

УДК 004.896

DOI 10.34822/1999-7604-2019-3-14-25

СИСТЕМА СЛЕЖЕНИЯ ЗА ТОЧКОЙ МАКСИМАЛЬНОЙ МОЩНОСТИ ФОТОЭЛЕКТРИЧЕСКОГО МАССИВА НА ОСНОВЕ МОДИФИЦИРОВАННОЙ НЕЧЕТКОЙ НЕЙРОСЕТИ

Е. А. Энгель, Н. Е. Энгель

*Хакасский государственный университет им. Н. Ф. Катанова, г. Абакан,
ekaterina.en@gmail.com, nikita.en@gmail.com*

Рассматривается задача слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива. Разработана система слежения на основе модифицированной нечеткой нейросети. В сравнении с существующими нечеткими нейросетями модифицированная нечеткая нейросеть содержит рекуррентные нейросети, одна из которых аппроксимирует многомерные функции принадлежности модифицированной нечеткой нейросети на основе экспериментальных данных. Для создания оптимальной архитектуры модифицированной нечеткой нейросети разработан модифицированный многомерный алгоритм роя частиц, инициализирующий начальное положение лучшей частицы роя и ее размерности методом Нгуена – Видроу и сочетающий этапы глобальной оптимизации многомерными частицами роя с этапами градиентного спуска алгоритмом Левенберга – Марквардта. Разработанная система слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива на основе модифицированной нечеткой нейросети в условиях случайных возмущений апробирована в ходе экспериментального моделирования в среде Octave. Результаты экспериментального моделирования демонстрируют робастность и эффективность системы слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива на основе модифицированной нечеткой нейросети в сравнении со стандартными моделями управления с ПИД-контроллером на основе алгоритма возмущения и наблюдения, возрастающей проводимости.

Ключевые слова: нечеткая нейросеть, рекуррентная нейросеть, система управления, слежение за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива.

PHOTOVOLTAIC ARRAY MAXIMUM POWER POINT TRACKING SYSTEM BASED ON MODIFIED FUZZY NEURAL NETWORK

E. A. Engel, N. E. Engel

*Katanov Khakass State University, Abakan,
ekaterina.en@gmail.com, nikita.en@gmail.com*

The article considers the task of maximum power point tracking of a photovoltaic array. A photovoltaic array maximum power point tracking system based on a modified fuzzy neural network is developed. Compared to existing fuzzy neural networks a modified fuzzy neural network includes recurrent neural networks, one of which approximates multidimensional membership functions based on experimental data. In order to create an optimal architecture of a modified fuzzy neural network, we developed a modified multi-dimensional particle swarm algorithm. The algorithm generates an initial particle position based on the Nguyen–Widrow method and combines the stages of global optimization based on a multi-dimensional particle swarm optimization with the stages of gradient descent based on the Levenberg–Marquardt algorithm. The validity and advantages of the proposed photovoltaic array maximum power point tracking system based on a modified fuzzy neural network under random perturbations by numerical simulations in Octave are demonstrated. The simulation results show that the proposed tracking system achieves competitive performance and robustness, as compared to a classical control model with a PID controller based on perturbation and observation, or incremental conductance algorithm.

Keywords: fuzzy neural network, recurrent neural network, control system, maximum power point tracking, photovoltaic array.

Введение. Создание системы слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива в условиях воздействия различных внешних и внутренних факторов неопределенности на основе разработанной модифицированной нечеткой нейросети актуально, так как предлагаемое решение обеспечит энергоэффективность, относящуюся к числу приоритетных направлений развития науки, технологий и техники в РФ. В соответствии с «Энергетической стратегией на период до 2035 года» [1] приоритетом государственной энергетической политики является создание интеллектуальных энергетических систем, включая фотоэлектрические системы.

Один из основных способов создания интеллектуальных энергетических систем – масштабное внедрение современных интеллектуальных методов. Актуальность и важность проведенного исследования по данной проблеме обусловлена утвержденными правительственной комиссией по высоким технологиям и инновациям несколькими технологическими платформами, среди которых «Интеллектуальная электроэнергетическая система России» и «Малая распределенная энергетика», а также Федеральным законом № 261-ФЗ «Об энергосбережении и о повышении энергетической эффективности и о внесении изменений в отдельные законодательные акты Российской Федерации» [2]. Актуальность данного исследования также обусловлена появлением класса автономных фотоэлектрических систем, для которых традиционные технологии автоматического управления оказываются непригодными или крайне неэффективными [3].

Главная особенность фотоэлектрических комплексов – стохастические характеристики первичного источника энергии, имеющие выраженный максимум коэффициента полезного действия (далее – КПД), зависящий от интенсивности солнечного света, окружающей температуры. Таким образом, необходима и актуальна разработка эффективной системы слежения за точкой максимальной мощности (МРРТ). Известно несколько поисковых и не поисковых алгоритмов реализации МРРТ. Для разработки регулятора точки максимальной мощности существует ряд алгоритмов МРРТ [4]:

- алгоритм возмущения и наблюдения (РО);
- возрастающей проводимости (IC);
- короткого замыкания;
- напряжения холостого хода;
- постоянного напряжения;

Наибольшее распространение при практической реализации фотоэлектрических систем получили первый и второй алгоритмы ввиду простоты управляющих структур и реализации. Однако алгоритм возмущения и наблюдения имеет следующие недостатки, снижающие эффективность МРРТ:

1. Невозможность точного определения момента достижения регулятором точки максимальной мощности.
2. Снижение уровня освещенности сглаживает вольтамперную характеристику, что усложняет определение точки максимальной мощности вследствие малых изменений в мощности по сравнению с изменением напряжения.
3. В ситуациях непрерывного повышения солнечного излучения генерируемый алгоритмом управляющий сигнал движется в сторону, противоположную точке максимальной мощности, вследствие чего вырабатываемая мощность фотоэлектрической системы ниже максимальной.

