

УДК 062-768

<https://doi.org/10.31474/2074-2630-2025-1-46-55>

О. Ю. КОЛЛАРОВ (канд. техн. наук, доц.), **Д. О. ОСТРЕНКО**

Донецький національний технічний університет

kollarov@gmail.com, dmytro.ostrenko@gmail.com

ЗАСТОСУВАННЯ ШНМ ДЛЯ ОЦІНКИ ІНСОЛЯЦІЇ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ ПОТУЖНОСТІ ФЕС

Дана робота присвячена дослідженню застосування штучних нейронних мереж для автоматичного аналізу зображень неба з метою ідентифікації типу погодного стану, локалізації положення Сонця та оцінки рівня освітленості. У дослідженні побудовано просту повноз'язну нейронну мережу для класифікації станів неба на основі числових ознак, сформованих із аналізу зображень (покриття хмарами, яскравість, час доби).

Розроблено додатковий алгоритм обробки зображень, що дозволяє визначати координати Сонця та розраховувати відносний рівень освітленості, навіть без використання фізичних сенсорів інсоляції. Під час візуалізації враховано контекст кадру та джерела хибних спрацьовувань, таких як відблиски чи краплі на лінзі. В роботі також реалізовано фільтрацію результатів, що дозволяє уникати помилкових класифікацій у нічний час або за сильної хмарності.

Актуальність дослідження полягає у необхідності використання доступних методів комп'ютерного зору для підвищення ефективності роботи фотоелектричних станцій (ФЕС), зокрема, для систем з рухомими панелями або прогнозування генерації у короткостроковій перспективі. Отримані результати демонструють можливість точного визначення погодного класу та положення Сонця, що може використовуватись у системах керування ФЕС для динамічного регулювання кута нахилу панелей або прогнозу потужності.

Робота підкреслює доцільність інтеграції методів штучного інтелекту та комп'ютерного зору у сферу відновлюваної енергетики, забезпечуючи адаптивну і недорогу альтернативу сенсорним модулям для аналізу стану атмосфери.

Ключові слова: штучні нейронні мережі, комп'ютерний зір, фотоелектричні станції, локалізація Сонця, класифікація зображень, оптимізація моделей, рівень освітленості, оптимізація генерації, відновлювана енергія, погодні умови, штучний інтелект, технічне обслуговування, автономні системи енергопостачання.

Об'єкт дослідження – процес автоматизованого аналізу зображень небосхилу за допомогою штучних нейронних мереж з метою оцінки стану атмосферної прозорості, локалізації джерела сонячного випромінювання та розрахунку рівня освітленості для підвищення ефективності генерації електроенергії у ФЕС.

Мета роботи – розробка та апробація інтелектуальної моделі візуального аналізу зображень небосхилу на основі штучної нейронної мережі для класифікації погодних умов, локалізації положення Сонця та оцінки відносної сонячної інсоляції з метою забезпечення підтримки максимальної потужності ФЕС у змінних метеоумовах.

До основних задач дослідження слід віднести:

- Побудова моделі штучної нейронної мережі для класифікації типів зображень неба (ясно, хмарно, темно, частково хмарно тощо) на основі статистичних ознак, отриманих з RGB-зображень.

- Навчання моделі та аналіз точності класифікації при варіюванні архітектури мережі, типів функцій активації та кількості шарів.

- Реалізація модуля локалізації джерела сонячного випромінювання з використанням класичних методів обробки зображень на основі аналізу яскравісних характеристик та геометричних параметрів.

- Розробка алгоритму для оцінювання рівня освітленості зображення у відсотковому вираженні на основі аналізу локальної яскравості в зоні Сонця.
- Проведення порівняльного аналізу точності традиційних моделей машинного навчання (Random Forest, XGBoost, SVM, KNN) у задачі класифікації стану неба.
- Побудова зведених графічних та аналітичних метрик для візуального порівняння ефективності нейромережевого підходу з класичними алгоритмами.
- Обґрунтування доцільності застосування запропонованої системи для адаптивного керування положенням сонячних панелей у випадку рухомих конструкцій або для моніторингу ефективності генерації на статичних ФЕС.

