

Научная статья  
УДК 004.89:621.311  
DOI 10.35266/1999-7604-2023-1-52-58

## ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ МОДЕЛЬ МАКСИМИЗАЦИИ ГЕНЕРИРУЕМОЙ МОЩНОСТИ РЕКОНФИГУРИРУЕМОЙ СОЛНЕЧНОЙ ЭЛЕКТРОСТАНЦИИ

*Екатерина Александровна Энгель*<sup>1✉</sup>, *Никита Евгеньевич Энгель*<sup>2</sup>

<sup>1, 2</sup> Хакасский государственный университет имени Н. Ф. Катанова, Абакан, Россия

<sup>1</sup> [ekaterina.en@gmail.com](mailto:ekaterina.en@gmail.com) ✉, <https://orcid.org/0000-0002-3023-0195>

<sup>2</sup> [nikita.en@gmail.com](mailto:nikita.en@gmail.com), <https://orcid.org/0000-0002-7216-6398>

**Аннотация.** Задача слежения за точкой глобальной максимальной мощности реконфигурируемой солнечной электростанции при частичном затенении сопряжена с глобальной оптимизацией. Традиционные алгоритмы отслеживания точки максимальной мощности не обеспечивают глобальный максимум мощности солнечной электростанции в режиме реального времени из-за медленного процесса сходимости. Модель максимизации генерируемой мощности реконфигурируемой солнечной электростанции разработана в виде модифицированной нечеткой глубокой нейросети на основе модифицированного оптимизатора квантовых многомерных частиц роя, которая включает в себя: сверточный блок, рекуррентные нейросети и нечеткие блоки. Обработывая сигналы датчиков и изображения массива солнечных панелей, настроенная модифицированная нечеткая глубокая нейросеть генерирует опорное напряжение и матрицу электрических взаимосвязей массива солнечных панелей параллельно-последовательного соединения, максимизирующие его мощность при неоднородной инсоляции, демонстрируя следующие преимущества в сравнении с моделью реконфигурируемой солнечной электростанции на основе оптимизатора роя частиц: робастность, лучшую эффективность и скорость слежения.

**Ключевые слова:** слежение за точкой максимальной мощности, нечеткая нейронная сеть, реконфигурируемая солнечная электростанция

**Благодарности:** исследование выполнено в рамках мероприятия «Интеллектуальные системы прогнозирования и максимизации выработки электроэнергии на основе модифицированной нечеткой нейросети» программы деятельности НОЦ мирового уровня «Енисейская Сибирь».

**Финансирование:** исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ и Республики Хакасия в рамках научного проекта № 19-48-190003.

**Для цитирования:** Энгель Е. А., Энгель Н. Е. Интеллектуальная модель максимизации генерируемой мощности реконфигурируемой солнечной электростанции // Вестник кибернетики. 2023. Т. 22, № 1. С. 52–58. DOI 10.35266/1999-7604-2023-1-52-58.

Original article

## INTELLIGENT MODEL FOR MAXIMIZING THE GENERATED POWER OF A RECONFIGURABLE SOLAR POWER PLANT

*Ekaterina A. Engel*<sup>1✉</sup>, *Nikita E. Engel*<sup>2</sup>

<sup>1, 2</sup> Katanov State University of Khakassia, Abakan, Russia

<sup>1</sup> [ekaterina.en@gmail.com](mailto:ekaterina.en@gmail.com) ✉, <http://orcid.org/0000-0002-3023-0195>

<sup>2</sup> [nikita.en@gmail.com](mailto:nikita.en@gmail.com), <http://orcid.org/0000-0002-7216-6398>

**Abstract.** The global maximum power point tracking of a solar power plant in partial shading demands a global optimization. Standard algorithms for tracking of maximum power point do not provide for a maximum global power of a solar power plant during real time mode due to low convergence. A model of maximizing the generated power of a reconfigurable solar power plant was developed as a modified fuzzy deep neural network based on the modified quantum-behaved particle swarm optimizer. This neural network consists of the following: convolutional units, recurrent neural networks, and fuzzy units. By processing the sensor signals and images of the solar array, the set modified fuzzy deep neural network generates a reference voltage and an electrical interconnection matrix of the parallel-serial solar array, maximizing its power under non-uniform insolation.

