

[研究·设计]

DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2016.01.001

基于蚁群 BP 神经网络算法的 六维力传感器解耦研究

张家敏^{1,2}, 许德章^{1,2}

(1. 安徽工程大学 机械与汽车工程学院, 安徽 芜湖 241000;
2. 芜湖安普机器人产业技术研究院有限公司, 安徽 芜湖 241007)

摘要:针对传统 BP 神经网络在六维力传感器解耦训练过程中,由于其初始参数的选取不确定性导致神经网络出现震荡、收敛速度缓慢和陷入局部极值等问题,提出一种基于蚁群 BP 神经网络算法并应用于六维力传感器解耦研究。该算法利用蚁群算法在种群寻优方面的优越性,通过局部和全局信息素更新相结合的方式更新信息素,提高蚁群算法搜索的效率,为 BP 神经网络提供一组最优的训练初始参数,网络收敛速度得到很大地提高,同时局部极值和震荡等缺点也有一定的改善。实验仿真结果表明,在六维力传感器神经网络模型训练过程中,达到同样的目标误差,基于蚁群 BP 神经网络算法的迭代次数 N 比传统算法少 50%,运行时间 T 快 60%。这说明蚁群 BP 神经网络算法在六维力传感器解耦研究中有着很好的应用效果。

关键词:六维力传感器; 蚁群 BP 神经网络算法; 初始参数; 解耦; 收敛速度

中图分类号: TP212.12

文献标志码: A

文章编号: 1005-2895(2016)01-0001-05

Study on Decoupling Algorithms for Six-Axis Force Sensor Based on Ant Algorithm and BP Neural Network

ZHANG Jiamin^{1,2}, XU Dezhang^{1,2}

(1. School of Mechanical and Automotive Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu, Anhui 241000, China;

2. Anpu Institute of Technology Robotic Industry Co., Ltd., Wuhu, Anhui 241007, China)

Abstract: In view of the traditional BP neural network in the process of six-axis force sensor decoupling training, due to the selection of initial parameters uncertainty prompted a concussion, slow convergence speed and neural network into local extreme problems. This paper proposed an ant algorithm to optimize BP neural network and was applied to study six-axis force sensor decoupling. The algorithm took advantage of ant colony algorithm in terms of population optimization, through the combination of local and global pheromone way to update pheromone, improved the efficiency of ant colony algorithm to search for a set of optimal initial parameters for the BP neural network, the network convergence speed was greatly improved, while the local extreme and shock had certain improvement. The experimental simulation results show that in the training process of six-axis force sensor, to achieve the same target error, ant colony BP neural network algorithm is 50% less than traditional BP neural network, the running time is 60% faster. This shows that BP neural network based on ant colony algorithm in the study of six-axis force sensor decoupling has a good application effect.

Key words: six-axis force sensor; ant colony BP neural network algorithm; initial parameters; decoupling; convergence speed

“中国制造 2025”的提出标志着中国制造业向着
智能制造方向迈进,工业机器人作为“中国制造 2025”

