

УДК 004.932:004.032.26:004.94
DOI [https://doi.org/10.15589/znп2025.4\(502\).32](https://doi.org/10.15589/znп2025.4(502).32)

MULTI-AGENT APPROACH TO GENERATION AND ANALYSIS OF COMPUTER GRAPHICS FOR PATTERN RECOGNITION TASKS

МУЛЬТИАГЕНТНИЙ ПІДХІД ДО ГЕНЕРАЦІЇ ТА АНАЛІЗУ КОМП'ЮТЕРНОЇ ГРАФІКИ ДЛЯ ЗАДАЧ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ

Vasyl M. Zaiats

zvmmvz01@gmail.com

ORCID: 0000-0001-7150-1070

Bohdan M. Hats

gatsbn@gmail.com

ORCID: 0000-0002-8104-4827

Serhii I. Osadchuk

papayosadchuk@gmail.com

ORCID: 0009-0000-0203-2581

В. М. Заяць,

докт. техн. наук, професор

Б. М. Гаць,

канд. техн. наук, доцент

С. І. Осадчук,

викладач

Private Higher Educational Institution “Bukovinian University”, Chernivtsi
Приватний вищий навчальний заклад «Буковинський університет», м. Чернівці

Abstract. Purpose. To substantiate and develop theoretical principles for the application of a multi-agent approach to the generation and analysis of computer graphics in various tasks aimed at pattern recognition, as well as to determine the principles of agent interaction to improve the quality of visual results and the stability of interpretation. **Methods.** A review and systematization of modern scientific publications in the field of multi-agent systems in the field of computer vision and computer graphics was conducted; a comparative analysis of approaches was performed according to the criteria of accuracy, resistance to noise and incomplete data, computational complexity, and portability. A conceptual scheme of a multi-agent system was proposed that combines image generation and analysis through mechanisms of coordination, message exchange, and decision agreement. **Results.** The key advantages of the multi-agent approach were identified: scalability, modularity, role specialization, collective learning, and the possibility of mutual validation of hypotheses during pattern recognition. Existing methods are summarized (from multi-agent segmentation, detection and classification to the use of generative models and adversarial networks) and an architecture is outlined in which specialized “generator” agents form variable samples, and “recognizer” agents perform evaluation, selection and refinement, which contributes to increasing the accuracy and consistency of results. **Scientific novelty.** For the first time, the processes of generating graphic images and their analysis are theoretically combined in a single multi-agent paradigm; the prospect of overcoming the limitations of single-agent solutions (intention drift, local errors, incomplete data) is substantiated through the collective work of agents with task distribution, criteria coordination and aggregation of conclusions. **Practical significance.** The results create the basis for the development of intelligent computer vision systems capable of automatically generating and analyzing graphic data with increased reliability, reproducibility, and controllability. The proposed provisions can be used in medical image diagnostics, autonomous robotic complexes, augmented and mixed reality systems, quality control, video analytics, and other areas requiring reliable pattern recognition.

Key words: multi-agent systems; image generation; image analysis; computer vision; pattern recognition; artificial intelligence; cooperative learning; autonomous agents.

Анотація. Мета. Обґрунтувати та розробити теоретичні засади застосування мультиагентного підходу до генерації й аналізу комп'ютерної графіки у задачах розпізнавання образів. **Методика.** Проведено огляд і систематизацію сучасних наукових публікацій за напрямом мультиагентних систем у комп'ютерному зорі та графіці, виконано порівняльний аналіз підходів і запропоновано концептуальну схему мультиагентної системи, що поєднує генерацію зображень та їхній аналіз. **Результати.** Визначено ключові переваги мультиагентного підходу (масштабованість, модульність, колективне навчання) для автоматичного розпізнавання образів, узагальнено існуючі методи (від мультиагентного сегментування та класифікації до генеративних змагальних мереж) та окреслено архітектуру системи, де спеціалізовані агенти-«генератори» і агенти-«розпізнавачі» взаємодіють для покращення точності і узгодженості результатів. **Наукова новизна.** Вперше теоретично поєднано процес генерації графічних образів та їх аналіз у єдиній мультиагентній парадигмі; обґрунтовано можливість

подолання обмежень одноагентних рішень (таких як дрейф інтенції чи неповнота даних) шляхом колективної роботи агентів із розподілом завдань. *Практична значимість.* Отримані результати створюють підґрунтя для розробки інтелектуальних систем комп'ютерного зору, здатних автоматично генерувати та аналізувати графічні дані з підвищеною достовірністю; це має застосування у діагностиці зображень, автономних робототехнічних комплексах, системах доповненої реальності та інших сферах, що потребують надійного розпізнавання образів.

Ключові слова: мультиагентні системи; генерація зображень; аналіз зображень; комп'ютерний зір; розпізнавання образів; штучний інтелект; кооперативне навчання; автономні агенти.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Розпізнавання образів – це процес ідентифікації різноманітних форм, контурів або конфігурацій за допомогою автоматичних засобів. Такі задачі комп'ютерного зору, як класифікація об'єктів, сегментація зображень чи виявлення ознак, є ключовими для сучасних інформаційних систем у різних галузях – від медицини до промисловості. З огляду на зростання обсягу графічних даних та ускладнення самих образів, постає потреба у більш гнучких і потужних методах аналізу зображень. Одним із перспективних підходів є мультиагентні системи (МАС). Мультиагентна система визначається як сукупність декількох взаємодіючих інтелектуальних агентів, здатна розв'язувати проблеми, які занадто складні для одного агента чи монолітної системи [1]. Тобто декомпозиція задачі між автономними агентами дає змогу охопити різні аспекти проблеми паралельно та узгоджено. У контексті комп'ютерної графіки це означає, що декілька спеціалізованих агентів можуть одночасно генерувати графічні образи і аналізувати їх, обмінюючись результатами для досягнення спільної мети – точного розпізнавання об'єктів на зображеннях.

