

Машинне навчання і можливість його застосування для криміналістичних досліджень вогнепальної зброї

Павел Гіверц *^a, Олександр Коломійцев **^b

* PhD з права, криміналістики і судової експертизи, Балістична лабораторія поліції Ізраїлю, м. Єрусалим, Ізраїль, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4019-5055>, e-mail: pavel.giverts@gmail.com

** Канд. техн. наук, ННЦ «ІСЕ ім. Засл. проф. М. С. Бокаріуса», м. Харків, Україна, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1932-1034>, e-mail: sashagun@ukr.net

^a Методологія, концепція, написання й адміністрування оригінального проєкту.

^b Формальний аналіз, написання оригінального проєкту, ресурси, нагляд.

DOI: 10.32353/khrife.2.2024.03 УДК 004.81:159.953.5::343.983

Надійшло 22.04.2024 / Рецензовано 22.04.2024 / Прийнято до друку 26.06.2024 /

Доступно онлайн 30.06.2024



Роль машинного навчання для сучасного суспільства складно переоцінити, особливо зважаючи на те, що останніми роками ця роль постійно зростає. Різноманітні моделі машинного навчання застосовують як у повсякденному житті, так і для розв'язання прикладних, конструкторських і наукових проблем. Водночас для більшості фахівців у різноманітних галузях знань, зокрема для спеціалістів із криміналістичного дослідження зброї, методи й можливості машинного навчання до сьогодні залишаються маловідомими. У статті розглянуто базові завдання, виконанню яких сприятимуть методи машинного навчання, а також наведено приклади завдань, які постають перед експертами під час проведення криміналістичних досліджень вогнепальної зброї та які можна розв'язати за допомогою згаданих методів. Метою статті є ознайомити фахівців у галузі криміналістики з основними можливостями методів машинного навчання. Продемонстровано також, у розв'язанні яких саме типів завдань криміналістичного дослідження зброї ці методи доцільно застосовувати і що для цього потрібно. Для досягнення по-

ставленої мети застосовано загальнонаукові (діалектичний, порівняння, аналіз, синтез, індукцію, дедукцію) і спеціальні наукові методи (формально-логічний, системно-структурний), а також спеціальні знання та навички з оперування методами криміналістичної ідентифікації (зокрема, балістики, мікроскопічних порівняльних досліджень слідів на кулях і гільзах, виявлення й дослідження продуктів пострілу з метою визначити дистанцію пострілу тощо), принципами машинного навчання та математичними алгоритмами, використовуваними для побудови різних моделей.

Ключові слова: криміналістичне дослідження вогнепальної зброї; балістична ідентифікація; оцінювання відстані пострілу; машинне навчання; нейронна мережа; класифікація; кластеризація; регресія.

Постановка наукової проблеми

Під час проведення криміналістичного дослідження вогнепальної зброї перед експертом зазвичай постають різноманітні питання ідентифікаційного й діагностичного характеру. Для відповіді на деякі з них експерт виконує кількісні вимірювання (визначає геометричні розміри досліджуваного об'єкта — зброї, кулі або гільзи; вимірює швидкість кулі; визначає зусилля, яке необхідно докласти до спускового гачка для здійснення пострілу тощо) — певні об'єктивні дії,

результати яких не залежать від експерта. Розв'язуючи інші проблеми, наприклад, з'ясовуючи тотожність зброї і вистріляних куль (гільз), експерт ухвалює рішення, яке ґрунтується на особистому досвіді та знаннях. Отже, такого роду дослідження є суб'єктивними і, теоретично, здобутий результат залежить саме від експерта, який виконує дослідження. Про суб'єктивність деяких видів криміналістичних досліджень, включно з дослідженням вогнепальної зброї, ідеться у звітах NRC¹ і PCAST², а також у працях I. E. Dror і N. Scurich³, J. W. Osterburg⁴,

- 1 Strengthening Forensic Science in the United States: A Path Forward. Washington, D. C., 2009. 348 p. DOI: 10.17226/12589 (дата звернення: 02.04.2024).
- 2 Report to the President's. Forensic Science in Criminal Courts: Ensuring Scientific Validity of Feature-Comparison Methods. Sept 2016. 174 p. URL: https://obamawhitehouse.archives.gov/sites/default/files/microsites/ostp/PCAST/pcast_forensic_science_report_final.pdf (дата звернення: 02.04.2024).
- 3 Dror I. E. The most consistent finding in forensic science is inconsistency. *Journal of Forensic Sciences*. 2023. Vol. 68. Is. 6. Pp. 1851—1855. DOI: 10.1111/1556-4029.15369 (дата звернення: 02.04.2024) ; Dror I. E., Scurich N. (Mis) use of scientific measurements in forensic science. *Forensic Science International: Synergy*. 2020. Vol. 2. Pp. 333—338. DOI: 10.1016/j.fsisyn.2020.08.006 (дата звернення: 02.04.2024).
- 4 Osterburg J. W. The Evaluation of Physical Evidence in Criminalistics: Subjective or Objective Process? *The Journal of Criminal Law, Criminology and Police Science*. 1969. Vol. 60. No. 1. Pp. 97—101. DOI: 10.2307/1141742 (дата звернення: 02.04.2024).

М. Cuellar зі співавторами ⁵. У зв'язку із цим останніми роками триває інтенсивне розроблення інструментів, застосування яких дасть змогу знизити рівень суб'єктивності під час виконання експертних досліджень і підвищити достовірність отриманих результатів. Такими інструментами можна вважати системи автоматичного порівняння слідів каналу ствола на кулях, а також деталей і частин зброї на гільзах, які не тільки диференціюють зображення слідів за ступенем їхньої подібності (як за допомогою автоматичних балістичних ідентифікаційних систем, далі — АБІС), а й надають статистично обґрунтовані висновки щодо неї ⁶.

Останніми роками доволі швидкий прогрес спостерігаємо в розробленні та впровадженні методів машинного навчання. За допомогою цих методів виконують значну кількість завдань, які донедавна комп'ютерам не доручали. Натомість методи машинного навчання фактично не застосовують для розв'язання завдань криміналістичної

експертизи, зокрема, через брак інформації про можливості машинного навчання. З огляду на це провідні фахівці різних галузей криміналістики, як і експерти із криміналістичного дослідження зброї, не розглядають машинне навчання як інструмент для виконання завдань, поставлених перед ними органами досудового розслідування.

