

НЕЙРОСЕТЕВОЙ МЕТОД УПРАВЛЕНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТЬЮ СОЛНЕЧНОЙ ФОТОЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ СТАНЦИИ

Степанова Д.А., Федотов А.Ю., Наумов В.А., Антонов В.И., Чувашский государственный университет им. И.Н. Ульянова, ООО НПП «ЭКРА», г. Чебоксары, Россия.

Аннотация: В докладе рассматриваются новый нейросетевой алгоритм управления эффективностью солнечной фотоэлектрической станции в условиях быстро меняющейся конфигурации освещенности и особенности формирования пространства прецедентов обучающей выборки.

Ключевые слова: солнечная фотоэлектрическая станция, методы поиска точки максимальной мощности, машинное обучение.

Введение

Энергетическая характеристика $P(U)$ солнечной фотоэлектрической станции в условиях равномерной освещенности имеет единственную точку экстремума, в которой вырабатываемая станцией электроэнергия достигает максимума. Поддержание энергетической эффективности станции в окрестности точки максимальной мощности (Maximum Power Point – MPP) в этих условиях технически несложно, с этой задачей хорошо справляются классические алгоритмы [1–2]. Одним из таких известных методов является метод «возмущения и наблюдения» (Perturb and Observation – P&O), согласно которому рабочая точка на энергетической характеристике вблизи MPP поддерживается за счет непрерывного изменения напряжения на выходе фотомодуля в окрестности точки MPP.

Однако в условиях частичного затенения фотомодулей на энергетической характеристике (рис. 1, *a*) появляется множество локальных пиков (Local Maximum Power Point – LMPP). Поэтому метод P&O приводит режим станции в точку локального пика LMPP с меньшей выработкой электроэнергии (рис. 1), принципиально теряя способность выявления точки глобальной максимальной мощности (Global Maximum Power Point – GMPP).

Для управления энергетической эффективностью станции в условиях частичной затененности необходимы специальные ме-

тоды поиска точки максимальной мощности GMPP [1–2], способных выявлять наступление режима частичного затенения и быстро выводящих режим станции в окрестность точки GMPP, а после передающих управление режимом станции классическому алгоритму поддержания точки MPP, например методу P&O.

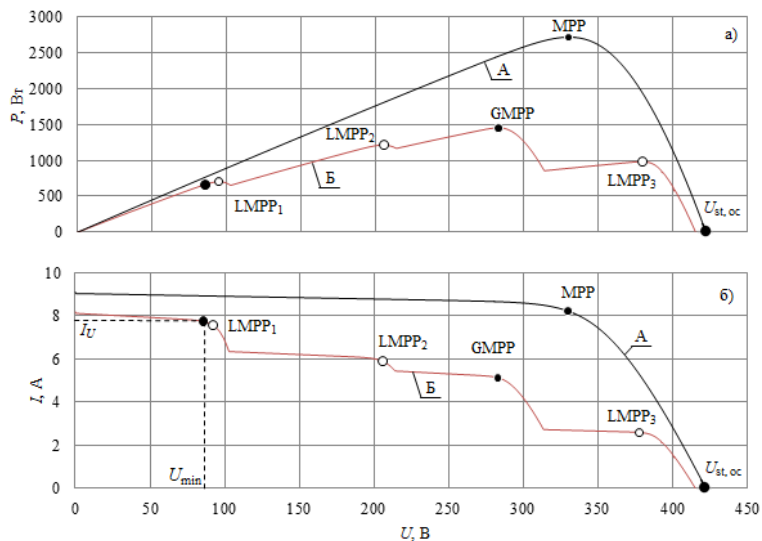


Рис. 1. Энергетическая $P(U)$ (а) и вольт-амперная $I(U)$ (б) характеристики фотомодуля при равномерной освещенности (А) и при частичном затенении (Б). Темными кружочками обозначены точки GMPP (MPP), светлыми – LMPP

Требования к алгоритмам управления режимом станции

В условиях неравномерного освещения фотомодулей алгоритмы поиска MPP должны обеспечивать быстрое определение глобального максимума на энергетической характеристике и поддержание солнечной фотоэлектрической станции в выявленной точке GMPP. Алгоритм управления режимом станции должен быть универсальным и пригодным для применения в управлении солнечными станциями с различной конфигурацией и типом фотомодулей. С этой целью энергетическая и вольт-

амперная характеристики солнечной электростанции нужно представлять в виде нормированных характеристик (рис. 2).

