

УДК 621.396.9

DOI: [https://doi.org/1034169/2414-0651.2022.2\(34\).99-107](https://doi.org/1034169/2414-0651.2022.2(34).99-107)**В. І. СЛЮСАР**, доктор технічних наук, професор
<https://orcid.org/0000-0002-2912-3149>**М. М. ПРОЦЕНКО**, кандидат технічних наук,
старший науковий співробітник<https://orcid.org/0000-0001-5057-6145>(Центральний науково-дослідний інститут
озброєння та військової техніки Збройних Сил
України, м. Київ)**О. В. ДОКУЧАЄВ**, кандидат технічних наук
(Управління Служби Безпеки України, м. Київ)

МЕТОДИКА ПОБУДОВИ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОЗБРОЄННЯ ТА ВІЙСЬКОВОЇ ТЕХНІКИ

У статті обґрунтовується доцільність використання штучних нейронних мереж (ШНМ) для ідентифікації озброєння та військової техніки (ОВТ) на основі аналізу цифрових фотографій (зображень) їх складових елементів. Показано, що дана проблема обумовлена зростанням: кількості зразків ОВТ, вимог до оперативності та необхідності автоматизації процесу ідентифікації ОВТ на основі аналізу цифрових фотографій (зображень). Запропонована універсальна методика побудови ШНМ, яка дозволяє застосувати складні нейронні мережі типу AlexNet, GoogleNet, DarkNet-53, DarkNet-19, SqueezeNet, ResNet-50, ShuffleNet, NasNet-Mobile, а також створювати інші унікальні архітектури.

Показується, що задача ідентифікації ОВТ на основі аналізу цифрових фотографій (зображень) їх складових елементів може бути вирішена за допомогою запропонованої методики побудови ШНМ. Наводиться приклад реалізації даної методики з використанням ШНМ AlexNet, попередньо навченої на датасеті ImageNet. Для вирішення завдання підвищення ефективності ідентифікації ОВТ на основі аналізу цифрових фотографій (зображень) за 3 класами проведено модифікацію вихідного повнозв'язного шару попередньо навченої AlexNet з 1000 до 3 нейронів та додаткове навчання ШНМ AlexNet. Навчання ШНМ здійснювалося набором зображень, підготовленим з цифрових фотографій за трьома класами зображень: Bagetlskander (обчислювач ракети Іскандер); Vorisoglebsk (складові станції перешкод Борісogleбськ); RP_377 (складові станції перешкод РП-377). Обрані оптимальні параметри навчання: швидкість (крок) – 0,0001, кількість епох – 6, алгоритм оптимізації – SGD; частота валідації – 6, розмір пакета (батча) – 4. Перевірка ефективності запропонованої моделі проводилася на наборі з 87 зображень, загальна кількість класів – 3. В якості основних показників ефективності нейронної мережі обрано точність, похибку навчання. В результаті отримано нову навчену модель з точністю ідентифікації (класифікації) валідаційної (тестової) вибірки – 96 %, що підтверджує правильність вибору архітектури ШНМ та параметрів її навчання. Використання запропонованої методики дозволяє автоматизувати процес ідентифікації ОВТ на основі аналізу цифрових фотографій (зображень) складових елементів.

Ключові слова: штучна нейронна мережа, AlexNet, ідентифікація, озброєння та військова техніка, цифрова фотографія, зображення.

ВСТУП

Однією із тенденцій розвитку машинного зору та штучного інтелекту у військовій сфері є розвиток технології автоматизованої ідентифікації озброєння та військової техніки (ОВТ) на основі аналізу цифрових фотографій (зображень) їх складових елементів (компонентів). Особливо ця задача актуальна при вирішенні задачі ідентифікації фрагментів ОВТ. Аналіз літератури [1–7] показав, що на сьогодні штучні нейронні мережі (ШНМ) знайшли широке використання при розпізнаванні людей та контролі важливих об'єктів. Так, у роботі [1] на основі ШНМ розроблено модель розпізнавання пішоходів. Показано, що розпізнавання та виявлення пішоходів є одним із завдань для систем відеоспостереження; забезпечення автомобільної безпеки; робототехніки. Але результати [1] не дозволяють вирішити проблему автоматизації процесу ідентифікації ОВТ на основі аналізу цифрових фотографій (зображень) складових елементів (компонентів). У [2] запропоновано модель вибору адаптивної області детектування для забезпечення надійного відстеження об'єктів. Модель діє в режимі он-лайн, щоб відрізнити об'єкт від фону. Використовується покращена структура двоканального розпізнавання, що заснована на фільтрах кореляції. На відміну від традиційних методів, проводиться розпізнавання з використанням випадкових вибірок. У цій моделі виконується повторне виявлення цілі адаптивного вікна. Недоліком цієї моделі є її велика обчислювальна складність, а також неадаптованість до розпізнавання ОВТ за рахунок цифрових фотографій (зображень) складових елементів (компонентів). У роботі [3] розглядаються питання пошуку архітектури ШНМ. Пропонується спосіб випадкової топології і багатомасштабного зіставлення для розпізнавання зображень, отриманих за результатами дистанційного зондування Землі. Недоліком методу є необхідність адаптації його для автоматизованої ідентифікації ОВТ на основі аналізу цифрових фотографій (зображень) складових елементів (компонентів). У [4–11] розглядаються моделі ШНМ для контролю за об'єктами моніторингу з безпілотних літальних апаратів. Однак обмеженням цих моделей ШНМ є необхідність їх суттєвої адаптації для вирішення завдання ідентифікації ОВТ.

Проведений аналіз показав, що недоліками відомих методик (методів, моделей) є:

- велика обчислювальна складність та нестабільність ШНМ для різних цифрових фотографій (зображень) об'єктів моніторингу;

- відсутність практичного застосування математичного апарату для ідентифікації ОВТ за складовими її елементами (компонентами) на основі аналізу цифрових фотографій (зображень);

- відсутність апробованих ШНМ, що вирішують завдання ідентифікації ОВТ за їх складовими.

Отже, необхідно провести дослідження з метою розробки методики побудови нейронних мереж для ідентифікації ОВТ на основі аналізу цифрових фотографій (зображень) їх складових елементів.

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ

Для реалізації завдання розробки методики побудови ШНМ для ідентифікації ОБТ на основі аналізу цифрових фотографій (зображень) складових елементів пропонується використовувати задалегідь навчену ШНМ. Налаштування ШНМ з повторним навчанням здійснюється набагато швидше, ніж навчання мережі з випадковим чином ініціалізованими ваговими коефіцієнтами. В результаті ШНМ можна швидко навчити новій задачі за допомогою меншого часу та числа цифрових фото-

графій (зображень), а також епох навчання. Крім того, такий трансфер навчання дозволяє опиратись на вагові коефіцієнти, що були оптимізовані на значному за обсягом датасеті. В цій методиці пропонується використати попередню навчену на датасеті ImageNet [12] нейронну мережу AlexNet [13] та пакет Deep Learning Toolbox середовища математичного моделювання MATLAB R2020b. З метою можливості практичної реалізації запропонованої методики пропонується розглянути її покроково.