The neural network demonstrates such advantages as robustness, better efficiency, and tracking speed in comparison with the model of a reconfigurable solar power plant based on the particle swarm optimization.

**Keywords:** maximum power point tracking, fuzzy neural net, reconfigurable solar plant

**Acknowledgments:** the study was conducted in the framework of the event “Intelligent Systems for Forecasting and Maximizing Power Generation Based on the Modified Fuzzy Neural Network” within the program of the World-Class Research and Educational Center “Yenisey Siberia”.

**Funding:** the study was funded by the Russian Foundation for Basic Research and the Republic of Khakassia in the framework of the research project No. 19-48-190003.

**For citation:** Engel E. A., Engel N. E. Intelligent Model for Maximizing the Generated Power of a Reconfigurable Solar Power Plant. *Proceedings in Cybernetics*. 2023. Vol. 22, No. 1. P. 52–58. DOI 10.35266/1999-7604-2023-1-52-58.

## ВВЕДЕНИЕ

Потеря мощности солнечной электростанции при частичном затенении может варьироваться от 10 до 70 % [1]. Интеллектуальные модели, в том числе максимизации вырабатываемой электроэнергии, актуальны в соответствии с приоритетным направлением развития науки, технологий и техники в РФ – «Энергетической стратегией на период до 2035 года» [2]. Одним из технических вариантов максимизации генерируемой мощности фотоэлектрической системы при частичном затенении является изменение электрического соединения массива солнечных панелей (МСП) [3, 4]. Задача слежения за точкой глобальной максимальной мощности (GMPP) реконфигурируемого МСП при частичном затенении сопряжена с глобальной оптимизацией. Таким образом, традиционные алгоритмы отслеживания точки максимальной мощности, например, возмущения и наблюдения, не обеспечивают GMPP. Глобальные оптимизаторы, например, роевых частиц, не обеспечивают GMPP в режиме реального времени из-за медленного процесса сходимости, в то время как интеллектуальные системы эффективно отслеживают GMPP [5, 6].

Модифицированы методы, представленные в работах [7, 8] для решения задачи максимизации генерируемой мощности реконфигурируемой солнечной электростанции и разработана соответствующая модель в виде модифицированной нечеткой глубокой нейросети (МНГН), включающей: сверточный блок, рекуррентные нейросети и нечеткие блоки. МНГН настроена на основе модифицированного оптимизатора квантовых многомерных частиц

роя (МОКМЧР). На основе обработки сигналов датчиков и изображения МСП настроенная МНГН генерирует опорное напряжение и матрицу электрических взаимосвязей МСП параллельно-последовательного соединения, максимизирующие мощность МСП при неоднородной инсоляции. Результаты моделирования продемонстрировали следующие преимущества созданной интеллектуальной модели максимизации генерируемой мощности реконфигурируемой солнечной электростанции: робастность, лучшую эффективность и скорость слежения в сравнении с моделью реконфигурируемой солнечной электростанции на основе оптимизатора роевых частиц.

## МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Создана и верифицирована модель максимизации генерируемой мощности реконфигурируемой солнечной электростанции в виде МНГН при частичном затенении (рис. 1). Солнечная электростанция, генерирующая максимум 20 кВт при инсоляции 1 000 Вт/м, состоит из 81 солнечной панели (рис. 2).

Оптимальная архитектура МНГН создана на основе МОКМЧР, имеющего следующую фитнес-функцию:

$$f(x) = \frac{\sum_{t=1}^H (P_{\max}^t - P^{X,t}) / P_{\max}^t}{H},$$

где  $P_{\max}^t$  – максимальная мощность МСП;

$H$  – количество примеров;

$P^{X,t}$  – мощность, вырабатываемая реконфигурируемым МСП на основе МНГН с архитектурой  $X$ . Размерность частицы  $X$  была закодирована как  $d = (d_{h_1}, d_{h_2}, d_{h_3}, d_{q_1}, d_{q_2}, d_{q_3}) \in$

$\in \{d_{\min} = (1, 1, 1, 1, 1), d_{\max} = (7, 7, 7, 3, 3, 3)\}$ .  
 Количество всех  $d - 9$  261.

