

Дубовик В. Г., Босак А. В., Городецький В. Г., Хандрика І. Т., Хиліук А. О.
(КПІ ім. Ігоря Сікорського, Київ)

**ОСОБЛИВОСТІ ОПТИМІЗАЦІЇ МАКСИМАЛЬНОЇ ПОТУЖНОСТІ
(MPPT) У ФОТОЕЛЕКТРИЧНИХ СИСТЕМАХ**

E-mail: processor-w@ukr.net

Фактори навколишнього середовища, такі як затінення, низький рівень опромінення суттєво впливають на продуктивність фотоелектричних систем, причому часткове затінення створює кілька локальних максимумів потужності (MPPT). Проведено огляд публікацій по моделюванню в середовищі MATLAB/Simulink за чотирма статичними сценаріями оптимізації максимальної потужності (MPPT) в випадках часткового затінення, порівнюючи гібридний алгоритм ТТАО-ІС з традиційними методами, такими як метод збурень та спостережень (P&O), ІС та метаевристичними алгоритмами, результати якого показують, що гібридний алгоритм ТТАО-ІС досягає дуже високої ефективності відстеження, перевершуючи існуючі методи та демонструє надійну адаптивність до різних умов.

Традиційні підходи, зокрема, методи «Збурення та спостереження» (P&O) та «Інкрементальна провідність» (IC), домінували в ранніх поколіннях MPPT-систем завдяки своїй простоті та ефективності в стабільних умовах. Однак ці методи мають значні обмеження при застосуванні до динамічних або складних середовищ. Ці обмеження включають повільну конвергенцію, недостатню точність відстеження та нездатність ефективно керувати сценаріями часткового затінення [1]. Щоб подолати ці проблеми, були розроблені інноваційні підходи, засновані на метаевристичних та гібридних алгоритмах. Такі методи, як Оптимізація рою частинок (PSO), пошук по алгоритму (CS) [2] та Grey Wolf Optimizer (GWO) – ефективний мета-евристичний метод оптимізації. Він має хороші можливості в експлуатації для унімодальних проблем. Ці алгоритми дозволяють точніше локалізувати точку глобального максимуму потужності (GMPP), одночасно покращуючи швидкість конвергенції та зменшуючи коливання в стаціонарному стані. Крім того, вдосконалені варіанти, такі як модифікований

PSO, алгоритм розмноження рослин (PPA) та гібридні рішення, такі як радіальна базисна функціональна нейронна мережа на основі PSO (PSO-RBFNN), продемонстрували свою здатність досягати виходу енергії понад 99 %, навіть за мінливих та складних погодних умов [3]. Поява штучного інтелекту в стратегіях MPPT ознаменувала початок нової ери інновацій. Алгоритми, засновані на штучних нейронних мережах, у поєднанні з гібридними методами, такими як PSO-RBFNN, допомагають вирішувати складні завдання, одночасно підвищуючи надійність та швидкість систем [4-7].

Дослідження спрямовані на покращення MPPT у фотоелектричних системах в умовах часткового затінення шляхом розробки гібридного підходу, який інтегрує оптимізатор агрегації топології триангуляції (ТТАО) з алгоритмом ІС. Інтегруючи можливості глобальної оптимізації ТТАО з точністю методу ІС, запропонований алгоритм ТТАО-ІС усуває обмеження традиційних методів MPPT, таких як Р&О та автономні ІС, які часто мають проблеми з локальними оптимумами, коливаннями та повільною конвергенцією за неоднорідного опромінення. Мета полягає в тому, щоб забезпечити надійне, ефективне та надійне рішення для покращення вилучення енергії у фотоелектричних системах, особливо у великомасштабних розгортаннях, де часткове затінення є поширеною проблемою. Результати моделювання демонструють чудову продуктивність ТТАО-ІС, особливо у випадках, коли традиційні методи не можуть конвергуватися до GMPP. Алгоритм досягає ефективності відстеження, що перевищує 99 % у різних умовах часткового затінення, що підкреслює його стійкість та надійність. Ключові переваги алгоритму ТТАО-ІС включають: швидку конвергенцію до GMPP, що забезпечує мінімальні втрати енергії під час процесу відстеження, значне зменшення коливань навколо MPP, навіть за динамічних та неоднорідних умов опромінення, постійно висока ефективність відстеження, що призводить до підвищеного виходу енергії та покращення загальної продуктивності системи.

