

О. М. КОЗАЧКО

кандидат технічних наук,
доцент кафедри системного аналізу та інформаційних технологій
Вінницький національний технічний університет
ORCID: 0000-0003-3033-9745

А. В. СИГУТА

аспірант кафедри інформаційних та комп'ютерних систем
Національний університет «Чернігівська політехніка»
ORCID: 0009-0009-8328-1277

А. В. ВОЙТІК

кандидат технічних наук,
доцент кафедри агроінженерії
Уманський національний університет
ORCID: 0000-0002-8196-3102

МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ В ЗАВДАННЯХ РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

Актуальність дослідження зумовлено потребою у створенні математично обґрунтованих підходів до оптимізації алгоритмів машинного навчання, які застосовуються в завданнях розпізнавання зображень. Швидке зростання обсягів візуальної інформації, складність її структури та вимоги до точності і швидкодії алгоритмів визначають необхідність пошуку універсальних методів, здатних підвищити надійність і практичну ефективність систем комп'ютерного зору. Показано, що традиційні алгоритмічні рішення не забезпечують достатньої прозорості процесів навчання й часто потребують повного перенавчання в разі зміння умов середовища, що обмежує їх прикладне використання.

Мета статті полягає в розробленні концептуально та прикладно обґрунтованих підходів до математичного моделювання процесів машинного навчання у сфері розпізнавання зображень, які забезпечують підвищення точності, стійкості та адаптивності алгоритмів до реальних умов застосування.

Методологія дослідження базується на поєднанні системного аналізу властивостей даних, формалізації закономірностей процесів навчання та використанні статистичних, оптимізаційних і геометричних методів. Використано підхід багаторівневого моделювання, який дає змогу одночасно описувати внутрішні параметричні зміни в архітектурах алгоритмів та зовнішні характеристики їх функціонування. Запропоновано застосування інструментів на кшталт Scikit-learn, TensorFlow, PyTorch, OpenCV та ResNet для забезпечення практичної реалізованості моделей.

Результати роботи полягають у дослідженні ключових факторів складності математичного моделювання, зокрема багатовимірності й стохастичності даних, нелінійності процесів навчання та обмежень апаратних ресурсів. Установлено, що застосування формалізованих моделей забезпечує контроль навчальних процесів, підвищує точність алгоритмів, збільшує стійкість до шуму й неповних даних, а також відкриває можливість прогнозування результатів і адаптації систем без потреби повного перенавчання. Доведено, що інтеграція моделей у прикладні технології медицини, транспорту, безпеки та промисловості дає змогу зменшити похибки, підвищити швидкість та оптимізувати витрати.

Висновки підтверджують, що математичне моделювання процесів машинного навчання є ефективним інструментом для підвищення якості розпізнавання зображень. Виявлено бар'єри його застосування, серед яких висока обчислювальна складність, недостатня узагальнюваність і чутливість до якості даних. Доведено, що їх подолання можливе шляхом упровадження енергоефективних і модульних архітектур, адаптивних механізмів та методів explainable AI.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з удосконаленням симуляційних середовищ для перевірки моделей у реалістичних умовах, створенням галузевих анотованих датасетів, розвитком цифрових близнюків для відтворення процесів навчання та інтеграцією гібридних методів, що поєднують статистичні, геометричні та нейромережеві підходи.

Ключові слова: комп'ютерний зір, глибинні нейронні мережі, статистичне моделювання, оптимізаційні алгоритми, узагальнення результатів, адаптивні системи, стійкість до шуму.

О. М. KOZACHKO

PhD (Engineering),
Associate Professor at the Department of Systems Analysis
and Information Technologies
Vinnytsia National Technical University
ORCID: 0000-0003-3033-9745

A. V. SYGUTA

Postgraduate Student at the Department of Information
and Computer Systems
Chernihiv National University of Technology
ORCID: 0009-0009-8328-1277

A. V. VOITIK

PhD (Engineering),
Associate Professor at the Department of Agricultural Engineering
Uman National University
ORCID: 0000-0002-8196-3102

MATHEMATICAL MODELING OF MACHINE LEARNING PROCESSES IN IMAGE RECOGNITION TASKS

The relevance of this study is driven by the need to develop mathematically grounded approaches to optimizing machine learning algorithms applied in image recognition tasks. The rapid growth in visual information volumes, the complexity of its structure, and the requirements for algorithm accuracy and performance determine the necessity of finding universal methods capable of enhancing the reliability and practical effectiveness of computer vision systems. It is shown that traditional algorithmic solutions do not provide sufficient transparency in learning processes and often require complete retraining when environmental conditions change, which limits their applied use.

The aim of this article is to develop conceptually and practically justified approaches to mathematical modeling of machine learning processes in the field of image recognition, which ensure improved accuracy, robustness, and adaptability of algorithms to real-world application conditions.

