

# 光伏并网发电系统最大功率点跟踪算法研究

申楠,段中兴

(西安建筑科技大学 信息与工程学院,陕西 西安 710055)

**摘要:**针对神经网络算法在太阳能电池最大功率点跟踪中收敛速度慢,结果容易陷入局部极小等缺点,提出了一种基于遗传算法优化神经网络来实现最大功率点跟踪的控制方法。该算法利用遗传算法具有全局搜索问题解的特性,通过选择、交叉、变异等遗传操作,实现了神经网络权值优化,克服了神经网络初始权值对控制效果的不利影响。实验结果表明:该算法提高了神经网络在最大功率跟踪中的收敛性与非线性逼近能力,在日照强度、环境温度变化时仍能快速、准确地跟踪到太阳能电池的最大功率点,具有较好的稳定性。

**关键词:**光伏并网;最大功率点跟踪;神经网络;遗传算法

**中图分类号:**TP183

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2010)09-0197-04

## Research on Grid-connected PV System Maximum Power Point Tracking Algorithm

SHEN Nan, DUAN Zhong-xing

(School of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

**Abstract:** Aiming at the disadvantage of low convergence speed and local minimum of neural networks algorithm used in the solar cell maximum power point tracking (MPPT), an effective neural network algorithm based on genetic algorithm (GA) is proposed to realize the MPPT control in this paper. Adopting the global searching characteristic of genetic algorithm and genetic operations such as selection, crossing and mutation, an optimization of weights in neural networks are achieved, and the negative effects of network's initial weights on control effect are solved. The simulation and experiments show that the algorithm can improve the convergence speed and nonlinear approximation ability in the MPPT control, and quickly and accurately track MPPT in the sunshine intensity, ambient temperature changing environment.

**Key words:** photovoltaic grid-connected; MPPT; neural networks; genetic algorithm

## 0 引言

光伏发电是当前利用太阳能的主要方式之一。光伏电池利用光生伏特效应原理,将太阳光能直接转化为电能,转化过程中,无污染、无噪声。因此深入研究和利用太阳能资源,对改善环境污染,缓和资源危机具有十分重要的意义。由于光伏电池的输出电压和输出电流随着日照强度和电池结温的变化具有强烈的非线性,在实际的应用系统中,所有光伏系统都希望太阳能光伏阵列在同样日照、温度的条件下输出尽可能多的

电能,即存在一个最大功率点的跟踪问题<sup>[1,2]</sup>。

在最大功率点跟踪算法方面,前人已做了大量有益的工作。文献[3]提出的通过神经网络算法来控制Cuk电路的占空比来实现最大功率点的跟踪,神经网络建模不需要任何光伏阵物理定义,然而存在训练中易陷入局部极值,不易建立最优模型等问题;文献[4]提出一种采用模糊参数自校正PID控制方法,但信息损失多,权重赋值上具有较大随意性;文献[5]提出用遗传算法对太阳能电池直流侧动态模型进行仿真,存在计算量大、耗时多等问题。

文中在已有研究成果的基础上,针对神经网络应用于最大功率点跟踪问题上存在收敛结果容易陷入局部极小,常常得不到最优解等问题,提出一种基于遗传算法优化神经网络来实现最大功率点跟踪的控制方法。仿真和实验结果表明,系统具有良好的动稳态性能,提出的方法取得很好的效果。

收稿日期:2009-12-25;修回日期:2010-03-26

基金项目:国家自然科学基金资助项目(50575168);陕西省自然科学基金资助项目(2009JM8006)

作者简介:申楠(1984-),女,硕士生,研究方向为嵌入式技术与智能系统;段中兴,博士,教授,研究方向为智能信息处理与控制、智能检测与信息融合。

## 1 光伏电池特性

光伏电池的输出特性方程为<sup>[6,7]</sup>:

$$I = I_{LG} - I_{OS} \left\{ \exp \left[ \frac{q}{AKT} (U + IR_S) \right] - 1 \right\} - \frac{U + IR_S}{R_{SH}} \quad (1)$$

式中:  $I$  为光伏电池的输出电流;  $U$  为光伏电池的输出电压;  $I_{LG}$  为光电流;  $I_{OS}$  为光伏电池暗饱和电流;  $q$  为电子电荷电量;  $A$  为光伏电池板特性常数;  $K$  为波尔兹曼常数;  $T$  为光伏电池的单元温度;  $R_S$  为光伏电池的串联等效电阻;  $R_{SH}$  为电池的并联电阻。

从上式可看出, 光伏阵列输出特性即就是  $I/V$  和  $P/V$  特性, 二者都具有非线性, 且存在唯一的最大功率点。研究表明: 除材料工艺外, 影响太阳能最大功率点的因素主要是环境温度和日照强度。因此, 应采取控制措施使光伏阵列能够在当前日照强度和温度不断变化的情况下不断追踪最大功率点。

## 2 最大功率点跟踪控制算法

人工神经网络建模不需要任何光伏阵列物理定义, 因此在电力系统工程中吸引了人们越来越多的注意, 大量的神经网络技术应用于光伏系统中, 但其收敛结果容易陷入局部极小, 常常得不到最优解。