Крок 1. Запуск середовища математичного моделювання MATLAB R2020b.

Крок 2. Завантаження (встановлення) моделі AlexNet для пакету нейромережної підтримки Deep Learning Toolbox командою `net=alexnet` (рис. 1).

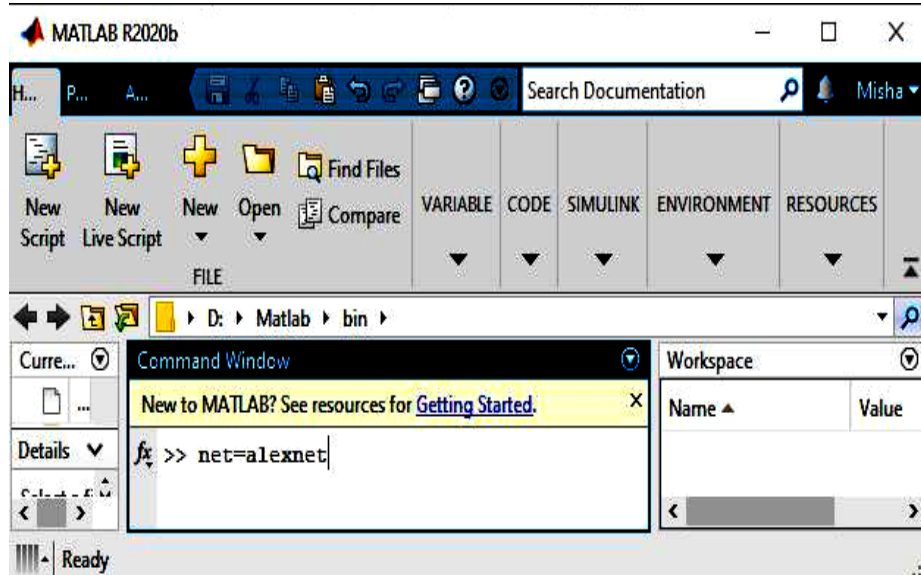


Рис. 1. Візуалізація завантаження ШНМ AlexNet за допомогою пакету нейромережної підтримки Deep Learning Toolbox

Крок 3. У випадку успішного (повного) завантаження моделі AlexNet необхідно проконтролювати появу повідомлення (рис. 2) з властивостями ШНМ: кількість шарів ШНМ – 25; вхідний шар – data; вихідний шар – output.

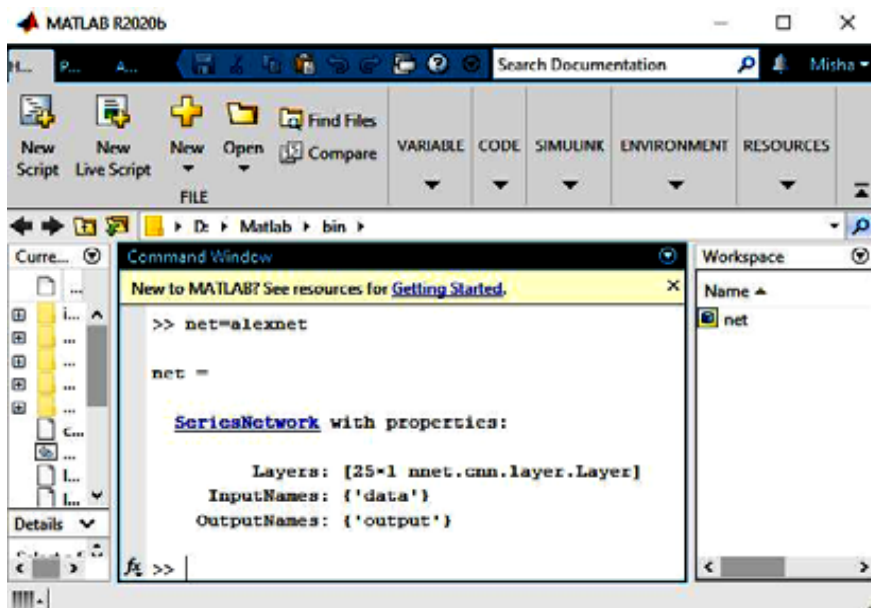


Рис. 2. Повідомлення про успішне завантаження моделі ШНМ AlexNet

Крок 4. Використання команди `analyzeNetwork` для інтерактивної візуалізації мережевої архітектури та детальної інформації про шари ШНМ за допомогою пакету нейромережної підтримки Deep Learning Network Analyzer (рис. 3).

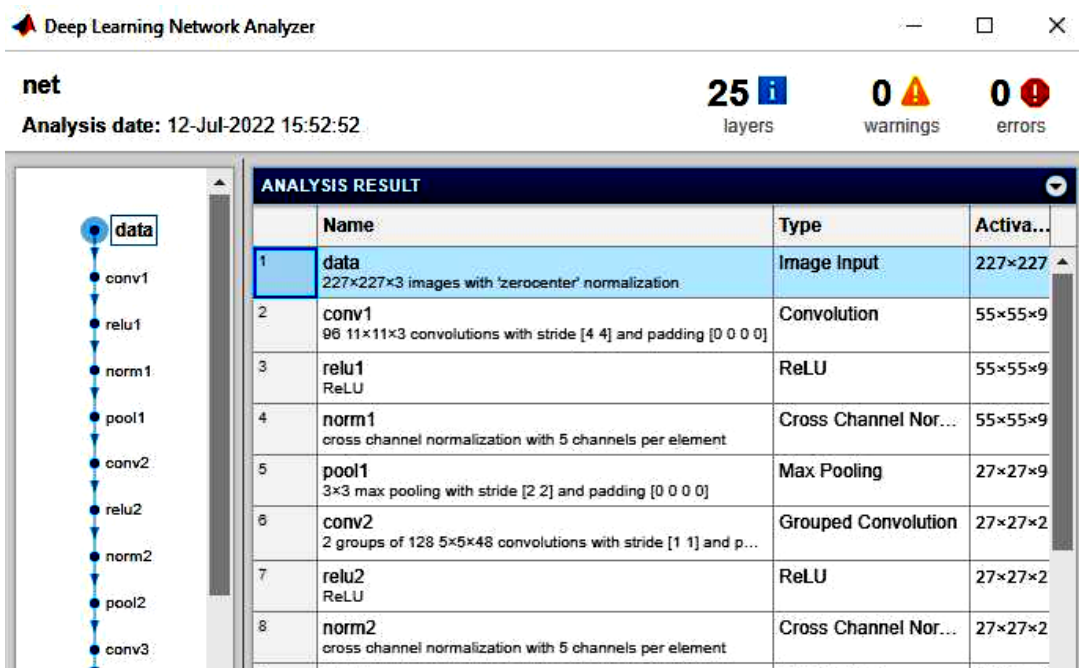


Рис. 3. Візуалізація параметрів шарів ШІМ AlexNet за допомогою пакету нейромережевої підтримки Deep Learning Network Analyzer

Крок 5. Запуск середовища Deep Network Designer у вкладці APPS (рис. 4) для завантаження шарів ШІМ (можливо використовувати складні нейронні мережі наприклад: GoogleNet [14], DarkNet-53 [15], DarkNet-19 [16], SqueezeNet [17], ResNet-50 [18], ShuffleNet [19], NasNet-Mobile [20] та ін.). Це середовище дозволяє завантажувати вже навчену нейронну мережу.