Аналіз стану питання. У контексті зростання попиту на точне прогнозування сонячної енергії розробка економічних алгоритмів аналізу атмосфери є актуальною. У дослідженнях [2, 3] запропоновано методи виявлення хмар на зображеннях неба, що працюють у реальному часі та придатні для вбудованих систем. Зокрема, метод NRBR (Normalized Red-Blue Ratio) використовує співвідношення кольорових каналів, а CSL (Clear Sky Library) порівнює зображення з еталонами чистого неба, не потребуючи сенсорів інсоляції.

Інший перспективний напрям – використання зображень неба для прогнозування інсоляції. У роботі [3] представлено датасет НРМ, що містить 760 000 зображень неба, зібраних із частотою 1 зображення на хвилину протягом 2019–2022 років за допомогою камер із роздільною здатністю 1920×1080 пікселів. Для кожного зображення автоматично отримано 14 ознак, включно з хмарністю, яскравістю в зоні Сонця та часовими параметрами. Порівняно з [2, 3], запропонована модель додатково локалізує Сонце та оцінює інсоляцію, що розширює її застосування для ФЕС із трекерами.

Основний результат. Спираючись на виконаний аналіз у [2-5] була розроблена штучна нейронна мережа (ШНМ), архітектура якої наведена на рис. 1.

№	Тип шару	Розмір виходу	Кількість параметрів	Функція активації	
0	1	Dense	-	448	relu
1	2	Dense	-	2080	relu
2	3	Dense	-	198	softmax

Рисунок 1 – Архітектура обраної ШНМ

ШНМ побудована на основі багатошарової перцептронної архітектури, продемонструвала високу ефективність у задачі класифікації типів зображень неба за обраними ознаками. За підсумками навчання на розміченому датасеті, був створений графік точності (рис. 1), що демонструє впевнене та стабільне зростання як навчальної, так і валідаційної точності протягом 25 епох. Вже з 5-ї епохи валідаційна точність перевищує 90%, а з 15-ї — стабілізується в межах 95–96%. Важливо, що тренувальна та валідаційна точність зберігають близьке значення протягом усього навчання, що вказує на відсутність перенавчання [6-7].

Графік втрат (рис. 2) підтверджує ці висновки: як тренувальні, так і валідаційні втрати зменшуються експоненційно протягом перших 10 епох, після чого плавно стабілізуються на рівні 0.09. Відсутність розриву між параметрами «train_loss» й «val_loss» є свідченням хорошої узагальнюючої здатності моделі.

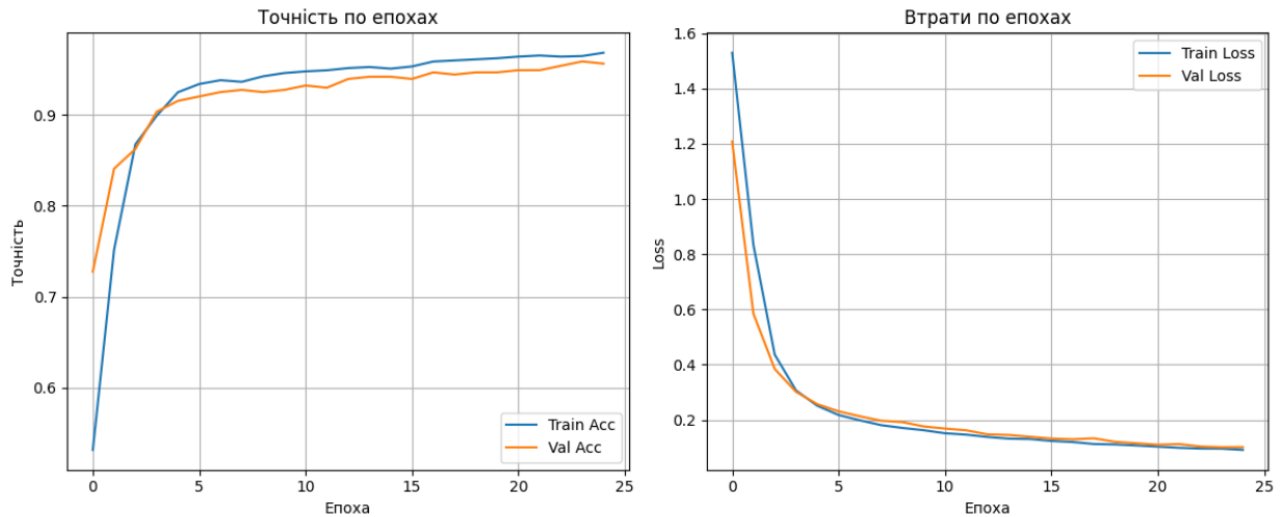


Рисунок 2 – Результати тренування нейронної мережі

Модель ефективно розрізняє класичні погодні стани (ясно, похмуро, темно тощо) і реагує коректним чином на варіації освітленості та хмарності, що підтверджується якісною візуалізацією прогнозів на випадкових зображеннях.

