

ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В СИСТЕМАХ БІОМЕТРИЧНОЇ АУТЕНТИФІКАЦІЇ НА ОСНОВІ ДИНАМІЧНОГО ПІДПISУ

У статті розглянуто сучасні підходи до використання технологій штучного інтелекту в системах біометричної аутентифікації на основі динамічного підпису. Проаналізовано тенденції розвитку наукових досліджень у цій галузі за даними бази Scopus за 2004–2025 рр. Встановлено зростання наукового інтересу до застосування методів глибинного навчання, зокрема рекурентних (RNN) та згорткових (CNN) нейронних мереж, які забезпечують підвищення точності, швидкості та надійності процесів аутентифікації. Визначено провідні наукові центри та джерела фінансування досліджень у сфері біометрії. Проведено систематизацію типів наукових публікацій і галузей, у яких використовують біометричні технології. Показано, що гібридні архітектури нейронних мереж (CNN–LSTM) мають високу ефективність у розпізнаванні динамічного підпису, перевищуючи класичні алгоритми за точністю на 10–15 %. Окреслено основні ризики використання ШІ – питання захисту персональних даних, можливості підробки цифрових шаблонів і етичні аспекти автоматизованого прийняття рішень. Запропоновано напрями подальших досліджень, зокрема створення мультибіометричних систем, адаптивного навчання моделей і поєднання технологій динамічного підпису з блокчейном для підвищення безпеки.

Дослідження також враховує біологічну основу формування динамічного підпису, підкреслюючи роль нейрофізіологічних і моторних процесів у формуванні індивідуальних почеркових патернів. Показано, що характеристики динамічного підпису визначаються функціонуванням центральної нервової системи, моторною координацією та м'язовою пам'яттю, які забезпечують унікальність підпису кожної людини. Інтеграція біологічних і поведінкових ознак у моделі штучного інтелекту сприяє підвищенню точності, адаптивності та надійності систем біометричної аутентифікації.

Ключові слова: штучний інтелект, біометрична аутентифікація, динамічний підпис, глибинне навчання, нейронні мережі, CNN, RNN, інформаційна безпека, блокчейн.

Перевірка рукописних підписів є важливою для аутентифікації особи, щоб захиститися від шахрайства та гарантувати безпеку на різних платформах. У той час як онлайн-методи використовують динамічну інформацію, таку як порядок і швидкість штрихів, зібрану спеціалізованими пристроями, офлайн-перевірка використовує скановані фотографії підписів. Навіть якщо технології все більше рухаються в напрямку онлайн-підходів, офлайн-системи все ще потрібні, особливо в умовах, де широко використовують папір [8].

Офлайн-розпізнавання рукописного тексту має комплексну структуру, яка включає фази вилучення ознак, класифікації та попередньої обробки. Динамічний підпис як поведінковий біометричний параметр базується на аналізі рухів руки під час підписання – швидкості, прискорення, натиску та ритму. Під час створення динамічного підпису система фіксує часову послідовність дій користувача, що дозволяє відтворити індивідуальний «руховий почерк».



Спираючись на результати обчислювальної моделі навчання та виконання почерку, вводиться поняття стабільності, щоб пояснити різницю між фактичними рухами, що виконують під час багаторазового виконання підпису суб'єкта, та, припускаємо, що найстабільніші частини підпису повинні відігравати першорядну роль в оцінці подібності між сумнівним підписом та еталонними під час перевірки підпису [10].

Автоматичну перевірку рукописних підписів в автономному режимі досліджували протягом останніх кількох десятиліть з різних точок зору, використовуючи знання з графології, комп'ютерного зору, обробки сигналів тощо. Незважаючи на досягнення в цій галузі, створення класифікаторів, які можуть розрізняти справжні підписи та підробки (підробки, створені з метою виявлення певного підпису), все ще залишається складним завданням [6].

