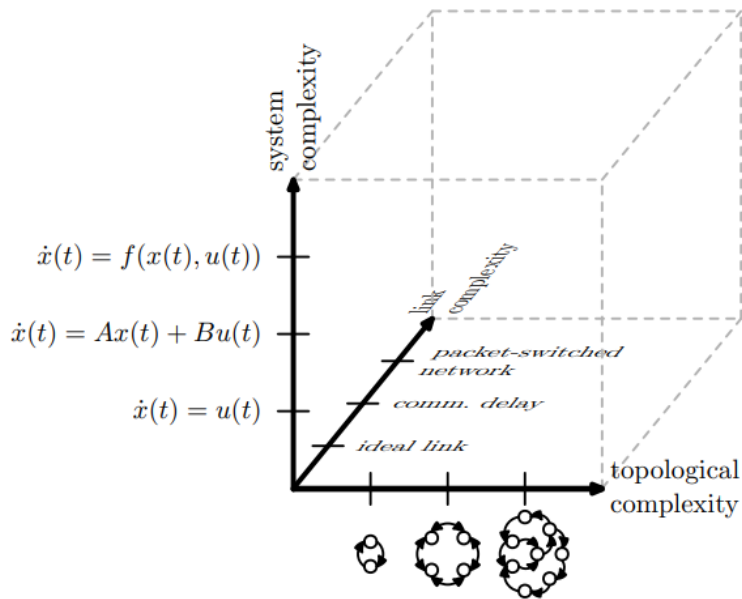


Рис. 1. Куб складності для зв'язаних динамічних систем

інтелект, теорію ігор, теорію колективної поведінки автоматів, а також біологічні, економічні та соціальні моделі. Це свідчить про складність і багатогранність галузі, а також про потребу в комплексному підході до вирішення поставлених задач.

2. Мультиагентні системи знаходять застосування у широкому спектрі доменів, від робототехніки та розподілених обчислень до економіки та соціальних наук. Це вказує на гнучкість та адаптивність мультиагентних систем до різних умов і завдань.

3. Дослідження надають як теоретичні рамки для розуміння фундаментальних принципів роботи мультиагентних систем, так і практичні методики для реалізації ефективних систем у реальних умовах. Це підкреслює потенціал мультиагентних систем як у наукових дослідженнях, так і у промисловому застосуванні.

4. Сфера мультиагентних систем продовжує розвиватися, пропонуючи нові теоретичні підходи та інноваційні рішення для практичних задач. Активне дослідження та публікація в цій області свідчать про її актуальність і перспективність для подальшого наукового прогресу.

**Постановка завдання.** У даній статті буде акцентована увага на ройовому інтелекті, як на ключовому напрямку в галузі мультиагентних систем, особливо зосереджуючись на взаємодії між агентами, як на фундаментальному елементі в галузі мультиагентних систем.

Основна увага буде зосереджена на алгоритмах ройового інтелекту, їх застосуванні для

вирішення складних оптимізаційних та координаційних задач, а також на потенціалі ройового інтелекту для розробки нових технологій у різних областях, включаючи робототехніку, розподілені обчислення, управління трафіком та інші.

**Виклад основного матеріалу.** Ройовий інтелект є однією з галузей штучного інтелекту, яка динамічно розвивається. Як попередників ройового інтелекту можна згадати три алгоритми: алгоритм стохастичного дифузійного пошуку (SDS – Stochastic Diffusion Search), мурашиний алгоритм (ACO – Ant Colony Optimization) та метод рою часток (PSO – Particle Swarm Optimization).

Алгоритм SDS було опубліковано у 1989 році Джоном Марком Бішопом [11]. SDS є першою метаевристикою ройового інтелекту, де було представлено техніку глобального пошуку на основі ймовірності та агентів.

ACO було опубліковано у 1992 році Марко Доріго в його докторській дисертації. Основним джерелом натхнення для ACO були дії реальної колонії мурах. Початковий алгоритм ACO є ймовірнісною технікою оптимізації, корисною в дискретній оптимізації для знаходження найкращих шляхів у графах.

PSO було опубліковано у 1995 році Джеймсом Кеннеді та Расселом Ебергардом. Основне джерело натхнення для алгоритму PSO була соціальна поведінка таких організмів, як птахи (згряя птахів) або риби (косяк риб). Оригінальний PSO це метод глобальної оптимізації для неперервної області.