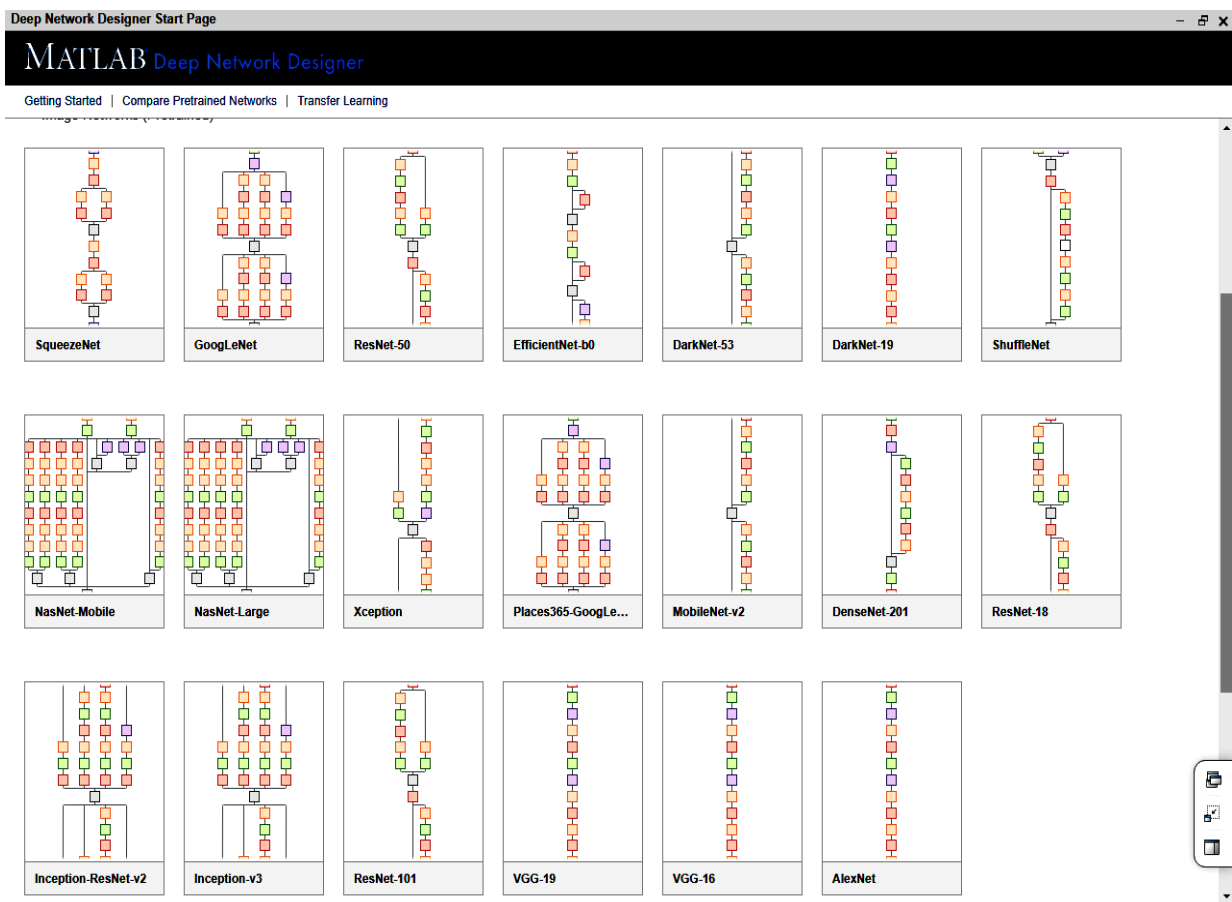


Рис. 4. Середовище Deep Network Designer

Крок 6. Завантаження шарів нейронної мережі AlexNet в середовище моделювання ШНМ Deep Network Designer (рис. 5). При цьому використовуються наступні позначення шарів ШНМ: data – вхідний; conv 1 (2 – 5) – згорткові; relu 1 (2 – 7) – функції активації relu; norm 1 (2 – 7) – функції нормалізації; pool 1 (2 – 7) – функції максупулінга; fc 6 (7, 8) – повноз'язний; drop 6 (7) – дропаут; prob – функції активації Softmax; output – вихідний.

