

УДК 621.311

**М.П.Кузнєцов**<sup>1</sup>, докт.техн.наук (Інститут відновлюваної енергетики НАН України, Київ),**О.В.Лисенко**<sup>2</sup>, канд.техн.наук (Таврійський державний агротехнологічний ун-т, Мелітополь)

## Можливості короткотермінового прогнозування сонячної енергії

*Зростання частки сонячної енергетики справляє помітний вплив на характер роботи енергосистеми, що потребує все ретельнішого прогнозування поточної потужності СЕС. Розроблено різні підходи до прогнозування. Для кожної фотоелектричної станції можна використовувати як метеорологічні дані щодо рівнів сонячної радіації, так і накопичену інформацію про роботу самої станції. Комбінування різних підходів дозволяє досягти задовільної точності, що дає змогу запобігти негативному впливу змінного характеру виробництва електроенергії. Бібл. 6, табл. 1, рис. 4.*

**Ключові слова:** сонячна енергія, фотоелектрична станція, прогнозування, статистичні методи.

Orcid: <sup>1</sup>0000-0002-0497-7439; <sup>2</sup>0000-0001-7085-7796

**Вступ.** Частка сонячної енергетики інтенсивно зростає в енергосистемах усього світу. Сонячна енергія використовується для багатьох процесів, у тому числі для отримання електроенергії без забруднення навколишнього середовища. На шляху високих темпів впровадження фотоелектричних систем постають дві головні перепони – мінливість і невизначеність, тобто той факт, що їх поточна потужність мінлива на всіх часових масштабах (від декількох секунд до років), і що сама ця мінливість є важко передбачуваною. Непостійність сонячної енергії негативно впливає на роботу енергосистем. З цієї причини у Франції, наприклад, частка сонячної електроенергії обмежена 30% загального споживання [1]. Засоби для розширення цих меж: по-перше, можна створити резервну ємність для енергії, здатну згладжувати режими генерації; по-друге, це швидке вмикання резервних потужностей, що мають контрольований характер. Важливо також досягти кращої передбачуваності сонячної енергії, яка дозволила б надійно балансувати виробництво та споживання електроенергії.

Сфера прогнозування сонячної і відповідної фотоелектричної енергії швидко розвивається. Актуальними стають прогнози на різні часові горизонти, починаючи від декількох хвилин до декількох днів вперед. Дослідженням у цій галузі присвячено окреме завдання Міжнародного енергетичного агентства, а саме – Програма фотоеле-

ктричної енергетики (IEA-PVPS) [2].

**Види прогнозів.** Для прогнозування сонячної та фотоелектричної енергії використовуються різноманітні ресурси, включаючи традиційні виміри погодних даних, інформацію діючих сонячних електричних станцій (СЕС), аерокосмічних даних спостереження за хмарним покривом, різних числових, тобто аналітичних моделей прогнозу погоди (Numerical Weather Prediction, або NWP-моделі), що становлять основу сучасного прогнозування погоди. Придатність цих ресурсів варіюється в залежності від горизонту прогнозування: для короткострокових прогнозів (до шести годин) краще використовувати дані вимірів, у той час як аналітичні моделі стають дієвими для горизонту прогнозування понад шість годин. Кращі результати забезпечує комбінування різних підходів, статистична обробка результатів, використання даних вимірювань для уточнення параметрів моделей.

Короткострокове прогнозування охоплює часові інтервали до декількох хвилин і годин; воно, зокрема, потрібне для частотного регулювання та балансування навантаження. Середньостроковий прогноз, від декількох годин до декількох днів, застосовується виходячи з ринкових вимог до торгівлі енергією. Нарешті, довгострокове прогнозування може знадобитися для планування розвитку енергосистеми та економічного аналізу і виконується в сезонних та річних часових горизонтах.

Різні способи використання СЕС також потребують різних прогнозів. Прогнози можуть стосуватися як однієї станції, так і великої кількості СЕС із широкою географією розташування. Прогнози можуть стосуватися значень вихідної потужності або швидкості її зміни. Відповідно, застосовують різні методи прогнозування. Ці методи також залежать від інструментарію та доступної синоптичної інформації, зокрема, даних з метеостанцій і супутників, систем керування СЕС, можливостей аналітичних NWP-моделей.

