

УДК 62-503.5

**АВТОНОМНЫЙ ПРЕОБРАЗОВАТЕЛЬ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ ЭНЕРГИИ
С ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМОЙ УПРАВЛЕНИЯ НА ОСНОВЕ
ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ФОТОВОЛЬТАИКИ****И.А. Белова, М.В. Мартинович, В.А. Сколота, И.И. Канюков***Новосибирский государственный технический университет*

Солнечные батареи в настоящее время находят широкое применение во многих сферах. Этому способствует как прогресс в развитии технологии изготовления солнечных элементов, так и уровень развития энергетики в целом. В данной работе рассматривается проблема низкой эффективности автономных источников питания от солнечных батарей. Выделены основные способы повышения КПД солнечных энергоустановок. Рассмотрено схемотехническое решение автономной системы преобразования от солнечных батарей. Описаны основные каналы работы схемы в звене постоянного тока. Создана искусственная нейронная сеть (ИНС), обеспечивающая алгоритм отслеживания точки максимальной мощности (ОТММ) и подробно рассмотрено ее проектирование. Определено количество скрытых слоев и нейронов в скрытом слое. Проведена оптимизация при выборе функции активации ИНС. Произведено сравнение времени расчета искусственных нейронных сетей с различными функциями активации. Обучена нейронная сеть. Сделаны соответствующие выводы. Разработана интеллектуальная система управления на основе данной нейронной сети. Также известно, что изменение внешних условий, таких как освещенность и температура, серьезно сказывается на характеристиках солнечных батарей. В соответствии с этим были определены основные режимы работы схемы, так как для эффективной работы преобразователя необходимо обеспечить отбор максимальной мощности солнечной батареи при любых условиях. Для этого работа системы управления была разделена на режимы в зависимости от условий окружающей среды и работы автономной системы в целом. Отработано управление режимами, переключение между которыми основано на использовании ИНС как ключевого звена системы управления. Организован плавный переход между данными режимами работы преобразователя в зависимости от погодных условий или времени суток. Проведено имитационное моделирование в программном пакете Matlab, подтверждающее работоспособность предложенной системы. Сделаны выводы о преимуществах и недостатках предложенной системы управления.

Ключевые слова: солнечная энергетика, система управления, ИНС, ОТММ, Matlab.

DOI: 10.17212/1727-2769-2018-1-36-53

Введение

Рост потребностей в топливе и энергии при ресурсных и экологических ограничениях становится критическим фактором дальнейшего развития мировой экономики. Беспокойство по поводу изменения климата, влияния традиционных источников получения энергии на экологию, недостаток ресурсов приводят к повышению интереса к возобновляемым видам источников энергии: солнечная, геотермальная, ветровая, энергия морских волн, течений, приливов и океана, энергия биомассы, гидроэнергия, низкопотенциальная тепловая энергия и другие виды возобновляемой энергии.

Наиболее перспективной технологией использования возобновляемых источников энергии являются солнечные батареи, которые преобразуют солнечный свет непосредственно в электрическую энергию. Солнечная энергетика – одна из

самых быстрорастущих отраслей энергетики в мире. Объем рынка солнечной энергетики увеличивается с каждым годом. По данным аналитиков, к 2018 году рост рынка солнечной энергетики составит 63 % [1]. Роль солнечной энергии в энергетике будущего определяется возможностями промышленного использования солнечных элементов и модулей в системах бесперебойного электропитания, а также источниках вторичного электропитания. В России в настоящее время имеется, по крайней мере, восемь предприятий, имеющих технологии и производственные мощности для изготовления 2 МВт солнечных элементов и модулей в год. Полное количество солнечной энергии, поступающей на поверхность Земли за неделю, превышает энергию всех мировых запасов нефти, газа, угля и урана [2, 3]. И в России наибольший теоретический потенциал, более 2000 млрд тонн условного топлива (т у.т.), имеет солнечная энергия.

Обеспечение энергетической безопасности и экологически сбалансированного экономического роста на сегодняшний день является приоритетным направлением развития и для России, а развитие возобновляемой энергетики может стать одним из способов движения страны в данном направлении.

Ресурсный потенциал солнечных панелей огромен, но в настоящее время составляет лишь малую долю глобального энергообеспечения. Одним из основных факторов, ограничивающих их широкое применение, является низкая эффективность.

Существует несколько основных способов повышения эффективности солнечной энергоустановки.

1. Одним из главных путей повышения эффективности является применение новых технологий и материалов (медь-индий-галлий, кадмий-теллур и т. д.). Исследователи, специализирующиеся в области технологии, в настоящее время разрабатывают множество гибридных вариантов изготовления солнечных элементов [4–6].

2. Установка солнечных батарей на некотором расстоянии от земли и ориентация на солнце [7]. Крупные системы оснащают автоматикой, которая меняет угол наклона панелей в течение дня.

3. Использование концентраторов солнечной энергии.

4. Преобразователи напряжения с высоким КПД.

5. Использование современных систем управления для преобразователей.

Основным элементом солнечных энергетических установок, как правило, является силовой каскад (dc/dc-преобразователь, инвертор). Преобразователи в таких системах должны иметь высокий КПД (не менее 90 %), высокое качество выходного сигнала и обеспечивать работу энергоустановки с максимальным отбором мощности от солнечной батареи.

Характеристики солнечных батарей существенно зависят от погодных условий, таких как освещенность и температура. В течение дня температура и мощность облучения солнечного генератора постоянно меняются. Эти изменения приводят к сдвигу точки максимальной мощности и к частичной потере мощности установки. Для того чтобы обеспечить получение максимально возможной мощности от солнечной батареи, необходимо использовать соответствующий алгоритм отслеживания точки максимальной мощности (ОТММ).

Для ОТММ применяются специализированные контроллеры, которые используют один из алгоритмов для оптимизации рабочей точки фотомодулей. Наиболее часто используемые методы: возмущение и наблюдение, метод возрастающей проводимости и метод постоянного напряжения [8–11].

Максимальный отбор мощности от солнечных батарей возможен только при осуществлении непрерывного регулирования напряжения батареи в оптимальной рабочей точке.

Таким образом, при проектировании и создании современных эффективных автономных фотоэлектрических установок должны решаться задачи не только улучшения технологии солнечных элементов с повышенным КПД, но и ряд вопросов проектирования фотоэлектрических преобразователей и их системы управления с целью существенного повышения их энергетической эффективности.

1. Модель солнечного элемента

Солнечные элементы преобразуют солнечный свет в электрическую энергию с помощью $p-n$ -перехода. Элемент представляет собой базовый блок, который генерирует напряжение в диапазоне от 0.5 до 0.8 вольт [12]. Выходной ток зависит от интенсивности света и размера элемента, под которым подразумевается площадь поверхности.

В качестве математической модели солнечного элемента используется характеристическое уравнение для тока и напряжения идеального солнечного элемента, которое имеет вид

$$I = I_{ph} - I_{s1} \left[e^{\left(\frac{q(V+R_s I)}{n_1 \cdot k \cdot T} \right)} - 1 \right] - I_{s2} \left[e^{\left(\frac{q(V+R_s I)}{n_2 \cdot k \cdot T} \right)} - 1 \right] - \frac{(V + R_s I)}{R_{sh}}, \quad (1)$$

где I и V – выходной ток и напряжение солнечного элемента; I_{ph} – фототок солнечного элемента; I_{s1} и I_{s2} – токи насыщения первого и второго диодов соответственно; n_1 и n_2 – коэффициенты отклонения соответствующих диодов; R_s – последовательное сопротивление, представляющее собой падение напряжения на выходе; R_{sh} – шунтирующее сопротивление, которое используется для представления тока утечки [13].

