基于微粒群优化神经网络算法的研究与仿真

蔡智仁
(福建省特种设备检验研究院莆田分院 莆田 351100)

摘 要 微粒群优化(PSO)算法作为一种新兴的群智能优化算法,引起了不少人的注意和研究。主要研究微粒群优化算法与神经网络相结合形成的一种新颖的算法,并将其应用于永磁同步电机的混沌控制,实现其混沌控制。实验结果表明该算法具有一定的可行性,也说明了微粒群优化神经网络算法在现实中具有一定的实际价值。

关键词 微粒群,神经网络,永磁同步电机,混沌

Research and Simulation of Algorithm Based on Particle Swarm Optimizing Neural Network

CAI Zhi-ren
(Fujian Special Equipment Inspection Institute Putian Branch, Putian 351100, China)

Abstract As a new swarm itelligent algorithm, Particle Swarm Optimization(PSO) algorithm has been attented and studied by many people. This paper mainly studied on the new algorithm that formed by PSO combining with neural network. Taking chaos phenomina of permanent magnet synchronous motor as a object, the new algorithm achieves controlling it. The results of the expriments indicate the algorithm is feasible. At the same time, It proves the PSO optimizing neural network having some actural value.

Keywords Particle swarm optimization(PSO), Neural network, Permanent magnet synchronous motor, Chaos

1 引言

微粒群优化算法是一种群智能算法,它具有独特的搜索机制[1],微粒根据历史经验并利用信息共享机制,不断调整自己的位置,发挥微粒群的最佳寻优功能,以期找到问题的最优解。神经网络具有分布式存储信息、容错性和大规模并行处理结构等特点,并具有自适应、自组织和自学习的能力,在理论上能够学习并以任意精度逼近任何非线性和不确定系统的动力学模型,为解决混沌非线性动力系统控制问题提供了新的思路和方法[2]。本文尝试用微粒群优化BP神经网络(PSO-BP)这种新方法对永磁同步电机的混沌现象进行控制,得到了比纯BP的混沌控制方法更好的效果。

2 微粒群优化神经网络原理

微粒群优化算法可由式(1)和式(2)表示[3]

$$v_{i,j}(t+1)=wv_{i,j}(t)+c_1r_1[p_{i,j}-x_{i,j}(t)]+c_2r_2[p_{g,j}-x_{i,j}(t)] \quad (1)$$

$$x_{i,j}(t+1)=x_{i,j}(t)+v_{i,j}(t+1),j=1,\cdots,d \quad (2)$$

式中,w是惯性权因子,w的取值一般介于(0,1)之间的随机数,早期的试验将w固定为1。学习因子c_1和c_2为正的加速度常数,它们的取值范围一般为介于(0,2)之间的随机数,早期的试验取$c_1=c_2=2$。r_1和r_2为在0到1之间均匀分布的随机数。另外,通过设置微粒的速度区间$[v_{\min},v_{\max}]$和位置范围$[x_{\min},x_{\max}]$,可以对微粒的移动范围进行适当的限制[4]。当$v_{i,j}(t)<v_{\min}$时,取$v_{i,j}(t)=v_{\min}$,当$v_{i,j}(t)>v_{\max}$时,取$v_{i,j}(t)=v_{\max}$;当$x_{i,j}(t)<x_{\min}$时,取$x_{i,j}(t)=x_{\min}$,当$x_{i,j}(t)>x_{\max}$时,取$x_{i,j}(t)=x_{\max}$。

