

基于广义动态模糊神经网络的光伏电池 MPPT 控制

杨旭, 曾成碧, 陈宾

(四川大学电气信息学院, 四川 成都 610065)

摘要: 依照最大功率点跟踪 (MPPT) 的原理, 在综合考虑各种不同的控制方法优缺点的基础上, 提出了一种新的基于椭圆基的广义动态模糊神经网络 (GD-FNN) 的光伏电池的智能控制方法。通过 GD-FNN 算法调节 PWM 的占空比来控制光伏电池的输出电压, 实现阻抗匹配, 达到能量的最优化。仿真结果表明, 这种控制方法能够有效地跟踪到电池的最大功率, 并且具有较好的稳定性。

关键词: 光伏电池; MPPT; 椭圆基; 广义动态模糊神经网络; 智能控制

MPPT control of photovoltaic cells based on generalized dynamic fuzzy neural network

YANG Xu, ZENG Cheng-bi, CHEN Bin

(College of Electrical and Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: Considering a variety of advantages and disadvantages of different control methods, this paper proposes a new ellipse-based generalized dynamic fuzzy neural network (GD-FNN) intelligent control method of photovoltaic cells based on the principle of the maximum power point tracking (MPPT). By controlling the output voltage of photovoltaic cells by means of regulating the duty cycle of PWM based on GD-FNN algorithm, it can achieve impedance matching and energy optimization. The simulation results show that this control method can effectively follow-up the maximum power of the battery, what's more, it has good stability.

Key words: photovoltaic cells; maximum power point tracking (MPPT); ellipse-based; GD-FNN; intelligent control

中图分类号: TP273 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)13-0022-04

0 引言

智能电网是近年来国际上备受关注的未来电力系统发展方向的热门话题。分布式电源是智能电网中一个很重要的分支。光伏电池作为一种新兴的分布式电源越来越受人类的青睐^[1]。因此对光伏电池的研究具有相当重要的意义。

光伏发电系统^[2]的电流-电压的输出特性是非线性的, 再加上其输出功率受光照和环境温度的影响很大, 为了提高能源的利用效率, 人们提出了最大功率点跟踪 (MPPT) 理论。MPPT 这种理论目前已经有这几种算法: 电压回授法, 增量电导法, 扰动与观察法^[3]等。但是这些方法存在着对环境的适应性差, 算法不严谨等缺点。目前神经网络和模糊系统在这方面的应用比较广泛, 而且取得了较好的效果。模糊标记的权值是在训练之前选定的, 只能对特定的情况实现最优控制。为了克服这些缺点, 本文提出了基于椭圆基的广义动态模糊神经网络。

该算法中, 高斯函数的宽度可以通过训练实施在线自适应调整, 并提出了模糊 ε -完备性作为在线参数分配机制, 避免初始化选择的随机性, 提高了系统的自适应能力。

1 光伏电池的特性及 MPPT 原理

1.1 光伏电池的特性分析

光伏电池是通过光电效应或者光化学效应直接把光能转化成电能的装置。其输出特性方程式是^[4]:

$$I = I_{sc} - I_0 \left\{ \exp \left[\frac{q}{AkT} (V + IR_s) \right] - 1 \right\} \quad (1)$$

其中: I_{sc} 是指光电流密度, 与照射时的光照强度有关, 与所加电压无关; I_0 是逆饱和电流, 是由 PN 结两端的少量载流子和载流子的扩散常数决定的; q 指单位电流, 取值 1.6×10^{-19} C; A 是理想因子, 取值为 1; k 是波尔兹曼系数, 取值是 1.38×10^{-23} J/K; T 是电池表面温度; V 是输出电压; I 是输出电流; R_s 为串联等效电阻。

根据光伏电池的数学模型在 Matlab/Simulink 建立模型, 得到 P-V 曲线如图 1 所示。

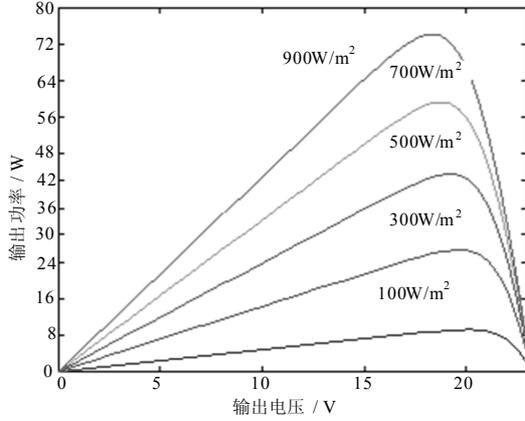


图 1 P-V 曲线
Fig.1 P-V curve

由图 1 可以分析, 输出功率随光照强度的增加而增大。当外部环境发生变化的时候, 功率就会发生相应的变化, 如果不及时控制, 就会造成能源的浪费。因此, 如何在外部环境发生变化时实现功率的最优化是光伏电池控制中一个急需解决的问题。