Методи прогнозування в загальних рисах можна охарактеризувати як фізичні або статистичні. Фізичний підхід використовує моделі поведінки сонячної та фотоелектричної енергії, а статистичний підхід спирається насамперед на накопичені дані для визначення тенденцій.

Основні параметри, що враховуються в межах типового фізичного підходу – освітленість і температура повітря на території СЕС. Освітленість враховується загальна, разом із розсіяною (для плоских панелей), або лише пряма (для панелей із концентраторами). Потужність СЕС розраховують відповідно до прогнозованих освітленості горизонтальної площадки і температури навколишнього середовища. Додатковими фак-

торами можуть бути швидкість вітру та вологість повітря, але їх вплив загалом незначний.

Якщо прогноз стосується великої кількості площадок, зазвичай моделюється поведінка кількох найбільш представницьких об'єктів та застосовуються методи масштабування (екстраполяції чи інтерполяції).

Відправною точкою статистичних підходів є набори даних, які містять інформацію про попередню роботу СЕС, погодні дані в районі станції тощо. Цей набір даних використовується для "навчання" моделей, таких як авторегресійні або моделі штучного інтелекту, які виводять прогноз потужності СЕС у даний момент часу на основі записів минулого часу.

На практиці статистичний підхід трохи поступається фізичному за точністю, однак ці підходи можуть бути змішані, між ними немає чіткого розмежування. Наприклад, фізичний підхід часто використовує модель вихідних статистик – порівняння прогнозованих даних із результатами спостережень за період навчання з метою корекції прогнозу шляхом усунення систематичних похибок.

Характеристики різних методів прогнозування наведено в табл. 1 [2].

Таблиця 1. Характеристики методів прогнозування сонячної енергії

Метод	Частота вибірки	Розділова здатність	Просторова протяжність	Горизонт прогнозування
Модель постійності	висока	1 точка	1 точка	хвилини
Зображення неба знизу	30 с	10-100 м	3-8 км	десятки хвилин
Супутникове зображення хмар	15 хв	1 км	65°S – 65°N	до 5 год
Аналітичний прогноз погоди	1 год	2-50 км	вся планета	до 10 днів

Далі наведено короткий опис цих методів прогнозу.

**Короткострокове прогнозування (Intraday).** Цей термін визначає прогноз від 0 до 6 годин наперед. Короткострокові прогнози є важливим компонентом інтеграції непостійних відновлюваних джерел енергії до енергосистем. Наприклад, у Каліфорнії (де значна частка сонячної енергетики США) оператор системи CAISO використовує, крім прогнозу на наступний день, такі прогнози: прогноз на годину, за 105 хвилин

до робочої години та орієнтовний прогноз на 7 годин після операційної години.

Для прогнозу сонячної енергії використовуються різні методології в залежності від горизонту прогнозування.

Стохастичні методи "навчання" виявляють закономірності в рядах даних як стосовно однієї змінної (наприклад, метод авторегресії), так і між різними змінними або зображеннями. Найпростішим прикладом є модель постійності, в основі якої лежить екстраполювання поточного значен-

ня на наступний момент, з урахуванням лише зміни кута підйому Сонця. Точність такого прогнозу різко зменшується зі збільшенням горизонту прогнозування.

Загальне зображення неба може бути використане для прогнозування на 10-30 хвилин вперед, застосовуючи методи обробки зображень і відстеження руху хмар на фотознімках неба. Рівень сонячної радіації визначається для поточної хмарності, а потім тінь від хмар умовно переміщується на основі розрахованої швидкості і напрямку руху хмар.

Для супутникових знімків застосовується аналогічний підхід. За інтенсивністю кольору хмар можна розрахувати освітленість земної поверхні. За просторовою та часовою роздільною здатністю космічні знімки звичайно забезпечують нижчу точність короткотермінового прогнозу, ніж зображення неба знизу, і застосовуються для тривалих прогнозів.