З метою оцінки ефективності нейромережевого підходу було проведено порівняльний аналіз із чотирма класичними алгоритмами машинного навчання, що добре зарекомендували себе в роботі з табличними ознаками табл. 1.

Таблиця 1 – Порівняння результатів класичних алгоритмів машинного навчання

Метод	Точність (у моделі - Accuracy)	Основні характеристики
Random Forest	висока	Швидкий, стійкий до пере-навчання, підходить для невеликих датасетів
SVM	помірна	Працює добре на малих вибірках, чутливий до масштабування
XGBoost	дуже висока	Один з найефективніших бустингових методів, гнучкий і точний
KNN	нижча	Простий, не вимагає навчання, однак погано масштабується

Проведений експеримент показав, що Random Forest і XGBoost досягають результатів, порівнюваних із ШНМ, при цьому Random Forest є значно швидшим в обчисленнях. Модель SVM забезпечує прийнятну точність, але вимагає ретельного підбору гіперпараметрів та нормалізації даних. Метод К-ближчих сусідів (KNN) продемонстрував найнижчу точність серед розглянутих, що пояснюється його слабкою адаптивністю до складних розподілів класів.

	Точність	Логарифмічні втрати	Час навчання (с)
RandomForest	0.990347	0.022330	0.438641
KNN	0.990347	0.221263	0.000998
XGBoost	0.990347	0.036079	0.135859
SVM	0.957529	0.073854	0.114311

Рисунок 3 – Виведення основної інформації про тренування ШНМ різними алгоритмами

Одним із ключових методів оцінювання якості багатокласової класифікації є матриця плутанини (confusion matrix), яка дозволяє детально проаналізувати точність класифікації кожного класу. У даному випадку, модель класифікує зображення неба за шістьма класами: «сонячно», «мінлива хмарність», «хмарно», «дуже хмарно», «темний час» та «схід або захід сонця» [2, 6].

По рядках матриці відображаються реальні класи, а по стовпцях — передбачені модельні значення. Ідеальний випадок передбачає, що всі передбачення зосереджені на головній діагоналі, а решта комірок мають нульові значення.