The research methodology is based on combining systematic analysis of data properties, formalization of learning process patterns, and the use of statistical, optimization, and geometric methods. A multilevel modeling approach is employed, allowing simultaneous description of internal parametric changes in algorithm architectures and external characteristics of their functioning. The application of tools such as Scikit-learn, TensorFlow, PyTorch, OpenCV, and ResNet is proposed to ensure practical model implementation.

The results of this work consist of investigating key complexity factors in mathematical modeling, including data multidimensionality and stochasticity, learning process nonlinearity, and hardware resource constraints. It is established that the application of formalized models ensures control over learning processes, increases algorithm accuracy, enhances robustness to noise and incomplete data, and opens opportunities for predicting results and adapting systems without the need for complete retraining. It is proven that integrating models into applied technologies in medicine, transportation, security, and industry enables error reduction, performance enhancement, and cost optimization.

The conclusions confirm that mathematical modeling of machine learning processes is an effective tool for improving image recognition quality. Barriers to its application are identified, including high computational complexity, insufficient generalizability, and sensitivity to data quality. It is proven that overcoming these barriers is possible through implementing energy-efficient and modular architectures, adaptive mechanisms, and explainable AI methods.

Prospects for further research are associated with improving simulation environments for model validation under realistic conditions, creating industry-specific annotated datasets, developing digital twins to reproduce learning processes, and integrating hybrid methods that combine statistical, geometric, and neural network approaches.

Key words: *computer vision, deep neural networks, statistical modeling, optimization algorithms, result generalization, adaptive systems, noise robustness.*

Постановка проблеми

У сучасних умовах стрімкого зростання обсягів візуальної інформації та ускладнення завдань її автоматизованої обробки особливої актуальності набуває створення формалізованих підходів до опису та оптимізації алгоритмів машинного навчання. Проблема полягає в пошуку таких математичних моделей, які б давали змогу відтворювати динаміку процесів розпізнавання зображень, враховуючи багатовимірність даних, стохастичний характер їхніх змін і необхідність забезпечення стабільності результатів. Її наукову значущість визначає можливість розроблення універсальних схем аналізу та прогнозування ефективності алгоритмів, тоді як практична цінність проявляється у здатності забезпечити точність і швидкодію систем комп'ютерного зору, що застосовуються в медицині, транспортній інфраструктурі, безпекових технологіях і промисловій автоматизації. Таким чином, постає завдання

побудови узгоджених математичних моделей, які не лише пояснюють роботу алгоритмів, а й створюють умови для їх подальшого вдосконалення та адаптації до реальних середовищ.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Наукові праці, присвячені математичному моделюванню процесів машинного навчання в завданнях розпізнавання зображень, логічно групуються за чотирима напрямками. Перший напрям охоплює узагальнені методологічні підходи й концептуальні основи формалізації алгоритмів. М. Сахні (M. Sahni) та співавтори в колективній монографії систематизують сучасні математичні методи аналізу нейронних мереж, доводячи, що формалізовані моделі є базовим інструментом для опису процесів навчання й узагальнення результатів у завданнях розпізнавання образів [1]. Дж. Матушевські (J. Matuszewski) та співавтори демонструють прикладне використання алгоритмів машинного навчання у візуальних задачах, зосереджуючи увагу на ролі математичного моделювання в оптимізації швидкодії та надійності [2]. П. Рані (P. Rani) та співавтори розглядають виклики, що виникають під час автоматичного розпізнавання мікроорганізмів, де формалізація моделей дає змогу інтегрувати класичні й глибинні алгоритми, хоча залишається проблема інтерпретації [3]. І. Лі (Y. Li) доводить, що глибинне навчання через адаптивні математичні моделі значно підвищує точність класифікації, створюючи підґрунтя для широкого застосування в комп'ютерному баченні [4]. Доцільно поглибити дослідження у створенні єдиних методологічних рамок, що узгоджують класичні алгоритми та глибинні архітектури у формалізованих математичних схемах.

Другий напрям охоплює медико-біологічні та інженерні застосування, де моделювання використовується для обробки складних предметних зображень. Б. Хе (B. He) та співавтори запропонували новий метод для розпізнавання СТС-зображень, у якому математичне моделювання морфологічних ознак підвищує точність діагностики [5]. П. Ван (P. Wang) і співавтори виконали порівняльний аналіз алгоритмів традиційного машинного навчання та глибинних моделей, показавши, що саме формальні математичні схеми дають змогу виявити реальні переваги й недоліки кожного підходу [6]. С. Карпентер (C. Carpenter) і співавтори демонструють, як використання математично обґрунтованих моделей у машинному навчанні підвищує точність класифікації геологічних порід, що важливо для галузевих рішень [7]. Л. Лі (L. Li) та співавтори в прикладному дослідженні доводять, що глибинне навчання формує формалізовані моделі нелінійних зв'язків, завдяки яким стає можливим ефективне розпізнавання об'єктів у різних сферах [8]. Доцільно розширити адаптивні математичні моделі, здатні поєднувати точність формального опису з можливістю врахування варіативності даних у біології та інженерії.