Сонячне прогнозування на основі цілісного аналізу знімків неба складається з чотирьох компонентів:

1) створення чи придбання актуального зображення неба, зробленого в безпосередній близькості від потрібної площадки (рис. 1а);

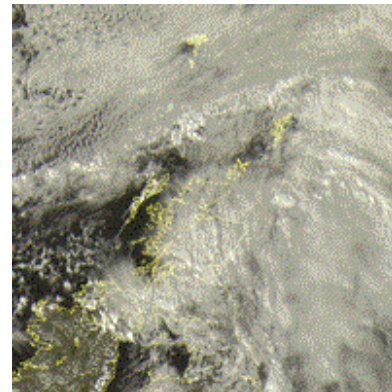
2) аналіз даного зображення, ідентифікація хмар (в ідеалі треба розрізнити тонкі і густі хмари);

3) оцінка векторів руху хмар з використанням послідовних зображень (рис. 1б);

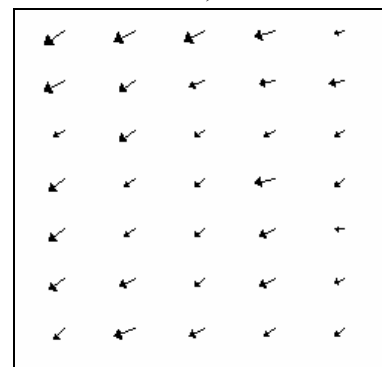
4) використання позиції і вектора руху хмар для короткочасного прогнозу.

Зображення дає докладну інформацію про масштаби, структуру та рух існуючих хмар на час виконання прогнозу. Ці дані можуть бути використані, щоб генерувати дуже короткочасне (на декілька хвилин) передбачення майбутнього розташування хмар у безпосередній близькості від об'єкта сонячної енергетики. Проте даний підхід не враховує розвитку хмар, їх розсіювання або істотних змін у геометрії хмари. Екстраполяція хмарних закономірностей також обмежена просторовим масштабом і визначається полем зору оптичного пристрою. Можна розширити просторовий масштаб, використовуючи кілька зображень із різних місць. Проблема також мо-

жуть становити кілька шарів хмар з різною характеристикою векторів руху, оскільки хмари на верхніх рівнях можуть бути частково приховані хмарами на більш низьких рівнях. Фактичний час прогнозу, для якого цей метод застосовний, для низьких і швидких хмар може бути до 3 хвилин, а для високих і повільних хмар – перевищувати 30 хвилин, але зазвичай типові часові горизонти такого методу – від 5 до 20 хвилин.



а)



б)

Рис. 1. Фото та фрагмент векторної карти руху хмар [3].

Побудова вектора руху хмар за супутниковими зображеннями концептуально аналогічна використанню зображення неба. Візерунки хмар у цьому випадку побудовані за допомогою видимого та/або інфрачервоного зображень із супутникових датчиків. Перевагою є те, що просторовий масштаб набагато більший. Індекс хмарності (вважається пропорційним до оптичної товщини хмари) може бути обчислений досить точно. Вектори руху хмар визначаються з послідовних супутникових зображень. Статистичні методи, засновані на умовних ймовірностях, застосовують для прогнозування хмарності на 2 години вперед, а мінімізація розмірів одиничних елементів зображення дозволяє прогнозувати

навіть на 6 годин. Отримані вектори руху хмар використовуються і для поліпшення результатів числових моделей.

Класичні методи супутникової фотографії використовують тільки видиму частину спектру (тобто вони працюють тільки в денний час), що робить ранкові прогнози менш точними через відсутність передісторії. Для отримання точних вранішніх прогнозів важливо використовувати інфрачервоні канали, які працюють удень і вночі. Просторова роздільна здатність геостационарних супутникових зображень становить 1 км або більше, однак значно більша площа покриття означає, що рух поля хмар може проектуватися вперед на тривалий інтервал часу.

Джерелом даних щодо рівня сонячної радіації можуть бути також наземні сенсори. Так, для прогнозування роботи СЕС у часовому горизонті до години на полігоні поблизу Сан-Дієго (США) було використано поточну інформацію з мережі близько 50 датчиків сонячної енергії, розташованих на самій станції та на прилеглий території [4]. Залучено також дані з сонячних панелей на дахах будинків.