Актуальність мультиагентного підходу зумовлена також бурхливим розвитком цифрових технологій. У добу діджиталізації виникає потреба в більш інтелектуальних системах, здатних працювати зі складними візуальними даними без прямого людського втручання. Водночас сучасні дослідження підкреслюють, що ефективне використання таких систем можливе лише за умов наявності у фахівців розвинених цифрових компетентностей, які охоплюють не тільки технічні навички, а й розуміння ризиків, пов'язаних із безпекою обробки та інтерпретації цифрових даних [2]. Це особливо актуально для інтелектуальних систем аналізу зображень, результати яких можуть впливати на ухвалення критично важливих рішень. У зв'язку з цим дослідники також відзначають, що формування цифрових компетентностей персоналу та безпекові аспекти цифрової економіки вимагають впровадження новітніх методів штучного інтелекту [3]. Мультиагентні системи, інтегровані з методами комп'ютерного зору, можуть стати саме таким інноваційним підходом. Проте їх застосування у сфері генерації та аналізу комп'ютерної графіки дотепер носило фрагментарний характер. Тому постає наукова проблема: як розробити єдину теоретичну основу мультиагентного підходу, що поєднує генерацію зображень і їх аналіз для покращення розпізнавання образів?

Вирішення цієї проблеми сприятиме створенню нових класів автономних систем штучного інтелекту з вищим рівнем продуктивності та надійності.

АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

Концепція мультиагентних систем активно розвивається впродовж останніх десятиліть. Як показують дослідження, колаборація декількох агентів може суттєво підвищувати успішність виконання складних цілей порівняно з одним агентом [4]. У галузі комп'ютерного зору та графіки це підтверджується рядом робіт. Зокрема, для задач обробки зображень (низькорівневого аналізу) було запропоновано мультиагентні методи сегментації та виявлення контурів. Махджуб та ін. розробили мультиагентну систему для виділення контурів на зображенні, де автономні реактивні агенти, локально «сприймаючи» піксельне середовище, спільно відшукують границі об'єктів [5]. Взаємодія агентів приводить до емергентного виокремлення контурів – навіть частково приховані чи розірвані межі успішно відновлюються завдяки кооперації множини простих агентів [5]. Такий підхід перевершує традиційні алгоритми обробки, оскільки дозволяє одночасно застосувати кілька операторів і врахувати локальні особливості зображення в різних його частинах [5].

Подібні ідеї реалізовані й у сфері сегментації медичних зображень. Огляд сучасних методів показує, що парадигма МАС дедалі частіше використовується для автоматизації сегментації, розбиваючи зображення на області інтересу (наприклад, органи на медичних знімках) за допомогою спільно діючих агентів [6]. Беннаї та ін. (2023) у своєму оглядовому дослідженні відзначають, що мультиагентні підходи демонструють багатообіцяючі результати в сегментації, особливо у випадках, коли необхідна адаптація до різних типів зображень і умов їх отримання [6].

Для задач розпізнавання і класифікації образів мультиагентний підхід також виявився ефективним. Мусаї та ін. (2019) запропонували архітектуру, де кілька мобільних агентів із обмеженим полем зору спільно класифікують велике зображення, наприклад карту місцевості або великоформатне зображення [7]. Кожен агент спостерігає свою частину сцени, обмінюється знайденою інформацією із сусідами та поступово досягає консенсусу щодо класу об'єкта на зображенні [7]. Важливо, що таку кооперацію було організовано через механізми навчання

з підкріплення: агенти навчалися пересуватися по зображенню і ділитися даними, максимізуючи спільну довгострокову винагороду за правильну класифікацію [7]. Цей підхід розв’язує проблему надто великого вимірювального простору – складне завдання розпізнавання ділиться між агентами, кожен з яких працює зі спрощеною локальною картиною, що знижує обчислювальну складність без втрати точності [7]. Таким чином, група агентів може досягти результату, недоступного одному класифікатору з огляду на обмеження огляду та ресурсу [7].

Окремий напрям досліджень стосується генерації зображень із використанням множини агентів. Варто згадати, що вже класичні Generative Adversarial Networks (GAN) фактично є двоагентними системами – генератор і дискримінатор виконують змагальні ролі у рамках мінімаксної гри [8]. Генератор намагається створити реалістичні зображення, а дискримінатор – відрізнити їх від справжніх, і в ході цього двостороннього навчання обидві нейронні мережі вдосконалюються. Такий підхід підтверджує дієвість ідеї взаємодії агентів: виграти одного є програшом другого, і система збіжна до балансу Неша, коли зображення вже неможливо відрізнити від реальних [8]. Поштовхом для розвитку цієї ідеї стало створення багатозарядних GAN, де декілька генераторів змагаються з одним дискримінатором для підвищення різноманітності результатів генерації (так звана модель MAD-GAN) [8]. Дискримінатор такої системи не лише класифікує зображення як реальні чи штучні, а й визначає, який саме генератор їх створив, стимулюючи генератори продукувати унікальні стилі і покривати різні модальні простори образів [8]. Як наслідок, мультиагентна генеративна система долає проблему mode collapse – збіднення різноманітності згенерованих зразків, характерну для одноагентних GAN [8].