Данное уравнение (1) является наиболее точным математическим описанием фотоэлектрического элемента.

2. DC-DC преобразователь

В качестве преобразователя в данной работе предлагается схема регулятора напряжения, поддерживающего напряжение на шине на фиксированном уровне. Схема регулятора представлена на рис. 1. Предлагаемая система электропитания и преобразования энергии содержит в себе регулятор тока солнечной батареи и регуляторы заряда-разряда аккумуляторной батареи. Таким образом, данная схема выступает связующим звеном между солнечной батареей и аккумуляторной батареей, а также повышает выходное напряжение для дальнейшего преобразования в звене переменного тока.

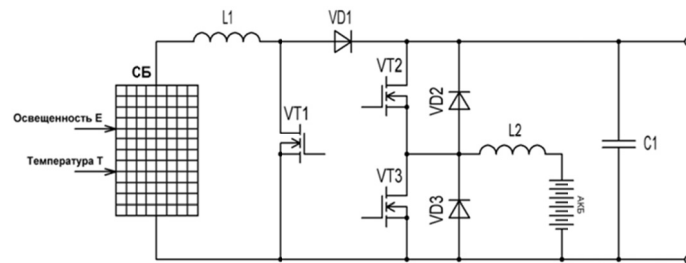


Рис. 1 – DC/DC-преобразователь

Fig. 1 – DC/DC-converter

Данный преобразователь может работать по трем каналам в зависимости от того, на какой из транзисторов поступают управляющие импульсы.

А) Канал тока солнечной батареи

Схема замещения (рис. 2) представляет собой повышающий преобразователь. Следовательно, напряжение на нагрузке должно быть больше напряжения на солнечной батарее. Управление стабилизатором осуществляется посредством широтно-импульсной модуляции. Управляющие импульсы поступают на транзистор VT1.

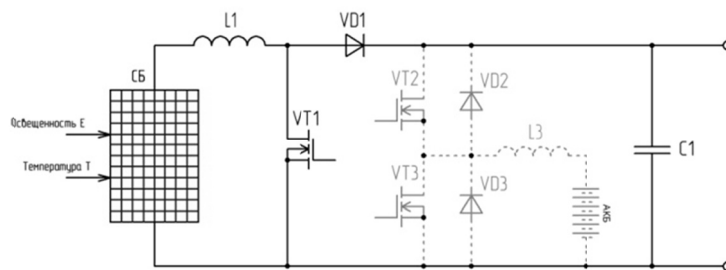


Рис. 2 – Регулятор тока солнечной батареи

Fig. 2 – Current regulator of solar cell

Б) Канал заряда аккумуляторной батареи

Регулятор заряда, представленный на рис. 3, контролирует заряд аккумуляторной батареи в режиме изменяющегося, в зависимости от уровня освещенности, тока при одновременном поддержании напряжения на нагрузке. Коммутация транзистора VT2 регулирует ток, текущий в батарею.

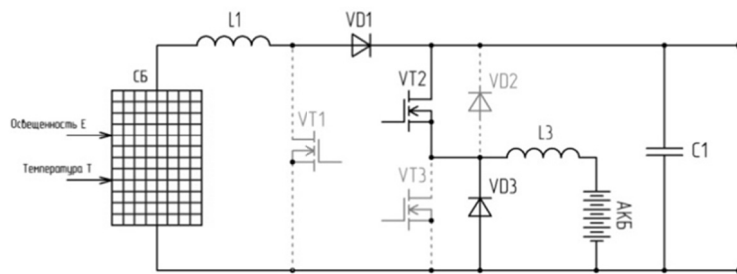


Рис. 3 – Регулятор заряда аккумуляторной батареи

Fig. 3 – Battery charge regulator

Зарядный ток уменьшается по мере накопления заряда, что позволяет избежать накопления газа в накопительных элементах, что в свою очередь повышает их время жизни. Таким образом, работа регулятора заряда аналогична работе стабилизатора, и вся избыточная энергия, производимая солнечной батареей, запасается в аккумуляторной батарее, что ведет к повышению эффективности системы в целом.

С) Канал разряда аккумуляторной батареи

Регулятор разряда (рис. 4) представляет собой преобразователь, повышающий напряжение, получаемое от аккумуляторной батареи до уровня напряжения на нагрузке посредством коммутации ключа VT3.

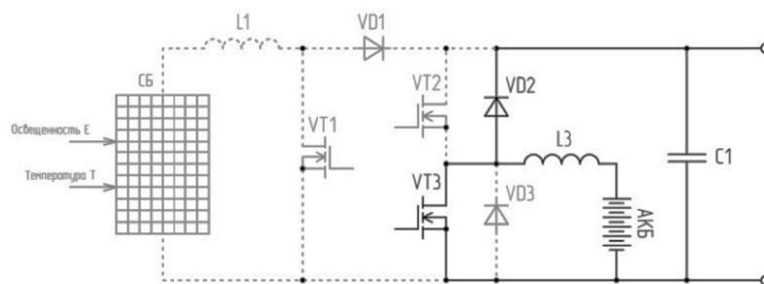


Рис. 4 – Регулятор разряда аккумуляторной батареи

Fig. 4 – Battery discharge regulator

3. Система управления

Корректную работу преобразователя и своевременное переключение между режимами должна обеспечивать система управления.

Главным компонентом системы управления является блок, обеспечивающий работу преобразователя в точке максимальной мощности. В данной работе эту функцию выполняет искусственная нейронная сеть, которая была создана и исследована ранее, в работе [14]. Структурная схема системы с ОТММ представлена на рис. 5.

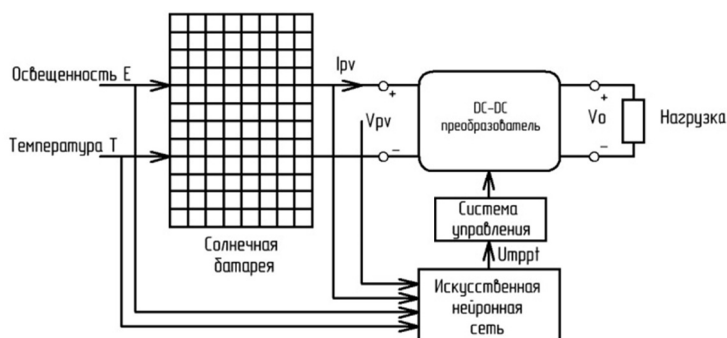


Рис. 5 – Блок диаграмма фотовольтаической системы с нейросетевым алгоритмом управления

Fig. 5 – Block diagram of a photovoltaic system with neural network control algorithm

Нейронная сеть содержит входной слой, два скрытых слоя и один выходной. Входными данными сети являются: освещенность, температура, напряжение и ток солнечного модуля. Сигнал выходного нейрона равен напряжению, при котором достигается максимальная мощность солнечного модуля.

На рис. 6 показана общая архитектура ИНС.

Рассмотрим более подробно проектирование ИНС.

При проектировании необходимо определить количество скрытых слоев и нейронов в скрытом слое, функцию активации, выбрать алгоритм обучения.