МОКМЧР (критерии останова:  $\{T, \varepsilon_C, \dots\}$ ;  $S$  – количество частиц) генерирует оптимальную архитектуру МНГН за пять шагов:

Шаг 1. For  $\forall X \in \{1, S\}$  do:

Генерировать  $d_{X,q}(1) = \text{abs}(N(0, 1)), d_{X,q}(t) = \text{abs}(N(0, 1))$  – текущая закодированная размерность позиции  $X$ .

Инициализация  $\tilde{d}_X(0) = d_X(1), \tilde{d}_X(t)$  – лучшая закодированная размерность пространства для позиции  $X$ .

For  $\forall d \in \{d_{\min}, d_{\max}\}$  do:

Генерация  $x_X^d(1)$  методом Нгуена – Видроу  $x_{X,j}^{d_X(t)} \in (X_{\min}, X_{\max})$  –  $j$ -го компонента позиции частицы  $X$  (представляющего собой  $j$ -й параметр архитектуры МНГН  $j \in [1, D(d_{h,q})]$ ,  $D(d_{h,q}) = 8291 + (6634 + d_{q_1}) \times d_{h_1} + \sum_{j=2}^3 d_{h_j} \times (d_{q_j} + 6567)$ ) в закодированной размерности пространства  $d_X(t)$ .

Инициализация  $y^d(t) = x_X^d(1), gbest^d(t) = x_X^d(1)$ , где  $gbest_j^d(t)$  –  $j$ -й компонент лучшего глобального положения роя в закодированной размерности пространства  $d$ . End For. End For.

Шаг 2. For  $\forall t \in \{1, T\}$  do: For  $\forall X \in \{1, S\}$  do:

If  $f(x_X^{d_X(t)}(t)) < f(y_X^{d_X(t-1)}(t-1))$  then Do:

$$y_X^{d_X(t)}(t) = x_X^{d_X(t)}(t)$$

If  $f(x_X^{d_X(t)}(t)) > f(y_X^{\tilde{d}_X(t-1)}(t-1))$  then  $d_X(t) = d_X(t-1)$  else  $d_X(t) = d_X(t)$  End If. else  $y_X^{d_X(t)}(t) = y_X^{d_X(t)}(t-1)$  End If.

If  $f(x_X^{d_X(t)}(t)) < \min(f(y_X^{d_X(t)}(t-1)), \min_{1 \leq p < X}(f(x_p^{d_X(t)}(t))))$  then Do:  $g(d_X(t)) = X$ , где  $g(d)$  представляет собой индекс глобально лучшей частицы роя в закодированной размерности пространства  $d_X(t)$ .

If  $f(x_X^{d_X(t)}(t)) < f(gbest^{dbest}(t-1))$  then  $dbest = d_X(t)$ , где  $dbest$  – закодированная размерность пространства лучшего глобального положения роя

End If. End If.

В других закодированных размерностях пространства  $\forall d \in \{d_{\min}, d_{\max}\} - d_X(t)$  do обновить  $y_{X,j}^d(t) = y_{X,j}^d(t-1), gbest_j^d(t) = gbest_j^d(t-1)$ . End For.

If  $(I > IterNo$  OR  $f(x_{g(d_X(t))}^{dbest}) < \varepsilon_C)$  then Stop. End If.

Шаг 3.  $E = f(x_{g(d_X(t))}^{d_X(t)})$ . While  $(I < IterNo$  OR  $E > \varepsilon_C)$   $\Delta W_I = [J_I^T J_I + \mu \times X]^{-1} J_I^T E$ ,  $J_I$  – матрица Якоби,  $\mu$  – параметр обучаемости.

Шаг 4. Вычисление  $W_I = W_I + \Delta W_I, x_{g(d_X(t))}^{d_X(t)}, E' = (f(x_{g(d_X(t))}^{d_X(t)}))$ .