На основі загальної концепції ройового інтелекту на сьогоднішній день розроблено багато алгоритмів натхнених природою.

Сімейство алгоритмів ройового інтелекту продовжує розширюватися. Нижче надано перелік 45 алгоритмів[13] впорядкованих за датою створення (Таблиця 1).

Алгоритми ройового інтелекту є винятковим прикладом того, як природні процеси та поведінки можуть бути адаптовані для розв'язання складних задач в областях оптимізації, пошуку та інших обчислювальних задач.

Ключовими характеристиками алгоритмів ройового інтелекту є їх здатність до самоорганізації, гнучкості, масштабованості та робастності. Вони ефективно використовують колективну поведінку множини агентів для досягнення спільної мети без необхідності централізованого керування. Це робить їх особливо привабливими для задач, де традиційні підходи можуть бути неефективними або занадто складними для реалізації.

У майбутньому розвиток та вдосконалення алгоритмів ройового інтелекту, ймовірно, зосередяться на підвищенні їх ефективності, зниженні обчислювальних витрат, та розширенні сфер застосування. Це може включати інтеграцію з іншими методами штучного інтелекту,

такими як глибинне навчання та різні види нейромереж, для створення гібридних систем, які можуть ще більше покращити здатність до вирішення складних та динамічних задач в реальному часі.

**Висновки.** У даній роботі було проведено огляд ключових архітектур мультиагентних систем і алгоритмів ройового інтелекту, який підкреслив значні перспективи розвитку мультиагентних систем і ройового інтелекту, вказуючи на активність досліджень у цій області та постійне розширення сфери їхнього застосування. Розгляд різноманітних досліджень і публікацій дозволив зробити висновок про важливість інтеграції підходів з різних наукових дисциплін для розв'язання різноманітних і складних задач за допомогою ройового інтелекту.

У подальших дослідженнях планується зробити більш детальний аналіз різних алгоритмів ройового інтелекту та їх порівняння між собою в різних сферах застосування, синтез з іншими методами штучного інтелекту.

Подальші дослідження зосередяться на детальному аналізі та порівнянні алгоритмів ройового інтелекту між собою в різних областях застосування, а також на їх інтеграції з іншими методами штучного інтелекту.

Таблиця 1

Перелік алгоритмів оптимізації ройового інтелекту

Назва алгоритма	Рік	Біологічне натхнення
1	2	3
Стохастичний дифузійний пошук (Stochastic Diffusion Search)	1989	Механізм тандемного зв'язку, використовуваний одним видом мурах
Оптимізація колонії мурах (Ant Colony Optimization)	1992	Реальні колонії мурах, які використовують феромон як засіб хімічного посланника
Оптимізація роєм частинок (Particle Swarm Optimization)	1995	Соціальна поведінка зграї птахів або школи риб
Система бджіл (Bee System)	2001	Поведінка збирання нектару колоніями бджіл
Бактеріальний пошук (Bacterial Foraging)	2002	Соціальна поведінка здобування їжі Escherichia coli
Алгоритм рою риб (Fish-swarm Algorithm)	2002	Поведінка риб, така як полювання та формування зграї
Бджолиний вулик (Beehive)	2004	Комунікативні та оціночні методи та процедури медоносних бджіл
Хемотаксис колонії бактерій (Bacterial Colony Chemotaxis)	2005	Реакція бактерій на хемоатрактанти
Оптимізація колонією бджіл (Bee Colony Optimization)	2005	Колонії бджіл у природі
Оптимізація роєм бджіл (Bee Swarm Optimization)	2005	Поведінка реальних бджіл у природі
Віртуальні бджоли (Virtual Bees)	2005	Рій бджіл та взаємодії між ними, коли вони знаходять нектар
Рій котів (Cat Swarm)	2006	Поведінка котів та їхні навички, такі як слідкування та пошук
Штучна колонія бджіл (Artificial Bee Colony)	2007	Природна поведінка збирання їжі реальними медоносними бджолами

