

基于 GA-BP 神经网络的双目摄像机标定

原思聪¹, 江祥奎²

(1. 西安建筑科技大学机电工程学院, 陕西 西安 710055; 2. 西安邮电学院自动化学院, 陕西 西安 710121)

摘要:为克服传统 BP 算法收敛速度慢、易陷入局部极小等缺陷, 本文利用遗传算法的全局寻优能力对神经网络的初始权和阈值进行优化, 并将其运用到摄像机 BP 神经网络标定. 采用遗传算法构建的神经网络, 在不增加网络结构复杂度的情况下, 大大提高了样本训练的精度和成功率, 保证了网络的泛化能力. 实验结果表明, 该算法具有较高的标定精度, 而且可行.

关键词:遗传算法; 神经网络; 双目摄像机标定; GA-BP 神经网络

中图分类号: TB853.1

文献标志码: A

文章编号: 1006-7930(2011)04-0604-05

摄像机标定是立体视觉研究与非接触测量的重要组成部分, 其目的是确定摄像机的图像坐标系与物体空间中的三维世界坐标系之间的对应关系, 根据图像平面中的二维坐标推导出对应物体在三维空间中的实际位置, 从而恢复出摄像机的内部和外部参数^[1]. 目前传统的标定方法有线性法、非线性优化法、两步法^[2]、双平面法、主动标定^[3]等. 大部分方法都是利用成像几何性质, 首先建立一定的模型形式, 然后将需要标定的各个参数分解, 分别进行计算^[4]. 神经网络具有学习非线性成像过程的能力, 和摄像机标定的工作原理相近, 都是从一些已知数据去获得系统参数, 并由此来计算未知的数据. 而且使用神经网络来标定畸变模型, 该模型可以是任意模型, 避免了传统标定方法中线性标定精度不高, 非线性标定不一定有解等缺陷. 采用 BP 神经网络进行摄像机隐式标定, 标定过程简单, 标定精度较高^[5]. 但由于 BP 网络主要是采用误差梯度下降的权重修改原则, 在应用上的主要问题是收敛速度太慢, 而且不能保证收敛到全局最小点, 易陷入局部极小值, 有时不能满足高精度视觉测量系统的要求. 而遗传算法(Genetic Algorithm, 简称 GA)全局搜索性能强, 因此将两者结合起来, 采用遗传算法来优化神经网络的权值和阈值, 生成最佳决策的最优神经网络, 用这样优化后的神经网络来进行摄像机标定, 从而提高神经网络的收敛速度, 改善摄像机标定的精度和速度. 神经网络与遗传算法的结合被认为是再现智能行为的一个很有希望的途径, 目前的研究主要集中在利用遗传算法的全局寻优能力对神经网络的初始权和阈值进行优化.

1 遗传算法优化 BP 神经网络

1.1 基本原理

遗传算法是借鉴达尔文进化思想和遗传学演化出的一种随机搜索算法. 与自然界相似, 遗传算法对求解问题的本身一无所知, 它所需要的仅是对算法所产生的每个染色体进行评价, 并基于适应值来选择染色体, 使适应性好的染色体有更多的繁殖机会. 遗传算法的基本思想是: 通过随机方式产生若干个所求解问题的数字编码, 即染色体, 形成初始群体; 通过适应度函数给每个个体一个数值评价, 淘汰低适应度的个体, 选择高适应度的个体参加遗传操作, 经过遗传操作后的个体集合形成下一代新的种群, 然后对这个新种群进行下一轮进化. 遗传算法的工作流程如图 1 所示:

*收稿日期: 2010-11-17 修改稿日期: 2011-06-07

基金项目: 国家十二五科技支撑计划重点项目(2010BAE00372-2); 陕西省自然科学基金项目(2007E218); 陕西省科技攻关项目(2011K10-18); 陕西省教育厅自然科学基金专项资助项目(09JK559)

作者简介: 原思聪(1955-), 男, 河南新乡人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为现代设计理论及方法机械系统计算机辅助技术和工程机械研发.

