

**Ю. А. Пайташ**

Національний університет “Львівська Політехніка”,  
кафедра електромехатроніки та комп’ютеризованих електромеханічних систем,  
[yulian.a.paitash@lpnu.ua](mailto:yulian.a.paitash@lpnu.ua)

**Я. С. Паранчук**

Національний університет “Львівська Політехніка”,  
кафедра електромехатроніки та комп’ютеризованих електромеханічних систем,  
[yaroslav.s.paranchuk@lpnu.ua](mailto:yaroslav.s.paranchuk@lpnu.ua)

## ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ АЛГОРИТМІВ ВІДСТЕЖЕННЯ ТОЧКИ МАКСИМАЛЬНОЇ ПОТУЖНОСТІ ФОТОЕЛЕКТРИЧНОЇ ПАНЕЛІ

<https://doi.org/>

© Пайташ Ю. А., Паранчук Я. С., 2024

Зростаючий попит на електроенергію та потреба в екологічно чистих джерелах енергії зумовлюють активний розвиток відновлюваних технологій, серед яких сонячна енергетика має провідну роль. Фотоелектричні (ФЕ) системи здатні перетворювати сонячне випромінювання на електричну енергію, однак ефективність їх роботи залежить від здатності їх адаптації до змін зовнішніх умов, таких як інтенсивність інсоляції та температура навколишнього середовища. Однією з ключових проблем під час роботи з ФЕ панелями є нелінійність вольт-амперних характеристик та характеристик потужності, що ускладнює визначення точки максимальної потужності (ТМП) за умов динамічних змін інсоляції та температури навколишнього середовища. Для вирішення цієї проблеми використовуються алгоритми відстеження точки максимальної потужності (ВТМП), що дають змогу забезпечити максимальну продуктивність системи.

Досліджено різні підходи до ВТМП, зокрема традиційні алгоритми, такі як метод збурення і спостереження (ЗіС), інкрементальної провідності (ІП) та метод напруги розімкненого кола (НРК). Проте ці алгоритми мають низьку ефективність у разі швидких змін умов навколишнього середовища, що призводить до коливань і затримок у досягненні ТМП.

Проаналізовано новий підхід на основі штучної нейронної мережі (ШНМ) з алгоритмом зворотного поширення похибки, який значно покращує ефективність відстеження ТМП завдяки здатності до навчання і прогнозування оптимальних параметрів. Модель використовує інсоляцію та температуру навколишнього середовища як вхідні змінні для прогнозування оптимального коефіцієнта заповнення підвищуючого перетворювача напруги. Вихідним сигналом є коефіцієнт заповнення імпульсів широтно-імпульсної модуляції (ШІМ), що формує вихідну напругу перетворювача.

Результати моделювання підтвердили переваги застосування ШНМ для ВТМП. Порівняння з традиційними алгоритмами за критеріями швидкості реакції, стабільності роботи, зменшення коливань та перерегулювання показало суттєве підвищення ефективності

**нейромережевого керування. Отримані результати демонструють можливість значного зниження середньоквадратичної похибки у процесі відстеження точки максимальної потужності та підвищення стабільності роботи ФЕ системи в реальних умовах.**

**Ключові слова: автономна система, фотоелектрична установка, алгоритм відстеження точки максимальної потужності, нейронна мережа, енергетична ефективність.**

### **Вступ**

В умовах зростаючої потреби в екологічно чистій енергії відновлювані джерела стають важливою складовою енергетичного балансу. Одним із найефективніших напрямів у цій сфері є використання фотоелектричних (ФЕ) систем, що перетворюють сонячне випромінювання на електричну енергію. Однак продуктивність таких систем залежить від багатьох зовнішніх факторів, зокрема інтенсивності сонячного випромінювання та температури навколишнього середовища. Через динамічну зміну цих факторів виникає проблема підтримання роботи ФЕ систем на максимально ефективному рівні. Для цього необхідно в режимі реального часу коригувати роботу системи, відстежуючи точку максимальної потужності (ТМП) [1].

Традиційні алгоритми відстеження ТМП, такі як метод збурення і спостереження та метод інкрементальної провідності, є ефективними за порівняно стабільних умов навколишнього середовища, проте спричиняють зниження ефективності енергоперетворення в умовах швидкої зміни інсоляції та температури навколишнього середовища. Ці методи можуть спричинити коливання потужності навколо ТМП або затримки в реакції ФЕ системи на зміни умов, що знижує загальну ефективність системи [2–4].

З розвитком інтелектуальних систем виникають нові підходи для подолання цих обмежень. Використання ШНМ як основи для алгоритмів відстеження точки максимальної потужності (ВТМП) дає змогу значно підвищити точність і швидкість реакції системи. Нейронні мережі можуть реалізувати адаптацію до змін зовнішніх умов та забезпечувати стабільну роботу системи в реальному часі [5].

### **Аналіз останніх досліджень і публікацій**

Розробка та вдосконалення алгоритмів відстеження точки максимальної потужності є важливим аспектом підвищення ефективності сонячних фотоелектричних систем. Існує широкий спектр досліджень, зосереджених на різних методах та підходах для вирішення проблеми оптимізації роботи фотоелектричних систем за критеріями енергоефективності.