Для фотоэлектрических систем с низким уровнем точности слежения за точкой максимальной мощности применяются последние три алгоритма, требующие меньшего количества датчиков и обеспечивающие недорогую реализацию.

Для решения задачи слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива широко применяются без соответствующей адаптации к решаемой задаче стандартные интеллектуальные методы на основе нечеткой логики, нейронных сетей, алгоритма роя частиц [4]. В настоящее время в развитии интеллектуальных систем автоматического управления имеется тенденция синергии методов искусственного интеллекта в целостный метод, поскольку это обеспечивает повышение эффективности интеллектуальных систем автоматического управления [3]. Анализ современного состояния интеллектуальных систем слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива показал [4], что адаптация к решаемой задаче и синергия методов искусственного интеллекта в целостный алгоритм слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива обеспечивают повышение эффективности слежения за точкой максимальной мощности и снижение вычислительных затрат, поэтому целесообразна разработка системы слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива на основе модифицированной нечеткой нейросети. В отличие от существующих методов нелинейного управления модифицированная нечеткая нейросеть аппроксимирует закона управления, а не нелинейности системы.

В сравнении с существующими нечеткими нейросетями, такими как адаптивная сеть на основе системы нечеткого вывода (ANFIS) [5], модифицированная нечеткая нейросеть имеет следующие отличительные особенности:

1. Форма многомерной функции принадлежности априорно не задается.
2. Многомерные функции принадлежности аппроксимируются на основе экспериментальных данных нейросетью.
3. Настроенные с учетом режимов фотоэлектрической системы рекуррентные нейросети формируют агентов мультиагентной системы автоматического управления фотоэлектрическим массивом.
4. Агенты взаимодействуют друг с другом на основе алгоритма нечетко-возможностной свертки.
5. Модифицированная нечеткая нейросеть использует более широкую линейку разнообразных нейросетевых и нечетких элементов, пополненную новыми: элементом нечетко-возможностной свертки, двойственным и дважды двойственным нейросетевым элементами.

Целесообразно использовать в нейросетевом слое модифицированной нечеткой нейросети рекуррентные нейросети, поскольку они интегрируют информацию о временных рядах, генерируют робастные выходные сигналы в условиях возмущений и недостатка экспериментальных данных, в то время как стандартные алгоритмы обучения с подкреплением испытывают затруднения [6]. Разработанный алгоритм структурно-параметрического синтеза модифицированной нечеткой нейросети сочетает этапы глобальной (реализуемой многомерным алгоритмом роя частиц [7]) и локальной (реализуемой алгоритмом Левенберга – Марквардта [8]) оптимизаций. Формирование нейросетевой топологии (задаваемой количеством нейронов и слоев) – серьезная математическая проблема, основанная на использовании свойств аппроксимируемой функции, решается в данном исследовании разработанным модифицированным многомерным алгоритмом роя частиц, инициализирующим на начальном этапе положения частиц роя (синаптические карты рекуррентных нейросетей) методом инициализации весов Нгуена – Видроу [9].

Описание метода модифицированной нечеткой нейросети для решения задачи слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива

Модифицированная нечеткая нейросеть F включает рекуррентные нейросети g_{jq} и обучается на наборе экспериментальных данных вида:

$$s_k = (X_k = (V_k, I_k, \Delta I_k / \Delta V_k), u_k), \quad (1)$$

где V_k – текущее напряжение фотоэлектрического массива;

I_k – текущая сила тока фотоэлектрического массива;

ΔI_k – текущее приращение силы тока фотоэлектрического массива;

ΔV_k – текущее приращение напряжения фотоэлектрического массива;

u_k – сигнал управления (опорное напряжение), $k \in \overline{1..T}$.

Параметры архитектуры модифицированной нечеткой нейросети $F(X_k, a)$ (количество нейронов в скрытом слое рекуррентных нейросетей – $n \in \overline{1..N}$ (N – предельное количество нейронов в скрытом слое рекуррентных нейросетей), их соответствующие веса и отклонения) были закодированы как частица a . Количество временных задержек в данном исследовании равно 1. Агенты $g_{jq}(X_k, a_{jq})$ модифицированной нечеткой нейросети $F(X_k, a)$ сформированы как рекуррентные нейросети вида $g_{jq}(X_k, a_{jq})$, $q = \overline{1..3}$.

Структурно-параметрический синтез модифицированной нечеткой нейросети для решения задачи слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива основан на модификации многомерного алгоритма роя частиц, описываемой далее.

Модифицированный многомерный алгоритм роя частиц, основанный на многомерном алгоритме роя частиц [7], на каждой итерации пересчитывает положение лучшей частицы роя на основе алгоритма Левенберга – Марквардта [8], а также использует принцип элитизма.

Мы описываем модифицированный многомерный алгоритм роя частиц на i -й итерации, используя следующие обозначения:

$xd_a(i)$ – текущая размерность частицы a ;

$U(\min, \max)$ – генератор случайной величины, равномерно распределенной на интервале $[\min, \max]$;

w – адаптивный вес инерции [7];

$P_d(i)$ – количество частиц размерности d ;

$xx_{a,j}^{xd_a(i)}(i)$ – j -й компонент положения частицы a размерности $xd_a(i)$;

$vx_{a,j}^{xd_a(i)}(i)$ – j -й компонент скорости частицы a размерности $xd_a(i)$;

$vd_a(i)$ – скорость изменения размерности частицы a ;

$xy_{a,j}^{xd_a(i)}(i)$ – j -й компонент положения ($pbest$) лучшей частицы итерации a размерности $xd_a(i)$;

$gbest(d)$ – индекс глобально лучшей частицы размерности d ;

$dbest$ – глобально лучшая размерность роя;

$x\bar{y}_j^d(i)$ – j -й компонент глобально лучшего положения роя размерности d ;

$x\tilde{d}_a(i)$ – лучшая размерность итерации для частицы a .