1.2 MPPT 的原理

在光伏系统中, 为了寻求阻尼的最佳匹配, 通常是通过控制 PWM 的占空比来实现功率的最优化的。于是, 在此基础上提出了 MPPT 理论^[5-7]。由图 1 可以看出, 当且仅当 $dP/dV=0$ 时, 输出功率最大。而电压 V 是由占空比决定的。因此直接把占空比作为控制变量, 能够使控制系统简化, 容易实现。

2 光伏系统最大功率跟踪控制原理

2.1 控制方案设计

在 MPPT 控制系统中, 选择系统的第 n 周期和第 $n-1$ 周期的功率差 $b(n-1)$ 及第 $n-1$ 周期的采样步长 $c(n-1)$ 作为 GD-FNN 的输入量, 第 n 周期的采样步长 $c(n)$ 为神经网络的输出量。利用 Matlab/Simulink 搭建光伏发电系统控制器, 其核心部分的原理框图如图 2。

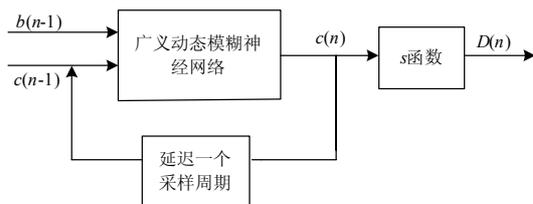


图 2 MPPT 控制原理图

Fig.2 MPPT control schematic

其中: S 函数实现 $D(n) = D(n-1) + c(n)$ 的功

能。

2.2 GD-FNN 的结构^[8]

广义动态模糊神经网络是由输入层, 隶属函数层, 模糊推理层和输出层构成的网络。网络结构共有两个输入信号: 第 n 个周期和第 $n-1$ 周期的功率差以及第 $n-1$ 周期的采样步长。输出变量是第 n 个周期的采样步长。其结构如图 3 所示。

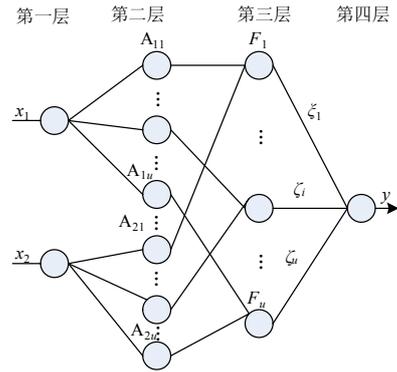


图 3 GD-FNN 的结构

Fig.3 Frame of GD-FNN

2.3 网络结构的算法

模糊规则的数量可以在线自适应调整是 GD-FNN 算法的优势之一, 而其输出误差和其样本是否满足 ϵ -完备性是确定是否需要增加模糊规则的重要因素。

定义系统误差为:

$$\|e_k\| = \|t_k - y_k\| \quad (2)$$

其中 t_k 是第 k 个期望输出。

如果 $e_k > k_e$, 则应该考虑增加一条新的规则。其中

$$k_e = \begin{cases} e_{\max} & 1 < k < n/3 \\ \max[e_{\max} \times \beta^k, e_{\min}] & n/3 \leq k \leq 2n/3 \\ e_{\min} & 2n/3 < k \leq n \end{cases} \quad (3)$$

其中: e_{\min} 是系统期望的输出精度; e_{\max} 是选择的最大误差; k 是学习的次数; $\beta \in (0, 1)$ 称为收敛常数。可以推导出:

$$\beta = \left(\frac{e_{\min}}{e_{\max}} \right)^{3/n} \quad (4)$$

同时, 定义马氏距离为:

$$md(j) = \sqrt{\sum_{i=1}^r \frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}} \quad (5)$$

令

$$J = \arg \min_{1 \leq j \leq r} (md_k(j)) \quad (6)$$

如果

$$md_{k,\min} = md_k(J) > k_d \quad (7)$$

则表明现有的系统不满足 ε -完备性而应该考虑产生一条新的规则，其中 k_d 是这样变化的：

$$k_d = \begin{cases} d_{\max} = \sqrt{\ln(1/\varepsilon_{\min})} & 1 < k < n/3 \\ \max[d_{\max} \times r^k, d_{\min}] & n/3 \leq k \leq 2n/3 \\ d_{\min} \sqrt{\ln(1/\varepsilon_{\max})} & 2n/3 < k \leq n \end{cases} \quad (8)$$