Одним із найвідоміших та найпоширеніших методів є метод збурення і спостереження. Цей метод є порівняно простим у реалізації, проте має суттєві недоліки, серед яких коливання потужності навколо точки максимальної потужності та зниження ефективності системи в умовах динамічних змін навколишнього середовища [6–7]. Алгоритм інкрементальної провідності також є широко використовуваним. Цей алгоритм забезпечує кращу ефективність ФЕ системи, порівняно з методом збурення і спостереження, проте реалізація цього алгоритму складніша, оскільки він потребує значної кількості обчислювальних ресурсів [6, 8–9]. Обидва методи потребують пошуку компромісу між точністю відстеження та швидкістю реагування на зміни зовнішніх умов. З огляду на обмеження традиційних підходів штучні нейронні мережі (ШНМ) стають дедалі популярнішим інструментом для розроблення ВТМП-алгоритмів, оскільки вони дають змогу системам навчатися і адаптуватися до змін збурень системи [10].

ШНМ можуть значно покращити точність відстеження точки максимальної потужності завдяки їх здатності до самонавчання та адаптації до нелінійних змін інсоляції та температури. Аналіз досліджень показує, що використання ШНМ дає змогу мінімізувати втрати енергії через зменшення похибок у роботі традиційних методів [10]. Використання ШНМ у поєднанні з іншими інтелектуальними алгоритмами, такими як генетичні алгоритми та системи нечіткої логіки, може значно підвищити ефективність систем ВТМП. Такі підходи дають змогу враховувати більшу кількість параметрів та складніші взаємозв'язки між ними, що забезпечує швидку реакцію системи на зміни умов навколишнього середовища та стабільне відстеження точки максимальної потужності [10–13].

У дослідженнях останніх років значна увага приділяється вдосконаленню архітектури нейронних мереж для ВТМП. ШНМ дають змогу враховувати складні нелінійні залежності, що впливають на продуктивність фотоелектричних систем. Вдосконалені архітектури, зокрема багат шарові нейронні мережі (англ. *Multi Layer Neural Network – MLNN*) та глибокі нейронні мережі (англ. *Deep Neural Network – DNN*), краще адаптуються до змін умов навколишнього середовища та точніше знаходять ТМП [11, 13–15]. Це доведено в роботах, де застосовуються алгоритми зворотного поширення похибки, що дає змогу зменшити похибки в прогнозах та підвищити стабільність роботи системи енергоперетворення [14].

Отже, сучасні дослідження підтверджують переваги використання нейронних мереж у задачах ВТМП для підвищення ефективності та стабільності фотоелектричних систем. Подальші дослідження мають зосереджуватися на комбінуванні інтелектуальних методів для досягнення більшої адаптивності та швидкості роботи ВТМП у реальних умовах експлуатації фотоелектричних систем.

### Мета статті

Метою цього дослідження є порівняння систем та алгоритмів ВТМП, зокрема і на основі ШНМ, за показником похибки відстеження та стабільності роботи. Фотоелектрична система, що ґрунтується на використанні ШНМ, здатна швидко адаптуватися до змін зовнішніх умов і забезпечувати оптимальні режими фотоелектричного перетворення. Науковою новизною є нові знання про показники динаміки та енергоефективності окреслених вище алгоритмів ВТМП.

### Алгоритми відстеження точки максимальної потужності

#### *Алгоритм збурення та відстежування (англ. *Perturb and observe – P&O*)*

Для реалізації алгоритму збурення та спостереження необхідно вводити невеликі збурення в роботу фотоелектричної системи, що спричиняє постійні зміни вихідної потужності панелі. Якщо ці зміни призводять до збільшення потужності, напрямок збурення залишається незмінним. Коли досягається точка максимальної потужності, подальше збурення спричиняє зниження потужності, що сигналізує про необхідність зміни напряму збурення. Таким чином алгоритм поступово наближається до точки максимальної потужності, поки система не досягне стабільності на оптимальній робочій точці. Амплітуда збурень обирається досить малою, щоб мінімізувати негативний вплив на роботу панелі, але достатньою для забезпечення точності та чутливості алгоритму [15–18].

#### *Алгоритм інкрементальної провідності (англ. *Incremental conductance – INC*)*

Алгоритм інкрементальної провідності є вдосконалим методом відстеження точки максимальної потужності, який здатний точно реагувати на зміни зовнішніх умов, таких як інсоляція та температура навколишнього середовища. Основний принцип цього алгоритму полягає в порівнянні похідної струму до похідної напруги фотоелектричної панелі ( $dI/dV$ ) з від'ємним значенням відношення струму до напруги ( $-I/V$ ). Якщо  $dI/dV = -I/V$ , тоді система досягла точки максимальної потужності. Якщо ж  $dI/dV > -I/V$ , точка максимальної потужності знаходиться ліворуч і робочу напругу необхідно збільшити. У випадку  $dI/dV < -I/V$ , точка максимальної потужності знаходиться праворуч і напругу потрібно зменшити [7–10].

#### *Алгоритм напруги неробочого ходу (англ. *Open circuit voltage – OCV*)*

Метод напруги неробочого ходу визначає точку максимальної потужності (ТМП) на основі напруги неробочого ходу, при цьому напруга в ТМП становить приблизно 70–80 % від напруги неробочого ходу сонячної панелі [16].

#### *Алгоритм відстеження точки максимальної потужності на основі штучної нейронної мережі*

Алгоритм відстеження точки максимальної потужності на основі штучної нейронної мережі використовує можливості ШНМ для забезпечення точного та швидкого ВТМП за умов змінних зовнішніх факторів. Особливістю цього алгоритму є здатність ШНМ навчатися на великій кількості

даних та адаптуватися до різних режимів роботи фотоелектричної системи. У процесі роботи ШНМ аналізує вхідні параметри, такі як напруга, струм, температура, та прогнозує оптимальне значення напруги для досягнення ТМП. Типова структура такої ШНМ наведена на рис. 1.