Фитнесс-функция модифицированного многомерного алгоритма роя частиц вычисляется следующим образом:

$$f(a) = 100 \times (1/T) \sum_{k=1}^T \left(1 - P(F(X_k, xx)) / P_{\max}(X_k) \right), \quad (2)$$

где $P_{\max}(X_k)$ – максимальная мощность фотоэлектрического массива для состояния X_k ;

$P(F(X_k, xx))$ – мощность фотоэлектрического массива для состояния x_k и управляющего сигнала, генерируемого модифицированной нечеткой нейросетью $F(X_k, xx)$, $k \in \overline{1..T}$.

Модифицированный многомерный алгоритм роя частиц. Параметры алгоритма: S – количество частиц роя; $IterNo$ – предельное число выполняемых итераций; ε_c – допустимая ошибка управления; β – параметр обновления скорости обучения μ для локальной оптимизации алгоритмом Левенберга – Марквардта; $[X_{\min}, X_{\max}]$ – вектор, задающий минимальное и максимальное значения каждого компонента положения частицы (в данном исследова-

нии $X_{\min} = -1$, $X_{\max} = 1$); диапазон размерности модифицированного многомерного алгоритма роя частиц $dl \in [D_{\min} = 5 \times q, D_{\max} = q \times (4 \times N + 1)]$, $q = \overline{1..3}$.

Шаг 1. For $\forall a \in 1, S$, do. Случайным образом генерируем векторы $xd_a(1), vd_a(1)$.

Генерируем $x\bar{d}_a(0)$ на основе данных (1) согласно правилу Видроу [9].

For $\forall d \in [D_{\min}, D_{\max}]$ do генерируем векторы $xx_a^d(1), xv_a^d(1)$ методом инициализации весов Нгуена – Видроу [9] на основе данных (1).

Инициализируем $xy_a^d(0) = xx_a^d(1), x\bar{y}_a^d(0) = xx_a^d(1)$.

End For.

End For.

Шаг 2. For $\forall i \in \{1, IterNo\}$ Do:

For $\forall a \in \{1, S\}$ Do:

If $\left(f\left(xx_a^{xd_a(i)}(i)\right)\right) < f\left(xy_a^{xd_a(i)}(i-1)\right)$ then do $xy_a^{xd_a(i)}(i) = xx_a^{xd_a(i)}(i)$,

If $f\left(xx_a^{xd_a(i)}(i)\right) > f\left(xy_a^{x\bar{d}_a(i-1)}(i-1)\right)$ then $x\bar{d}_a(i) = x\bar{d}_a(i-1)$ Else $x\bar{d}_a(i) = xd_a(i)$ end If

Else $xy_a^{xd_a(i)}(i) = xy_a^{xd_a(i)}(i-1)$ end If.

If $\left(f\left(xx_a^{xd_a(i)}(i)\right)\right) < \min\left(f\left(x\bar{y}^{xd_a(i)}(i-1)\right), \min_{1 \leq p < a}\left(f\left(xx_p^{xd_a(i)}(i)\right)\right)\right)$ then do

$gbest(xd_a(i)) = a$, на i -той итерации частица с индексом $gbest(xd_a(i)) = a$ объявляется элитной, If $\left(f\left(xx_a^{xd_a(i)}(i)\right)\right) < f\left(x\bar{y}^{dbest}(i-1)\right)$ then $dbest = xd_a(i)$ end If.

For $\forall j \in [1, d]$, где $d \in [D_{\min}, D_{\max}] - \{xd_a(i)\}$

For $\forall a \in \{1, S\}$ Do $xy_{a,j}^d(i) = xy_{a,j}^d(i-1), x\bar{y}_j^d(i) = x\bar{y}_j^d(i-1)$ End For. End For.

End For.

$\mu = vd_a(i)$.

Шаг 3. Вычисляется $E = f\left(xx_{gbest(xd_a(i))}^{xd_a(i)}\right)$ согласно выражению (2).

Шаг 4. While $(I < IterNo)$ OR $(E > \varepsilon_c)$.

Для вычисления приращения весов ΔW_I решается следующее уравнение $\Delta W_I = [J_I^T J_I + \mu \times X]^{-1} J_I^T E$, где J_I – матрица Якоби.

Шаг 5. Обновляются веса $W_I = W_I + \Delta W_I$. Таким образом, формируется новое положение $xx_{gbest(xd_a(i))}^{xd_a(i)}$ для частицы. Вычисляется ее фитнес-функция $E' = f(xx_{gbest(xd_a(i))}^{xd_a(i)})$ согласно выражению (2).

Шаг 6. If $E' < E$ then $W_I = W_I + \Delta W_I$; $\mu = \mu\beta$; $E' = E$; Go to шаг 3 else $\mu = \mu/\beta$; go to шаг 5 end If.

Шаг 7. For $\forall a \in 1, S$ Do:

For $\forall j \in \{1, xd_a(i)\}$ Do:

Вычислить:

$$vx_{a,j}^{xd_a(i)}(i+1) = w(i)vx_{a,j}^{xd_a(i)}(i) + c_1 r_{1,j}(i) \left(xy_{a,j}^{xd_a(i)}(i) - xx_{a,j}^{xd_a(i)}(i) \right) + c_2 r_{2,j}(i) \left(x\bar{y}_j^{xd_a(i)}(i) - xx_{a,j}^{xd_a(i)}(i) \right),$$

где $r_{1,j}(i) = U(0,1)$;

$r_{2,j}(i) = U(0,1)$;

$c_1 = 1.49$;

$c_2 = 2$.

If $vx_{a,j}^{xd_a(i)}(i+1) \in [V_{\min}, V_{\max}]$ then $xx_{a,j}^{xd_a(i)}(i+1) = xx_{a,j}^{xd_a(i)}(i) + vx_{a,j}^{xd_a(i)}(i+1)$ else $xx_{a,j}^{xd_a(i)}(i+1) = xx_{a,j}^{xd_a(i)}(i) + U(V_{\min}, V_{\max})$ end If.