If  $E' < E$  then  $W_I = W_I + \Delta W_I; \mu = \mu\beta; E' = E$ ; Перейти к шагу 3 else  $\mu = \mu/\beta$ ; Перейти к шагу 4 end If.

Шаг 5. For  $\forall X \in \{1, S\}$  do: For  $\forall j \in \{1, d_X(t)\}$  do: Генерировать  $u$  и  $k$  по нормальному закону распределения  $U(0,1)$ ;  $\gamma$  и  $G$  имеют распределение Лапласа; if  $k \geq 0,5$  then  $\alpha = 2$  else  $\alpha = 1$ ;  $\beta$  – коэффициент сжатия-расширения;

$$x_{X,j}^{d_X(t)}(t+1) = \frac{G \times y_{X,t}^{d_X(t)}(t) + \gamma \times gbest_j^{dbest}(t)}{G + \gamma} + (-1)^\alpha \beta \times \ln\left(\frac{1}{u}\right) \times \left| \frac{\sum_{i=1}^S y_{g(d),i}^{d_X(t)}(t)}{S} - x_{X,j}^{d_X(t)}(t) \right|$$

$$x_{X,j}^{d_X(t)}(t+1) \leftarrow \begin{cases} x_{X,j}^{d_X(t)}(t+1) & \text{if } X_{\min} \leq x_{X,j}^{d_X(t)}(t+1) \leq X_{\max} \\ U(X_{\min}, X_{\max}) & \text{else} \end{cases}$$

В других закодированных размерностях пространства  $\forall d \in \{d_{\min}, d_{\max}\} - d_X(t)$  do обновить  $x_{X,j}^d(t+1) = x_{X,j}^d(t)$ . End For.

Вычислить:

$$d_{X,q}(t+1) = \frac{G \times d_{X,q}(t) + \gamma \times dbest}{G + \gamma} + (-1)^\alpha \beta \times \left| \frac{\sum_{i=1}^S \tilde{d}_{g(d),t}^d(t)}{S} - d_{X,q}(t) \right| \times \ln\left(\frac{1}{u}\right),$$

$$d_{X,q}(t+1) = \left. \begin{array}{l} d_{X,q}(t+1) \text{ if } D_{\min,q} \leq d_{X,q}(t+1) \leq D_{\max,q} \\ d_{X,q}(t) \text{ else} \end{array} \right\},$$

End For. End For.

МОКМЧР обеспечивает поиск роем квантовых частиц как позиционного (т. е. весовых коэффициентов МНГН) оптимума –  $gbest$ , так и его размерности –  $dbest$  (т. е. структуры МНГН: количество скрытых слоев и нейронов на них) с использованием разработанной иерархической кодировки размерности пространства частиц. МОКМЧР автоматически обеспечивает глобальное лучшее закодированное измерение  $dbest$  и создание в нем оптимальной архитектуры МНГН –  $gbest$ .

МНГН для решения задачи максимизации генерируемой мощности реконфигурируемой солнечной электростанции создается на наборе данных вида:

$$Z^i = (x^i = (V^i, P^i, I^i); M^i; Ir^i; P_{\max}^i; V_{\max}^i; Im^i), \quad (1)$$

где  $V^i, P^i, I^i$  – текущие напряжение, мощность и сила тока МСП;

$Ir_k$  – инсоляция;

$Im^i$  – изображение МСП;

$M^i$  – матрица электрических взаимосвязей МСП параллельно-последовательного соединения;

$P_{\max}^i$  – максимальная мощность МСП;

$V_{\max}^i$  – управляющий сигнал, обеспечи-

вающий  $P_{\max}^i$ ;

$i \in [1, 904]$ .

Набор данных  $M, P_{\max}, V_{\max}$  был получен в результате оптимизации на основе роевых частиц реконфигурируемого МСП.

Параметры архитектуры МНГН (веса сверточного блока, количество скрытых нейронов рекуррентных нейросетей –  $d_{h_1} \in [1, 7]$ , их веса, количество временных задержек –  $d_{q_j} \in [1, 3], j \in [1, 3]$ ) кодируются частицей  $X$ .