Аналіз основних досліджень і публікацій

Незважаючи на доволі повільне запровадження методів машинного навчання для розв'язання завдань криміналістики в Україні, таку роботу активно проводять за кордоном. Наприклад, група спеціалістів зі статистичного аналізу під керівництвом А. Carriquiry оприлюднила стислий огляд можливостей застосування методів машинного навчання у криміналістиці ⁷. Аналогічній тема-

- 5 Cuellar M., Gonzalez C., Dror I. E. Human and machine similarity judgments in forensic firearm comparisons. *Forensic Science International: Synergy*. 2022. Vol. 5. 9 p. DOI: [10.1016/j.fsisyn.2022.100283](https://doi.org/10.1016/j.fsisyn.2022.100283) (дата звернення: 02.04.2024).
- 6 Song J., Song H. Reporting likelihood ratio for casework in firearm evidence identification. *Journal of Forensic Sciences*. 2023. Vol. 68. Is. 2. Pp. 399—406. DOI: [10.1111/1556-4029.15186](https://doi.org/10.1111/1556-4029.15186) (дата звернення: 02.04.2024) ; Chen Zh., Song J., Soons J. A., Thompson R. M., Zhao X. Pilot study on deformed bullet correlation. *Forensic Science International*. 2020. Vol. 306. Art. 110098. DOI: [10.1016/j.forsciint.2019.110098](https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2019.110098) (дата звернення: 02.04.2024) ; Chen Zh., Chu W., Soons J. A., Thompson R. M., Song J., Zhao X. Fired bullet signature correlation using the Congruent Matching Profile Segments (CMPS) method. *Ibid*. 2019. Vol. 305. Art. 109964. DOI: [10.1016/j.forsciint.2019.109964](https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2019.109964) (дата звернення: 02.04.2024) ; Chu W., Tong M., Song J. Validation Tests for the Congruent Matching Cells (CMC) Method Using Cartridge Cases Fired with Consecutively Manufactured Pistol Slides. *Journal of the Association of Firearms and Toolmarks Examiners*. 2013. Vol. 45. Is. 4. Pp. 361—366. URL: <https://www.nist.gov/publications/validation-tests-congruent-matching-cells-cmc-method-using-cartridge-cases-fired> (дата звернення: 02.04.2024) ; Tong M., Song J., Chu W., Thompson R. M. Fired Cartridge Case Identification Using Optical Images and the Congruent Matching Cells (CMC) Method. *Journal of Research of the National Institute of Standards and Technology*. 2014. Vol. 119. Art. 575. Pp. 575—582. DOI: [10.6028/jres.119.023](https://doi.org/10.6028/jres.119.023) (дата звернення: 02.04.2024).
- 7 Carriquiry A., Hofmann H., Tai X. H., VanderPlas S. Machine learning in forensic applications. *Significance*. 2019. Vol. 16. Is. 2. Pp. 29—35. DOI: [10.1111/j.1740-9713.2019.01252.x](https://doi.org/10.1111/j.1740-9713.2019.01252.x) (дата звернення: 02.04.2024).

тиці присвячено статті Ch. Kingston⁸, G. Margagliotti і T. Bollé⁹. Окремо слід відзначити інтенсивне застосування методів машинного навчання для аналізу відбитків пальців¹⁰. Ті самі методи застосовують і для аналізування почерку¹¹. Доволі широко методами машинного навчання послуговуються в біологічній експертизі, зокрема, для аналізу ДНК¹².

Щодо криміналістичного дослідження вогнепальної зброї, то найчастіше машинне навчання сприймають як інструмент аналізу й порівняння зображень слідів на кулях і гільзах. Так, дослідники із Нової Зеландії розглядають застосування *методу опорних векторів* для порівняння слідів бойка¹³. Р. Pisantanaroj зі співавторами оприлюднив результати досліджень, присвячені класифікації

- 8 Kingston Ch. Neural Networks in Forensic Science. *Journal of Forensic Sciences*. 1992. Vol. 37. Is. 1. Pp. 252–264. DOI: [10.1520/jfs13232j](https://doi.org/10.1520/jfs13232j) (дата звернення: 02.04.2024).
- 9 Margagliotti G., Bollé T. Machine learning & forensic science. *Forensic Science International*. 2019. Vol. 298. Pp. 138–139. DOI: [10.1016/j.forsciint.2019.02.045](https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2019.02.045) (дата звернення: 02.04.2024).
- 10 Chugh T., Cao K., Zhou J., Tabassi E., Jain A. K. Latent Fingerprint Value Prediction: Crowd-Based Learning. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*. 2018. Vol. 13. Is. 1. Pp. 20–34. DOI: [10.1109/TIFS.2017.2721099](https://doi.org/10.1109/TIFS.2017.2721099) (дата звернення: 02.04.2024) ; Stojanović B., Marques O., Nešković A., Puzović S. Fingerprint ROI segmentation based on deep learning. *24th Telecommunications Forum (TELFOR)*. IEEE (Belgrade, Serbia, 22–23 Nov 2016). 2016. Pp. 1–4. DOI: [10.1109/TELFOR.2016.7818799](https://doi.org/10.1109/TELFOR.2016.7818799) (дата звернення: 02.04.2024) ; Yih Ch.-H., Hung J.-L., Wu J.-A., Chen L.-M. Overlapped Fingerprint Separation Based on Deep Learning. *International Conference on Digital Medicine and Image Processing* (Okinawa, Japan, Nov 12–14, 2018). 2018. Pp. 14–18. DOI: [10.1145/3299852.3299857](https://doi.org/10.1145/3299852.3299857) (дата звернення: 02.04.2024) ; Sharma A., Kaur M. Automatic segmentation for separation of overlapped latent fingerprints. *International Journal of Computer Sciences and Engineering*. 2018. Vol. 6. Is. 7. Pp. 484–490. DOI: [10.26438/ijcse/v6i7.484490](https://doi.org/10.26438/ijcse/v6i7.484490) (дата звернення: 02.04.2024) ; Wong W. J., Lai Sh.-H. Multi-task CNN for restoring corrupted fingerprint images. *Pattern Recognition*. 2020. Vol. 101. Art. 107203. DOI: [10.1016/j.patcog.2020.107203](https://doi.org/10.1016/j.patcog.2020.107203) (дата звернення: 02.04.2024) ; Ezeobiesi J. C. Deep Learning for the Analysis of Latent Fingerprint Images. University of California Riverside, 2019. 168 p. URL: <https://escholarship.org/uc/item/564185wc> (дата звернення: 02.04.2024).
- 11 Lemos N., Shah K., Rade R., Shah D. Personality Prediction based on Handwriting using Machine Learning. *International Conference on Computational Techniques, Electronics and Mechanical Systems (CTEMS)*. IEEE (Belgaum, India, 21–22 Dec 2018). 2018. Pp. 110–113. DOI: [10.1109/CTEMS.2018.8769221](https://doi.org/10.1109/CTEMS.2018.8769221) (дата звернення: 02.04.2024) ; Wang S., Jia Sh. Signature handwriting identification based on generative adversarial networks. *Journal of Physics: Conference Series*. 2019. Vol. 1187. Is. 4. Art. 042047. DOI: [10.1088/1742-6596/1187/4/042047](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1187/4/042047) (дата звернення: 02.04.2024) ; Drou A., Al-Maadeed S., Aref I., Bouridane A., Elbendak M. A Comparative Study of Machine Learning Approaches for Handwriter Identification. *12th International Conference on Global Security, Safety and Sustainability (ICGS3)*. IEEE (London, UK, 16–18 Jan 2019). 2019. Pp. 206–212. DOI: [10.1109/ICGS3.2019.8688032](https://doi.org/10.1109/ICGS3.2019.8688032) (дата звернення: 02.04.2024).
- 12 Marciano M. A., Adelman J. D. PACE: Probabilistic Assessment for Contributor Estimation — A machine learning-based assessment of the number of contributors in DNA mixtures. *Forensic Science International: Genetics*. 2017. Vol. 27. Pp. 82–91. DOI: [10.1016/j.fsigen.2016.11.006](https://doi.org/10.1016/j.fsigen.2016.11.006) (дата звернення: 02.04.2024) ; Barash M., McNevin D., Fedorenko V., Giverts P. Machine learning applications in forensic DNA profiling: A critical review. *Ibid.* 2024. Vol. 69. Art. 102994. DOI: [10.1016/j.fsigen.2023.102994](https://doi.org/10.1016/j.fsigen.2023.102994) (дата звернення: 02.04.2024).
- 13 Wen Zh., Curran J. M., Harbison S.-A., Wevers G. E. Classification of firing pin impressions using HOG-SVM. *Journal of Forensic Sciences*. 2023. Vol. 68. Is. 6. Pp. 1946–1957. DOI: [10.1111/1556-4029.15377](https://doi.org/10.1111/1556-4029.15377) (дата звернення: 02.04.2024).