Нещодавно з’явилися роботи, що інтегрують мультиагентність у діалогові та інтерактивні генеративні задачі. Ма і співавт. (2025) представили систему Talk2Image, яка здійснює багатокрокове генерування та редагування зображень на основі текстового діалогу з користувачем [9]. У традиційних одноагентних підходах послідовного редагування виникає проблема дрейфу інтенції – поступового відхилення зображення від побажань користувача при багаторазових правках [9]. Запропонована мультиагентна система долає це шляхом декомпозиції завдання між агентами: один агент займається інтерпретацією намірів користувача з історії діалогу, інші – виконують спеціалізовані підзадачі (додавання об’єктів, зміна стилю тощо), а координує їх роботу центральний модуль зі спільною пам’яттю [9]. Крім того, впроваджено цикл зворотного зв’язку: окремий агент оцінює отримане зображення та дає сигнал на подальше уточнення іншим агентам. Така архітектура забезпечила вищу контрольованість та узгодженість результатів порівняно з одноагентними аналогами [9]. Цей приклад демонструє потенціал

мультиагентних систем у комплексних завданнях генерації графіки, де потрібна модульність і паралельність: різні аспекти творчого процесу делегуються різним агентам, що працюють одночасно.

Застосування мультиагентного підходу ефективне і в динамічних візуальних сценаріях. Так, для задачі активного відстеження об’єктів (Active Object Tracking), коли камера повинна сама пересуватись, щоб утримувати ціль у кадрі, запропоновано кооперативні агентні системи. Nguyen та ін. (2025) відзначають, що одноагентні алгоритми відстеження у складних умовах (з перешкодами, багатьма рухомими об’єктами) часто приймають субоптимальні рішення через обмежені сенсорні можливості одного агента [10]. Вони розробили систему CSAOT, де кілька агентів з різних ракурсів спільно навчалися підтримувати візуальний контакт із цілью, координуючи переміщення камер і обмінюючись даними через механізм спільної експертної оцінки [10]. Це підвищило надійність відстеження – агенти допомагали один одному компенсувати оклюзії (коли об’єкт тимчасово ховається від одного з них) та швидкі рухи цілі, продовжуючи загальний час успішного трекінгу [10]. Даний підхід підтверджує, що мультиагентні системи здатні більш робастно діяти в реальному середовищі, де кожен агент має неповну інформацію: об’єднання спостережень і спільне навчання стратегій дозволяють перевершити можливості окремого трекера.

Після ретельного аналізу літератури також виявлено, що українські науковці роблять внесок у розвиток теорії агентних систем та їх застосувань. Горбань і Немченко (2024) дослідили методи обробки інформації у програмних агентах мобільних роботів, зокрема системи технічного зору, і удосконалили багаторівневу архітектуру агентів для підвищення ефективності в умовах невизначеності [11]. Наголос зроблено на інтеграції методів машинного навчання та класичного керування, що підтверджує міждисциплінарний характер сучасних агентних технологій [11]. Це узгоджується з глобальними тенденціями: мультиагентні системи все частіше розглядаються як платформа для синтезу різних підходів штучного інтелекту – від нейромереж до методів оптимізації.

Отже, попередні дослідження заклали основу для розуміння, як мультиагентність може покращити генерацію та аналіз графічних даних. Водночас, залишається низка відкритих питань. Література показує окремі успішні випадки (сегментація, класифікація, GAN, трекінг), але відсутня єдина теоретична рамка, що об’єднує ці аспекти. Не до кінця вирішеними є проблеми узгодження дій агентів, особливо в системах з одночасною генерацією і розпізнаванням: як гарантувати цільову функцію для всіх агентів, уникнути конфліктів та забезпечити стабільну збіжність рішень. Також варто відзначити, що збільшення кількості агентів у системі підвищує обчислювальні витрати та висуває вимоги

до пропускну́ї спроможності каналів зв'язку між агентами [4]. Питання безпеки й надійності мультиагентних систем, зокрема прозорості ухвалених рішень та врахування етичних норм, лише починають обговорюватися в науковій спільноті. Ці невирішені аспекти становлять поле для подальших досліджень, і саме на їх тлі формулюється мета даної роботи.

ВІДОКРЕМЛЕННЯ НЕВИРІШЕНИХ РАНІШЕ ЧАСТИН ПРОБЛЕМИ

На підставі виконаного аналізу можна виділити такі невирішені раніше частини загальної проблеми:

1. Єдина теоретична основа для генерації та аналізу зображень в мультиагентних системах. Існуючі дослідження зосереджені або на мультиагентному аналізі (розпізнаванні), або на генерації, або розглядають спрощені двоагентні конфігурації (як-от GAN). Не розроблено узагальненої моделі, що описує одночасну взаємодію агентів-генераторів та агентів-аналізаторів у межах однієї системи.