Разработана иерархическая кодировка размерности пространства положения частиц –  $d = (d_{h_1}, d_{h_2}, d_{h_3}, d_{q_1}, d_{q_2}, d_{q_3}) \in \{d_{\min} = (1, 1, 1, 1, 1, 1), d_{\max} = (7, 7, 7, 3, 3, 3)\}$ .

Модель максимизации генерируемой мощности реконфигурируемой солнечной электростанции в виде МНГН в условиях частичного затенения создается за 4 шага:

Шаг 1. Сверточный блок  $s^i = C(Im^i)$  последовательно соединяется с рекуррентной нейросетью  $Y^i = y(C(Im^i))$ .  $Im^i$  и  $M^i$  – входной и выходной сигнал соответственно.

Шаг 2. Сгенерированы нечеткие множества  $A_j$ :  $A_1$  – режим малой реконфигурации,  $A_2$  – режим большой реконфигурации с функциями принадлежности  $\mu_j$ :

$$\mu_1(s_j) = \frac{\sum_{c=1, r=1}^{9,9} |Y_{c,r}^i - Y_{c,r}^{i-1}|}{81},$$

$$\mu_2(s^i) = 1 - \mu_1(s^i),$$

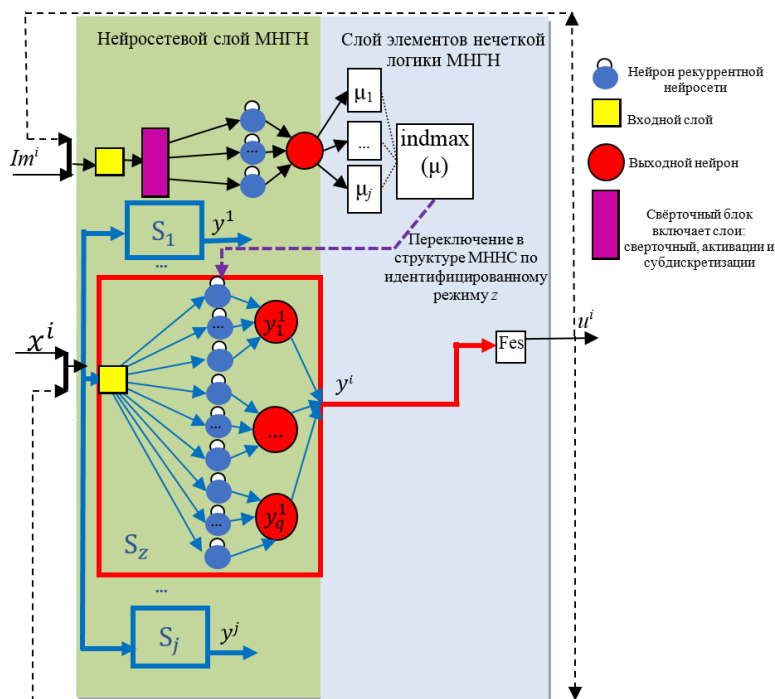
где  $j = \overline{1...2}$ .

Шаг 3. Оптимальная архитектура МНГН –  $gbest$ , включающей  $y(C(Im^i))$  и рекуррентные нейросети  $F_j(\mu_j(s^i), Y^i, x^i)$ ,  $j = \overline{1...2}$ , создается в виде МОКМЧР на наборе данных вида (1).

Функционирование модели максимизации генерируемой мощности реконфигурируемой солнечной электростанции в виде МНГН отражает рис. 1 и нечеткие правила:

$$\begin{aligned} \Pi_j : IF(Im^i, s^i) \text{ is } A_j THEN u^i &= \\ &= F_j(\mu_j(s^i), Y^i, x^i), j = \overline{1...2}. \end{aligned}$$

Нейросеть  $Y^i = y(C(Im^i))$  генерирует матрицу электрических взаимосвязей МСП параллельно-последовательного соединения и функции принадлежности  $\mu$ . Функция  $ind(\mu_j) = \{j | \forall k \neq j, \mu_j \geq \mu_k\}$  активирует  $z$ -й режим реконфигурации солнечной электростанции. МНГН  $F_z(\mu_z(s^i), Y^i, x^i)$  выдает опорное напряжение  $u^i$ .



