

基于 ANN 和等值发电机模型的快速暂态稳定计算

黄宇保, 王建全*

(浙江大学 电气工程学院, 浙江 杭州 310027)

摘要: 暂态稳定分析对于电力系统运行具有重要的意义, 针对暂态稳定时域仿真方法计算速度过慢的缺点, 首先提出了应用于快速暂态计算的发电机参数等值方法, 这种方法可以避免迭代解网络方程, 能在保证计算精度的基础上显著减少暂态稳定计算时间, 每个迭代步对发电机功角初值进行预测后则能够进一步减少解网络方程次数。算例仿真证明, 粒子群算法优化得到的等值参数和基于神经网络的预测功角, 在不同的系统运行方式下, 能显著减少解网络方程次数和判定系统所处的稳定状态。算法具有计算精度高和收敛性良好的特点, 功角预测和等值参数则有望应用于不同规模的系统中。

关键词: 快速暂态稳定; 参数等值; 粒子群优化算法; 神经网络; 功角预测

中图分类号: TH7; TM74

文献标识码: A

文章编号: 1001-4551(2010)06-0078-05

Research on fast transient stability of ANN and equivalent generator model

HUANG Yu-bao, WANG Jian-quan

(College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: It is well known that transient stability evaluation method for power system security operation is of great significance. Numerical integration method has been used widely and its drawback is that computation speed is too slow, so improving the speed is the main difficulty in time-domain simulation. A generator parameter equivalent methodology which can be applied to fast transient stability analysis by solving network equation without iteration was firstly presented, in addition computation time of time-domain simulation would be reduced by power angle prediction. The test system taking into account different operation conditions shows that the iteration times of solving network equations can be decreased by generator optimized parameters computed by particle swarm optimization algorithm (PSO) and power angle prediction based on artificial neural networks (ANN). This study explains that optimized parameters and angle prediction are expected to apply to numerical simulation in various power systems.

Key words: fast transient stability; parameter equivalent; particle swarm optimization(PSO); artificial neural networks(ANN); angle prediction

0 引 言

电力系统规模迅速扩大, 电网复杂程度也不断增加, 为了保证故障后系统的稳定, 对电力系统暂态稳定分析速度提出了更高的要求。时域仿真方法由于具有很强的模型处理能力, 能够准确的仿真出系统的复杂过程, 成为暂态稳定性分析的主要方法。

数值积分法是求解暂态稳定问题最可靠和应用最广泛的方法, 文献[1]提出的隐式梯形积分法是一种

总体上严格遵循电磁暂态变化规律的算法, 其主要缺点是计算速度过慢, 因此如何提高时域仿真速度是当前的研究难点。系统动态等值方法^[2-3]可以有效地简化大规模电力系统, 提高时域仿真速度, 但动态等值方法的缺点是要线性化处理系统模型, 方法的计算精度也不够高。快速高阶 Taylor 级数展开方法^[4]的特点是能准确、快速地递推出功角, 但是算法的数值稳定性和中长期的暂态计算能力都有待提高。通过开发暂态稳定问题的内在并行性, 基于并行处理技术的时域仿真

收稿日期: 2010-01-21

作者简介: 黄宇保(1985-), 男, 江西新余人, 硕士研究生, 主要从事电力系统运行与控制方面的研究. E-mail: sdyyua@163.com

通信联系人: 王建全, 男, 副教授, 硕士生导师. E-mail: wangjq@zju.edu.cn

方法^[5-6]逐渐符合在线应用的要求,但并行算法的收敛性与并行度之间始终存在矛盾,通信耗时也成为影响并行效率的重要因素。此外,传统的非迭代方法^[7]可以减少解网络方程的次数,然而为了避免迭代解网络方程,需要忽略发电机暂态凸极效应和采用恒定阻抗模型,而且其暂态计算结果相比于考虑凸极效应的暂态计算结果存在较大的误差。

本研究提出基于发电机参数等值的快速暂态稳定计算方法,算法通过在高阶模型中阻尼绕组的等效,保证等式 $x''_q = x''_d$ 始终成立,再采用粒子群算法优化其它与 q 轴相关的参数,从而在不迭代计算网络方程时,使得基于等值参数快速计算出的发电机功角能够准确的逼近原始的发电机功角。为了提高暂态分析速度,本研究还提出基于神经网络的功角预测算法,仿真算例证明,在综合考虑发电机功角预测和参数等值后,解网络方程次数将显著减少。