2.1 优化流程

将微粒群优化算法的特点融合到BP神经网络中,实现微粒群优化BP神经网络,图1为微粒群优化BP神经网络算法的流程图。

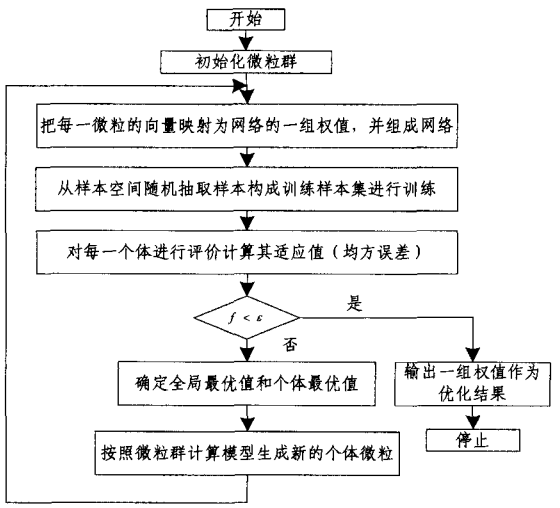

图1 微粒群优化BP神经网络算法的流程

在微粒群优化神经网络过程中,由于PSO在训练神经网络时是以一群微粒的方式,即多个初始值依据自己的经验结合群体的经验,有导向地进行随机搜索模式,因此,PSO陷入局部极值的概率大大降低。而且由于其无需求导计算,因而对神经网络的层数、目标函数和神经元的传递函数等都没有限制。微粒群优化算法发挥了其探索性能的优势,应用更为

蔡智仁(1985—),男,硕士生,助理工程师,主要研究方向为特种设备检验,E-mail:czrwsp@hqu.edu.cn。

灵活方便，范围大大拓宽[5]。将微粒群中的所有个体的分量映射成网络中的权值，从而构成一个神经网络。对每一个个体对应的神经网络，输入训练样本对网络进行训练。网络权值的优化过程是一个反复迭代的过程。为了保证所训练的神经网络具有较强的泛化能力，在网络训练过程中，通常将给定的样本空间分为两个部分：一部分作为训练的样本，称为训练集；另一部分作为测试的样本，称为测试集。而在权值优化过程中，进行每一次训练，都要对给定的样本集进行分类，以保证每次训练时采用的训练集均不相同。计算每一个网络在训练集上产生的均方误差，以此作为目标函数，并构造如下的适应度函数，用来计算个体的适应度值。

2.2 举例应用

为验证 PSO-BP 算法的优越性，选取纯 BP 神经网络与其做比较。取微粒数为 $pop=50$，惯性权重为 $\omega_1=0.9$ 到 $\omega_2=0.2$ 随迭代步数呈递减状态，取学习因子为 $c_1=c_2=2$，以 $\varepsilon=0.005$ 的精度作为最后判断程序停止的条件，当适应度值小于0.005 时，算法结束。试举简单的例子进行实验仿真，输入为 $p=[-1:0.05:1]$，目标值为 $t=\sin(p_i*p)$，用 PSO-BP 算法逼近该目标值，其适应度值和微粒群位置如图 2 所示，微粒的位置随迭代而逐渐收聚于全局最优点。图 3 为目标值和 PSO-BP 算法的输出值，图 4 为目标值和 PSO-BP 算法的输出值的网络误差。以同样的输入值和目标值，纯 BP 神经网络采用'2×2×1'型结构，训练精度为 0.005。图 5 和图 6 分别表示目标值与纯 BP 神经网络输出值和目标值与纯 BP 神经网络输出值的网络误差。