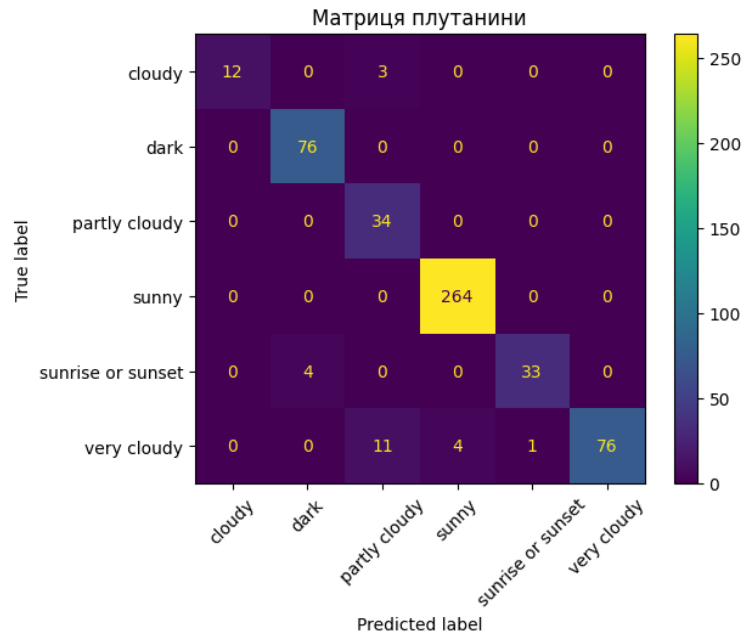


Рисунок 4 – Результати тренування нейронної мережі

Таблиця 2 – Аналіз роботи ШНМ на різних прикладах

Клас зображення	Вірна й загальна кількість / Точність (%)	Основні помилки (кількість, причина)	Коментарі
Хмарно	11 / 15 73,3 (%)	4 → Частково хмарно	Часткова схожість візуальних ознак; ймовірна причина — нестача зразків.
Темно	11 / 15 98,7 (%)	1 → Схід або захід сонця	Висока точність завдяки чітким візуальним особливостям (нічне небо).
Частково хмарно	34 / 34 100 (%)	-	Добре виражені переходи між світлом і хмарами.
Ясно	264 / 264 100 (%)	-	Найбільш характерний клас з високою яскравістю та відсутністю хмар.
Схід або захід	36 / 37 100 (%)	1 → Темно	Візуальна подібність до нічного неба через відсутність прямого світла.
Дуже хмарно	77 / 92 81,1 (%)	10 → Частково хмарно 4 → Ясно 1 → Схід або захід	Складність обумовлена просвічуванням світла крізь щільні хмари.

Загальна точність класифікації моделі склала 96%, що підтверджується стабільною динамікою зростання точності на тренувальній і валідаційній вибірках. Модель демонструє високу здатність до узагальнення, зокрема для класів “ясно”, “темно” та “частково хмарно”, які класифікуються з абсолютною або майже абсолютною точністю. Найбільша кількість помилок спостерігається у класах “дуже хмарно” та “хмарно”, що пояснюється меншим обсягом тренувальних даних та складнішими візуальними патернами.

Згідно аналізу у табл. 2 окрему увагу слід приділити аналізу помилкових класифікацій — візуальний перегляд прикладів із високим рівнем помилок допоможе виявити характерні особливості, що призводять до змішування класів. Крім того, рекомендовано впровадити оцінку впевненості моделі у зроблених передбаченнях (наприклад, через ентропію або дисперсію softmax-виходу), що дозволить знизити кількість хибних рішень у випадках неоднозначних або складних зображень.

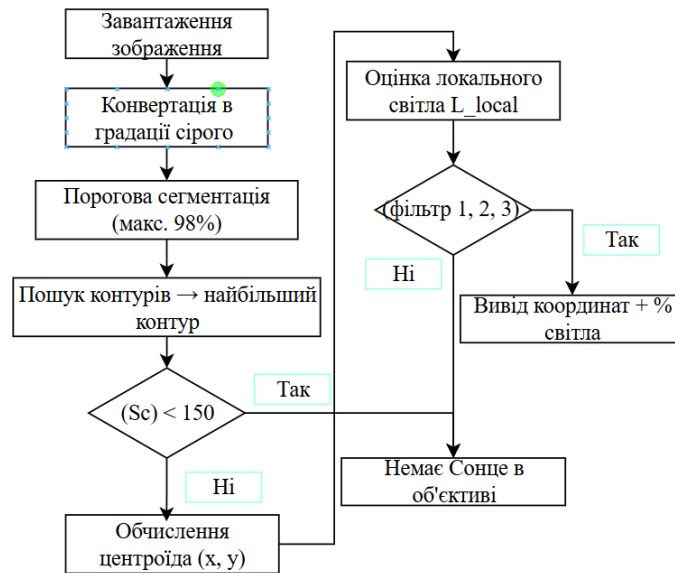


Рисунок 5 – Блок-схема загального алгоритму (детекція Сонця та визначення освітленості)

Після успішної класифікації типів зображень неба за допомогою штучної нейронної мережі постала задача розширення функціональності системи у напрямі локалізації джерела сонячного випромінювання та кількісної оцінки інтенсивності освітлення. Такий підхід дозволяє перейти від традиційної класифікації до комбінованої задачі регресії та локалізації, що відкриває нові можливості для підвищення ефективності адаптивного керування у ФЕС.