1 电力系统暂态稳定数学模型

对于一个包含 m 个节点、 N_B 条支路、 N_G 个发电机节点的电力系统,电力系统的暂态过程可以统一用如下形式的微分代数方程组描述:

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{u}) \quad (1)$$

$$\mathbf{x}(0) = \mathbf{x}^0 \quad (2)$$

$$\Phi(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{u}) = 0 \quad (3)$$

式中 $\mathbf{x}$ —描述系统各发电机组动态特性的状态变量所组成的向量; $\mathbf{x}^0$ —系统状态变量的初值,由稳态下的潮流计算决定; $\mathbf{y}$ —由网络运行参数所组成的向量; $\mathbf{u}$ —系统控制变量; $\mathbf{g}, \Phi$ —向量值函数。

式(1)用于描述发电机负荷及其控制系统的动态特性,式(3)描述了电力网络静态特性,在网络发生故障或操作时等式才发生变化。

交替求解法作为当前暂态分析数值计算的主要方法,其主要思想是应用迭代方法对微分方程和代数方程进行交替迭代求解,其中解式(1)的数值积分方法一般采用隐式梯形方法,网络代数方程式(3)的求解方法则是迭代法。当计及次暂态效应时,在 xy 坐标系下的发电机节点注入电流表示为:

$$\begin{bmatrix} I_x \\ I_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_x & b_x \\ b_y & g_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E''_d \\ E''_q \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} G_x & B_x \\ B_y & G_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \end{bmatrix} \quad (4)$$

在发电机接入系统网络后,发电机虚拟注入电流和网络导纳矩阵是时变的。为了将导纳矩阵化为非时变矩阵,将上式中与 δ 有关以及 δ 无关的部分分离后化简出复数形式的关系式 $I = f(\delta, V)$,即可消除导

纳矩阵的时变性而采用迭代方法求解网络方程。

在时域仿真过程中,良好的功角初值有利于减少功角交替迭代次数和解网络方程迭代次数。而在传统的隐式梯形积分法中,由于当前时刻的发电机功角初始值 $\delta^0(t + \Delta t)$ 和仿真值之间缺乏一个有效的函数模型,需要依靠大量的迭代以求解下一步的功角值,而功角迭代次数的增多将明显增加时域仿真时间。如果能在发电机功角初始值 $\delta^0(t + \Delta t)$ 和实际仿真值之间建立一个数学函数关系,就可以获得更准确的功角预测值 $\delta^{0'}(t + \Delta t)$,这将有效的减少解网络方程的次数。

2 发电机参数等值原理

时域仿真过程中采用数值积分交替求解微分代数方程时,一般每一积分步需要进行 2~3 次迭代计算以求得网络节点电压,故障或网络操作时迭代次数要更多一些,故时域仿真过程中大部分的时间用于迭代解网络方程,减少解网络方程次数即可有效地缩短仿真耗时。

传统快速暂态稳定计算方法中一般先简化发电机模型为经典模型,即不计阻尼绕组的影响并忽略暂态凸极效应后,方可采用非迭代的方法求解网络方程。本研究考虑 6 阶同步发电机模型,一般隐极发电机次暂态参数 x''_d 和 x''_q 比较接近,但是两个参数往往是不等的,凸极发电机 x''_d 和 x''_q 则相差较多。当电机参数等式 $x''_q = x''_d$ 成立时,式(4)中 G_x, B_x, B_y 和 G_y 即为与功角无关的非时变常数,可归并至导纳矩阵中,这样将发电机节点接入网络方程后就可以不迭代而直接解网络方程。因此本研究考虑当条件 $x''_q = x''_d$ 等效成立时,再优化其它与 q 轴相关的参数。在同步发电机 6 阶模型中,由于 q 轴阻尼绕组 g, Q 是假想的等效绕组,故理论上可假设存在另外两个绕组 g' 和 Q' ,这两个绕组共同所起的阻尼作用与 g, Q 二绕组共同所起的阻尼作用完全等效。也就是可以先通过调整 Q' 等效绕组的阻抗值,使得 $x''_q = x''_d$ 成立,剩余的不平衡则由 g' 绕组来补偿。在上述条件满足时,就可以无需迭代解网络方程,暂态稳定计算可节省大量的计算时间。