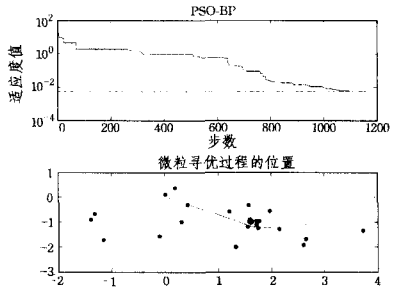

图 2 PSO-BP 算法逼近目标的适应值和寻优过程的位置

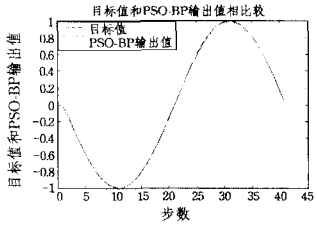

图 3 目标值和 PSO-BP 算法输出值相比较

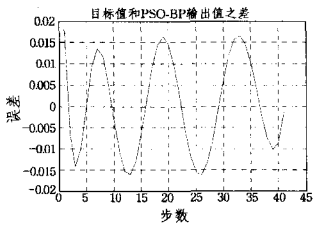

图 4 PSO-BP 算法误差输出

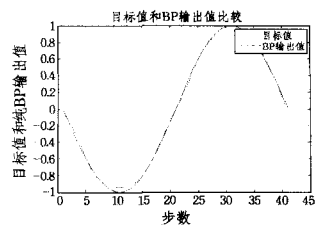

图 5 目标值和纯 BP 输出值的比较

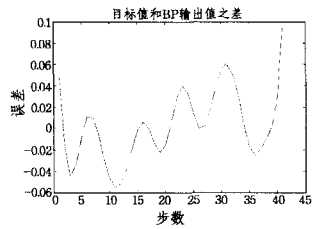

图 6 纯 BP 误差输出

比较图 4 和图 6 可见，PSO-BP 算法的输出值比纯 BP 算法的输出值在神经网络结构和参数同等的情况下，更接近目标值，与目标值的网络误差也较小。

3 举例应用

本文以 PSO-BP 算法控制永磁同步电机的混沌现象为例，通过仿真实验，证明了 PSO-BP 算法的优越性。

3.1 控制原理图

利用 PSO-BP 算法对混沌进行控制，其算法原理图如图 7 所示[6]。

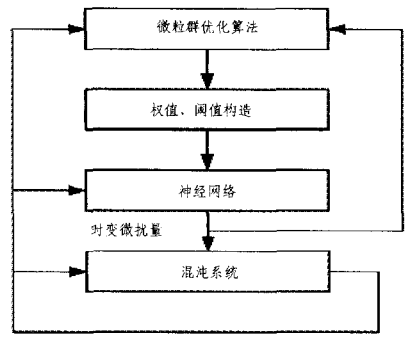

图 7 PSO-BP 算法混沌控制系统原理图

按图 1 所示的微粒群优化训练神经网络的流程图，用权重线性递减的微粒群优化算法对 BP 神经网络进行训练，并根据图 7 所示的 PSO-BP 混沌控制系统原理对永磁同步电机的混沌现象进行控制。

3.2 控制原理

在状态空间内，被控非线性系统常微分方程组可以用式(3)表示为[6]：

$$z'=f(t,z,p) \tag{3}$$

式中，$z\in R^m$，$p\in R^k$。

假定系统通过控制参数 p，使其响应处于混沌状态。现要将该混沌进行稳定性控制，使其响应最终稳定在期望的任意稳定轨道上。采用二阶龙格库塔方法，则可以对式(3)进行离散化，如式(4)—式(6)所示。

$$z_{n+1}=z_n+\Delta t\cdot K_2 \tag{4}$$

$$K_1=f(n\Delta t,z_n,p) \tag{5}$$

$$K_2=f\left(n\Delta t+\frac{\Delta t}{2},z_n+\frac{\Delta t\cdot K_1}{2},p\right) \tag{6}$$

式中，Δt 为采样时间。

这里采用三层 sigmoid 型非线性特性节点的 BP 神经网络，可以一致逼近紧集上的连续函数或按 L_2 范数逼近紧集上的平方可积函数[7]。对于式(6)中的 K_2，通过 PSO-BP 算法的学习训练，使输出十分逼近非线性函数 K_2。令 PSO-BP 算法的输出为 $\hat{K}_2$，则有：

$$|\hat{K}_2-K_2|<\varepsilon \tag{7}$$

式中，ε 为 PSO-BP 算法设置的训练精度。

3.3 控制方法的设计

对方程式(4)，加入控制 u_n 后的方程变为：

$$z_{n+1}=z_n+\Delta t\cdot K_2+u_n \tag{8}$$

令 $u_n=u_{1n}-u_{2n}$，则式(8)变为：

$$\begin{aligned}z_{n+1}&=z_n+\Delta t\cdot K_2+u_{1n}-u_{2n}\\&=z_n+u_{1n}+(\Delta t\cdot K_2-u_{2n})\end{aligned} \tag{9}$$

