## Моделирование фотоэлектрической панели с использованием *MATLAB* и *Simulink* и применение метода отслеживания точек максимальной мощности на основе нейронных сетей

М. ТАЛБИ<sup>1</sup>, Н. МЕНСИА<sup>2</sup>, Х. ЭЗЗАУЙЯ<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Лаборатория полупроводников, наноструктур и передовых технологий

<sup>2</sup>Лаборатория фотоэлектрических элементов

<sup>1,2</sup> Центр Исследований и технологий энергетики Борж Седрия, Тунис

E-mails: 1talbi1969@yahoo.fr, 2mensia\_nawel@hotmail.com, 1ezzaouia.hatem@inrst.rnrt.tn

### Аннотация

В настоящее время возобновляемые источники энергии играют важную роль в замене традиционных источников на ископаемом топливе. Солнечная фотоэлектрическая энергия – один из самых перспективных возобновляемых энергетических ресурсов, который вызывает интерес все больше в последние несколько лет. Основная проблема фотоэлектрической солнечной энергетики заключается в том, что при изменении условий работы панели с ячейками также изменяется напряжение, при котором из неё может быть получена максимальная мощность. В данной работе впервые выполнено моделирование солнечной фотоэлектрической панели с использованием MATLAB и Simulink. После этого для управления повышающим преобразователем постоянного тока применяется метод отслеживания точки максимальной мощности (Maximum Power Point tracking, MPPT) основанный на искусственной нейронной сети (Artificial Neural network, ANN). Этот результат отслеживания МРРТ контроллером точки максимальной мощности (ТММ) оценивается и сравнивается по алгоритму «Отклониться и наблюдать» (Perturb and Observe, P&O). Результаты моделирования показывают, что предложенная методика МРРТ, основанная на нейросети, даёт более быстрый отклик, чем обычная методика по алгоритму «Отклониться и наблюдать» при быстрых изменениях условий эксплуатации. Это сравнительное исследование проводится с точки зрения временных вариаций рабочего цикла, выходной мощности, выходного тока, КПД и значений целевого тока. Все это

выходные параметры повышающего преобразователь (*Boost DC-DC*), кроме целевого тока, который является входным параметром. Результаты измерения по времени всех параметров (для двух случаев:  $T=25^{\circ}$ С и G=1000 Вт/м<sup>2</sup>, и когда T и G являются переменными), показывают незначительные отклонения от значения точки максимальной мощности. Используемый *МРРТ* контроллер на основе искусственной нейронной сети имеет время сходимости лучше, чем обычный метод «Отклониться и наблюдать».

Ключевые слова: контроллер, солнечная фотоэлектрическая панель, солнечное излучение, температура, искусственная нейронная сеть, *ANN*.

### 1. Введение

В настоящее время проблемы загрязнения окружающей среды и глобального потепления становятся важными вопросами для исследований. Источники возобновляемой энергии рассматриваются как технологический выбор для производства чистой энергии и, следовательно, решения этих проблем. Среди этих источников большое внимание уделяется солнечной фотоэлектрической технологии  $(\Phi \Theta)$ , поскольку она считается одним из наиболее перспективных возобновляемых источников энергии. В последнее время, благодаря своему развитию и снижению себестоимости, солнечная фотоэлектрическая технология становится эффективным решением экологических проблем [1]. Тем не менее, разработка для повышения эффективности солнечной фотоэлектрической системы по-прежнему является сложной областью исследований. Солнечная фотоэлектрическая система не может быть смоделирована как источник