If $xx_{a,j}^{xd_a(i)}(i+1) \in [X_{\min}, X_{\max}]$ then $xx_{a,j}^{xd_a(i)}(i+1) = xx_{a,j}^{xd_a(i)}(i+1)$ else $xx_{a,j}^{xd_a(i)}(i+1) = U(X_{\min}, X_{\max})$ end If.

End For.

$$vd_a(i+1) = vd_a(i) + c_1 r_1(i) (\widetilde{xd_a}(i) - xd_a(i)) + c_2 r_2(i) (dbest - xd_a(i)).$$

If $vd_a(i+1) < v_{\min}$ then $z = v_{\min}$ end If. If $vd_a(i+1) > v_{\max}$ then $z = v_{\max}$ end If.

If $v_{\min} \leq vd_a(i+1) \leq v_{\max}$ then $xd_a(i+1) = xd_a(i) + vd_a(i+1)$

else $xd_a(i+1) = xd_a(i) + z$ end If. $[v_{\min}, v_{\max}]$ – диапазон скорости для размерности.

If $(xd_a(i+1) < D_{\min})$ or $(xd_a(i+1) > D_{\max})$ or $(P_{xd_a(i)}(i) \geq \max(15, xd_a(i+1)))$ then $xd_a(i+1) = xd_a(i)$ Else $xd_a(i+1) = xd_a(i+1)$ end If. End For. End For.

Модифицированный многомерный алгоритм роя частиц формирует оптимальную архитектуру $x\bar{y}^{dbest}$ модифицированной нечеткой нейросети $F(X_k, x\bar{y}^{dbest})$ и составляющие ее рекуррентные нейросети $g_{jq}(X_k, x\bar{y}_{jq}^{dbest})$.

Алгоритм взаимодействия агентов модифицированной нечеткой нейросети основан на нечетко-возможностном алгоритме [10] и включает четыре шага:

Шаг 1: Для каждого агента $agent_q$ в субкультуре S_j do $g_{jq}(X_k, x\bar{y}_{jq}^{dbest}) \rightarrow \text{GetResponse}(agent_q; X_k)$, $v_q \rightarrow \text{TakeAction}(g_{jq}(X_k, x\bar{y}_{jq}^{dbest}))$: оценивается ошибка $E(g_q)$ согласно выражению (2). Вычисляется $v_q = 1 - E/100$. end For.

$$w = [g_{j1}(X_k, x\bar{y}_{jq}^{dbest}), \dots, g_{jq}(X_k, x\bar{y}_{jq}^{dbest})].$$

Шаг 2. Решается уравнение $[\prod_{i=1}^q (1 + \lambda w_i) - 1]/\lambda = 1, -1 < \lambda < \infty$.

Шаг 3. Вычисляется $s = \int h \circ W_\lambda = \sup_{\alpha \in [0,1]} \min\{\alpha, W_\lambda(F_\alpha(v_j))\}$, где $F_{\alpha}(v_j) = \{F_{\alpha} | F_{\alpha} > \alpha\}$, $v_j \in V$, $W_\lambda(F_{\alpha}(v_j)) = [\prod_{i=1}^q (F_{\alpha}(v_j) \in F_{\alpha}(v_j))^{k(1 + \lambda w_i) - 1}]/\lambda$.

Шаг 4. Вычисляется $F = Fes(g_{jq}(X_k, x\bar{y}_{jq}^{dbest})) = \max_{v_j \in V} s(w_j)$.

Нечетко-возможностный алгоритм позволяет эффективно формировать сигнал управления, учитывая на основе нечеткой меры и нечеткого интеграла Сугено реакцию всех агентов $g_{jq}(X_k, x\bar{y}_{jq}^{dbest})$.

Алгоритм формирования модифицированной нечеткой нейросети включает четыре шага:

Шаг 1. Все примеры вида (1) были разделены на три группы согласно режиму работы фотоэлектрического массива: A_1 – переходный режим ($C_t = -1$); A_2 – режим умеренных возмущений ($C_t = 0$); A_3 – режим резких возмущений ($C_t = 1$). Указанная классификация сформировала вектор с элементами C_t .

Шаг 2. Обучена двухслойная рекуррентная нейросеть $c(s_t)$ (количество скрытых нейронов и временных задержек равно 3 и 2 соответственно). Векторы s_t (вида (1)) и C_t являются для нейросети входными и выходными сигналами соответственно.

Нечеткие множества A_j (A_1 – переходный режим; A_2 – режим умеренных возмущений; A_3 – режим резких возмущений) с соответствующими функциями принадлежности $\mu_j(s)$ сформированы на основе рекуррентной нейронной сети $c(s_t)$, где $j = \overline{1,3}$.

Шаг 3. На основе оптимизационного алгоритма o (If $o = 1$ then оптимизационный алгоритм – многомерный алгоритм роя частиц; If $o = 2$ then оптимизационный алгоритм – алгоритм Левенберга – Марквардта; If $o = 3$ then оптимизационный алгоритм – разработанный

модифицированный многомерный алгоритм роя частиц) модифицированная нечеткая нейросеть $F(X_k, a)$, включающая рекуррентные нейросети a_{jq} , обучается на наборе экспериментальных данных вида (1), $j = \overline{1..3}, q = \overline{1..3}, k = \overline{1..T}$.

Шаг 4. Составляются модифицированные нечеткие продукционные правила на основе обученной модифицированной нечеткой нейросети $F(X_k, x\bar{y}^{d_{best}})$ и составляющих ее рекуррентных нейросетей $g_{jq}(X_k, x\bar{y}_{jq}^{d_{best}})$:

$$P_j: \text{IF } S_k \text{ is } A_j \text{ THEN } u_j = Fes\left(g_{jq}\left(X_k, x\bar{y}_{jq}^{d_{best}}\right)\right). \quad (3)$$

Алгоритм функционирования модифицированной нечеткой нейросети включает два шага:

Шаг 1: Агрегация antecedентов модифицированных нечетких продукционных правил (3) активирует j -е рабочее правило, соответствующее на среднем уровне интеллекта j -му режиму фотоэлектрической системы и инициирующее агентов j -й субкультуры S_j , $j = \overline{1..3}$.