针对神经网络算法在太阳能电池最大功率点跟踪中收敛速度慢, 结果容易陷入局部极小等缺点<sup>[8,9]</sup>, 运用遗传算法优化神经网络的权值来实现最大功率点跟踪的控制。首先确定 GA-BP 网络模型的原始种群, 随机生成神经网络权值, 按照一定规则将网络权值连为一个染色体; 然后对染色体进行遗传选择、变异和交叉操作, 产生新的种群; 最后选择一个最优染色体作为网络权值, 进行网络的训练和评价, 直至满足太阳能电池最大功率点跟踪系统的精度要求。

在标准的 BP 网络算法中<sup>[10,11]</sup>, 当所有样本都输入一次后, 总误差为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (d_j - y_j)^2 \quad (2)$$

设迭代到当前权值为  $W(t)$ , 权值修正量为  $\Delta w(t)$ , 于是下时刻的权值为:

$$w(t+1) = w(t) + \Delta w(t) \quad (3)$$

根据梯度下降法, 批处理方式下的权值修正量应

$$\Delta w(t) = -\eta \frac{\partial E(w)}{\partial w} \quad (4)$$

即:

$$w(t+1) = w(t) - \eta \frac{\partial E(w)}{\partial w} \quad (5)$$

令第  $l$  层第  $i$  个神经元的误差为  $\partial(l)_i$ :

$$\partial(l)_i = \partial E / \partial I_i(l) \quad (6)$$

其中,  $I_i(l)$  表示第  $i$  个神经元的净输入, 可得到如下递推关系:

$$\partial(l)_i = \left[ \sum_k \delta(l+1)_k + W_{ki}(l+1) \right] f'(I(l)_i) \quad (7)$$

所以利用误差, 可将权值以梯度的形式表示为:

$$E_{ij}(t) = \partial E / \partial W_{ij} = \delta_i O(l-1)_j \quad (8)$$

可见, BP 网络的学习过程实际上是对一个高度非线性函数求全局最优解的过程, 可能陷入局部极小。

用遗传算法优化神经网络的权值<sup>[12,13]</sup>, 步骤:

a. 确定网络结构。

采用三层结构, 输入、隐层、输出层的神经元分别为  $p$ 、 $q$ 、 $o$ 。设置种群规模为  $N$ 。

b. 个体编码及适应函数的选取。

(1) 编码: 传统的二进制编码不便于遗传运算算子操作, 影响网络学习的精度。可采用实数编码。把网络各层间的连接权值按顺序排成一个向量,  $x_1 = (x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1N})$ , 需要确定一个实数区间  $[x_{\min}, x_{\max}]$ , 对所有的  $x_i$  在区间内赋值, 产生染色体  $x$ 。

(2) 适应函数:  $E = \sum_{i=1}^n e_i^2$  是指网络的实际输出与期望输出值之间的误差平方和, 适应度函数取  $f = 1/E = 1/\sum_{i=1}^n e_i^2$ 。

利用遗传算法搜索网络的权值  $x$ , 使得神经网络总误差函数  $E(x)$  最小, 定义遗传算法的适应度函数:

$$F(x) = C - E(x) \quad (9)$$

式中,  $C$  为一个常数, 且满足  $C > |E_{\max}(x)|$ ,  $E_{\max}(x)$  为网络的最大输出误差。

c. 交叉算子的确定。

假设要进行交叉操作的两个父代个体为:

$$x_1 = (x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1N}) \quad (10)$$

$$x_2 = (x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2N}) \quad (11)$$

在  $[0, 1]$  内随机产生的实数  $\alpha$ , 则相应交换运算产生的子代  $x'_1$  和  $x'_2$ :

$$x'_1 = \alpha x_1 + (1 - \alpha) x_2 \quad (12)$$

$$x'_2 = (1 - \alpha) x_1 + \alpha x_2 \quad (13)$$

d. 变异算子。

$$x'_1 = x_1 + \beta x_1 \quad (14)$$

反复训练, 直到得到一组满足精度要求的神经网络权值, 直至达到训练目标为止。

## 3 系统仿真与分析

为了能够达到实时、稳定的跟踪效果, 分别对日照

强度较强、较弱和强度变化剧烈的情况进行了跟踪测试。训练神经网络的过程中,输入向量是光照强度,温度值,采样终端电压值。网络的训练样本数据值存于训练数据文件中,在训练时以数据文件的形式提供给网络。

文中用 MATLAB 进行模型的训练和仿真。其中隐层含 9 个神经元,输出层包含 1 个神经元,学习误差为 0.00001。保持同样的参数,运用遗传算法对神经网络进行训练,参数种群规模为 50、交叉概率为 0.35 和变异概率为 0.06。

为验证所建立的遗传神经网络模型的有效性<sup>[14]</sup>,用上述训练的遗传神经网络进行光伏阵的动态辨识仿真。该实验系统在 2009 年 1 月 21 日西安的运行数据进行了跟踪记录,实验数据如表 1 所示。