постоянного тока, так как её выходная мошность изменяется в зависимости от температуры, солнечного излучения, а также тока нагрузки [2]. В общем случае метод отслеживания точки максимальной мощности (Maximum Power Point tracking, MPPT) [2, 3] применяется для анализа работы в солнечной фотоэлектрической системе. Эффективность этого метода зависит как от применяемого алгоритма, так и от схемы МРРТ контроллера. Алгоритм управления МРРТ контроллера часто применяется в преобразователе постоянного тока (DC-DC), который обычно используется в общей схеме ФЭ системы. Типичная схема подключения *МРРТ* контроллера в солнечной фотоэлектрической системе представлена на рис. 1. Одним из самых популярных алгоритмов МРРТ является алгоритм «Отклониться и наблюдать» (Perturb and Observe, P&O) [4]. Однако недостатками этого алгоритма являются проблемы расхождения и сходимости в некоторых точках во время отслеживания. Чтобы улучшить производительность алгоритма «Отклониться и наблюдать», Понгсакор Такун и др. [2] применили нечёткую логику в своём методе МРРТ. В данной работе используется искусственная нейронная сеть (Artificial Neural network, ANN) [5, 6, 7, 8, 9] для метода МРРТ, а моделирование выполняется в среде MATLAB и Simulink. В разделе 2 статьи представлено описание работы солнечной фотоэлектрической эквивалентной схемы. Раздел 3 посвящён моделированию новой модели солнечной фотоэлектрической панели с использованием MATLAB и Simulink. В разделе 4 приведено описание методов отслеживания точек максимальной мощности, включая предложенную в настоящей статье методику МРРТ, основанную на искусственной нейронной сети. В разделе 5 представлены результаты исследования, в разделе 6 – выволы.

Как показано на рис. 1, в типичной схеме включения *МРРТ* контроллера в солнечной фотоэлектрической системе входные параметры ток  $I_{\phi \ni}$  и напряжение  $V_{\phi \ni}$  поступают от солнечной фотоэлектрической панели. На выходе системы генерируется ШИМ-сигнал (широко-импульсная модуляция). Этот ШИМ-сигнал управляет повышающим преобразователем постоянного тока (*DC* - *DC*), который, в свою очередь, соединён с нагруз-

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> Перевод с англ. Т.В. Мешковой

кой, которая может быть резистивной или насосной.

### 2. Солнечная фотоэлектрическая эквивалентная схема

Модель солнечного элемента можно классифицировать как *p-n* полупроводниковый переход. Когда ячейка подвергается воздействию света, вырабатывается постоянный ток. Хорошо известно, что этот ток зависит от температуры, солнечного излучения и тока нагрузки. На рис. 1 солнечный фотоэлектрический модуль (ФЭ) представляет собой солнечную фотоэлектрическую панель, которая состоит из нескольких солнечных фотоэлементов, соединённых последовательно и параллельно, а на рис. 2 представлена типовая эквивалентная схема солнечного фотоэлемента (одной ячейки).

Согласно первому закону Кирхгофа для рис. 2, получаем следующие уравнения:

$$I_{sc} = I_1 + I_D , \qquad (1)$$

$$I_1 = I_2 + I_{\phi \ni} ,$$

где *I*<sub>sc</sub> – ток, генерируемый солнечным излучением (А), *I*<sub>D</sub> – ток диода (A),  $I_{\phi \ni}$  – ток ячейки (A).

Согласно закону Ома

$$I_2 = \frac{V_D}{R_p},\tag{3}$$

(2)

где  $V_D$  – напряжение диода (B),  $R_p$  – шунтирующее сопротивление ячейки (Ом).

Следовательно, используя уравнения (1), (2) и (3), получаем уравнение (4):

$$I_{sc} = I_{\Phi \Im} + I_D + \frac{V_D}{R_p} \,. \tag{4}$$

Ток диода І<sub>D</sub> находится из формулы Шокли:

$$I_D = I_0 \cdot (\exp(\frac{V_D}{V_t}) - 1),$$
 (5)

где *I*<sub>o</sub> – обратный ток насыщения, а  $V_t$  – тепловое напряжение, равное 26 мВ при 300 К.