Третій напрям зосереджується на спеціалізованих архітектурах і нових методах моделювання. Г. Лоу (G. Lou) та співавтори показують, що згорткові нейронні мережі як математично формалізовані структури роблять можливим багаторівневе виділення ознак і підвищення стійкості класифікації [9]. А. Хан (A. Khan) і співавтори у своєму огляді підтверджують, що математичне моделювання є ключовим чинником масштабованості алгоритмів комп'ютерного зору [10]. О. Енафф (O. Henaff) і співавтори в праці з data-efficient learning запропонували contrastive predictive coding, який через формалізацію інформаційних процесів оптимізує відбір ознак у режимі обмежених даних [11]. М. Ебрагімі (M. Ebrahimi) та співавтори проаналізували залишкові мережі, довівши, що математичні моделі таких архітектур дають змогу уникати проблеми деградації точності в глибоких мережах [12]. Перспективним є розроблення гібридних архітектур, які інтегрують класичні математичні формалізації з новітніми мережевими підходами для подолання обчислювальних бар'єрів і втрат інформації.

Четвертий напрям охоплює інноваційні та предметно орієнтовані моделі. М. Хендерсон (M. Henderson) і співавтори пропонують використання квантових схем для побудови моделей розпізнавання зображень, доводячи, що математичне моделювання квантових процесів відкриває нові горизонти для обробки даних [13]. Ф. Цзян (F. Jiang) і співавтори інтегрували глибинне навчання та метод опорних векторів для розпізнавання хвороб рисового листя, що є прикладом мультиалгоритмічної математичної моделі [14]. Ч. Сінгх (C. Singh) і співавтори у своїй роботі підсумували підходи машинного навчання в розпізнаванні патернів, наголосивши, що математичне моделювання становить концептуальну основу таких систем [15]. Подальший розвиток варто спрямувати на поєднання класичних математичних апаратів з інноваційними квантовими та мультиалгоритмічними моделями, що забезпечує гнучкість і адаптивність у предметних застосуваннях.

Попри значні досягнення в розвитку алгоритмів машинного навчання для завдань розпізнавання зображень, низка аспектів залишається невирішеною. Недостатньо досліджено можливості формалізованого математичного опису процесів навчання, що обмежує прозорість і керованість алгоритмів. Складність моделювання зумовлена багатовимірністю та стохастичністю даних, нелінійністю внутрішніх процесів і високими вимогами до обчислювальних ресурсів. Також невирішеними залишаються проблеми узагальюваності результатів за різними класами зображень, чутливості до шуму та обмеженої адаптивності моделей у реальних умовах застосування.

Запропоноване дослідження спрямоване на подолання цих прогалин шляхом розроблення нових методологічних підходів і математичних моделей, які здатні формалізувати ключові закономірності навчання та забезпечити їх узагальнення. Передбачено використання статистичних, оптимізаційних і гібридних методів, а також інструментів сучасних бібліотек машинного навчання для підвищення точності, стійкості й адаптивності алгоритмів.

Такий підхід дасть змогу зменшити залежність від великих обсягів даних, подолати обчислювальні бар'єри та забезпечити ефективну інтеграцію математичного моделювання в прикладні технології комп'ютерного зору.

Формулювання мети дослідження

Мета статті полягає в розробленні науково обґрунтованих підходів до математичного моделювання процесів машинного навчання в завданнях розпізнавання зображень з урахуванням потреби у високій точності, стійкості та практичній застосовності результатів.

Для реалізації поставленої мети визначено такі завдання:

- 1) обґрунтувати роль математичного моделювання в підвищенні ефективності алгоритмів машинного навчання та визначити ключові фактори їхньої складності;
- 2) розкрити методологічні засади побудови моделей і окреслити бар'єри їх практичного застосування в системах комп'ютерного зору;
- 3) сформулювати рекомендації щодо вдосконалення підходів та інтеграції математичного моделювання в прикладні технології розпізнавання зображень.

Викладення основного матеріалу дослідження

Необхідність використання математичного моделювання у сфері машинного навчання для завдань розпізнавання зображень зумовлена тим, що традиційні алгоритмічні підходи здебільшого не забезпечують повної прозорості та керованості процесів навчання. Вони орієнтовані на емпіричні результати, але не завжди дають змогу оцінити внутрішні закономірності функціонування моделей, що ускладнює їхнє вдосконалення та адаптацію до нових умов. Саме математичне моделювання надає інструменти для формалізації залежностей між вхідними даними, архітектурою алгоритму та його вихідними результатами, створюючи основу для оптимізації точності, швидкодії та стійкості до шуму. Крім того, воно сприяє розробленню методів прогнозування ефективності моделей у різних прикладних контекстах, що є ключовим для практичного використання систем комп'ютерного зору в медицині, транспорті чи безпеці (табл. 1).