中的 10 大领域之一^[1],其发展趋势是高速度、高精度、
高可靠性和便于操作与维修。工业机器人在工作过程

收稿日期: 2015-08-21; 修回日期: 2015-11-10

基金项目: 国家自然科学基金项目: 电阻应变片式六维力传感器动态耦合特性研究(51175001)。

作者简介: 张家敏(1990), 安徽合肥人, 硕士研究生, 主要研究方向为机器人与信息感知。E-mail: zjmsurfer@163.com

中需要靠一些辅助传感器来保证它的高精度和高可靠性,六维力传感器作为机器人在装配、打磨和去毛刺等工作中的必备部件,其制造精度严重影响机器人的工作可靠性,现有的六维力传感器都是通过先制造后标定的形式生产出来的,其维间耦合的问题是不可避免的,因而六维力传感器解耦问题成了热门的研究课题。1999年,徐科军在《多维力传感器静态解耦的研究》中提出一种非线性静态解耦方法^[2],但非线性阶次对解耦效果的影响很大,要根据实际需要去选择阶次。2002年,姜力等人在《基于神经网络的多维力传感器静态解耦的研究》^[3]中提出基于神经网络的解耦方法研究,建立六维力传感器神经网络模型,用标定数据对网络进行训练,但训练过程中容易出现震荡、收敛速度缓慢和陷入局部极值等问题。2015年茅晨、宋爱国等人在《六维力/力矩传感器静态解耦算法的研究与应用》^[4]提出基于耦合误差建模的静态解耦算法,文中的模型是在耦合误差为一元线性的前提下得到,如果基于多阶来代替耦合误差,其运算量大,不适合应用到实际应用中。本文提出蚁群BP神经网络算法,利用蚁群算法在快速寻优方面的优越性,为神经网络提供一组最优的训练初始参数,提高神经网络的训练速度,改善震荡和陷入局部极值等问题,并将该算法应用到六维力传感器解耦研究中,实验仿真结果表明了该算法在解耦研究中的优越性。

1 BP神经网络算法原理

BP神经网络算法是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,通过使误差逆向传播不断修正各层的连接权值,直到误差达到设定值为止。建立BP神经网络模型,确定BP神经网络模型输入和输出之间的映射关系,必须通过样本训练得到输入层与隐藏层、隐藏层与输出层之间的连接参数。整个过程包括输入信号的正向传播和误差信号的反向传播2个部分^[5]。

假设BP神经网络的输入信号为 $X_{1 \times m} = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_m]$, w_{ik} 表示输入层第 i 个神经元节点与隐藏层第 k 个神经元之间的连接权值,则隐藏层输出信号 h_k 为

$$h_k = \varphi_1 \left(\sum_{i=1}^m x_i w_{ik} \right), i = 1, 2, \dots, m; k = 1, 2, \dots, p. \quad (1)$$

式中: m 为输入层神经元节点的数目, p 为隐藏层神经元节点的数目, $\varphi_1(\cdot)$ 为隐藏层激活函数。

隐藏层神经元的输出信号 h_k 作为输出层神经元的输入信号, v_{kt} 为隐藏层第 k 个神经元节点与输出

层第 t 个节点之间的连接权值,则整个神经网络的输出信号 y_t 为

$$y_t = \varphi_2 \left(\sum_{k=1}^p h_k v_{kt} \right), k = 1, 2, \dots, p; t = 1, 2, \dots, n. \quad (2)$$

式中: n 为输出层神经元节点的数目, $\varphi_2(\cdot)$ 为输出层激活函数。综上所述,对应于输入信号 $X_{1 \times m} = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_m]$ 的输出信号 y_t 为

$$y_t = \varphi_2 \left(\sum_{j=1}^p \varphi_1 \left(\sum_{i=1}^m x_i w_{ij} \right) v_{jt} \right), i = 1, 2, \dots, m; k = 1, 2, \dots, p; j = 1, 2, \dots, p; t = 1, 2, \dots, n. \quad (3)$$

如果输出层的网络输出 y_t 与目标(期望)输出 d_t 之间的误差没有达到设定值,则将输出误差以特定的方式经隐藏层反向传播至输入层,从而得到所有神经元节点的误差信号,并将此误差信号作为修正神经元节点权值的重要依据。假设 $\zeta = \{X_{1 \times m}, D_{1 \times n}\}$ 为BP神经网络的学习样本集,其中 $X_{1 \times m} = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_m]$ 表示网络输入信号, $D_{1 \times n} = [d_1, d_2, d_3, \dots, d_n]$ 表示网络的目标(期望)输出信号,则BP神经网络实际输出信号与期望输出信号之间的误差为 $e_t = d_t - y_t, t = 1, 2, \dots, n$,即

$$e_t = d_t - \varphi_2 \left(\sum_{k=1}^p \varphi_1 \left(\sum_{i=1}^m x_i w_{ik} \right) v_{kt} \right). \quad (4)$$

由此可以得出BP神经网络的误差值 e_t 是权值 w_{ik}, v_{kt} 的函数,所以可以通过不断调整神经元节点之间的连接权值来改变网络误差,从而使得最终的输出误差值达到设定值。