Закон напряжений Кирхгофа в цепи на рис. 2 позволяет получить:

$$V_{\phi\ni} + R_s \cdot I_{\phi\ni} - V_D = 0, \qquad (6)$$

Рис. 1. Типовая схема подключения МРРТ контроллера в солнечной фотоэлектрической (ФЭ) системе [2]

батареи (ячейки)





Рис. 3. Модель солнечной фотоэлектрической панели, предложенная в работе [4]

где  $R_s$  – сопротивление ряда ячеек (Ом).

Тогда 
$$V_{\hat{O}\hat{Y}} = V_D - R_s \cdot I_{\hat{O}\hat{Y}}.$$
 (7)

### 3. Моделирование предлагаемой солнечной фотоэлектрической панели с использованием MATLAB **w** Simulink

В данной работе предложенная модель солнечной фотоэлектрической панели базируется на модификации модели, предложенной в работе [4]. В модификации предполагается учёт третьего входного параметра, температуры, помимо двух других - солнечного излучения и тока фотоэлектрической ячейки.

Введение температуры в качестве третьего входного параметра предлагаемой модели солнечной фотоэлектрической панели обусловлено необходимостью учёта реальных климатических условий и, соответственно, лучшей аппроксимацией точки максимальной мощности.

На рис. 3 подробно представлена модель солнечной фотоэлектрической панели, предложенной в работе [4].

Чтобы ввести третий входной параметр предполагаемой модели солнечной фотоэлектрической панели, температуры, используется формула теплового напряжения Шокли:

$$V_t = \frac{k \cdot T}{q},\tag{8}$$

где k – постоянная Больцмана  $1,38 \times 10^{-23}$  Кл, q – заряд электрона 1,60×10<sup>-19</sup> Дж/К, *Т* – температура (К).

Технические характеристики предлагаемой солнечной фотоэлектриче-

Таблица 1

Технические характеристики предлагаемой фотоэлектрической панели

Ток короткого замыкания (генерируемый солнечным излучением) ( $I_{sc}$ )	5,45 A
Напряжение разомкнутой цепи (Voc)	22,2 B
Ток при максимальной мощности ( <i>I<sub>r</sub></i> )	4,95 A
Напряжение при максимальной мощности ( V <sub>r</sub> )	17,2 B



Рис. 4. Вольт-амперные (*a*) и мощностные характеристики (*б*) при условии G=1000 Bt/м<sup>2</sup> и T=25 °C для модели в [4] и предлагаемой модели, вольт-амперные (*в*) и мощностные характеристики (*г*) при условии G=750 Bt/м<sup>2</sup> и T=20 °C для модели в [4] и предлагаемой модели

ской панели и той, что предложена в работе [4], приведены в табл. 1.

Модификация модели солнечной фотоэлектрической панели, представленной в [4], была произведена с помощью введения теплового напряжения согласно (8). Таким образом, температура из постоянной величины, равной 25 °C в модели [4], становиться переменной для того, чтобы предлагаемая в настоящей статье модель была приближена к реальным климатическим условиям.

На рис. 4 представлены вольт-амперные и мощностные характеристики для модели [4] и предлагаемой в настоящем исследовании. Кривые получены для двух случаев, когда солнечная постоянная *G*=1000 Вт/м<sup>2</sup> при температуре окружающей среды T=25 °C и G=750 Вт/м<sup>2</sup> при T=20 °C.

Из анализа графиков, приведённых на рис. 4 видно, что вольт-амперные и мощностные характеристики для двух рассматриваемых моделей имеют схожий характер распределения. Такие результаты были ожидаемы, так как модели почти не имеют отличий кроме представления температуры в виде переменной величины в предлагаемой модели, в то время как в старой модели [4] температура была постоянна и равна 25°С. В случае, когда T=20 °С и G=750 Вт/м<sup>2</sup>, в обеих моделях было изменено значение теплового напряжения  $(V_t)$  при новой температуре окружающей среды. Следовательно, для двух моделей были получены также похожие кривые.