上式中， r 为衰减常数，它可以由上式推导：

$$\gamma = \left(\frac{d_{\min}}{d_{\max}} \right)^{\frac{3}{n}} = \left(\frac{\ln\left(\frac{1}{\varepsilon_{\max}}\right)}{\ln\left(\frac{1}{\varepsilon_{\min}}\right)} \right)^{\frac{3}{n}} \quad (9)$$

当一条模糊规则产生以后，下一步就是如何分配参数。

假设 u 个模糊规则已经产生，当得到一个新的样本时，把多维输入变量投影到相应的一维隶属函数空间，同时计算数据 x_i^k 和边界集 φ_i 之间的欧式距离 $ed_i(j)$ ，并找到它的最小值 $ed_i(j_n)$ ，如果

$$ed_i(j_n) \leq k_{mf} \quad (10)$$

就不用分配新的高斯函数，否则需要增加一个新的高斯函数，其宽度由式 (11) 决定，高斯函数的中心设置如下：

$$c_{i(u+1)} = x_i^k$$

$$\sigma_i = \frac{\max\{|c_i - c_{i-1}|, |c_i - c_{i+1}|\}}{\sqrt{\ln(1/\varepsilon)}} \quad (11)$$

把输出变量的方程式看成是线性回归方程，其模型为： $D=H\theta+E$ ；其中， $D=T^T$ 为期望输出； $H=\phi^T=(h_1, \dots, h_v)$ ； θ 为实参数； E 为误差向量。 H 通过 QR 分解成正交基向量集： $H=PN$ ，其中 $P=(p_1, p_2, \dots, p_v)$ 。

定义 p_i 的误差减少率为

$$err_i = \frac{(p_i^T d)^2}{p_i^T p_i D^T D} \quad i=1,2,\dots,v \quad (12)$$

此外定义

$$\eta_j = \sqrt{\frac{\rho_j^T \rho_j}{\gamma+1}} \quad j=1,2,\dots,u \quad (13)$$

其中 ρ_j 为误差减少率矩阵 $\Delta=(\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_u)$ ，如果 $\eta_i < k_{err}$ ，则第 j 条规则被删去。

高斯宽度可以修正 GD-FNN 算法的另一个优势。输入变量的最近的隶属函数的宽度 σ_{ij} 可以修正如下：

$$\sigma_{ij}^{\text{new}} = \zeta \times \sigma_{ij}^{\text{old}}$$

其中 ζ 是衰减因子，它是由下式决定的：

$$\zeta = \begin{cases} \frac{1}{1+k_w(B_{ij}-1/r)^2} & B_{ij} < 1/r \\ 1 & B_{ij} \geq 1/r \end{cases}$$

其中 B_{ij} 是输入变量的敏感性。

从前面的分析可以看出，运用广义动态模糊神经网络对系统进行控制，其输入输出的隶属度函数的宽度是可以经过训练的，这就提高了系统跟踪环境变化的能力。

3 仿真设计与实现

在 Matlab/Simulink 里进行仿真，系统原理框图如图 4 所示，主要由光伏电池、模糊神经网络控制系统以及电阻性负载构成。

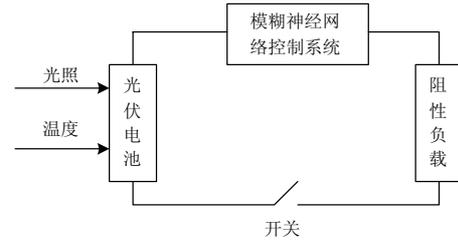
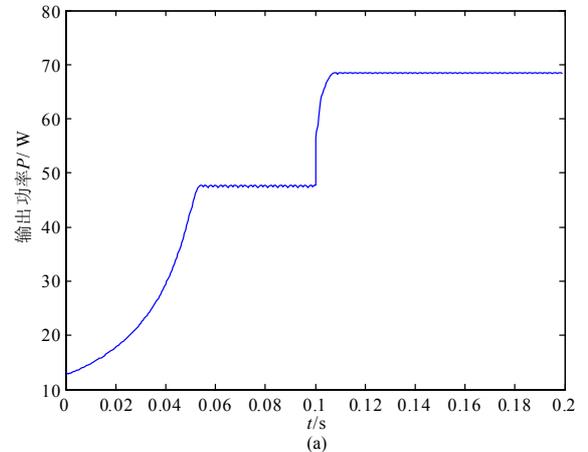