2. Методи координації та комунікації між гетерогенними агентами. У складній системі можуть діяти різні типи агентів (наприклад, візуальні, мовні, семантичні), і питання ефективного протоколу обміну даними та розподілу ролей залишається відкритим. Як гарантувати узгодженість дій, мінімізувати конфлікти та уникнути перевантаження комунікаційних каналів при зростанні числа агентів – проблема, що потребує вирішення.

3. Баланс між автономністю та централізацією керування. Мультиагентні системи мають перевагу автономності агентів, але для досягнення спільної мети може знадобитися центральний координатор (оркестратор). Невідомо, яка архітектура – повністю децентралізована (самоорганізована) чи ієрархічна з координуючим агентом – є оптимальною для задач генерації та розпізнавання образів, і за яких умов.

4. Оцінювання ефективності мультиагентних підходів. Немає усталених метрик, що дозволяють порівняти мультиагентну систему з традиційними алгоритмами в задачах комп'ютерної графіки. Потрібні критерії для вимірювання колективної точності розпізнавання, стійкості до збоїв окремих агентів, виграшу в швидкодії та ін. Відсутність таких метрик ускладнює вибір оптимальних параметрів системи (кількості агентів, топології взаємодії тощо).

5. Інтеграція навчання та адаптації. Мультиагентні системи можуть навчатися спільно, проте питання безперервного навчання «на льоту» (lifelong learning) і адаптації агентів до нових образів або змін середовища майже не досліджене. Необхідно визначити, як система може динамічно перебудовувати розподіл ролей або набір агентів при появі нових задач розпізнавання чи видів зображень.

Таким чином, попри значний прогрес у вузьких напрямках, загальна проблема ефективного поєднання

генерації та аналізу комп'ютерної графіки мультиагентними методами не вирішена в повному обсязі. Це обумовлює потребу сформулювати чітку дослідницьку мету та завдання.

МЕТА І ЗАВДАННЯ СТАТТІ

Метою даного дослідження є розроблення теоретичних засад мультиагентного підходу до генерації та аналізу комп'ютерної графіки для задач розпізнавання образів. Це передбачає: об'єднання існуючих розрізнених підходів у єдину концептуальну модель мультиагентної системи, здатної одночасно генерувати і розпізнавати візуальні образи; визначення оптимальної архітектури та принципів взаємодії агентів різних типів (генеруючих і аналізуючих); а також оцінку переваг такої системи над традиційними методами комп'ютерного зору. Досягнення поставленої мети сприятиме створенню нових інтелектуальних систем, що поєднують творчу компоненту (синтез зображень) з аналітичною (їх інтерпретація) в автономному режимі.

МЕТОДИ, ОБ'ЄКТ І ПРЕДМЕТ ДОСЛІДЖЕННЯ

Об'єктом дослідження є процеси комп'ютерної генерації графічних образів та їх автоматизованого аналізу (розпізнавання) в системах штучного інтелекту. Предметом дослідження – методи організації взаємодії множини інтелектуальних агентів для колективного виконання цих процесів, зокрема алгоритми координації, навчання та обміну інформацією між агентами-учасниками.

Для досягнення мети використано такі методи дослідження: системний аналіз літературних джерел з теорії мультиагентних систем і комп'ютерного зору; метод порівняння та узагальнення – для виявлення спільних рис і відмінностей існуючих підходів; метод моделювання – для побудови концептуальної моделі мультиагентної системи генерації й аналізу графіки; елементи теорії ігор і розподіленого навчання – для формалізації взаємодії агентів у запропонованій системі. Теоретичне підґрунтя роботи складають основи штучного інтелекту, зокрема теорія розпізнавання образів, машинне навчання (в тому числі глибоке навчання та навчання з підкріпленням) і класичні методи обробки зображень, інтегровані у контекст багатокомпонентних (багатоагентних) програмних систем.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Концептуальна модель мультиагентної системи. На основі аналізу було розроблено узагальнену архітектуру мультиагентної системи, в якій відбуваються обидва процеси – генерація зображення та його аналіз (розпізнавання). Архітектурно система складається з двох підсистем агентів:

- Агенти генерації (AG) – набір агентів, що синтезують графічні зображення або окремі їхні компоненти.

- **Агенти аналізу (AA)** – набір агентів, що виконують розпізнавання об'єктів, класифікацію, сегментацію та інші аналітичні операції над зображеннями.

Обидві групи агентів діють у спільному середовищі – просторово-часовому полі графічних даних, яким може бути полотно зображення, тривимірна сцена або потік кадрів відео. Між агентами встановлено канали комунікації для обміну повідомленнями про виявлені особливості, проміжні результати або запити на дію.

Для координації системи запропоновано використати підхід «агент-оркестратор» (менеджер) у поєднанні зі спеціалізованими агентами-інструментами, подібно до шаблону Agents as Tools [4]. Зокрема, вводиться центральний агент-координатор (АС), який: – розподіляє завдання між агентами (як, наприклад, у людини-менеджера, що делегує роботу фахівцям [4]); – забезпечує узгодження цілей генерації та аналізу (щоб згенеровані образи відповідали критеріям, які перевіряють агенти аналізу); – інтегрує результати окремих агентів у кінцеве рішення (наприклад, збирає частини зображення, згенеровані різними агентами, та перевіряє через агентів аналізу їх відповідність заданому шаблону).