令 $\delta_n=\Delta t\cdot K_2-u_{2n}$，则由于 K_2 为 z_n 的函数，如果以 z_n 作为输入，则可以利用 PSO-BP 算法使其输出 $\hat{K}_2$ 逼近 K_2，如果令 $u_{2n}=\Delta t\cdot\hat{K}_2$，则

$$\delta_n=\Delta t(K_2-\hat{K}_2)\to 0 \tag{10}$$

因此，式(9)转化为：

$$z_{n+1}=z_n+u_{1n} \tag{11}$$

设期望的离散控制信号为 d_n，则令

$$u_{1n}=k\left[z_n-\frac{1}{k}((k+1)d_n-d_{n+1})\right] \tag{12}$$

式中，k 是参数，则式(11)变为：

$$z_{n+1}-d_{n+1}=(k+1)(z_n-d_n) \tag{13}$$

令 $e_n=z_n-d_n$，则式(13)变为：

$$e_{n+1}=(k+1)e_n \tag{14}$$

选择参数 k，使 $|k+1|<1$，即 $-2<k<0$，则式(14)收敛并最终趋近于 0，实现了控制变量到期望的信号上。

3.4 PSO-BP 算法用于永磁同步电机混沌现象控制

永磁同步电机(PMSM)混沌现象比较复杂，其动力学模型用式(15)表示[8]。

$$\begin{cases}\dfrac{d\tilde{i}_d}{dt}=(\tilde{u}_d-r_1\tilde{i}_d+\tilde{\omega}l_q\tilde{i}_q)/l_d\\ \dfrac{d\tilde{i}_q}{dt}=(\tilde{u}_q-r_1\tilde{i}_q-\tilde{\omega}l_d\tilde{i}_d-\tilde{\omega}\Psi_r)/l_q\\ \dfrac{d\tilde{\omega}}{dt}=(n_p\Psi_r\tilde{i}_q+n_p(l_d-l_q)\tilde{i}_d\tilde{i}_q-\tilde{t}_l-\beta\tilde{\omega})/j\end{cases} \tag{15}$$

式中，$\tilde{i}_d$、$\tilde{i}_q$ 分别表示定子 d、q 轴电流，ω 为转子角速度，$\tilde{i}_d$、$\tilde{i}_q$、$\tilde{\omega}$ 作为系统的状态变量。r_1 为定子绕子电阻；Ψ_r 为转子磁极磁链；l_d、l_q 分别为定子 d、q 轴电感；n_p 为磁对数；t_l 为负载转矩；j 为转动惯量；β 为粘滞阻尼系数；$\tilde{u}_d$、$\tilde{u}_q$ 分别为定子 d、q 轴电压。

经过变换得到的模型如式(16)所示。

$$\begin{cases}\dfrac{di_d}{dt}=u_d-bi_d+\omega i_q\\ \dfrac{di_q}{dt}=u_q-i_q-\omega i_d+\gamma\omega\\ \dfrac{d\omega}{dt}=\sigma(i_q-\omega)+\epsilon i_d i_q-t_l\end{cases} \tag{16}$$

式中，$b=\dfrac{l_q}{l_d}$，$\gamma=\dfrac{\Psi_r}{kl_q}$，$\sigma=\dfrac{\beta\tau}{j}$，$u_d=\dfrac{\tilde{u}_d}{r_1k}$，$u_q=\dfrac{\tilde{u}_q}{r_1k}$，$t_l=\dfrac{\tau^2\tilde{t}_l}{j}$，$\epsilon=\dfrac{n_p(l_d-l_q)br^2k^2}{j}$，$\tau=\dfrac{l_q}{r_1}$，$b=\dfrac{l_q}{l_d}$，$k=\dfrac{\beta}{n_p\tau\Psi_r}$。