Фотоелектричний елемент представлений моделлю з одним діодом. Цю модель можна розширити на фотоелектричний модуль, розглядаючи його як групу ідентичних елементів, з'єднаних послідовно та/або паралельно. Модель окремого

елемента розроблена з використанням широко прийнятої еквівалентної електричної схеми (рис. 1).

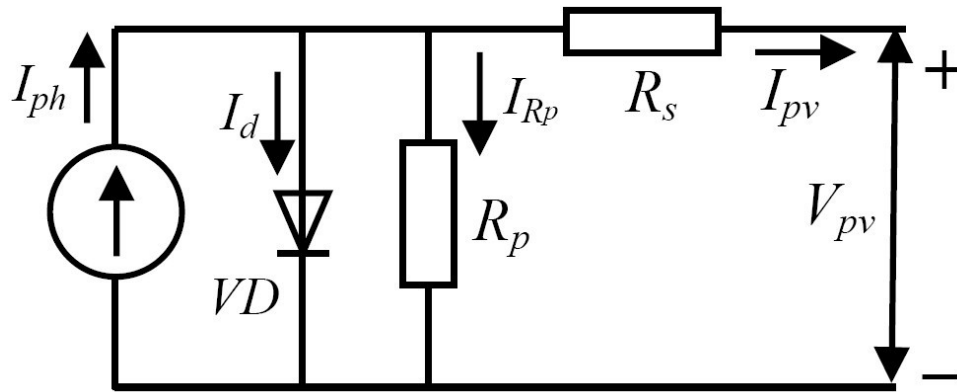


Рис. 1. Еквівалентна схема моделі сонячного елемента з одним діодом

Математична модель фотоелектричної системи описується набором рівнянь, що відображають електричну поведінку та характеристики модулів за різних умов. Ці рівняння враховують такі фактори, як опромінення, температура, внутрішній опір та електричні параметри фотоелектричних елементів:

$$I_{ph} = (I_{sc} + k_i (T - 270)) G/1000 \quad (1)$$

де I_{ph} – фотострум;

I_{sc} – струм короткого замикання;

k_i – коефіцієнт короткого замикання;

T – температура;

G – опромінення.

У фотоелектричних системах перетворювач постійного струму (DC-DC) є важливим для реалізації МРРТ, забезпечуючи максимальне захоплення енергії та підвищення ефективності системи, особливо за умов коливань навколишнього середовища. Алгоритми МРРТ працюють разом з перетворювачами постійного струму для точного налаштування електричних параметрів системи для оптимального перетворення потужності. Широко використовуваним перетворювачем постійного струму для цієї мети є підвищувальний перетворювач,

який підвищує вихідну напругу порівняно з вхідною напругою. Потужність, що виробляється фотоелектричною панеллю, подається на цей підвищувальний перетворювач, який регулюється за допомогою ШІМ-сигналу, що генерується MPPT-контролером. Щоб забезпечити максимальне вилучення потужності з фотоелектричної системи, робочий цикл (D) підвищувального перетворювача постійного струму постійно регулюється на основі змін сонячної радіації, рис. 2, температури та інших факторів навколишнього середовища.