Розподіл ролей і взаємодія. Кожен агент у системі має чітко визначену роль. Агенти генерації можуть бути різних типів: один відповідає за фон сцени, інший – за певний об'єкт, третій – за накладання стилю або кольорокорекцію. Разом вони спільно формують фінальне зображення, взаємодіючи як кооперативна команда. Агенти аналізу теж можуть спеціалізуватися: наприклад, агент-сегментатор виокремлює області на зображенні, агент-класифікатор визначає клас об'єкта, агент-детектор шукає особливі ознаки (контури, ключові точки) тощо. Комунікація відбувається у формі повідомлень, які містять або пропозиції (наприклад, «AG1: згенеровано об'єкт А в положенні (x, y)»), або запити («AA2: потрібно збільшити роздільність фрагмента в області В для уточнення класифікації»). Оркестратор (АС) виступає брокером повідомлень: він може адресувати запит від агента аналізу до відповідного агента генерації. Наприклад, якщо агент розпізнавання тексту виявив невідповідність між частинами зображення, він надсилає запит на коригування – тоді агент-генератор вносить правки (під керуванням АС). Такий підхід реалізує цикл зворотного зв'язку, подібно до механізму ітеративного поліпшення зображення в системі Talk2Image [9].

Процес функціонування. Робота системи може проходити в кілька етапів (раундів):

- **Ініціалізація:** агент-координатор отримує зовнішнє завдання (наприклад, згенерувати зображення певного об'єкта та перевірити його на відповідність еталону). АС створює початковий план: визначає, які агенти генерації будуть задіяні і в якій послідовності, а також які агенти аналізу контролюватимуть проміжні та кінцеві результати.

- **Генерація первинного образу:** агенти генерації (AG) одночасно або послідовно формують початковий варіант зображення. Наприклад, AG1 створює фон, AG2 – основний об'єкт, AG3 додає деталізацію. Кожен агент працює автономно, але може запитувати в АС інформацію про контекст (наприклад, «чи вже розміщено інші об'єкти, куди можна вставити мій об'єкт?»).

- **Первинний аналіз:** агенти аналізу (AA) перевіряють отримане зображення. Вони можуть паралельно оцінювати різні аспекти: один – чи присутній потрібний об'єкт і де (детекція), інший – чи відповідає форма об'єкта еталону (класифікація), третій – чи немає артефактів на кордонах (контроль якості генерації). Результати аналізу надходять координатору.

- **Ітерація поліпшення:** на основі висновків агентів аналізу АС вирішує, чи потрібні доопрацювання. Якщо, приміром, агент аналізу виявив невідповідність кольору об'єкта фону, АС надсилає агенту генерації команду скоригувати колір. Відбувається черговий раунд генерації (корекції) та повторного аналізу. Цикл триває, доки критерії успішності не будуть виконані або не буде вичерпано ресурс ітерацій.

- **Завершення:** система видає кінцевий згенерований образ та метадані аналізу (визнаний клас об'єкта, карту сегментації тощо). Таким чином, на виході отримуємо як саме зображення, так і його семантичну інтерпретацію.

Колективне навчання агентів. У запропонованій системі передбачається можливість спільного навчання агентів для покращення злагодженості роботи. Використано підхід централізованого навчання – децентралізованого виконання (CTDE), популярний у мультиагентному навчанні [12]. Під час етапу навчання можна припустити існування «центрального тренера», що має доступ до спостережень та дій усіх агентів, і оптимізує їхні політики в напрямку спільної мети (наприклад, мінімізувати різницю між згенерованим образом і еталонним, водночас максимізуючи точність розпізнавання цього образу). Після навчання кожен агент працює автономно, використовуючи набуті політики, а взаємодія врегульована протоколами, закладеними під час тренування. Такий підхід дозволяє агентам навчитися кооперативної поведінки – наприклад, агенти генерації можуть навчитися не заважати один одному (розміщувати об'єкти так, щоб спростити роботу розпізнаючих агентів), а агенти аналізу – ефективно розподіляти, кому який аспект образу перевіряти.

Формалізація цільової функції. Для теоретичного аналізу мультиагентної системи запропоновано формулювати її мету у вигляді комбінованої функції винагорода, що має дві складові:

1. Винагорода за якість згенерованого зображення R_g (наприклад, негативне відхилення від бажаного образу, або зворотний показник «штучності» зображення, якщо вмонтовано дискримінатор як у GAN);

2. Винагорода за успішність розпізнавання R_a (наприклад, точність класифікації або частка правильно сегментованих пікселів). Сукупна функція може бути лінійною комбінацією: $R = \alpha R_g + \beta R_a$, де α і β – вагові коефіцієнти, що відображають пріоритети системи. Максимізацією значення R при навчанні агентів ми спонукаємо їх знаходити баланс між фотореалістичністю та можливістю розпізнавання образів. Наприклад, якщо генератор створив зображення, яке важко розпізнати (низький R_a), система отримає низьку сумарну якість зображення навіть за високої фотореалістичності; це змусить генераторів підлаштовувати стиль під можливості розпізнавачів, а розпізнавачів – покращувати свої алгоритми під специфіку згенерованих образів. Така спільна оптимізація сприяє узгодженню двох процесів.

