

Міністерство освіти і науки України
Національна академія наук вищої освіти України
Інститут проблем штучного інтелекту (Україна)
Донбаська державна машинобудівна академія (Україна)
Apeiron University in Banja Luka, (Bosnia and Herzegovina)
DAAAM International Vienna

Mechanical Engineering Faculty in Slavonski Brod, JJ Strossmay-er University of Osijek (Croatia)

University of Montenegro Faculty of Mechanical Engineering

University of Zielona Góra (Poland)

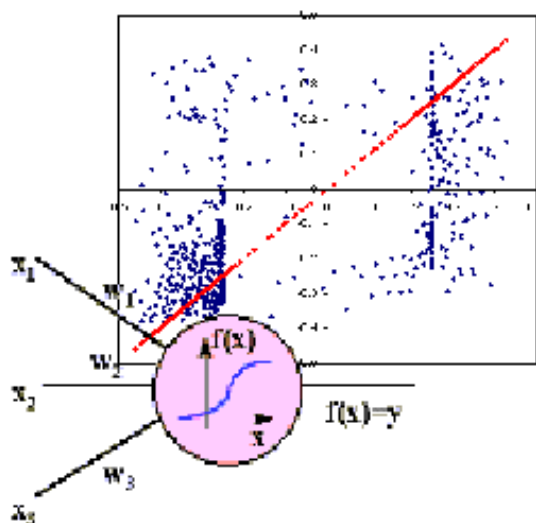
"American Jurnal Neural Network and Aplication" (USA)

Тернопільський національний технічний університет імені Іва-на Пулюя

Вінницький національний аграрний університет (Україна)

Вінницький національний технічний університет (Україна)

Проблемна лабораторія мобільних інтелектуальних технологічних машин (Україна)



ЗБІРНИК НАУКОВИХ ПРАЦЬ

XXII Міжнародної наукової конференції

«НЕЙРОМЕРЕЖНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА ЇХ ЗАСТОСУВАННЯ НМТЗ-2023»

м.м. Краматорськ-Вінниця-Тернопіль - 2023

Міністерство освіти і науки України
Національна академія наук вищої освіти України
Інститут проблем штучного інтелекту (Україна)
Донбаська державна машинобудівна академія (Україна)
Apeiron University in Banja Luka, (Bosnia and Herzegovina)
DAAAM International Vienna
Mechanical Engineering Faculty in Slavonski Brod, JJ Strossmayer University of Osijek (Croatia)
University of Montenegro Faculty of Mechanical Engineering
University of Zielona Góra (Poland)
"American Jurnal Neural Network and Application" (USA)
Тернопільський національний технічний університет імені Іва-на Пулюя
Вінницький національний аграрний університет (Україна)
Вінницький національний технічний університет (Україна)
Проблемна лабораторія мобільних інтелектуальних технологічних машин (Україна)

НЕЙРОМЕРЕЖНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА ЇХ ЗАСТОСУВАННЯ НМТЗ-2023

ЗБІРНИК НАУКОВИХ ПРАЦЬ

XXII Міжнародної наукової конференції

за заг. ред. д-ра техн. наук., проф. С. В. Ковалевського і
Hon.D.Sc., prof. Dasic Predrag

мм. Краматорськ-Вінниця-Тернопіль - 2023

УДК 004.032.26+621(061.3)

Н46

Рецензенти:

Рамазанов С.К., докт.техн.наук, докт.экон.наук, професор, Київський національний університет імені Тараса Шевченка;

Суботін С. О., докт. техн. наук, професор, Запорізький національний технічний університет

Рекомендовано

Вченою радою Донбаської державної машинобудівної академії
(протокол № 4 від 30.11.2023)

Н46 Нейромережні технології та їх застосування НМТЗ-2023: збірник наукових праць XXII Міжнародної наукової конференції «Нейромережні технології та їх застосування НМТЗ-2023» / [за заг. ред. д-ра техн. наук., проф. С. В. Ковалевського і Hon.D.Sc., prof. Dasic Predrag]. - Краматорськ: ДДМА, 2023. – 142 с.