а) *Количество скрытых слоев и нейронов в скрытом слое*

В настоящее время нет определенных правил по количеству скрытых слоев и нейронов в скрытом слое, все зависит от конкретной задачи. Это зависит от

многих факторов, в том числе сложности задачи, количества данных в обучающем множестве, количества весов, быстроедействие и т. д.

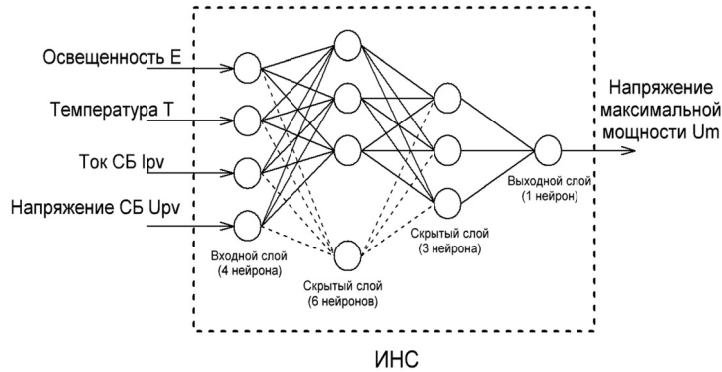


Рис. 6 – Архитектура ИНС

Fig. 6 – The architecture of the ANN

Выбор правильного количества скрытых слоев и нейронов в них является очень важной задачей. Если нейронов будет мало, то сеть не сможет обучиться и ошибка при работе сети будет очень большой. Если нейронов слишком много, то время обучения может затянуться, а сеть переобучится и будет плохо работать на примерах, не вошедших в ее обучающую выборку. В нашей работе количество скрытых слоев и нейронов в скрытом слое определялись эмпирическим путем. Было проведено исследование оптимизации числа слоев и нейронов итерационным способом. Основным критерием оптимизации являлась точность, т. е. количество нейронов увеличивалось до тех пор, пока точность не достигала оптимального значения. Что касается переобучения, то в Matlab Neural Network Toolbox есть защитная функция, которая прекращает обучение нейронной сети, если она переобучается. Решением проблемы переобучения может быть увеличение обучающего массива.

б) Функция активации

В качестве функции активации был использован гиперболический тангенс. Функция является более гибкой при обучении и настройке нейронной сети. Подобно сигмоидной функции гиперболический тангенс может насыщаться. Однако в отличие от сигмоиды выход данной функции центрирован относительно нуля. Именно из-за этих свойств данная функция является наиболее применяемой в искусственных нейронных сетях.

Для сравнения был проведен анализ. Нейронная сеть, используемая в данной статье, была создана и обучена с использованием функции активации «гиперболический тангенс».

$$\psi = \text{tansig}(\psi) = \frac{2}{(1 + e^{-2 \cdot \psi})} - 1. \quad (2)$$

Оптимальное количество скрытых слоев – два, содержащие шесть и три нейрона соответственно. Использование данной функции обеспечивает достаточно хорошую точность, что подтверждается величиной средней квадратичной ошибки $MSE = 2.07e - 5$.

В случае применения ступенчатой функции активации значение функции вычисляется по формуле

$$\psi = \text{hardlim } s(\psi) = \begin{cases} 0, \psi < 0, \\ 1, \psi \geq 0. \end{cases} \quad (3)$$

Основным недостатком данной функции является отсутствие достаточной гибкости при обучении и настройке нейронной сети на решаемую задачу. Преимуществом является то, что нейроны с такой нелинейностью требуют малых вычислительных затрат. Но эта функция упрощена и не позволяет моделировать схемы с непрерывными сигналами. Следовательно, для данной задачи нужно увеличить количество нейронов в скрытых слоях. Увеличение количества нейронов в 10 раз не дало приемлемых результатов. Средняя квадратичная ошибка получилась довольно высокой: $MSE = 0,148$. В данном случае, чтобы добиться приемлемой точности, необходимо увеличивать количество нейронов в сотни раз, но это влечет за собой увеличение времени на обучение и проблемы с дальнейшей реализацией системы управления. Такой вариант нас не устраивает. Кроме того, отсутствие первой производной затрудняет применение градиентных методов для обучения таких нейронов.

Также есть вариант использования кусочно-линейной функции активации, которая описывается формулой

$$\psi = \text{satlin}(\psi) = \begin{cases} 0, \psi \leq 0, \\ \psi, 0 \leq \psi \leq 1, \\ 1, \psi \geq 1. \end{cases} \quad (4)$$

При неизменном количестве нейронов в скрытых слоях использование данной функции дает неплохие результаты: $MSE = 0,00404$. Для того, чтобы добиться сопоставимой точности, было увеличено количество нейронов в скрытых слоях (11 и 9). При этом ошибка уменьшилась до $MSE = 1.73e - 5$. Использование данной функции позволяет нам добиться приемлемых результатов точности, но приходится увеличить количество нейронов, что сказывается на быстродействии. Также существенным недостатком является то, что данная активационная функция не является дифференцируемой на всей числовой оси, а значит, не может быть использована при обучении по некоторым алгоритмам.

При программной реализации данной нейронной сети важным параметром, обуславливающим выбор ее структуры, является время, затрачиваемое на ее расчет. Далее приведена оценка этого времени при использовании различных функций активации.

Программа должна выполнять три основные операции: сложение – $T_{\text{сумм}}$, умножение – $T_{\text{умн}}$ и взятие функции активации ($T_{\text{актив.тн}}$ – гиперболический тангенс, $T_{\text{актив.ст}}$ – ступенчатая, $T_{\text{актив.кс}}$ – кусочно-линейная). Также исходными данными является количество нейронов ($N_{\text{нейрон}}$) и весовых коэффициентов ($N_{\text{вес}}$). Общее время на расчет ИНС определяется по формуле

$$T = (T_{\text{умн}} \cdot N_{\text{вес}}) + (T_{\text{сумм}} \cdot N_{\text{вес}}) + (T_{\text{актив}} \cdot N_{\text{нейрон}}). \quad (5)$$

Нейронная сеть содержит 9 нейронов с использованием функции активации «гиперболический тангенс» и один выходной нейрон с линейной функцией активации. Соответственно 45 весовых коэффициентов. Количество входных нейронов остается неизменным и в оптимизации они не участвуют.

Для начала сравним данную нейронную сеть с нейронной сетью, использующей ступенчатую функцию активации. Количество нейронов в скрытых слоях увеличилось в 10 раз. Следовательно, $N_{\text{нейрон.ст}} = 90$ и $N_{\text{вес.ст}} = 2070$. Расчет числовых значений времен был произведен в программе Matlab. Необходимо учитывать, что при программной реализации на процессоре время вычислений будет отличаться в зависимости от быстродействия процессора.

$$\begin{aligned} \frac{T_{\text{ст}}}{T_{\text{тн}}} &= \frac{(T_{\text{умн.ст}} \cdot N_{\text{вес.ст}}) + (T_{\text{сумм.ст}} \cdot N_{\text{вес.ст}}) + (T_{\text{актив.ст}} \cdot N_{\text{нейрон.ст}})}{(T_{\text{умн.тн}} \cdot N_{\text{вес.тн}}) + (T_{\text{сумм.тн}} \cdot N_{\text{вес.тн}}) + (T_{\text{актив.тн}} \cdot N_{\text{нейрон.тн}})} = \\ &= \frac{(T_{\text{умн.ст}} + T_{\text{сумм.ст}}) \cdot N_{\text{вес.ст}} + (T_{\text{актив.ст}} \cdot N_{\text{нейрон.ст}})}{(T_{\text{умн.тн}} + T_{\text{сумм.тн}}) \cdot N_{\text{вес.тн}} + (T_{\text{актив.тн}} \cdot N_{\text{нейрон.тн}})} = \\ &= \frac{(0.024 + 0.024) \cdot 2070 + (0.011 \cdot 90)}{(0.024 + 0.024) \cdot 45 + (0.123 \cdot 9)} = 30.7. \end{aligned} \quad (6)$$

Время вычисления нейронной сети с использованием *ступенчатой* функции активации в 30 раз больше, чем время вычисления нейронной сети с использованием тангенса. При этом необходимо учитывать, что такое количество нейронов не обеспечивает высокую точность работы нейронной сети. Для сопоставимой точности количество нейронов необходимо увеличить в сотни раз, следовательно, время расчета тоже увеличится.