Шаг 2: Модифицированная нечеткая нейросеть $F(X_k, x\bar{y}^{d_{best}})$ формирует управляющий сигнал $u_j = Fes\left(g_{jq}\left(X_k, x\bar{y}_{jq}^{d_{best}}\right)\right)$, соответствующий j -му режиму фотоэлектрической системы как результат нечетко-возможностного взаимодействия агентов $g_{jq}(X_k, x\bar{y}_{jq}^{d_{best}})$.

Результаты моделирования системы слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива на основе модифицированной нечеткой нейросети

Для решения задачи слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива на основе данных вида (1) ($k = \overline{1..T}, T = 1000000$) алгоритмом формирования модифицированной нечеткой нейросети $F(X_k, a)$ сгенерирована система автоматического управления фотоэлектрическим массивом на основе настроенной модифицированной нечеткой нейросети $F(X_k, x\bar{y}^{d(n)})$, заданной модифицированными нечеткими продукционными правилами (3) (в данном исследовании $j = \overline{1..3}, q = \overline{1..3}$).

С целью получения статистических результатов выполнено 100 прогонов оптимизационных алгоритмов o (If $o = 1$ then оптимизационный алгоритм – многомерный алгоритм роя частиц; If $o = 2$ then оптимизационный алгоритм – алгоритм Левенберга – Марквардта; If $o = 3$ then оптимизационный алгоритм – разработанный модифицированный многомерный алгоритм роя частиц), по результатам которых были сформированы и отобраны лучшие архитектуры модифицированной нечеткой нейросети $x\bar{y}^{d(n)}$, обозначенные далее MFNNo размерности $d(n)$.

Многомерный алгоритм роя частиц и разработанный модифицированный многомерный алгоритм роя частиц имеют следующие параметры: $S = 100$ (используем 100 частиц роя); $IterNo = 1000$ (предельное число выполняемых итераций – 1000); $N = 15$, размерность $d(n) = q \times (4 \times n + 1), d \in [D_{\min} = 15, D_{\max} = 183]$.

Разработанный модифицированный многомерный алгоритм роя частиц посредством процедуры инициализации на начальной итерации положения частиц роя методом инициализации весов Нгуена – Видроу и лучшей размерности роя на основе правила Видроу существенно ускоряет процесс сходимости на начальных итерациях в сравнении с многомерным алгоритмом роя частиц (рис. 1 показывает, что в данном экспериментальном исследовании лишь на 59-й итерации (в среднем) многомерный алгоритм роя частиц достигает эффективности решения начальной итерации разработанного модифицированного многомерного алгоритма роя частиц). Разработанный модифицированный многомерный алгоритм роя частиц

посредством градиентного спуска лучшей частицы роя на основе алгоритма Левенберга – Марквардта существенно ускоряет процесс сходимости на заключительных итерациях в сравнении с многомерным алгоритмом роя частиц. Рисунок 1 показывает, что в данном экспериментальном исследовании после обнаружения области глобального минимума разработанному многомерному алгоритму роя частиц для нахождения глобального минимума требуется в среднем в четыре раза меньше итераций, чем многомерному алгоритму роя частиц.

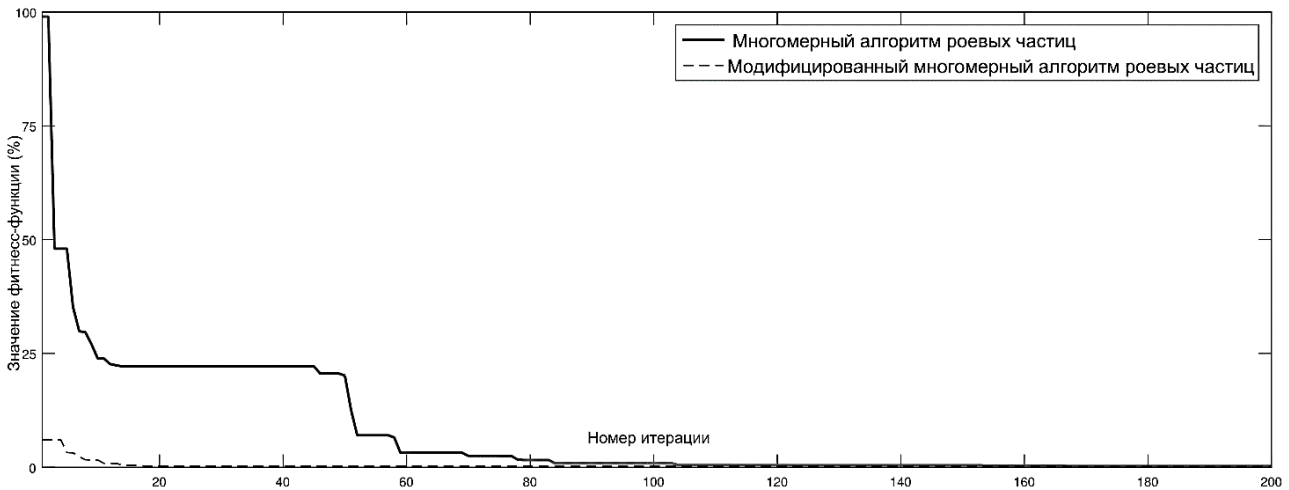


Рис. 1. График сходимости модифицированного многомерного алгоритма роя частиц и многомерного алгоритма роя частиц

Лучшие значения фитнес-функции (2) для модифицированных нечетких нейросетей MFNN1, MFNN2 и MFNN3 равны 1.1, 7 и 1 соответственно. Таким образом, далее рассматривается MFNN3. Таблица, содержащая значения вектора $f(\bar{x}\bar{y}^{d(n)})$, показывает, что только один набор архитектуры модифицированной нечеткой нейросети – MFNN3 размерности $d(7) = 87$ обеспечивает значение фитнес-функции (2) не более одного процента отклонения от максимальной мощности в среднем. Указанная архитектура модифицированной нечеткой нейросети MFNN3, как и MFNN1, MFNN2, включает три рекуррентные двухслойные нейросети с семью скрытыми нейронами (количество временных задержек – 1).