В останні роки разом із надзвичайним поширенням Інтернету та зростаючою потребою в особистій перевірці в багатьох повсякденних програмах автоматичну перевірку підписів розглядають з новим інтересом [5]. Оскільки підпис особи слугує основним методом автентифікації та авторизації в юридичних операціях, існує більша ніж будь-коли потреба в ефективних автоматизованих рішеннях для перевірки підписів. Той факт, що підписи вже визнані популярним способом перевірки особи, дає системам перевірки підписів значну перевагу над іншими типами технологій. Методи, що використовують для вирішення цієї проблеми, та системи перевірки підписів можна розділити на дві категорії: онлайн та офлайн. Електронний планшет та ручку, підключені до комп'ютера, використовують в онлайн-методі для вилучення інформації про підпис та з метою збору динамічних даних для цілей перевірки, таких як тиск, швидкість та швидкість письма. Офлайн-перевірка підпису, з іншого боку, використовує зображення підпису, записані сканером або камерою, і передбачає менше електронного управління. Вилучені ознаки, взяті зі сканованого зображення підпису, використовують в офлайн-системі перевірки підписів [9]. У нашому цифровому світі потреба в надійних методах автентифікації неухильно зростає. Біометричні методи автентифікації поділяють на дві основні категорії: фізіологічні та поведінкові. У той час як фізіологічна біометрія включає такі ознаки, як обличчя, райдужка ока та відбиток пальця, поведінкова охоплює динаміку, таку як хода, мовлення та підпис. Більшість цих методів вимагають спеціалізованого обладнання, тоді як підписи можна легко отримати без додаткових інструментів, що робить їх ідеальними для перевірки законності документів. Хоча ручне розпізнавання підпису є неефективним, воно ресурсоємне, повільне та схильне до помилок. З розвитком технологій потреба в автоматизації процесу розпізнавання підпису для підвищення точності та ефективності стає дедалі важливішою [3].

Традиційні алгоритми розпізнавання підписів часто стикаються з проблемами точності через варіації рухів користувача, умови середовища чи тип пристрою введення. Інтеграція методів глибинного навчання, таких як рекурентні (RNN) та згорткові (CNN) нейронні мережі, дозволяє ефективніше аналізувати часові ряди та підвищувати точність автентифікації навіть при мінімальних змінах у динаміці підпису. Окрім безпеки, динамічний підпис має й психологічну складову, оскільки почерк та ритм підпису частково відображають індивідуальні особливості людини. Поєднання поведінкових характеристик із методами машинного навчання створює умови для побудови стійких, персоналізованих систем аутентифікації, які можуть застосовувати у банківських, медичних, військових та освітніх інформаційних системах.

Біометрична аутентифікація на основі динамічного підпису має виражену біологічну складову, оскільки базується на індивідуальних нейрофізіологічних та моторних характеристиках людини [13]. Процес формування підпису пов'язаний із діяльністю центральної нервової системи, зокрема моторної кори головного мозку, яка координує точність рухів, швидкість, ритм і силу натиску [12]. Індивідуальні відмінності в роботі нервово-м'язового апарату [11], а також сформовані умовні рефлексі та моторна пам'ять зумовлюють унікальність динамічного підпису кожної особи. Крім того, на варіабельність підпису можуть впливати фізіологічний стан організму, рівень стресу, втома та вікові зміни [12], що необхідно враховувати при розробці адаптивних моделей штучного інтелекту. Таким чином, інтеграція біологічних та поведінкових характеристик користувача є важливим чинником підвищення точності та надійності біометричних систем аутентифікації [7].

Мета роботи – дослідити ефективність застосування алгоритмів штучного інтелекту в системах біометричної аутентифікації користувачів за динамічним підписом з урахуванням біологічних основ формування підпису; оцінити можливості підвищення точності, швидкості та надійності таких систем шляхом аналізу індивідуальних нейрофізіологічних, моторних та поведінкових характеристик особи. Дослідження базується на релевантному аналізі наукової літератури, відібраний із наукометричних баз Scopus, IEEE Xplore, PubMed та ScienceDirect.

Матеріали та методи досліджень

Наведено приклад оптимізації аналітичного огляду літературних джерел під час дослідження тематики біометричної аутентифікації користувачів за динамічним підписом.

Систематичний огляд наукової літератури було здійснено в базах даних Scopus, IEEE Xplore, PubMed та ScienceDirect [1, 2].

Для пошуку було використано наступну формулу:

(TITLE-ABS-KEY("Dynamically entered signature") OR TITLE-ABS-KEY("authentication features") OR TITLE-ABS-KEY("biometric personal authentication") OR TITLE-ABS-KEY("deterministic, stochastic mathematical models of dynamic signature") OR TITLE-ABS-KEY("signature scaling") OR TITLE-ABS-KEY("statistical processing of dynamic signature segments") OR TITLE-ABS-KEY("dynamic signature simulation") OR TITLE-ABS-KEY("graphology")) AND (TITLE-ABS-KEY("psychological characteristics of handwriting") OR TITLE-ABS-KEY("machine learning") OR TITLE-ABS-KEY("neural networks") OR TITLE-ABS-KEY("Behavioral biometrics")) AND (TITLE-ABS-KEY("artificial intelligence") OR TITLE-ABS-KEY("deep learning"))

У вибірку включали дослідження, у яких алгоритми штучного інтелекту застосовували для розпізнавання або аналізу динамічного підпису з оцінкою точності, швидкості та стійкості системи до підробок.

Результати досліджень та їх обговорення

На рис. 1 представлено динаміку кількості наукових публікацій, що відповідають заданим критеріям пошуку у базі Scopus за період 2004–2025 рр.