До прикладу можна взяти наступну ситуацію: потрібно навчити мультиагентну систему генерувати зображення рукописних символів і водночас розпізнавати їх. Агенти генерації малюють символи різними почерками, а агенти аналізу – класифікують букви. Якщо якийсь символ помилково класифіковано (агент аналізу плутає «О» та «0»), агент-координатор може скоригувати агента-генератора: «зроби товщину овала більшою, щоб відрізнялося від нуля». Після кількох ітерацій система досягає такого зображення «О», яке впевнено розпізнається класифікатором. Цей сценарій ілюструє перевагу мультиагентного навчання: генератор і розпізнавач разом утворюють цикл з навчанням з підкріплення, де генератор покращує образ, щоб максимізувати впевненість розпізнавача, а розпізнавач поступово пристосовується до стилю генератора. Це нагадує змагальний процес GAN, але розширений кооперативною складовою: тут агенти спільно прагнуть підвищити сумарну винагороду, а не грають з нульовою сумою.

ОБГОВОРЕННЯ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

Запропонований мультиагентний підхід поєднує дві важливі функціональності – генерацію даних і розпізнавання – в єдиному інтегрованому процесі. Це відкриває нові можливості для систем штучного інтелекту. Однією з головних переваг є покращена стійкість та адаптивність: агенти-розпізнавачі можуть динамічно перевіряти та підказувати агентам-генераторам, як змінити зображення для досягнення бажаного результату. На відміну від традиційних послідовних конвеєрів (спочатку генеруємо, потім окремо аналізуємо), тут відбувається одночасний діалог між частинами системи. Це зменшує ймовірність отримати некоректний кінцевий результат, адже помилки можуть виправлятися «на льоту».

Варто зазначити, що мультиагентні системи демонструють гнучкість у розв'язанні комплексних задач. Наша концепція фактично реалізує принцип розподілу завдань за експертністю: кожен агент зосереджений

на вузькому аспекті (наприклад, колір, форма, позиція об'єкта чи певний клас об'єктів), що дозволяє застосовувати найефективніші алгоритми для кожного аспекту. Цей підхід відповідає принципу Separation of concerns, який спрощує розвиток системи та її масштабування [4]. Додавання нового агента (скажімо, агента, що генерує тіні для об'єктів задля реалістичності) не потребує значних змін у решті системи – достатньо визначити правила його взаємодії з наявними агентами. Таким чином, система є модульною і розширюваною [4], що надзвичайно важливо в умовах швидкого прогресу алгоритмів машинного навчання: нові моделі можна впроваджувати у вигляді нових агентів.

З іншого боку, мультиагентний підхід піднімає питання складності оркестрації. Централізований координатор (АС) сам по собі може стати «вузьким місцем» системи: він потребує правил прийняття рішень, які враховують різномірну інформацію від багатьох агентів. Розробка такого координатора – нетривіальне завдання, яке потенційно можна вирішити із залученням методів навчання (зокрема, використанням великих мовних моделей або правил нечіткої логіки для ухвалення рішень на основі повідомлень агентів). Альтернативою є повна децентралізація, де самі агенти домовляються між собою через механізми самоорганізації. Наприклад, можна застосувати ройові алгоритми: агенти-аналізатори залишають «мітки» (анілог феромонів) в спільному просторі зображення про проблемні зони, а агенти-генератори ці мітки відчувають і відповідним чином змінюють зображення [1]. Такий підхід усуває потребу в явному координаторі, але складність переноситься в правильне налаштування правил поведінки агентів. Вибір між централізованою і децентралізованою парадигмами, або їх гібридом, залежить від конкретної задачі та ресурсних обмежень.

Ще один аспект актуальний для обговорення – продуктивність і обчислювальні витрати. Мультиагентні системи, особливо з великою кількістю агентів, можуть вимагати значних ресурсів для одночасного оброблення множини процесів. Наприклад, згадується, що сучасні багатогентні мовні системи можуть генерувати тисячі запитів між агентами для вирішення однієї складної задачі [4]. У випадку генерації та аналізу графіки ситуація аналогічна: якщо кожен піксель або сегмент зображення контролюється окремим агентом (як в екстремальному випадку PixelRL, де кожному пікселю призначено агента [12]) то система стане дуже точною, але надзвичайно повільною. Тому на практиці необхідний компроміс: агрегування функцій агентів (один агент може оперувати не окремим пікселем, а цілою областю) та оптимізація комунікації (використання ефективних протоколів, стиснення повідомлень, фільтрація тільки релевантної інформації). Дослідження вказують, що застосування продуктивних моделей (наприклад, оптимізованих

мовних моделей типу Amazon Nova) дозволяє масштабувати системи з багатьма агентами без пропорційного зростання витрат [4]. Стосовно сфери графіки, можна використовувати апаратне прискорення (GPU) для паралельного виконання агентів або розподіляти агентів по різних вузлах кластера.

У контексті прикладних впроваджень слід приділити увагу надійності та безпеці мультиагентних систем. Колективне ухвалення рішень може спричинити непередбачувану поведінку у випадках, які не були охоплені в процесі навчання. Тому для застосувань у сферах критичних для дослідження організму (наприклад, медична діагностика за зображеннями) важливо забезпечити можливість інтерпретації рішення системи: які агенти і чому згенерували саме такий образ та зробили такий висновок. Це потребує логування та аналізу внутрішніх повідомлень агентів, а можливо – накладення обмежень на їх політики, щоб уникнути небажаних станів. З іншого боку, мультиагентність підвищує відмовостійкість: відмова одного агента (скажімо, аналізатора певного типу ознак) не паралізує всю систему, оскільки інші агенти, хоча і з гіршим результатом, але можуть частково компенсувати його функції. Така самовідновлюваність і стійкість до збоїв є відомими перевагами БАС [1], що актуально підтверджується і для задач комп'ютерної графіки.