图 4 系统原理框图

Fig.4 Block diagram of the system

为了显示文中提出方法的控制效果，仿真中把结果与文献[9]中提出的模糊控制进行比较。采用 ode23tb 算法，设置环境温度为 25° ，光照在 0.1 s 时由 600 W/m^2 变成 900 W/m^2 ，仿真时间为 0.2 s，仿真图形如图 5。



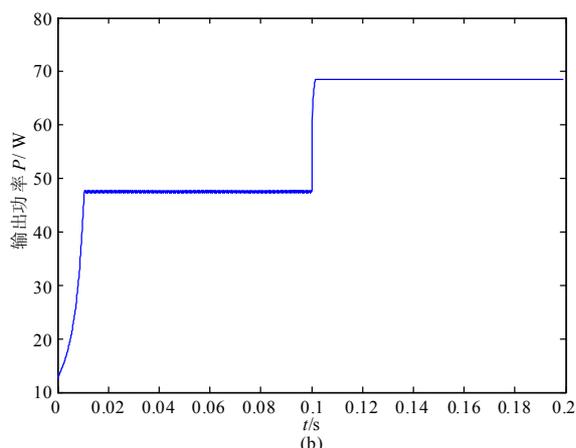


图 5 功率输出曲线

Fig.5 Power output curve

图 5 (a) 是采用模糊控制的输出功率的曲线, 图 5 (b) 是采用广义动态模糊神经网络进行控制的功率输出曲线。可以看到, 前一种方法响应速度慢, 而且在最大功率点出现了震荡。运用本文提出的理论仿真的结果能在 0.01 s 快速找到最大功率点, 并且有效地克服了最大功率点震荡问题。具有较好的鲁棒性和快速性。

4 结论

针对光伏电池这种新兴的分布式电源的特性, 本文采用广义动态模糊神经网络控制算法, 建立了一个光伏系统的控制模型, 通过调节 PWM 的占空比对光伏系统的输出电压加以控制, 从而实现输出功率的最大化。这种方法不仅能够很好地跟踪外部环境的变化, 而且需要设置的参数比较少, 同时具有一定的自适应能力, 容易实现在线智能控制。仿真结果表明, 这种控制系统的学习效率和性能有着更突出的优势, 具有很好的鲁棒性及快速性。

参考文献

- [1] Haase P. Intelligrid: a smart network of power[J]. EPRI Journal, 2005: 27-32.
- [2] Ghiang S J, Ghang K T, Yen C Y. Residential photovoltaic energy storage system[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 1998, 45 (3): 386-298.
- [3] 王松. 一种基于神经网络的光伏电源最大功率控制系统[J]. 山东大学学报, 2004, 34 (4): 45-48.

- WANG Song. A maximum power control system of photovoltaic cells based on neural network[J]. Journal of Shandong University, 2004, 34 (4): 45-48.
- [4] 滨川圭弘. 太阳能光伏电池及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2009: 18-34.
- Hamagawa Yoshihiro. Solar photovoltaic cells and its application[M]. Beijing: Science Press, 2009: 18-34.
- [5] Eduardo Rom á n. Intelligent PV module for grid-connected PV systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2006, 53 (4): 1066-1073.
- [6] 叶秋香. 光伏电池最大功率跟踪器的模糊控制及其应用研究[D]. 上海: 东华大学, 2006.
- YE Qiu-xiang. A study on PV maximum power point tracking system using a fuzzy controller[D]. Shanghai: Northeastern University, 2006.
- [7] Efichios Koutroulis, Kostas Kalaitzakis, Voulgaris C. Development of microcontroller-based photovoltaic maximum power point tracking control system[J]. IEEE Transaction on Power Electronics, 2001, 16 (1): 46-54.
- [8] 舒菲. 基于RBF神经网络与模糊理论的电力系统短期负荷预测[D]. 西安: 西安理工大学, 2008: 11-17.
- SHU Fei. Short-term load forecasting of power system based on RBF neural network and fuzzy theory[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2008: 11-17.
- [9] 乔兴宏. 基于模糊控制的光伏发电系统MPPT[J]. 可再生能源, 2008, 26 (5): 13-16.
- QIAO Xing-hong. Maximum power point tracking by using fuzzy control combined with PID for photovoltaic energy generation[J]. Renewable Energy, 2008, 26 (5): 13-16.

收稿日期: 2009-08-08; 修回日期: 2009-11-13

作者简介:

杨旭 (1985-), 女, 硕士研究生, 研究方向为分布式供能系统的建模与仿真控制; E-mail: yangxu0509@163.com

曾成碧 (1970-), 女, 博士, 副教授, 研究方向为能量转化技术的智能控制;

陈宾 (1983-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统微机保护与控制。