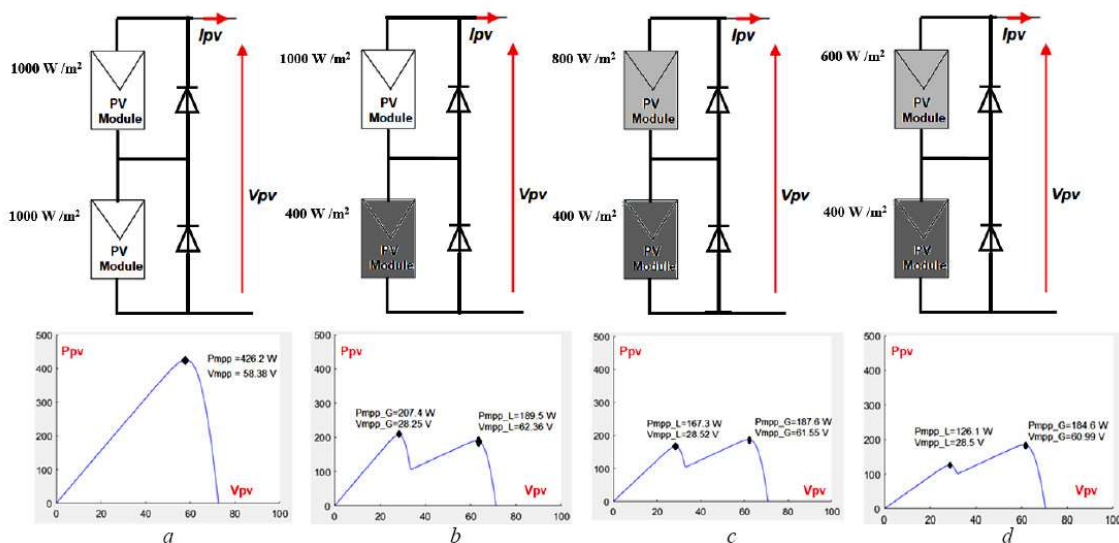
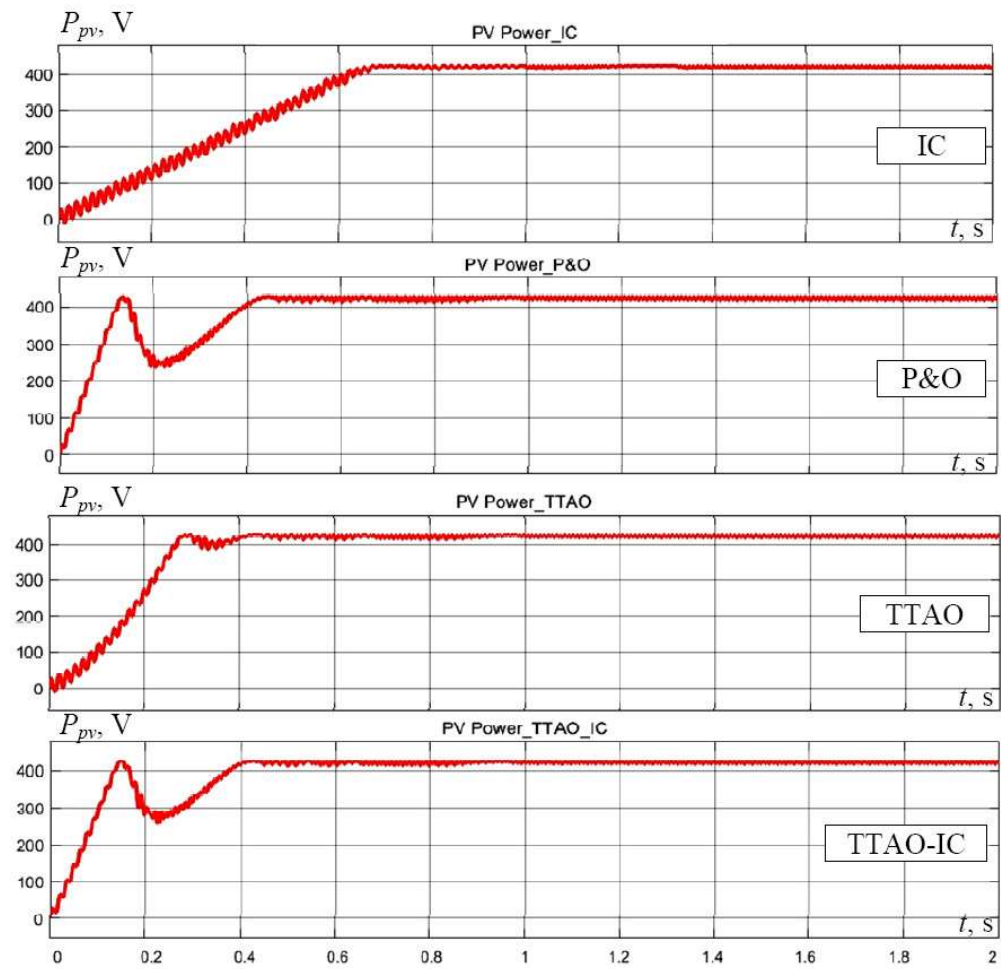


Рис. 2. Схеми фотоелектричних модулів за різними сценаріями статичного часткового затінення: а – сценарій 1 (STC); б – сценарій 2; с – сценарій 3; d – сценарій 4

Результати моделювання проілюстровано на рис. 3-6, які відповідають 4 сценаріям, кожен з яких виділяє потужність P_{pv} за робочий цикл при використанні алгоритмів ІС, Р&О, ТТАО та ТТАО-ІС. Згідно з результатами моделювання, представленими в табл. 1, продуктивність алгоритмів оцінюється за різними сценаріями:

Сценарій 1. Алгоритми ТТАО і ТТАО-ІС демонструють мінімальні помилки відстеження, значно перевершуючи методи ІС та Р&О, які демонструють набагато вищі показники помилок, рис. 3.