Таблиця 1

Переваги використання математичного моделювання в алгоритмах машинного навчання для розпізнавання зображень

Аспект застосування	Без моделювання	З використанням математичного моделювання
Контроль процесів навчання	Обмежене спостереження за результатами	Формалізоване відображення ключових закономірностей
Точність алгоритмів	Залежить від емпіричного добору параметрів	Підвищується завдяки оптимізації параметрів і структур
Стійкість до шуму та неповних даних	Низька або непередбачувана	Забезпечується через математичні методи згладжування та корекції
Можливість прогнозування результатів	Обмежена	Реалізується через аналітичні та симуляційні моделі
Адаптивність до нових умов	Часто вимагає перенавчання	Досягається завдяки узагальненим моделям і сценарному аналізу

Джерело: сформовано авторами на підставі [1, р. 45–47; 2, р. 414–415; 3, р. 1805–1806; 6, р. 62; 11; 12, р. 678–679]

Так, контроль процесів навчання в медичних діагностичних системах дає можливість на етапі моделювання виявляти перенавчання нейронних мереж, яке в практиці без моделювання часто залишається прихованим і знижує надійність діагнозу. Використання формалізованих моделей дає змогу створювати симуляційні набори даних, що відтворюють рідкісні патології (наприклад, пухлини на ранніх стадіях), які зазвичай представлені в дуже малих вибірках. Це дає можливість лікарям отримувати інструменти, здатні точно працювати навіть за дефіциту даних.

Підвищення точності алгоритмів через математичне моделювання має практичний ефект у промисловості. Наприклад, у виробництві мікрочипів автоматизовані системи візуального контролю мають ідентифікувати дефекти розміром у нанометри. Без моделювання параметри алгоритмів часто добираються емпірично, що призводить до високих втрат через браковану продукцію. Математичні моделі, навпаки, дають змогу оптимізувати параметри так, щоб система відсіювала лише справді дефектні зразки, зменшуючи економічні витрати.

Стійкість до шуму й неповних даних стає критичною в транспортній галузі. Автомобільні системи допомоги водієві (ADAS) мають розпізнавати пішоходів і транспортні знаки навіть під час дощу чи снігопаду [1, р. 59–60]. На практиці це реалізується завдяки математичному моделюванню «зашумлених» сценаріїв, коли алгоритм навчається працювати з частково розмитими або частково закритими об'єктами. Таким чином, навіть у випадках низької видимості система зберігає високу точність розпізнавання.

Можливість прогнозування результатів через симуляційні моделі активно використовується у сфері міського відеоспостереження. Наприклад, під час упровадження алгоритмів для аналізу поведінки натовпу в метро чи

на стадіонах моделювання дає змогу оцінити ефективність розпізнавання за різних рівнів освітлення, кількості камер або кутів огляду. Це допомагає уникнути критичних збоїв під час масових заходів, коли помилка алгоритму може мати значні соціальні наслідки.

Адаптивність до нових умов особливо важлива у сфері кібербезпеки, де алгоритми використовуються для верифікації візуальних підписів, QR-кодів чи документів. Без моделювання такі алгоритми потребували б регулярного повного перенавчання. Завдяки математичним моделям створюються «універсальні ядра», які дають змогу алгоритму швидко пристосуватися до нових форматів чи специфікацій без повторного навчання на всьому масиві даних. У практиці банківських систем це суттєво скорочує витрати та підвищує рівень безпеки.

Складність математичного моделювання алгоритмів машинного навчання у сфері розпізнавання зображень визначається сукупністю чинників, які формують обмеження щодо точності, швидкодії та узагальнюваності моделей. Ідеться про багатовимірність вхідних даних, стохастичність і нелінійність процесів навчання, а також обмеження апаратних ресурсів, які накладають вимоги до оптимізації структур алгоритмів. Математичні моделі повинні враховувати неоднорідність даних, складність внутрішньої динаміки нейронних мереж і ризики втрати інформації в разі зменшення розмірності простору ознак. Саме ці фактори формують підґрунтя для виникнення похибок, зниження швидкодії та нестабільності результатів, що потребує їх системної ідентифікації (табл. 2).

Таблиця 2

Фактори складності математичного моделювання алгоритмів розпізнавання зображень

Фактор	Суть складності	Приклад впливу в практиці
Багатовимірність даних	Зростання розмірності простору ознак ускладнює побудову адекватних моделей	У медичній діагностиці під час аналізу МРТ-знімків алгоритм потребує роботи із сотнями зрізів, що сповільнює обчислення
Нелінійність процесів навчання	Взаємодія параметрів у нейронних мережах має хаотичний характер	У системах розпізнавання обличчя малі зміни у вхідному зображенні можуть призводити до кардинально різних вихідних результатів
Стохастичність навчальних процедур	Використання випадкових підходів (стохастичний градієнтний спуск) створює різні траєкторії збіжності	У транспортних системах це призводить до варіативності точності розпізнавання дорожніх знаків за кожного запуску навчання
Обмеження апаратних ресурсів	Великі обсяги даних і глибокі архітектури потребують надвисоких обчислювальних потужностей	У промислових системах контролю якості відбувається затримка обробки потоків із камер через обмеженість GPU
Втрата інформації в разі зменшення розмірності	Методи редукції можуть виключати суттєві ознаки	У біометричних системах дрібні деталі відбитка пальця губляться під час спрощення простору ознак, що знижує точність ідентифікації