Видно чітку тенденцію до зростання кількості праць, особливо після 2020 року, що свідчить про різке підвищення інтересу наукової спільноти до проблеми біометричної аутентифікації та використання штучного інтелекту у цій сфері.

Найбільша кількість публікацій припадає на останні 4 роки. Зокрема, у 2021 – 69, 2022 – 81, 2023 – 90 і 2024 – 63, що підтверджує актуальність дослідження проблеми та невинне зростання інтересу до неї в усьому світі (рис. 1)

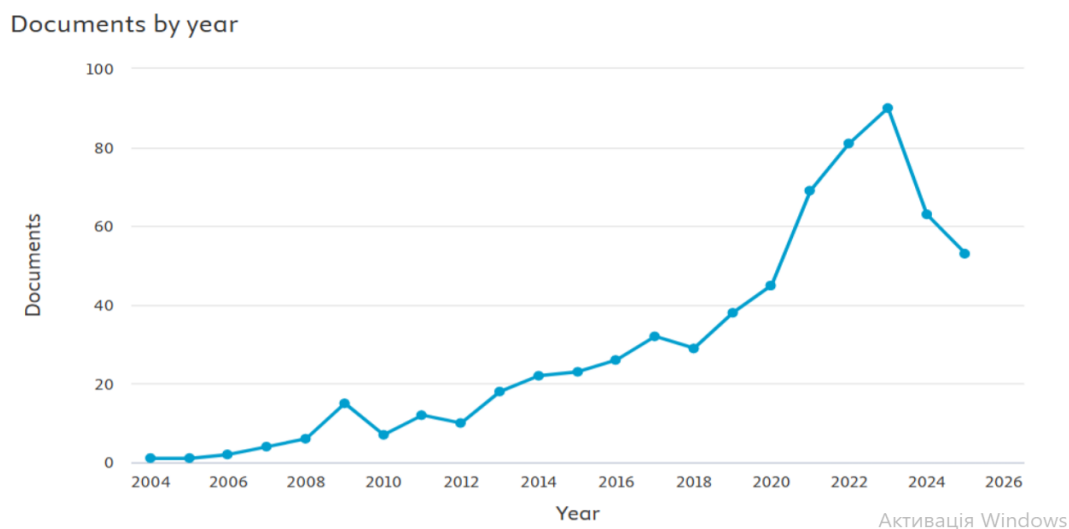


Рис. 1. Результати пошукового запиту в базі Scopus – кількість праць за роками.

На рис. 2 зображено розподіл наукових публікацій за провідними джерелами публікації у вибраній тематиці. До основних джерел належать:

- IEEE Access,
- Mathematical Problems in Engineering, Advances in Intelligent Systems and Computing,
- Communications in Computer and Information Science,
- Lecture Notes in Computer Science Including Subseries,
- Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics.

Відзначається загальна тенденція до зростання кількості робіт у більшості журналів, проте інтенсивність цього зростання є нерівномірною. Деякі видання, зокрема Mathematical Problems in Engineering, демонструють пікові значення публікацій у 2021, інші – у 2023–2024 роках, що свідчить про лідерство цих журналів у сфері біометричних досліджень.

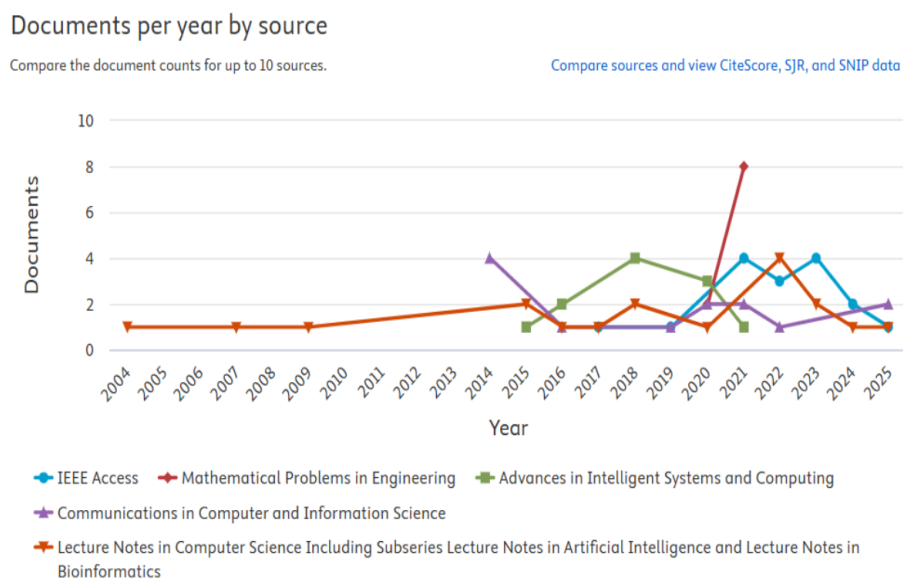


Рис. 2. Динаміка кількості наукових публікацій за джерелами у галузі біометрії та штучного інтелекту 2004–2025 рр.