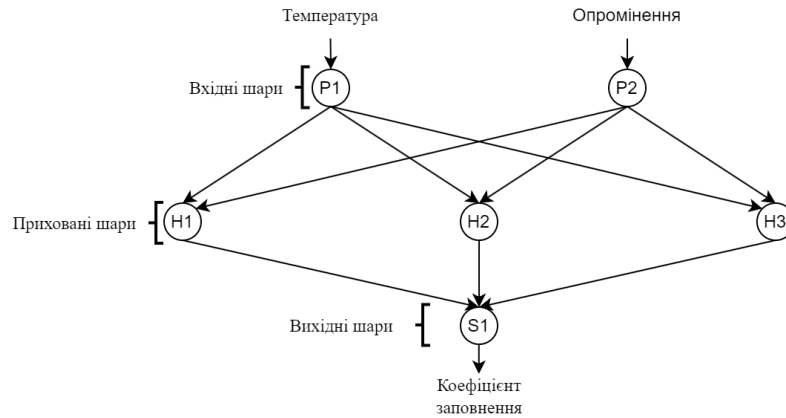


Рис. 1. Структура штучної нейронної мережі

### Математичне моделювання нейромережевої системи ВТМП ФЕС

На рис. 2 наведена функціональна схема досліджуваної фотоелектричної системи (ФЕС), ключовими елементами якої є ФЕП, що відповідає позначенню  $PV$ , підвищувальний імпульсний перетворювач постійної напруги ( $DC-DC$ ), що забезпечує оптимальне навантаження ФЕП та передає генеровану електроенергію на навантажувальний резистор  $R_n$ , а також контролер ( $ANN$ ), який керує роботою перетворювача відповідно до запрограмованого алгоритму відстеження точки максимальної потужності. Основною метою такої системи керування є швидке та точне знаходження точки максимальної потужності для ФЕП за заданих умов експлуатації, зокрема інтенсивності сонячного випромінювання та температури панелі. Контролер отримує вхідні дані від сенсорів струму  $BI$ , напруги  $BV$  та температури навколишнього середовища, які відображають поточні значення параметрів ФЕП, що використовуються для реалізації алгоритму ВТМП. На основі цих даних контролер формує коефіцієнт заповнення широтно-імпульсної модуляції  $DC-DC$  перетворювача, у такий спосіб керуючи струмом та напругою на виході ФЕП.

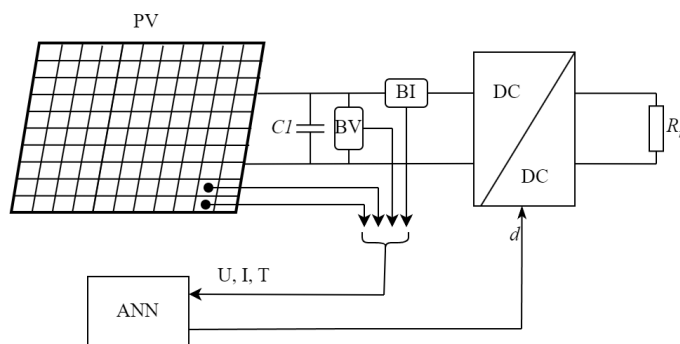


Рис. 2. Функціональна схема досліджуваної ФЕС нейромережевим алгоритмом відстеження ТМП

### Фотоелектрична панель

Для математичного моделювання характеристик фотоелемента застосовується однодіодна еквівалентна електрична схема, яка дає змогу математично описати вольт-амперну характеристику ідеального фотоелемента на основі рівнянь теорії напівпровідників.

Основне рівняння з теорії напівпровідників, яке математично описує вольт-амперну характеристику ідеальної фотоелектричної комірки, подається у вигляді:

$$I = I_{pv} - I_d, \quad (1)$$

де  $I$  – загальний струм фотоелектричної панелі;  $I_{pv}$  – струм, що генерується фотоелементом;  $I_d$  – струм що протікає через  $p-n$  перехід фотоелемента.

Рівняння для розрахунку струму  $I_d$  є таким:

$$I_d = I_0 \cdot e^{\left(\frac{q \cdot v}{a \cdot k \cdot T}\right)^{-1}}, \quad (2)$$

де  $I_0$  – зворотний струм насичення (витоку діода);  $q$  – заряд електрона [ $1.6 \cdot 10^{-19} \text{ Кл}$ ];  $k$  – стала Больцмана [ $1.381 \cdot 10^{-23} \frac{\text{Дж}}{\text{К}}$ ];  $T$  – температура  $p-n$  переходу;  $a$  – константа ідеальної моделі діода.

Підставивши математичне рівняння (2) в (1), отримуємо результуюче рівняння струму фотоелектричної панелі.

$$I = I_{pv} - I_0 \cdot e^{\left(\frac{q \cdot v}{a \cdot k \cdot T}\right)^{-1}}. \quad (3)$$

Сонячні фотоелектричні панелі насправді складаються з кількох з'єднаних фотоелементів, і для дослідження електричних характеристик цілої панелі необхідно в основному рівнянні (4) врахувати додаткові параметри:

$$I = I_{pv} - I_0 \cdot e^{\left(\frac{V + I \cdot R_s}{V_t \cdot a}\right)^{-1}} - \frac{V + I \cdot R_s}{R_p}, \quad (4)$$

де  $V_t = \frac{N_s \cdot k \cdot T}{q}$  – теплова напруга масиву з послідовно з'єднаними елементами  $N_s$ ;  $R_s$  – послідовний опір фотоелемента;  $R_p$  – паралельний опір що моделює втрати, пов'язані зі струмом витоку.