Также проведем сравнение с нейронной сетью, использующей кусочно-линейную функцию активации. Количество нейронов в скрытых слоях $N_{\text{нейрон.кл}} = 20$ и $N_{\text{вес.кл}} = 152$.

$$\begin{aligned} \frac{T_{\text{кл}}}{T_{\text{тн}}} &= \frac{(T_{\text{умн.кл}} \cdot N_{\text{вес.кл}}) + (T_{\text{сумм.кл}} \cdot N_{\text{вес.кл}}) + (T_{\text{актив.кл}} \cdot N_{\text{нейрон.кл}})}{(T_{\text{умн.тн}} \cdot N_{\text{вес.тн}}) + (T_{\text{сумм.тн}} \cdot N_{\text{вес.тн}}) + (T_{\text{актив.тн}} \cdot N_{\text{нейрон.тн}})} = \\ &= \frac{(T_{\text{умн.кл}} + T_{\text{сумм.кл}}) \cdot N_{\text{вес.кл}} + (T_{\text{актив.кл}} \cdot N_{\text{нейрон.кл}})}{(T_{\text{умн.тн}} + T_{\text{сумм.тн}}) \cdot N_{\text{вес.тн}} + (T_{\text{актив.тн}} \cdot N_{\text{нейрон.тн}})} = \\ &= \frac{(0.024 + 0.024) \cdot 152 + (0.017 \cdot 20)}{(0.024 + 0.024) \cdot 45 + (0.123 \cdot 9)} = 8.4. \end{aligned} \quad (7)$$

Время вычисления нейронной сети с использованием *кусочно-линейной* функции активации в 8 раз больше, чем время вычисления нейронной сети с использованием гиперболического тангенса. При этом удалось добиться сопоставимой точности. Следовательно, можем сделать вывод, что экономия времени на расчете более простой функции активации не приводит к уменьшению времени при расчете нейронной сети в целом. То есть для данной задачи использование функции активации «гиперболический тангенс» является верным решением.

в) Алгоритм обучения

Для обучения ИНС был использован алгоритм Левенберга–Марквардта (Levenberg–Marquardt). Алгоритм Левенберга–Марквардта предназначен для оптимизации параметров нелинейных регрессионных моделей. В качестве критерия оптимизации используется среднеквадратичная ошибка модели на обучающей выборке. Алгоритм Левенберга–Марквардта может рассматриваться как комбинация метода Гаусса–Ньютона и метода градиентного спуска. Данный алгоритм имеет высокую скорость сходимости и вычислительную робастность [15].

Далее рассмотрим использование созданной ИНС в системе управления исследуемого преобразователя.

На рис. 7 показаны вольт-амперная и вольт-ваттная характеристики солнечной батареи. МРРТ – точка максимальной мощности солнечной батареи. Система управления должна сдвигать рабочую точку солнечной батареи в точку максимальной мощности, обеспечивая эффективную работу автономной системы преобразования энергии.

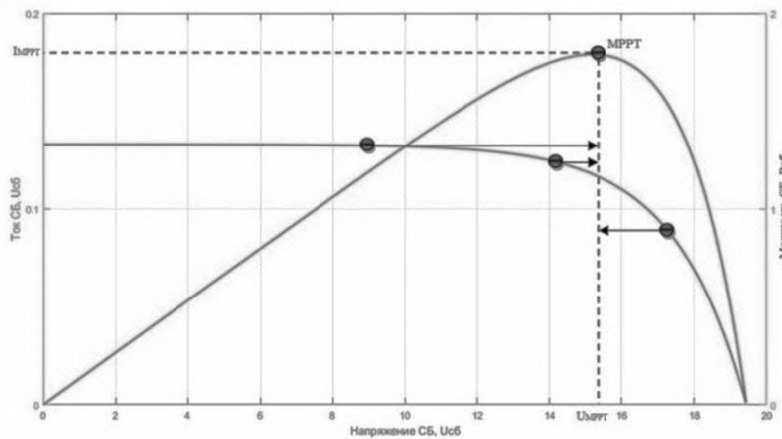


Рис. 7 – ВАХ и ВВХ солнечной батареи при $E = 380 \text{ Вт/м}^2$, $T = 35^\circ\text{C}$

Fig. 7 – Current-Voltage and Power-Voltage characteristics of solar cell at $E = 380 \text{ Вт/м}^2$, $T = 35^\circ\text{C}$

Для эффективной работы преобразователя необходимо обеспечить отбор максимальной мощности солнечной батареи при работе любого из каналов. Для обеспечения этого работа системы управления была разделена на режимы в зависимости от условий работы автономной системы в целом.

Режим работы № 1. В дневное время солнечная батарея вырабатывает достаточное количество энергии для питания нагрузки. Следовательно, первый режим заключается в отборе необходимой мощности от солнечной батареи и стабилизации напряжения на нагрузке посредством обратной связи по напряжению. Данный режим является наиболее простым. С помощью искусственной нейронной сети можно оценить, какое количество энергии, получаемое от солнечной батареи, остается невостребованным.

Режим работы № 2. Если имеется избыток энергии, данная система позволяет запасти эту энергию в аккумуляторную батарею, подключая регулятор заряда. Система управления, руководствуясь данными, полученными от ИНС, обеспечи-

вает плавный переход от режима № 1 к режиму № 2 для того, чтобы при подключении аккумуляторной батареи не возникло потери напряжения на нагрузке. В данном режиме транзисторы VT1 и VT2 работают одновременно. Энергетический приоритет остается у нагрузки, а излишки энергии, получаемые от солнечной батареи, запасаются в аккумулятор. Величина тока заряда устанавливается такой, чтобы отобрать от солнечной батареи всю энергию. Величина этого тока ограничена максимальным зарядным током АКБ.

В том случае, если солнечная активность начинает уменьшаться, система управления, получая сигнал задания от искусственной нейронной сети, постепенно снижает зарядный ток аккумуляторной батареи.

Режим работы № 3. В вечернее или пасмурное время солнечной энергии недостаточно для обеспечения нагрузки необходимым количеством энергии. Система управления получает сигнал от ИНС о том, что мощность, получаемая от солнечной батареи, снижается и необходимо подключать аккумуляторную батарею. АКБ также подключается постепенно, чтобы на нагрузке не было скачков напряжения. В данном режиме транзисторы VT1 и VT3 работают одновременно. Происходит отбор максимальной мощности от солнечной батареи, а недостаток энергии восполняется с помощью аккумулятора.