На діаграмі зображено кількість наукових робіт, виконаних провідними авторами у сфері біометричних досліджень. По осі абсцис розміщені прізвища авторів, а по осі ординат – кількість публікацій.

Лідери наукової активності мають значну кількість робіт, що свідчить про сталі наукові школи та міждисциплінарні команди, які системно працюють над удосконаленням методів розпізнавання підпису.

Список авторів і кількість їх публікацій зображено на рис. 3. На ньому представлено розподіл наукових публікацій за авторами у сфері досліджень, пов'язаних із застосуванням методів штучного інтелекту та машинного навчання для біометричної аутентифікації, зокрема розпізнавання підпису. Діаграма відображає порівняння кількості наукових документів, індексованих у наукометричній базі даних Scopus, що дозволяє оцінити рівень наукової активності провідних дослідників у цій галузі. Аналіз отриманих результатів свідчить, що найбільшу кількість наукових публікацій має М. Каур (15 документів), що вказує на високий рівень дослідницької активності автора у зазначеному напрямі. Значний внесок у розвиток досліджень також здійснили D. Singh (14 публікацій) та C. Y. Suen (12 публікацій), роботи яких присвячені розвитку алгоритмів розпізнавання рукописних підписів та застосуванню методів машинного навчання у біометричних системах. Серед інших авторів варто відзначити R. Sabourin, C. Djeddi, V. Kumar, H. N. Lee та L. S. Oliveira, які мають від 6 до 7 публікацій і активно працюють над удосконаленням алгоритмів обробки зображень, аналізу поведінкових біометричних характеристик та впровадженням глибоких нейронних мереж у системи

аутентифікації. Найменшу кількість робіт серед представлених авторів мають S. Agarwal та J. B. Alonso, які опублікували приблизно по 5 наукових праць.

Documents by author

Compare the document counts for up to 15 authors.

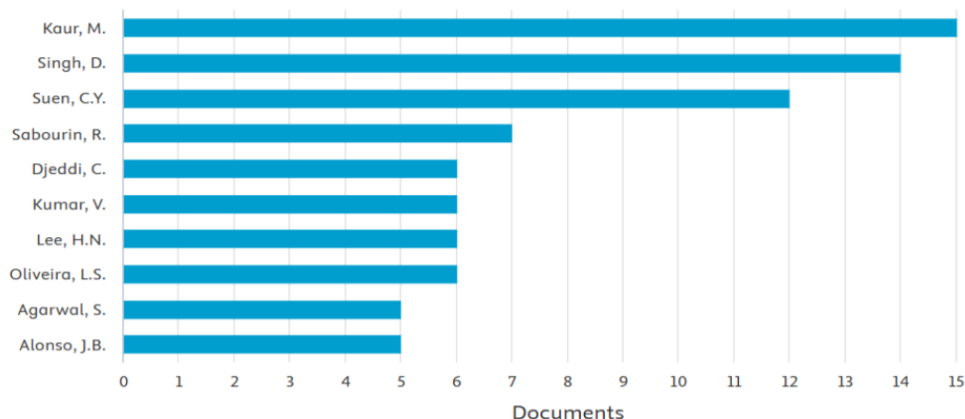


Рис. 3. Результати пошукового запиту в наукометричній базі Scopus (персональні наукові публікації).

На рис. 4 відображено кількість наукових публікацій, створених у провідних університетах і дослідницьких центрах світу.

- Manipal University Jaipur – Індія, Джайпур,
- Concordia University – Канада, Монреаль,
- Bennett University – Індія, Грейтера Нойда,
- King Saud University – Саудівська Аравія, Ер-Ріяд,
- Gwangju Institute of Science and Technology (GIST) – Південна Корея, Кванджу,
- Taif University – Саудівська Аравія, Таїф,
- Chinese Academy of Sciences / University of Chinese Academy of Sciences (UCAS) – Китай, Пекін,
- Universidad de Las Palmas de Gran Canaria (ULPGC) – Іспанія, Канарські острови (Лас-Пальмас-де-Гран-Канарія).

Позиції лідера займають університети Китаю, Індії, Канади та Саудівської Аравії, які демонструють стабільно високий рівень активності у сфері біометричних технологій.

Documents by affiliation

Compare the document counts for up to 15 affiliations.