Модулі можуть бути з'єднані один з одним послідовно та/або паралельно, щоб утворити сонячну фотоелектричну установку з бажаними характеристиками. Параметри сонячної фотоелектричної установки отримано з бібліотеки SimScare програмного забезпечення MATLAB/Simulink та наведені у табл. 1.

Таблиця 1

### Параметри фотоелектричної панелі Aavid ASMS-220P

Параметр	Величина
Максимальна потужність (Вт)	220.5
Комірок на модуль (N)	60
Напруга неробочого ходу $V_{oc}$ (В)	36.8
Струм короткого замикання $I_{sc}$ (А)	8.08
Напруга в ТМП (В)	30
Струм в ТМП (А)	7.35
Температурний коефіцієнт $V_{oc}$ ( $\%/^{\circ}\text{C}$ )	-0.33641
Температурний коефіцієнт $I_{sc}$ ( $\%/^{\circ}\text{C}$ )	0.038465
Паралельно з'єднаних панелей	3
Послідовно з'єднаних панелей	4

### Підвищувальний перетворювач напруги

Вихід фотоелектричної панелі містить  $DC-DC$  перетворювач для встановлення вихідної напруги сонячних модулів на бажане значення для відстеження ТМП. У проведеному дослідженні використана топологія підвищувального перетворювача, оскільки його вільний діод можна

використовувати для блокування зворотного струму, що дає змогу ефективно підсилити вихідну напругу панелі до більш високого значення. Керування *DC-DC* перетворювачем відбувається шляхом перемикавання електричного кола широтно-імпульсною модуляцією (ШІМ).

Вираз, який описує вихідну напругу *DC-DC* перетворювача, є таким:

$$V_{out} = \frac{V_{in}}{1-D}, \quad (5)$$

де  $V_{in}$  – вхідна напруга перетворювача;  $D = \frac{t_{on}}{T}$  – коефіцієнт заповнення ШІМ;  $t_{on}$  – час вмикання перемикача  $S$ ;  $T$  – період широтно-імпульсної модуляції.

Значення індуктивності підвищувального перетворювача значною мірою визначається пульсаціями струму через індуктивність, який є обернено пропорційним до її величини [16]. Значення цієї індуктивності розраховується за формулою:

$$L = \frac{V_i \cdot D}{\Delta i_L \cdot f_{sw}}, \quad (6)$$

де  $D$  – коефіцієнт заповнення;  $V_i$  – вхідна напруга;  $\Delta i_L$  – струмові пульсації індуктивності;  $f_{sw}$  – частота комутації.

Вхідна ємність була обрана відповідно до коефіцієнта пульсацій напруги в точці максимальної потужності за стандартних умов тестування [16]. Вираз для розрахунку вхідної ємності подано нижче:

$$C_i = \frac{D}{8 \cdot L \cdot \Delta V_{MPP} \cdot f_{sw}^2}, \quad (7)$$

де  $C_i$  – вхідна ємність;  $\Delta V_{MPP}$  – коефіцієнт пульсації напруги.

Вихідна ємність загалом залежить від коефіцієнта пульсацій вихідної напруги, як показано у виразі (8).

$$C_o = \frac{D \cdot (1-D)^2}{R_{mpp} \cdot \Delta V_o \cdot f_{sw}}, \quad (8)$$

де  $C_o$  – вихідна ємність;  $R_{mpp}$  – опір у точці максимального відбору потужності;  $\Delta V_o$  – коефіцієнт пульсації вихідної напруги.

Таблиця 2

**Параметри підвищувального перетворювача напруги**

Параметр	Величина
Вхідна ємність	$3 \cdot 10^{-5} F$
Індуктивність	$2 \cdot 10^{-3} H$
Вихідна ємність	$5 \cdot 10^{-4} F$
Частота комутації	$5 kHz$
Опір	$72 \Omega$

**Результати комп'ютерного моделювання**

Алгоритми напруги розімкненого кола, збурення і спостереження та інкрементальної провідності були змодельовані з однаковим кроком робочого циклу ( $\Delta D = 1.25 \cdot 10^{-5}$  с). Час дискретизації для моделювання становив  $T_s = 5 \cdot 10^{-6}$  с. У всіх результатах моделювання система залишається незмінною, проте змінювався алгоритм ВТМП, який закладено у блоці MATLAB Function програмного середовища MATLAB/Simulink, та зображена на рис. 3.