输入信号的正向传播与输出误差的反向传播并以此修正每层神经元节点的权值的过程是反复进行的,权值的调整过程也是BP神经网络的学习过程,该过程一直进行到网络的输出误差减小到设定值或者网络的训练次数达到给定值。

综上所述,BP神经网络的权值影响着神经网络训练的收敛速度,传统BP神经网络随意性选取初始权值和阈值严重制约了网络的训练精度和速度,容易出现震荡、陷入局部极值等问题,为了提高收敛速度,本文提出了一种基于蚁群优化的改进BP神经网络算法。

2 基于蚁群BP神经网络算法

蚁群算法由M. Dorigo等人在1991年提出,它是根据蚂蚁在群体生活中找寻食物的过程不断更新路径上的信息素来找到最优的路径的原理,基于蚁群BP神经网络算法就是利用蚁群算法的原理寻找BP神经

网络的最优参数,即连接权值和阈值。

2.1 技术思路

如果 BP 神经网络输入层节点 m 个,隐藏层节点 p 个,输出层节点 n 个,则所有参数 $H = (m + n + 1) \cdot p + n$ 个分量,将所有分量作为区间顶点,算上起点和终点一共有 $H + 1$ 个区间,蚂蚁从蚁巢出发去寻找食物,分别经过第 1 个顶点,按照既定的选路概率选择某一条连线到达第 2 个顶点,再从第 2 个顶点出发, ..., 一直到达 H 个顶点后,再从该点选取一条路径到达终点,完成一次循环,每次循环所经过的所有顶点形成的路径对应着一种参数解的初始方案。 $P_i (1 \leq i \leq H)$ 表示第 i 个分量的神经网络参数, H 个权值和阈值分量形成集合 $I_{p_i} (1 \leq i \leq H)$, 蚂蚁数目为 h 个。每只蚂蚁根据概率公式(5)从集合 I_{p_i} 中选择 1 个元素,当蚂蚁完成集合中所有元素的选择时就到达终点,然后调节集合中元素的信息素。这个过程反复进行,当 h 只蚂蚁都收敛到同一路径时,也就找到了神经网络权值和阈值的最优解。

2.2 实现过程

实现蚁群算法优化 BP 神经网络主要步骤^[6-8]如下:

1) 首先,假设集合 $I_{p_i} (1 \leq i \leq H)$ 中的第 j 个元素的信息素 $\tau_j(I_{p_i})(t) = C (1 \leq j \leq H)$, C 为常数,蚂蚁总数为 h 只,训练目标误差 e 为 10^{-1} ;

2) 其次,所有蚂蚁从蚁巢出发,按路径选择规则依次从集合 I_{p_i} 中选择元素。

路径选择规则:在集合 I_{p_i} 中,蚂蚁 $l (l = 1, 2, \dots, h)$ 根据式(5)计算的概率 P_c 选择它的第 j 个元素。

$$P_c(\tau_j^k(I_{p_i})) = (\tau_j(I_{p_i})) / \sum_{g=1}^N \tau_g(I_{p_i}), \quad (5)$$

式中: $\tau_j(I_{p_i})$ 表示集合 $I_{p_i} (1 \leq i \leq H)$ 的第 j 个元素 $P_j(I_{p_i})$ 的信息素。

重复上述步骤直到蚂蚁全部到达食物源。

3) 令蚂蚁到达食物源并按照原路径返回所经历的时间为 s 个时间单位,利用各蚂蚁选择的参数计算神经网络输出和误差,记录当前最优解。蚂蚁在寻找食物过程中,根据式(6)不断更新元素的信息素。

$$\tau(I_{p_i})(t+s) = \rho \tau_j(I_{p_i})(t) + \Delta \tau_j(I_{p_i}), \quad (6)$$

$$\Delta \tau_j(I_{p_i}) = \sum_{k=1}^h \Delta \tau_j^k(I_{p_i}).$$

式中: $\rho (0 \leq \rho < 1)$ 为信息素持久度,则 $1 - \rho$ 为信息素的消逝度; $\Delta \tau_j^l(I_{p_i})$ 表示蚂蚁 $l (l = 1, 2, \dots, h)$ 在一次循环中,在 $P_j(I_{p_i})$ 上信息素改变量,可按式(7)