Режим работы № 4. В темное время суток, когда солнечная батарея не производит энергии, работает только транзистор VT3. АКБ обеспечивает нагрузку стабилизированным напряжением необходимого уровня.

4. Имитационная модель

Модель схемы силовых цепей и интеллектуальная система управления, реализованная на элементах программного обеспечения *Matlab*, представлены на рис. 8 и 9.

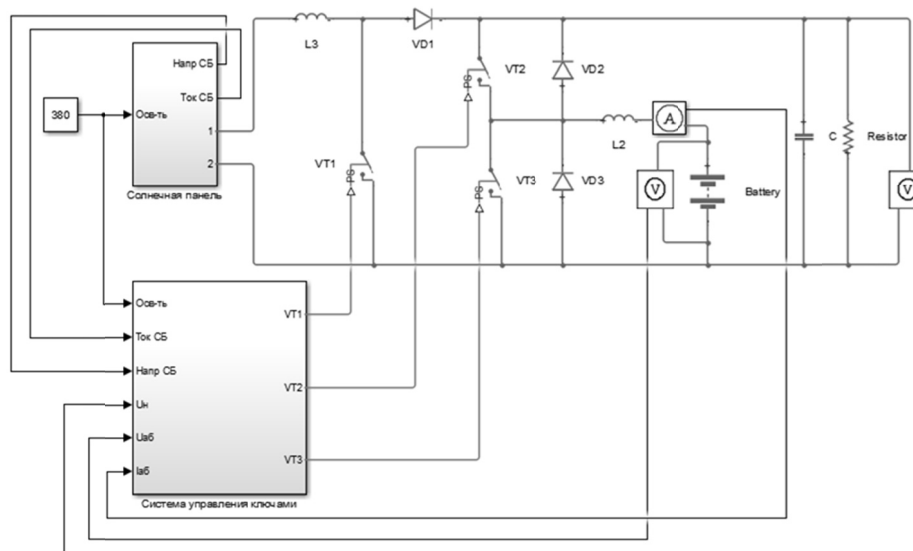


Рис. 8 – Схема силовых цепей преобразователя

Fig. 8 – The converter power circuits

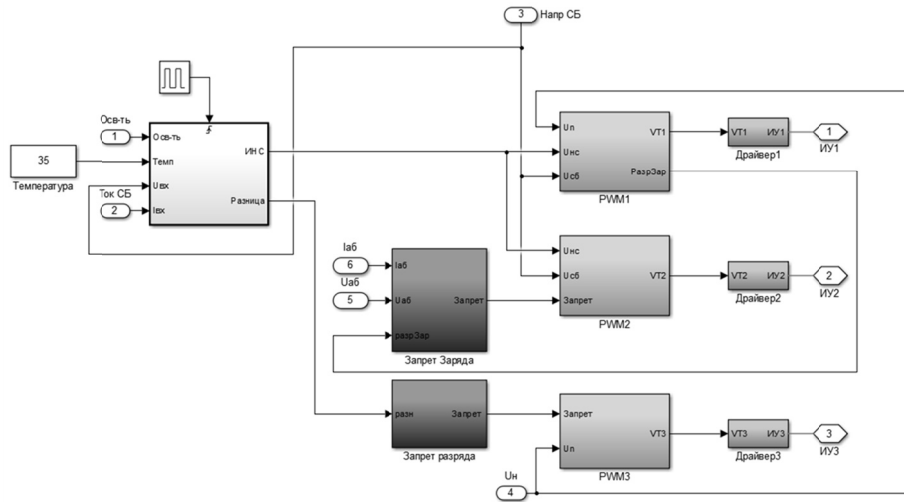


Рис. 9 – Интеллектуальная система управления

Fig. 9 – Intelligent Control System

В системе управления имеется несколько основных блоков.

1. Блок искусственной нейронной сети. ИНС обеспечивает режим отслеживания точки максимальной мощности. На вход сети поступают сигналы, соответствующие условиям, в которых находится солнечный модуль: температура, солнечное излучение, ток и напряжение на выходных зажимах солнечного модуля. Нейронная сеть формирует два сигнала: сигнал напряжения соответствующего напряжению максимальной мощности и сигнал разницы между напряжением в точке максимальной мощности и реальным напряжением максимальной мощности солнечной батареи.

2. Регулятор тока СБ. В данном блоке происходит сравнение сигнала ИНС с напряжением солнечной батареи и определяется режим работы схемы. Далее, блок ШИМ формирует импульсы управления, поступающие на транзистор VT1.

3. Регулятор заряда АКБ. Сравнивая напряжение на солнечной батарее с напряжением максимальной мощности ИНС, ШИМ формирует импульсы управления транзистором VT2, запасая в аккумулятор избыток энергии СБ.

4. Регулятор разряда АКБ. Выполняет функцию стабилизации напряжения на нагрузке при питании от аккумулятора.

5. Также в системе управления имеются блоки запрета заряда и разряда, обеспечивающие защиту от перезаряда или полного разряда аккумуляторной батареи, что значительно продлевает срок службы АКБ.

5. Результаты имитационного моделирования

В качестве результатов численного эксперимента приведены диаграммы токов и напряжения для основных режимов работы схемы.

На рис. 10 показаны временные диаграммы входного и выходного напряжения, а также ток аккумуляторной батареи. Данные условия соответствуют уровню освещенности $E = 380 \text{ Вт/м}^2$, температура $T = 35 \text{ }^\circ\text{C}$.

Анализируя полученные графики, можно утверждать, что данной освещенности достаточно для стабилизации напряжения на уровне 24 В. Излишки энергии запасаются в аккумуляторную батарею. Напряжение максимальной мощности,

полученное с выхода нейронной сети, $U_{mppt} = 15,21$ В. При этом напряжение на солнечной батарее в установившемся режиме $U_{сб} = 15,36$ В. Следовательно, система отбирает от солнечной батареи максимальную энергию с точностью 99,03 %.

Далее, эксперимент проводился при переходе от низкого уровня освещенности к высокому. Как можно увидеть на рис. 11, на интервале t_1 при $E = 150$ Вт/м² напряжения на солнечной батарее недостаточно для питания нагрузки, следовательно, в работу включен второй канал. То есть потребность в энергии система восполняет подключением аккумуляторной батареи. В данном случае также происходит отбор максимальной мощности от солнечной батареи и стабилизация нагрузки на уровне 24 В.