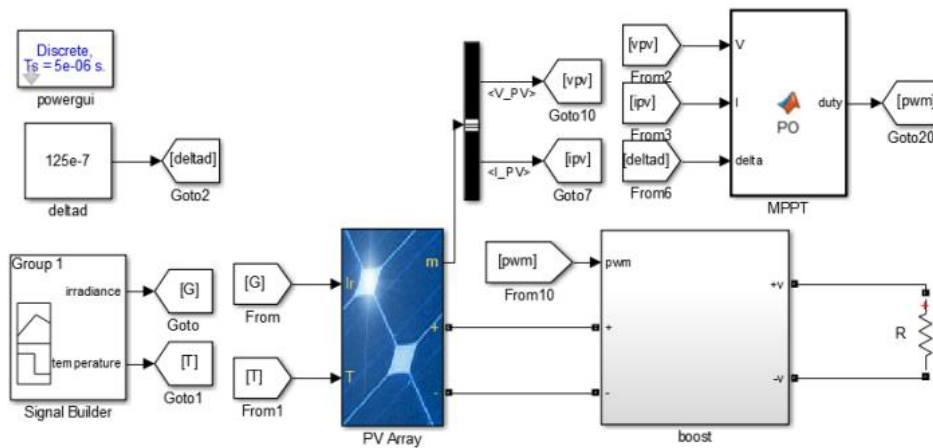


Рис. 3. Структурна схема досліджуваної системи у середовищі MATLAB/Simulink

Для навчання штучної нейронної мережі використовувався алгоритм з додатку “nntool” середовища MATLAB. Навчальні вибірки були отримані на основі вольт-амперних характеристик (ВАХ) фотоелектричної панелі та експериментальних значень коефіцієнта заповнення ШІМ досліджуваної ФЕ системи. Реалізовані в моделі штучної нейронної мережі параметри та характеристик подано в табл. 3.

Таблиця 3

### Параметри штучної нейронної мережі

Параметр	Величина
Тип мережі	Прямого поширення
Активувальна функція прихованого шару	Сигмоїдальна
Активувальна функція вихідного шару	Лінійна
Алгоритм зворотного поширення помилки	Левенберга-Марквардта
Показник ефективності	Середньоквадратична похибка
Кількість нейронів у вхідному шарі	2
Кількість нейронів у прихованому шарі	5
Кількість нейронів у вихідному шарі	1
Кількість вибірок, використаних для навчання	625

Навчальні вибірки отримувалися шляхом зміни температури від 5 °C до 40 °C і освітленості від 100 Вт/м<sup>2</sup> до 1000 Вт/м<sup>2</sup>. Частина даних була використана для тестування та валідації нейронної мережі після завершення процесу навчання. Процес навчання штучної нейронної мережі полягав у мінімізації середньоквадратичної похибки шляхом корекції ваг нейронної мережі. На початкових етапах навчання ваги мережі встановлюються випадково, після чого мережа на кожній епосі проходить через весь набір навчальних вибірок, намагаючись передбачити вихідні значення на основі вхідних параметрів. Оцінка якості навчання такої штучної нейронної мережі на вибраних навчальних вибірках подається значенням середньоквадратичної похибки [13].

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (t_i - a_i)^2, \quad (9)$$

де  $N$  – кількість прикладів у вибірці;  $t$  – фактичне значення;  $a$  – передбачене значення моделі.

Упродовж 84 епох навчання середньоквадратична похибка зменшувалася з кожною ітерацією, що свідчить про поступове поліпшення продуктивності мережі. Найкраще значення середньоквадратичної похибки, рівне  $4.4045 \cdot 10^{-5}$ , було досягнуто на 76 епосі, що вказує на високу

точність моделі. Це свідчить про те, що на цьому етапі нейронна мережа ефективно навчилася прогнозувати оптимальні значення для ВТМП на основі вхідних даних.

Результати моделювання досліджуваних алгоритмів ВТМП були отримані за різних умов експлуатації з метою оцінки ефективності кожного з них. У табл. 4 подано варіації вхідних умов, що використовувалися під час моделювання.

Таблиця 4

**Параметри зміни вхідних сигналів досліджуваної системи**

Час (с)	0–1	1–2	2–3	3–4	4–5
Інсоляція (Вт/м <sup>2</sup> )	900	1000	800	400	700
Температура (°C)	25	40	35	5	33

На рис. 4 показано вихідну потужність, споживану навантаженням під час використання чотирьох алгоритмів ВТМП.

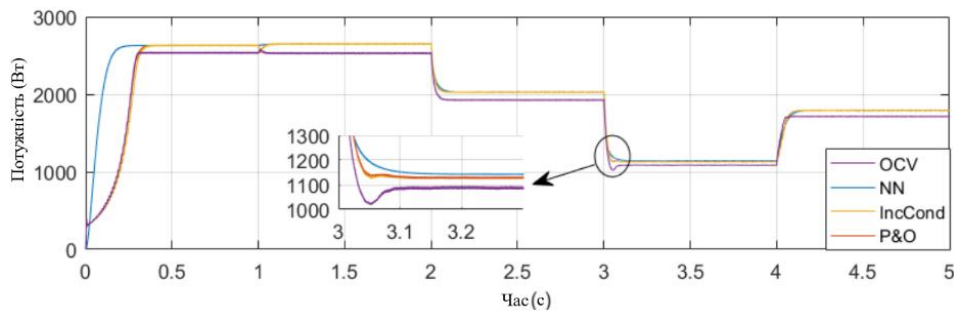


Рис. 4. Вихідна потужність фотоелектричної системи за різних ВТМП алгоритмів

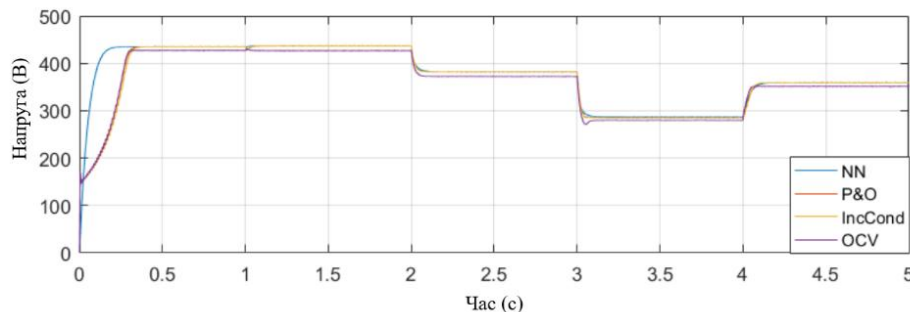


Рис. 5. Вихідна напруга фотоелектричної системи за різних ВТМП алгоритмів

На часових діаграмах, наведених на рис. 4, 5 та 6, позначено такі алгоритми: *NN* – алгоритм на основі штучної нейронної мережі, *P&O* – алгоритм збурення та спостереження, *IncCond* – алгоритм інкрементальної провідності, *OCV* – алгоритм напруги неробочого ходу.