ISBN 978-617-7889-58-7

У збірнику праць представлені перспективні теоретичні та практичні розробки в області нейромережних технологій, виконані в 2023 р. науковими школами України і світу. Розглядається можливість застосування нейронних мереж для управління об'єктами в режимі реального часу і особливості нейронного керування динамічними об'єктами. Наводиться ряд розробок по застосуванню нейронних мереж в різних областях практичної і науково-дослідної діяльності та створенню інтелектуальної системи для підвищення швидкості та зниження трудомісткості технологічної підготовки виготовлення нових виробів.

Для здобувачів першого/другого/третього (бакалаврського/магістерського/освітньо-наукового) рівнів вищої освіти, наукових працівників широкого профілю та фахівців.

ISBN 978-617-7889-58-7

©ДДМА, 2023

Слюсар В.І. (Центральний науково-дослідний інститут озброєння та військової техніки ЗС України), Слюсарь І.І. (Полтавський державний аграрний університет, Україна)

КЛАСИФІКАЦІЯ ЗИМОВОГО ТА ЛІТНЬОГО СЕЗОНІВ З БОРТА БПЛА

Анотація: Сезонні зміни в середовищі та ландшафті вимагають від систем Object Detection високого рівня гнучкості та адаптивності. Нейромережі, які не враховують ці зміни, можуть мати знижену точність та ефективність у різних сезонних умовах. Тому включення сезонних варіацій у тренувальні та тестувальні набори даних є критично важливим для розробки надійних та ефективних систем Object Detection. В роботі запропоновано підхід для врахування сезонно-специфічних умов виявлення об'єктів з борта БПЛА на основі згорткової нейронної мережі класифікації зображень. Робота такої нейромережі має передувати застосуванню нейромережі YOLO, в якій відповідно змінюються сезонно-залежні вагові коефіцієнти. Спеціально сформований датасет дозволив класифікувати зимові та літні сцени з точністю 97.6 %.

Abstract: Seasonal changes in the environment and landscape require a high level of flexibility and adaptability from Object Detection systems. Neural networks that do not take these changes into account may have reduced accuracy and effectiveness in different seasonal conditions. Therefore, including seasonal variations in training and testing data sets is critically important for developing reliable and efficient Object Detection systems. The work proposed an approach to account for season-specific conditions in object detection from UAVs based on a convolutional neural network for image classification. The operation of such a neural network must precede the application of the YOLO neural network, in which season-dependent weight coefficients are accordingly changed. A specially formed dataset allowed for the classification of winter and summer scenes with 97.6% accuracy.

Важливим аспектом при реалізації нейромереж виявлення об'єктів (Object Detection [1, 2]) є врахування пори року. Сезонні зміни можуть радикально змінювати зовнішній вигляд ландшафтів та середовищ. Наприклад, взимку снігопад може покривати та деформувати візуальні ознаки, за якими алгоритм нейромережі YOLO розпізнає об'єкти (рис. 1), в той час як восени листя може забарвлюватися та опадати, змінюючи зовнішній вигляд дерев та іншої рослинності як фону для візуальних сцен. Сезонність суттєво впливає на візуальні характеристики об'єктів і вносить варіації, які можуть заплутати нейромережі, якщо вони не були належним чином треновані. Наприклад, відображення снігу на вулицях може вплинути на розпізнавання на них машин, дорожніх знаків або інших об'єктів. Сезонні зміни неминуче впливають на кольори та текстури у навколишньому середовищі, що знижує здатність алгоритмів виявлення об'єктів відрізнити об'єкти від фону.

Отже, для ефективної роботи нейромережі в різних сезонних умовах, важливо включати диверсифіковані набори даних, які враховують сезонні варіації у візуальних характеристиках об'єктів та середовищ.

Метою роботи є врахування сезонної специфіки при виявленні об'єктів з борта БПЛА на основі попередньої класифікації сезонних змін за допомогою нейронних мереж загорткового типу [3].

Питання про те, чи краще мати окремі датасети для зими та літа, або один єдиний датасет, що включає сцени обох сезонів, залежить від конкретних цілей та обмежень того чи іншого проєкту з виявлення об'єктів. В контексті БПЛА відповідні міркування обмежуються необхідністю здешевлення та спрощення електронного сегменту бортового обладнання. З урахуванням жорстких вимог до вартості, габаритів та електроспоживання обчислювальних засобів окремі датасети для зими та літа дозволяють більш точно налаштувати нейромережу на специфічні умови кожного сезону. Це може бути корисно в період міжсезонних коливань погодних умов або при вирішенні завдань з великою дальністю польоту, коли маршрут БПЛА перетинає кілька різних кліматично-географічних зон.