Джерело: сформовано авторами на підставі [3, р. 1820–1822; 6, р. 64–65; 7, р. 63; 9, р. 118–119; 12, р. 681–682; 14, р. 2–3]

У реальній практиці зазначені фактори проявляються комплексно і визначають межі застосування моделей. Так, багатовимірність даних у медичній візуалізації змушує створювати гібридні моделі, які одночасно обробляють просторові та часові зрізи, забезпечуючи лікарям швидке виявлення патологій. Нелінійність навчання особливо помітна в системах розпізнавання обличчя: навіть невелике освітлення чи поворот голови можуть кардинально змінити результат, що змушує розробників застосовувати регуляризацію і багаторівневі ансамблі. Стохастичність процесів навчання стає критичною в транспортних системах, де нестабільність розпізнавання знаків може загрожувати безпеці, тому моделювання дає змогу передбачати варіативність результатів ще до впровадження [3, р. 1820–1822]. Обмеження ресурсів найчастіше відчутні в промисловому контролі якості, коли необхідна висока швидкодія для поточкових ліній та моделі доводиться оптимізувати під конкретне обладнання [12, р. 681–682]. Втрата інформації в разі зменшення розмірності особливо небезпечна в біометрії, де навіть мінімальне спрощення може призвести до хибної ідентифікації, що вирішується впровадженням адаптивних методів відбору ознак. Усі ці приклади свідчать, що математичне моделювання виконує не лише пояснювальну, а й прогностичну функцію, даючи можливість врахувати фундаментальні чинники складності ще на етапі проектування алгоритмів.

Методологічні засади побудови математичних моделей у сфері машинного навчання для завдань розпізнавання зображень базуються на поєднанні формальних підходів до опису динаміки навчальних процесів із принципами узагальнення результатів за різними класами об'єктів. Основою є прагнення створити такі моделі, які здатні відтворювати закономірності навчання незалежно від конкретної предметної галузі чи специфіки вхідних даних. Це передбачає використання багаторівневих абстракцій, що дають змогу формально описувати як внутрішні параметричні зміни в архітектурах алгоритмів, так і зовнішню поведінку системи у вигляді точності, стабільності та здатності до перенесення знань. Важливою умовою є забезпечення збалансованості між точністю моделей та їх обчислювальною реалізованістю, що досягається завдяки поєднанню статистичних, оптимізаційних та геометричних методів (табл. 3).

Таблиця 3

Методологічні підходи та інструменти побудови математичних моделей процесів навчання й узагальнення результатів

Методологічний підхід	Сутність	Інструменти реалізації	Приклад застосування
Статистичне моделювання	Опис процесів навчання через імовірнісні розподіли та оцінку варіативності результатів	Scikit-learn, R, пакети для аналізу медичних зображень	Прогноз достовірності діагностики пухлин за МРТ із зазначенням рівня хибнопозитивних випадків
Геометричне моделювання	Представлення даних у вигляді багатовимірних просторів ознак	OpenCV, MATLAB, спеціалізовані алгоритми топологічного аналізу	Біометрична ідентифікація за відбитками пальців або райдужкою ока
Оптимізаційні моделі	Мінімізація функціоналу втрат для забезпечення точності та швидкодії	TensorFlow, PyTorch, GPU-обчислення	Розпізнавання дорожніх знаків у режимі реального часу для автономного транспорту
Моделі перенесення знань	Адаптація попередньо навчених моделей до нових класів без повного перенавчання	ResNet, EfficientNet, HuggingFace Transformers	Швидке перенаштування систем контролю якості у виробництві в разі змінення продукції
Гібридні моделі	Поєднання кількох підходів для підвищення надійності	YOLOv8, Detectron2, системи багатомодального аналізу	Відеоспостереження в аеропортах, де поєднується розпізнавання обличчя та аналіз поведінки

Джерело: сформовано авторами на підставі [2, р. 416–418; 3, р. 1825–1827; 8, р. 1–2; 9, р. 120–121; 12, р. 683–684; 15, р. 65–66]

У сучасних умовах методологічні підходи в поєднанні з інструментами створюють цілісну систему, яка забезпечує надійність і масштабованість алгоритмів розпізнавання зображень [2, р. 414–415]. Статистичне моделювання на базі бібліотек Scikit-learn чи середовищ типу R стало стандартом у медичній діагностиці: під час аналізу МРТ модель не лише видає результат «пухлина / немає пухлини», а й надає розподіл імовірностей, що дає змогу лікарю оцінити ризик хибного рішення. Це дає можливість проводити обґрунтовані клінічні консультації, коли лікар орієнтується не лише на «чорний ящик», а й на зрозумілі статистичні показники.