З наведених на рис. 4, рис. 5 та рис. 6 результатів дослідження випливає, що алгоритм на основі штучної нейронної мережі демонструє швидку реакцію та забезпечує високу ефективність порівняно з іншими методами. За умов швидкої зміни рівня освітленості алгоритми *P&O*, *OCV* і *INC* викликають перерегулювання системи, після чого алгоритми *P&O* та *INC* стабілізуються на ТМП, тоді як алгоритм *OCV* відхиляється від ТМП. На відміну від традиційних алгоритмів ШНМ миттєво досягає ТМП при зміні температури або освітленості. Недоліком алгоритму ВТМП на основі штучної нейронної мережі є те, що нейронну мережу потрібно попередньо навчити на основі конкретних вхідних параметрів і умов, за яких вона працюватиме.



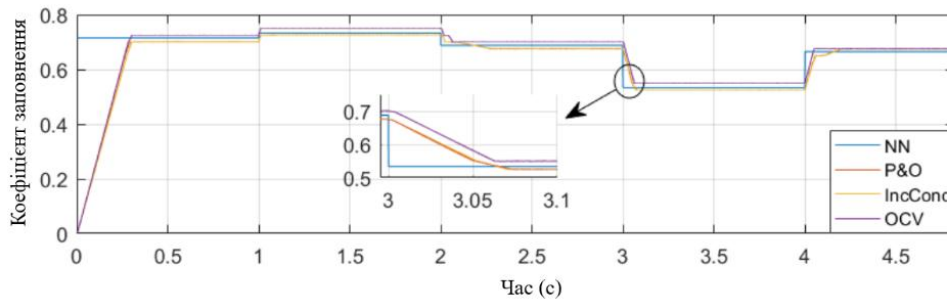


Рис. 6. Коефіцієнт заповнення ШІМ фотоелектричної системи за різних ВТМП алгоритмів

### Висновки та напрями подальших досліджень

Розроблено та проаналізовано алгоритми відстеження точки максимальної потужності. Результати моделювання показали, що запропонований алгоритм забезпечує високу ефективність за різних умов освітленості та температури. Порівняно з традиційними методами, такими як *P&O*, *INC* та *OCV*, алгоритм на основі ШІМ демонструє швидку реакцію, відсутність коливання навколо точки максимальної потужності та вищу стабільність системи, що дає змогу підвищити загальну ефективність фотоелектричних систем.

Запропонований на основі нейронної мережі підхід може бути успішно застосований як у великих сонячних електростанціях, так і в автономних фотоелектричних системах, де важлива точна та швидка адаптація до змін зовнішніх умов. Висока точність відстеження точки максимальної потужності за допомогою ШІМ дає змогу значно підвищити ефективність використання енергії, що робить цей підхід перспективним для широкого використання.

Проте необхідність адаптації нейронної мережі при значних змінах параметрів у ФЕ системі є одним із ключових обмежень цього підходу. Крім того, результати дослідження були отримані в симуляційних умовах, що потребує додаткової перевірки на реальних фізичних моделях. Тому подальші дослідження можуть бути спрямовані на вдосконалення алгоритмів навчання для мінімізації необхідності повторного навчання, а також на проведення експериментальних досліджень на фізичних прототипах.

### Список джерел

- Selvan S., Nair P., Umayal U. A Review on Photo Voltaic MPP.T Algorithms. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*. Apr. 2016. Vol. 6. no. 2. P. 567. DOI: <http://doi.org/10.11591/ijece.v6i2.Pp.567-582>.
- Mahalakshmi R., Aswin Kumar A., Kumar A. Design of Fuzzy Logic based Maximum Power Point Tracking controller for solar array for cloudy weather conditions. 2014 POWER AND ENERGY SYSTEMS: TOWARDS SUSTAINABLE ENERGY. Mar. 2014. DOI: <https://doi.org/10.1109/PESTSE.2014.6805308>.
- Khanam J., Foo S. Y. Neural Networks Technique for Maximum Power Point Tracking of Photovoltaic Array. SoutheastCon 2018. Apr. 2018. DOI: <https://doi.org/10.1109/SECON.2018.8479054>.
- Jyothy L. P., Sindhu M. R. An Artificial Neural Network based MPP.T Algorithm For Solar PV System. 2018 4th International Conference on Electrical Energy Systems (ICEES). Feb. 2018. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICEES.2018.8443277>.
- Assahout Salwa, El Ougli Abdelghani, Zroui Hafida. A Neural Network and Fuzzy Logic based MPP.T Algorithm for Photovoltaic Pumping System. *International Journal of Power Electronics and Drive Systems*. December 2018. 9(4):1823. DOI: <https://doi.org/10.11591/ijpeds.v9.i4.Pp.1823-1833>.
- Xu L., Cheng R., Yang J. A New MPP.T Technique for Fast and Efficient Tracking under Fast Varying Solar Irradiation and Load Resistance. *International Journal of Photoenergy*. 2020. Pp. 1–18. Feb. 2020. DOI: <https://doi.org/10.1155/2020/6535372>.
- Won Chung-Yuen, Kim Duk-Heon, Kim Sei-Chan, Kim Won-Sam, Kim Hack-Sung. A new maximum power point tracker of photovoltaic arrays using fuzzy controller. Proceedings of 1994 Power Electronics Specialist Conference - PESC'9. DOI: <https://doi.org/10.1109/PESC.1994.349703>.