**Прогноз на термін понад 6 годин.** Однією з ключових умов для СЕС є прогнозування "на добу вперед" у рамках зони, керованої певним оператором енергосистеми. Ці прогнози, як правило, потрібно надавати близько полудня, і стосуються вони кожної години наступного дня. Отже, прогнози на добу вперед повинні насправді надходити принаймні за 36 годин, в залежності від умов ринку електроенергії. Основною інформацією є дані прогнозу погоди (NWP-моделі). Автокореляція індексу хмарності швидко падає протягом декількох годин, знижуючи ефективність методів, заснованих виключно на попередніх даних, без урахування їх динаміки.

NWP-моделі базуються на динамічних рівняннях, що описують зміни в атмосфері на декілька днів вперед. Глобальні моделі стосуються всієї планети і побудовані в 3-вимірному просторі з градацією по висотах. Початок розрахунку ініціюється декілька разів на день, в якості початкових умов використовуються дані космічних супутників, радарів, радіозондів та наземних станцій. Для спрощення розрахунків просторова дис-

кретність моделей обирається досить протяжною, від 40 до 90 км. Середньомасштабні або обмежені в просторі моделі можуть мати більш густу сітку і детальніший розрахунок погодних явищ.

Для вдосконалення прогнозу його часто порівнюють із фактичними даними, отриманими протягом певного "навчального" періоду, це так звана модель вихідних статистик (Model Output Statistics, або MOS). Існує багато різновидів MOS, які застосовуються окремо або комбіновано. Рекурсивний аналіз виконується окремо для різних умов чи режимів роботи, оскільки похибка прогнозу може залежати від часу дня, пори року, погодних умов тощо. Ефективний метод – усунення систематичної похибки, тобто трендової складової випадкових відхилень.

Прогноз може стосуватися певної географічної точки або області. Оскільки окремий прогноз для кожної сонячної установки – трудомістка операція і не завжди забезпечена достатньою інформацією, можливе використання окремих прогнозів для характерних точок та їх інтерполяція на всю область. Вибір підмножини може бути і випадковим, і виконаним із певним кроком, а методи інтерполяції – поліноміальними, експоненційними тощо. Як правило, сукупна похибка прогнозу для області менша, ніж для окремих точок, через згладження та взаємну компенсацію похибок (рис. 2). Але зменшити похибку шляхом простого розширення області не можна без урахування кліматичних відмінностей – інтерполяція прийнятна для областей з однорідними умовами.

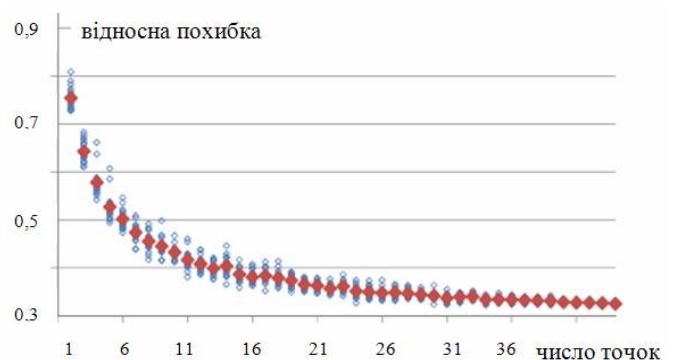


Рис. 2. Залежність сукупної похибки прогнозу від кількості площадок [2].

**Комбінування прогнозів.** До найуживаніших методів аналітичного прогнозування належить представлення поточних показів сонячної

радіації (чи потужності СЕС) у вигляді часового ряду та застосування авторегресії з рухливим середнім (ARMA), методу Байєса, представлення послідовністю Маркова, методи штучного інтелекту типу нейронних мереж (ANN). Часто використовуються комбінації різних моделей, зокрема новітніх – моделі нечіткої логіки (fuzzy logic), вейвлет-аналіз, генетичні алгоритми.