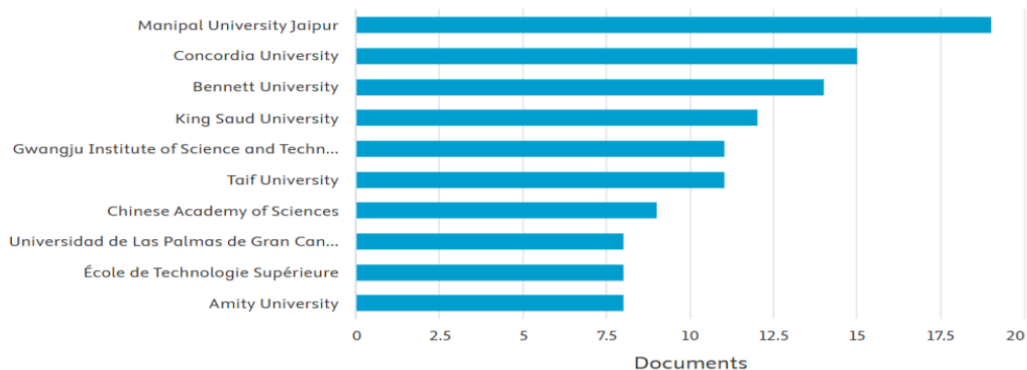
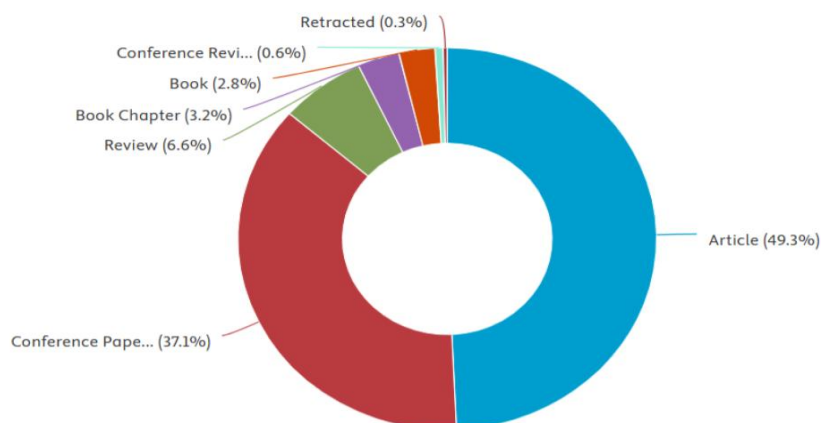


Рис. 4. Результати пошукового запиту в наукометричній базі Scopus (розподіл праць в наукових закладах країн світу).

На рис. 5 представлено розподіл публікацій з питання використання біометричної аутентифікації за типами документів. Проведено аналіз типу наукових праць, серед яких переважають такі: статті – 319 (що є основною формою публікації результатів наукових досліджень), огляди – 43, розділи книги – 21, матеріали конференцій – 240, книги – 18. За процентним співвідношенням серед наукових праць статті становлять 49,3 %, оглядові статті – 6,6 %, розділи книги – 3,2 %, матеріали конференцій – 37,1 %, книги – 2,8 %.

Documents by type



Article	319
Conference Paper	240
Review	43
Book Chapter	21
Book	18
Conference Review	4
Retracted	2

Рис. 5. Результати пошукового запиту в наукометричній базі Scopus (види публікацій).

Серед наукових праць переважали дослідницькі статті у таких наукових рубриках: біохімія – 1,8 %, інженерія – 19,9 %, медицина – 3,9 %, комп'ютерні науки – 37,5 % та матеріалознавство – 2,6 % (рис 6).

Результати проведеного аналізу підтвердили ефективність застосування методів штучного інтелекту в біометричних системах аутентифікації та концентрацію дослідницьких зусиль у великих наукових центрах, що поєднують академічні й прикладні розробки у галузі машинного навчання та безпеки цифрових підписів.