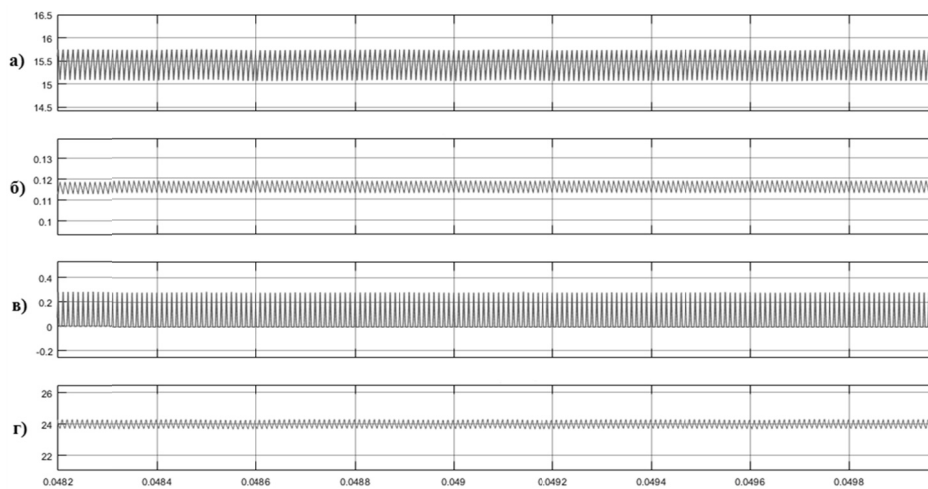


Рис. 10 – Токи и напряжения основных элементов схемы:

a – напряжение на солнечной батарее ($U_{сб}$); *б* – ток солнечной батареи ($I_{сб}$); *в* – ток аккумуляторной батареи ($I_{акб}$); *г* – напряжение на нагрузке (U_n)

Fig. 10 – The currents and voltage main circuit elements:

a – the voltage on the solar battery (U_{sb}); *b* – of the solar battery current (I_{sb}); *c* – the battery current (I_{akb}); *d* – load voltage (U_n)

Имитируя реальные условия, постепенно повышается освещенность до уровня $E = 380$ Вт/м² (интервал t_2). Выходное напряжение стабилизируется, система управления подключает канал заряда аккумуляторной батареи, тем самым запасая излишки энергии.

Рис. 12 иллюстрирует снижение уровня освещенности до $E = 150$ Вт/м². В момент времени t_1 , когда освещенность высокая, система управления запасает излишки энергии в АКБ, увеличивая зарядный ток. В момент снижения освещенности на интервале t_2 наблюдается переходной процесс, в ходе которого напряжение и ток на солнечной батарее становятся меньше, также постепенно снижается зарядный ток. При этом напряжение на нагрузке также реагирует на изменение освещенности, появляются некоторые переколебания. Когда освещенность становится постоянной (интервал t_3) напряжение на нагрузке стабилизируется за счет энергии, получаемой от аккумуляторной батареи.

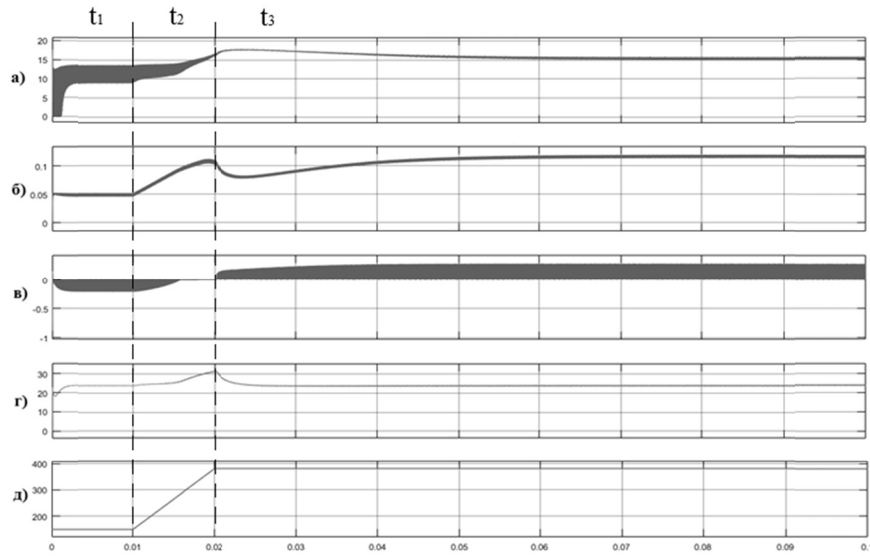


Рис. 11 – Временные диаграммы токов и напряжений при увеличении освещенности:
 а – напряжение на солнечной батарее ($U_{сб}$); б – ток солнечной батареи ($I_{сб}$); в – ток аккумулятор-
 ной батареи ($I_{акб}$); г – напряжение на нагрузке (U_n); д) освещенность (E)

Fig. 11 – Timing diagram of currents and voltages with increasing illumination:
 а – the voltage on the solar battery (U_{sb}); б – the solar battery current (I_{sb}); в – the battery current (I_{akb});
 д – load voltage (U_n); е – irradiance (E)

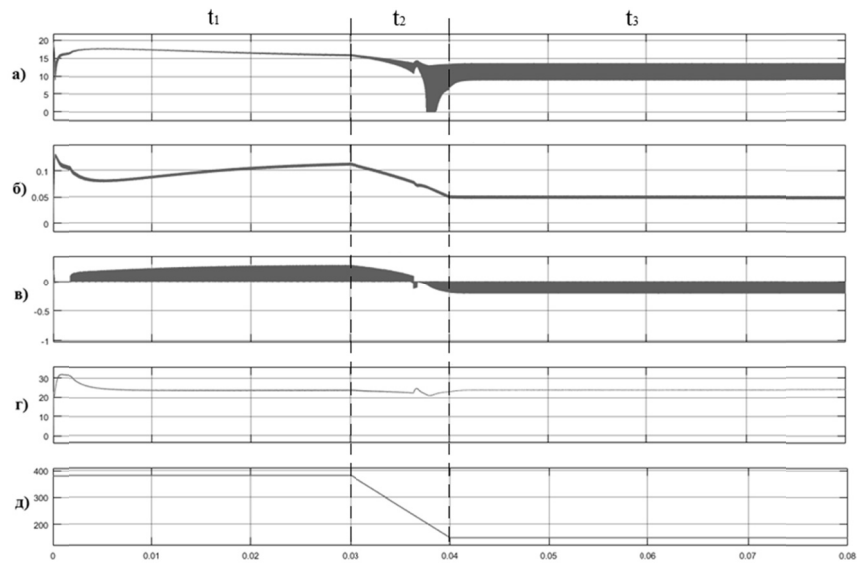


Рис. 12 – Временные диаграммы при уменьшении освещенности:
 а – напряжение на солнечной батарее ($U_{сб}$); б – ток солнечной батареи ($I_{сб}$); в – ток аккумулятор-
 ной батареи ($I_{акб}$); г – напряжение на нагрузке (U_n); д – освещенность (E)

Fig. 12 – Timing diagrams with decreasing illumination:
 а – the voltage on the solar battery (U_{sb}); б – the solar battery current (I_{sb}); в – the battery current (I_{akb});
 д – load voltage (U_n); е – irradiance (E)

6. Обсуждение результатов

Использование нейросетевых технологий позволяет с высокой точностью решать сложные задачи при динамическом изменении состояния системы.

Сравнивая данную систему управления с наиболее распространенными системами, также работающими на основе алгоритма отслеживания точки максимальной мощности (указаны во введении), можно сказать, что данная система управления по сравнению с алгоритмом «Возмущения и наблюдения» [9] наиболее точно определяет точку максимальной мощности, а по сравнению с алгоритмом «Возрастающая проводимость» [11] – более быстро.