# 4. Метод отслеживания точки максимальной мощности

# 4.1. Алгоритм «Отклониться и наблюдать»

Как уже упоминалось ранее, один из самых популярных и простых алгоритмов, используемых в методе отслеживания точки максимальной мощности, – это «Отклониться и наблюдать» [10]. Основная концепция этого алгоритма заключается в том, чтобы подтолкнуть систему к работе в том направлении, в котором увеличивается выходная мощность, получаемая от солнечной фотоэлектрической системы. Уравнение (9) описывает изменение мощности, которое определяет стратегию алгоритма «Отклониться и наблюдать»:

$$\Delta P = P_k - P_{k-1}. \tag{9}$$

Когда изменение мошности положительно, система будет сохранять направление дифференциального тока (уменьшение или увеличение фотоэлектрического тока) в том же направлении. Если изменение будет отрицательным, то система изменит направление дифференциального тока на противоположное. Эта методика хорошо работает в установившемся режиме (температура окружающей среды и интенсивность солнечного излучения меняются медленно). Однако алгоритм «Отклониться и наблюдать» терпит неудачу в отслеживании точки максимальной мощности в случае быстрых изменений атмосферных **условий**.

### 4.2. Предлагаемый метод отслеживания точки максимальной мощности, основанный на искусственной нейронной сети

Искусственная нейронная сеть [11, 12, 13] – это искусственная сеть, имитирующая поведение биологических нейронных сетей человека. Она широко используется при моделировании сложных взаимосвязей между входными и выходными параметрами в нелинейных системах. Искусственную нейронную сеть можно определить как параллельную распределённую струк-

туру обработки информации, состояшую из входных данных и. по меньшей мере, одного скрытого слоя и одного выходного слоя. Эти слои имеют обрабатывающие элементы, называемые нейронами, соединённые между собой. Первый шаг в проектировании искусственной нейронной сети [14, 15, 16] состоит в сборе исторических данных о задаче, решаемой с помощью сети. В случае метода отслеживания точки максимальной мошности для обучения сети требуется большое количество массивов данных о солнечном излучении и температурах, а также соответствующие им значения токов точек максимальной мощности. Полученные данные называются точками обучения. Часть полученных обучающих точек для представленной в настоящей статье модели приведена в табл. 1.

### Выбор структуры сети

Как уже упоминалось ранее, нейронные сети состоят как минимум из двух слоёв. Первый - это скрытый слой, а второй - слой выходных данных. Входная информация соединяется со скрытыми слоями через взвешенные соединения, где вычисляются выходные данные. Как количество скрытых слоёв. так и количество нейронов в каждом слое контролируют производительность сети [5]. Разработанная в данной работе искусственная нейронная сеть имеет два параметра входных данных – температуру и солнечную облучённость. Эта сеть имеет два слоя, где первый является скрытым слоем, а второй – слоем выходных данных. Скрытый слой имеет десять нейронов, имеющих функцию активации тансигмоида, а выходной слой имеет только один нейрон, имеющий функцию активации пурелина. Выход этого нейрона - это ток в точке максимальной мощности, I<sub>ТММ</sub> или Iref. На рис. 5 представлена используемая в этой работе искусственная нейронная сеть.

Активационные функции тансигмоида и пурелина выражаются соответственно уравнениями (10) и (11):

$$\tan \operatorname{si} g(n) = \frac{1}{1 + \exp(-n)},$$
 (10)

Purelin(n) = n. (11)





Рис. 6. Модель разработанной солнечной фотоэлектрической системы в среде MATLAB и Simulink



Рис. 7. Зависимость КПД от времени

### Обучение нейронной сети

Собранные обучающие точки передаются в проектируемую сеть. Это делается для того, чтобы научить эту сеть обрабатывать тестовые точки, которые обычно отличаются от обучающих. Для начала работы с нейронной сетью, необходимо получить эти обучающие точки. В данной работе они получены с помощью изменения облучённости и температуры матрицы панели и фиксирования значений напряжения, токов и максимальной мощности. Параметры, используемые для обучения разрабатываемой нейронной сети – это количество эпох (*epochs* = 5000), импульс ( $\mu$  = 0,1), минимум градиента (*min grad* = 1*e*-7). Для обучения использовался алгоритм Левенберга – Марквардта, метод оптимизации, направленный на решение задач о наименьших квадратах.