Для розв’язання поставлених задач застосовано евристичний метод обробки зображень, який не вимагає навчання моделі. Основна ідея полягає в наступному - зображення перетворюється у відтінки сірого, після чого з використанням функції «cv2.minMaxLoc» виявляється координата пікселя з максимальною яскравістю, що вважається центром Сонця. Таким чином, визначається положення джерела енергії (координати X, Y) у межах кадру, за (1), де I – інтенсивність пікселя

$$(x, y) = \arg \max_{(i, j)} I(i, j) \quad (1)$$

Довкола знайденої координати формується квадратна зона (розміром 20×20 пікселів), усередині якої обчислюється середнє значення яскравості. Отримане значення нормалізується до діапазону [0, 100 %], що дозволяє інтерпретувати його як відносний рівень сонячної інсоляції (2), де G – значення освітленості; ROI — область навколо Сонця.

$$G = \frac{1}{N} \sum_{(i, j) \in ROI} \frac{I(i, j) \cdot 100\%}{255} \quad (2)$$

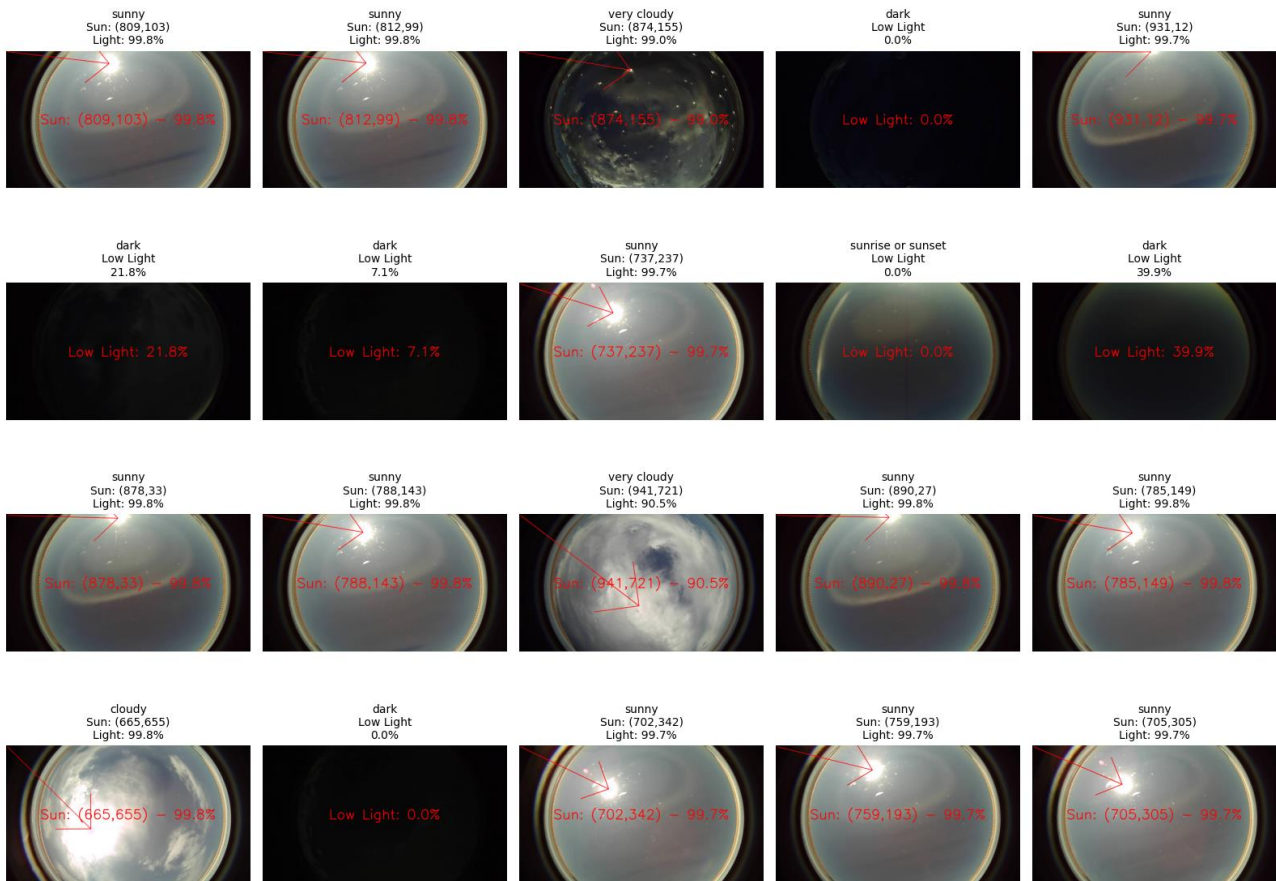


Рисунок 6 – Результати відпрацювання ШНМ на 20 прикладах

Для перевірки достовірності локалізації та інтерпретації освітленості було візуалізовано 20 випадкових зображень з датасету (рис. 6). На кожному з них:

- положення Сонця позначається стрілкою або точкою;
- у заголовку виводиться тип небосхилу, координати Сонця та розрахований рівень освітленості.