利用遗传算法的优点,将 BP 网络的拓扑结构、连接权及阈值训练成分区编码串来构成进化的初始群体,通过遗传算子操作,在满足某一特定性能指标的前提下,寻找全局最优解,而该最优解的编码串经解码即为特定求解问题的最优神经网络结构参数。

1.2 遗传算法设置

1.2.1 编码方式

传统的 GA 编码方式常采用二进制编码,但因该编码需要多次转化而使计算复杂度提高,计算时间过长^[6]。因此,采用实数分区编码,即将神经网络的结构、权值、阈值统一编码。与基于二进制编码方式相比,实数编码有许多优势。它可以提高运算的精度和速度,特别是在搜索空间较大时更为明显,而且避免了编码中带来的附加问题,便于和其它搜索技术相结合。为计算方便,采用固定的 3 层网络结构,即输入层、隐层、输出层各一个的结构。整个编码由 4 部分组成,即:

$$\begin{array}{c}
 \underbrace{a_{111} a_{112} \cdots a_{11L_1} a_{121} a_{122} \cdots a_{12L_2} \cdots a_{1L_1 1} a_{1L_1 2} \cdots a_{1L_1 L_2}}_{U_1} \quad \underbrace{a_{21} a_{22} \cdots a_{2L_2}}_{U_2} \\
 \underbrace{a_{311} a_{312} \cdots a_{31L_3} a_{321} a_{322} \cdots a_{32L_3} \cdots a_{3L_2 1} a_{3L_2 2} \cdots a_{3L_2 L_3}}_{U_3} \quad \underbrace{a_{41} a_{42} \cdots a_{4L_3}}_{U_4}
 \end{array}$$

其中 $a_{i_{kj}} \in R$, 网络整体编码的位串总长度 $L=L_1 \times L_2 + L_2 + L_2 \times L_3 + L_3$, L_1 和 L_3 是相对固定的,其大小由具体问题的输入与输出参数个数决定; U_1 区为输入层节点到隐层的连接权编码,表示输入层第 i 节点同隐层第 j 节点的连接权编码; U_2 区为隐层节点的阈值编码, a_{2_i} 表示隐层第 i 节点的阈值编码; U_3 区是隐层节点到输出节点的连接权编码, $a_{3_{ij}}$ 表示隐层第 i 节点同输出层第 j 节点的连接权编码; U_4 区为输出节点各神经元的阈值编码, a_{4_i} 表示输出层第 i 节点的阈值编码。GA 初始的编码以充分大的隐层个数 L_2 及层间全相连的方式组成初始群体,随着进化过程中自适应地调整隐层节点数 L_2 及删去部分层间的连接权,从而自适应地动态改变编码的长度。

1.2.2 适应度函数的确定

将初始群体 $p_0(N, L)$ 中的每个码串进行解码,从而组成 N 个前向网络,其中每个码串的 U_1 、 U_3 区确定网络权值, U_2 、 U_4 区确定网络的阈值,以训练样本集作为每一个网络的输入和期望输出,然后计算期望输出 $y(k)$ 与实际输出 $\hat{y}(k)$ 的平均误差平方和 E_i ,并将 E_i 的倒数作为 GA 的适应度函数。

$$F_i = \frac{1}{E_i} = \left(\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^{L_3} [y(k) - \hat{y}(k)]^2 \right)^{-1}, i = 1, 2, \dots, N \tag{1}$$

其中, E_i 表示第 i 个个体的平均误差平方和; m 为网络输入输出样本对个数; F_i 为第 i 个染色体的适应度;

1.3 整体算法

遗传算法优化 BP 神经网络的步骤^[7]如下:

步骤 1: 初始化。初始群体 $p_0(N, L)$, 编码串长度为 L , 在 $(-1, 1)$ 范围内随机设置初始权和阈值, 群体规模 N ;

步骤 2: 参数集位串的解码操作。将所有染色体串转化为对应的神经网络模型;

步骤 3: 计算群体的个体适应度。以所有的训练样本对通过式(1)计算各个体的适应度。对于隐层的激励函数采用公式(2), 而输出层的激励函数采用公式(3);

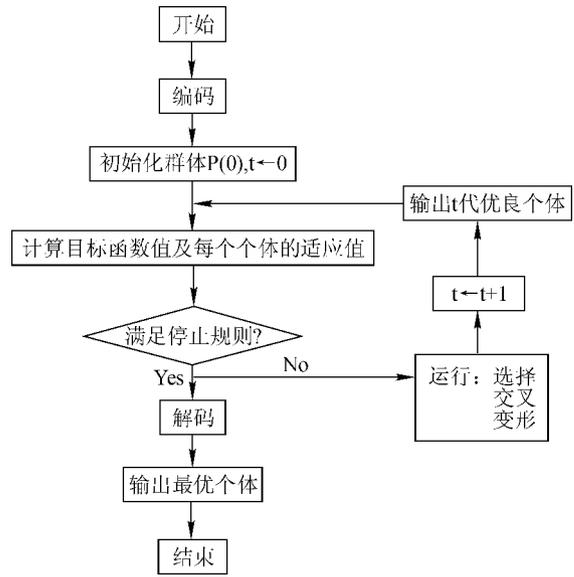


图 1 遗传算法的流程图

Fig. 1 Genetic algorithms diagram

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (2)$$

$$f(x) = \pi \frac{1 - \exp(-x)}{1 + \exp(-x)} \quad (3)$$

步骤 4: 判断网络性能是否收敛到指定的精度范围内, 如达到则转步骤 10, 否则转步骤 5;