Приклад комбінування методів авторегресії та нейронної мережі наведено зокрема в роботі [1]. Досліджується метод прогнозування сонячної радіації на годину вперед із використанням ендогенної та екзогенної метеорологічної інформації. Часові ряди, що відображають інтенсивність радіації, генеруються за даними з п'яти метеостанцій регіону. Станції обладнано піранометрами та іншим метеорологічним обладнанням. Погодинні дані стосуються десяти років спостережень. Попередньою обробкою відкинута близько 4% даних як нетипових. Стан хмарності поділено на 8 градацій. В якості розрахункової запропоновано гібридну модель ARMA/ANN – авторегресії та нейронних мереж. Оскільки методи авторегресії застосовні до стаціонарних часових рядів, а рівень радіації має змінну природу, зокрема сезонну, запропоновано способи забезпечення стаціонарності ряду. Це, зокрема, використання нормалізованих величин – індексу прозорості або чистоти неба та застосування періодичних коефіцієнтів (сезонної декомпозиції ряду). Індекс прозорості (Clearness Index) визначається як відношення рівня радіації на поверхні землі до позаземного рівня (без атмосферних перешкод). Індекс чистого неба (Clear Sky Index) будується аналогічно, але враховує все випромінювання, що потрапляє на горизонтальну площадку. Очищений таким чином часовий ряд має ознаки стаціонарності зі значимою автокореляцією на першому лазі.

Для нейронної мережі використано багат шарову архітектуру, яка є широко використовуваною для прогнозування часових рядів. Кількість вузлів прихованого шару визначається послідовними випробуваннями; обирається кількість нейронів, що забезпечує найменшу похибку. Кращі результати дозволяють отримати стандартне відхилення похибки у визначенні сонячної радіації на рівні 16-18% (модель постійності

забезпечує лише 30-50%). Проте в деякі місяці комбінування прогнозу не дозволяє покращити результати окремого застосування нейронної мережі чи авторегресії.

Аналогічний метод комбінування метеорологічної інформації та авторегресії історичних даних застосовується і для прогнозування швидкості вітру [5]. Там формально метод нейронних мереж не застосовано, але по суті також використано уточнення параметрів авторегресії за моделлю вихідних статистик – порівнянням прогнозованих даних із результатами спостережень (аналогічно "навчанню" вузлів мережі). Комбінування підходів забезпечило зростання точності прогнозів на всіх часових інтервалах.

**Імовірнісний підхід.** Два головні типи підходів до прогнозування сонячної радіації і потужності СЕС – детерміністський та стохастичний. За першим прогнозується певний рівень сонячної енергії (потужності), за іншим пропонується значення супроводжується інформацією про рівень його невизначеності, що більш доречно для вирішення проблем управління та контролю. За стохастичним підходом, в свою чергу, може прогнозуватися похибка детермінованого методу, або сам прогноз має статистичне представлення. Саме до останньої категорії можна віднести метод, що базується на теорії Байєса [6]. В якості об'єкта прогнозування розглядається, наприклад, індекс прозорості. Метод передбачає знаходження функції щільності розподілу (Probability Density Function або PDF) даного індексу як випадкової величини. Прогнозування PDF передбачає спочатку визначення аналітичного виразу цієї функції для даного часу та розрахунку параметрів розподілу на наступну годину (відповідно до часового горизонту прогнозу) із застосуванням правила Байєса (Bayesian Inference). З цією метою використано авторегресійну модель часових рядів, які представляють співвідношення між параметрами PDF, індексом прозорості та деякими іншими метеорологічними показниками. Нарешті, застосовується процедура Монте-Карло для генерації PDF активної потужності СЕС.

Аналітична модель PDF має певні числові параметри. Якщо випадкова величина  $X$  в момент часу  $t$  описується функцією розподілу  $f_X(X_t)$  при

відомому значенні метеорологічного параметра  $\theta_t$ , тобто  $f_{X_t}(X_t/\theta_t)$ , то відповідно до підходу Байєса потрібно знайти розподіл умовної імовірності  $f_{X_{t+1}}(X_{t+1}/\theta_{t+1})$ . Шукане значення  $\theta_{t+1}$  знаходиться з відповідної авторегресійної моделі. В якості допоміжних метеорологічних показників використовуються лише ті, які мають значиму кореляцію з досліджуваною величиною сонячної радіації. В даному випадку [6] враховано хмарність, температуру й вологість повітря, швидкість вітру (найбільш значимою виявилася хмарність). Передбачені середні значення найкраще співпадають із фактичними для середини дня (11-15 години), а відносна середня похибка знаходиться в межах від 14% (взимку) до 18% (осінь). Приклади прогнозованого та фактичного значень потужності (показано середні очікувані значення та довірчий інтервал) зображено на рис. 3.