而从电机参数上看, g, Q 重新等效为绕组 g' 和 Q' 后,与这两个绕组相关的 q 轴参数也发生了变化。 $x''_q = x''_d$ 成立后,暂态电抗 x'_q 、暂态时间常数 $T'_{\phi 0}$ 及次暂态时间常数 $T''_{\phi 0}$ 均发生改变, q 轴上的阻尼绕组 g', Q' 同样是虚拟绕组,也与 d 轴正交,在满足发电机参数等值条件 $x''_q = x''_d$ 时,认为修改比例后的 q 轴阻尼绕组 g', Q' 与 d 轴绕组互不影响。由于 d 轴上的电机参数从物理意义上理解其不受影响,所以参数等值时只优

化这 3 个与 q 轴相关的参数,以简化发电机参数等值的优化过程。需要注意的是,当发电机采用不考虑虚拟 g 绕组的 5 阶模型时,在进行参数等值时 q 轴上也需要增加虚拟的阻尼绕组 g' ,等值过程则与 6 阶模型相同。由于粒子群算法具有并行处理、鲁棒性好等特点,能以较大概率找到全局最优解,适合工程应用,故本研究的发电机参数等值方法采用粒子群优化算法。

3 参数优化算法和 ANN 技术原理

3.1 粒子群优化算法

粒子群优化算法^[8] (PSO) 是一种基于群智能方法的演化计算技术,使用类似梯度下降算法使各粒子向符合度函数值最高的方向群游。优化问题的每一个解称为一个粒子,定义一个符合度函数用于评价每个粒子解。每个粒子记忆追随当前最优粒子解,从解空间中搜索最优解。每次迭代过程中一个粒子在解空间中同时跟踪两个极值点,整个粒子群中所有粒子在历代搜索过程中所达到的最优解,被称为全局最优解 $gbest$; 另一个则是每个粒子本身在历代搜索过程中的最优解,称为个体最优解 $pbest$ 。在 n 维解空间中第 i 个粒子表示为 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]$, x_i 的第 k 次迭代修正量表示为 $v_i^k = [v_{i1}^k, v_{i2}^k, \dots, v_{in}^k]$, x_i 和 v_i^k 的更新公式如下:

$$\begin{cases} v_{id}^k = w_i \cdot v_{id}^{k-1} + c_1 \cdot rand_1() \cdot (pbest_i - x_{id}^{k-1}) + \\ c_2 \cdot rand_2() \cdot (gbest - x_{id}^{k-1}) \\ x_{id}^k = x_{id}^{k-1} + v_{id}^k \end{cases} \quad (5)$$

其中, $i = 1 \dots m$, m 为粒子个数, c_1 和 c_2 是正常数,而 $rand_1()$ 和 $rand_2()$ 是两个独立的随机数,对连续量可在 $[0, 1]$ 区间取值。动量项系数 w_i ^[9] 用以改进收敛速度,算法的收敛条件可设为全局最好适应值 $gbest < \varepsilon$ 或迭代次数小于某一个值。

算法中优化参数矢量 $\mathbf{Z}$, $\mathbf{Z}$ 变量由 q 轴上的 3 个参数 x'_q 、 T'_{q0} 及 T''_{q0} 组成。基于粒子群算法的参数优化过程主要是寻找一个最优的参数矢量 $\mathbf{Z}^*$, 使得目标函数 E 最小。本研究定义目标函数即粒子对应的适应度函数为基于发电机原始参数的功角输出量和基于等值参数的功角输出量差值,反映两种情况下功角输出曲线拟和程度的目标函数表示如下:

$$E(\delta_i) = \sum_{i=1}^{N_G} \sum_{j=1}^N (\delta_{ij} - \delta_{ij}')^2 \quad (6)$$

式中 i —第 i 台发电机; j —第 j 个积分步; N —系统中总积分步数; $\delta_{ij}, \delta_{ij}'$ —发电机原始参数输出的绝对功角值和以粒子矢量为参数的绝对功角值。