计算:

$$\Delta \tau_j^l(I_{p_i}) = \begin{cases} Q/e^l, & \text{若第 } l \text{ 只蚂蚁在本次循环中选择元素 } P_i(I_{p_i}) \\ 0 & \text{否则。} \end{cases} \quad (7)$$

式中: Q 为速度调整参数,常数; e^k 是将蚂蚁 $k (k = 1, 2, \dots, h)$ 选择的一组参数作为神经网络的参数时的输出误差, $e^k = |O - O_q|$; O 和 O_q 分别为神经网络的实际输出和期望输出。 e^l 越小,路径信息素增加就越多。

4) 重复步骤 1) ~ 3), 通过元素信息素的不断更新,直到所有蚂蚁全部收敛到一条路径,即找到了神经网络参数的最优解,循环结束。

3 仿真实验与结果分析

3.1 蚁群 BP 神经网络训练样本获取

为了验证蚁群 BP 神经网络算法在六维力传感器解耦中的适用性和优越性,结合现有实验条件进行六维力传感器加载实验,蚁群神经网络训练样本由实验信号采集系统获取。图 1 为安徽工程大学机械与汽车工程学院研制的六维力传感器标定试验台,它包括动力加载装置、六维力传感器本体、信号转换电路和信号采集系统。

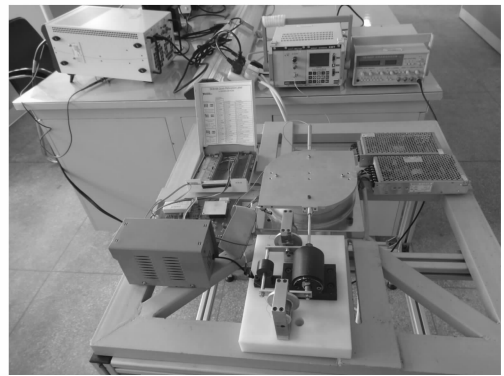


图 1 安徽工程大学六维力传感器标定试验台

Figure 1 Six-axis force sensor calibration test-bed of Anhui Polytechnic University

通过对六维力传感器加载力 $F = [F_x, F_y, F_z, M_x, M_y, M_z]$, 信号采集系统将采集到的力转换成输出信号 $F' = [F'_x, F'_y, F'_z, M'_x, M'_y, M'_z]$, 表 1 为六维力传感器加载实验采集到的部分输入输出信号^[9], 这些数据用于蚁群 BP 神经网络的样本训练与测试。

3.2 基于蚁群 BP 神经网络算法解耦

MATLAB 仿真软件神经网络模块为神经网络的应用研究提供了很好的软件条件^[10-11]。利用六维力传感器加载实验获取的数据对神经网络进行训练。首先确定神经网络模型,将传感器 6 个通道的输出信号

表1 蚁群BP神经网络训练与测试样本数据

Table 1 Training and test sample data of ant algorithm and BP neural network

序号	样本输入/ N						实际输出/ V					
	F_x	F_y	F_z	M_x	M_y	M_z	F'_x	F'_y	F'_z	M'_x	M'_y	M'_z
1	-5	0	0	0	0	0	726.63	15.60	-11.83	1.77	-16.33	-92.87
2	0	-5	0	0	0	0	-87.93	768.33	-4.87	-6.93	-1.57	33.47
3	0	0	4	0	0	0	-1.07	-26.63	-658.6	2.03	-15.00	-1.57
4	0	0	0	-5	0	0	205.40	-1 663.50	-95.7	-1 148.103	38.50	-66.07
5	0	0	0	0	-5	0	1 565.13	64.73	71.30	3.57	1 637.97	-30.17
6	0	0	0	0	0	-1.5	-2.43	-7.03	24.03	13.03	15.43	-1 074.47
7	-5	-5	0	0	0	0	637.80	793.73	-16.70	-8.36	-20.30	-54.30
8	0	-4	4	0	0	0	-75.90	601.34	663.63	-5.60	-16.30	29.50
9	-1	-2	4	0	0	0	109.33	292.90	-662.47	-2.37	-22.03	3.90
10	0	-2	4	-5	0	0	167.60	-1 366.20	-753.83	-1 153.43	17.47	-42.31
11	-2	4	6	3	0	0	244.66	294.87	-950.50	1 007.63	-46.76	-32.90
12	5	5	10	5	5	2.5	-2 406.50	662.66	-1 649.17	1 694.83	-1 719.68	1 873.00