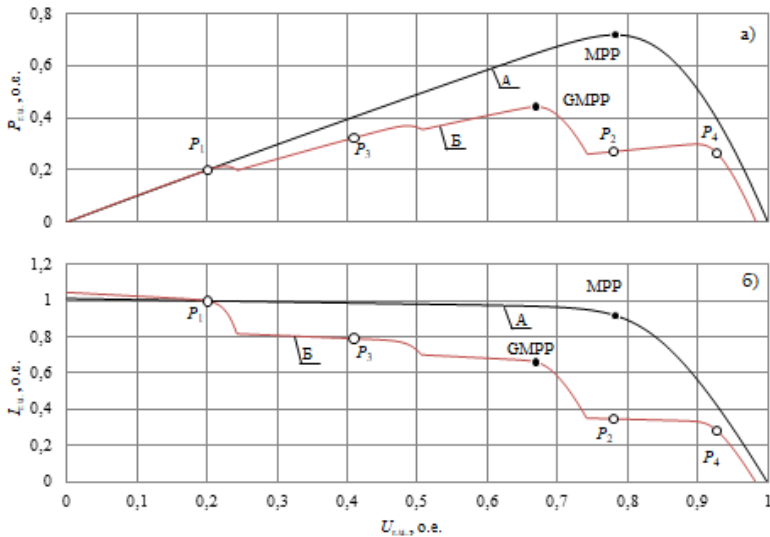


Рис. 2. Нормированные энергетическая (а) и вольт-амперная (б) характеристики солнечной электростанции при равномерном (А) и неравномерном (Б) освещении. Светлыми кружочками показаны контрольные точки, используемые предлагаемым алгоритмом.

Остальные обозначения соответствуют обозначениям рис. 1

При переходе к нормированным характеристикам в качестве базисных величин принимаются паспортное значение напряжения холостого хода $U_{st,oc}$ и значение тока I_U при минимально допустимом с точки зрения сохранения работоспособности инвертора напряжении, например, $U_{min} = 0,2U_{st,oc}$. При принятых базисных величинах измерения электрических величин в относительных единицах будут иметь вид:

$$\begin{cases} U_{г.н.} = U / U_{st,oc}, \\ I_{г.н.} = I / I_U, \\ P_{г.н.} = U_{г.н.} \cdot I_{г.н.} \end{cases}$$

Особенности формирования пространства признаков

Алгоритм поиска точки GMPP должен обеспечивать выявление окрестности GMPP за минимально возможное число возмущений режима работы станции. Это означает, что алгоритм не должен допускать сканирование вырабатываемой станцией мощности. Поэтому в предлагаемом алгоритме определяется мощность станции только в четырех контрольных точках нормированной энергетической характеристики. Значения мощностей P_1 и P_2 определяются при $U = U_{\min} = 0,2U_{st,oc}$ и $U = 0,85U_{st,oc}$ соответственно, а P_3 и P_4 выбираются в зависимости от характера изменения кривой энергетической характеристики при различной конфигурации освещенности фотомодулей (рис. 2).

Мощность в контрольной точке с минимальным напряжением во всех режимах работы станции равна $P_1 = 0,2$, поскольку в точке P_1 ток $I_1 = I_U$ является базисным. Поэтому мощность P_1 не участвует в обучении классификаторов, но она задает положение трехмерного пространства признаков (рис. 3) обучающей выборки в многомерном пространстве. В терминах машинного обучения задача поиска и отслеживания точки реального максимума формулируется как создание нейронной сети, придающей каждому входному вектору измерений $\mathbf{x}_i^T = [P_{2,i}, P_{3,i}, P_{4,i}]$ признака принадлежности одному из классов [3].

Структура нейронной сети

Поиск и отслеживание режима глобальной мощности (точки GMPP) происходит одновременно с изменением режима работы станции. В условиях быстро меняющейся конфигурации освещенности это потребует быстрого вывода режима солнечной электрической станции в окрестность одной из рассматриваемых контрольных точек, близкой к GMPP. Номер контрольной точки, определяющий стартовую позицию при передаче управления стандартному методу поддержания точки максимальной мощности, например, методу R&O, будет определен нейронной сетью путем отнесения текущего вектора измерений \mathbf{x}_j к одному из классов.

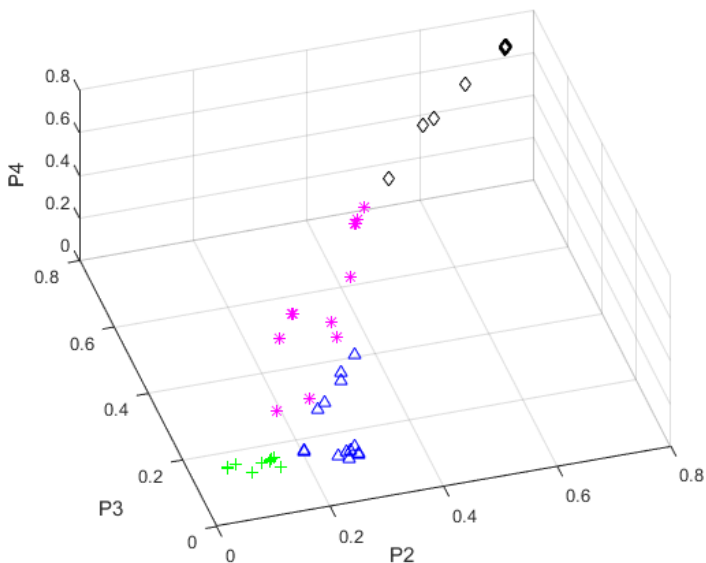


Рис. 3. Пространство признаков обучающей выборки. Выбранный на рис. ракурс показывает, что прецеденты различных классов могут быть строго разделены. Приняты следующие обозначения прецедентов: «+» – первого, «Δ» – второго, «*» – третьего, «◇» – четвертого классов

Настройка нейронной сети требует обучения классификаторов, каждый из которых будет отделять один класс от остальных [3]. Используется принцип «один против всех», согласно которому классификаторы обучаются последовательно, дробя обучающую выборку условно на два класса – на свой и чужой. Объекты множества X своего класса снабжаются признаком $y_j = 1$, а чужого – $y_j = -1$.