Це дозволило здійснити якісний контроль локалізації та водночас побачити залежність між класифікованим станом неба та рівнем інсоляції.

Запропонована методика дозволяє:

- здійснювати попередню оцінку інсоляції без використання фізичних сенсорів;
- виявляти аномальні ситуації, наприклад, наявність блисків, капель або штучного освітлення (які можуть бути хибно інтерпретовані як Сонце);
- інтегрувати локалізацію Сонця у стратегії керування рухомими панелями ФЕС для автоматичної орієнтації.

Хоча метод показав високу ефективність за нормальних умов, він чутливий до:

- нічного освітлення та штучних джерел світла;
- вологих лінз або блисків після дощу;
- прозорих хмар, які спотворюють яскравість.

Для подолання цих обмежень запропоновано:

1. Враховувати контекст зображення (загальна освітленість кадру);
2. Перевіряти впевненість класифікації типу неба перед оцінкою положення Сонця;
3. Встановлювати мінімальну площу яскравого об'єкта, щоб уникнути хибних локалізацій.

Отримана інформація від ШНМ служить вхідними даними для адаптивного керування електричними параметрами ФЕС, а також для орієнтації панелей (у випадку систем із трекерами). Система приймає рішення щодо адаптації електротехнічних компонентів ФЕС. У ви-

падку статичних панелей інформація про клас неба та рівень освітленості використовується для регулювання режиму роботи інвертора. Наприклад, за умов слабкої інсоляції, притаманної класам «дуже хмарно» або «світанок», може бути прийняте рішення про обмеження навантаження, оптимізацію конверсії або залучення додаткових джерел живлення.

У випадку ФЕС із трекарами додатково використовується інформація про координати Сонця, які перетворюються на азимутальні та висотні кути. Отримані параметри слугують входними даними для системи стеження за Сонцем, забезпечуючи оптимальну орієнтацію панелей навіть у разі відсутності стандартних сенсорів або зовнішніх датчиків.

Очікувана потужність генерування в момент часу t визначається як:

$$P(t) = P_{ideal}(t) \cdot \eta(t) \cdot \cos(\theta_{inc}(t)), \quad (3)$$

де: $P_{ideal}(t)$ - теоретично можлива потужність за умов максимального освітлення;

$\eta(t) \in [0,1]$ — відносний рівень освітленості, оцінений на основі зображення;

$\theta_{inc}(t)$ — кут між нормаллю до панелі та Сонцем.

Загалом, описана архітектура системи дозволяє не лише здійснювати реєстрацію атмосферного стану, а й забезпечувати адаптивне управління процесами генерації електроенергії. Завдяки поєднанню методів комп'ютерного зору, машинного навчання та евристичних підходів до аналізу візуальних даних забезпечується стабільна робота фотоелектричної станції навіть у динамічних погодних умовах. Система також може бути інтегрована у модулі прогнозування та МРРТ, зокрема в умовах часткової хмарності, коли траєкторія потужності містить декілька локальних максимумів.

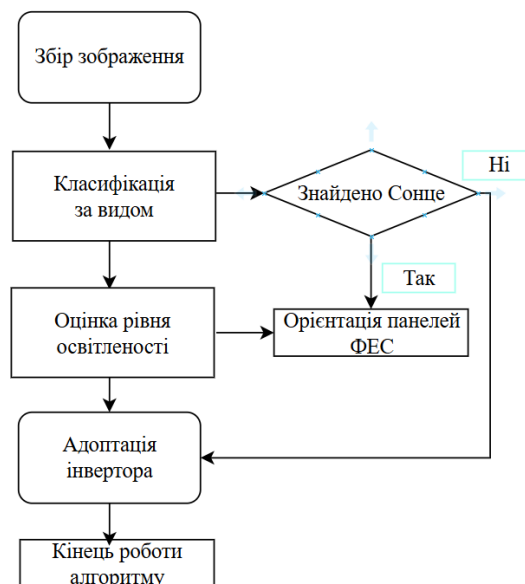


Рисунок 7 – Алгоритм спільної роботи ШНМ та ФЕС

Блок-схема алгоритму (рис. 7) відображає основні етапи функціонування системи:

- Початковим кроком є збір зображення, після чого здійснюється класифікація стану неба.
- Якщо Сонце виявлено, виконується модуль орієнтації панелей ФЕС, що важливо для рухомих систем.
- У будь-якому випадку, оцінюється рівень освітленості.
- Дані подаються до модуля адаптації інвертора, який відповідно регулює режим роботи.
- Завершується робота виходом у SCADA або регулюванням навантаження.