Таблица

Значения фитнес-функции для модифицированной нечеткой нейросети с архитектурой $\bar{x}\bar{y}^{d(n)}$

Значение $d(n)$	15	27	39	51	63	75	87	99	111	123	135	149	159	171	183
$f(\bar{x}\bar{y}^{d(n)})$	19	16	11	9	6	3	1	2	3	5	6	7	9	11	13

В данном сравнительном экспериментальном исследовании эффективность предлагаемых моделей слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива на основе настроенной модифицированной нечеткой нейросети MFNN3 сравнивается со стандартными моделями с ПИД-контроллером (на основе алгоритма РО или IC) при тех же условиях:

1. Моделирование в среде Octave указанных систем слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива проведено по четырем сценариям изменения солнечного излучения (рис. 2).

2. С начального момента времени моделирования $t = 0$ с до 0,4 с график демонстрирует плавное изменение солнечного излучения вследствие медленного перемещения тени, отбрасываемой препятствием.

3. График с момента времени моделирования $t = 0,5$ с до 1 с демонстрирует плавное и устойчивое снижение солнечного излучения вследствие плавного нарастания облачности.

4. С момента времени моделирования $t = 1,1$ с до 2,1 с солнечное излучение плавно изменяется до точных целевых значений.

5. С момента времени моделирования $t = 2,1$ с до 2,5 с график демонстрирует очень быстрое изменение солнечного излучения вследствие тени, отбрасываемой быстродвигающимся препятствием (например, птицей).

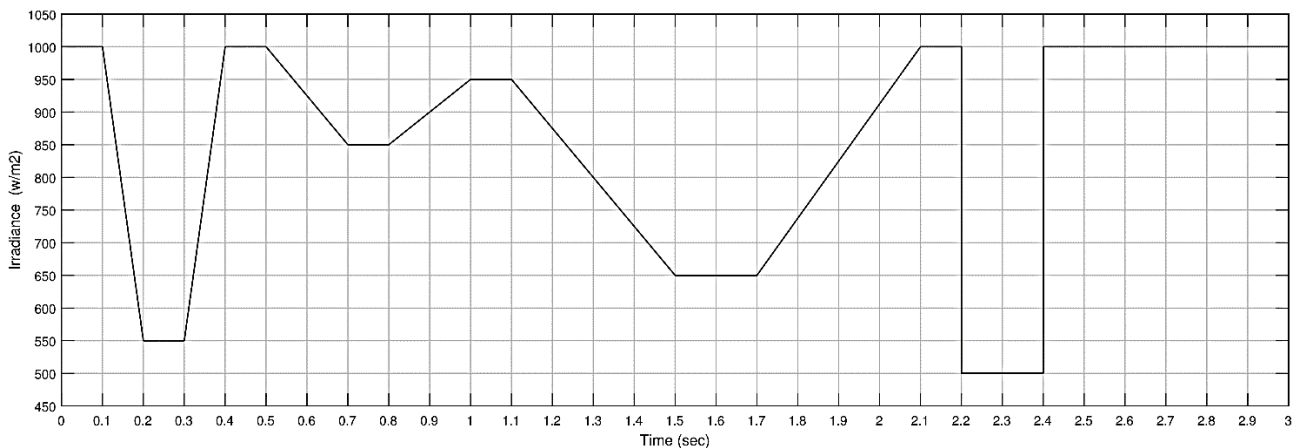


Рис. 2. График солнечного излучения

Рисунки 3–5 отражают результаты моделирования разработанной системы слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива на основе настроенной модифицированной нечеткой нейросети MFNN3 в сравнении со стандартными моделями с ПИД-контроллером (на основе алгоритма РО или IC) при тех же условиях.

Рисунок 3 иллюстрирует в ситуациях непрерывного повышения солнечного излучения недостаток алгоритма РО, заключающийся в движении генерируемого алгоритмом управляющего сигнала в сторону, противоположную точке максимальной мощности, вследствие чего вырабатываемая мощность фотоэлектрической системы ниже максимальной. В таких ситуациях (в данном исследовании в моменты времени моделирования $t \in Tn = [0,3 \text{ с}, 0,4 \text{ с}] \cup [0,8 \text{ с}, 1 \text{ с}] \cup [1,7 \text{ с}, 2,1 \text{ с}]$) предлагаемая модель слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива на основе настроенной MFNN3 вырабатывает в среднем на 8,6 % больше энергии, чем стандартная модель, основанная на алгоритме возмущения и наблюдения ($100 \times [\sum_{t \in Tn} (P_{MFNN3}^t - P_{PO}^t) / P_{PO}^t] / \sum_{t \in Tn} 1 = 8,6$, где P_{MFNN3} – энергия, обеспечиваемая разработанной моделью слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива на основе настроенной MFNN3; P_{PO} – энергия, обеспечиваемая стандартной моделью, основанной на алгоритме РО).