**Рис. 1. Интеллектуальная модель максимизации генерируемой мощности реконфигурируемой солнечной электростанции**

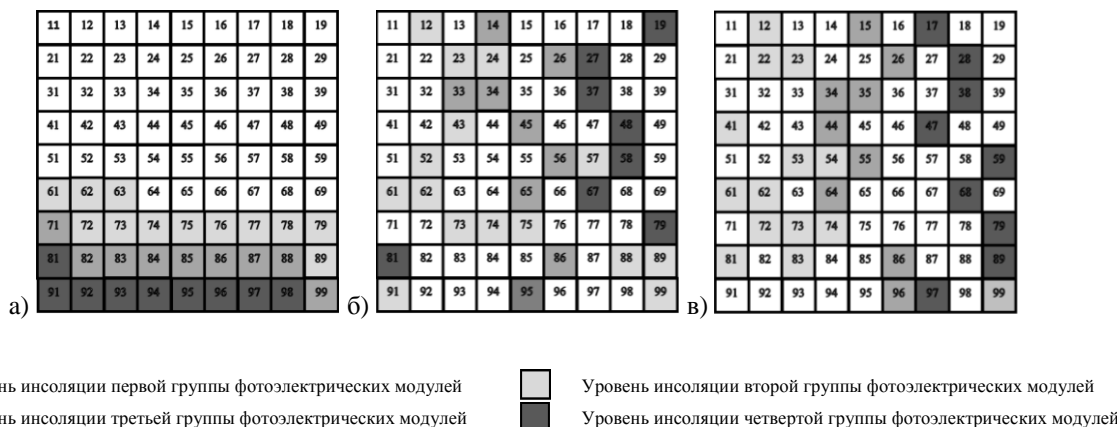
Примечание: составлено авторами на основании данных, полученных в исследовании.

**РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ**

На основе МОКМЧР на обучающей выборке вида (1) ( $i \in [1, 903]$ ) сгенерирована оптимальная МНГН –  $gbest$ , закодированная размерность пространства которой –  $D(dbest = d_{h=(5,5,5), q=(2,2,2)}) = 74\ 316$ .  $y(C(Im^i))$  содержит пять скрытых нейронов (2 временных задержки).  $F_k(\mu_k(s), Y, x)$  содержит пять

скрытых нейронов (2 временных задержки),  $j = \overline{1...2}$ .

Результаты тестового моделирования максимизации генерируемой мощности реконфигурируемой солнечной электростанции на основе МНГН отражают рис. 2–3 для примера  $i = 904, t^i = (9:20am12/03/18...9:21am12/03/18)$ .



**Рис. 2. Схема конфигурации, обеспечиваемая:**

- а) массивом параллельно-последовательного соединения;
- б) интеллектуальной моделью максимизации генерируемой мощности реконфигурируемой солнечной электростанции;
- в) моделью реконфигурируемой солнечной электростанции на основе оптимизатора роевых частиц

Примечание: составлено авторами на основании данных, полученных в исследовании.

Каждая солнечная панель остается в той же группе фотоэлектрических модулей (рис. 2), несмотря на динамику инсоляции этих групп в течение времени  $t^i$  для примера  $i = 904$ .

Разработанная интеллектуальная модель максимизации генерируемой мощности реконфигурируемой солнечной электростанции более робастна и обеспечивает выработку большего количества энергии в сравнении с моделью реконфигурируемой солнечной

электростанции на основе оптимизатора роевых частиц (рис. 3). На рис. 3 видно, что модель реконфигурируемой солнечной электростанции на основе оптимизатора роевых частиц, в случае даже небольшой и плавной динамики частичного затенения, не обеспечивает GMPP, так как активирует процедуру инициализации при изменении инсоляции и не завершает процесс оптимизации в режиме реального времени.