При изменении установленной мощности системы управления настраиваются по-разному. Системы, работающие на основе алгоритмов «Возмущения и наблюдения» и «Возрастающая проводимость», не требуют перенастройки при изменении мощности. Алгоритм «Напряжение холостого хода» при замене солнечных батарей на батареи другого типа требует перерасчета коэффициента пропорциональности между напряжением холостого хода и напряжением максимальной мощности. Что касается системы управления, рассмотренной в данной статье, то если при повышении мощности автономной установки используются солнечные батареи одного типа, то в зависимости от соединения необходимо пропорционально уменьшить один из параметров ИНС. Если соединение последовательное, то уменьшается напряжение, а если параллельное – ток. Если же происходит замена одного типа солнечных батарей на другие, то необходимо переобучить ИНС, заново собрав обучающие данные. Будучи один раз обучена, данная нейронная сеть может быть использована в различных устройствах для вычисления точки максимальной мощности.

Остальная часть автономной системы может быть достаточно просто рассчитана на любую установленную мощность.

Проведенные исследования подтверждают результаты, полученные ранее в работах [14] и [16].

7. Заключение

Разработан алгоритм управления преобразователем постоянного тока с питанием от солнечной батареи.

Полученные результаты свидетельствуют об эффективности данного метода регулирования по сравнению с системами со стабильным напряжением солнечной батареи. Система управления, работающая без алгоритма ОТММ, неизбежно будет терять энергию, получаемую от солнечной батареи.

Реализация системы управления с алгоритмом отслеживания точки максимальной мощности на основе искусственной нейронной сети является одним из действенных способов повышения энергетической эффективности автономных энергетических установок.

К достоинствам можно отнести практически мгновенное формирование сигнала, поступающего от ИНС, что позволяет системе быстро реагировать на любые изменения внешних условий.

В ходе моделирования выяснилось, что процент ошибки между напряжением максимальной мощности, которую определяет нейронная сеть, и напряжением солнечной батареи в определенный момент времени составляет 0,97 %. В статье [16] было проведено исследование ошибки по напряжению по сравнению с ошиб-

кой по мощности. При наибольшей ошибке по напряжению ошибка по мощности оказывается примерно в 4 раза меньше. Следовательно, в данном случае ошибка по мощности примерно равна 0,24 %, что является неплохим результатом, так как генерирование максимальной мощности является приоритетной задачей.

Дальнейшим этапом исследования данной работы может быть поиск возможностей уменьшения ошибки по напряжению.

ЛИТЕРАТУРА

1. **Казанцев Т.В.** Российский мировой рынок солнечной энергетики [Электронный ресурс]. – URL: http://www.marketing.spb.ru/mr/industry/solar_energy.htm (дата обращения: 27.03.2018).
2. **Энергетика мира: уроки будущего** / под ред. И.А. Башмакова. – М.: МТЭА, 1992. – С. 355–380.
3. **Стребков Д.С., Муругов В.П.** Энергосбережение и возобновляемые источники энергии // Вестник сельскохозяйственной науки. – 1991. – № 2. – С. 117–125.
4. **Ефимов В.П.** Фотопреобразователи энергии солнечного излучения нового поколения // Физическая инженерия поверхности. – 2010. – Т. 8, № 2. – С. 100–115.
5. **Андреев В.М.** Гетероструктурные солнечные элементы // Физика и техника полупроводников. – 1999. – Т. 33, вып. 9. – С. 1035–1038.
6. **Алферов Ж.И., Андреев В.М., Румянцев В.Д.** Тенденции и перспективы развития солнечной фотоэнергетики // Физика и техника полупроводников. – 2004. – Т. 38, вып. 8. – С. 937–948.
7. **Нго С.К.** Повышение эффективности солнечных батарей с помощью следящей системы // Известия ТулГУ. Технические науки. – 2013. – Вып. 1. – С. 318–321.
8. **Faranda R., Leva S.** Energy comparison of MPPT techniques for PV Systems // WSEAS Transactions on Power Systems. – 2008. – Vol. 3, iss. 6. – P. 495–506.
9. Perturb and observe MPPT algorithm for solar PV systems-modeling and simulation / J.J. Nedumgatt, K.B. Jayakrishnan, S. Umashankar, D. Vijayakumar, D.P. Kothari // Annual IEEE India Conference (INDICON). – Hyderabad, India, 2011. – P. 1–6.
10. **Saravana Selvan D.** Modeling and simulation of incremental conductance MPPT algorithm for photovoltaic applications // International Journal of Scientific Engineering and Technology. – 2013. – Vol. 2, iss. 7. – P. 681–685.
11. **Esram T., Chapman P.L.** Comparison of photovoltaic array maximum power point tracking techniques // IEEE Transactions on Energy Conversion. – 2007. – Vol. 22, iss. 2. – P. 439–449.
12. **Фаренбрух А., Бьюб Р.** Солнечные элементы: теория и эксперимент / пер. с англ. под ред. М.М. Колтуна. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – 280 с.
13. **Колтун М.М.** Солнечные элементы. – М.: Наука, 1987. – 191 с.
14. **Belova I.A., Martinovich M.V.** Neural network control algorithm for stand-alone solar cell electrical energy conversion system // 16th International Conference of Young Specialists on Micro/Nanotechnologies and Electron Devices (EDM 2015). – Erlagol, Altai, 2015. – P. 387–390.
15. Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления: учебник / под ред. Н.Д. Егулова. – Изд. 2-е, стер. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2002. – 744 с.
16. **Belova I.A., Martinovich M.V., Skolota V.A.** Application of photovoltaic cells with an intelligent control system for railway transport // 13th International Scientific-Technical Conference on Actual problems of Electronic Instrument Engineering (APEIE-2016): proceedings, Novosibirsk, 3–6 October 2016. – Novosibirsk, 2016. – Vol. 3. – P. 64–68.

STAND-ALONE SYSTEM CONVERTING ELECTRICAL ENERGY FED BY SOLAR PANELS WITH AN INTELLIGENT CONTROL SYSTEM BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Belova I.A., Martinovich M.V., Skolota V.A., Kanyukov I.I.
Novosibirsk state technical university, Novosibirsk, Russia

Solar panels are widely used now in many areas of society. Both the progress in the development of manufacturing technology of solar cells and the level of energy development in general promote the use of solar panels. In this paper, the problem of low efficiency of independent power supply from solar panels was considered. The basic methods of increasing the efficiency of solar power plants were marked. Circuit of the stand-alone system conversion fed from solar panels is proposed. The basic channels of the circuit in the DC link are described. An artificial neural network (ANN) ensuring maximum power point tracking (MPPT) has been created and its design has been discussed in detail. The number of hidden layers and neurons in the hidden layer is determined. Optimization was performed for different activating function of neurons. The timing of the calculation of artificial neural networks with different activation functions is compared. The neural network is trained. The corresponding conclusions are drawn. Intelligent control system based on artificial neural network (ANN) algorithm is developed. The change in external conditions, such as illumination and temperature, seriously affects the characteristics of solar cells. In accordance with this, the basic modes of operation of the circuit were determined. For efficient operation of the converter it is necessary to ensure the selection of the maximum power of the solar battery under any conditions. To ensure this, the operation of the control system was divided into regimes, depending on the environmental conditions and the operation of the autonomous system as a whole. Control switching between modes using the ANN as a key element in the control system has been developed. A smooth transition between operation modes of the converter according to the weather conditions or time of day has been organized. A simulation in Matlab software package confirming the operation of the proposed system was conducted. The conclusions about the advantages and disadvantages of this control system are made.

Keywords: solar energy, control system, ANN, MPPT, Matlab.