1	2	3
Швидке бактеріальне зграювання (Fast Bacterial Swarming)	2008	Механізм здобування їжі Escherichia coli та модель зграювання птахів
Шмели (Bumblebees)	2009	Колективна поведінка соціальних комах
Пошук кукушки (Cuckoo Search)	2009	Паразитична поведінка деяких видів кукушок
Алгоритм світляків (FireFly Algorithm)	2009	Поведінка світляків та їх світіння
Оптимізація роєм світлячків (Glowworm Swarm Optimization)	2009	Світіння, індуковане люциферином, світляка, яке використовується для приваблення партнерів/здобичі
Штучний алгоритм рибної школи (Artificial Fish School Algorithm)	2010	Поведінка риб, така як полювання, формування зграї, слідування
Алгоритм кажана (Bat Algorithm)	2010	Характеристики ехолокації мікрокажанів
Оптимізація роєм тарганів (Cockroach Swarm Optimization)	2010	Соціальна поведінка тарганів
Пошук під час полювання (Hunting Search)	2010	Групове полювання тварин, таких як леви, вовки та дельфіни
Оптимізація колонією бактерій (Bacterial Colony Optimization)	2012	П'ять основних поведінок бактерій Escherichia coli протягом їхнього життєвого циклу
Сліпі голі кроти (Blind-Naked Mole-Rats)	2012	Соціальна поведінка колонії сліпих голих кротів
Стадо криля (Krill Herd)	2012	Поведінка стада криля
Алгоритм лева (Lion's Algorithm)	2012	Соціальна поведінка левів, яка допомагає зберегти тварину сильною у світі
Пошук вовків (Wolf Search)	2012	Вовки шукають їжу та виживають, уникаючи ворогів
Оптимізація мухою (Fruit Fly Optimization)	2013	Поведінка мух-плодоїдів
Оптимізація соціальними павуками (Social Spider Optimization)	2013	Кооперативна поведінка соціальних павуків, які взаємодіють один з одним
Оптимізація роєм курей (Chicken Swarm Optimization)	2014	Поведінка курей під час пошуку їжі
Оптимізація розсіяними мухами (Dispersive Flies Optimisation)	2014	Поведінка рою мух над джерелами їжі
Оптимізатор сірих вовків (Grey Wolf Optimizer)	2014	Імітує соціальну домінуючу структуру зграї сірих вовків
Ведення слонів (Elephant Herding)	2015	Поведінка стада слонів
Оптимізація монарх-метеликів (Monarch Butterfly Optimization)	2015	Міграція монарх-метеликів
Алгоритм пошуку ворон (Crow Search Algorithm)	2016	Інтелектуальна поведінка ворон
Алгоритм рою дельфінів (Dolphin Swarm Algorithm)	2016	Ехолокація дельфінів, обмін інформацією, співпраця
Динамічний віртуальний алгоритм кажанів (Dynamic Virtual Bats Algorithm)	2016	Здатність кажанів маніпулювати частотою/довжиною хвилі випромінюваних звукових хвиль
Алгоритм оптимізації китів (Whale Optimization Algorithm)	2016	Соціальна поведінка горбатих китів – стратегія полювання «бульбашковою сіткою»
Алгоритм рою дельфінів (Swarm Dolphin Algorithm)	2016	Соціальні поведінки дельфінів
Штучний алгоритм вовчої зграї (Artificial Wolf Pack Algorithm)	2016	Соціальні поведінки вовчої зграї при розвідці, виклику та облозі
Оптимізація сараною (Grasshopper Optimisation)	2017	Поведінка зграї сарани в природі
Оптимізатор плямистих гієн (Spotted Hyena Optimizer)	2017	Соціальні відносини між плямистими гієнами та їхнє співробітництво
Алгоритм рою сальп (Salp Swarm Algorithm)	2017	Поведінка рою сальп під час навігації та здобування їжі в океанах
Оптимізатор імператорських пінгвінів (Emperor Penguin Optimizer)	2018	Імітує поведінку згуртування імператорських пінгвінів
Алгоритм оптимізації чайок (Seagull Optimization Algorithm)	2019	Міграція та нападаючі поведінки чайки в природі