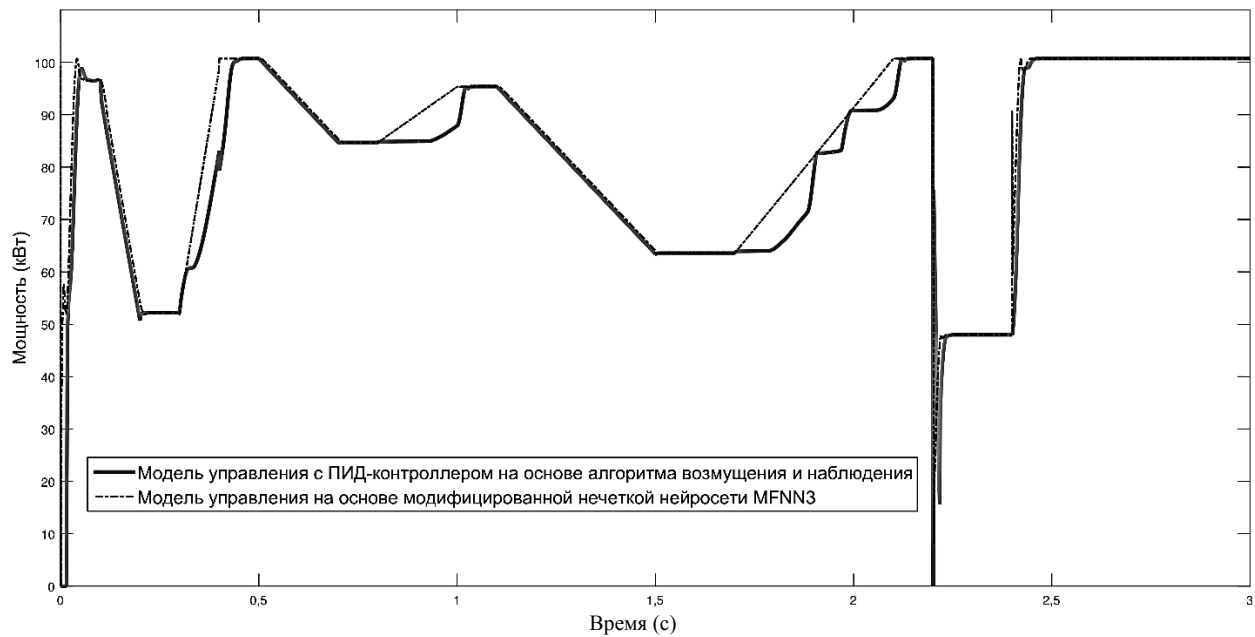


Рис. 3. Графики вырабатываемой мощности модели слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива на основе настроенной MFNN3 и стандартной модели с ПИД-контроллером на основе алгоритма РО

Согласно рис. 5 время отклика системы управления фотоэлектрическим массивом на основе настроенной модифицированной нечеткой нейросети MFNN3 меньше, чем у стандартных моделей управления с ПИД-контроллером на основе алгоритма IC в первые 0,5 с.

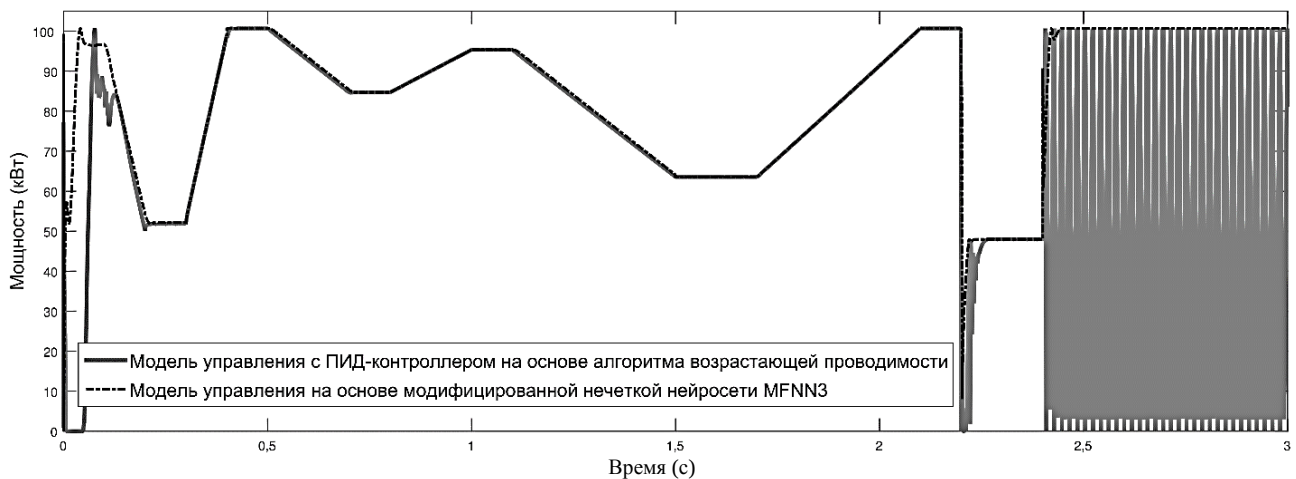


Рис. 4. Графики вырабатываемой мощности модели слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива на основе настроенной MFNN3 и стандартной модели с ПИД-контроллером на основе алгоритма IC

В ходе четвертого сценария ПИД-контроллер на основе алгоритма IC генерирует чрезвычайно большие значения управляющего сигнала в результате внезапных колебаний солнечного излучения. В ходе четвертого сценария с момента времени моделирования $t = 2,2$ с до 3 с вырабатываемая управляющей моделью с ПИД-контроллером на основе алгоритма IC энергия фотоэлектрической системы падает до нуля, в то время как предложенная модель слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива на основе настроенной модифицированной нечеткой нейросети MFNN3 обеспечивает максимальную мощность фотоэлектрического массива (рис. 2, 4, 5).