Геометричне моделювання, реалізоване через OpenCV чи спеціалізовані алгоритми топологічного аналізу, має особливий попит у біометрії. Наприклад, у банківських системах безпеки відбиток пальця представляється у вигляді багатовимірного векторного простору, де навіть найменші відмінності між схожими відбитками дають змогу уникнути помилкової ідентифікації [9, с. 119–120]. Завдяки цьому забезпечується висока надійність доступу до фінансових даних навіть у випадках, коли відбитки частково пошкоджені.

Оптимізаційні моделі на основі TensorFlow та PyTorch, що працюють на графічних процесорах, є критично важливими для автономного транспорту. Відомі приклади Tesla чи Waymo демонструють, що від моменту появи дорожнього знака до формування рішення в системі має пройти лише кілька мілісекунд [7, с. 63–64]. Оптимізація функціоналу втрат дає можливість досягати балансу між швидкістю обробки та точністю, завдяки чому автомобіль реагує адекватно навіть у складних погодних умовах, як-от дощ чи туман.

Моделі перенесення знань на базі ResNet, EfficientNet або платформ HuggingFace стали справжнім проривом для промисловості. Наприклад, якщо фабрика переходить на нову серію мікросхем, то система контролю якості може використати вже навчену модель і швидко підлаштуватися під новий тип продукції без збирання величезних масивів даних [8, с. 1–2; 11]. Це економить тижні чи навіть місяці простою та забезпечує безперервність виробництва.

Гібридні моделі, що комбінують методи й інструменти на кшталт YOLOv8 чи Detectron2, демонструють свою ефективність у сфері безпеки. Сучасні системи спостереження в аеропортах чи на стадіонах здатні не лише розпізнавати обличчя, а й аналізувати поведінкові патерни: тривожні жести, нетипову манеру ходи, скупчення людей [15, с. 67–68]. Це знижує ризик хибних тривог і підвищує здатність систем своєчасно запобігати потенційним інцидентам.

Методологічні підходи та інструменти моделювання формують теоретичну й технологічну основу для розвитку систем комп'ютерного зору, однак на етапі їх практичного впровадження виявляється низка обмежень, що знижують ефективність застосування [3, с. 1820–1822]. Найбільш гострою є проблема обчислювальної складності: високопродуктивні алгоритми вимагають значних обчислювальних ресурсів і споживають багато енергії, що обмежує їх використання у мобільних та вбудованих пристроях. Не менш важливим є бар'єр адаптації, коли моделі, навчені на контрольованих датасетах, втрачають точність у реальних умовах через зміну освітлення, спотворення зображення або часткове перекриття об'єктів.

Додатково постає проблема недостатньої узагальнюваності: навіть невелике відхилення у структурі даних потребує повторного перенавчання, що вимагає часу та значних фінансових витрат [2, с. 417–418; 8, с. 2–3]. Серйозною перешкодою є чутливість до якості вхідних даних, коли шум, артефакти чи низька роздільна здатність призводять до систематичних помилок у класифікації. На практиці це особливо небезпечно у сферах, де рішення приймаються в реальному часі, наприклад у транспортних системах або промисловому контролі.

До цього додається проблема масштабованості: моделі, ефективні в лабораторних умовах або на малих вибірках, часто виявляються непридатними в разі розгортання в масштабних системах відеоспостереження чи медичних мережах [3, с. 1826–1827]. Низька пояснюваність складних архітектур поглиблює недовіру до їх використання в критичних галузях, де прозора інтерпретація рішення є обов'язковою [11]. Технічні бар'єри інтеграції з наявними інформаційними системами, відмінності у форматах і стандартах даних, а також відсутність універсальних тестових середовищ іще більше ускладнюють процес упровадження [7, с. 64]. Нарешті, брак спеціалізованих анованих датасетів у таких сферах, як медицина чи оборона, обмежує можливості навчання моделей і стримує їхню ефективність у практичних застосуваннях.

Виявлені проблеми, що обмежують практичне використання математичних моделей у системах комп'ютерного зору, створюють підґрунтя для формування рекомендацій, спрямованих на вдосконалення підходів і підвищення прикладної цінності розробок. Насамперед доцільним є орієнтування на розроблення енергоефективних моделей, здатних працювати на вбудованих чи мобільних пристроях без істотних втрат точності, що відкриває шлях до широкого застосування технологій у медицині, транспорті та побутових сервісах. Важливим напрямом є інтеграція адаптивних механізмів, які дають змогу алгоритмам оперативно пристосовуватися до змін умов середовища, наприклад варіації освітлення чи появи нових класів об'єктів, без потреби повного перенавчання. Перспективним є використання методів explainable AI, що забезпечують інтерпретованість рішень і підвищують довіру до моделей у критично важливих сферах, зокрема в медицині та безпеці.