3.2 人工神经网络技术原理

人工神经网络^[10] 是一个复杂的非线性动力学系统,它由大量的简单处理单元广泛连接而成,具有很强的非线性映射能力。ANN 技术以经验样本集为学习对象,很适用于能够得到大量样本数据的领域,它是以网络结构作为数学模型来实现模式识别、函数回归功能。各种神经网络结构中对多层前向神经网络 BP 模型的研究相对成熟,应用最为广泛,而在电力系统中应用较多的是 BP 前向网络,其模型图如图 1 所示。其中向量 $[P]$ 为输入层,向量 $[t]$ 为输出层, $[W_1]$ 、 $[W_2]$ 分别为各层权系数矩阵, $[b_1]$ 、 $[b_2]$ 分别为各层阈值。各层传递函数 f_1, f_2 通常为 S 型传递函数和线性传递函数。

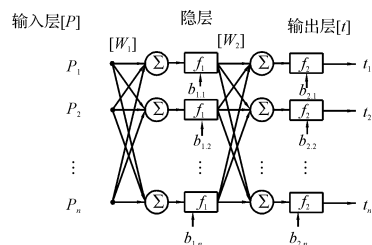


图 1 BP 网络结构图

利用建立好的训练样本集 $\{[P], [t]\}$, 以样本拟合输出误差的平方和最小为控制目标, 根据不同的学习算法, 求出各权值 W 和阈值 b , 完成一个完整网络传递函数的构建工作。由隐式梯形积分法的计算过程可知, 6 阶发电机模型中 $\delta(t + \Delta t)$ 的变化与 t 时刻的 $\delta(t)$ 、角速度 $\omega(t)$ 、机械功率与电磁功率差 $\Delta P(t) = P_m(t) - P_e(t)$ 、发电机的惯性时间常数 T_j 、同步电抗 x_d 和 x_q 、暂态电抗 x'_d 和 x'_q 、次暂态电抗 x''_d 和 x''_q 、暂态电势 E'_d 和 E'_q 、次暂态电势 E''_d 和 E''_q 、励磁电势 E_{fq} 、积分步长 Δt 、暂态和次暂态时间常数有关。对于已确定的电网, 先建立一个预想故障集, 然后针对其中的各种故障类型, 仿真出扰动后每台发电机各时刻的变量, 以这些已有的数据为基础建立神经网络模型的训练样本集。根据训练得到网络权系数和阈值后, 即确定了 ANN 传递函数。根据发电机上一时刻的有关变量, 由 ANN 传递函数可以更精确的计算出当前时刻的功角初始值 $\delta^0(t + \Delta t)$, 从而快速逼近实际预测值, 减少交替迭代次数和计算时间。以每台发电机作为一个单独的神经网络结构时, 不计及时间常数和同步电抗等不变量。仿真算例即在确定步长下, 以每台发电机功角 $\delta(t)$ 、功率差 $\Delta P(t)$ 、角速度 $\omega(t)$ 、励磁电势 E_{fq} 、暂态电势 E'_d 和 E'_q 、次暂态电势 E''_d 和 E''_q 作为 ANN 的输入, ANN 的输出则为下一积分步初始

功角 $\delta^0(t + \Delta t)$, 中间层只设置一个隐层。

4 算例仿真分析

4.1 仿真条件和等值参数结果

本研究采用两机系统作为仿真算例,如图 2 所示。暂态仿真时间取 2 s,仿真步长取 0.05 s,故障均为在 0 s 时刻发生三相短路接地,在 0.1 s 切除故障线路。参数等值和验证过程如下,首先用粒子群算法在单机无穷大系统中优化发电机参数,收敛条件为最大迭代次数 2 000 次或者各粒子适应度函数最大差值小于 0.001,算法采用 C++ 语言实现。得到单台发电机的等值参数后,验证等值参数是否依然能保证功角具有足够的精度。功角预测和验证过程如下,在故障后系统处于暂态稳定、临界失稳和暂态失稳三种状态下,分别采集单台发电机在上述扰动结束后的 120 个样本,形成训练样本集后,在 Matlab 的 Neural Networks Toolbox 工具箱中进行 ANN 网络学习。当隐层取 4 个神经元时,各发电机已经可以得到较为理想的拟合初始值。根据训练得到网络权系数和阈值后,即可根据发电机上一时刻的有关变量,预测出当前时刻的功角初始值 $\delta^0(t + \Delta t)$,从而快速逼近实际功角值。