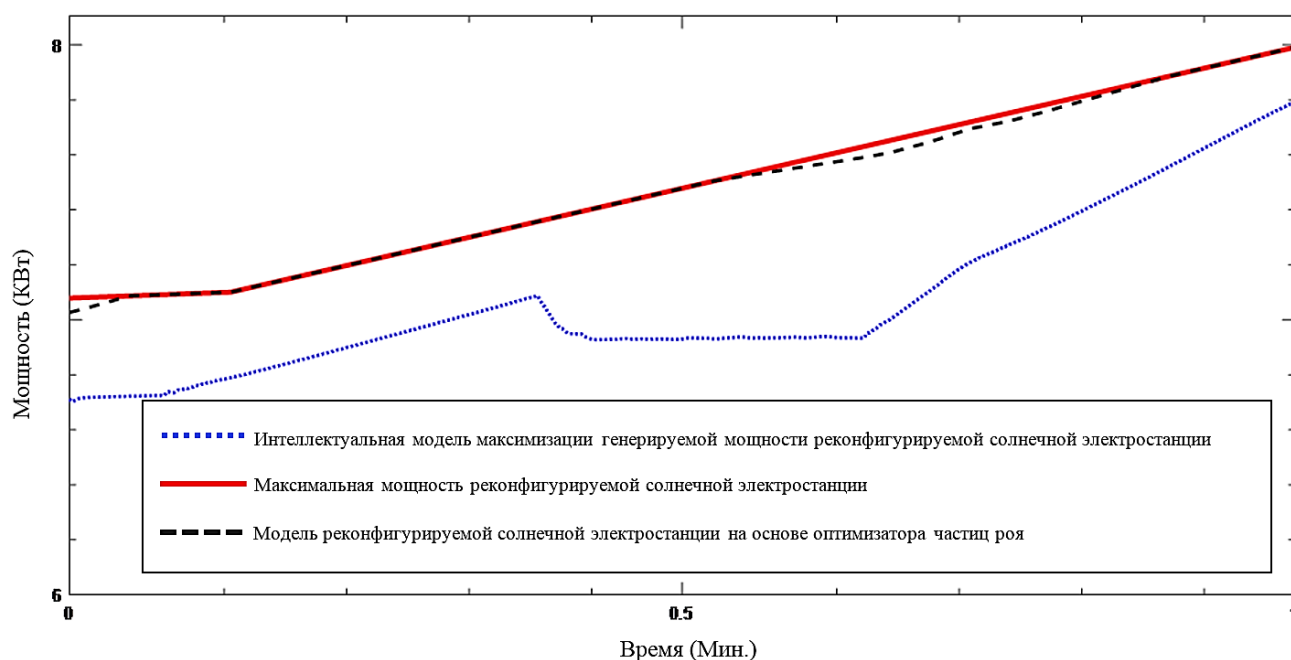


Рис. 3. Графики генерируемой мощности реконфигурируемой солнечной электростанции

Примечание: составлено авторами на основании данных, полученных в исследовании.

Результаты моделирования продемонстрировали следующие преимущества созданной интеллектуальной модели максимизации генерируемой мощности реконфигурируемой солнечной электростанции: робастность, лучшую эффективность и скорость слежения в сравнении с моделью реконфигурируемой солнечной электростанции на основе оптимизатора роевых частиц.

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Создана модель максимизации генерируемой мощности реконфигурируемой солнечной электростанции в виде модифицированной нечеткой глубокой нейросети, которая включает в себя: сверточный блок, рекуррентные сети и нечеткие блоки. Модифи-

цированная нечеткая глубокая нейросеть настроена на основе модифицированного оптимизатора квантовых многомерных частиц роя, обеспечивающего создание оптимальной архитектуры МНГН с использованием разработанной иерархической кодировки размерности пространства положения частиц. Обработывая сигналы датчиков и изображения МСП, настроенная модифицированная нечеткая глубокая нейросеть генерирует опорное напряжение и матрицу электрических взаимосвязей МСП параллельно-последовательного соединения, обеспечивающие глобальный максимум мощности при неоднородной инсоляции.

Результаты моделирования продемонстрировали следующие преимущества созданной

интеллектуальной модели максимизации генерируемой мощности реконфигурируемой солнечной электростанции: робастность, лучшую эффективность и скорость слежения

в сравнении с моделью реконфигурируемой солнечной электростанции на основе оптимизатора частиц роя.