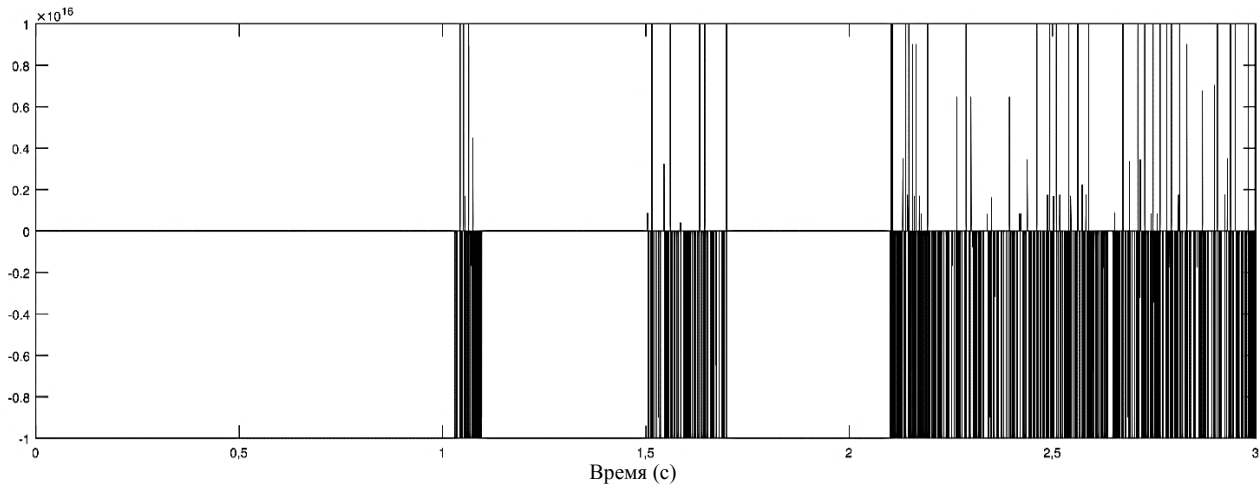


Рис. 5. График сигнала, вырабатываемого ПИД-контроллером на основе алгоритма IC

Модифицированная нечеткая нейросеть обеспечивает эффективное решение задачи слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива. В Octave проведено экспериментальное исследование моделей слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива на основе настроенной модифицированной нечеткой нейросети MFNN3 в сравнении со стандартными моделями с ПИД-контроллером (на основе алгоритма РО или IC) при различных начальных условиях, различных сценариях возмущений и вариациях параметров фотоэлектрической системы и уровня солнечного излучения. Результаты показывают, что в сравнении со стандартной моделью с ПИД-контроллером на основе алгоритма РО или IC разработанная модель слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива на основе модифицированной нечеткой нейросети робастна к воздействиям различных внешних и внутренних факторов неопределенности фотоэлектрической системы и обеспечивает эффективное отслеживание точки максимальной мощности. Разработанная модель управления фотоэлектрическим массивом на основе настроенной модифицированной нечеткой нейросети MFNN3 более надежна и обеспечивает большую мощность (рис. 3–4) по сравнению со стандартными моделями с ПИД-контроллером (на основе алгоритма РО или IC) при тех же условиях.

Заключение. Рассмотрена и решена задача слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива в условиях воздействия различных внешних и внутренних факторов неопределенности на основе разработанной модифицированной нечеткой нейросети.

Для структурно-параметрического синтеза модифицированной нечеткой нейросети, решающей задачу слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива, разработан и апробирован модифицированный многомерный алгоритм роя частиц, пересчитывающий на каждой итерации положение лучшей частицы роя на основе алгоритма Левенберга – Марквардта и использующий принцип элитизма при формировании положения частиц. В сравнении с существующим многомерным алгоритмом роя частиц разработанная модификация обеспечивает быструю сходимость к глобальному максимуму и снижение вычислительных затрат.

Разработана и апробирована при экспериментальном моделировании в среде Octave система слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива на основе модифицированной нечеткой нейросети. Результаты сравнительного экспериментального моделирования демонстрируют эффективность и робастность модели слежения за точкой максимальной мощности фотоэлектрического массива на основе модифицированной нечеткой нейросети в сравнении со стандартной моделью с ПИД-контроллером на основе алгоритма возмущения и наблюдения или возрастающей проводимости в условиях воздействия различных внешних и внутренних факторов неопределенности фотоэлектрической системы.

В отличие от существующих методов нелинейного управления модифицированная нечеткая нейросеть аппроксимирует закон управления, а не нелинейности системы, что обеспечивает эффективность ее применения для широкого круга задач управления нелинейными системами.

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ и Республики Хакасия в рамках научного проекта № 19-48-190003.

Литература

1. Проект энергостратегии Российской Федерации на период до 2035 года : офиц. сайт Министерства энергетики Российской Федерации. 2019. URL: <https://minenergo.gov.ru> (дата обращения: 10.10.2019).
2. Об энергосбережении и о повышении энергетической эффективности и о внесении изменений в отдельные законодательные акты Российской Федерации : федер. закон от 23.11.2009 № 261-ФЗ : принят Государственной Думой 11 ноября 2009 года.
3. Макаров И. М., Лохин В. М., Манько С. В., Романов М. П., Ситников М. С. Устойчивость интеллектуальных систем автоматического управления // Информационные технологии. 2013. № S2. С. 1–32.
4. Karami N., Moubayed N., Outbib R. General Review and Classification of Different MPPT Techniques // Renewable and Sustainable Energy Reviews. 2017. Vol. 68. P. 1–18.
5. Jang J.-S. R. ANFIS: Adaptive-network-based Fuzzy Inference System // IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. 1993. Vol. 23, No. 3. P. 665–685.
6. Prokhorov D. V., Feldkamp L. A., Tyukin I. Y. Adaptive Behavior with Fixed Weights in RNNs: An Overview // Proceedings of the 2002 International Joint Conference on Neural Networks. 2002. Vol. 3. P. 2018–2022.
7. Kiranyaz S., Ince T., Yildirim A., Gabbouj M. Evolutionary Artificial Neural Networks by Multi-dimensional Particle Swarm Optimization // Neural Networks. 2009. Vol. 22, Is. 10. P. 1448–1462.
8. Levenberg K. A Method for the Solution of Certain Non-Linear Problems in Least Squares // Quarterly of Applied Mathematics. 1944. Vol. 2, No. 2. P. 164–168.
9. Nguyen D., Widrow B. Improving the Learning Speed of 2-layer Neural Networks by Choosing Initial Values of the Adaptive Weights // Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks. 1990. Vol. 3. P. 21–26.
10. Энгель Е. А. Метод построения эффективной системы обработки информации на основе нечетко-возможностного алгоритма // XV Всерос. науч.-технич. конференция «Нейроинформатика – 2013» : сб. науч. тр. В 3-х ч. 2013. М. : МИФИ, 2013. Ч. 3. С. 139–149.