Documents by subject area

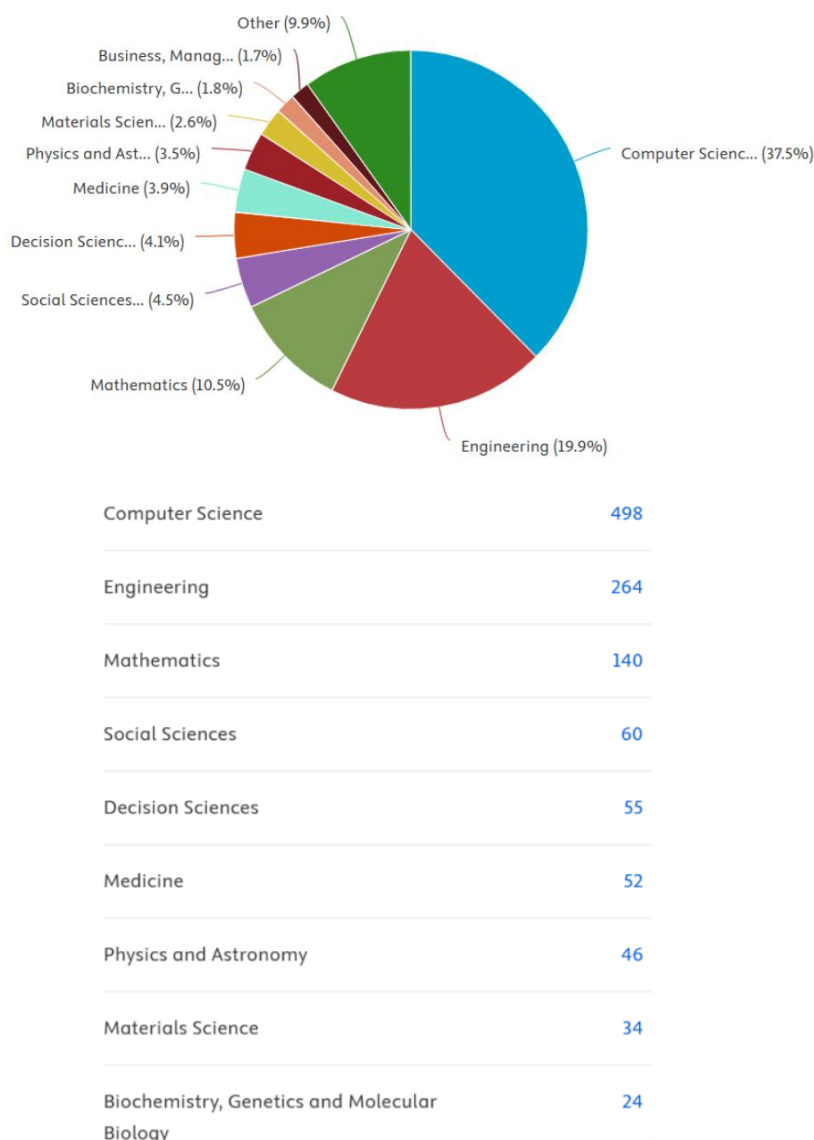


Рис. 6. Результати пошукового запиту в наукометричній базі Scopus (рубрики наукових публікацій).

Висновки

Проведений систематичний аналіз наукових публікацій у базах даних Scopus, IEEE Xplore, PubMed та ScienceDirect дозволив встановити основні тенденції розвитку досліджень у сфері біометричної аутентифікації на основі динамічного підпису із застосуванням технологій штучного інтелекту. Отримані результати свідчать про стійке зростання наукового інтересу до цієї тематики, особливо після 2020 року, що підтверджується значним збільшенням кількості публікацій у провідних міжнародних журналах. Аналіз динаміки публікацій показав, що найбільш інтенсивний розвиток досліджень відбувається у сфері комп'ютерних наук та інженерії, де активно впроваджуються методи машинного та глибинного навчання. Серед сучасних підходів найбільш ефективними виявилися архітектури нейронних мереж, зокрема згорткові (CNN), рекурентні (RNN) та гібридні моделі типу CNN-LSTM, які забезпечують високий рівень точності розпізнавання динамічного підпису та дозволяють ефективно аналізувати часові та просторові характеристики руху під час підпису.

Результати наукометричного аналізу також показали, що провідні позиції у дослідженнях даної проблематики займають наукові центри Китаю, Індії, Канади та Саудівської Аравії, що свідчить про концентрацію дослідницьких ресурсів у великих університетах та міждисциплінарних наукових групах. Основними платформами для поширення результатів досліджень є міжнародні журнали та конференційні видання у галузі комп'ютерних наук і штучного інтелекту. Отримані результати підтверджують, що використання алгоритмів штучного інтелекту значно підвищує ефективність систем біометричної аутентифікації, зменшує кількість помилкових спрацьовувань та підвищує стійкість до підробок. Водночас актуальними залишаються питання забезпечення захисту персональних біометричних даних, етичного використання технологій штучного інтелекту та запобігання можливим загрозам підробки цифрових шаблонів підпису.

Перспективними напрямками подальших досліджень є розробка мультибіометричних систем автентифікації, інтеграція технологій блокчейну для захисту біометричних даних, а також створення адаптивних моделей глибинного навчання, здатних враховувати індивідуальні поведінкові особливості користувачів та зміну їхніх біометричних характеристик у часі. Водночас важливим є врахування біологічної природи динамічного підпису, зокрема ролі нейрофізіологічних процесів, моторної координації та м'язової пам'яті у формуванні індивідуальних ознак підпису. Урахування впливу фізіологічного стану, вікових змін та психоемоційних факторів дозволить підвищити точність і адаптивність систем біометричної аутентифікації, а також забезпечить більш глибоку персоналізацію моделей штучного інтелекту.