# Тестирование работы нейронной сети

Некоторые из собранных тестовых точек сохраняются как тестовые. Эти тестовые точки используются для тестирования планируемой производительности искусственной нейронной сети после завершения её обучения. На самом деле, они будут новыми для

### Таблица 2

TT 6	2		
<b>Π</b> αστι μαστι παιμμιν μαπαπι τ		і таатипарыння нан	nominal coth
- 14, 15, 04351 ЛАННЫХ ИСПОЛЬЗ	астся для остасния и	і ісстинования неи	понной ссти

Порядко- вый номер	Температу- ра, °С	Солнечная облучён- ность, Вт·м <sup>-2</sup>	I <sub>TMM</sub> , A	I <sub>ref</sub> , A	Максималь- ная мощ- ность, Вт
1	15	200	0,8000	18,1886	14,5509
2	15	350	1,6000	17,9427	28,7083
3	15	500	2,4000	17,6782	42,4276
4	15	650	3,2000	17,3991	55,6770
5	16	450	2,2000	17,1015	37,6233
6	16	700	3,4000	17,6577	60,0362
7	16	900	4,4000	17,4825	76,9229
8	16	1100	5,4000	17,2286	93,0343
9	17	300	1,4000	17,2338	24,1273
10	17	600	2,8000	18,1493	50,8179

Таблица З

Примеры пар входных и целевых значений из табл. 2

Пары входных данных температуры и облучённости	Целевое значение тока ТММ, А
(15,200)	0,8000
(15,350)	1,6000
(15,500)	2,4000
(15,650)	3,2000



Рис. 8. Зависимость выходной мощности от времени

неё. Следовательно, можно судить, даёт ли она точные результаты или нет.

Предлагаемый *MPPT* контроллер состоит из двух основных частей – искусственная нейронная сеть (*Input NNET Output*) и повышающий преобразователь тока (*Boost DC-DC*), как показано на рис. 6.

В табл. 2 приведена часть базы данных, которая использовалась для обучения и тестирования искусственной нейронной сети, разрабатываемой для целей данной работы (рис. 5).

База данных для обучения сети формировалась, таким образом, чтобы охватить максимально широкие изменения климатических условий для естественного освещения и температуры в течение четырёх сезонов года. Затем для одного значения температуры сопоставляются четыре различных значения солнечной облучённости, диапазон для выбора температуры составляет от 15 до 40 °C, а диапазон выбора солнечной облучённости от 150 до 1250 Вт/м<sup>2</sup>. Например, для 15 °C составляются следующие четыре пары: (15,200), (15,350), (15,500) и (15,650), а целевые значения токов точки максимальной мощности получаются: 0,8000 A, 1,6000 A, 2,4000 A и 3,2000 A, соответственно. Таким образом, формируется табл. 3 со значениями входных и целевых параметров.

Для обучения разработанной сети было использовано 80 % базы данных, которая содержит 104 элемента, остальная часть используется для валидации и тестирования.

Как показано на рис. 6, в предлагаемой солнечной фотоэлектрической системе используется повышающий преобразователь постоянного тока [4], входными параметрами которого являются целевое значение тока, напряжение ФЭ панели и напряжение  $V_{out}$ , которое выбирается равным 85 В. Выходные параметры этого преобразователя – это КПД, продолжительность работы, выходной ток, выходная мощность.