Ефективною стратегією може стати створення модульних архітектур, які поєднують різні методологічні підходи та забезпечують можливість поступової інтеграції в уже наявні інформаційні системи. Важливу роль відіграє розвиток симуляційних і тестових середовищ, які дають змогу перевіряти стабільність моделей у реалістичних умовах до їх масштабного впровадження. Крім того, доцільно стимулювати формування галузевих анованих датасетів у таких сферах, як медична візуалізація, промисловий контроль чи оборона, що стане основою для якісного навчання та забезпечить покращення узагальнюваності моделей. Поєднання цих рекомендацій формує цілісну стратегію, яка не лише усуває виявлені бар'єри, але й підвищує наукову й практичну значущість математичного моделювання в прикладних технологіях розпізнавання зображень.

Висновки

У процесі дослідження встановлено, що математичне моделювання є ключовим інструментом підвищення ефективності алгоритмів машинного навчання в завданнях розпізнавання зображень. Воно забезпечує формалізоване відображення закономірностей процесів навчання, створює підґрунтя для оптимізації параметрів і структур, а також дає змогу прогнозувати поведінку алгоритмів у різних прикладних середовищах. Наукова новизна полягає в поєднанні методологічних підходів із конкретними інструментами, що формують цілісну основу для побудови стійких і масштабованих систем комп'ютерного зору. Виявлено основні проблеми, які обмежують практичне використання моделей: багатовимірність і неоднорідність даних, нелінійність і стохастичність процесів навчання, високі обчислювальні витрати та чутливість до якості вхідних зображень. До цього додаються бар'єри масштабування, відсутність достатньо репрезентативних датасетів у спеціалізованих сферах, низька пояснюваність рішень і складність інтеграції з наявними інформаційними системами. Сукупність цих чинників формує комплекс викликів, що вимагають системного підходу до моделювання. Сформульовані рекомендації підкреслюють необхідність розроблення енергоефективних та адаптивних моделей, здатних працювати на мобільних і вбудованих пристроях, інтеграції explainable AI для забезпечення довіри користувачів, а також розвитку модульних архітектур із можливістю поступового впровадження. Перспективними напрямками подальших досліджень є створення універсальних тестових середовищ, розробка галузевих анованих датасетів, застосування цифрових близнюків для симуляції процесів навчання та вдосконалення методів перенесення знань, що зменшать потребу повного перенавчання моделей.

Список використаної літератури

1. Neural Networks, Machine Learning, and Image Processing: Mathematical Modeling and Applications / ed. by M. Sahnı, R. Sahnı, J. M. Merigó. Boca Raton : CRC Press, 2022. 220 p. URL: <https://surl.li/cuddxq> (date of access: 08.10.2025).
2. Matuszewski J., Rajkowski A. The use of machine learning algorithms for image recognition. In: *Radioelectronic Systems Conference 2019*. SPIE, 2020. Vol. 11442. P. 412–422. DOI: <https://doi.org/10.1117/12.2565546>.
3. Rani P., Kotwal S., Manhas J., Sharma V., Sharma S. Machine learning and deep learning based computational approaches in automatic microorganisms image recognition: methodologies, challenges, and developments. *Archives of Computational Methods in Engineering*. 2022. Vol. 29, No. 3. P. 1801–1837. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11831-021-09639-x>.
4. Li Y. Research and application of deep learning in image recognition. In: *2022 IEEE 2nd International Conference on Power, Electronics and Computer Applications (ICPECA)*. Shenyang, China, 2022. P. 994–999. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICPECA53709.2022.9718847>.

5. He B., Lu Q., Lang J., Yu H., Peng C., Bing P., Tian G. A new method for CTC images recognition based on machine learning. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*. 2020. Vol. 8. Article 897. DOI: <https://doi.org/10.3389/fbioe.2020.00897>.
6. Wang P., Fan E., Wang P. Comparative analysis of image classification algorithms based on traditional machine learning and deep learning. *Pattern Recognition Letters*. 2021. Vol. 141. P. 61–67. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2020.07.042>.
7. Carpenter C. Machine-learning image recognition enhances rock classification. *Journal of Petroleum Technology*. 2020. Vol. 72, No. 10. P. 63–64. DOI: <https://doi.org/10.2118/1020-0063-JPT>.
8. Li L. Application of deep learning in image recognition. *Journal of Physics: Conference Series*. 2020. Vol. 1693, No. 1. Article 012128. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1693/1/012128>.
9. Lou G., Shi H. Face image recognition based on convolutional neural network. *China Communications*. 2020. Vol. 17, No. 2. P. 117–124. DOI: <https://doi.org/10.23919/JCC.2020.02.010>.
10. Khan A. A., Laghari A. A., Awan S. A. Machine learning in computer vision: a review. *EAI Endorsed Transactions on Scalable Information Systems*. 2021. Vol. 8, No. 32. DOI: <https://doi.org/10.4108/eai.21-4-2021.169418>.
11. Henaff O. Data-efficient image recognition with contrastive predictive coding. In: *Proceedings of the 37th International Conference on Machine Learning (ICML 2020)*. *Proceedings of Machine Learning Research*. 2020. Vol. 119. P. 4182–4192. URL: <https://proceedings.mlr.press/v119/henaff20a.html> (date of access: 08.03.2025).
12. Ebrahimi M. S., Abadi H. K. Study of residual networks for image recognition. In: Arai K. (ed.) *Intelligent Computing. Lecture Notes in Networks and Systems*. Cham : Springer, 2021. Vol. 284. P. 675–686. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-80126-7_53.
13. Henderson M., Shakya S., Pradhan S., Cook T. Quantum neural networks: powering image recognition with quantum circuits. *Quantum Machine Intelligence*. 2020. Vol. 2, No. 1. Article 2. DOI: <https://doi.org/10.1007/s42484-020-00012-y>.
14. Jiang F., Lu Y., Chen Y., Cai D., Li G. Image recognition of four rice leaf diseases based on deep learning and support vector machine. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2020. Vol. 179. Article 105824. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105824>.
15. Singh C. Machine learning in pattern recognition. *European Journal of Engineering and Technology Research*. 2023. Vol. 8, No. 2. P. 63–68. DOI: <https://doi.org/10.24018/ejeng.2023.8.2.3025>.