当 PMSM 的参数给出如下：

$l_d=l_q=l=14.25\text{mH}$，$r_1=0.9\Omega$，$\Psi_r=0.031\text{N}\cdot\text{m/A}$，$n_p=1$，$j=4.7\times10^{-5}\text{Kg}\cdot\text{m}^2$，$\beta=0.0162\text{N/(rad}\cdot\text{s}^{-1})$，又当 $\tilde{u}_d=\tilde{u}_q=0$，$\tilde{t}_l=0$ 时，式(16)变为：

$$\begin{cases}\dfrac{di_d}{dt}=-i_d+\omega i_q\\ \dfrac{di_q}{dt}=-i_q-\omega i_d+\gamma\omega\\ \dfrac{d\omega}{dt}=\sigma(i_q-\omega)\end{cases} \tag{17}$$

当取 $\sigma=5.46$，$\gamma=20$ 及初始条件 $(\omega,i_q,i_d)=(0.1,0.1,0.1)$ 时，式(17)是混沌的，其混沌空间状态如图 8 所示。i_d、i_q、ω 的时间序列如图 9 所示。

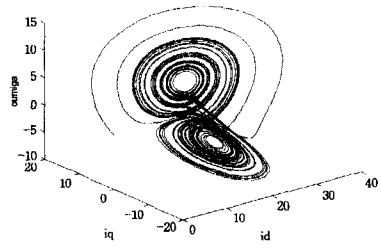

图 8　电机的混沌空间状态

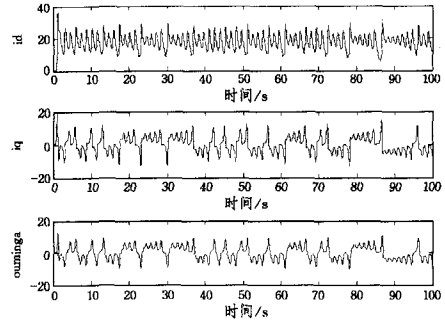

图 9　各状态的时间序列

对式(17)进行离散化，取采样时间 $\Delta t=0.005\text{s}$，得：

$$\begin{cases}i_{dn+1}=i_{dn}+\Delta t\cdot K_{i_d2}\\ i_{qn+1}=i_{qn}+\Delta t\cdot K_{i_q2}\\ \omega_{n+1}=\omega_n+\Delta t\cdot K_{\omega2}\end{cases} \tag{18}$$

式中，K_{i_d2}，K_{i_q2}，$K_{\omega2}$ 的意义由式(5)和式(6)来定义。

利用本文前面所述的控制原理对混沌状态进行控制，加入控制器以后，式(18)变为：

$$\begin{cases}i_{dn+1}=i_{dn}+\Delta t\cdot K_{i_d2}\\ i_{qn+1}=i_{qn}+\Delta t\cdot K_{i_q2}\\ \omega_{n+1}=\omega_n+\Delta t\cdot K_{\omega2}+u_n\end{cases} \tag{19}$$

令 $u_n=u_{1n}-u_{2n}$，$u_{2n}=\Delta t\cdot\hat{K}_{\omega2}$，利用 BP-PSO 算法使得 $\hat{K}_{\omega2}$ 逼近 $K_{\omega2}$，则有

$$\begin{cases}i_{dn+1}=i_{dn}+\Delta t\cdot K_{i_d2}\\ i_{qn+1}=i_{qn}+\Delta t\cdot K_{i_q2}\\ \omega_{n+1}=\omega_n+u_{1n}+e_{n-1}\end{cases} \tag{20}$$