Окремі датасети для різних сезонів можуть дозволити ефективніше використовувати доступні ресурси, зосереджуючись на найбільш релевантних сценах за умови обмежених ресурсів для тренування.



Рис. 1. Сніг на поверхні ґрунту

Для того, щоб нейромережі Object Detection могли надійно працювати в усіх сезонах, необхідно зробити так, щоб вони могли адаптуватися до цих змін. Створення сезонного набору даних є одним із ключових етапів у підвищенні ефективності систем Object Detection. Цей процес включає кілька кроків.

1) Розробка методології збору та анотації сезонних зображень для створення представницького набору даних. Перед початком збору даних необхідно визначити, які сезони і погодні умови представлятимуть найбільший інтерес для подальшого аналізу і використання. Наприклад, для аграрного сектору важливими будуть зображення посівів у різні періоди їх росту та збору врожаю, в той час як для міської інфраструктури може бути корисним аналіз стану доріг у зимовий період. Збір зображень може відбуватися через різноманітні джерела: супутникові знімки, аерофотознімання, знімки з беспілотних літальних апаратів або наземні фотографії. Для забезпечення різноманітності набору даних, зображення повинні бути отримані в різні часові періоди і за різних погодних умов. Кожне зібране зображення необхідно анотувати, що включає в себе відмітку об'єктів, які повинні бути розпізнані системою Object Detection. Анотація може бути ручною або напівавтоматичною з використанням попередньо навчених моделей для підвищення ефективності процесу. Після анотації проводиться перевірка на помилки і неточності. Цей крок важливий, оскільки від якості анотації безпосередньо залежить якість навчання нейронної мережі. Для підвищення узагальнюючої спроможності моделей розпізнавання об'єктів використовують розширення даних.

2) Використання розширених технік передобробки та аугментації зображень для підвищення їх різноманітності та якості. Це може включати зміну масштабу зображень, обертання, зміни освітлення та колірної гами, що допомагає моделі краще адаптуватися до різноманітних умов. Для розширення датасету та його збалансування по класах доцільно використовувати нейромережі генерації зображень типу DALL-E3, Midjourney, Stable Diffusion XL тощо. Перед використанням набору даних у навчанні моделей виконується його валідація. Вона може включати аналіз розподілу класів, перевірку на збалансованість даних та виявлення можливих викидів.

На основі проведених досліджень в роботі визначено структуру сезонно-специфічного сегменту багаторівневої архітектури нейронної мережі класифікації зображень місцевості. Вона містить два блоки. Перший блок проводить класифікацію сезону, представленому на

зображенні. В залежності від результату класифікації, у другому блоці активується відповідна до сезону модель нейронної мережі або завантажується специфічний для неї масив вагових коефіцієнтів за основним завданням, наприклад, реалізація автопілоту, Object Detection, Object Tracking та ін. Такий підхід дозволяє знизити вимоги до обчислювальних потужностей Edge Computing, зберігаючи продуктивність проєктів Edge Computing + AI Computer Vision. При цьому, необхідно вибрати архітектуру селективної нейромережі для реалізації першого блоку.

Формування датасету для навчання нейромережі класифікації сезонів здійснювалось на основі персонального фотоархіву, отриманого під час польотів авіарейсами різних європейських маршрутів. Датасет містить зображення двох класів: поверхня землі зі снігом (клас SNOW) – 154 шт. та без нього (клас NOT_SNOW) – 196 шт. Зображення робились з борту пасажирських літаків переважно на етапах злету та заходу на посадку на висотах до 5 км. При цьому на відповідних сценах представлені лісна та гориста місцевість, міські забудови, сільськогосподарські угіддя, об'єкти промислової та транспортної інфраструктури, річки та озера. Весь сукупний датасет був розділений у пропорції 70 % – на навчальну вибірку (рис. 2) та 30 % – на перевіірочну (SNOW – 47 шт. і NOT_SNOW – 59 шт.). Тестова вибірка містила 27 зображень, що не перетиналися з навчальною та перевіірочною вибірками.