Рис. 3. Графіки зміни потужності P_{pv} у сценарії 1

Сценарії 2 та 3. Методи IC та P&O мають значні обмеження, при цьому помилки відстеження перевищують 30 %, що підкреслює їхню знижену ефективність у цих умовах. Натомість, TTAO та TTAO-IC підтримують значно нижчі рівні помилок, при цьому TTAO-IC досягає вищої продуктивності, рис. 3 та рис. 4.

Таблиця 1 – Порівняння продуктивності алгоритмів у різних сценаріях, $T_1=T_2 = 25\text{ }^{\circ}\text{C}$

Алгоритми	Час перетворення	Робочий цикл	Помилка відстеження, %	W, Вт	ККД, %
Scenario 1: $G_1 = G_2 = 1000\text{ W/m}^2$, $P_{mpp} = 426.3\text{ W}$, $D_{optG} = 0.717$					
IC	648.689	0.710	0.964	426.130	99.96
P&O	628.276	0.710	0.894	426.124	99.96
TTAO	352.368	0.710	0.991	426.106	99.95
TTAO-IC	397.775	0.710	0.780	426.130	99.96
Scenario 2: $G_1=1000\text{ W/m}^2$, $G_2 = 400\text{ W/m}^2$, $P_{mpp} = 207.4\text{ W}$, $D_{optG} = 0.803$					
IC	768.902	0.5305	34.004	189.453	91.35
P&O	517.483	0.5308	33.966	189.450	91.35
TTAO	254.545	0.7925	1.4105	204.705	98.70
TTAO-IC	265.734	0.7943	1.1866	206.400	99.75
Scenario 3: $G_1 = 800\text{ W/m}^2$, $G_2 = 400\text{ W/m}^2$, $P_{mpp} = 187.6\text{ W}$, $D_{optG} = 0.550$					
IC	567.832	0.7704	39.914	167.000	89.02
P&O	405.594	0.7699	39.823	167.200	89.13
TTAO	271.329	0.7714	40.096	167.200	89.13
TTAO-IC	442.281	0.5378	2.3287	187.600	100.00
Scenario 4: $G_1= 600\text{ W/m}^2$, $G_2 = 400\text{ W/m}^2$, $P_{mpp} = 184.6\text{ W}$, $D_{optG} = 0.551$					
IC	623.776	0.7401	34.293	125.800	68.15
P&O	433.566	0.7400	34.275	125.900	68.20
TTAO	338.462	0.7391	34.111	125.700	68.09
TTAO-IC	443.477	0.5311	3.3631	184.500	99.95

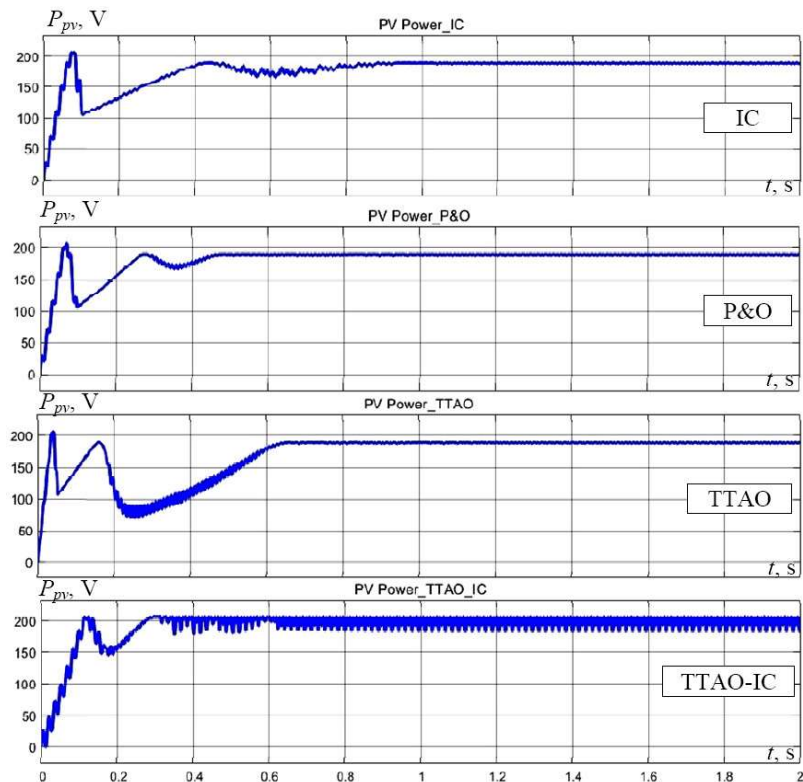


Рис. 4. Графіки зміни потужності P_{pv} у сценарії 2

Сценарій 4. Спостерігається та сама тенденція, де ТТАО-ІС постійно фіксує найнижчу помилку відстеження, демонструючи свою стійкість та точність у різних умовах.