Висновки. Дослідження підтвердило ефективність нейронної моделі для класифікації стану неба, локалізації Сонця та оцінки інсоляції з точністю 96%. Розроблений алгоритм об-

робки зображень забезпечує точну локалізацію без сенсорів, що знижує витрати на апаратне забезпечення. Порівняння з класичними методами (Random Forest, XGBoost) показало конкурентоспроможність моделі.

Запропоноване рішення є перспективним для автономного моніторингу атмосфери та оптимізації ФЕС, особливо за змінної хмарності. Подальші дослідження варто зосередити на інтеграції згорткових нейронів і тестуванні в реальних умовах.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Колларов О. Ю. та Остренко Д. О. «Аналіз застосування згорткових нейронних мереж для підвищення надійності у роботі ФЕС», збірник «Наукові праці Донецького Національного Технічного Університету, серія: електротехніка і енергетика» №2(31)'2024, м. Луцьк, с 50-58.
2. G. M. Kristóf, J. A. Velázquez Blázquez, Á. Horváth, "Improving cloud type classification of ground-based images using region covariance descriptors", *Atmospheric Measurement Techniques*, vol. 14, no. 1, pp. 737–747, Jan. 2021. DOI: 10.5194/amt-14-737-2021. License: CC BY 4.0.
3. Nie Y., et al. "Cloud detection in sky images" [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://github.com/yuhao-nie/Cloud-dection-in-sky-images> [дата звернення: 30.05.2025].
4. Soumyabrata Dev, Yee Hui Lee, Stefan Winkler, "Color-based Segmentation of Sky/Cloud Images From Ground-based Cameras", *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. XX, no. XX, pp. 460–472, 2016.
5. Yunfei Liu, Zhe Liu, Yidan Zhao, "Weather Forecast Based on Color Cloud Image Recognition under the Combination of Local Image Descriptor and Histogram Selection", *Electronics*, vol. 11, no. 21, p. 3460, Oct. 2022. DOI: 10.3390/electronics11213460.
6. M. Kazantzidis, H. G. Silva, A. F. Bais, S. R. Prasad, E. O. Gobbi, "Neural Networks and Support Vector Machine Algorithms for Automatic Cloud Classification of Whole-Sky Ground-Based Images", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 12, no. 3, pp. 602–606, Feb. 2015. DOI: 10.1109/LGRS.2014.2356616.
7. Entavelis P., et al. "SkyCam Dataset" [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://github.com/entavelis/SkyCam> [дата звернення: 30.05.2025].
8. Ruymán Hernández-López, Carlos M. Travieso-González, Nabil I. Ajali-Hernández, "Sky Image Classification Based on Transfer Learning Approaches", *Sensors*, vol. 24, no. 12, p. 3726, June 2024. DOI: 10.3390/s24123726.
9. Sheng Li, Min Wang, Shuo Sun, Jia Wu, Zhihao Zhuang, "CloudDenseNet: Lightweight Ground-Based Cloud Classification Method for Large-Scale Datasets Based on Reconstructed DenseNet", *Sensors*, vol. 23, no. 18, p. 7957, Sep. 2023. doi: 10.3390/s23187957.

REFERENCES

1. O. Kollarov, D. Ostrenko, "Analysis of the Application of Convolutional Neural Networks to Improve Reliability in the Operation of PV Power Plants", *Collected Papers of Donetsk National Technical University, Series: Electrical Engineering and Power Engineering*, no. 2(31), 2024, Lutsk, pp. 50–58.
2. G. M. Kristóf, J. A. Velázquez Blázquez, Á. Horváth, "Improving cloud type classification of ground-based images using region covariance descriptors", *Atmospheric Measurement Techniques*, vol. 14, no. 1, pp. 737–747, Jan. 2021. DOI: 10.5194/amt-14-737-2021. License: CC BY 4.0.
3. Nie Y., et al. "Cloud detection in sky images" [Online resource]. – Available at: <https://github.com/yuhao-nie/Cloud-dection-in-sky-images> [Accessed: 30.05.2025].