Загалом, результати дослідження демонструють принципову можливість синтезу мультиагентної системи, котра інтегрує процеси генерації та аналізу образів. Це відповідає сучасним тенденціям розвитку штучного інтелекту, де різні модулі (генеративні моделі, розпізнаючі класифікатори, мовні моделі) об'єднуються у комплексні ансамблі для розв'язання багатограних завдань. Мультиагентний підхід природно забезпечує таке об'єднання завдяки гнучкості у визначенні ролей та протоколів взаємодії. У майбутньому очікується поява все більшої кількості прикладних систем, де агенти різних типів (візуальні, мовні, робототехнічні) спільно функціонуватимуть, і результати даної роботи можуть слугувати теоретичною основою для таких розробок.

ВИСНОВКИ

У статті обґрунтовано доцільність мультиагентного підходу для задач генерації та аналізу комп'ютерної графіки. Показано, що використання множини спеціалізованих агентів дозволяє подолати обмеження

одноагентних систем, розподіляючи складні завдання розпізнавання образів на підзадачі та вирішуючи їх паралельно з вищою точністю. Кооперація між агентами забезпечує адаптивність до різноманітних умов, таких як наявність шуму, часткові спостереження чи динамічні зміни сцени, а також підвищує надійність результатів. Проведений аналіз сучасних досліджень у галузі мультиагентних систем комп'ютерного зору виявив, що такі методи вже успішно застосовуються для сегментації медичних зображень, колективної класифікації великих зображень, генерації графічних даних із використанням змагальних мереж та активного відстеження об'єктів. Водночас виявлено відсутність інтегрованої системи, яка б одночасно здійснювала генерацію та аналіз зображень. Запропоновано концептуальну архітектуру мультиагентної системи, що поєднує агенти-генератори та агенти-аналізатори під керівництвом координатора. Розглянуто механізми координації на основі централізованого керування із застосуванням агента-оркестратора, а також протоколи обміну повідомленнями між агентами. Описано повний цикл функціонування системи – від генерації початкового зображення до його ітеративного поліпшення за зворотним зв'язком від агентів розпізнавання, з використанням комбінованої функції винагороди, що узгоджує цілі генерації та аналізу в процесі колективного навчання. Показано, що запропонований підхід забезпечує модульність і масштабованість: легко додавати нові агенти або замінювати існуючі, що підвищує гнучкість впровадження нових алгоритмів. Система демонструє здатність до самовідновлення: відмова окремого агента не призводить до загального збою, оскільки інші агенти частково компенсують його функції. Дані з літератури, зокрема результати проекту Talk2Image, підтверджують переваги мультиагентного підходу над традиційними методами за показниками керованості та узгодженості. Перспективи подальших досліджень включають оптимізацію обчислювальної ефективності, формальну верифікацію колективної поведінки агентів, дослідження етичних та соціальних аспектів взаємодії мультиагентних систем із користувачами та створення функціональних прототипів для перевірки теоретичних результатів на практиці. Реалізація цих напрямків сприятиме впровадженню автономних мультиагентних систем нового покоління, здатних до глибокого розуміння складних образів навколишнього світу.

REFERENCES

- [1] Bahatoahentna systema [Multi-agent system]. (n.d.). *Wikipedia*. Retrieved from https://uk.wikipedia.org/wiki/Багатоагентна_система
- [2] Ravlinko, Z., Petrukha, N., Terebukh, M., Berest, I., & Baran, I. (2022). Formation of Digital Competencies of Personnel in the Context of Security Aspects of the Digital Economy. *International Journal of Computer Science and Network Security*, 22(11), 628–634. <https://doi.org/10.22937/IJCSNS.2022.22.11.89>
- [3] Kyselov, O. V. (2025). Software Engineering with the Help of Artificial Intelligence: Modern Tools and Future Direction. *Science and technology today*, 7(48), 1085–1096. [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-7\(48\)-1085-1096](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-7(48)-1085-1096)