Значения входного последовательного сопротивления ячеек в ряду  $(R_L)$  и тока коммутационных потерь  $(I_{sw})$  составляют соответственно 0,5 Ом и 0,33 А.

КПД вычисляется следующим образом:

КПД = 
$$\frac{P_{out}}{P_{input}}$$
, (12)

где  $P_{input}$  – входная мощность повышающего преобразователя, которая определяется по формуле ниже:

$$P_{input} = I_g \cdot V_g, \qquad (13)$$

где  $V_g$  равен напряжению фотоэлектрической панели,  $I_g$  – ток, вычисляемый из значений целевых токов, выбирая только положительные значения.

Высокая эффективность приводит к низким потерям мощности внутри самого преобразователя. Таким образом, параметр КПД – это хороший показатель производительности преобразователя.

### 5. Результаты и обсуждения

В этом разделе приводится сравнительное исследование предложенного



Рис. 9. Зависимость целевых значений тока от времени

*МРРТ* контроллера с использованием искусственной нейронной сети и с использованием традиционного алгоритма «Отклониться и наблюдать». Сравнение проводиться с помощью анализа выходных параметров, таких как целевое значение тока, выходная мощность и КПД. Причём, выходная мощность и КПД – это выходные параметры повышающего преобразователя и общей солнечной фотоэлектрической системы. На рис. 7 и 8 представлены зависимости вышеперечисленных параметров от времени. Эти зависимости получены при стандартных условиях  $G = 1000 \text{ Bt/m}^2$  и температуре T = 25 °C. Рис. 9 иллюстрирует зависимость целевых значений тока в условиях изменения солнечной облучённости с течением времени.

Результаты моделирования подтверждают эффективность предложенного МРРТ контроллера с использованием искусственной нейронной сети как с точки зрения эффективности, так и с точки зрения быстрого времени отклика. Отсутствие/незначительные отклонения от значений точки максимальной мощности и простота реализации являются основными преимуществами этого контроллера. Он имеет лучшее время сходимости по сравнению с использованием обычного алгоритма «Отклониться и наблюдать», что и подтверждено графиками на рис. 7-9.

### 6. Заключение

В данной работе была предложена новая модель солнечной фотоэлектрической панели, смоделированной с помощью *MATLAB* и *Simulink*. Эта

модель реализуется на основе модификации существующей в литературе модели солнечной фотоэлектрической панели, для которой температура считается постоянной и равной 25 °С. Однако, в реальных условиях изменение температуры необходимо учитывать. Поэтому модификация молели заключалась во велении в качестве ещё одного входного параметра. температуры. В новой солнечной фотоэлектрической панели рассматриваются для сравнения два различных *МРРТ* контроллера, в первом случае на основе обычного алгоритма «Отклониться и наблюдать», а во втором – на основе искусственной нейронной сети. Сравнительный анализ проводился на основе полученных значений КПД, целевого тока и выходной мощности. Причём КПД и выходная мощность - это выходные параметры повышающего преобразователя (DC -DC), а целевое значение тока - это его входной параметр. Проведённый сравнительный анализ полученных значений КПД, целевого тока и выходной мощности в различных условиях (G=1000 Вт/м<sup>2</sup> при Т=25°С и G переменная при T=25°C), показали незначительные отклонения для значений точки максимальной мощности. А используемый МРРТ контроллер на основе нейронной сети показал лучшее время сходимости по сравнению с использованием обычного алгоритма «Отклониться и наблюдать».

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ:

1. Subiyanto, A. Mohamed, and M. A. HANNan. Maximum power point tracking in grid connected PV system using a novel

fuzzy logic controller // Proceedings of the IEEE Student Conference on Research and Development (SCOReD '09), pp. 349–352, IEEE, Serdang, Malaysia, November 2009.

2. P. Takun, S. Kaitwanidvilai and C. Jettanasen. Maximum Power Point Tracking using Fuzzy Logic Control for Photovoltaic Systems // Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists Hong Kong, 2011.