DOI: 10.17212/1727-2769-2018-1-36-53

REFERENCES

1. Kazantsev T.V. *Rossiiskii mirovoi rynek solnechnoi energetiki*. Available at: http://www.marketing.spb.ru/mr/industry/solar_energy.htm (accessed 27.03.2018).
2. Bashmakov I.A., ed. *Energetika mira: uroki budushchego* [World energy: lessons from the future]. Moscow, IFPA Publ., 1992, pp. 355–380.
3. Strebkov D.S., Murugov V.P. Energoberezhenie i vozobnovlyemye istochniki energii [Energy saving and renewable energy]. *Vestnik sel'skokhozyaistvennoi nauki – Journal of Agricultural Science*, 1991, no. 2, pp. 117–125.
4. Efimov V.P. Fotopreobrazovateli energii solnechnogo izlucheniya novogo pokoleniya [Photovoltaic converters of solar radiation energy of a new generation]. *Fizicheskaya inzheneriya poverkhnosti – Physical surface engineering*, 2010, vol. 8, no. 2, pp. 100–115.
5. Andreev V.M. Geterostrukturnye solnechnye elementy [Heterostructure-based solar cells]. *Fizika i tekhnika poluprovodnikov – Semiconductors*, 1999, vol. 33, iss. 9, pp. 1035–1038. (In Russian).
6. Alferov Zh.I., Andreev V.M., Rumyantsev V.D. Tendentsii i perspektivy razvitiya solnechnoi fotoenergetiki [Trends and perspectives of solar photovoltaics]. *Fizika i tekhnika poluprovodnikov – Semiconductors*, 2004, vol. 38, iss. 8, pp. 937–948. (In Russian).
7. Ngo X.C. Povyshenie effektivnosti solnechnykh batarei s pomoshch'yu sledyashchei sistemy [Increase efficiency solar cells using the tracking system]. *Izvestiya Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskie nauki – News of the Tula state university. Technical sciences*, 2013, iss. 1, p. 318–321.
8. Faranda R., Leva S. Energy comparison of MPPT techniques for PV Systems. *WSEAS Transactions on Power Systems*, 2008, vol. 3, iss. 6, pp. 495–506.

9. Nedumgatt J.J., Jayakrishnan K.B., Umashankar S., Vijayakumar D., Kothari D.P. Perturb and observe MPPT algorithm for solar PV systems-modeling and simulation. *Annual IEEE India Conference (INDICON)*, Hyderabad, India, 2011, pp. 1–6.
10. Saravana Selvan D. Modeling and simulation of incremental conductance MPPT algorithm for photovoltaic applications. *International Journal of Scientific Engineering and Technology*, 2013, vol. 2, iss. 7, pp. 681–685.
11. Esram T., Chapman P.L. Comparison of photovoltaic array maximum power point tracking techniques. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2007, vol. 22, iss. 2, pp. 439–449.
12. Fahrenbruch A.L., Bube R.H. *Fundamentals of solar cells: photovoltaic solar energy conversion*. New York, Academic Press, 1983 (Russ. ed.: Farenbrukh A., B'yub R. *Solnechnye elementy: teoriya i eksperiment*. Moscow, Energoatomizdat Publ., 1987. 280 p.).
13. Koltun M.M. *Solnechnye elementy* [Solar cells]. Moscow, Nauka Publ., 1987. 191 p.
14. Belova I.A., Martinovich M.V. Neural network control algorithm for stand-alone solar cell electrical energy conversion system. *16th International Conference of Young Specialists on Micro/Nanotechnologies and Electron Devices (EDM 2015)*, Erlagol, Altai, 2015, pp. 387–390.
15. Egupov N.D., ed. *Metody robustnogo, neuro-nechetkogo i adaptivnogo upravleniya* [Methods of robust, neuro-fuzzy and adaptive control]. 2nd ed., ster. Moscow, Bauman MSTU Publ., 2002. 744 p.
16. Belova I.A., Martinovich M.V., Skolota V.A. Application of photovoltaic cells with an intelligent control system for railway transport. *13th International Scientific-Technical Conference on Actual problems of Electronic Instrument Engineering (APEIE-2016): proceedings*, Novosibirsk, 3–6 October 2016, vol. 3, pp. 64–68.

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ



Белова Ирина Анатольевна – родилась в 1991 году. В 2015 году получила степень магистра техники и технологий Новосибирского государственного технического университета, в настоящее время является аспирантом кафедры электроники и электротехники НГТУ. Область научных интересов: солнечная энергетика, искусственные нейронные сети. (Адрес: 630073, Россия, г. Новосибирск, пр. Карла Маркса, 20. E-mail: ira.belowa@gmail.com).

Belova Irina Anatol'evna – (born 1991). Awarded a Master's degree from the Novosibirsk State Technical University in 2015. She is currently a postgraduate student at the department of electronics and electrical engineering, NSTU. Her research interests are currently focused on solar energy and artificial neural networks. (Address: 20, Karl Marx Av., Novosibirsk, 630073, Russia. E-mail: ira.belowa@gmail.com).



Мартинович Мирослав Владимирович – канд. техн. наук, доцент кафедры электроники и электротехники Новосибирского государственного технического университета. Область научных интересов: искусственные нейронные сети. (Адрес: 630073, Россия, г. Новосибирск, пр. Карла Маркса, 20. E-mail: martinovich_m@mail.ru).

Martinovich Miroslav Vladimirovich – Candidate of Sciences (Eng.), associate. Professor, NSTU. His research interests are currently focused on artificial neural networks. (Address: 20, Karl Marx Av., Novosibirsk, 630073, Russia. E-mail: martinovich_m@mail.ru).



Сколота Владимир Александрович – родился в 1989 году. В 2015 году получил степень магистра техники и технологий Новосибирского государственного технического университета, в настоящее время является аспирантом кафедры электроники и электротехники НГТУ. Область научных интересов: наноэлектроника, искусственные нейронные сети. (Адрес: 630073, Россия, г. Новосибирск, пр. Карла Маркса, 20. E-mail: sva008@yandex.ru).

Skolota Vladimir Aleksandrovich – (born 1989). Awarded a Master's degree from the Novosibirsk State Technical University in 2015. He is currently a postgraduate student at the department of electronics and electrical engineering, NSTU. His research interests are currently focused on nanoelectronics and artificial neural networks. (Address: 20, Karl Marx Av., Novosibirsk, 630073, Russia. E-mail: sva008@yandex.ru).



Канюков Игнат Иванович – в 2016 году получил диплом бакалавра техники и технологий Новосибирского государственного технического университета. (Адрес: 630073, Россия, г. Новосибирск, пр. Карла Маркса, 20).

Kanyukov Ignat Ivanovich – Awarded a Bachelor's degree from the Novosibirsk State Technical University. (Address: 20, Karl Marx Av., Novosibirsk, 630073, Russia. E-mail: sva008@yandex.ru).

*Статья поступила 05 декабря 2016 г.
Received December 05, 2016*

To Reference:

Belova I.A., Martinovich M.V., Skolota V.A., Kanyukov I.I. Avtonomnyi preobrazovatel' elektricheskoi energii s intellektual'noi sistemoi upravleniya na osnove iskusstvennoi neironnoi seti dlya fotovol'taiki [A stand-alone system converting electric energy fed by solar panels with an intelligent control system based on an artificial neural network]. *Doklady Akademii nauk vysshei shkoly Rossiiskoi Federatsii – Proceedings of the Russian higher school Academy of sciences*, 2018, no. 1 (38), pp. 36–53. doi: 10.17212/1727-2769-2018-1-36-53.