#### Список источников

1. Osmani K., Haddad A., Jaber H. et. al. Mitigating the Effects of Partial Shading on PV System's Performance through PV Array Reconfiguration: A Review. *Thermal Science and Engineering Progress*. 2022. Vol. 31. P. 101280.
2. Проект энергостратегии Российской Федерации на период до 2035 года // М-во энергетики Рос. Федерации : офиц. сайт. URL: <https://minenergo.gov.ru/view-pdf/1920/104837> (дата обращения: 15.11.2022).
3. Lakshika K. A. H., Boralessa M. A. K. S., Perera M. K. et. al. Reconfigurable Solar Photovoltaic Systems: A review. *Heliyon*. 2020. Vol. 6, No. 11. P. E05530.
4. Baka M., Manganiello P., Soudris D., Catthoor F. A Cost-Benefit Analysis for Reconfigurable PV Modules under Shading. *Solar Energy*. 2019. Vol. 178. P. 69–78.
5. Ajmal A. M., Ramachandaramurthy V. K., Tomar A. et. al. Optimal Dynamic Reconfiguration of Large-Scale PV Plant under Partial Shading Conditions Based on Two Reconfigurable Stages. *Int Trans Electr Energ Syst*. 2021. Vol. 31, No. 10. P. e12746.
6. Ibrahim S. A., Nasr A., Enany M. A. Maximum Power Point Tracking Using ANFIS for a Reconfigurable PV-Based Battery Charger under Non-Uniform Operating Conditions. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. P. 114457–114467.
7. Энгель Е. А., Энгель Н. Е. Система слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива на основе модифицированной нечеткой нейросети // Вестник кибернетики. 2019. № 3. С. 14–25.
8. Энгель Е. А., Энгель Н. Е. Интеллектуальная система слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива // Вестник Кибернетики. 2020. № 4. С. 21–27.

#### Информация об авторах

**Е. А. Энгель** – кандидат технических наук, доцент.  
**Н. Е. Энгель** – бакалавр.

#### References

1. Osmani K., Haddad A., Jaber H. et. al. Mitigating the Effects of Partial Shading on PV System's Performance through PV Array Reconfiguration: A Review. *Thermal Science and Engineering Progress*. 2022. Vol. 31. P. 101280.
2. Draft of the Energy Strategy in the Russian Federation up to 2035. Ministry of Energy of Russian Federation : official web-site. URL: <https://minenergo.gov.ru/view-pdf/1920/104837> (accessed: 15.11.2022). (In Russian).
3. Lakshika K. A. H., Boralessa M. A. K. S., Perera M. K. et. al. Reconfigurable Solar Photovoltaic Systems: A review. *Heliyon*. 2020. Vol. 6, No. 11. P. E05530.
4. Baka M., Manganiello P., Soudris D., Catthoor F. A Cost-Benefit Analysis for Reconfigurable PV Modules under Shading. *Solar Energy*. 2019. Vol. 178. P. 69–78.
5. Ajmal A. M., Ramachandaramurthy V. K., Tomar A. et. al. Optimal Dynamic Reconfiguration of Large-Scale PV Plant under Partial Shading Conditions Based on Two Reconfigurable Stages. *Int Trans Electr Energ Syst*. 2021. Vol. 31, No. 10. P. e12746.
6. Ibrahim S. A., Nasr A., Enany M. A. Maximum Power Point Tracking Using ANFIS for a Reconfigurable PV-Based Battery Charger under Non-Uniform Operating Conditions. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. P. 114457–114467.
7. Engel E. A., Engel N. E. Photovoltaic Array Maximum Power Point Tracking System Based on Modified Fuzzy Neural Network. *Proceedings in Cybernetics*. 2019. No. 3. P. 14–25. (In Russian).
8. Engel E. A., Engel N. E. The Intelligent Photovoltaic Array Maximum Power Point Tracking System. *Proceedings in Cybernetics 2020*. No. 4. P. 21–27. (In Russian).

#### Information about the authors

**E. A. Engel** – Candidate of Sciences (Engineering), Associate Professor.  
**N. E. Engel** – Bachelor's Degree Student.