Таким образом, задача нахождения точки GMPP сводится к мультиклассовой классификации, а сама идея ее решения состоит в построении четырех классификаторов, каждый из которых будет отделять один класс от других (рис. 4) [2].

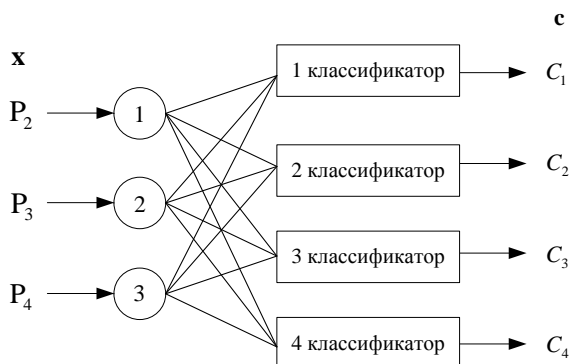


Рис. 4. Нейронная сеть для интеллектуального алгоритма быстрого поиска GMPP

Выводы

1. В условиях быстро меняющейся конфигурации освещенности фотомодулей станции имеют преимущество алгоритмы быстрого изменения положения рабочей точки солнечной станции, способные за единицы шагов переместить рабочую точку в окрестность глобального максимума мощности на энергетической характеристике.

2. Рассмотрение характеристик фотомодулей в относительных единицах позволяет формулировать единые правила поиска точки максимальной мощности.

3. Приведение характеристик к унифицированному виду позволяет упростить применение нейронной сети, настраиваемой в многомерном пространстве прецедентов обучающей выборки, путем уменьшения размерности обучаемого пространства. Нейронная сеть, применяющая в обучении своих классификаторов методы машинного обучения, обеспечивает быстрый перенос рабочей точки станции в окрестность точки максимума вырабатываемой мощности с последующей передачей управления стандартным методам поддержания рабочей точки.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Федотов, А.Ю. Обеспечение эффективности солнечной фотоэлектрической станции в условиях быстро меняющейся конфигурации

освещенности / А.Ю. Федотов, Д.А. Степанова, В.А. Наумов, В.И. Антонов // Релейная защита и автоматизация. – 2020. – №1 (38). – С. 42-47.

2. *Stepanova, D.A.* Features of precedents space of artificial neural networks for the solar PV station controlling / Daria A. Stepanova, Alexander Yu. Fedotov, Vladislav I. Antonov // Proceedings - 2020 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing, ICIEAM 2020 – P. 1–5. DOI: 10.1109/ICIEAM48468.2020.9111956.

3. *Stepanova, D.A.* Deep Learning in Relay Protection of Digital Power Industry/ D.A. Stepanova, V.A. Naumov, V.I. Antonov // 2019 2nd International Youth Scientific and Technical Conference on Relay Protection and Automation (RPA) – P. 299–315. DOI: 10.1109/RPA47751.2019.8958378.

Авторы:

Степанова Дарья Александровна, техник группы разработки интеллектуальных электрических устройств сектора научного сопровождения продукции департамента автоматизации энергосистем ООО НПП «ЭКРА», бакалавр электроэнергетического факультета ЧГУ им. И.Н. Ульянова по профилю 140400 «Релейная защита и автоматизация электроэнергетических систем». E-mail: *stepanova_da@ekra.ru*.

Федотов Александр Юрьевич, аспирант Чувашского государственного университета им. И.Н. Ульянова, инженер 2 категории, ООО НПП «ЭКРА». В 2015 году окончил факультет энергетики и электротехники ЧГУ им. И.Н. Ульянова. E-mail: *fedotov_ay@ekra.ru*.

Наумов Владимир Александрович, заместитель генерального директора - технический директор ООО НПП «ЭКРА». В 2005 г. защитил во ВНИИЭ кандидатскую диссертацию «Анализ и совершенствование продольных дифференциальных защит генераторов и блоков генератор-трансформатор». E-mail: *naumov_vu@ekra.ru*.

Антонов Владислав Иванович, профессор кафедры теоретических основ электротехники и релейной защиты и автоматики Чувашского государственного университета им. И.Н. Ульянова, главный специалист департамента автоматизации энергосистем ООО НПП «ЭКРА». В 2018 г. защитил докторскую диссертацию «Теория и приложения адаптивного структурного анализа сигналов в интеллектуальной электроэнергетике». E-mail: *antonov_vi@ekra.ru*.