- [4] Hu, J., Fry, J.-L., Sode, B. S., Rostcheck, D., & Cardoso, R. (2025, November 11). Multi-Agent collaboration patterns with Strands Agents and Amazon Nova. AWS Machine Learning Blog. Retrieved from <https://aws.amazon.com/blogs/machine-learning/multi-agent-collaboration-patterns-with-strands-agents-and-amazon-nova/>
- [5] Mahdjoub, J., Guessoum, Z., Michel, F., & Herbin, M. (2006). A multi-agent approach for the edge detection in image processing. Proceedings of the 4th European Workshop on Multi-Agent Systems (EUMAS), 1–12. Retrieved from <https://www.lirmm.fr/~fmichel/publi/pdfs/mahdjoub06eumas.pdf>
- [6] Bennai, M. T., Guessoum, Z., Mazouzi, S., Cormier, S., & Mezghiche, M. (2023). Multi-agent medical image segmentation: A survey. Computers in Biology and Medicine, 151, 106254. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2023.107444>
- [7] Mousavi, H. K., Nazari, M., Takáč, M., & Motee, N. (2019). Multi-agent image classification via reinforcement learning. In 2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS) (pp. 5020–5025). <https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.04835>
- [8] Ghosh, A., Kulharia, V., Namboodiri, V. P., Torr, P. H. S., & Dhall, A. (2018). Multi-Agent Diverse Generative Adversarial Networks. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) (pp. 8513–8521). <https://doi.org/10.48550/arXiv.1704.02906>
- [9] Ma, S., Guo, Y., Su, J., Huang, Q., Zhou, Z., & Wang, Y. (2025). Talk2Image: A Multi-Agent System for Multi-Turn Image Generation and Editing. arXiv:2508.06916 [cs.CV]. URL: <https://arxiv.org/html/2508.06916v1>
- [10] Nguyen, H., Pham, B., Du, H., Thudumu, S., Vasa, R., & Mouzakis, K. (2025). CSAOT: Cooperative Multi-Agent System for Active Object Tracking. arXiv:2501.13994 [cs.CV]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.13994>
- [11] Horban, V. V., & Nemchenko, V. V. (2024). *Metody obrobky informatsii v programnomu ahenti mobilnoho robota* [Methods of information processing in a mobile robot's software agent]. *Aktualni Problemy Avtomatyzatsii ta Informatsiinykh Tekhnolohii*, 28, 106–115. (in Ukrainian). Retrieved from <https://actualproblems.dp.ua/index.php/APAIT/article/download/255/226>
- [12] Wang, Y., Liu, Z., Zhang, H., & Chen, X. (2022). Image classification method based on multi-agent reinforcement learning for defects detection for casting. *Sensors*, 22(14), 5143. <https://doi.org/10.3390/s22145143>

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] Багатоагентна система. Вікіпедія. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Багатоагентна_система
- [2] Ravlinko, Z., Petrukha, N., Terebukh, M., Berest, I., & Baran, I. (2022). Formation of Digital Competencies of Personnel in the Context of Security Aspects of the Digital Economy. *International Journal of Computer Science and Network Security*, 22(11), 628–634. <https://doi.org/10.22937/IJCSNS.2022.22.11.89>
- [3] Кисельов, О. В. (2025). Software Engineering with the Help of Artificial Intelligence: Modern Tools and Future Direction. *Наука і техніка сьогодні*, 7(48), 1085–1096. [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-7\(48\)-1085-1096](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-7(48)-1085-1096)
- [4] Hu, J., Fry, J.-L., Sode, B. S., Rostcheck, D., & Cardoso, R. (2025, November 11). Multi-Agent collaboration patterns with Strands Agents and Amazon Nova. AWS Machine Learning Blog. URL: <https://aws.amazon.com/blogs/machine-learning/multi-agent-collaboration-patterns-with-strands-agents-and-amazon-nova/>
- [5] Mahdjoub, J., Guessoum, Z., Michel, F., & Herbin, M. (2006). A multi-agent approach for the edge detection in image processing. Proceedings of the 4th European Workshop on Multi-Agent Systems (EUMAS), 1–12. URL: <https://www.lirmm.fr/~fmichel/publi/pdfs/mahdjoub06eumas.pdf>
- [6] Bennai, M. T., Guessoum, Z., Mazouzi, S., Cormier, S., & Mezghiche, M. (2023). Multi-agent medical image segmentation: A survey. Computers in Biology and Medicine, 151, 106254. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2023.107444>
- [7] Mousavi, H. K., Nazari, M., Takáč, M., & Motee, N. (2019). Multi-agent image classification via reinforcement learning. In 2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS) (pp. 5020–5025). <https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.04835>
- [8] Ghosh, A., Kulharia, V., Namboodiri, V. P., Torr, P. H. S., & Dhall, A. (2018). Multi-Agent Diverse Generative Adversarial Networks. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) (pp. 8513–8521). <https://doi.org/10.48550/arXiv.1704.02906>
- [9] Ma, S., Guo, Y., Su, J., Huang, Q., Zhou, Z., & Wang, Y. (2025). Talk2Image: A Multi-Agent System for Multi-Turn Image Generation and Editing. arXiv:2508.06916 [cs.CV]. URL: <https://arxiv.org/html/2508.06916v1>
- [10] Nguyen, H., Pham, B., Du, H., Thudumu, S., Vasa, R., & Mouzakis, K. (2025). CSAOT: Cooperative Multi-Agent System for Active Object Tracking. arXiv:2501.13994 [cs.CV]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.13994>
- [11] Горбань, В. В., & Немченко, В. В. (2024). Методи обробки інформації в програмному агенті мобільного робота. *Актуальні проблеми автоматизації та інформаційних технологій*, 28, 106–115. URL: <https://actualproblems.dp.ua/index.php/APAIT/article/download/255/226>
- [12] Wang, Y., Liu, Z., Zhang, H., & Chen, X. (2022). Image classification method based on multi-agent reinforcement learning for defects detection for casting. *Sensors*, 22(14), 5143. <https://doi.org/10.3390/s22145143>

© Заяць В. М., Гаць Б. М., Осадчук С. І.

Дата надходження статті до редакції: 23.11.2025

Дата затвердження статті до друку: 15.12.2025

Опубліковано: 30.12.2025

Стаття поширюється на умовах ліцензії CC BY 4.0