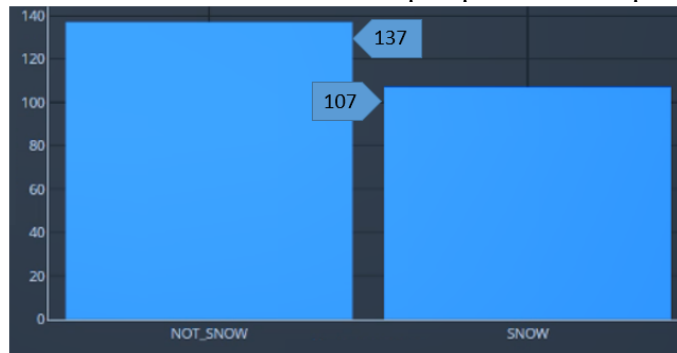


Рис. 2. Структура навчальної вибірки датасету

Для класифікації зображень на основі сформованого датасету було обрано архітектуру з використанням нейронної мережі MobileNetV2 [4], попередньо навченої на датасеті ImageNet [5 - 7]. В роботі розглядається архітектура, що наведена на рис. 3. Вона містить $\approx 2,4 \times 10^6$ параметрів (рис. 4).

Фрагмент шаблону коду на мові Python, що описує зазначену архітектуру, має вигляд:

```
from tensorflow.keras.layers import Input
from tensorflow.keras.layers import BatchNormalization
from tensorflow.keras.applications.mobilenet_v2 import MobileNetV2
from tensorflow.keras.layers import Dense
from tensorflow.keras.models import Model

input_1 = Input(shape=(180, 240, 3), name='1')
x_3 = BatchNormalization(axis=-1, momentum=0.99, epsilon=0.001, center=True,
scale=True, beta_initializer='zeros', gamma_initializer='ones',
moving_mean_initializer='zeros', moving_variance_initializer='ones',
beta_regularizer='l1_l2', gamma_regularizer='l1_l2', beta_constraint='min_max_norm',
gamma_constraint='min_max_norm', name='BatchNormalization_3')(input_1)

x_16 = MobileNetV2(include_top=False, weights='imagenet', pooling='avg', classes=1000,
classifier_activation='softmax', alpha=1.0)
for layer in x_16.layers:
    layer.trainable = False
x_16 = x_16(x_3)
```

Для даної моделі виконувалась підготовка зображень датасету шляхом зміни їх розмірів до величини 240x180 пікселів, а також оптимізація гіперпараметрів. Спочатку був вибраний розмір батчу 32 і крок навчання 0,001. Однак при вказаних значеннях параметрів

навчання спостерігався так званий ефект перенавчання після 40 епох. Тому для даної комбінації налаштувань процесу навчання довелося обмежитися саме такою кількістю епох.



Рис. 3. Архітектура нейронної мережі на основі MobileNetV2.

Model: "model_1"

Layer (type)	Output Shape	Param #
1 (InputLayer)	[(None, 180, 240, 3)]	0
BatchNormalization_3 (Batch Normalization)	(None, 180, 240, 3)	12
mobilenetv2_1.00_224 (Functional)	(None, 1280)	2257984
MobileNetV2_16 (Activation)	(None, 1280)	0
Dense_5 (Dense)	(None, 120)	153720
Dense_6 (Dense)	(None, 80)	9680
2 (Dense)	(None, 2)	162

=====
 Total params: 2,421,558
 Trainable params: 2,387,440
 Non-trainable params: 34,118

Рис. 4. Характеристика моделі нейромережі на основі MobileNetV2

В результаті навчання було зафіксовано точність класифікації літнього та зимового сезонів на навчальній вибірці 99,3 %, а на перевіірочній – 89,2 % (рис. 5). Графік помилки навчання наведений на рис. 6 (кращий результат на навчальній вибірці – 0,0115, на перевіірочній – 0,55). Фрагмент візуалізації результатів класифікації по тестовій вибірці наведений на рис. 7.

Наступним етапом була зміна розміру батча до 8 та кроку навчання – до величини 0,0001. Зменшення батчу дозволило знизити навантаження на апаратний сегмент (рис. 8) та отримати ефективність за показником точності *Balanced Recall* на рівні 100 % для навчальної і 93,2 % - на перевіірочній вибірках (рис. 9). Помилка навчання на перевіірочній вибірці становила 0,0227 (рис. 10).