8. Khabou H., Souissi M., Aitouche A. MPP.T implementation on boost converter by using T–S fuzzy method. *Mathematics and Computers in Simulation*. Jan. 2020. Vol. 167. Pp. 119–134. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.matcom.2018.05.010>.
9. Kulaksız A. A., Akkaya R. A genetic algorithm optimized ANN-based MPP.T algorithm for a stand-alone PV system with induction motor drive. *Solar Energy*. Sep. 2012. Vol. 86. no. 9. Pp. 2366–2375. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2012.05.006>.
10. de Brito M. A. G., Galotto L., Sampaio L. P., e Melo G. de A., Canesin C. A. Evaluation of the Main MPP.T Techniques for Photovoltaic Applications. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. Mar. 2013. Vol. 60. no. 3. Pp. 1156–1167. DOI: <https://doi.org/10.1109/TIE.2012.2198036>.
11. Gergaud O., Multon B., Ahmed H. B. Analysis and experimental validation of various photovoltaic system models. August. 2002. URL: <https://hal.science/hal-00674669>.
12. Azab M. A new maximum power point tracking for photovoltaic systems. *WASET. ORG*. 2008. 34. Pp. 571–574. URL: <http://surl.li/gxhfhb>.
13. Yafaoui A., Wu B., Cheung R. Implementation of maximum power point tracking algorithm for residential photovoltaic systems. In 2nd Canadian solar buildings conference Calgary. June. 2007. Pp. 10–14. URL: <https://griml.com/1AAAf>.
14. Bertin C., Fapi N., Kamta Martin, Patrice W. I. R. A. A comprehensive assessment of MPP.T algorithms to optimal power extraction of a PV panel. *Journal of Solar Energy Research*. 2019. Vol. 4. no 3. Pp. 172–179. DOI: <https://doi.org/10.22059/jser.2019.287029.1126>.
15. Tofoli F., Lessa F., Pereira L. D. C., de Paula W. J. Comparative study of maximum power point tracking techniques for photovoltaic systems. *International Journal of Photoenergy*. 2015. DOI: <https://doi.org/10.1155/2015/812582>.
16. Zečević Z., Rolevski M. Neural Network Approach to MPP.T Control and Irradiance Estimation. *Applied Sciences*. Jul. 2020. Vol. 10. no. 15. P. 5051. DOI: <https://doi.org/10.3390/aPp.10155051>.
17. Arjun M., Zubin J. B.. Artificial Neural Network Based Hybrid MPP.T for Photovoltaic Modules. 2018 International CET Conference on Control, Communication, and Computing (IC4). Jul. 2018. DOI: <https://doi.org/10.1109/CETIC4.2018.8530922>.
18. Li Jiyong, Wang Honghua. A novel stand-alone PV generation system based on variable step size INC MPP.T and SVPWM control. 2009 IEEE 6th International Power Electron. DOI: <https://doi.org/10.1109/IPEMC.2009.5157758>.
19. Ayop R., Tan C. W.. Design of boost converter based on maximum power point resistance for photovoltaic applications. *Solar Energy*. Jan. 2018. Vol. 160. Pp. 322–335. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2017.12.016>.

#### References

1. Selvan, S., Nair, P., & Umayal, U. (Apr. 2016). A Review on Photo Voltaic MPP.T Algorithms. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 6, 2, 567. DOI: <http://doi.org/10.11591/ijece.v6i2.Pp.567-582> (in English).
2. Mahalakshmi, R., Aswin Kumar, A., & Kumar, A. (Mar. 2014). Design of Fuzzy Logic based Maximum Power Point Tracking controller for solar array for cloudy weather conditions. 2014 POWER AND ENERGY SYSTEMS: TOWARDS SUSTAINABLE ENERGY. DOI: <https://doi.org/10.1109/PESTSE.2014.6805308> (in English).
3. Khanam, J., & Foo, S. Y. (Apr. 2018). Neural Networks Technique for Maximum Power Point Tracking of Photovoltaic Array. SoutheastCon 2018. DOI: <https://doi.org/10.1109/SECON.2018.8479054> (in English).
4. Jyothy, L. P., & Sindhu, M. R. (Feb. 2018). An Artificial Neural Network based MPP.T Algorithm For Solar PV System. 2018 4th International Conference on Electrical Energy Systems (ICEES). DOI: <https://doi.org/10.1109/ICEES.2018.8443277> (in English).
5. Assahout, Salwa, El Ougli, Abdelghani, & Zrouri, Hafida. (December 2018). A Neural Network and Fuzzy Logic based MPP.T Algorithm for Photovoltaic Pumping System. *International Journal of Power Electronics and Drive Systems*, 9(4):1823. DOI: <https://doi.org/10.11591/ijpeds.v9.i4.Pp.1823-1833> (in English).