слідів на кулях методом глибокого навчання¹⁴. Методи машинного навчання також використовують для порівняння слідів вогнепальної зброї на кулях і гільзах¹⁵ та для аналізування звуків, які видають механізми зброї під час здійснення пострілу і функціонування¹⁶.

Мета статті

Ознайомити фахівців у галузі криміналістики з основними можливостями методів машинного навчання. Продемонструвати, для розв'язання яких саме типів завдань криміналістичного дослі-

- 14 Pisantanaroj P., Tanpisuth P., Sinchavanwat P., Phasuk S., Phienphanich Ph., Jangtawee P., Ya-koompai K., Donphoongpi M., Ekgasit S., Tantibundhit Ch. Automated Firearm Classification From Bullet Markings Using Deep Learning. *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. Art. 78236–78251. DOI: [10.1109/ACCESS.2020.2989673](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2989673) (дата звернення: 02.04.2024).
- 15 Kamaruddin S. B. Ah., Ghanib N. A., Liong Ch.-Y., Jemain A. A. Firearm Classification using Neural Networks on Ring of Firing Pin Impression Images. *ADCAIJ: Advances in Distributed Computing and Artificial Intelligence Journal*. 2012. Vol. 1. No. 3. Pp. 27–34. DOI: [10.14201/ADCAIJ20121312734](https://doi.org/10.14201/ADCAIJ20121312734) (дата звернення: 02.04.2024) ; Giverts P., Sorokina K., Fedorenko V. Examination of the possibility to use Siamese networks for the comparison of firing pin marks. *Journal of Forensic Sciences*. 2022. Vol. 67. Is. 6. Pp. 2416–2424. DOI: [10.1111/1556-4029.15143](https://doi.org/10.1111/1556-4029.15143) (дата звернення: 02.04.2024) ; Giudice O., Guarnera L., Paratore A. B., Farinella G. M., Battiato S. Siamese Ballistics Neural Network. *International Conference on Image Processing (ICIP)*. IEEE (Taipei, Taiwan, 22–25 Sept 2019). 2019. Pp. 4045–4049. DOI: [10.1109/ICIP.2019.8803619](https://doi.org/10.1109/ICIP.2019.8803619) (дата звернення: 02.04.2024) ; Banno A. Estimation of Bullet Striation Similarity Using Neural Networks. *Journal of Forensic Sciences*. 2004. Vol. 49. Is. 3. Pp. 1–5. DOI: [10.1520/JFS2002361](https://doi.org/10.1520/JFS2002361) (дата звернення: 02.04.2024) ; Li D. A New Approach for Firearm Identification with Hierarchical Neural Networks Based on Cartridge Case Images. *5th IEEE International Conference on Cognitive Informatics*. IEEE (Beijing, China, 17–19 July 2006). 2006. Vol. 2. Pp. 923–928. DOI: [10.1109/COGINF.2006.365616](https://doi.org/10.1109/COGINF.2006.365616) (дата звернення: 02.04.2024) ; Petraco N. D. K., Chan H., De Forest P. R., Diaczuk P., Gambino C., Hamby J., Kammerman F. L., Kammrath B. W., Kubic T. A., Kuo L., et al. Application of Machine Learning to Toolmarks: Statistically Based Methods for Impression Pattern Comparisons. Final Report. U. S. Department of Justice. Dec 2011. 101 p. URL: <https://www.ojp.gov/pdffiles1/nij/grants/239048.pdf> (дата звернення: 02.04.2024) ; Le Bouthillier M.-E., Hrynkiw L., Beauchamp A., Duong L., Ratté S. Automated detection of regions of interest in cartridge case images using deep learning. *Journal of Forensic Sciences*. 2023. Vol. 68. Is. 6. Pp. 1958–1971. DOI: [10.1111/1556-4029.15319](https://doi.org/10.1111/1556-4029.15319) (дата звернення: 02.04.2024).
- 16 Giverts P., Eckert J., Sofer S., Solewicz Y. Preliminary Investigation of Acoustic Identification of Firearms Mechanisms and its Application to Case Investigations. *AFTE Journal*. 2022. Vol. 53. Is. 4. Pp. 152–158. URL: https://www.researchgate.net/publication/358931773_Preliminary_Investigation_of_Acoustic_Identification_of_Firearms_Mechanisms_and_its_Application_to_Case_Investigation (дата звернення: 02.04.2024) ; Varer B., Giverts P. The Comparison of Feature Engineering Methods Used for Acoustic Identification of Firearms. *International Conference on Information and Telecommunication Technologies and Radio Electronics (UkrMiCo)*. IEEE (Odesa, Ukraine, 29 Nov 2021). 2021. Pp. 164–167. DOI: [10.1109/UkrMiCo52950.2021.9716587](https://doi.org/10.1109/UkrMiCo52950.2021.9716587) (дата звернення: 02.04.2024) ; Гиверц П., Грибер А. Применение машинного обучения при исследовании акустических сигналов огнестрельного оружия. *Актуальні питання судової експертизи і криміналістики* : зб. мат-лів міжнар. наук.-практ. конф.-полілогу (Харків, 15–16.04.2021) Харків, 2021. С. 133–134. URL: https://www.hniise.gov.ua/uploads/files/public-folder/2021_tezy_konference%20in%20print5.pdf (дата звернення: 02.04.2024) ; Giverts P., Sofer S., Solewicz Y., Varer B. Firearms identification by the acoustic signals of their mechanisms. *Forensic Science International*. 2020. Vol. 306. Art. 110099. DOI: [10.1016/j.forsciint.2019.110099](https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2019.110099) (дата звернення: 02.04.2024).

дження зброї доречно застосовувати ці методи та що для цього потрібно.

Методи дослідження

Для досягнення поставленої мети застосовано загальнонаукові (діалектичний, порівняння, аналіз, синтез, індукцію, дедукцію) і спеціальні наукові методи (формально-логічний, системно-структурний), а також метод морфологічного аналізу для приведення комплексного завдання конкретного криміналістичного дослідження до набору морфологічних одиниць, які можуть збігатися для різних типів досліджуваних процесів і завдань.

Викладення основного матеріалу дослідження

Поширення в сучасному світі набули методи машинного навчання та їхні різновиди, відомі під назвою *штучний інтелект*. Сьогодні складно знайти людину, яка не зверталася по допомогу до штучного інтелекту для перекладу текстів, покращення фотографічних зображень, пошуку інформації тощо. Останніми роками найбільш популярні інтелектуальні віртуальні помічники та системи на кшталт ChatGPT (англ. *Chat Generative Pre-trained Transformer*) і BARD (англ. *Building Automated Resilient Definition*).

Багато інтернет-сайтів і телефонних додатків здатні згенерувати зображення за запропонованим описом або написати текст на рекомендовану тему. Водночас, як це не парадоксально, мало кому відомо (окрім спеціалістів з оброблення даних), що таке машинне навчання і як його можна залучити до розв'язання спеціалізованих задач.