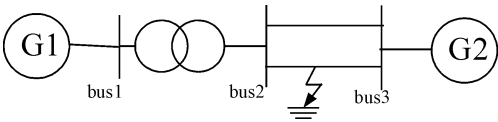


图 2 两机系统

发电机参数等值过程中发现,故障后系统处于暂态稳定、临界稳定和暂态失稳 3 种状态下,优化的等值参数结果不等,综合不同运行方式下的仿真结果,故障后系统处于稳定状态时进行的发电机参数等值效果最好,参数的适应性也较强,选用的凸极发电机原始参数和等值参数结果如表 1 所示。

表 1 发电机参数等值前后比较

	$x'_q/\text{p.u.}$	T'_{d0}/s	T''_{d0}/s
G1 原始参数	0.231 2	0.0	0.179 0
G1 优化参数	0.095 223	0.189 491	0.004 457
G2 原始参数	0.162 7	0.0	0.137 0
G2 优化参数	0.125 495	0.001 178 5	0.150 082

4.2 仿真结果

为了验证等值参数的精确性,以两机系统中基于原始参数采用迭代解网络方程方法得到的相对功角作为原始对照曲线,再加入基于等值参数非迭代解网络方程的故障后功角作为优化曲线。为了说明功角预测的准确性,还加入了预测优化曲线,该功角曲线是在参

数等值的基础上同时进行发电机功角预测后计算得到的。基于原始参数的故障后系统处于稳定状态时,对应上述说明的原始曲线、优化曲线和预测优化曲线如图 3 所示,从图中可知 3 条曲线几乎重合。系统稳定时,2 s 仿真时间内 3 种情况下对应的功角迭代次数和解网络方程次数如表 2 所示,基于等值优化参数的暂态计算都是直接解网络方程,故表中的解网络方程次数与功角迭代次数相同。

修改线路阻抗使故障后系统能够失稳,则基于原始参数的系统处于失稳状态时,原始曲线、优化曲线和预测优化曲线如图 4 所示,从图中可知 3 条曲线几乎重合。系统失稳时对应 3 种情况下的功角迭代次数和解网络方程次数如表 3 所示。

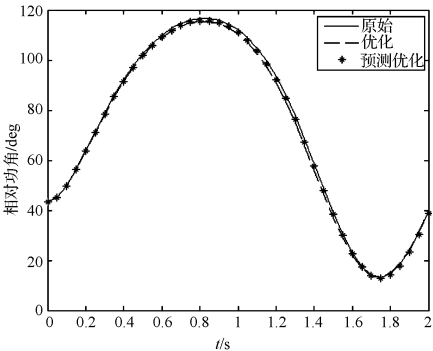


图 3 系统稳定时 3 种情况的相对摇摆角对比

表 2 系统稳定迭代次数比较

	功角迭代次数	网络迭代次数
原始	95	308
优化	97	97
优化预测	63	63

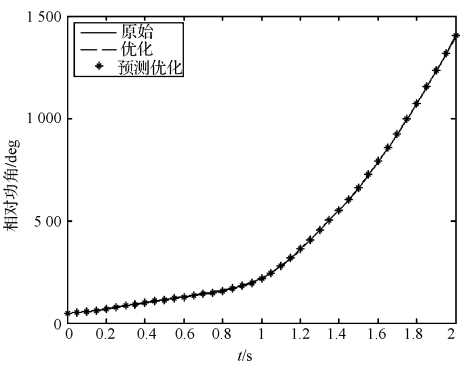


图 4 系统失稳时 3 种情况的相对摇摆角对比

表 3 系统失稳迭代次数比较

	功角迭代次数	网络迭代次数
原始	109	405
优化	122	122
优化预测	76	76

4.3 仿真结果讨论

从表中可知,基于等值参数的解网络方程次数较原始的迭代解网络方程次数能减少大约 70%,而同时考虑了等值参数和功角预测的解网络方程次数还能在此基础上再减少约 35%,总的解网络方程次数为原始迭代解网络方程次数的 20%,这证明参数等值和功角预测都能有效的减少暂态计算时间。而从图中可知,在解网络方程次数大幅减少的前提下,仍然能够保证功角计算结果具有足够的精度。