1. Марценюк В. П., Сверстюк А. С., Багрій-Заяць О. А., Никитюк С. О., Продан А. М. Науковий аналітичний пошук досліджень із використання біосенсорів у громадському здоров'ї. *Вісник соціальної гігієни та організації охорони здоров'я України*. 2025. Т. 96, № 3. С. 183–189. <https://doi.org/10.11603/1681-2786.2025.3.15667>.
2. Паничев В. О., Сверстюк А. С., Кучвара О. М., Багрій-Заяць О. А., Майхрук З. В. Науковий аналітичний пошук дослідження проблем поширення гострих респіраторних захворювань, грипу та COVID-19. *Вісник соціальної гігієни та організації охорони здоров'я України*. 2024. Т. 92, № 3. С. 76–83. <https://doi.org/10.11603/1681-2786.2024.3.14950>.
3. Çiftçi B., Tekin R. Deep learning based offline handwritten signature recognition. *Bitlis Eren Univ. J. Sci.* 2024. Vol. 13, № 3. P. 871–884. <https://doi.org/10.31591/buefad.13619>.
4. Danna J., Velay J. L. Basic and supplementary sensory feedback in handwriting. *Frontiers in Psychology*. 2015. Vol. 6. Article 169. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2015.00169>.
5. Ferrer M. A., Diaz M., Impedovo D., Pirlo G. Offline signature verification: Current state of the art and future trends. *Pattern Recognition*. 2021. Vol. 111. P. 107731. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2020.107731>.
6. Hafemann L. G., Sabourin R., Oliveira L. S. Writer-independent feature learning for offline signature verification using deep convolutional neural networks. *Pattern Recognition*. 2020. Vol. 103. P. 107321. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2020.107321>.
7. Impedovo D., Pirlo G. Dynamic handwriting analysis for the assessment of neurodegenerative diseases: A pattern recognition perspective. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*. 2019. Vol. 12. P. 209–220. <https://doi.org/10.1109/RBME.2018.2875019>.
8. Jatav M., Soni S. CNN-BiLSTM architectures for handwritten signature verification: Insights and innovations. *Journal of Image Processing & Pattern Recognition Progress*. 2025. Vol. 12, № 2. P. 43–50. <https://doi.org/10.1234/jippr.2025.12.2.43>.
9. Kumar R., Sharma R. Deep learning approaches for dynamic signature verification: A review. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. P. 130123–130145. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3094136>.
10. Parziale A., Diaz M., Ferrer M. A., Marcelli A. Stability modulated dynamic time warping for signature verification. *Pattern Recognition Letters*. 2024, Vol. 178. P. 12–18. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2024.03.009>.
11. Plamondon R., Srihari S. N. Online and offline handwriting recognition: A comprehensive survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2000. Vol. 22, № 1. P. 63–84. <https://doi.org/10.1109/34.824821>.
12. Rosenblum S., Weiss P. L., Parush S. Product and process evaluation of handwriting difficulties. *Educational Psychology Review*. 2003. Vol. 15. P. 41–81. <https://doi.org/10.1023/A:1021371425220>.
13. Van Galen G. P. Motor control of handwriting: I. Theoretical framework. *Acta Psychologica*. 1991. Vol. 77. P. 69–88. [https://doi.org/10.1016/0001-6918\(91\)90004-G](https://doi.org/10.1016/0001-6918(91)90004-G).