步骤 5: 选择操作. 采用排序选择, 将个体按其适应度从大到小排列, 然后根据一个线性函数分配选择概率给每个个体, 最后根据这个概率分配给每个个体. 采用式(4)分配选择概率;

$$P_i = c(1 - c)^{i-1} \quad (4)$$

式中 c 为排名第一的个体的选择概率, i 为排名次序.

步骤 6: 交叉操作. 交叉算子采用改进的算数交叉, 当确定要产生交叉的基因后, 按下式产生新的基因:

$$\begin{cases} X_A^{t+1} = \Delta X_B^t + (1 - \Delta) X_A^t \\ X_B^{t+1} = \Delta X_A^t + (1 - \Delta) X_B^t \end{cases} \quad (5)$$

其中 Δ 为 $(0, 1)$ 区间上产生的随机数, 染色体 X_A^t 和 X_B^t 为父代的两个交叉个体;

步骤 7: 变异操作. 对每一对变异父个体用 $Z = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ 表示, 并进行如下的变异操作, 在 m 维实空间 R^m 中随机产生一个变异方向 H , 然后用式(6)取代 Z , 直到 C 可

$$C = Z + GH \quad (6)$$

行为止, 若 C 不可行, 则取 G 为 $(0, G)$ 之间的随机数重新计算.

步骤 8: 动态调整隐层节点数及连接权数. 如增加隐层第 i 个节点, 即将 U_1 编码区中随机添加 L_1 个连接权, U_2 区添加一个节点阈值 a_{2i} , U_3 区添加 L_3 个连接权. 如果删除第 i 个隐层节点, 则将 U_1 编码区中下标尾数为 i 的连接权全删除, 将 U_2 区中 a_{2i} 删除, 将 U_3 区中下标首数为 i 的所有连接权删除. 同时还要动态判断各连接权值是否大于事先设计的阈值, 如不满足则删除该连接权, 此时各个节点并不调整, 这样就使得层间节点不是全相连, 因此减少了连接权数, 从而提高了 GA 进化的速度;

步骤 9: 形成新一代种群, 转步骤 2;

步骤 10: 解码操作, 输出获得的神经网络结构、权值及阈值.

2 基于遗传算法的摄像机 BP 神经网络标定实验

为了验证算法的有效性和可行性, 进行了双目立体视觉摄像机标定实验. 采用双目立体视觉系统, 两台 MV-2000F 型号的 CMOS 摄像机, 分辨率为 $1\ 600 \times 1\ 200$, 镜头采用 COMPUTAR 公司的 M0814-MP, 焦距 $f = 8\text{ mm}$. 标定模板采用 AUTOCAD 绘制、激光打印机打印的 8×8 圆阵列图案(圆直径为 20 mm , 两圆间的水平和垂直间距均为 10 mm), 圆心为标定点. 在不同位置拍摄 10 对, 其中的一对标定图像对如图 2 所示. 共提取 640 个标定点, 取其中的 320 个点作为训练样本, 其余的 320 个点作为测试样本.

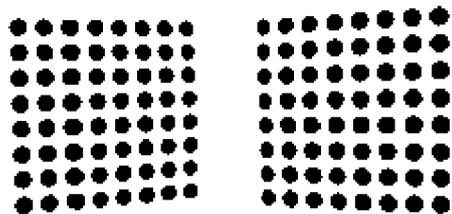


图 2 标定图像对

Fig. 2 The calibration image pairs

首先采用 MATLAB 的遗传算法工具箱, 利用遗传算法优化 BP 网络权值, 取群体规模 $N = 50$, 交叉概率 $p_c = 0.92$, 变异概率 $p_m = 0.03$, 采用轮盘式选择, 在 GA 进化中采用保留最优策略, 经过近 720 代的学习, 得到了较理想的最优编码串个体, 将此最优解转化为对应的 BP 网络. 其隐层仅需 9 个神经元节点, 满足了隐层节点数确定的最基本原则, 保证了足够高的网络性能和泛化能力.