需要注意的是发电机参数等值过程中可能存在多值解,而粒子群算法本身也具有容易陷入局部最优的问题,每次优化迭代完成后可能收敛到不同的解,可以采用多次启动,比较得到最优的发电机等值参数。对同一神经网络结构,,即使在训练样本集较充分的情况下,由于 BP 算法存在多个局部极小点,也需要通过多次改变网络初始连接权值求得相应的极小点,通过比较这些极小点的网络误差大小,确定全局极小点以得到该网络结构的最佳网络连接权值和阈值。

5 结束语

本研究提出的发电机参数等值方法可以避免迭代解网络方程从而实现暂态稳定快速计算,能够大量减少暂态稳定分析时间,基于神经网络的功角预测也能显著地加快收敛速度,从而缩减时域仿真时间,两者结合起来可以大量地减少解网络方程次数和暂态计算时间。为了能实现工程应用,还需做更进一步的研究,即:①应用非迭代方法解网络方程时采用更精确的负荷模型;②实现发电机等值参数在不同规模系统中的应

用;③验证大系统下算法减少解网络方程次数的效果。

参考文献(References):

- [1] DOMMEL H W, SATO N. Fast transient stability solutions [J]. *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, 1972(3):1643-1650.
- [2] FANG Da-zhong, CHUNG T S, DAVID A K. Fast transient stability estimation using a novel dynamic equivalent reduction technique [J]. *IEEE Trans. on Power Systems*, 1994,9(2):995-1001.
- [3] 胡 杰,余贻鑫. 电力系统动态等值参数聚合的实用方法 [J]. *电网技术*, 2006,30(12):26-30.
- [4] 郭志忠,柳 焯. 快速高阶 Taylor 级数法暂态稳定计算 [J]. *中国电机工程学报*, 1991,11(3):7-15.
- [5] 王成山,张家安. 改进的暂态稳定分布式并行仿真算法 [J]. *电力系统自动化*, 2003,27(19):30-33.
- [6] 岳程燕,周孝信,李若梅. 电力系统电磁暂态实时仿真中并行算法的研究 [J]. *中国电机工程学报*, 2004,24(12):1-7.
- [7] DANDENO P L, KUNDUR P. A non-Iterative transient stability program including the effect of variable load-voltage characteristics [J]. *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, 1973(4):1478-1484.
- [8] KENNEDY J, EBERHART C. Particle Swarm Optimization [C]//*Proceedings of IEEE Conference on Neural Networks*, 1995:1942-1948.
- [9] EBERHART C, SHI Y. Particle Swarm Optimization; Developments, Applications, Resources [C]//*Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 2001:81-86.
- [10] 袁曾任. 人工神经网络及其应用 [M]. 北京:清华大学出版社,1999.

[编辑:张 翔]

(上接第 57 页)

为移动机器人服务。本研究的创新点包括:①采用 ARM9 作为核心控制器,为系统提供了丰富的系统资源,并为以后的功能扩展提供了空间。②利用 LM629 内部集成的数字式运动控制集成器,可以有效地简化系统硬件与软件设计,使系统显得更紧凑、更简洁。

参考文献(References):

- [1] 贺志军. 基于 LM629 的电机伺服控制系统设计 [J], *机械设计与制造*, 2009(2):40-42
- [2] 王 为. 基于 LM629 对足球机器人运动控制的设计 [J]. *武汉工程大学学报*, 2008(1):104-107.
- [3] National Semiconductor Corporation. LM628/629 UserGuide

[EB/OL]. [日期不详]. <http://www.national.com/pdf/LM/LM629.html>.

- [4] 王 华. JJR_1 型教学机器人控制系统研究 [D]. 兰州:兰州理工大学机电工程学院, 2008.
- [5] 黄旭东. 小型组足球机器人的设计与实现 [D]. 无锡:江南大学通信与控制学院, 2008.
- [6] 赵庆松,苏 敏. 基于 ARM 的直流电机调速系统的设计与实现 [J]. *微计算机信息*, 2007(2):173-175.
- [7] 李惠平. 智能象棋机器人嵌入式运动控制系统的研究 [D]. 北京:北方工业大学机电工程学院, 2008.
- [8] 顾 磊,张赤斌. 移动机器人嵌入式控制系统研究 [J]. *机械工程师*, 2006(11):37-39.

[编辑:李 辉]