4. Soumyabrata Dev, Yee Hui Lee, Stefan Winkler, "Color-based Segmentation of Sky/Cloud Images From Ground-based Cameras", IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, vol. XX, no. XX, pp. 460–472, 2016.
5. Yunfei Liu, Zhe Liu, Yidan Zhao, "Weather Forecast Based on Color Cloud Image Recognition under the Combination of Local Image Descriptor and Histogram Selection", Electronics, vol. 11, no. 21, p. 3460, Oct. 2022. DOI: 10.3390/electronics11213460.
6. M. Kazantzidis, H. G. Silva, A. F. Bais, S. R. Prasad, E. O. Gobbi, "Neural Networks and Support Vector Machine Algorithms for Automatic Cloud Classification of Whole-Sky Ground-Based Images", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 12, no. 3, pp. 602–606, Feb. 2015. DOI: 10.1109/LGRS.2014.2356616.
7. Entavelis P., et al. "SkyCam Dataset" [Online resource]. – Available at: <https://github.com/entavelis/SkyCam> [Accessed: 30.05.2025].
8. Ruymán Hernández-López, Carlos M. Travieso-González, Nabil I. Ajali-Hernández, "Sky Image Classification Based on Transfer Learning Approaches", Sensors, vol. 24, no. 12, p. 3726, June 2024. DOI: 10.3390/s24123726.
9. Sheng Li, Min Wang, Shuo Sun, Jia Wu, Zhihao Zhuang, "CloudDenseNet: Lightweight Ground-Based Cloud Classification Method for Large-Scale Datasets Based on Reconstructed DenseNet", Sensors, vol. 23, no. 18, p. 7957, Sep. 2023. DOI: 10.3390/s23187957.

O. KOLLAROV, D. OSTRENKO
Donetsk National Technical University

Application of Artificial Neural Networks for Insolation Estimation and Power Optimization in PV Systems. This paper focuses on the development and implementation of artificial neural networks (ANNs) for the automated analysis of sky images with the aim of classifying atmospheric conditions, localizing the position of the Sun, and evaluating the relative illumination level. A fully connected ANN model was developed to perform classification of sky states based on numerical features extracted from RGB images, such as cloud coverage, brightness levels, and time of day.

In addition to classification, an auxiliary algorithm was proposed for image processing, enabling the localization of the solar disc and estimation of illumination intensity in relative terms, even in the absence of physical irradiance sensors. This method relies on a heuristic approach that uses pixel brightness distribution within a localized region of interest. To ensure result reliability, specific visual artifacts such as lens glare or water droplets were taken into account, and a filtering mechanism was implemented to avoid false detections under conditions of darkness or heavy cloud cover.

The relevance of the proposed research is driven by the growing demand for cost-effective and adaptive tools that can improve the efficiency of photovoltaic systems (PVS), particularly for those equipped with solar trackers or requiring short-term power generation forecasting. The system demonstrates the ability to accurately determine both the current atmospheric class and the Sun's position within the image frame. These results can be incorporated into decision-making systems of photovoltaic infrastructure to support real-time orientation adjustment of solar panels or power prediction under dynamically changing meteorological conditions. This research highlights the feasibility and practicality of integrating artificial intelligence and computer vision methods into the domain of renewable energy. The developed system offers a low-cost and scalable alternative to traditional radiometric sensors for atmospheric state analysis. It supports both fixed and dynamically controlled PV systems, contributing to enhanced energy harvesting performance without the need for additional hardware sensors. The object of study is the process of automated analysis of sky imagery using artificial neural networks for the purpose of evaluating atmospheric transparency, detecting the location of solar irradiance sources, and estimating relative illumination levels to enhance photovoltaic generation efficiency. The aim of the work is to design and validate an intelligent model based on artificial neural networks for visual sky analysis, supporting the classification

of weather conditions, Sun localization, and estimation of solar insolation with the goal of maximizing PV output under variable weather scenarios.

Keywords: *artificial neural networks, computer vision, photovoltaic systems, Sun localization, image classification, model optimization, illumination estimation, energy generation optimization, renewable energy, weather conditions, artificial intelligence, predictive maintenance, autonomous energy systems.*