Машинне навчання як метод розв'язання спеціалізованих задач

Дослідімо, що таке машинне навчання та чим воно відмінне від інших методів. За класичного наукового підходу до дослідження якогось явища або ефекту дослідник вивчає всі зв'язки між елементами досліджуваної системи, аналізує їх, на підставі чого створює математичну модель, яка описує всю систему. Саме в такий спосіб виведено основні формули у фізиці, механіці, термодинаміці та в інших науках. Водночас результати можуть відрізнятися від ідеальної моделі, оскільки виникає значна кількість випадкових чинників, тому емпіричні формули (що містять коефіцієнти, які враховують вплив різноманітних чинників навколишнього середовища) розробляють так, щоб результати проведених за ними розрахунків перебували в межах допустимих похибок. Натомість такі результати можуть наближатися до реальних (порівняно із результатами, здобутими за допомогою аналітичних формул для ідеальних моделей) і їхнє отримання коштуватиме набагато менше. Функції залежності для емпіричних формул можна отримати за результатами експериментів і спостережень. Ґрунтуючись на здобутих даних, будують функцію, яка найбільш повно відображатиме зв'язок між цими даними. Форму отриманої функції, кількість аналізованих даних, кінцеві значення параметрів зазвичай обумовлює дослідник, але їхній взаємозв'язок відомий. Утім, постає питання: що робити, якщо зв'язок між різноманітними даними невідомий, а кількість самих даних величезна? У такому разі в пригоді стане статистичний аналіз, зокрема, машинне навчання.

Машинне навчання — це системи статистичного аналізу, які дають змогу виявити залежності під час аналізування

значного обсягу даних. Перші методи машинного навчання почали розробляти у 1950-ті роки. Сьогодні для різних даних і типів завдань, що підлягають розв'язанню, розроблено безліч різноманітних методів машинного навчання: наприклад, лінійну регресію, лінійний дискримінантний аналіз, метод «Дерева рішень» («Дерево ухвалення рішень», англ. *Decisiontree*), наївний баєсів класифікатор (англ. *Naive Bayes Classifier*), метод випадкового лісу (англ. *Randomforest*), різноманітні типи нейронних сіток та ін.

Безліч різноманітних завдань, які розв'язують за допомогою методів машинного навчання, можна окреслити кількома основними методами:

- *класифікація* — коли об'єкти (дані), що належать до кількох груп, відомі й необхідно визначити, до якої саме групи належить досліджуваній об'єкт;
- *кластеризація* — сприятиме розподілу всіх даних за кількома групами;
- *побудова регресії* — аналіз отриманих даних і побудова функцій, які дають змогу передбачити розвиток ситуації (застосовують для прогнозування розвитку різних процесів);
- *зменшення розмірності* — дає змогу виявити неявні залежності між різноманітними параметрами, які описують процес або об'єкт, і, як результат, скоротити їхню кількість (використовують для аналізування процесів, виявлення залежності, а також для стиснення та відновлення даних).

Окрім того, названі методи можна комбінувати на різних етапах виконання поставленого завдання.

Особливість методів машинного навчання полягає в тому, що (на відміну

від класичних методів) алгоритм (модель) сам (сама) аналізує дані й вибирає варіанти для досягнення поставленої мети, водночас на кожному етапі оцінює похибку. За отримання мінімальної величини похибки мету досліджень вважають досягнутою.

Процес вибору оптимального параметра і є навчанням.

Окреслимо кілька типів такого навчання:

- *навчання з учителем* (англ. *supervised learning*) — алгоритм отримує набори вихідних даних, а також відомих результатів, які мають здобути за правильного інтерпретування наявних даних;
- *навчання без учителя* (англ. *unsupervised learning*) — відсутні відомі результати, наявні лише набори вихідних даних і бажаний результат.

Розгляньмо докладніше кожен із основних задач, які розв'язують за допомогою машинного навчання. Для цього уявімо багато кульок різного діаметра, виготовлених із різних матеріалів. Кожний із цих об'єктів має свої характеристики: діаметр, масу, колір, електричну провідність, висоту підскоку після падіння з певної висоти на тверду поверхню, коефіцієнт деформування (зміни геометричного розміру) після двостороннього стиснення із заданим зусиллям тощо.

Класифікація. Припустімо, що нашим завданням є автоматичний розподіл кульок на металеві й неметалеві. Розв'язанням цієї задачі є розроблення класифікувальної функції. Для цього можна застосувати метод навчання з учителем, тобто побудувати функцію на підставі навчальної вибірки, у якій відомі параметри об'єктів і група, до якої вони належать. Для спрощення

класифікуймо кульки лише за двома характеристиками: масою та діаметром. На рис. 1 наочно продемонстровано, що світлі й темні точки, які тут уособлюють металеві й неметалеві кульки, утворюють дві групи. Між цими групами можна провести роздільну лінію. Функція, яка описує це розмежування, і є класифікувальною функцією. Відстань точки до лінії, заданої класифікувальною функцією, свідчатиме про ступінь достовірності, з якою об'єкт належить до певної групи.

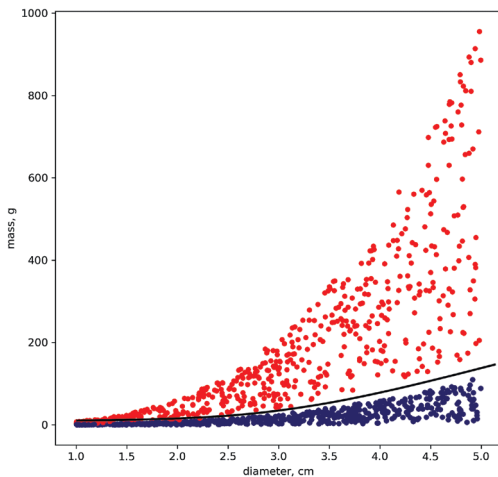


Рис. 1. Розподіл значень маси й діаметра для кульок з металу (світлі) і з неметалевих матеріалів (темні)

Ще одним методом машинного навчання, застосовуваним для класифікації, є метод «Дерево рішень», за яким рішення ухвалюють шляхом відповіді на ієрархічно організовані питання: кожне наступне питання залежить від відповіді на попереднє. За нашим прикладом можна побудувати «Дерево рішень» (див. рис. 2) із вузлами на підставі даних навчальної вибірки. Так, наприклад, за результатами цієї навчальної вибірки можна стверджувати,

що діаметр найменшої металеві кульки дорівнює d_1 , а її маса більша за m_1 . Отже, якщо діаметр кульки дорівнює або менший за d_1 і водночас його маса більша або дорівнює m_1 , то кулька з металу. З іншого боку, діаметр найбільшої неметалевої кульки дорівнює d_2 , а її маса — m_2 , отже, кулька з діаметром, який більший або дорівнює d_2 , і масою, яка менша або дорівнює m_2 , належить до неметалевих кульок. Продовжуючи розглядати такі дані для навчальної вибірки і створюючи вузли (питання), можна побудувати «Дерево рішень», у якому всі гілки завершуватимуться «листочком», що свідчить про належність об'єкта до однієї з груп.

