

文章编号 1004-924X(2011)11-2782-09

嵌入正交权值神经网络在摄像机内外 参数标定中的应用

葛动元^{1,2}, 姚锡凡^{1*}, 向文江²

- (1. 华南理工大学 机械与汽车工程学院, 广东 广州 510640;
2. 邵阳学院 机械与能源工程系, 湖南 邵阳 422004)

摘要: 针对机器视觉在某些应用场合对摄像机内外参数的需要, 提出了一种基于内嵌正交权值矩阵神经网络的摄像机标定方法。首先, 使设计的神经网络的权值分别与摄像机的外参数和内参数相对应, 即使得所设计的神经网络与摄像机的物理模型一致。正交权值矩阵的生成在迭代中相当于遗传算法的上一次变异, 系统的性能指标为由网络输出组成的矢量与对应特征点投影于图像平面的齐次坐标差值 2-范数的平方。同时引进混合遗传-模拟退火算法, 使得系统在达到平衡状态时可根据神经网络的权值完成摄像机内外参数的标定。实验结果表明, 该方法具有较好的鲁棒性, 且标定精度高, 算法简洁, 是摄像机内外参数标定的有效解决方案。

关键词: 机器视觉; 摄像机标定; 正交神经网络; 遗传退火算法; 哈密距离

中图分类号: TP391; TP183 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20111911.2782

Application of neural network with embedded orthogonal weight to calibration of camera's intrinsic and extrinsic parameters

GE Dong-yuan^{1,2}, YAO Xi-fan^{1*}, XIANG Wen-jiang²

- (1. School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;
2. Department of Mechanical and Energy Engineering, Shaoyang University, Shaoyang 422004, China)

* Corresponding author, E-mail: mexfyao@scut.edu.cn

Abstract: According to the intrinsic and extrinsic parameters of a camera to be needed in some applications for machine vision, a method based on the neural network with embedded orthogonal weight matrix is proposed for camera calibration. Firstly, the neural network with the embedded orthogonal weight matrix is structured, whose weights are corresponding to the camera extrinsic parameters and intrinsic parameters. Thus, the structured neural network coincides with the model of camera. The generation of orthogonal weight matrix is served as the last mutation operator in the iteration of genetic algorithm, and the performance index is the square of 2-norm of the difference between vector con-

收稿日期: 2010-09-13; 修订日期: 2010-11-18.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 51175187); 国家 863 高技术研究发展计划资助项目(No. 2007AA04Z111); 湖南省自然科学基金资助项目(No. 09JJ6092); 湖南省教育厅资助科研项目(No. 09B092)

sisting of network's outputs and homogeneous coordinate of corresponding feature point projected in image plane. Meanwhile, a hybrid genetic-simulation annealing algorithm is introduced into the solving-programming. When the system comes to the equilibrium, the intrinsic and extrinsic parameters of the camera can be obtained in the light of network's weights. The simulated experiments illustrate that the proposed algorithm is robust, and has the advantages of high calibration precision, simplicity and clarity according to real experiments. It provides an effective solution scheme for camera calibration of intrinsic and extrinsic parameters.

Key words: machine vision; camera calibration; orthogonal neural network; genetic-annealing algorithm; Hamming distances

1 引 言

摄像机标定在机器视觉中是由二维图像信息获得三维坐标最重要的一个步骤。关于摄像机标定的研究报道很多,如马颂德通过设计两组三正交平移运动来求得摄像机的内参数,但没有得到另外一个内参数倾斜因子,同时通过一组两两正交的平移运动来求得摄像机相对于手爪坐标系的方位等^[1];张正友根据所得到的单应矩阵及旋转矩阵正交性进行摄像机的内外参数的标定,但需要根据标定靶特征点的 3D 信息求得对应的单应矩阵才能进行^[2];吴福朝,李华等由场景中平面的单应性矩阵建立约束方程组,求解摄像机的 5 个内参数,但没有得到摄像机的外参数如旋转矩阵与平移矢量^[3];吕朝晖等采用神经网络的泛化能力,使所建立的网络模型与双目视觉求解的物理意义一致,描述了三维空间特征点坐标和两个摄像机对应像点间的变换关系,但没有也不能得到摄像机的内外参数^[4];胡峰,胡春生等采用奇异值分解方法求解超定方程组,使用非线性优化算法优化初值,得到成像激光雷达坐标系与摄像机坐标系之间的投影变换矩阵,但没有得到摄像机的内外参数^[5];葛动元、姚锡凡等引用瑞利原理、以及具有侧向连接的 Sanger 网络来求取法方程的最小特征值所对应的特征向量作为摄像机的投影矩阵,也没有对摄像机的内外参数进行分解^[6-7];霍炬,杨卫等依据正交的两组平行直线形成的两个消隐点与摄像机光心构成正交矢量的特性,建立关于相机内参数的约束方程,并以与两消隐点的相应空间垂直直线为基础建立世界坐标系和消隐点坐标系,给出摄像机的外参数求解算

法^[8];许海霞,王耀南等通过建立 5 个非共面点集的矢量差分约束方程,完成摄像机内外参数的标定,但没有得到倾斜因子^[9]。唐正宗,梁晋等通过对双目摄像机标定、三维重建,以及三维位移、应变计算等关键技术的研究,提出了一种基于摄影测量术的摄像机标定算法,实现了便携式三维变形测量系统的研发,所采用的数据处理方法为最小二乘非线性优化算法^[10]。本文在以上研究的基础上,提出了一种新的标定方法,即设计一种内嵌正交权值矩阵的神经网络来直接得到摄像机的内外参数。从收集与查阅的资料尚未见基于正交权值矩阵的神经网络的报道。

2 摄像机标定方法的研究

2.1 摄像机数学模型

摄像机的针孔模型如图 1 所示, $O-uv$ 表示以像素为单位的图像坐标系, O_1-xy 表示以毫米为单位的图像坐标系, $O_c-X_cY_cZ_c$ 表示为摄像机坐

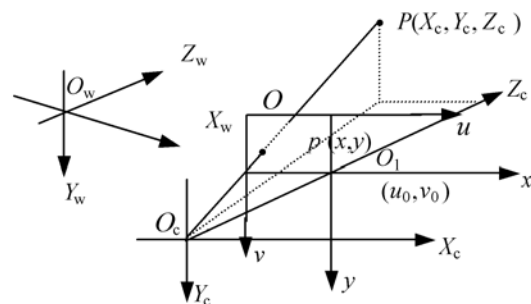


图 1 摄像机透视投影模型

Fig. 1 Perspective projection model of camera

标系, $O_w-X_wY_wZ_w$ 表示为世界坐标系。 x, y 轴分别与 u, v 轴及 X_c, Y_c 轴平行, Z_c 轴为摄像机的光

轴, 摄像机焦距 f 为 $O_c O_l$, O_l 在 $O-uv$ 坐标系中的坐标为 (u_0, v_0) 。令图像坐标系 u 轴与 v 轴倾斜因子为 s , 设某点 P 在世界坐标系与摄像机坐标系的齐次坐标分别为 $(X_w, Y_w, