

**Терейковський І.А.**Національний технічний університет України  
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»**Шевченко О.В.**Національний технічний університет України  
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

## АНАЛІЗ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ РІШЕНЬ УПРАВЛІННЯ БЕЗПІЛОТНИМ ПРИСТРОЄМ

У статті здійснено аналіз нейромережевих рішень для управління безпілотними пристроями з акцентом на сучасні підходи та перспективи використання штучного інтелекту у сфері інформатики, обчислювальної техніки та автоматизації. Визначено актуальність дослідження, яка зумовлена необхідністю ефективного та надійного управління безпілотними апаратами в умовах швидкої зміни навколишнього середовища, обмеженої інформації та високих вимог до точності й автономності системи. Аналізуються ключові нейромережові архітектури та моделі, такі як згорткові нейромережі (CNN), рекурентні нейромережі (RNN), глибоке підкріплене навчання (Deep Reinforcement Learning), та гібридні моделі, які дозволяють реалізовувати складні сценарії поведінки безпілотних систем. Автором проведено огляд сучасних досліджень і публікацій, де розглядаються різні підходи до побудови нейромережевих систем управління, їх переваги та недоліки, що забезпечує формування всебічного розуміння поточного стану наукових досягнень у цій галузі. Встановлено, що серед головних невирішених проблем є питання стабільності роботи нейромереж у складних умовах, недостатня пояснюваність моделей та труднощі забезпечення повної автономності у реальних застосуваннях. Мета статті полягає у здійсненні комплексного аналізу нейромережевих рішень для управління безпілотними пристроями, визначенні сильних та слабких сторін існуючих моделей, а також виявленні потенційних напрямків удосконалення та інноваційного розвитку нейромережевого управління. Основний матеріал статті охоплює теоретичні основи функціонування нейромережевих моделей, детальний опис архітектур та алгоритмів навчання, а також результати експериментальних досліджень з використанням моделювання роботи безпілотних пристроїв у різних сценаріях. Проведений аналіз дозволяє обґрунтувати вибір оптимальних підходів до створення ефективних нейромережевих систем управління. У висновках статті автором узагальнено отримані результати, підкреслено актуальність та перспективність використання нейромережових технологій у сфері управління безпілотними пристроями. Визначено основні напрямки майбутніх досліджень, які включають покращення стабільності й надійності моделей, підвищення їх прозорості та пояснюваності, а також подальше вдосконалення методів глибокого підкріпленого навчання для розширення меж автономності безпілотних апаратів.

**Ключові слова:** нейромережі, управління безпілотними пристроями, штучний інтелект, автономність, глибоке підкріплене навчання, інформатика, автоматизація.

**Постановка проблеми.** Управління безпілотними пристроями є одним з найбільш динамічно розвинених напрямків сучасної інформатики та автоматизації. Впровадження таких систем у різних галузях економіки, промисловості, аграрному секторі, транспортній інфраструктурі, а також у військовій та цивільній сферах демонструє стрімкий прогрес і значні переваги. Зокрема, безпілотні пристрої здатні виконувати широкий спектр завдань, які для людини є небезпечними, важкодоступними або ресурсомісткими. Важливість теми підтверджується резуль-

татами досліджень [1, с. 352; 3, с. 1]. Однак їх ефективне та безпечне функціонування залишається значним науково-практичним викликом. Основною проблемою управління безпілотними пристроями є забезпечення їх надійної та автономної роботи у реальних умовах, які характеризуються значною невизначеністю, нестабільністю та динамічністю змін зовнішнього середовища [2, с. 2]. Традиційні алгоритми управління, що базуються на жорстко заданих правилах і моделях, часто виявляються недостатньо адаптивними для ефективної роботи в складних сце-

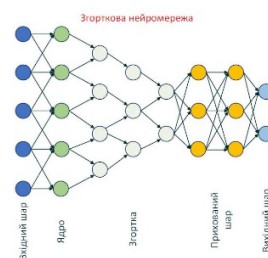
наріях з великою кількістю непередбачуваних факторів. Водночас, розвиток штучного інтелекту, зокрема нейромережевих технологій, відкриває нові перспективи для вирішення цієї проблеми. Завдяки своїй здатності до навчання та узагальнення, нейромережеві моделі здатні адаптуватися до нових умов, розпізнавати шаблони, ухвалювати рішення у складних ситуаціях, забезпечуючи високий рівень автономності. Однак, незважаючи на активні дослідження та численні успіхи, нейромережеві підходи також мають низку невирішених завдань, серед яких стабільність їх роботи за умов обмежених ресурсів та непередбачуваних ситуацій, недостатня прозорість ухвалюваних рішень і складність забезпечення повної автономності без втручання людини. Таким чином, виникає нагальна необхідність комплексного аналізу нейромережевих рішень з метою виявлення оптимальних підходів для побудови ефективних і надійних систем управління безпілотними пристроями. Це зумовлює актуальність даного дослідження, результати якого можуть суттєво вплинути на подальший розвиток сфери автономних систем і розширити межі їх практичного застосування.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** В останні роки проблематика управління безпілотними пристроями активно досліджується в численних наукових працях. Особливу увагу вчені приділяють використанню нейромережевих технологій, оскільки саме вони демонструють потенціал ефективного вирішення завдань, пов'язаних з адаптивністю та автономністю систем управління. Дослідники в роботах часто розглядають можливості використання глибоких нейромереж, зокрема згорткових та рекурентних нейромереж, для розпізнавання та аналізу навколишнього середовища, ухвалення оперативних рішень у складних ситуаціях [7, с. 1]. Також активно вивчається метод глибокого підкріпленого навчання, який дозволяє системі самостійно адаптувати свої стратегії управління залежно від зміни умов навколишнього середовища. Проте, незважаючи на значний прогрес у цій сфері, дослідження демонструють наявність ряду невирішених питань. Зокрема, багато публікацій підкреслюють проблему недостатньої стабільності роботи нейромереж за умов неповної або шумної інформації, складність забезпечення прозорості рішень та їх пояснюваності. Окремі автори наголошують на тому, що для практичного впровадження нейромережевих систем управління важливим є вирішення питань ефективності їх

роботи в реальних умовах, де суттєву роль відіграють обмеженість ресурсів та необхідність мінімізації людського втручання.

**Постановка завдання.** Метою статті є здійснення всебічного аналізу існуючих нейромережевих рішень управління безпілотними пристроями, оцінювання їх ефективності, переваг та недоліків, а також визначення шляхів і підходів для подальшого удосконалення таких систем. Завдання дослідження полягає в ідентифікації основних факторів, які впливають на надійність, адаптивність і автономність нейромережевих систем управління, та формуванні рекомендацій щодо напрямків подальших досліджень і практичного впровадження.

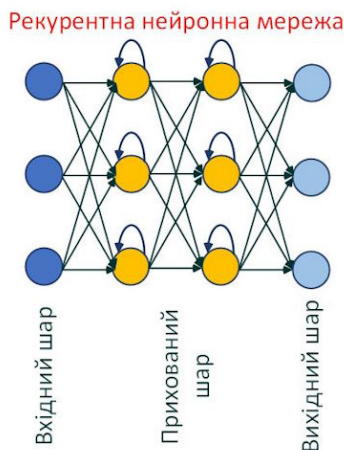
Виклад основного матеріалу. Управління безпілотними пристроями з використанням нейромережевих технологій передбачає застосування складних архітектур і алгоритмів машинного навчання, що дозволяють реалізувати адаптивні, надійні та автономні системи. Для глибокого розуміння переваг і недоліків таких підходів необхідно розглянути теоретичні основи, архітектури та методи навчання нейромереж, що застосовуються у сфері управління безпілотними пристроями. Згорткові нейромережі (CNN) [5, с. 331] є одним з найпоширеніших інструментів у завданнях візуального сприйняття та аналізу навколишнього середовища безпілотних систем. На рисунку 1 зображено структуру згорткової нейромережі, що використовується для обробки візуальної інформації безпілотними системами.



**Рис. 1. Структурна схема згорткової нейромережі з виділеними фазами: вхідний шар, ядро, згортка, приховані та вихідні шари**

Завдяки своїй здатності автоматично витягувати ознаки зображень, згорткові мережі активно використовуються для навігації пристроїв у складних умовах, розпізнавання перешкод, оцінки дистанції до об'єктів та інших важливих завдань. Перевагою CNN є їх висока точність розпізнавання, що підтверджується численними

експериментами, проте недоліками залишаються висока обчислювальна складність і значні витрати на навчання мереж. Рекурентні нейромережі (RNN) [5, с. 375], зокрема їх різновид – довга короткострокова пам'ять (LSTM) [5, с. 408], ефективно застосовуються для аналізу послідовностей даних, таких як часові ряди з сенсорів та телеметрична інформація. На рисунку 2 зображено архітектуру рекурентної нейронної мережі, що може бути використана для обробки візуальної інформації безпілотними системами.



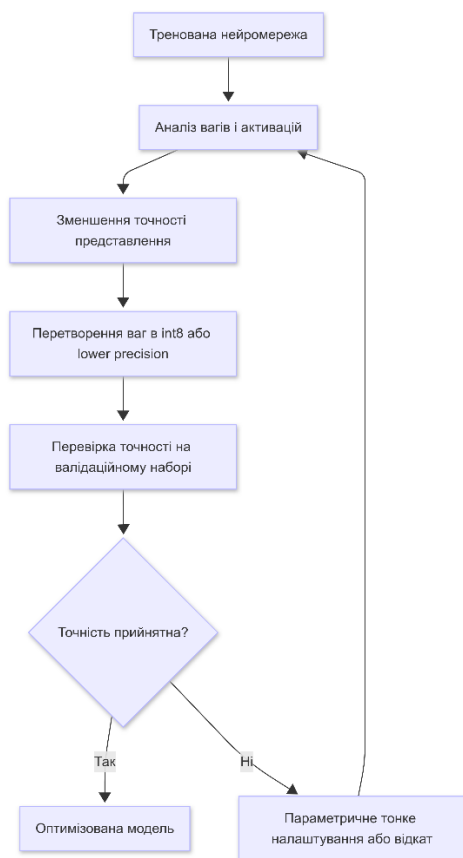
**Рис. 2. Архітектура рекурентної нейронної мережі (RNN) з циклічними зв'язками у прихованому шарі, що дозволяє моделі зберігати контекст у часових послідовностях**

Особливо цінними ці мережі є для передбачення поведінки безпілотних пристроїв у часі, прогнозування траєкторій руху та адаптації до динамічно змінюваних умов. Однак рекурентні нейромережі можуть мати проблеми з обробкою довгих послідовностей через поступову втрату інформації, що створює додаткові виклики в їх використанні. Глибоке підкріплене навчання (Deep Reinforcement Learning, DRL) [4, с. 142] набуло широкого поширення для створення систем управління безпілотними пристроями завдяки своїй здатності навчати агента ухвалювати рішення в умовах невизначеності та обмежених ресурсів. Основною ідеєю методу є навчання нейромережевого агента шляхом взаємодії з навколишнім середовищем та отримання зворотного зв'язку у вигляді винагород чи штрафів. DRL успішно використовується для вирішення завдань автономної навігації, обходу перешкод та виконання специфічних місій. Проте, важливо зазначити, що DRL характеризується складністю стабілізації процесу навчання та високими обчислювальними витратами. Гібридні нейромережеві

моделі поєднують переваги різних архітектур і використовуються для створення комплексних систем управління. Такі моделі здатні ефективніше вирішувати завдання управління безпілотними пристроями, поєднуючи переваги CNN для аналізу навколишнього середовища та RNN для прогнозування поведінки системи.

Одним із найактуальніших завдань у застосуванні нейромережевих технологій для управління безпілотними пристроями є забезпечення їх ефективного функціонування в умовах обмежених ресурсів, таких як обмежена обчислювальна потужність, оперативна пам'ять і енергоспоживання [6, с. 5]. Особливо це стосується малих безпілотних пристроїв, таких як дрони, роботи або автономні датчики, які не мають можливості використовувати потужні процесори або графічні прискорювачі. Для вирішення цієї задачі активно застосовуються методи оптимізації нейромереж, які дозволяють зберегти високий рівень продуктивності й точності моделей при мінімальних ресурсних витратах [9, с. 1]. Серед найпоширеніших підходів варто відзначити такі методи, як квантування параметрів нейромережі [8, с. 3], обрізання (pruning) [10, с. 5], дистиляція знань [11, с. 2] та застосування архітектур зниженої складності. Квантування нейромережевих моделей передбачає зменшення точності представлення чисел з плаваючою точкою до чисел з фіксованою точкою або навіть до двійкових представлень. Це дозволяє суттєво скоротити вимоги до обчислювальних ресурсів і пам'яті, що особливо важливо для малопотужних пристроїв. Процес квантування, показаний на рисунку 3, зменшує обсяг моделі та дозволяє виконувати обчислення з меншими витратами енергії.

Експерименти з квантуванням нейромереж для безпілотних систем показали, що хоча точність моделей дещо знижується, вона залишається прийнятною для більшості завдань управління й навігації. При цьому швидкість виконання обчислень та автономність пристроїв істотно зростають за рахунок зменшення споживання енергії. Обрізання нейромереж (pruning) полягає у видаленні менш важливих зв'язків і нейронів, які мають незначний вплив на результати роботи моделі. В результаті такої оптимізації можна суттєво зменшити кількість обчислювальних операцій, що необхідні для роботи нейромережі, при цьому точність роботи моделі залишається на високому рівні. На рисунку 4 схематично подано алгоритм обрізання нейронної мережі з подальшим донавчанням.



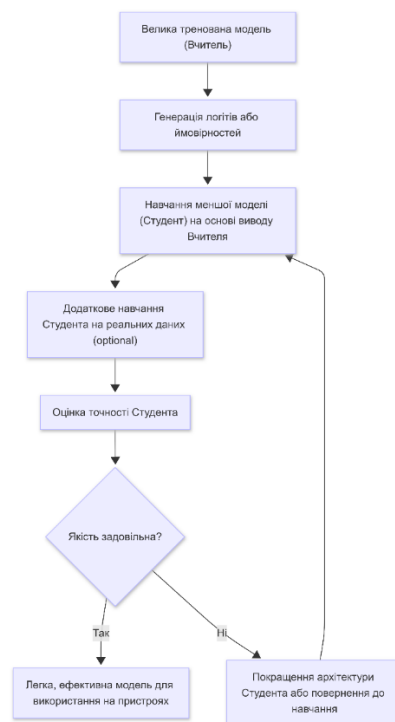
**Рис. 3. Автоматизований процес квантування моделі з перевіркою збереження точності та циклічним донавчанням при потребі**



**Рис. 4. Алгоритм зменшення моделі за допомогою аналізу вагів, редукції архітектури та повторного навчання**

Дослідження свідчать, що неймережі після обрізання можуть демонструвати навіть вищу продуктивність у режимі реального часу, порівняно з оригінальними моделями, завдяки зменшенню часу обчислень та підвищенню енергоефективності пристроїв. Обрізання знижує обчислювальні витрати, водночас зберігаючи продуктивність (рис. 4). Метод дистилляції знань полягає у навчанні компактної неймережі («студента») за допомогою великої і складної мережі («вчителя»). На рисунку 5 представлено типову архітектуру передачі знань від великої моделі («вчителя») до малої («студента»).

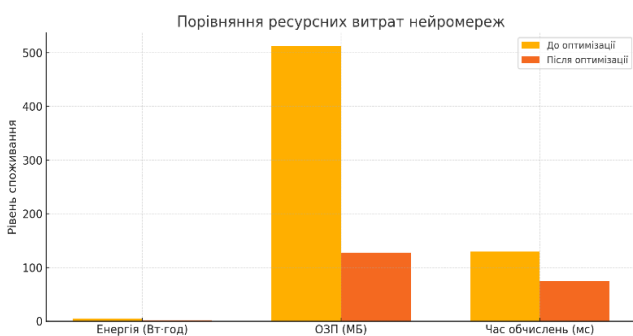
Менша мережа переймає найбільш важливі патерни поведінки складної моделі, таким чином зберігаючи високу точність і функціональність, але суттєво зменшуючи обчислювальні витрати. Процес дистилляції знань забезпечує ефективну адаптацію моделей до пристроїв з обмеженими ресурсами (рис. 5). Практичні експерименти з використанням цього методу на безпілотних апаратах засвідчили, що «студентські» неймережі демонструють високу ефективність та швидкість роботи навіть за умов суттєвої обме-



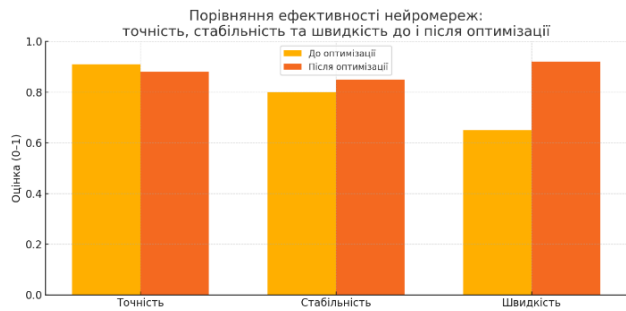
**Рис. 5. Схема дистилляції знань: навчання компактної моделі («студента») за допомогою виводу потужної моделі («вчителя»)**

женості апаратних ресурсів. Ще одним важливим підходом є розроблення спеціалізованих архітектур нейромереж, таких як MobileNet, ShuffleNet та SqueezeNet, які спочатку створюються з орієнтацією на пристрої з низькою продуктивністю. Ці моделі містять спеціальні блоки та операції, що значно зменшують складність нейромережі без суттєвої втрати її точності. Досвід застосування таких нейромереж у безпілотних системах показує, що вони забезпечують прийнятний рівень автономності та ефективно виконують завдання управління в реальному часі.

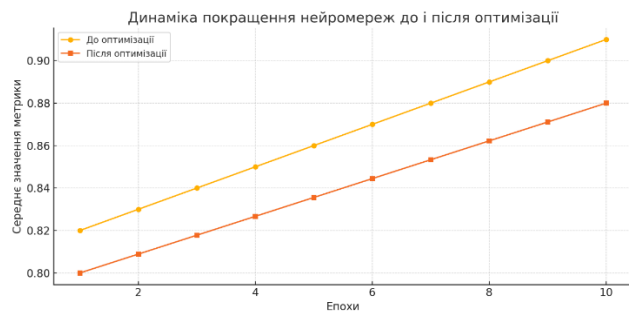
Аналіз впливу оптимізації на точність, швидкість та автономність безпілотних систем свідчить, що оптимізовані нейромережі демонструють хорошу компромісну продуктивність. Як видно з рисунка 6, оптимізація нейромережі значно знижує споживання ресурсів, зокрема пам'яті та енергії. Зменшення розміру моделі та її ресурсних вимог дозволяє значно підвищити швидкість обробки даних і реакції системи, що критично важливо в умовах реального часу. Як видно з рисунка 7, після оптимізації зросли стабільність та швидкість, а точність знизилася незначно. На рисунку 8 зображено динаміку навчання моделей до та після оптимізації: оптимізовані моделі демонструють повільніше зростання точності. Хоча точність роботи моделей може незначно знижуватись, на практиці ця втрата часто компенсується швидкістю та енергоефективністю, що відкриває ширші можливості для застосування нейромережових рішень у безпілотних пристроях з обмеженими ресурсами. Таким чином, використання оптимізованих нейромережових моделей є перспективним напрямком розвитку управління автономними системами, особливо в умовах жорстких апаратних обмежень, і заслуговує на подальше активне дослідження та практичне застосування.



**Рис. 6. Порівняння споживання енергії, оперативної пам'яті та часу обчислень нейромережею до і після застосування оптимізаційних методів**



**Рис. 7. Вплив оптимізації на основні характеристики нейромереж: зростання швидкості обчислень і стабільності з мінімальною втратою точності**



**Рис. 8. Порівняння результатів навчання нейромережевої моделі на базовій та оптимізованій архітектурах**

Під час проведення експериментальних досліджень нейромережових моделей було виявлено, що одним із критичних факторів ефективності є якість даних, які використовуються для навчання. Недостатня якість або неадекватна репрезентативність даних суттєво знижує продуктивність нейромережових систем управління. Це підкреслює важливість ретельного збору та підготовки навчальних наборів, що включають різноманітні сценарії поведінки та умов експлуатації. Ще однією важливою проблемою, яку виявили під час досліджень, є пояснюваність нейромережових рішень. Оскільки нейромережі часто ухвалюють рішення за допомогою «чорної скриньки», для практичного застосування критично важливим є розроблення методів, які дозволяють пояснювати та інтерпретувати отримані результати. Застосування методів пояснюваності може значно підвищити довіру до нейромережових систем та сприяти їх широкому впровадженню у реальні умови. Проведені дослідження також засвідчили, що існуючі нейромережові моделі часто стикаються з труднощами у забезпеченні стабільності роботи в складних умовах з високим рівнем шуму або недостатньою інформацією. Вирішення цієї проблеми можливе за допомогою розроблення нових алго-

ритмів навчання, які здатні ефективніше адаптуватися до реальних умов експлуатації. На основі аналізу результатів досліджень можна стверджувати, що подальший розвиток нейромережевих систем управління безпілотними пристроями має спрямовуватись на підвищення їх стабільності, адаптивності та автономності. Зокрема, перспективними напрямками є вдосконалення алгоритмів глибокого підкріпленого навчання, інтеграція пояснюваних моделей, а також створення гібридних систем, які поєднують переваги різних архітектур нейромереж. Таким чином, нейромережеві технології мають значний потенціал для вирішення актуальних проблем управління безпілотними пристроями та відкривають широкі можливості для подальших досліджень і практичних застосувань у різних галузях.

**Висновки.** Проведений аналіз нейромережевих рішень управління безпілотними пристроями свідчить про значний потенціал таких технологій у вирішенні складних завдань автоматизації та автономності систем. Нейромережеві моделі демонструють високу здатність до адаптації в умовах змінного і непередбачуваного середовища, а також мають кращі показники точності,

стабільності й оперативності, ніж традиційні алгоритмічні підходи.

Однак, попри очевидні переваги, нейромережеві системи все ще мають суттєві недоліки, серед яких найбільш актуальними залишаються низька пояснюваність рішень, складність забезпечення стабільності в умовах обмежених ресурсів та недостатня відмовостійкість. Для подолання цих проблем перспективними є використання ансамблевого навчання, резервування компонентів нейромереж, а також розроблення спеціалізованих алгоритмів навчання, які враховують можливі збої та обмеження реальних умов експлуатації.

Подальші дослідження в цьому напрямку мають бути спрямовані на розроблення більш прозорих і зрозумілих моделей, підвищення надійності й автономності систем та оптимізацію нейромереж для їх ефективного використання на пристроях з обмеженими ресурсами. Реалізація цих завдань дозволить значно розширити застосування нейромережевих технологій у сфері управління безпілотними пристроями та підвищити їхню конкурентоспроможність у практичних застосуваннях. що ...

#### Список літератури:

1. Інноваційні методи протидії повітряній розвідці рф: розробка та впровадження українських технологій боротьби з БПЛА / І. Мельніков та ін. InterConf. 2024. № 48 (213). С. 350–364. URL: <https://doi.org/10.51582/interconf.19-20.08.2024.030> (дата звернення: 02.09.2024).
2. Семенов С. Г., Волошин Д. Г. Перспективи розвитку системи управління безпілотними літальними апаратами : thesis. 2018. URL: <http://repository.kpi.kharkov.ua/handle/KhPI-Press/39918> (дата звернення: 23.12.2024).
3. Ященко К. А. Спеціалізовані програмні засоби БПЛА : thesis. 2020. URL: <https://er.nau.edu.ua/handle/NAU/51040> (дата звернення: 17.11.2024).
4. Awad M., Khanna R. Deep neural networks. Efficient learning machines. Berkeley, CA, 2015. P. 127–147. URL: [https://doi.org/10.1007/978-1-4302-5990-9\\_7](https://doi.org/10.1007/978-1-4302-5990-9_7) (date of access: 24.11.2024).
5. Bengio Y., Courville A., Goodfellow I. Deep learning. MIT Press, 2016. 800 p.
6. Efficient densely connected convolutional neural networks / G. Li et al. Pattern recognition. 2021. Vol. 109. P. 107610. URL: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2020.107610> (date of access: 02.12.2024).
7. Efficient processing of deep neural networks: a tutorial and survey / V. Sze et al. Proceedings of the IEEE. 2017. Vol. 105, No. 12. P. 2295–2329. URL: <https://doi.org/10.1109/jproc.2017.2761740> (date of access: 16.12.2024).
8. Keyboard dynamic analysis by Alexnet type neural network / S. Toliupa et al. 2020 IEEE 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET), Lviv-Slavske, Ukraine, 25–29 February 2020. 2020. URL: <https://doi.org/10.1109/tcset49122.2020.235466> (date of access: 07.01.2025).
9. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. Communications of the ACM. 2017. Vol. 60, No. 6. P. 84–90. URL: <https://doi.org/10.1145/3065386> (date of access: 07.04.2025).
10. The method of semantic image segmentation using neural networks / I. Tereikovskiy et al. International journal of image, graphics and signal processing. 2022. Vol. 14, No. 6. P. 1–14. URL: <https://doi.org/10.5815/ijigsp.2022.06.01> (date of access: 08.02.2025).
11. Understanding deep learning (still) requires rethinking generalization / C. Zhang et al. Communications of the ACM. 2021. Vol. 64, No. 3. P. 107–115. URL: <https://doi.org/10.1145/3446776> (date of access: 07.04.2025).

**Tereikovskiy I.A., Shevchenko O.V. ANALYSIS OF NEURAL NETWORK SOLUTIONS FOR UNMANNED VEHICLE CONTROL**

*The article analyzes neural network solutions for controlling unmanned devices with an emphasis on modern approaches and prospects for the use of artificial intelligence in the field of informatics, computing, and automation. The relevance of the study is determined, which is due to the need for effective and reliable control of unmanned devices in conditions of rapid environmental change, limited information, and high requirements for system accuracy and autonomy. Key neural network architectures and models are analyzed, such as convolutional neural networks (CNN), recurrent neural networks (RNN), deep reinforcement learning (Deep Reinforcement Learning), and hybrid models that allow implementing complex scenarios of behavior of unmanned systems. The author reviews modern research and publications, which consider various approaches to building neural network control systems, their advantages and disadvantages, which provides a comprehensive understanding of the current state of scientific achievements in this field. It was established that among the main unresolved problems are the issues of the stability of neural networks in complex conditions, insufficient explainability of models and difficulties in ensuring full autonomy in real applications. The purpose of the article is to carry out a comprehensive analysis of neural network solutions for controlling unmanned devices, determine the strengths and weaknesses of existing models, as well as identify potential areas for improvement and innovative development of neural network control. The main material of the article covers the theoretical foundations of the functioning of neural network models, a detailed description of architectures and learning algorithms, as well as the results of experimental studies using modeling of the operation of unmanned devices in various scenarios. The analysis allows us to justify the choice of optimal approaches to creating effective neural network control systems. In the conclusions of the article, the author summarizes the results obtained, emphasizes the relevance and prospects of using neural network technologies in the field of controlling unmanned devices. The main directions of future research are identified, which include improving the stability and reliability of models, increasing their transparency and explainability, as well as further improving deep reinforcement learning methods to expand the limits of autonomy of unmanned vehicles.*

**Key words:** neural networks, control of unmanned devices, artificial intelligence, autonomy, deep reinforcement learning, computer science, automation.