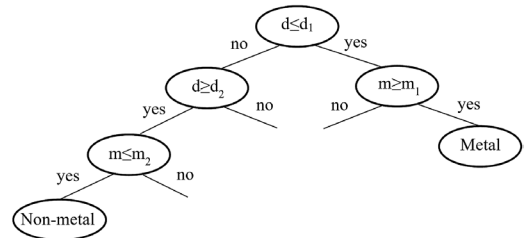


Рис. 2. «Дерево рішень» для класифікації кульок на металеві й неметалеві

За незначної кількості параметрів і малої кількості даних у навчальній групі побудувати класифікувальну функцію або «Дерево рішень» можна без залучення технічних засобів. Проте зі збільшенням кількості даних кількість обчислень стрімко зростає. У такому разі фактично єдиним методом є алгоритми машинного навчання. Їх використання дає змогу доволі легко побудувати систему класифікації, яка міститиме більше двох груп і безліч параметрів. Окрім цього, можна використовувати функції оцінювання похибки, які дадуть змогу побудувати модель, що якнайповніше відповідатиме досліджуваним даним.

Кластеризація (кластерний аналіз). Завдання кластеризації подібне до завдання класифікації, але тут потрібно розподілити об'єкти на групи. Оскільки прикладів таких груп немає, то завдання кластеризації потребують навчання без учителя. За кластеризації алгоритм намагатиметься знайти загальні характеристики для різних груп об'єктів і сформувати їхній кластер. Повернімося до нашого прикладу із кульками. Нам відомо, що всі кульки двох типів — металеві й неметалеві, але невідомо, які з них до якої групи належать. Алгоритми кластеризації допоможуть розподілити об'єкти за відповідними групами за виявленими ознаками.

Як для класифікації, так і для кластеризації можна застосовувати різні методи: наприклад, *метод k-найближчих сусідів* (англ. *k-nearest neighbor method*) або *метод ієрархічної кластеризації* (англ. *hierarchical cluster analysis*). За методу k-найближчих сусідів з усіх аналізованих даних спершу добирають кількість точок, що дорівнює кількості кластерів, кожному з таких точок уважають центроїдом кластера. У наступній ітерації для кожного центроїда шукають «найближчого сусіда», якого додають до кластера, після чого положення центроїда обчислюють знову, зважаючи на нові дані, а положення центроїда визначають як мінімальне сумарне квадратичне відхилення точок кластера від центроїда. Процес повторюють доти, доки координати центроїдів не припинять змінюватися. Визначивши кластери, можна з'ясувати, до якого з них належить новий об'єкт.

За методу ієрархічної кластеризації на першому етапі оброблення даних кожному об'єктові надають свій кластер. На наступних етапах два найближчі кластери об'єднують в один тощо, доки не отримують один кластер.

Побудова регресії. Дослідження даних та оброблення результатів експериментів зазвичай передбачає визначення залежності між параметрами. Так, дані якогось експерименту описують досліджуваний процес за конкретних умов у конкретних точках, а для застосування здобутих результатів потрібно з'ясувати залежність одних параметрів від інших. Для визначення такої функційної залежності добирають тип функції, яка описує процес (лінійну, квадратичну, степеневу та ін.). Після вибору типу функції коефіцієнти добирають так, щоб отримана функція якомога точніше описувала всі дані. Побудувавши регресію, можна обчислити її значення для вихідних даних, а також між точками, визначеними експериментально, або для точок, які виходять за межі діапазону експерименту.

Розгляньмо використання регресії на прикладі з кульками. Припустімо, що нам відома маса десяти кульок із різних металів діаметром від 1 до 10 см. Залежність між масою цих кульок і їхнім діаметром можна зобразити за допомогою графіка. За запропонованими даними можна побудувати залежність між масою та діаметром у вигляді різних функцій (див. рис. 3). У прикладі побудовано лінійну регресію, експоненційну (показникову) і поліноміальну функцію третього порядку. Застосовуючи ці функції, можна обчислити передбачувану масу металевої кульки діаметром 4,5 або 12 см (світлі точки на графіку). Відповідно до графіка прогноз за допомогою лінійної регресії дасть не зовсім коректне значення, експоненційна регресія передбачить доволі близьку величину ваги для кульки діаметром 4,5 см, але вже для кульки діаметром 12 см передбачена величина цього параметра доволі далека від контрольної. Найбільш близько зв'язок між діаметром і масою кульки

описує поліноміальна регресія третього порядку. Це цілком очікувано, оскільки зв'язок між об'ємом і діаметром зумовлено степеневою залежністю третього по-

рядку (об'єм залежить від куба діаметра), а відхилення точок від функції регресії пов'язано з тим, що кульки виготовлено з металів різної щільності.

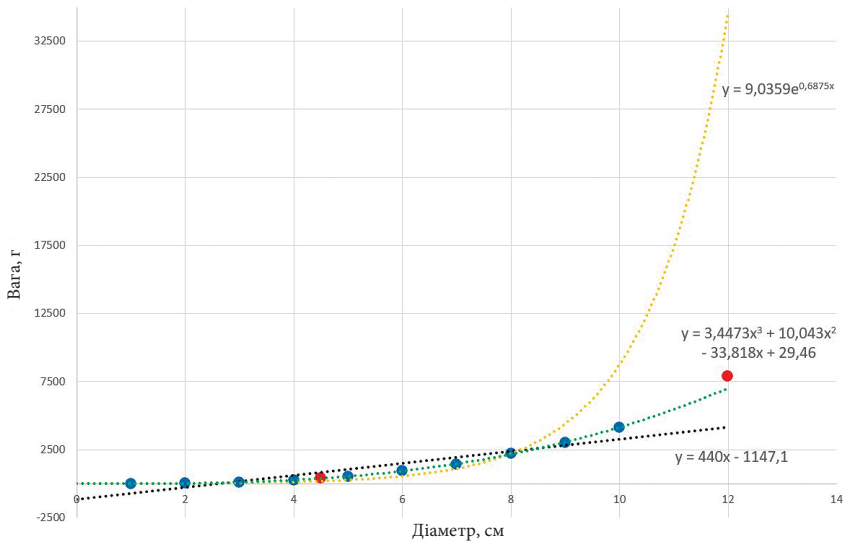


Рис. 3. Приклад побудови функції регресії

У наведеному прикладі обчислення нескладні й тип функції регресії легко визначити, але що робити, коли в досліджуваній вибірці тисячі або сотні тисяч зразків і десятки параметрів, зв'язок між якими не настільки очевидний? Тут на допомогу приходять алгоритми машинного навчання. Ці алгоритми дають змогу побудувати модель, яка більш достовірно описуватиме оброблювані дані. Із цією метою можна застосувати різні методи машинного навчання, різні функції оцінювання похибки, які дадуть змогу дібрати оптимальну регресію, а також методи виявлення викидів — помилкових даних, вплив яких на модель слід мінімізувати.

Зменшення розмірностей. Припустімо, потрібно порівняти дві різні кульки з нашого прикладу, ось тільки для кожної з них відомі лише часткові дані. Так,

для однієї кульки відомі вага, коефіцієнт електричної провідності, висота підскакування під час падіння із заданої висоти, а для другої — діаметр, твердість і коефіцієнт деформування (зміни геометричного розміру) після двостороннього стиснення із заданим зусиллям. У цьому разі нескладно пов'язати всі зазначені параметри із характеристиками матеріалу, із якого виготовлено кульки. За набором параметрів, що описують першу кульку, можна з'ясувати, із якого матеріалу її виготовлено, отже, визначити відсутні характеристики або на підставі відомих часткових показників отримати деякі інші характеристики (наприклад, щільність матеріалу), які можна порівняти.