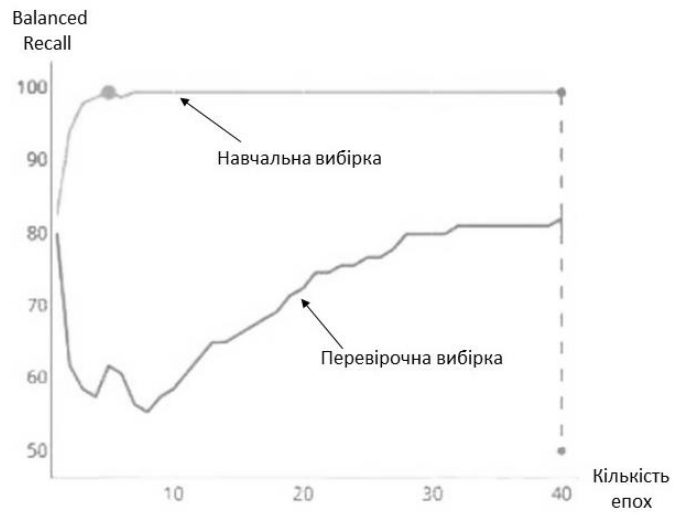


Рис.5. Точність неймережі на основі MobileNetV2

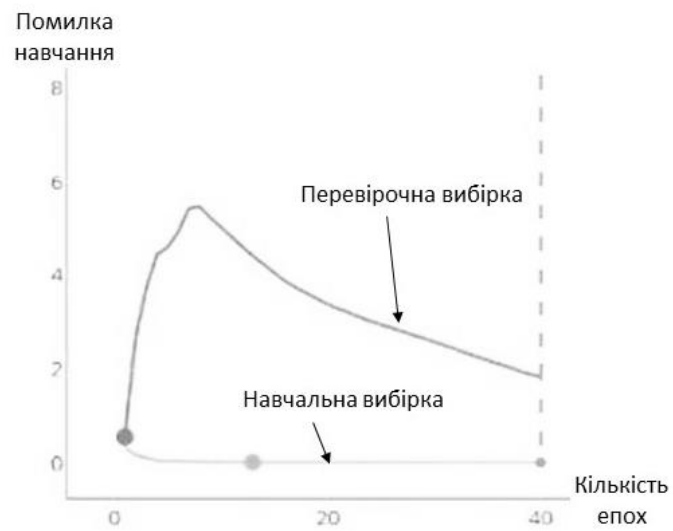


Рис.6. Помилка навчання







Шар	Вхідні дані		Справжнє значення	Статистика прикладів, %	
	Вхідний шар	Вихідні дані		Вихідний шар	
	Зображення	Клас	Клас	NOT_SNOW	SNOW
1		SNOW	SNOW	0	100
2		SNOW	SNOW	0	100
3		SNOW	SNOW	0	100
4		SNOW	SNOW	0	100
5		SNOW	NOT_SNOW	0	100
6		NOT_SNOW	SNOW	1,6	98,4

Рис. 7. Фрагмент візуалізації результатів класифікації



Рис. 8. Навантаження на обчислювальне середовище Google Colab при розмірі батчу 8.