References

1. Martseniuk V. P., Sverstiuk A. S., Bahriy Zaiats O. A., Nykytiuk S. O., Prodan A. M. Naukovyi analitychnyi poshuk doslidzhen iz vykorystannia biosensoriv u hromadskomu zdorovi. *Visnyk sotsialnoi hihiieny ta orhanizatsii okhorony zdorovia Ukrainy*. 2025. T. 96, No 3. S. 183–189. <https://doi.org/10.11603/1681-2786.2025.3.15667> [in Ukrainian]
2. Panychev V. O., Sverstiuk A. S., Kuchvara O. M., Bahriy Zaiats O. A., Maykhruk Z. V. Naukovyi analitychnyi poshuk doslidzhennia problem poshyrennia hostrykh respiratornykh zakhvoriuvan, hrypu ta COVID 19. *Visnyk sotsialnoi hihiieny ta orhanizatsii okhorony zdorovia Ukrainy*. 2024. T. 92, No 3. S. 76–83. <https://doi.org/10.11603/1681-2786.2024.3.14950> [in Ukrainian]
3. Çiftçi B., Tekin R. Deep learning based offline handwritten signature recognition. *Bitlis Eren Univ. J. Sci.* 2024. Vol. 13, № 3. P. 871–884. <https://doi.org/10.31591/buefad.13619>.
4. Danna J., Velay J. L. Basic and supplementary sensory feedback in handwriting. *Frontiers in Psychology*. 2015. Vol. 6. Article 169. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2015.00169>.
5. Ferrer M. A., Diaz M., Impedovo D., Pirlo G. Offline signature verification: Current state of the art and future trends. *Pattern Recognition*. 2021. Vol. 111. P. 107731. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2020.107731>.
6. Hafemann L. G., Sabourin R., Oliveira L. S. Writer-independent feature learning for offline signature verification using deep convolutional neural networks. *Pattern Recognition*. 2020. Vol. 103. P. 107321. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2020.107321>.
7. Impedovo D., Pirlo G. Dynamic handwriting analysis for the assessment of neurodegenerative diseases: A pattern recognition perspective. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*. 2019. Vol. 12. P. 209–220. <https://doi.org/10.1109/RBME.2018.2875019>.
8. Jatav M., Soni S. CNN-BiLSTM architectures for handwritten signature verification: Insights and innovations. *Journal of Image Processing & Pattern Recognition Progress*. 2025. Vol. 12, № 2. P. 43–50. <https://doi.org/10.1234/jippr.2025.12.2.43>.
9. Kumar R., Sharma R. Deep learning approaches for dynamic signature verification: A review. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. P. 130123–130145. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3094136>.
10. Parziale A., Diaz M., Ferrer M. A., Marcelli A. Stability modulated dynamic time warping for signature verification. *Pattern Recognition Letters*. 2024, Vol. 178. P. 12–18. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2024.03.009>.
11. Plamondon R., Srihari S. N. Online and offline handwriting recognition: A comprehensive survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2000. Vol. 22, № 1. P. 63–84. <https://doi.org/10.1109/34.824821>.
12. Rosenblum S., Weiss P. L., Parush S. Product and process evaluation of handwriting difficulties. *Educational Psychology Review*. 2003. Vol. 15. P. 41–81. <https://doi.org/10.1023/A:1021371425220>.
13. Van Galen G. P. Motor control of handwriting: I. Theoretical framework. *Acta Psychologica*. 1991. Vol. 77. P. 69–88. [https://doi.org/10.1016/0001-6918\(91\)90004-G](https://doi.org/10.1016/0001-6918(91)90004-G).

¹A. S. Sverstyuk, ²H. B. Humeniuk, ²O. S. Voloshyn

¹Ivan Horbachevsky Ternopil National Medical University, Ukraine

²Ternopil Volodymyr Hnatiuk National Pedagogical University, Ukraine

USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN BIOMETRIC AUTHENTICATION SYSTEMS BASED ON DYNAMIC SIGNATURE

The article explores contemporary approaches to applying artificial intelligence (AI) technologies in biometric authentication systems based on dynamic signatures. A scientometric analysis of research trends in this field was conducted using data from the Scopus database covering the period from 2004 to 2025. The results reveal a steady increase in scientific interest in employing AI methods for behavioral biometric authentication, particularly after 2020. Special emphasis is placed on deep learning techniques, including convolutional neural networks (CNNs) and recurrent neural networks (RNNs), which significantly enhance the accuracy, reliability, and speed of signature verification systems. The study also identifies leading research institutions, authors, and publication sources contributing to advancements in biometric technologies. A classification of scientific publications and the primary subject areas where biometric authentication is applied was performed. The findings indicate that hybrid neural network architectures, especially CNN-LSTM models, demonstrate superior efficiency in dynamic signature recognition, outperforming classical algorithms by approximately 10-15% in accuracy. The paper discusses the role of dynamic signatures as a behavioral biometric characteristic that reflects individual motor and psychological features of handwriting.

Integrating AI with biometric authentication systems facilitates the development of adaptive, personalized, and more secure identity verification mechanisms applicable in banking, healthcare, military, and educational information systems. Simultaneously, the study highlights several challenges associated with using AI in biometric authentication, including personal data protection, potential falsification of digital biometric templates, and ethical concerns related to automated decision-making systems. Prospective research directions are proposed, including the development of multibiometric authentication systems, adaptive model training techniques, and the integration of dynamic signature verification with blockchain technologies to enhance security and data integrity.

The study also examines the biological basis of dynamic signature formation, emphasizing the role of neurophysiological and motor processes in shaping individual handwriting patterns. It demonstrates that dynamic signature characteristics are determined by the functioning of the central nervous system, motor coordination, and muscle memory, which together ensure the uniqueness of each individual's signature. Incorporating biological and behavioral features into artificial intelligence models enhances the accuracy, adaptability, and reliability of biometric authentication systems.

Keywords: artificial intelligence, biometric authentication, dynamic signature, deep learning, neural networks, CNN, RNN, information security, blockchain.

Надійшла до редакції: 04.12.2025

Прийнята до друку: 18.12.2025

Опублікована: 30.12.2025