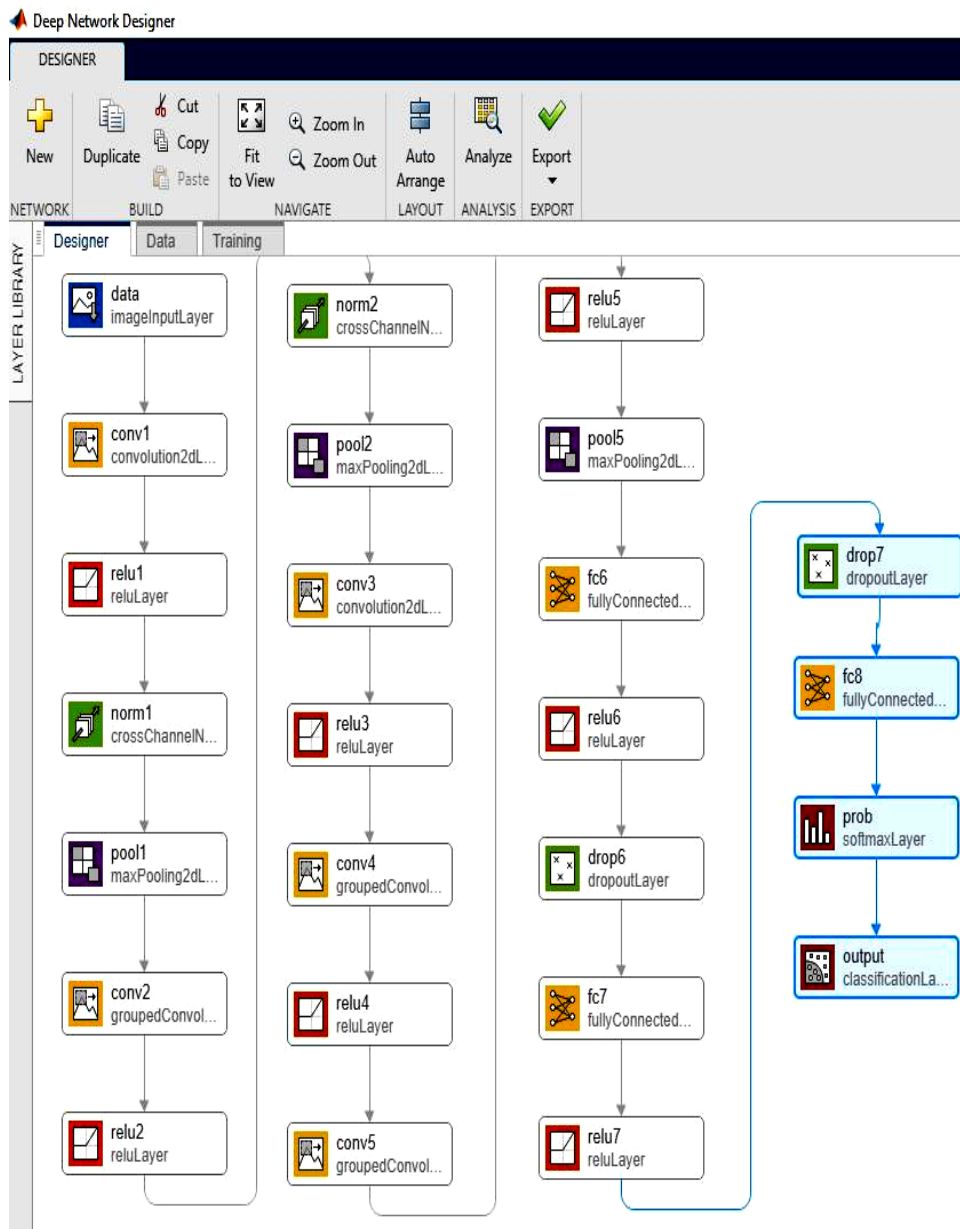


Рис. 5. Візуалізація архітектури нейронної AlexNet за допомогою Deep Network Designer

Крок 7. Оскільки ШНМ була навчена для класифікації зображень по 1000 класах на датасеті ImageNet, її необхідно адаптувати за кількістю класів відповідно завдання (для прикладу взято 3 класи, може бути будь-яка їх кількість). В цьому випадку відповідний параметр Outputsize для шару fc8 було встановлено рівним 3.

Крок 8. Завантаження нових зображень (датасету) для навчання (тренування) нейронної мережі через вкладку Data (рис. 6), а також подальший поділ даних на набори для навчання (тренування) та тестування ШНМ (валідації) (рис. 7). Як видно з рис. 7, застосований для донавчання ШНМ датасет мав суттєвий дисбаланс у кількості зображень різних класів (3,7 рази). Однак, як буде показано далі, такий дисбаланс несуттєво вплинув на точність класифікації.

Крок 9. Вибір параметрів навчання (тренування) (рис. 8): алгоритм оптимізації – SGDM; частота валідації – 6; швидкість (крок) навчання – 0,0001; максимальна кількість епох – 6; розмір пакета (батча) – 4.