За наявності багатьох даних, описаних N -параметрами, за допомогою методів машинного навчання можна

побудувати модель і визначити залежність цих параметрів від інших M -параметрів (де M менше N). Таке зменшення розмірності даних дає змогу простіше описувати досліджувані явища, порівнювати об'єкти та процеси, для яких відомі лише часткові параметри, тощо.

Застосування методів машинного навчання для розв'язання завдань криміналістичного дослідження зброї

Досліджуючи вилучені з місця злочину гільзи, спершу визначають калібр. Найчастіше це завдання не є складним для експерта-криміналіста. Водночас програмне забезпечення, яке за фотографією (наприклад, зробленою смартфоном) визначатиме калібр гільзи, може стати слідчим у пригоді. Це завдання можна вважати проблемою класифікації, для розв'язання якої доцільно використати різні варіанти нейронних мереж, навчених на значній кількості зображень гільз різних калібрів. Можна також застосувати програмне забезпечення, яке виокремлює на зображенні різні геометричні елементи (кола, дуги, еліпси, прямі лінії, кути тощо): отриману в такий спосіб схему сфотографованої гільзи порівнюють із базою даних геометричних характеристик гільз або обробляють методами машинного навчання (наприклад, методом «Дерево рішень»).

Наступне питання, яке має розглянути експерт-баліст, — це групова належність гільзи, тобто визначення, з якого типу (моделі) зброї її вистрілили. Для цього експерт аналізує групові ознаки, виявлені на поверхні гільзи, і порівнює їх з ознаками, описаними у спеціальній літературі, комп'ютерних базах даних і колекціях зразків гільз. Водночас прийняте рішення є суб'єктивним і залежить від досвіду фахівця, який виконує це дослідження.

Наведене вище завдання можна вважати завданням класифікації, коли потрібно з'ясувати, до якого із заздалегідь визначених класів належать сліди на досліджуваній гільзі. Таке завдання є одним із найбільш вивчених у машинному навчанні. Більш ефективним сьогодні є використання *згорткових нейронних мереж* (англ. *Convolutional Neural Network*), навчених на значній кількості зображень різних гільз, вистріляних із різних зразків вогнепальної зброї. Також можна застосувати інший підхід, за якого спочатку виокремлюють різні групові ознаки, а потім отриманий результат порівнюють з наявними базами даних. У цьому разі виявляти групові ознаки можна як методами машинного зору, так і методами машинного навчання. Аналогічно пошук за базою даних можна виконувати як із застосуванням класичних методів і порівняння даних, так і за допомогою методів машинного навчання (наприклад, «Дерева рішень» або k -найближчих сусідів).

Далі експерт порівнює індивідуальні ознаки, наявні на досліджуваних гільзах або кулях, із метою визначити їхню тотожність. Це завдання є основним для судово-балістичної експертизи, хоча до сьогодні не розроблено об'єктивного, математичного методу його розв'язання. Отриманий результат є суб'єктивним: його достовірність залежить від досвіду експерта. Водночас це завдання можна обмежити простою класифікацією на дві категорії — наявність і відсутність тотожності (заради справедливості та для більш точного відображення реальності слід також запровадити проміжну, некатегоричну відповідь).

Здавалось би, якщо це завдання класифікації, то методи машинного навчання легко впораються з нею. Утім, складність полягає в тому, що зазвичай

моделі навчаються на значній кількості прикладів для кожного класу, що дає змогу алгоритмам машинного навчання виокремити комплекси ознак, які характеризують кожен клас. У разі порівняння двох гільз або куль такий метод не працює: тут доречно застосувати підхід, який отримав назву *навчання одним пострілом* (англ. *One Shot Learning*)¹⁷. Однією із реалізацій цього підходу є побудова сіамської нейронної мережі — моделі, що містить дві ідентичні нейронні мережі. У цьому разі модель навчається виокремлювати ознаки, які теоретично можуть характеризувати порівнюваний об'єкт, а потім порівнює між собою ознаки двох досліджуваних об'єктів.

Досліджувані експертом-балістом кулі та гільзи часто пошкоджені як унаслідок механічного псування після пострілу, так і через корозію. Окрім цього, гільзи й кулі можуть містити сліди, пов'язані з процесом виготовлення. Такі «шумові» пошкодження можуть спричинити складнощі під час використання АБІС. Проблему очищення зображень від «шумів» розв'язують за допомогою різних інтелектуальних фільтрів. Очищення зображення від зайвого «шуму» і пошкоджень — це *денойзинг* (англ. *denoising*); його можна вважати побудовою регресії. Так, наприклад, якщо є вторинний слід поля нарізу на кулі, поверхню якого пошкоджено пострілом, і наявна подряпина, що перетинає інформативні сліди, то таку подряпину на зображенні можна автоматично виявити й видалити, а зображення пошкоджених трас відновити. Аналогічно можна згенерувати відновлені зображення деформованих первинних і вторинних слідів від полів та дна нарізів. Звісно, для такого застосування наявні

моделі машинного навчання слід відповідно модифікувати.

Для визначення дистанції пострілу аналізують сліди пострілу на тілі жертви, на її одязі або на поверхнях різних перешкод (зокрема, розподіл слідів згоряння пороху, слідів свинцю та міді). На підставі цього ухвалюють рішення про можливий діапазон дистанцій пострілу. Як і багато інших, це завдання належить до завдань класифікації, отже, аналізування зображення дасть змогу визначити, до діапазону яких дистанцій пострілу для цього калібру, типу патронів і зброї належить цей постріл. У деяких випадках, коли для конкретних патронів або зброї немає даних у відповідних інформаційних базах, необхідно зробити експериментальний відстріл на всі дистанції, але найчастіше патронів, застосованих для скоєння злочину, може не вистачити для отримання зразків характеру розподілу продуктів пострілу на всіх дистанціях. У такому разі можна побудувати модель машинного навчання (регресію), яка на підставі меншої кількості пострілів побудує функцію, що описуватиме розподіл продуктів пострілу та дасть змогу визначити дистанцію пострілу навіть за малої кількості експериментальних даних. Аналогічно можна побудувати й навчити модель, яка враховуватиме вплив сили та напрямки вітру, вологості і багато інших параметрів, на які часто не зважають, що підвищить точність і надійність результатів досліджень.

Для розв'язання завдань зовнішньої та ранової балістики експерт часто має визначити:

- параметри траєкторії польоту куль різних калібрів і конструкції;

17 Jadon Sp., Garg A. Hands-On One-shot Learning with Python. Birmingham : Packt Publishing Ltd, 2020. 156 p.

- поведінку кулі та зміну її траєкторії після влучання в перешкоду як у разі пробиття перешкоди, так і в разі рикошету;
- характеристики ранового каналу й тілесних ушкоджень, завданих жертві.

Для цього доводиться проводити десятки та сотні експериментальних пострілів і згодом виконувати апроксимацію зібраних даних для виявлення емпіричної залежності, тобто фактично будувати регресію, що описує досліджуваний процес. Для розв'язання такого завдання доречніше застосовувати різноманітні методи машинного навчання. До того ж застосування цих методів сприятиме виявленню основних чинників, що впливають на досліджуване явище (завдання зменшення розмірностей), і полегшить його опис. Своєю чергою виокремлення основних чинників суттєво скоротить кількість експериментів, які потрібно проводити.