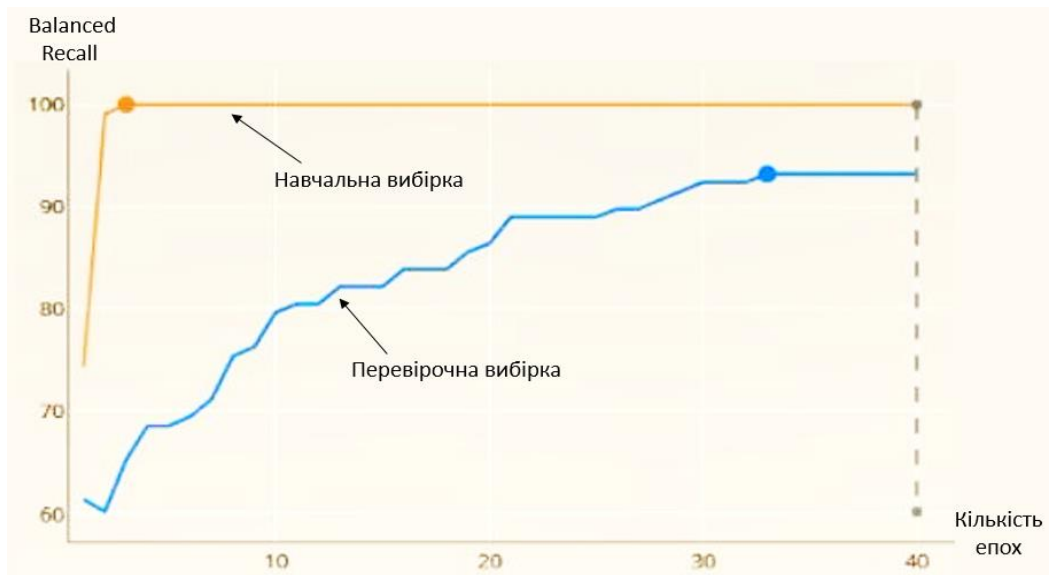


Рис. 9. Ефективність неймережі на основі MobileNetV2 (батч 8).

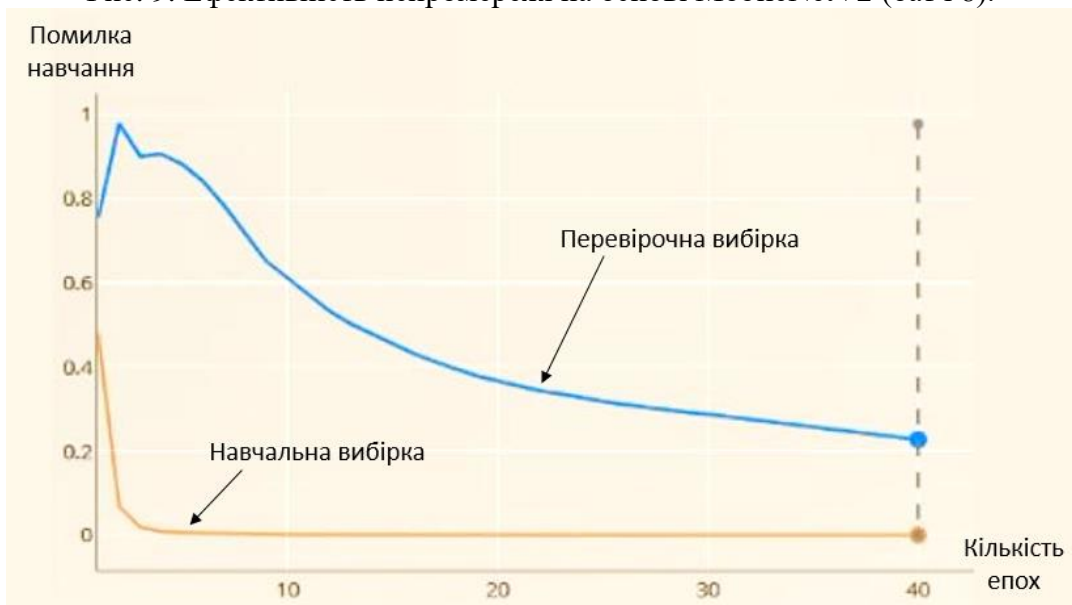


Рис. 10. Помилка навчання при батчі 8.

Матриця помилок наведена на рис. 11. Приклад роботи мережі наведено на рис. 12. Враховуючі поведінку *Balanced Recall*, можливо збільшити кількість епох навчання з метою підвищення точності класифікації. Подальші дослідження дозволили отримати *Balanced*

Recall = 96,2 % при кількості епох 75 (рис. 13), помилка навчання на перевірочній вибірці становила 0,1 (рис. 14).