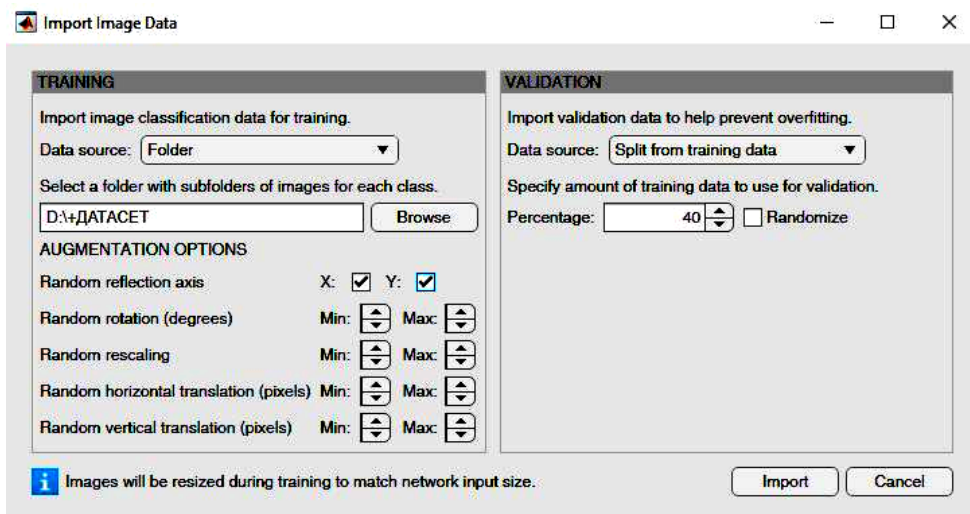


Рис. 6. Завантаження нових зображень (датасету) для навчання НМ

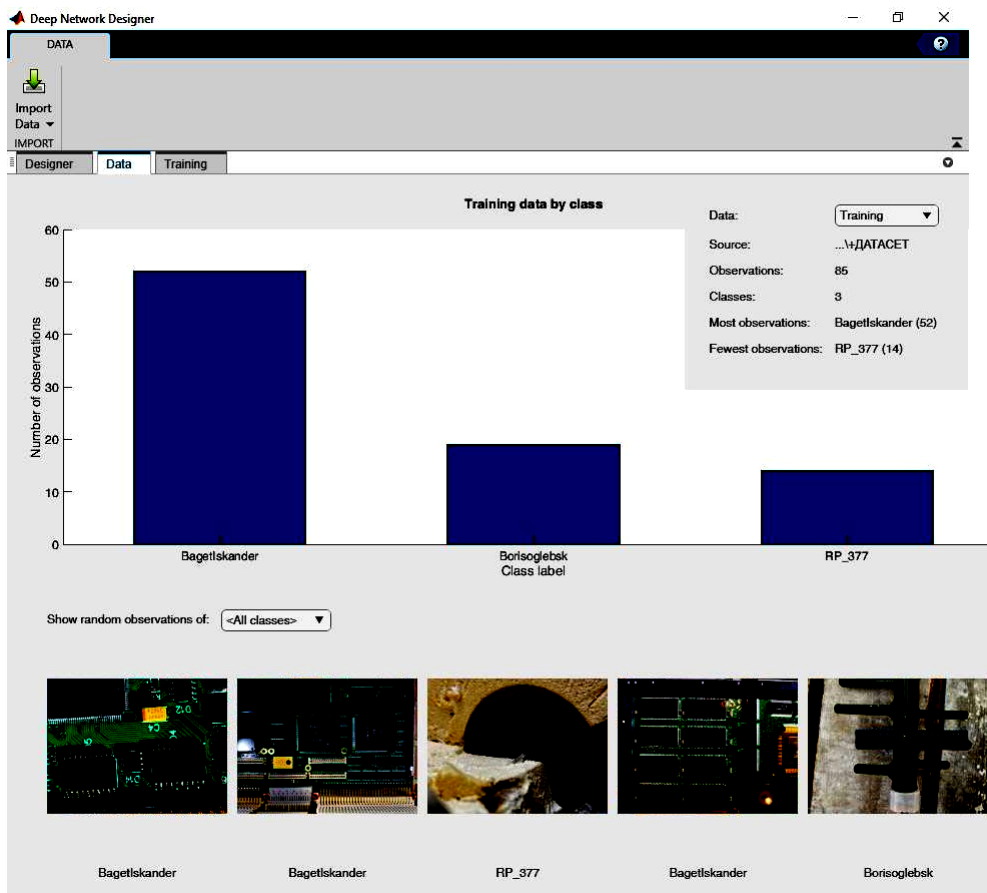


Рис. 7. Поділ зображень датасету по класах

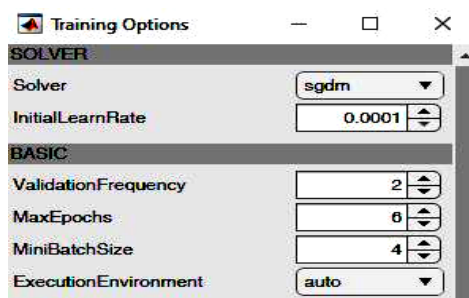


Рис. 8. Параметри навчання (тренування) ШНМ

Збільшення кількості зображень допомагає перешкодити перенавчанню мережі. За замовчанням для донавчання ШНМ використовується центральний процесор. Разом з тим, в MATLAB R2020b підтримується також навчання на графічному процесорі (GPU), за умови наявності дискретної відеокарти, з використанням Parallel Computing Toolbox. Процес навчання ШНМ та його характеристики показано на рис. 9.

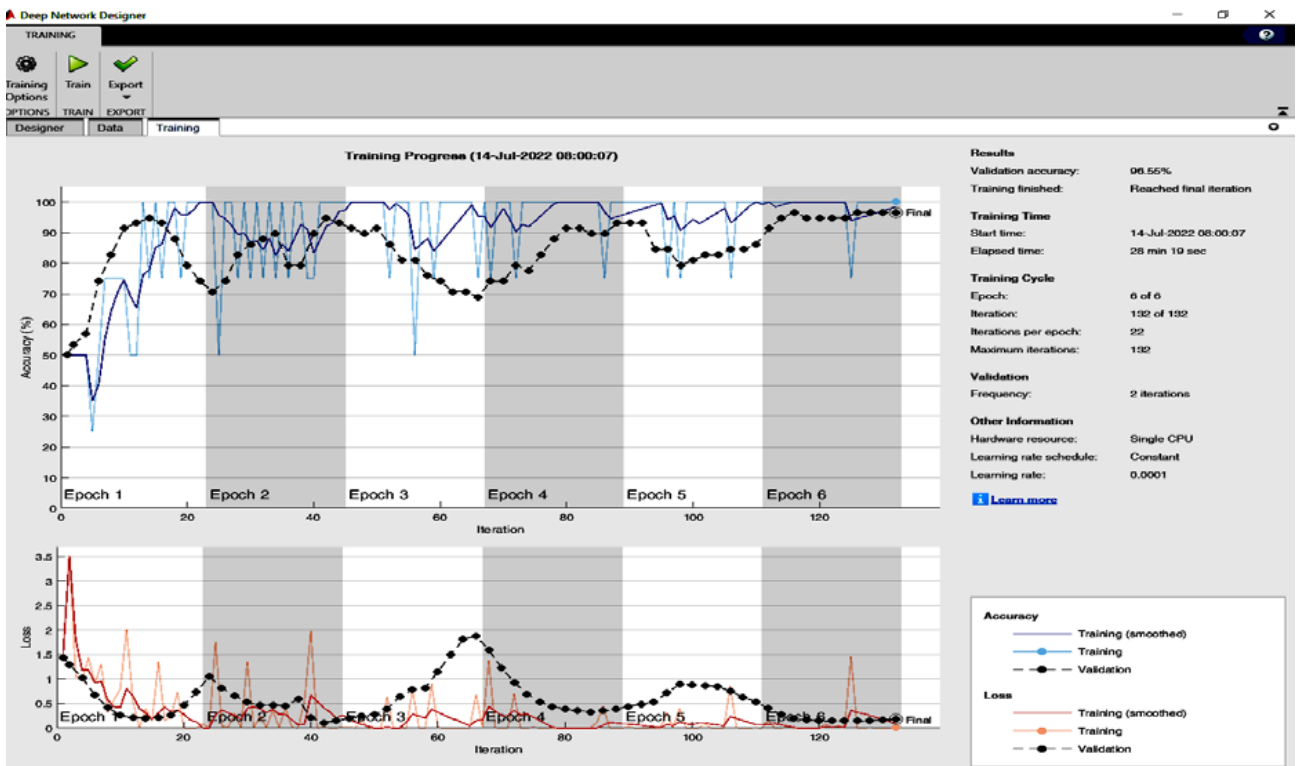


Рис. 9. Оцінка точності (Accuracy) класифікації валідаційної (тестової) вибірки – 96 % Epoch 6, Iteration 132

Результат роботи програми з розпізнавання класів зображень показано на рис. 10.