$F' = [F'_x, F'_y, F'_z, M'_x, M'_y, M'_z]$ 作为 BP 神经网络系统的输入向量, 将作用在传感器本体的 $F = [F_x, F_y, F_z, M_x, M_y, M_z]$ 作为 BP 神经网络系统的输出向量, 即神经网络的输入层参数 $m=6$, 输出层参数 $n=6$, 神经网络隐藏层参数由经验公式 $p = \sqrt{n+m} + a$ (a 是介于 1 到 10 之间的整数) 和实验来确定, p 取 11, 则神经网络参数 $N=149$, 神经网络训练目标均方相对误差 e 设为 10^{-1} 。蚁群算法的参数 $\rho=0.7, h=30, Q=10$ 。设置好所有参数后在 MATLAB 软件中对神经网络进行训练, 图 2(a) 为 BP 神经网络误差曲线图, 图 2(b) 为基于蚁群 BP 神经网络误差曲线图。

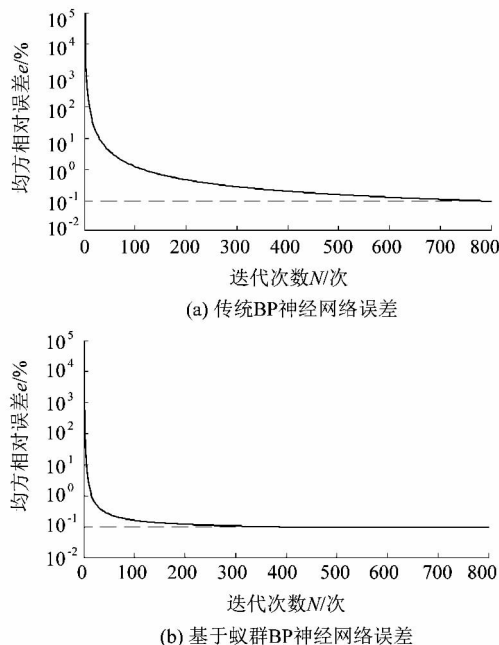


图2 训练误差曲线图

Figure 2 Training error curve

根据图 2(a) 和图 2(b) 得到表 2, 可知达到同样的目标均方相对误差 e , 基于蚁群 BP 神经网络算法的迭代次数 N 比传统算法少 50%, 运行时间 T 快 60%。

表2 2种算法分类结果对比

Table 2 Contrast of two kinds of algorithm classification results

名称	平均迭代次数/次	平均运行时间/s
BP 神经网络	800	5.2
蚁群 BP 神经网络	400	2.1

4 结语

本文针对现有六维力传感器解耦算法存在的局限性, 研究了一种基于蚁群神经网络算法, 并通过仿真实验验证该算法在六维力传感器解耦方面的适用性和优越性。该算法是集合 BP 神经网络任意逼近任何非线性模型和蚁群算法全局寻优方面的优点, 仿真实验结果表明: ①基于蚁群 BP 神经网络的解耦方法克服了传统神经网络收敛速度慢, 容易陷入局部极值等缺点, 从平均迭代次数和平均运行时间 2 个参数去体现其收敛速度快, 运算效率高的优点, 同时提高了解耦精度; ②六维力传感器解耦控制的研究具有很强的理论性和良好的应用性, 通过对六维力传感器解耦控制的仿真实验证实了本算法的优越性, 并且可以将本算法用于其他模型解耦控制, 具有良好的应用前景。

参考文献:

- [1] 国务院办公厅. 国务院关于印发《中国制造 2025》的通知[R/OL]. (2015-05-08) [2015-08-20]. http://www.gov.cn/zhengce/content/2015-05/19/content_9784.htm.
- [2] 徐科军, 李成. 多维腕力传感器静态解耦的研究[J]. 合肥工业大学学报, 1999, 22(2): 3-8.

(下转第 13 页)