Висновки

Системи й методи машинного навчання, застосування яких сприяло розв'язанню багатьох прикладних завдань у різних галузях науки та практики, день у день набувають усе більшого поширення, стають звичною ознакою нашого повсякденного життя. Водночас оприлюднено лише поодинокі дослідження, присвячені застосуванню цих методів для виконання завдань криміналістичного дослідження вогнепальної зброї, оскільки фахівці-криміналісти не обізнані з можливостями машинного навчання, а фахівцям машинного навчання невідомі завдання та потреби криміналістики. Презентоване дослідження робить перші кроки на шляху до розв'язання цієї проблеми та демонструє основні можливості машин-

ного навчання й описує шляхи їх застосування для виконання деяких завдань із дослідження вогнепальної зброї.

Machine Learning and Possibility of its Application for Forensic Researches on Firearms

Pavel Giverts, Oleksandr Kolomiitsev

Role of machine learning in modern society cannot be overestimated, especially given its steadily increasing importance in recent years. Various machine learning models are applied not only in everyday life but also in solving practical, engineering, and scientific challenges. However, the methods and capabilities of machine learning remain relatively obscure to most professionals across various fields of knowledge, including specialists in forensic firearm examination. The article discusses basic tasks that machine learning methods can facilitate and provides examples of tasks faced by forensic experts during firearm examinations that can be solved utilizing these methods. The article purpose is to familiarize professionals in the field of forensic science with basic capabilities of machine learning methods. The research paper demonstrates which specific types of tasks in forensic firearms examination it is advisable to apply these methods to, and what is required for this purpose. In order to achieve this goal, general scientific methods (dialectical, comparative, analysis, synthesis, induction, deduction) and special scientific methods (formal-logical, systemic-structural) have been employed. Specific expertise and skills in forensic identification methods (including ballistics, microscopic comparative analysis of traces on bullets and casings, detection and examination of gunshot residue to estimate shooting distance, etc.), principles of machine learning, and mathematical algorithms used to construct various models have been applied.

Keywords: forensic firearm examination; shooting distance estimation; machine

learning; neural network; classification; clustering; regression.

Фінансування

Це дослідження не отримало жодного спеціального гранту від фінансових установ у державному, комерційному або некомерційному секторах.

Відмова від відповідальності

Засновники не грали жодної ролі у розробленні дослідження, добиранні й аналізуванні даних, рішенні про публікацію або підготовку рукопису.

Учасники

Автори зробили свій внесок винятково в інтелектуальну дискусію, що є основою цього документа, дослідження судової практики, написання та редагування, і беруть на себе відповідальність за її зміст і тлумачення.

Декларація щодо конфлікту інтересів

Автори заявляють, що у них відсутній конфлікт інтересів.

References

- Banno, A. (2004). Estimation of Bullet Striation Similarity Using Neural Networks. *Journal of Forensic Sciences*. Vol. 49. Is. 3. DOI: 10.1520/JFS2002361.
- Barash, P., McNevin, D., Fedorenko, V., Giverts, P. (2024). Machine learning applications in forensic DNA profiling: A critical review. *Forensic Science International: Genetics*. Vol. 69. Art. 102994. DOI: 10.1016/j.fsigen.2023.102994.
- Carriquiry A., Hofmann H., Tai X. H., VanderPlas S. (2019). Machine learning in forensic applications. *Significance*. Vol. 16. Is. 2. DOI: 10.1111/j.1740-9713.2019.01252.x.
- Chen, Zh., Chu, W., Soons, J. A., Thompson, R. M., Song, J., Zhao, X. (2019). Fired bullet signature correlation using the Congruent Matching Profile Segments (CMPS) method. *Forensic Science International*. Vol. 305. Art. 109964. DOI: 10.1016/j.forsciint.2019.109964.
- Chen, Zh., Song, J., Soons, J. A., Thompson, R. M., Zhao, X. (2020). Pilot study on deformed bullet correlation. *Forensic Science International*. Vol. 306. Art. 110098. DOI: 10.1016/j.forsciint.2019.110098.
- Chu, W., Tong, M., Song, J. (2013). Validation Tests for the Congruent Matching Cells (CMC) Method Using Cartridge Cases Fired with Consecutively Manufactured Pistol Slides. *Journal of the Association of Firearms and Toolmarks Examiners*. Vol. 45. Is. 4. URL: <https://www.nist.gov/publications/validation-tests-congruent-matching-cells-cmc-method-using-cartridge-cases-fired>.
- Chugh, T., Cao, K., Zhou, J., Tabassi, E., Jain, A. K. (2018). Latent Fingerprint Value Prediction: Crowd-Based Learning. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*. Vol. 13. Is. 1. DOI: 10.1109/TIFS.2017.2721099.
- Cuellar, M., Gonzalez, C., Dror, I. E. (2022). Human and machine similarity judgments in forensic firearm comparisons. *Forensic Science International: Synergy*. Vol. 5. DOI: 10.1016/j.fsisyn.2022.100283.
- Dror, I. E. (2023). The most consistent finding in forensic science is inconsistency. *Journal of Forensic Sciences*. Vol. 68. Is. 6. DOI: 10.1111/1556-4029.15369.
- Dror, I. E., Scurich, N. (2020). (Mis) use of scientific measurements in forensic science. *Forensic Science International: Synergy*. Vol. 2. DOI: 10.1016/j.fsisyn.2020.08.006.
- Durou, A., Al-Maadeed, S., Aref, I., Bouridane, A., Elbendak, M. (2019). A Comparative Study of Machine Learning Approaches for Handwriter Identification. *12th International Conference on Global Security, Safety and Sustainability (ICGS3)*. IEEE (London, UK, 16–18 Jan 2019). DOI: 10.1109/ICGS3.2019.8688032.
- Ezeobijesi, J. C. (2019). *Deep Learning for the Analysis of Latent Fingerprint Images*. University of California Riverside. URL: <https://escholarship.org/uc/item/564185wc>.
- Giudice, O., Guarnera, L., Paratore, A. B., Farinella, G. M., Battisti, S. (2019). Siamese Ballistics Neural Network. *International Conference on Image Processing (ICIP)*. IEEE (Taipei, Taiwan, 22–25 Sept 2019). DOI: 10.1109/ICIP.2019.8803619.
- Giverc, P., Griber, A. (2021). Primenenie mashinnogo obucheniya pri issledovanii akusticheskikh signalov ognestrel'nogo oruzhiya [Application of machine learning in the study of acoustic signals of firearms]. *Aktualni pytannia sudovoi ekspertyzy i kriminalistyky: zb. mat-liv mizhnar. nauk.-prakt.*