然后采用 3 层的 BP 神经网络标定模型, 由网络输入层(4 个节点)、隐层(9 个节点)和输出层(3 个节点)组成. 隐层的激活函数(又称传递函数)采用 tansig 函数, 输出层的激活函数采用 purelin 函数^[8], 训练采用 trainlm 函数, 因为它在常用的三种训练函数(traindx、trainlm、traingd)中收敛速度快, 网络的训练误差也比较小. 性能指标 MSE 为 1×10^{-4} . 网络的输入样本为左右摄像机图像中对应的两个图像坐标 (u_1, v_1) 和 (u_2, v_2) , 输出样本为该物点在世界坐标系中的坐标 (X_w, Y_w, Z_w) . 图 3 给出了标准 BP 神经网络和 GA-BP 神经网络的训练过程. 达到相同的训练误差时, 标准 BP 神经网络用了 1729 步, 而 GA-BP 网络只用了 712 步. 这说明, GA-BP 网络的收敛速度比采用梯度下降的标准 BP 神经网络训练算

法快得多。

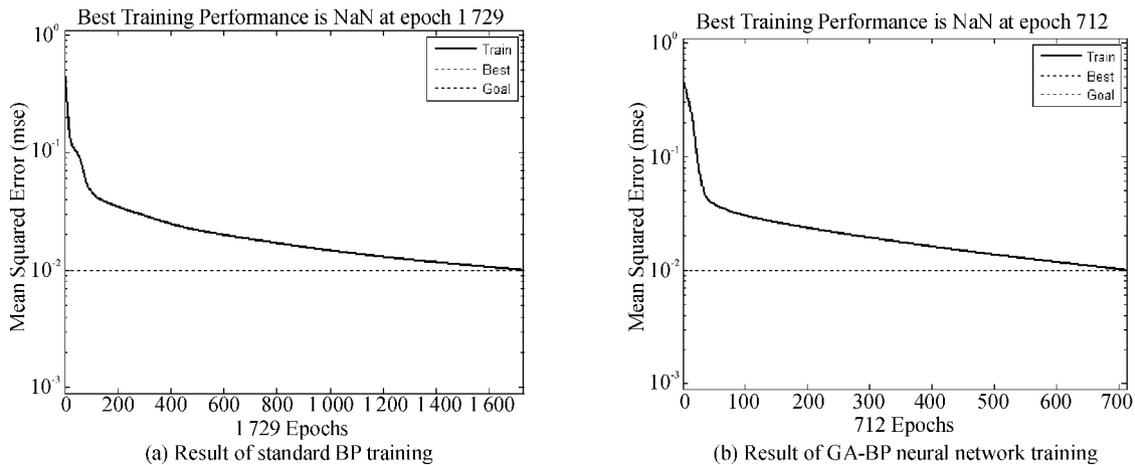


图 3 训练曲线

Fig. 3 The training curve

表 1 给出了部分测点的标定结果. 从表 1 可以看出, 在 x, y 方向上的误差均小于 0.06 mm, z 方向误差稍大, 主要是由于标定模板在沿 z 轴移动过程中人为读取 z 轴坐标造成的.

为了评价标定结果, 将整个测试样本的最大均方根误差 MSE 和均方根误差 RMS 作为评价指标, 同时还与已有的基于 BP 神经网络^[1]、遗传算法^[9]以及基于 Zernike 矩和 PSO 算法^[5]分别标定的结果进行对比. 标定结果对比如表 2 所示. 对比结果表明, 本文的算法较传统算法具有更强的学习能力, 更能有效地提高 BP 神经网络性能, 本文标定方法的测试集 RMS 仅为 0.152, 标定结果较其他算法更高.

表 1 部分测点的标定结果

Tab. 1 Calibration results of certain test points

unit: mm

Expert output			GA-BP output			MS
X_w	Y_w	Z_w	X_w	Y_w	Z_w	
130	160	140	129.971	159.953	139.918	0.058 6
10	190	120	10.042	190.036	120.095	0.062 8
190	30	100	189.978	29.969	100.197	0.116 8
100	160	80	99.967	160.053	80.148	0.092 5
70	30	60	70.018	29.968	59.929	0.045 9
160	10	40	159.974	10.045	40.181	0.109 5
30	70	20	30.019	70.031	20.146	0.087 3
220	130	0	220.027	130.014	0.043	0.030 6

表 2 标定结果对比

Tab. 2 The comparison of three calibration results

Unit: mm

Methods	MSE			RMS
	X	Y	Z	
BP neural network	0.325	0.412	0.784	1.087
Genetic algorithm	0.376	0.561	1.329	1.546
Zernike moment+PSO	0.077 6	0.102 1	0.375	0.194
Our method	0.067 6	0.091 8	0.226	0.152