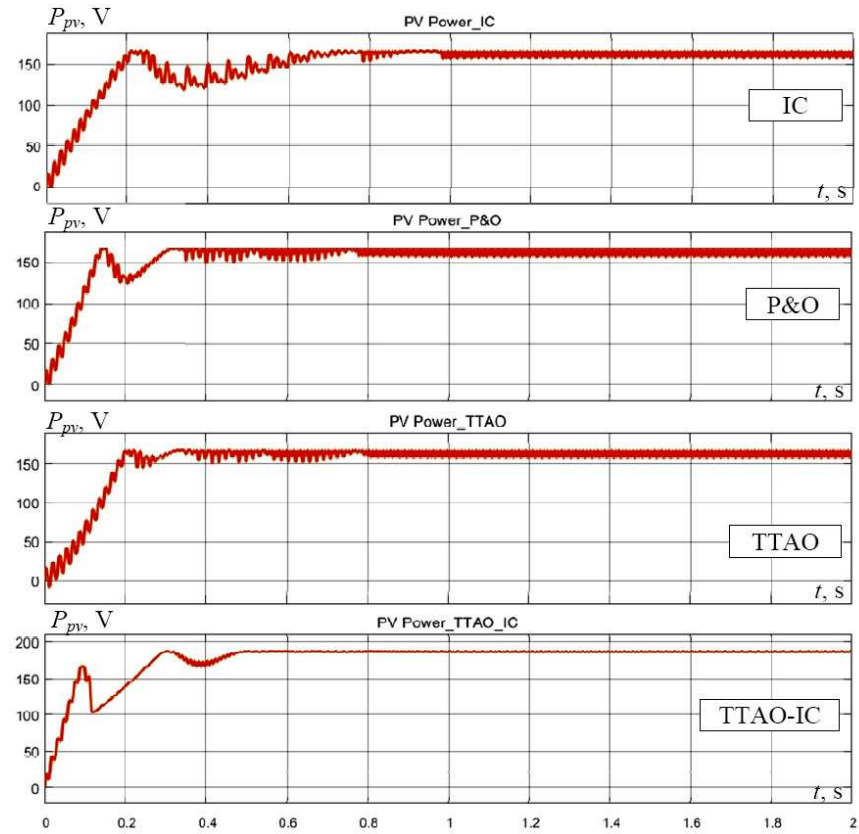
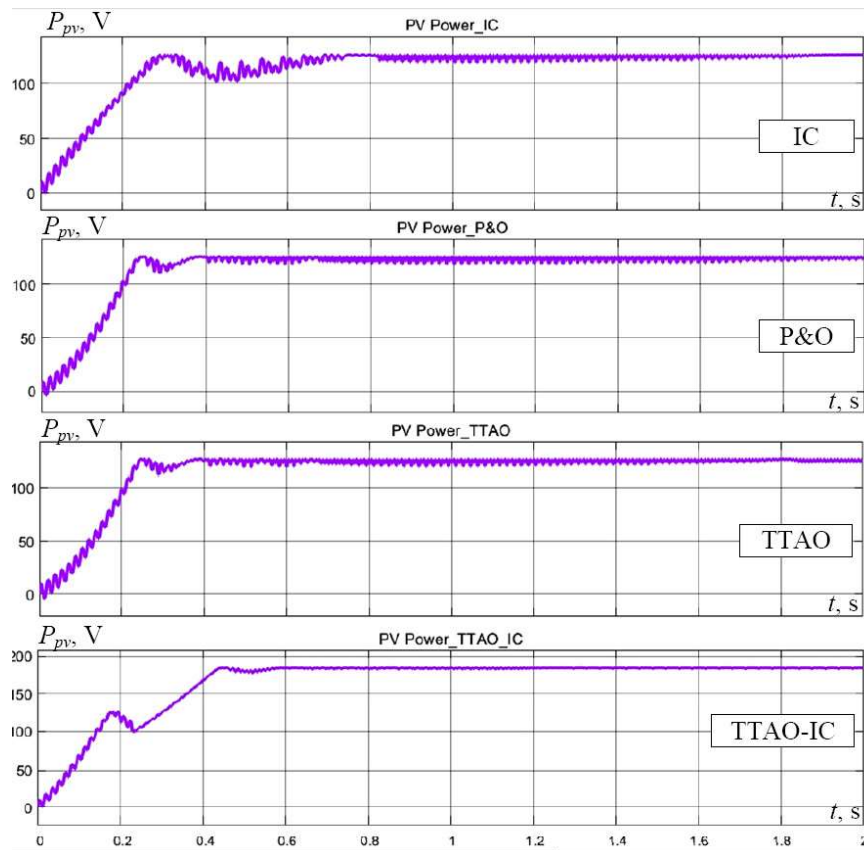