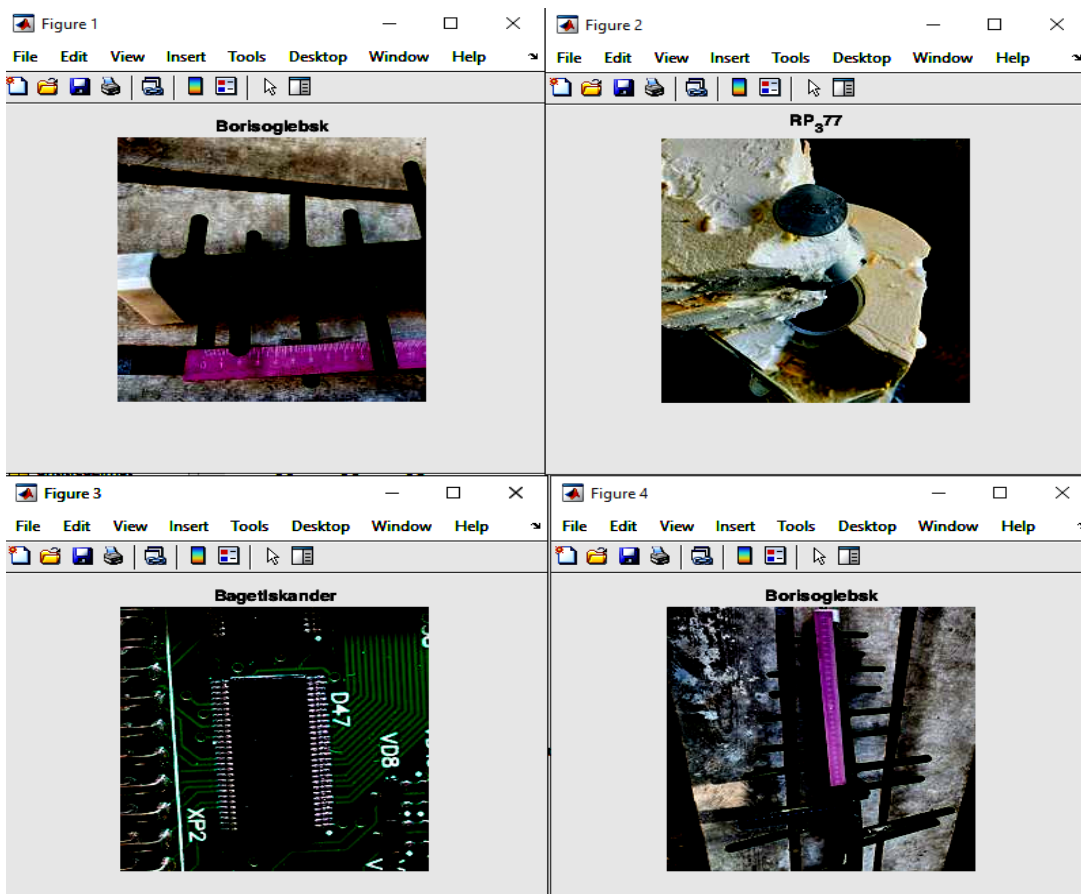


Рис. 10. Результат ідентифікації складових компонентів озброєння та військової техніки на основі аналізу цифрових фотографій (зображень) ШНМ

З рис. 10 видно результати застосування ШНМ для ідентифікації складових компонентів озброєння та військової техніки на основі аналізу цифрових фотографій (зображень) BagetIskander (обчислювач ракети Іскандер); Borisoglebsk (складові станції перешкод Борісоглебськ); RP_377 (складові станції перешкод РП-377). ШНМ вірно розпізнала всі зображення. Точність цієї ШНМ на 6-ій епісі навчання досягла 96 %.

ВИСНОВКИ

1. В рамках вирішення завдання ідентифікації ОБТ на основі аналізу цифрових фотографій (зображень) складових компонентів розроблена методика побудови нейронних мереж та здійснена її апробація на конкретному прикладі реалізації. Отримана модель дозволяє автоматизувати процес ідентифікації ОБТ за складовими елементами (компонентах).

2. Аналіз можливих реалізацій показав, що для виконання цього завдання підходить модель AlexNet, яка навчена набором зображень ImageNet. Цю модель використано як базу. Для підвищення ефективності виконано режекцію вихідного повноз'язного шару з 1000 до 3 нейронів та додаткове навчання отриманої моделі набором зображень за трьома класами зображень: BagetIskander (обчислювач ракети Іскандер); Borisoglebsk (складові станції перешкод Борісоглебськ); RP_377 (складові станції перешкод РП-377). Шляхом підбору оптимальних параметрів (швидкість (крок) – 0,0001, кількість епох – 6, алгоритм оптимізації – SGDM; частота валідації – 6, розмір пакета (батча) – 4) отримано нову модель з точністю класифікації валідаційної (тестової) вибірки – 96 %.

3. Використання запропонованої моделі дозволяє автоматизувати процес ідентифікації складових компонентів озброєння та військової техніки на цифрових фотографіях (зображеннях).

4. Навчання ШНМ проводилося на цифрових зображеннях об'єктів високої контрастності і чіткості. Зйомка проводилася вдень, тому отримані високі значення точності розпізнавання зображень. Для інших видів зображень (умов зйомки) точність розпізнавання за класами може змінюватися, що вимагає проведення додаткових досліджень.

5. Обмеженнями запропонованої моделі є те, що вона адаптована для розпізнавання об'єктів на цифрових фотографіях (зображеннях) лише за трьома класами. При цьому не враховувалася орієнтація об'єктів на зображеннях та трансляційна інваріантність ШНМ.

6. Для розвитку запропонованої моделі планується:
– оцінити точність розробленої моделі для різних умов розпізнавання об'єктів та різних моделей ШНМ типу GoogleNet, DarkNet-53, DarkNet-19, SqueezeNet, ResNet-50, ShuffleNet, NasNet-Mobile;

– підвищити точність, швидкодію ШНМ та зменшити обсяги обчислень;

– збільшити кількість класів об'єктів класифікації та обсяги датасету для донавчання ШНМ;

– здійснити дослідження запропонованої архітектури з іншими функціями активації та максуплінгу (з числа запропонованих в [21]).

7. Для підвищення ефективності класифікації складових ОБТ доцільно використовувати окремі ШНМ щодо класифікації механічних компонентів та електронних виробів.

СПИСОК ПОСИЛАНЬ

- Xin, L., Chao, L. & He, L. (2021) Malicious code detection method based on image segmentation and deep residual network RESNET. 2021 Intern. Conf. on Computer Engineering and Application (ICCEA). Pp. 473–480. <https://doi.org/10.1109/ICCEA53728.2021.00099>.
- Xie, B., Yang, Z., Yang, L., Luo, R. & Wei, A. (2021). Multi-Scale Fusion With Matching Attention Model: A Novel Decoding Network Cooperated With NAS for Real-Time Semantic Segmentation, in IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. Pp. 1–11. <https://doi.org/10.1109/TITS.2021.3115705>.
- Yang, S., Hou, J., Jia Y., Mei, S. & Du, Q. (2021). Superpixel-Guided Discriminative Low-Rank Representation of Hyperspectral Images for Classification. In IEEE Transactions on Image Processing. Vol. 30. Pp. 8823–8835. <https://doi.org/10.1109/TIP.2021.3120675>.
- Slyusar, V., Protsenko, M., Chernukha, A., Gornostal, S., Rudakov, S., Shevchenko, S., Chernikov, O., Kolpachenko, N., Timofeyev, V. & Artiukh, R. (2021). Construction of an advanced method for recognizing monitored objects by a convolutional neural network using a discrete wavelet transform. Eastern-European J. of Enterprise Technologies. No 4(9(112)). Pp. 65–77. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2021.238601>.
- Slyusar, V., Protsenko, M., Chernukha, A., Kovalov, P., Borodych, P., Shevchenko, S., Chernikov, O., Vazhynskiy, S., Bogatov, O. & Khrustalev, K. (2021). Improvement of the model of object recognition in aero photographs using deep convolutional neural networks. Eastern-European J. of Enterprise Technologies. No 5(2(113)). Pp. 6–21. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2021.243094>.
- Slyusar, V., Protsenko, M., Chernukha, A., Melkin, V., Petrova, O., Kravtsov, M., Velma, S., Kosenko, N., Sydorenko, O. & Sobol, M. (2021). Improving a neural network model for semantic segmentation of images of monitored objects in aerial photographs. Eastern-European J. of Enterprise Technologies. No 6(2(114)). Pp. 86–95. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2021.248390>.
- Slyusar, V., Protsenko, M., Chernukha, A., Melkin, V., Biloborodov, O., Samoilenko, M., Kravchenko, O., Kalynychenko, H., Rohovyi, A. & Soloshchuk, M. (2022). Improving the model of object detection on aerial photographs and video in unmanned aerial systems. Eastern-European J. of Enterprise Technologies. No 1(9(115)). Pp. 24–34. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.252876>.
- Слюсар В.І., Проценко М.М. Метод розпізнавання зображень об'єктів моніторингу нейронною мережею на основі дискретного вейвлет-перетворення. Prospects and achievements in applied and basic sciences. Mater. IV міжнар. наук. конф. 9–12 лютого 2021 р. Будапешт. С. 600–603. <https://doi.org/10.46299/ISG.2021.I.IV>.
- Слюсар В.І., Проценко М.М. Моніторинг об'єктів нейронною мережею на основі вейвлет-перетворення. Проблеми координації військово-технічної та оборонно-промислової політики в Україні. Перспективи розвитку озброєння та військової техніки: зб. матер. IX міжнар. наук.-практ. конф. Київ. 2021. С. 94.
- Слюсар В.І., Проценко М.М. Модель детектування об'єктів у відеопотоці з використанням нейронної