将 $u_{1n}=k\left[\omega_n-\dfrac{1}{k}((k+1)d_n-d_{n+1})\right]$，其中 d_n 是混沌控制的期望离散信号，这里取 $d_n=1$，代入式(20)，并对其进行仿真，得到图 10 所示的混沌控制效果。

现在进行一个对比，利用纯 BP 神经网络训练使得 $\hat{K}_{\omega2}$ 逼近 $K_{\omega2}$，得出结果如图 11 所示。

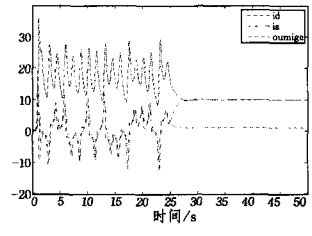

图 10　采用 PSO-BP 混沌控制的效果

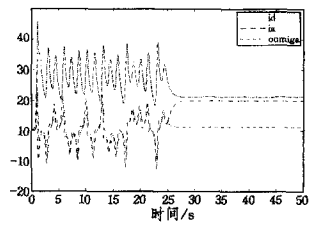

图 11　采用 BP 混沌控制的效果

(下转第 481 页)

述，有效地解决了文字描述的二义性等固有问题；并且使软件开发及维护阶段的工作能够顺利进行，提高了开发效率，确保了软件产品的质量。本文所提出的开发方法，为实际的 ATP 软件的需求分析以及相关的开发研制工作提供了一个新的思路。但本文未使用模型验证工具对所建立的需求模型进行验证，这将是后续研究的重点。

参 考 文 献

[1] CENELEC. Railway applications-Communications, signaling and processing systems-Software for railway control and protection systems[S]. EN 50128:2001 / IEC 62279:2002

[2] Behm P, Benoit P. a successful application of B in a large project [J]. Lecture Notes in Computer Science, 1999, 1(1708): 369-387

[3] Wang Hai-feng, Gao Chun-hai, Liu Shuo. Model-based software development for automatic train protection system[C]// Computational Intelligence and Industrial Applications, 2009. PACIIA, 2009: 463-466

[4] Tavolato P, Vincena K. A Prototyping Methodology and Its Tool[M]// Budde R, et al., eds. Approaches to Prototyping. Berlin: Springer-Verlag, 1984: 434-436

[5] 万黎，毋国庆，吴怀广. 面向行为的需求建模研究及实现[J]. 计算机科学，2011，38(4)：175-181

[6] Hull E, Jackson K, Dick J. Requirements Engineering [J]. Springer, 2010, 3(6): 47-76

[7] 史英海. UML 在航天器姿态与轨道控制应用软件需求建模中的应用[J]. 空间控制技术与应用，2008，34(3)：42-45

[8] 周慧华，郑明辉. 一种改进的软件工程需求建模框架[J]. 微机发展，2004，14(2)：75-77

[9] 萨默维尔，程成. 软件工程[M]. 北京：机械工业出版社，2007：106-109

[10] IEEE Recommended Practice for Communications-Based Train Control(CBTC) System Design and Functional Allocations[S]. IEEE 1474. 3-2008

(上接第 451 页)

比较图 10 和图 11，在同样的初始条件下，PSO-BP 算法较纯 BP 神经网络控制效果要好一些。原因是采用 PSO-BP 会得到更好的训练精度，由于误差较大的作用得到的 i_d、i_q、ω 控制曲线有时候会发生抖动现象，而不是一条平整的直线。

令 $\rho=(k+1)d_n-d_{n+1}$，以 $u_{1n\_1}=u_{1n}+\rho$ 代替 u_{1n} 代入式(20)，得：

$$\begin{cases} i_{dn+1}=i_{dn}+\Delta t \cdot K_{i_d 2} \\ i_{qn+1}=i_{qn}+\Delta t \cdot K_{i_q 2} \\ \omega_{n+1}=\omega_n+u_{1n}+\rho+e_{n-1} \end{cases} \tag{21}$$