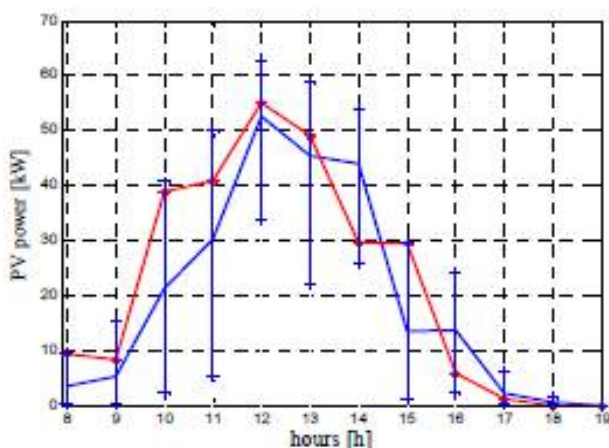


Рис. 3. Прогнозовані та фактичні значення потужності.

**Точність прогнозу.** Розроблено різноманітні способи оцінки точності прогнозу, залежно від потреб споживача. Так, операторам мереж потрібна вартісна оцінка похибки прогнозу, а дослідникам важливіша відносна оцінка для порівняння різних моделей прогнозування чи поведінки моделі в різних умовах. У якості числових показників (метрик) часто використовують такі стандартизовані величини, як середні відхилення, середньоквадратичну похибку, середню абсолютну похибку, стандартне відхилення. Такі показники вказують на наявність систематичної похибки, середній розмір похибок, вагу значних похибок. Зазначені метрики можуть мати абсолютні значення або відносні – нормалізовані з допомогою характерних показників. Так, швидкість вітру та

сонячну радіацію часто нормалізують діленням на середні чи максимальні значення вибірки даних, а потужності відповідних енергосистем – діленням на їх номінальну потужність.

Оскільки точність прогнозу залежить від розташування, тривалості вимірів та інших факторів, важко зробити оцінку якості прогнозу лише на підставі метрик. Потрібне порівняння різних підходів за однакових умов чи порівняння можливостей прогнозу в різних регіонах – так, за результатами дослідження [2] значення середньоквадратичної похибки становило 20-35% в Іспанії і досягало 40-60% у Центральній Європі при прогнозуванні за тією ж моделлю. Кращі результати в прогнозуванні на наступний день, досягнуті із застосуванням подальшої статистичної обробки, досягали 15-25%.

Фактори, що впливають на точність прогнозу – місцевий клімат та погодні умови, розмір регіону чи кількість площадок, часовий горизонт прогнозування, точність вимірювального обладнання. Так, за ясної погоди та високих кутів підйому Сонця над горизонтом прогноз точніший, ніж при хмарній погоді. Значний вплив мають мікрокліматичні умови на територіях зі складним рельєфом (у гористих місцевостях).

В абсолютних показниках, за наявним досвідом, середньоквадратичні похибки прогнозу сонячної радіації становлять 100-140 Вт/м<sup>2</sup>, або до 45% потужності. Просторова протяжність дії прогнозу звичайно становить 2-25 км, а впливу розділової здатності на точність прогнозу наразі не виявлено, як і впливу інших метеорологічних параметрів. Загалом поведінку хмар складно передбачити більш ніж на 6 годин через хаотичну природу хмароутворення.

**Висновки.** Дослідження можливостей прогнозування сонячної енергії є динамічним процесом зі швидким розвитком нових моделей. Зокрема, сонячні прогнози лише недавно були введені в практику енергетичних систем Німеччини та Іспанії, де розвиток сонячної енергетики найбільш значимий. Імовірнісний підхід до прогнозування може стати основою нових підходів до роботи енергосистеми, адаптованих до наявності мінливих відновлюваних джерел енергії. Швидкі темпи розвитку сонячної енергетики та її прогно-

зованість стали предметом уваги системних операторів електроенергетики, проте досі не отримали відповідного ставлення від наукового співтовариства. Поява інтелектуальних мереж та методів управління енергозабезпеченням формуватимуть власні вимоги до передбачуваності і стимулюватимуть нові розробки в галузі прогнозування.