- мережі. IV Міжнар. наук.-практ. конф. «Інтеграція інформаційних систем і інтелектуальних технологій в умовах трансформації інформаційного суспільства», що присвячена 50-й річниці кафедри інформаційних систем та технологій, 21–22 жовтня 2021 р. Полтава: Полтавський держ. аграрний ун-т. С. 119–122. <https://doi.org/10.32782/978-966-289-562-9>.
11. Zhu, P., Wen, L., Bian, X., Ling, H. & Hu, Q. (2018). Vision meets drones: A challenge. Pp. 1–11. <https://arxiv.org/pdf/1804.07437.pdf>.
 12. Офіційний сайт ImageNet. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.image-net.org/>.
 13. Krizhevsky, A., et al. (2017). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Communications of the ACM*. No 6 (60). Pp. 84–90. <https://doi.org/10.1145/3065386>.
 14. Szegedy, C., Liu, W. & Jia, Y. (2014). Going deeper with convolutions. Pp. 1–12. Available at: <https://arxiv.org/pdf/1409.4842v1.pdf>.
 15. Yulin, T., Jin, S., Bian, G. & Zhang, Y. (2020). Shipwreck target recognition in side-scan sonar images by improved YOLOv3 model based on transfer learning. *IEEE Access* 2020. Vol. 8. Pp. 173450–173460. Available at: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=9200467>.
 16. Redmon, J. & Farhadi, A. (2016). YOLO9000: Better, Faster, Stronger. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Pp. 1–9. Available at: <https://arxiv.org/abs/1612.08242v1>.
 17. Офіційний сайт SqueezeNet [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.kdnuggets.com/2016/09/deep-learning-reading-group-squeezenet.html>.
 18. He, K., Zhang, X., Ren, S. & Sun, J. (2015). Deep Residual Learning for Image Recognition. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Pp. 1–12. Available at: <https://arxiv.org/pdf/1512.03385.pdf>.
 19. Zhang, X., Zhou, X., Lin, M. & Sun, J. (2018) ShuffleNet: An Extremely Efficient Convolutional Neural Network for Mobile Devices. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Pp. 1–9. Available at: <https://arxiv.org/pdf/1707.01083v2.pdf>.
 20. Zoph, B., Vasudevan, V., Shlens, J. & Quoc, V. (2018). Learning Transferable Architectures for Scalable Image Recognition. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Pp. 1–14. Available at: <https://arxiv.org/pdf/1707.07012.pdf>.
 21. Слюсар В.І. Архітектурно-математичні основи удосконалення нейронних мереж з класифікації зображень. Штучний інтелект. 2022. №1. С. 127 – 138. <https://doi.org/10.15407/jai2022.01.127>.
 2. Yang, S., Hou, J., Jia Y., Mei, S. & Du, Q. (2021) Superpixel-Guided Discriminative Low-Rank Representation of Hyperspectral Images for Classification. In *IEEE Transactions on Image Processing*. Vol. 30. Pp. 8823–8835. <https://doi.org/10.1109/TIP.2021.3120675>.
 4. Slyusar, V., Protsenko, M., Chernukha, A., Gornostal, S., Rudakov, S., Shevchenko, S., Chernikov, O., Kolpachenko, N., Timofeyev, V. & Artiukh, R. (2021). Construction of an advanced method for recognizing monitored objects by a convolutional neural network using a discrete wavelet transform. *Eastern-European J. of Enterprise Technologies*. No 4(9(112)). Pp. 65–77. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2021.238601>.
 5. Slyusar, V., Protsenko, M., Chernukha, A., Kovalov, P., Borodych, P., Shevchenko, S., Chernikov, O., Vazhynskiy, S., Bogatov, O. & Khrustalev, K. (2021). Improvement of the model of object recognition in aero photographs using deep convolutional neural networks. *Eastern-European J. of Enterprise Technologies*. No 5(2(113)). Pp. 6–21. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2021.243094>.
 6. Slyusar, V., Protsenko, M., Chernukha, A., Melkin, V., Petrova, O., Kravtsov, M., Velma, S., Kosenko, N., Sydorenko, O. & Sobol, M. (2021). Improving a neural network model for semantic segmentation of images of monitored objects in aerial photographs. *Eastern-European J. of Enterprise Technologies*. No 6(2(114)). Pp. 86–95. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2021.248390>.
 7. Slyusar, V., Protsenko, M., Chernukha, A., Melkin, V., Biloborodov, O., Samoilenko, M., Kravchenko, O., Kalynychenko, H., Rohovyi, A. & Soloshchuk, M. (2022). Improving the model of object detection on aerial photographs and video in unmanned aerial systems. *Eastern-European J. of Enterprise Technologies*. No 1(9(115)). Pp. 24–34. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.252876>.
 8. Slyusar, V.I. & Protsenko, M.M. (2021). “Metod rozpoznavannia zobrazeno obektiv monitoryngu neironnoi merezheiu na osnovi dyskretного veivlet-peretvorennia” [A method for recognizing images of monitoring objects using a neural network based on discrete wavelet transformation]. *Prospects and achievements in applied and basic sciences. Mater. IV Intern. Scient. Conf. February 9–12. Budapest*. Pp. 600–603. <https://doi.org/10.46299/ISG.2021.I.IV>.
 9. Slyusar, V.I. & Protsenko, M.M. (2021). “Monitoryng obektiv neironnoi merezheiu na osnovi veivlet-peretvorennia” [Monitoring of objects by a neural network based on wavelet transformation]. *Coll. Mater. of the IX Intern. Scient. and Pract. Conf. «Problems of coordination of military-technical and defense-industrial policy in Ukraine. Prospects for the development of weapons and military equipment»*. K. P. 94.
 10. Slyusar, V.I. & Protsenko, M.M. “Model detektuvannia obektiv u videopototsi z vykorystanniam neironnoi merezhi” [Model of detection of objects in a video stream using a neural network]. *IV Intern. Scient. and Pract. Conf. «Integration of Information Systems and Intelligent Technologies in the Conditions of Information Society Transformation»*, dedicated to the 50th anniversary of the Department of Information Systems and Technologies, October 21–22 2021, Poltava: Poltava State Agrarian Univ. Pp. 119–122. <https://doi.org/10.32782/978-966-289-562-9>.