3. A.K. Mahamad, S. Saon and K. Diaw. FPGA Based Maximum Power Point Tracking of Photovoltaic System using Perturb and Observe Method during Shading Condition // International Conference on Internet Services Technology and Information Eng, 2014.

 $\label{eq:colorado.edu} 4. \ http://ecee.colorado.edu/{\sim}ecen2060/ \\ matlab.html$ 

5. *C. Anil Kumar and N. Surekha*. Artificial Neural Network based Maximum Powerpoint Tracking of Solar Panel // International Journal of Computer Technology and Applications, 2017. V10, #02, pp. 253–263.

6. Loubna Bouselham, Mohammed Hajji, Bekkay Hajji and HichamBouali. A New MPPT-based ANN for Photovoltaic System under Partial Shading Conditions // Energy Procedia, Volume 111, March 2017, pp. 924–933.

7. Naoufel Khaldi, Hassan Mahmoudi, Malika Zazi, Youssef Barradi. Implementation of a MPPT Neural Controller for Photovoltaic Systems on FPGA Circuit // WSEAS TRANSACTIONS on POWER SYSTEMS, V9, 2014.

8. Naoufel Khaldi, Hassan Mahmoudi, Malika Zazi, Youssef Barradi. The MPPT control of PV system by using neural networks based on Newton Raphson method // 2014 International Renewable and Sustainable Energy Conference (IRSEC), 17–19 Oct. 2014, Ouarzazate, Morocco.

9. R. Ramaprabha, B.L. Mathur, M. Sharanya. Solar array modeling and simulation of *MPPT* using neural network, 2009 International Conference on Control, Automation // Communication and Energy Conservation, 4–6 June 2009, Perundurai, Tamilnadu, India

10. Loubna Bouselhama, Mohammed Hajjia, Bekkay Hajji, Hicham Boualia, A new *MPPT*-based *ANN* for photovoltaic system under partial shading conditions // Energy Procedia, 2017. V111, pp. 924–933.

11. Jobeda J Khanam, Simon Y Foo. Modeling of a photovoltaic array in MATLAB simulink and maximum power point tracking using neural network // Electrical & Electronic Technology Open Access Journal, 2018. V2, #2, pp. 40–46.

12. http://www.aast.edu/en/openfiles/ opencmsfiles/pdf\_retreive\_cms.php?disp\_ unit=351/Hatem%20Diab-Thesis.pdf

13. L. Bouselham, M. Hajji, B. Hajji and H. Bouali. A New MPPT-based ANN for Photovoltaic System under Partial Shading Conditions, // Energy Procedia 2017. V111, pp. 924–933.

14. *MA. Islam and MA. Kabir*: Neural network based maximum power point tracking of photovoltaic arrays, // TENCON IEEE region 10 conf; 2011. pp. 79–82.

15. Z. Salam, J. Ahmed and B.S. Merugu. The application of soft computing methods for *MPPT* of PV system: A technological and status review // Applied Energy 2013, 107, pp. 135–148.

16. M. Horan, B. Soon, T.K. Rahmani, R. Oo., A.M.T., S. Mekhilef, A. Stojcevski. State of the art artificial intelligence-based MPPT techniques for mitigating partial shading effects on PV systems – A review // Renew. Sustain. Energy Rev. 2016. V64, pp. 435–455.