В Україні наявні СЕС ще не справляють помітного впливу на стан енергосистеми. Проте їх загальна потужність швидко зростає, при тому що надійний інструментарій короткострокових прогнозів відсутній (досяжна похибка прогнозу надто висока). Отже, потреба в дослідженні цього питання та розробці ефективних (точних та водночас доступних) методів прогнозування набуває все більшої актуальності.

1. *C.Voyant, M.Muselli* at al. Hybrid methodology for hourly global radiation forecasting in Mediterranean area. Електронний ресурс: <http://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1211/1211.2378.pdf>

2. Photovoltaic and Solar Forecasting: State of the Art. Report IEA. Електронний ресурс: [www.iea-pvps.org](http://www.iea-pvps.org).

3. *Гаевский А.Ю., Мельник О.В.* Прогнозирование мощности ФЭС на основе спутниковых данных. Матеріали XIV міжнародної науково-практичної конференції "Відновлювана енергетика XXI століття", 2013 р. – С. 248–249.

4. *A.Lorenzo, W.Holmgren* at al. Intra-hour solar power forecasts using a real-time irradiance monitoring network. Електронний ресурс: <https://ams.confex.com/ams/Paper267978.html>

5. *Кузнецов М.П.* Возможности короткотерминового прогнозування швидкості вітру на українських ВЕС // Київ: Відновлювана енергетика. – 2010. – № 4. – С. 40–47.

6. *A.Bracale* at al. A Bayesian Method for Short-Term Probabilistic Forecasting of Photovoltaic Generation in Smart Grid Operation and Control // *Energies* – 2013, №6. – P. 733–747.

#### REFERENCES

1. *C.Voyant, M.Muselli* at al. Hybrid methodology for hourly global radiation forecasting in Mediterranean area. Electronic resource: <http://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1211/1211.2378.pdf>

2. Photovoltaic and Solar Forecasting: State of the Art. Report IEA. Electronic resource: [www.iea-pvps.org](http://www.iea-pvps.org).

3. *A.Haevskyy, O.Melnyk*, PV Power Forecasting based on satellite data. Materials of XIV International scientific conference "Renewable Energy of XXI Century", 2013. – P. 248–249.

4. *A.Lorenzo, W.Holmgren* at al. Intra-hour solar power forecasts using a real-time irradiance monitoring network. Електронний ресурс: <https://ams.confex.com/ams/Paper267978.html>

5. *M.Kuznietsov* Possibilities of short-term forecasting of wind speed on wind farm // *Kyiv Ukrainian: Renewable Energy*. – 2010. – № 4. – P. 40–47.

6. *A.Bracale* at al. A Bayesian Method for Short-Term Probabilistic Forecasting of Photovoltaic Generation in Smart Grid Operation and Control // *Energies* – 2013, №6. – P.733–747.

**Н.П.Кузнецов**, докт.техн.наук. (Институт возобновляемой энергетики НАН Украины, Киев), **О.В.Лысенко**, канд.техн.наук (Таврический государственный агротехнологический университет, Мелитополь)

#### Возможности краткосрочного прогнозирования солнечной энергии

*Увеличение доли солнечной энергетики оказывает заметное влияние на характер работы энергосистемы, требует все более тщательного прогнозирования текущей мощности СЭС. Разработаны различные подходы к прогнозированию. Для каждой фотоэлектрической станции можно использовать как метеорологические данные по уровням солнечной радиации, так и накопленную информацию о работе самой станции. Комбинирование различных подходов позволяет достичь удовлетворительной точности, что дает возможность предотвратить негативное влияние переменного характера производства электроэнергии. Библ. 6, табл. 1, рис. 4.*

**Ключевые слова:** солнечная энергия, фотоэлектрическая станция, прогнозирование, статистические методы.

**Kuznietsov M.**, doctor of science (Institute for renewable energy at NAS of Ukraine, Kyiv), **Lysenko O.**, candidate of science (Taurian Agrotechnological State University, Melitopol)

#### Capabilities of short-term forecasting of solar energy

*A growing share of solar energy makes a significant impact on the nature of power grids, which requires careful forecasting of the current PV capacity. There are various approaches to forecasting. Each photovoltaic plant can use as meteorological data of solar radiation, and the accumulated information about the work of the plant. Combining different approaches allow us to achieve satisfactory precision and thus prevent the negative impact of electricity fluctuations. References 6, table 1, figures 4.*

**Keywords:** solar energy, photovoltaic station, forecasting, statistical methods.

#### SYNOPSIS

The share of solar energy is growing rapidly in power around the world. Solar variability can affect the operation of power systems. Achieving predictability of solar energy allows for better balance of electricity consumption. There are various resources to predict solar and photovoltaic energy, including traditional measuring weather data, information of active solar power plants, aerospace surveillance data on cloud cover, various analytical models (Numerical Weather Prediction).