REFERENCES

1. Xin, L., Chao, L. & He, L. (2021) Malicious code detection method based on image segmentation and deep residual network RESNET. 2021 Intern. Conf. on Computer Engineering and Application (ICCEA). Pp. 473–480. <https://doi.org/10.1109/ICCEA53728.2021.00099>.
2. Xie, B., Yang, Z., Yang, L., Luo, R. & Wei, A. (2021). Multi-Scale Fusion With Matching Attention Model: A Novel Decoding Network Cooperated With NAS for Real-Time Semantic Segmentation, in *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. Pp. 1–11. <https://doi.org/10.1109/TITS.2021.3115705>.

11. Zhu, P., Wen, L., Bian, X., Ling, H. & Hu, Q. (2018). Vision meets drones: A challenge. Pp. 1–11. <https://arxiv.org/pdf/1804.07437.pdf>.
12. ImageNet official site. Available at: <https://www.image-net.org/>.
13. Krizhevsky, A., et al. (2017). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. Communications of the ACM. No 6 (60). Pp. 84–90. <https://doi.org/10.1145/3065386>.
14. Szegedy, C., Liu, W. & Jia, Y. (2014). Going deeper with convolutions. Pp. 1–12. Available at: <https://arxiv.org/pdf/1409.4842v1.pdf>.
15. Yulin, T., Jin, S., Bian, G. & Zhang, Y. (2020). Shipwreck target recognition in side-scan sonar images by improved YOLOv3 model based on transfer learning. IEEE Access 2020. Vol. 8. Pp. 173450–173460. Available at: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=9200467>.
16. Redmon, J. & Farhadi, A. (2016). YOLO9000: Better, Faster, Stronger. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Pp. 1–9. Available at: <https://arxiv.org/abs/1612.08242v1>.
17. Official site SqueezeNet. Available at: <https://www.kdnuggets.com/2016/09/deep-learning-reading-group-squeezenet.html>.
18. He, K., Zhang, X., Ren, S. & Sun, J. (2015). Deep Residual Learning for Image Recognition. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Pp. 1–12. Available at: <https://arxiv.org/pdf/1512.03385.pdf>.
19. Zhang, X., Zhou, X., Lin, M. & Sun, J. (2018) ShuffleNet: An Extremely Efficient Convolutional Neural Network for Mobile Devices. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Pp. 1–9. Available at: <https://arxiv.org/pdf/1707.01083v2.pdf>.
20. Zoph, B., Vasudevan, V., Shlens, J. & Quoc, V. (2018). Learning Transferable Architectures for Scalable Image Recognition Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Pp. 1–14. Available at: <https://arxiv.org/pdf/1707.07012.pdf>.
21. Slyusar, V.I. (2022). “Arkhitekturno-matematychni osnovy udoskonalennia neuronnykh merezh z klasyfikatsii zobrazen. Shtuchnyi intelekt” [Architectural and mathematical foundations of improving neural networks for image classification], Artificial intelligence. No. 1. Pp. 127–138. <https://doi.org/10.15407/jai2022.01.127>.

Slyusar V., Protsenko M., Dokuchaiev O.

METHODS OF BUILDING NEURONAL NETWORKS FOR THE IDENTIFICATION OF WEAPONS AND MILITARY EQUIPMENT

The article substantiates the expediency of using artificial neural networks to identify weapons and military equipment based on the analysis of digital photographs (images) of their constituent elements. It is shown that this problem is caused by an increase in the number of weapons and military equipment samples; requirements for efficiency and the need to automate the process of identification of weapons and military equipment based on the analysis of digital photographs (images). A universal method for constructing an ANN is proposed, which allows using complex neural networks such as AlexNet, GoogleNet, DarkNet-53, DarkNet-19, SqueezeNet, ResNet-50, ShuffleNet, NasNet-Mobile, as well as creating other unique architectures.

It is shown that the problem of identification of WME based on the analysis of digital photographs can be solved using the proposed methodology for constructing an artificial neural networks. An example of the implementation of this technique using the AlexNet artificial neural networks, previously trained on the ImageNet dataset, is given. To solve the problem of increasing the efficiency of WME identification based on the analysis of digital photographs (images) for 3 classes, the initial fully connected layer of the pretrained AlexNet was modified from 1000 to 3 neurons and additional training of the AlexNet ANN was carried out. The effectiveness of the proposed model was tested on a set of 87 images, the total number of classes was 3. Accuracy, learning error were chosen as the main indicators of neural network efficiency. As a result, a new trained model was obtained with an accuracy of identification (classification) of the validation (test) sample – 96 %, which confirms the correct choice of the neural network architecture and training parameters. The use of the proposed technique makes it possible to automate the process of identifying the constituent components of weapons and military equipment based on the analysis of digital photographs (images).

Keywords: artificial neural network, AlexNet, identification, weapons and military equipment, digital photography, image.

Відомості про авторів

Слюсар Вадим Іванович

доктор технічних наук, професор
головний науковий співробітник
групи головних наукових співробітників з наукового керівництва досліджень

Центрального науково-дослідного інституту озброєння та військової техніки Збройних Сил України,
м. Київ, Україна

<https://orcid.org/0000-0002-2912-3149>

Проценко Михайло Михайлович

кандидат технічних наук, старший науковий співробітник,
докторант Центрального науково-дослідного інституту озброєння та військової техніки Збройних Сил України,
м. Київ, Україна

<https://orcid.org/0000-0001-5057-6145>

Докучаєв Олег Володимирович

кандидат технічних наук

Управління Служби Безпеки України м. Київ, Україна

Information about the authors:

Vadym Slyusar

Doctor of Technical Sciences, Professor

Research head of Institute Group

of Central Scientific Research Institute of Weapons and Military Equipment of Armed Forces of Ukraine,

Kyiv, Ukraine

<https://orcid.org/0000-0002-2912-3149>

Mykhailo Protsenko

Candidate of Technical Science, Senior Researcher,

Doctoral Student of Central Scientific Research Institute of

Weapons and Military Equipment of Armed Forces of Ukraine,

Kyiv, Ukraine

<https://orcid.org/0000-0001-5057-6145>

Oleg Dokuchaiev

candidate of technical sciences

Department of Security Service of Ukraine in Luhansk and Donetsk regions

Kyiv, Ukraine