Рис. 5. Графіки зміни потужності P_{pv} у сценарії 3

Крім того, контролер ТТАО-ІС демонструє значно швидший час відгуку, ніж PSO, PPA, PSOOBL, ABC та SSA-GWO, коли він піддається статичним умовам затінення, що підкреслює його здатність швидко досягати GMPP. Ця підвищена ефективність зменшує втрати енергії, забезпечуючи точне та швидке відстеження GMPP. Ці результати підкреслюють виняткову ефективність та перевагу алгоритму ТТАО-ІС в оптимізації процесу MPPT для фотоелектричних систем.

Завдяки прискореній швидкості конвергенції та підвищеній ефективності, алгоритм стає високоефективним рішенням для максимізації виробництва енергії, одночасно вирішуючи проблеми затінення у фотоелектричних системах.

Рис. 6. Графіки зміни потужності P_{pv} у сценарії 4

Алгоритм ТТАО-ІС усуває обмеження традиційних методів, забезпечуючи швидшу конвергенцію до GMPP, зменшуючи коливання навколо MPP та підтримуючи високу ефективність відстеження навіть за неоднорідних умов затінення. Його можна виділити як високоефективне та надійне рішення для МРРТ у фотоелектричних системах, пропонуючи баланс між продуктивністю та високою ефективністю навіть за складних умов, що робить його сильним претендентом на великомасштабне застосування сонячної енергетики.

Література

1. Singh Chawda G., Prakash Mahela O., Gupta N., Khosravy M., Senjyu T. Incremental Conductance Based Particle Swarm Optimization Algorithm for Global Maximum Power Tracking of Solar-PV under Nonuniform Operating Conditions. *Applied Sciences*, 2020, vol. 10, no. 13, art. no. 4575.

<https://doi.org/10.3390/app10134575>.

2. A. Jeridi, M.H. Moulahi, H. Khaterchi, A. Zaafour. Maximum power point tracking improving of photovoltaic systems based on hybrid triangulation topology aggregation optimizer and incremental conductance algorithm Electrical Engineering & Electromechanics, 2025, no. 5. doi: <https://doi.org/10.20998/2074-272X.2025.5.03>.

3. Mosaad M.I., Abed el-Raouf M.O., Al-Ahmar M.A., Banakher F.A. Maximum Power Point Tracking of PV system Based Cuckoo Search Algorithm; review and comparison. Energy Procedia, 2019, vol. 162, pp. 117-126.

<https://doi.org/10.1016/j.egypro.2019.04.013>.

4. Jyothy L.P.N., Sindhu M.R. An Artificial Neural Network based MPPT Algorithm For Solar PV System. 2018 4th International Conference on Electrical Energy Systems (ICEES), 2018, pp. 375-380. doi: <https://doi.org/10.1109/ICEES.2018.8443277>.

5. Lamzouri F.-E., Boufounas E.-M., Brahmi A., Amrani A.El. Optimized TSMC Control Based MPPT for PV System under Variable Atmospheric Conditions Using PSO Algorithm. Procedia Computer Science, 2020, vol. 170, pp. 887-892. doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.116>.

6. Berttahir F., Abdeddaim S., Betka A., Omar C. A Comparative Study of PSO, GWO, and HOA Algorithms for Maximum Power Point Tracking in Partially Shaded Photovoltaic Systems. Power Electronics and Drives, 2024, vol. 9, no. 1, pp. 86-105. doi: <https://doi.org/10.2478/pead-2024-0006>.

7. Ahmed S., Muhammad Adil H.M., Ahmad I., Azeem M.K., E Huma Z., Abbas Khan S. Supertwisting Sliding Mode Algorithm Based Nonlinear MPPT Control for a Solar PV System with Artificial Neural Networks Based Reference Generation. Energies, 2020, vol. 13, no. 14, art. no. 3695. doi: <https://doi.org/10.3390/en13143695>.