3 结 论

传统的 BP 神经网络摄像机标定收敛速度较慢, 易于陷入局部搜索, 本文提出了运用遗传算法训练 BP 神经网络, 并用优化后的神经网络来进行摄像机标定. 实验结果证明了该方法的可行性和有效性. 具有全局搜索能力的遗传算法和具有较强非线性逼近能力的神经网络两者完美结合用于摄像机标定, 一

方面提高了神经网络的收敛速度,另一方面改善摄像机标定的精度和速度。

参考文献 References

- [1] 吕朝辉,张兆阳,安平. 基于神经网络的立体视觉摄像机标定[J]. 机械工程学报, 2003, 39(9): 93-96.
LV Chao-hui, ZHANG Zhao-yang, AN Ping. Camera calibration for stereo vision based on neural network[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2003, 39(9): 93-96.
- [2] TSAI R Y. Versatile camera calibration technique for high accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses[J]. IEEE J of Robotics and Automation, 1987, 3(4): 323-344.
- [3] MALIK M, MUDAR S, FLORENT C. Automatic camera calibration based on robot calibration[C]. IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, 1999: 1278-1282.
- [4] 赵清杰,孙增圻,兰丽. 摄像机神经网络标定技术[J]. 控制与决策, 2002, 17(3): 336-338.
ZHAO Qing-jie, SUN Zeng-qi, LAN Li. Neural network technique in camera calibration[J]. Control and Decision, 2002, 17(3): 336-338.
- [5] 刘金颂,原思聪,江祥奎,等. 基于 Zernike 矩和 PSO 算法的摄像机神经网络标定[J]. 光电子 & 激光, 2010, 21(9): 1311-1314
LIU Jin-song, YUAN Si-cong, JIANG Xiang-kui, et al. Neural network on camera calibration based on Zernike moment and PSO algorithm[J]. Journal of Optoelectronics & Laser, 2010, 21(9): 1311-1314.
- [6] 靳建彬,王元钦,陈源. 基于遗传算法的 BP 神经网络优化策略研究[J]. 计算机与现代化, 2010(9): 87-91.
JIN Jian-bin, WANG Yuan-qin, CHEN Yuan. Application of Artificial Neural Network Based on Genetic Algorithm to Cooperative Transport of Multi-robots System[J]. Jisuanji yu Xiandaihua, 2010(9): 87-91.
- [7] 刘道华,冯岩,原思聪,等. 改进遗传算法的液压锚杆钻机冲击机构的优化设计[J]. 西安建筑科技大学学报: 自然科学版, 2009, 41(1): 121-125.
LIU Dao-hua, FENG Yan, YUAN Si-cong, et al. Optimal design of impact machine for hydraulic roof bolter based on improved genetic algorithm [J]. J. Xi'an Univ. of Arch. & Tech. : Natural Science Edition, 2009, 41(1): 121-125.
- [8] 崔彦平,林玉池,张晓玲. 基于神经网络的双目视觉摄像机标定方法的研究[J]. 光电子 & 激光, 2005, 16(9): 1097-1100.
CUI Yan-ping, LIN Yu-chi, ZHANG Xiao-ling. Study on camera calibration for binocular vision based on neural network[J]. Journal of Optoelectronics & Laser, 2005, 16(9): 1097-1100.
- [9] 张可,许斌,唐立新,等. 基于改进遗传算法的立体视觉系统标定[J]. 计算机工程与应用, 2006, 41(1): 1-4.
ZHANG Ke, XU Bin, TANG Li-xin, et al. Camera calibration of stereo vision system based on genetic algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2006, 41(1): 1-4.

Binocular camera calibration based on GA-BP neural network

YUAN Si-cong¹, JIANG Xiang-kui²

(1. School of Mechanical & Electrical Engineering, Xi'an University of Architecture & Technology, Xi'an, 710055, China;

2. School of Automation, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China)

Abstract: In order to overcome traditional BP algorithm's defects such as slow convergence speed, ease into the local minimum, we use genetic algorithm to optimize the initialized weights and threshold of neural network because of its global optimization ability, and apply it to the camera calibration of BP neural network. Neural network was constructed by the genetic algorithm under the circumstances without any increasing complexity in network structure, which greatly improves the precision and success rate of sample training, and ensures the network's generalization ability. Experimental results show that the algorithm has a high calibration precision and the feasibility can be readily verified.

Key words: genetic algorithm; neural network; binocular camera calibration; GA-BP neural network

***Biography:** YUAN Si-cong, Professor, Doctoral Supervisor, Xi'an 710055, P. R. China, Tel: 0086-29-82205423, E-mail: ysc_3c@163.com