采用 PSO-BP 算法对式(21)进行仿真，得到如图 12 所示的混沌控制效果图。图 13 是控制量 u_{1n_1} 的行为效果图。在同样的条件下，采用纯 BP 神经网络的混沌控制效果如图 14 所示，其行为效果图如图 15 所示。

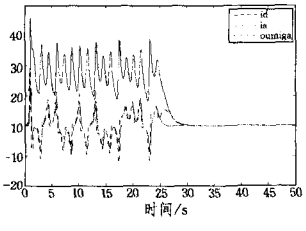

图 12 PSO-BP 混沌控制到平衡点(0,0,0)

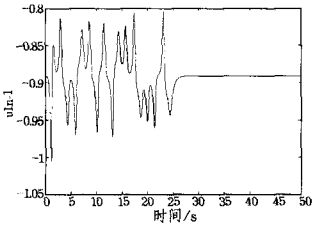

图 13 采用 PSO-BP 的 u_{1n_1} 行为效果

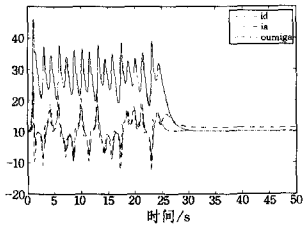

图 14 BP 混沌控制到平衡点(0,0,0)

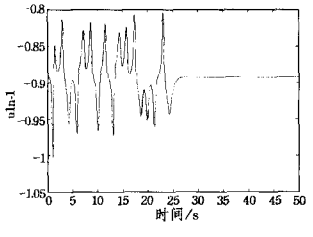

图 15 采用 BP 的 u_{1n_1} 行为效果

比较图 12 和图 14 可见，采用 PSO-BP 算法可以将控制效果很好地稳定到平衡点(0,0,0)上，得到的最后曲线几乎是一条直线，没有抖动现象，采用 BP 算法则会出现控制曲线上的抖动，由于较大误差的存在，使得按本文的控制原理来控制难以达到平衡点(0,0,0)；再比较图 13 和图 15，由于两种算法的误差精度不同，u_{1n_1} 行为效果也出现了差异，采用 PSO-BP 算法可以使 u_{1n_1} 最后稳定在某个值，而采用纯 BP 神经网络时，u_{1n_1} 在很小的范围内不断变动。

结束语 微粒群优化算法有很大的研究价值，本文利用它的优点用于优化神经网络，并在混沌控制上得到了应用。通过 PSO-BP 算法和纯 BP 神经网络对永磁同步电机的混沌控制进行比较，证明了 PSO-BP 算法比纯 BP 神经网络更加优越，可以得到几乎理想的结果，说明了 PSO-BP 算法在实际中会得到更满意的效果，应用上具有更大的可行性。

参 考 文 献

[1] 刘希玉，刘宏. 人工神经网络与微粒群优化[M]. 北京：北京邮电大学出版社，2008(3)：263-267

[2] 谭文，王耀南. 混沌系统的模糊神经网络控制理论与方法[M]. 北京：科学出版社，2008，5：58-60

[3] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer[C]// Proc. of the IEEE CEC. 1998: 69-73

[4] 高尚，杨静宇. 群智能算法及其应用[M]. 北京：中国水利水电出版社，2007，12：6-8

[5] Lee C-Y, Shen Yi-xing, Cheng J-C, et al. Neural Networks and Particle Swarm Optimization Based MPPT for Small Wind Power Generator[J]. Engineering and Technology, 2009, 60: 17-23

[6] 李磊，秦卫阳，张劲夫. 采用 BP 神经网络进行混沌运动控制[J]. 振动与冲击，25(5)：89-91

[7] 徐丽娜. 神经网络控制[M]. 哈尔滨：哈尔滨工业大学出版社，1999，5：48-53

[8] 张波，李忠. 永磁同步电动机的混沌模型及其模糊建模[J]. 控制理论与应用，2002，19(4)：545-548