- konf-polilohu (Kharkiv, 15–16.04.2021) Kharkiv. URL: https://www.hniise.gov.ua/uploads/files/public-folder/2021_tezy_konference%20in%20print5.pdf [in Russian].
- Giverts, P., Eckert, J., Sofer, S., Solewicz, Y. (2022). Preliminary Investigation of Acoustic Identification of Firearms Mechanisms and its Application to Case Investigations. *AFTE Journal*. Vol. 53. Is. 4. URL: https://www.researchgate.net/publication/358931773_Preliminary_Investigation_of_Acoustic_Identification_of_Firearms_Mechanisms_and_its_Application_to_Case_Investigation.
- Giverts, P., Sofer, S., Solewicz, Y., Varer, B. (2020). Firearms identification by the acoustic signals of their mechanisms. *Forensic Science International*. Vol. 306. Art. 110099. DOI: [10.1016/j.forsciint.2019.110099](https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2019.110099).
- Giverts, P., Sorokina, K., Fedorenko, V. (2022). Examination of the possibility to use Siamese networks for the comparison of firing pin marks. *Journal of Forensic Sciences*. Vol. 67. Is. 6. DOI: [10.1111/1556-4029.15143](https://doi.org/10.1111/1556-4029.15143).
- Jadon, Sp., Garg, A. (2020). *Hands-On One-shot Learning with Python*. Birmingham : Packt Publishing Ltd.
- Kamaruddin, S. B. Ah., Ghanib, N. A., Li-ong, Ch.-Y., Jemain, A. A. (2012). Firearm Classification using Neural Networks on Ring of Firing Pin Impression Images. *ADCAIJ: Advances in Distributed Computing and Artificial Intelligence Journal*. Vol. 1. No. 3. DOI: [10.14201/ADCAIJ20121312734](https://doi.org/10.14201/ADCAIJ20121312734).
- Kingston, Ch. (1992). Neural Networks in Forensic Science. *Journal of Forensic Sciences*. Vol. 37. Is. 1. DOI: [10.1520/jfs13232j](https://doi.org/10.1520/jfs13232j).
- Le Bouthillier, M.-E., Hrynkiw, L., Beauchamp, A., Duong, L., Ratté, S. (2023). Automated detection of regions of interest in cartridge case images using deep learning. *Journal of Forensic Sciences*. Vol. 68. Is. 6. DOI: [10.1111/1556-4029.15319](https://doi.org/10.1111/1556-4029.15319).
- Lemos, N., Shah, K., Rade, R., Shah, D. (2018). Personality Prediction based on Handwriting using Machine Learning. *International Conference on Computational Techniques, Electronics and Mechanical Systems (CTEMS)*. IEEE (Belgaum, India, 21–22 Dec 2018). DOI: [10.1109/CTEMS.2018.8769221](https://doi.org/10.1109/CTEMS.2018.8769221).
- Li, D. (2006). A New Approach for Firearm Identification with Hierarchical Neural Networks Based on Cartridge Case Images. *5th IEEE International Conference on Cognitive Informatics*. IEEE (Beijing, China, 17–19 July 2006). Vol. 2. DOI: [10.1109/COGINF.2006.365616](https://doi.org/10.1109/COGINF.2006.365616).
- Marciano, M. A., Adelman, J. D. (2017). PACE: Probabilistic Assessment for Contributor Estimation — A machine learning-based assessment of the number of contributors in DNA mixtures. *Forensic Science International: Genetics*. Vol. 27. DOI: [10.1016/j.fsigen.2016.11.006](https://doi.org/10.1016/j.fsigen.2016.11.006).
- Margagliotti, G., Bollé, T. (2019). Machine learning & forensic science. *Forensic Science International*. Vol. 298. DOI: [10.1016/j.forsciint.2019.02.045](https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2019.02.045).
- Osterburg, J. W. (1969). The Evaluation of Physical Evidence in Criminalistics: Subjective or Objective Process? *The Journal of Criminal Law, Criminology and Police Science*. Vol. 60. No. 1. DOI: [10.2307/1141742](https://doi.org/10.2307/1141742).
- Petraco, N. D. K., Chan, H., De Forest, P. R., Diaczuk, P., Gambino, C., Hamby, J., Kammerman, F. L., Kamrath, B. W., Kubic, T. A., Kuo, L., et al. (2011). *Application of Machine Learning to Toolmarks: Statistically Based Methods for Impression Pattern Comparisons. Final Report*. U. S. Department of Justice. URL: <https://www.ojp.gov/pdffiles1/nij/grants/239048.pdf>.
- Pisantanaroj, P., Tanpisuth, P., Sinchawan- wat, P., Phasuk, S., Phienphanich, Ph., Jangtawee, P., Yakoompai, K., Donphong- pi, M., Ekgasit, S., Tantibundhit, Ch. (2020). Automated Firearm Classification From Bullet Markings Using Deep Learning. *IEEE Access*. Vol. 8. Art. 78236–78251. DOI: [10.1109/ ACCESS.2020.2989673](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2989673).
- Report to the President's. *Forensic Science in Criminal Courts: Ensuring Scientific Validity of Feature-Comparison Methods*. (2016). URL: https://obamawhitehouse.archives.gov/sites/default/files/microsites/ostp/PCAST/pcast_forensic_science_report_final.pdf.
- Sharma, A., Kaur, M. (2018). Automatic segmentation for separation of overlapped latent fingerprints. *International Journal of Computer Sciences and Engineering*. Vol. 6. Is. 7. DOI: [10.26438/ijcse/v6i7.484490](https://doi.org/10.26438/ijcse/v6i7.484490).

- Song, J., Song, H. (2023). Reporting likelihood ratio for casework in firearm evidence identification. *Journal of Forensic Sciences*. Vol. 68. Is. 2. Pp. 399–406. DOI: 10.1111/1556-4029.15186.
- Stojanović, B., Marques, O., Nešković, A., Puzović, S. (2016). Fingerprint ROI segmentation based on deep learning. *24th Telecommunications Forum (TELFOR)*. IEEE (Belgrade, Serbia, 22–23 Nov 2016). DOI: 10.1109/TELFOR.2016.7818799.
- Strengthening Forensic Science in the United States: A Path Forward*. (2009). Washington, D. C. DOI: 10.17226/12589.
- Tong, M., Song, J., Chu, W., Thompson, R. M. (2014). Fired Cartridge Case Identification Using Optical Images and the Congruent Matching Cells (CMC) Method. *Journal of Research of the National Institute of Standards and Technology*. Vol. 119. Art. 575. DOI: 10.6028/jres.119.023.
- Varer, B., Giverts, P. (2021). The Comparison of Feature Engineering Methods Used for Acoustic Identification of Firearms. *International Conference on Information and Telecommunication Technologies and Radio Electronics (UkrMiCo)*. IEEE (Odesa, Ukraine, 29 Nov 2021). DOI: 10.1109/UkrMiCo52950.2021.9716587.
- Wang, S., Jia, Sh. (2019). Signature handwriting identification based on generative adversarial networks. *Journal of Physics: Conference Series*. Vol. 1187. Is. 4. Art. 042047. DOI: 10.1088/1742-6596/1187/4/042047.
- Wen, Zh., Curran, J. M., Harbison, S.-A., Wevers, G. E. (2023). Classification of firing pin impressions using HOG-SVM. *Journal of Forensic Sciences*. Vol. 68. Is. 6. DOI: 10.1111/1556-4029.15377.
- Wong, W. J., Lai, Sh.-H. (2020). Multi-task CNN for restoring corrupted fingerprint images. *Pattern Recognition*. Vol. 101. Art. 107203. DOI: 10.1016/j.patcog.2020.107203.
- Yih, Ch.-H., Hung, J.-L., Wu, J.-A., Chen, L.-M. (2018). Overlapped Fingerprint Separation Based on Deep Learning. *International Conference on Digital Medicine and Image Processing* (Okinawa, Japan, Nov 12–14, 2018). DOI: 10.1145/3299852.3299857.

Гіверц, П., Коломійцев, О. (2024). Машинне навчання і можливість його застосування для криміналістичних досліджень вогнепальної зброї. *Теорія та практика судової експертизи і криміналістики*. Вип. 2 (35). С. 28–43. DOI: 10.32353/khrife.2.2024.03.