Дійсне значення	NOT_SNOW	52 88.1%	7 11.9%
	SNOW	2 4.3%	45 95.7%
		NOT_SNOW	SNOW
		Прогноз	

Рис. 11. Матриця помилок

	NOT_SNOW	NOT_SNOW	100.0%	0.0%
	NOT_SNOW	NOT_SNOW	100.0%	0.0%
	NOT_SNOW	NOT_SNOW	100.0%	0.0%
	SNOW	SNOW	0.0%	100.0%

Рис. 12. Приклад роботи мережі

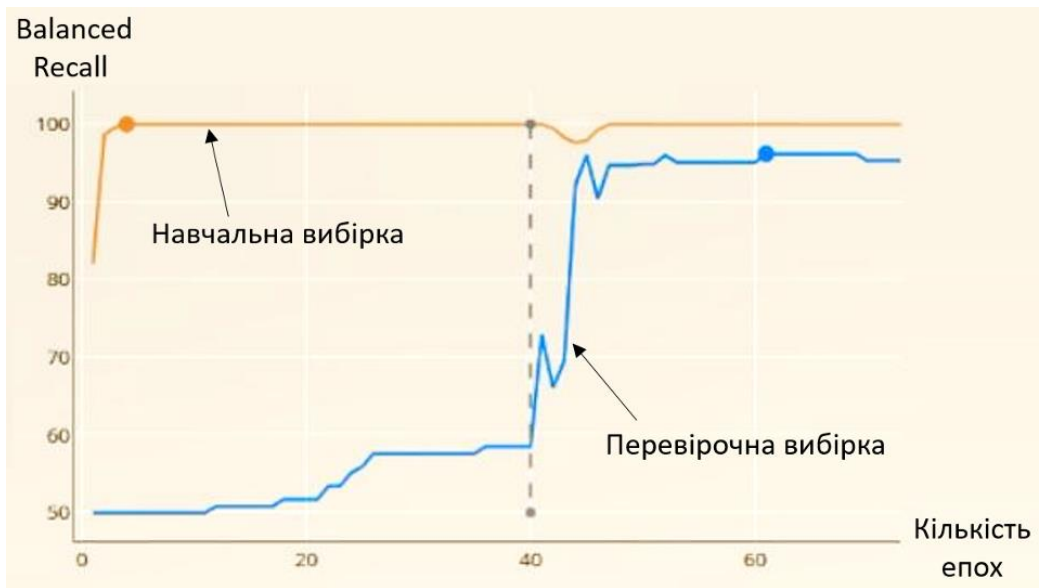


Рис. 13. Точність неймережі класифікації при 75 епохах навчання.

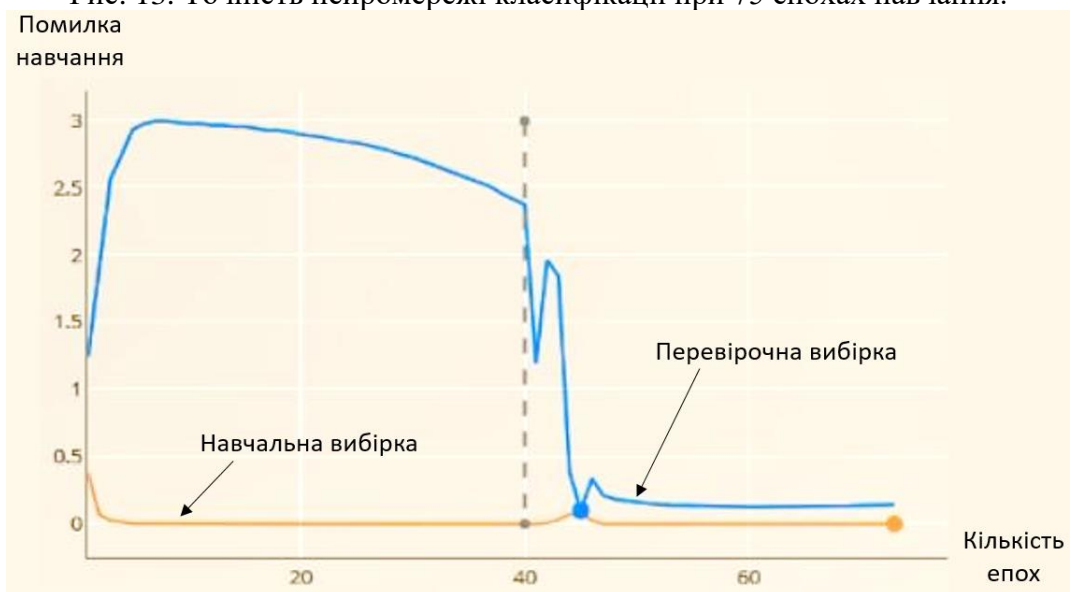


Рис.14. Помилка навчання

Проведені дослідження свідчать про можливість використання MobileNetV2 як основи для створення сезонно-специфічного сегменту багаторівневої архітектури нейронної мережі класифікації зображень місцевості.