表 1 不同光照强度下的最大输出功率

光照强度 (%)	神经网络算法		遗传神经网络	
	逆变器电压 U/V	逆变器功率 P/W	逆变器电压 U/V	逆变器功率 P/W
10	16.058	13.537	16.310	14.863
20	16.369	28.323	16.523	29.543
30	16.562	39.154	16.732	40.013
40	16.753	48.126	16.896	49.342
50	16.928	60.635	17.201	62.103
60	17.067	72.271	17.387	73.354
70	17.285	80.034	17.405	81.321
80	17.638	88.698	17.846	89.861
90	17.887	96.852	17.987	97.578
100	18.095	105.150	18.230	106.563

在不同的日照下,将神经网络计算最大输出功率曲线,与传统的单纯使用神经网络模型实验中得到的特性曲线相比较,结果如图 1 和图 2 所示。

从图 1、2 可以看出神经网络最大功率跟踪曲线不能很好地跟踪真实的最大功率曲线,光照强度越小,偏差越大;而优化后的算法的太阳能最大功率跟踪曲线能很好地跟踪真实的最大功率曲线,提高了太阳能电池的利用效率。

天气情况直接影响到光照强度,影响功率的波动,

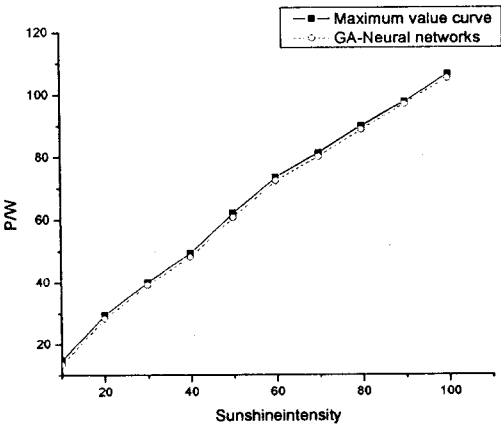


图 1 神经网络 MPPT 曲线与最大功率曲线

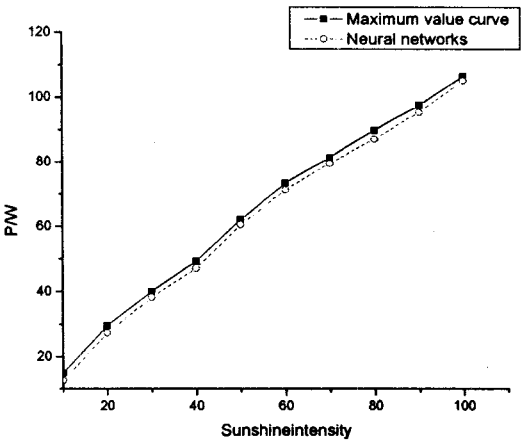


图 2 遗传神经网络 MPPT 曲线与最大功率曲线进行了不同天气情况下两种算法的对比实验,结果如图 3~6 所示,表示 2009 年 1 月某两天,分别为晴天、多云的全天实验跟踪结果。

图 3~6 的横坐标表示时间(T/H),纵坐标表示功

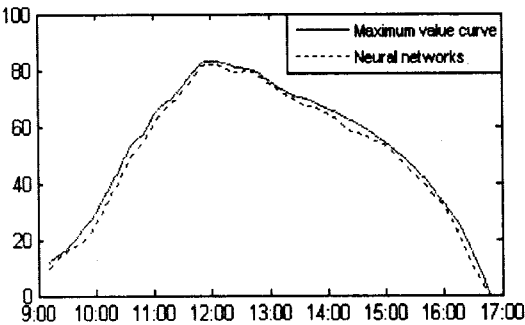


图 3 神经网络 MPPT 曲线与最大功率曲线(晴天)

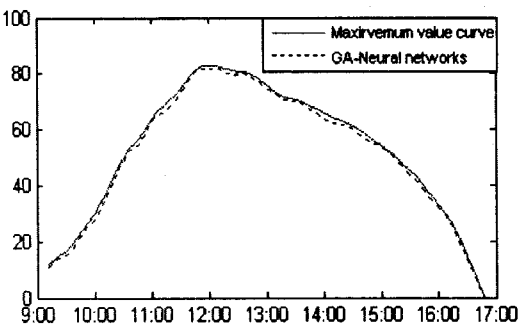


图 4 遗传神经网络 MPPT 曲线与最大功率曲线(晴天)

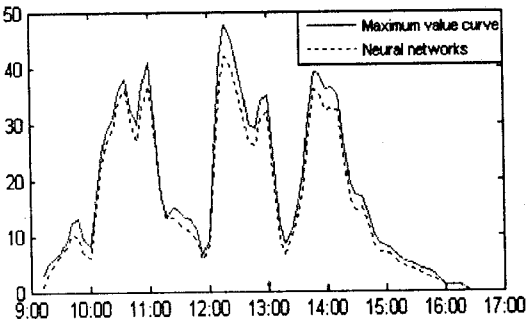


图 5 神经网络 MPPT 曲线与最大功率曲线(多云)