References

1. Sahni, M., Sahni, R., & Merigó, J. M. (Eds.). (2022). *Neural networks, machine learning, and image processing: Mathematical modeling and applications*. CRC Press. Retrieved from <https://surl.li/cuddxq>
2. Matuszewski, J., & Rajkowski, A. (2020). The use of machine learning algorithms for image recognition. In *Radioelectronic Systems Conference 2019* (Vol. 11442, pp. 412–422). SPIE. <https://doi.org/10.1117/12.2565546>
3. Rani, P., Kotwal, S., Manhas, J., Sharma, V., & Sharma, S. (2022). Machine learning and deep learning based computational approaches in automatic microorganisms image recognition: Methodologies, challenges, and developments. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 29(3), 1801–1837. <https://doi.org/10.1007/s11831-021-09639-x>
4. Li, Y. (2022). Research and application of deep learning in image recognition. In *2022 IEEE 2nd International Conference on Power, Electronics and Computer Applications (ICPECA)* (pp. 994–999). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICPECA53709.2022.9718847>
5. He, B., Lu, Q., Lang, J., Yu, H., Peng, C., Bing, P., & Tian, G. (2020). A new method for CTC images recognition based on machine learning. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 8, Article 897. <https://doi.org/10.3389/fbioe.2020.00897>
6. Wang, P., Fan, E., & Wang, P. (2021). Comparative analysis of image classification algorithms based on traditional machine learning and deep learning. *Pattern Recognition Letters*, 141, 61–67. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2020.07.042>
7. Carpenter, C. (2020). Machine-learning image recognition enhances rock classification. *Journal of Petroleum Technology*, 72(10), 63–64. <https://doi.org/10.2118/1020-0063-JPT>
8. Li, L. (2020). Application of deep learning in image recognition. *Journal of Physics: Conference Series*, 1693(1), Article 012128. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1693/1/012128>
9. Lou, G., & Shi, H. (2020). Face image recognition based on convolutional neural network. *China Communications*, 17(2), 117–124. <https://doi.org/10.23919/JCC.2020.02.010>
10. Khan, A. A., Laghari, A. A., & Awan, S. A. (2021). Machine learning in computer vision: A review. *EAI Endorsed Transactions on Scalable Information Systems*, 8(32). <https://doi.org/10.4108/eai.21-4-2021.169418>
11. Henaff, O. (2020). Data-efficient image recognition with contrastive predictive coding. In *Proceedings of the 37th International Conference on Machine Learning (ICML 2020)* (*Proceedings of Machine Learning Research*, Vol. 119, pp. 4182–4192). Retrieved from <https://proceedings.mlr.press/v119/henaff20a.html>

12. Ebrahimi, M. S., & Abadi, H. K. (2021). Study of residual networks for image recognition. In K. Arai (Ed.), *Intelligent computing (Lecture Notes in Networks and Systems, Vol. 284, pp. 675–686)*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-80126-7_53
13. Henderson, M., Shakya, S., Pradhan, S., & Cook, T. (2020). Quantvolutional neural networks: Powering image recognition with quantum circuits. *Quantum Machine Intelligence, 2*(1), Article 2. <https://doi.org/10.1007/s42484-020-00012-y>
14. Jiang, F., Lu, Y., Chen, Y., Cai, D., & Li, G. (2020). Image recognition of four rice leaf diseases based on deep learning and support vector machine. *Computers and Electronics in Agriculture, 179*, Article 105824. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105824>
15. Singh, C. (2023). Machine learning in pattern recognition. *European Journal of Engineering and Technology Research, 8*(2), 63–68. <https://doi.org/10.24018/ejeng.2023.8.2.3025>

Дата першого надходження рукопису до видання: 19.11.2025

Дата прийнятого до друку рукопису після рецензування: 15.12.2025

Дата публікації: 31.12.2025