Вибір між окремими сезонними датасетами та єдиним датасетом, що включає обидва сезони, залежить від специфіки задачі та доступних ресурсів. Якщо система має бути ефективною в різних сезонних умовах та має можливість обробляти великі об'єми даних, єдиний датасет з різноманітними сценами може бути кращим варіантом. Проте, якщо потрібна висока спеціалізація або обмежені ресурси, окремі датасети можуть бути більш доцільними. Подальші дослідження доцільно провести для інших попередньо навчених архітектур неймереж, зокрема Xception [7, 8], Inception [9] та ін.

СПИСОК ПОСИЛАНЬ

1. Vadym Slyusar, Mykhailo Protsenko, Anton Chernukha, Pavlo Kovalov, Pavlo Borodych, Serhii Shevchenko, Oleksandr Chernikov, Serhii Vazhynskiy, Oleg Bogatov, Kirill Khrustalev. Improvement of the object recognition model on aerophotos using deep conventional neural network.// *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. - 2021, Vol. 5, No. 2 (113). Pp. 6 – 21. DOI: 10.15587/1729-4061.2021.243094.
2. Vadym Slyusar, Mykhailo Protsenko, Anton Chernukha, Vasyl Melkin, Oleh Biloborodov, Mykola Samoilenko, Olena Kravchenko, Galina Kalinichenko, Anton Rohovyi, Mykhaylo Soloshchuk. Improvement of the model for detecting objects on aerial photos and video in unmanned aerial systems.// *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. - Vol. 1, No. 9(115). – 2022.- Pp.24 - 34.DOI: 10.15587/1729-4061.2022.252876.
3. Vadym Slyusar, Mykhailo Protsenko, Anton Chernukha, Stella Gornostal, Sergey Rudakov, Serhii Shevchenko, Oleksandr Chernikov, Nadiia Kolpachenko, Volodymyr Timofeyev, Roman Artiukh. Construction of an advanced method for recognizing monitored objects by a convolutional neural network using a discrete wavelet transform. // *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, Vol. 4 No. 9(112) (2021): Information and controlling system, Pp. 65 - 77. DOI: 10.15587/1729-4061.2021.238601.
4. Tsang S. Review: *MobileNetV2 – Light Weight Model (Image Classification)*. URL: <https://towardsdatascience.com/review-mobilenetv2-light-weight-model-image-classification-8febb490e61c>. (дата звернення: 27.10.2023).
5. *ImageNet*. URL: <https://www.image-net.org>. (дата звернення: 27.10.2023).
6. Слюсар В.І. Архітектурно-математичні основи удосконалення нейронних мереж з класифікації зображень. *Штучний інтелект*, 2022, № 1. С. 127-138. DOI: 10.15407/jai2022.01.127.
7. Слюсар В.І., Слюсарь І.І. Львы зоопарка нейростей. *Нейромережні технології та їх застосування НМТіЗ-2021: збірник наукових праць XX Міжнародної наукової конференції «Нейромережні технології та їх застосування НМТіЗ-2021»*, Краматорськ, ДДМА, грудень 2021. С. 129-133.
8. Xception. URL: <https://stephan-osterburg.gitbook.io/coding/coding/ml-dl/tensorflow/ch3-xception>. (дата звернення: 27.10.2023).
9. Inception. URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/Inception>. (дата звернення: 27.10.2023).

Наукове видання

**НЕЙПРОМЕРЕЖНІ ТЕХНОЛОГІЇ
ТА ЇХ ЗАСТОСУВАННЯ
НМТІЗ-2023**

Збірник наукових праць

Загальною редакцією
д-ра техн. наук, проф. С. В. Ковалевського і
Hon.D.Sc., prof. Predrag Dašić

32/2016 Формат 60 x 84/16. Ум. друк. арк. 16,1
Обл.-вид. арк. 17,2. Тираж 100 прим. Зам. № 26

Видавець і виготівник
Донбаська державна машинобудівна академія
84313, м. Краматорськ, вул. Академічна, 72.
Свідоцтво суб'єкта видавничої справи
ДК № 1633 від 24.12.2003