#### Мурад Талби (Mourad Talbi),

Ph.D. Доцент кафедры электротехники в Центре исследований и технологий энергетики Борж-Седрии, Тунис. Имеет разрешение от государства на управле-

ние исследованиями и научное руководство



### Навель Менсия

(Nawel Mensia), Ph.D. (2011) Доцент кафедры электротехники в Центре исследований и технологий энергетики Борж-Седрии, Тунис. Область научных интересов включает

применение передовых методов управления в фотоэлектрических системах



#### Хатем Эззауйя (Hatem Ezzaouia),

Ph.D. C 2015 года директор полупроводниковой лаборатория, наноструктуры и передовых технологий, Борж-Седрия, Тунис

### Acuity Brands объединяется с Violet Defense и PURO Lighting, чтобы расширить портфель продуктов для УФ-обеззараживания

Acuity Brands заключила стратегические соглашения с Violet Defense и PURO Lighting, которые предоставят Acuity Brands доступ к запатентованной УФ-технологии Violet Defense для расширения своего портфеля среств для УФ-обеззараживания, а PURO и Acuity Brands будут работать вместе над разработкой следующего поколения средств для УФ-облучения. В продукции Violet Defense и PURO используется метод, впервые разработанный Violet Defense для высокоинтенсивного облучения широкополосным УФ излучением с использованием импульсной ксеноновой лампы и пропускающей УФ-излучение линзы в обезлюженных местах, для быстрого уничтожения бактерии и инактивации вирусов. Независимые клинические испытания подтвердили, что облучатели с импульсными ксеноновыми лампами могут существенно снижать патогенную нагрузку.

Компактность облучателей обеих компаний для УФ-обеззараживания делает их



незаметными при установке на потолке и более простыми в применении, чем многие традиционные УФ-решения.

«Клиенты прямо сейчас крайне заинтересованы в поиске средств УФобеззараживания согласно разным требованиям и бюджетам, что даёт прекрасную перспективу предоставлять эффективные решения», – сказал Р. Раннвин, старший вице-президент *Acuity Brands Lighting.* – «Эти соглашения с *Violet Defense* и *PURO* позволяют добавлять нам новые возможности в наш портфель, используя мощную технологию, которая даст нашим клиентам дополнительный уровень защиты от патогенов».

> ledinside.com 13.10.2020

#### Облучение УФ-диодами может предотвращать потерю костной и мышечной массы

Снижение плотности костей (остеопороз) и потери мышечной массы и силы (саркопения) – возрастные нарушения. Хотя существуют некоторые средства от остеопороза, эффективного лечения саркопении нет.

Витамин *D*, который вырабатывается при воздействии солнечного света на кожу, необходим для здоровья костей и мышц, помогая предотвращать остеопороз и саркопению. Однако доступность солнечного света зависит от таких факторов, как географическая широта, время года, погода и мобильность пациентов, что затрудняет получение витамина *D* только из солнечного излучения. И действительно, у многих пожилых людей наблюдается дефицит витамина *D*.

Исследователи из Высшей школы медицины Университета Нагои нашли, что облучение УФ-диодами может быть постоянным и стабильным источником витамина D.

В своём исследовании команда сначала провела эксперименты, чтобы определить минимальные уровень и дозу УФ-диодного облучения, обеспечивающие достаточное количество витамина *D* с лишь с небольшими побочными эффектами. Минимальная облучённость составила 0,16 мВт/ см<sup>2</sup>, а минимальная доза – 1000 Дж/м<sup>2</sup>. Результаты показали, что уровни витамина *D* в сыворотке, плотность костей, мышечная масса и сила



у мышей с ускоренным старением, облучённых УФ-диодами, увеличились по сравнению с таковыми у мышей, которые не были облучены. Исследователи также подтвердили, что излучение УФ-диодов не повреждает кожу мышей. Таким образом, они пришли к выводу, что облучение узкополосными УФ-диодами с минимальными интенсивностью и дозой может безопасно и адекватно снабжать витамином *D* стареющих мышей.

Команда сейчас разрабатывает небольшое носимое устройство для облучения УФ-диодами и считает, что его можно использовать в медицинских учреждениях и дома. С помощью такого устройства все пожилые люди смогут получать достаточное количество витамина *D*, такое же или большее, чем от солнечного света, простым и безопасным способом по низкой цене.

> ledinside.com 16.10.2020