**Список літератури:**

1. Military Drone Market to Hit USD 35.60 Billion by 2030 | Featuring a Detailed 200-Pages Research Report. URL: <https://www.fortunebusinessinsights.com/military-drone-market-102181> (дата звернення 02.02.2024)
2. Herbert A. Simon – The Architecture of Complexity. URL: <https://www2.econ.iastate.edu/tesfatsi/ArchitectureOfComplexity.HSimon1962.pdf> (дата звернення: 02.02.2024).
3. Russell S. J., Norvig P. Artificial Intelligence: A Modern Approach (4th Edition). Pearson, 2020. 1132 p.
4. Anand S. Rao and Michael P. Georgeff – BDI Agents: From Theory to Practice. URL: <https://cdn.aaai.org/ICMAS/1995/ICMAS95-042.pdf> (дата звернення: 02.02.2024).
5. Hewitt, Carl – Viewing Control Structures as Patterns of Passing Messages. URL: <https://dspace.mit.edu/handle/1721.1/6272> (дата звернення: 02.02.2024).
6. Carlos A. Iglesias, Mercedes Garijo and Jose C. Gonzalez – A Survey of Agent-Oriented Methodologies. URL: [https://www.researchgate.net/publication/221456186\\_A\\_Survey\\_of\\_Agent-Oriented\\_Methodologies](https://www.researchgate.net/publication/221456186_A_Survey_of_Agent-Oriented_Methodologies) (дата звернення: 02.02.2024).
7. Peter Stone, Manuela Veloso – Multiagent Systems: A Survey from a Machine Learning. URL: <https://www.cs.cmu.edu/~mmv/papers/MASsurvey.pdf> (дата звернення: 02.02.2024).
8. Gianluca Antonelli – Interconnected dynamic systems: An overview on distributed control. IEEE Control Systems. 2013. Vol. 33, no. 1. P. 76–88. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6415463> (дата звернення: 02.02.2024).
9. Wieland P. – From static to dynamic couplings in consensus and synchronization among identical and non-identical systems / vorgelegt von Peter Wieland. 2010. URL: <http://d-nb.info/1008368504/34> (дата звернення: 07.02.2024).
10. В.Л. Плєскач, Ю.В. Рогущина – Агентні технології. URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/38468943.pdf> (дата звернення: 02.02.2024)
11. John Mark Bishop – Stochastic searching networks. URL: [https://www.researchgate.net/publication/3576975\\_Stochastic\\_searching\\_networks](https://www.researchgate.net/publication/3576975_Stochastic_searching_networks) (дата звернення: 02.02.2024)
12. Aboul Ella Hassanien, Eid Emary. SWARM INTELLIGENCE: Principles, Advances, and Applications. CRC Press, 2016. 220 p.
13. Adam Slowik. Swarm Intelligence Algorithms: A Tutorial. CRC Press, 2020. 348 p.

**Kupin A.I., Kosei M.P. OVERVIEW OF MULTI-AGENT SYSTEM ARCHITECTURES AND SWARM INTELLIGENCE ALGORITHMS**

*This work provides an overview of the main architectures of multi-agent systems and examines examples of multi-agent systems of various types in mechanics, biology, transportation, and modeling of swarm intelligence. Initially, the article highlights the importance and relevance of the application and development of multi-agent systems, analyzing market trends and investments in this crucial area of artificial intelligence. Definitions of key terms and classifications of agents and multi-agent systems are provided for a deeper understanding of the research context and scope.*

*The work also analyzes key approaches to creating and managing multi-agent systems, including coordination algorithms, agent interaction, and conflict resolution methods. Special attention is given to the use of multi-agent systems for optimizing processes in complex dynamic environments, such as market economies, traffic management, and environmental monitoring. The advantages of the multi-agent approach, including flexibility, scalability, and the ability to self-organize, are highlighted. The review concludes with findings on the current state of research in this area and the prospects for the development of multi-agent systems. Further, the reader's attention is focused on the concept of swarm intelligence – one of the most advanced and rapidly progressing fields of application of multi-agent systems.*

*A special place in the study is occupied by swarm intelligence optimization algorithms, which play a key role in solving complex optimization tasks by imitating the behavior of social animal collectives. Algorithms such as the ant colony algorithm, particle swarm optimization, and many others demonstrate high efficiency in solving optimization tasks in various fields, from logistics to machine learning.*

*The future direction of research is closely related to the development of hybrid systems that combine the capabilities of swarm intelligence with other artificial intelligence methods, including neural networks and deep learning. This approach will allow for the creation of even more powerful and adaptive systems capable of efficiently solving complex tasks in dynamic and unpredictable environments, opening new horizons for the application of multi-agent systems and swarm intelligence.*

**Key words:** artificial intelligence, intelligent agent, multi-agent systems, swarm intelligence, swarm intelligence optimization algorithms.