6. Xu, L., Cheng, R., & Yang, J. (Feb. 2020). A New MPP.T Technique for Fast and Efficient Tracking under Fast Varying Solar Irradiation and Load Resistance. *International Journal of Photoenergy*, 1–18. DOI: <https://doi.org/10.1155/2020/6535372> (in English).
7. Won, Chung-Yuen, Kim, Duk-Heon, Kim, Sei-Chan, Kim, Won-Sam, & Kim, Hack-Sung. A new maximum power point tracker of photovoltaic arrays using fuzzy controller. Proceedings of 1994 Power Electronics Specialist Conference - PESC'9. DOI: <https://doi.org/10.1109/PESC.1994.349703> (in English).
8. Khabou, H., Souissi, M., & Aitouche, A. (Jan. 2020). MPP.T implementation on boost converter by using T–S fuzzy method. *Mathematics and Computers in Simulation*, 167, 119–134. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.matcom.2018.05.010> (in English).
9. Kulaksız, A. A., & Akkaya, R. (Sep. 2012). A genetic algorithm optimized ANN-based MPP.T algorithm for a stand-alone PV system with induction motor drive. *Solar Energy*, 86, 9, 2366–2375. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2012.05.006> (in English).
10. de Brito, M. A. G., Galotto, L., Sampaio, L. P., e Melo, G. de A., & Canesin, C. A. (Mar. 2013). Evaluation of the Main MPP.T Techniques for Photovoltaic Applications. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 60, 3, 1156–1167. DOI: <https://doi.org/10.1109/TIE.2012.2198036> (in English).
11. Gergaud, O., Multon, B., & Ahmed, H. B. (August. 2002). Analysis and experimental validation of various photovoltaic system models. Retrieved from <https://hal.science/hal-00674669> (in English).
12. Azab, M. (2008). A new maximum power point tracking for photovoltaic systems. *WASET. ORG*, 34, 571–574. Retrieved from <http://surl.li/gxhfhb> (in English).
13. Yafaoui, A., Wu, B., & Cheung, R. (June. 2007). Implementation of maximum power point tracking algorithm for residential photovoltaic systems. In 2nd Canadian solar buildings conference Calgary, 10–14. Retrieved from <https://griml.com/1AAAf> (in English).
14. Bertin, C., Fapi, N., Kamta, Martin, & Patrice, W. I. R. A. (2019). A comprehensive assessment of MPP.T algorithms to optimal power extraction of a PV panel. *Journal of Solar Energy Research*, 4, 3, 172–179. DOI: <https://doi.org/10.22059/jser.2019.287029.1126> (in English).
15. Tofoli, F., Lessa, F., Pereira, L. D. C., & de Paula, W. J. (2015). Comparative study of maximum power point tracking techniques for photovoltaic systems. *International Journal of Photoenergy*. DOI: <https://doi.org/10.1155/2015/812582> (in English).
16. Zečević, Z., & Rolevski, M. (Jul. 2020). Neural Network Approach to MPP.T Control and Irradiance Estimation. *Applied Sciences*, 10, 15, 5051. DOI: <https://doi.org/10.3390/aPp.10155051> (in English).
17. Arjun, M., & Zubin, J. B. (Jul. 2018). Artificial Neural Network Based Hybrid MPP.T for Photovoltaic Modules. 2018 International CET Conference on Control, Communication, and Computing (IC4). DOI: <https://doi.org/10.1109/CETIC4.2018.8530922> (in English).
18. Li, Jiyong, & Wang, Honghua. A novel stand-alone PV generation system based on variable step size INC MPP.T and SVPWM control. 2009 IEEE 6th International Power Electron. DOI: <https://doi.org/10.1109/IPEMC.2009.5157758> (in English).
19. Ayop, R., & Tan, C. W. (Jan. 2018). Design of boost converter based on maximum power point resistance for photovoltaic applications. *Solar Energy*, 160, 322–335. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2017.12.016> (in English).

**Yu. A. Paitash**

Lviv Polytechnic National University,  
Department of Electric Mechatronics and Computerized Electromechanical Systems,

## COMPARATIVE ANALYSIS OF MAXIMUM POWER POINT TRACKING ALGORITHMS FOR PHOTOVOLTAIC PANELS

The growing demand for electricity and the need for environmentally friendly energy sources are driving the active development of renewable technologies, with solar energy playing a leading role. Photovoltaic (PV) systems are capable of converting solar radiation into electrical energy; however, their efficiency depends on the ability to adapt to changing external conditions, such as solar irradiance and ambient temperature. One of the key challenges in working with PV panels is the nonlinearity of the current-voltage and power characteristics, which complicates the identification of the Maximum Power Point (MPP.) under dynamic changes in solar irradiance and ambient temperature. To address this issue, Maximum Power Point Tracking (MPP.T) algorithms are used, allowing the system to operate at its maximum efficiency.

This paper investigates various MPP.T approaches, including traditional algorithms such as Perturb and Observe (P&O), Incremental Conductance (INC), and the Open Circuit Voltage (OCV) method. However, these algorithms exhibit reduced efficiency under rapidly changing environmental conditions, leading to oscillations and delays in achieving the MPP..

A novel approach based on a Multilayer Neural Network (MLNN) with a backpropagation algorithm is proposed, significantly improving MPP.T efficiency due to its learning and prediction capabilities. The model uses solar irradiance and ambient temperature as input variables to predict the optimal duty cycle of a boost converter. The output signal is the pulse width modulation (PWM) duty cycle, which controls the converter's output voltage.

Simulation results confirmed the advantages of using MLNN for MPP.T. Comparisons with traditional algorithms in terms of response speed, operational stability, reduction of oscillations, and overshoot showed significant efficiency improvements. The results demonstrate the potential for substantial reduction in the root mean square error during MPP. tracking and enhanced stability of the PV system under real-world conditions.

**Keywords:** stand-alone system, photovoltaic installation, maximum power point tracking algorithm, neural network, energy efficiency.