Short-term forecasting includes time intervals for minutes and hours; it is necessary for frequency control and load balancing. Mid-term forecast, from several hours to several days, based

on market requirements for energy trade. Long-term forecasting is necessary for grid development planning and economic analysis, and performed in seasonal and annual time horizons.

The physical approach to predicting deal with solar and photovoltaic energy behaviors, and statistical approach based primarily on historical data to identify trends. If the forecast concerning a large number of areas, some objects are modeled and methods of extrapolation or interpolation are used.

Images of the sky are using with the methods of tracking the movement of clouds in the sky photographs. For satellite imagery a similar approach is used for longer time horizon

because the spatial and temporal resolution. For deterministic approach a certain level of solar energy is predicted, the stochastic indicates additional level of uncertainty. The combination of techniques provides better accuracy of forecasts. To assess the accuracy of prediction the average deviation, mean square error, mean absolute error, standard deviation are used. The accuracy of the forecast is affected by the local climate, the amount of area or number of areas, forecasting horizon, precision of the measuring equipment. The emergence of intelligent networks and power systems management forms its own requirements for predictability, and encourages new developments in forecasting.

Стаття надійшла до редакції 26.11.16

Остаточна версія 09.01.17

UDC 620.92(075.8); 681.51

**V.H.Volodarskyi**<sup>1</sup> (National Technical University of Ukraine "Igor Sykorsky Kyiv Polytechnic Institute", Kyiv), **Yu.P.Vyshnevska**<sup>2</sup>, Ph.D. (Institute for Renewable Energy NAS of Ukraine, Kyiv), **I.V.Brazhnyk**<sup>3</sup> (Gimasi SA Ukraine R&D Centre, Mendrisio, Switzerland)

## Design and implementation of the unified control module for a sustainable operation of the combined renewable energy system

*Unified modular solar collector monitoring and control system with balancing capabilities and stagnation protection has been developed. The automated control module performs continuous monitoring of operational modes and temperature parameters of the system, as well as switches the mode in the case of certain edge conditions are reached. Stagnation protection has been implemented as a special emergency operational mode where surplus heat is transferred to the high-capacity heating circuit that will protect collector and improve sustainability of the system. It was shown that proposed system is capable to utilize any type of heat sources without replacing the control module while modular architecture allows easy upscaling for building complex smart systems. Ref. 2, fig. 1, tab. 1.*

**Keywords:** smart home, solar collector, automated control module, stagnation protection.

ORCID: <sup>1</sup>0000-0002-7455-6007, <sup>2</sup>0000-0003-2971-9628, <sup>3</sup>0000-0003-1278-4749

**Introduction.** The wide application of renewable energy systems [1] require the development of smart monitoring and control systems that are capable to achieve and maintain the optimal operational mode, maximize the efficiency and ensure durability of the equipment. Furthermore, such systems should meet the requirements of scalability, interoperability, and must be compatible with wide range of equipment, including solar collectors, heat pumps and PV modules [2].

In present report, unified modular microcontroller-based (MCU-based) solar collector monitoring and control system with balancing capabilities and stagnation protection is demonstrated.

**Results and discussion.** The generic structure of the module (fig. 1) includes three independent

heat sources – solar collector, the boiler of any type, and electric heater.

The proposed scheme includes separated heating and hot water supply circuits that may be conditionally connected only via dedicated heat exchanger. When the amount of solar energy is insufficient for both heating and hot water supply, heating circuit may be completely detached from solar collector and rely solely on boiler.

Temperature measurements are carried out using four sensors that provide temperature data for solar collector input ( $t_{c-c}$ ) and output ( $t_{c-h}$ ), storage tank ( $t_i$ ), and temperature in the room ( $t_r$ ). Room temperature is calculated as an averaged data from multiple installed sensors.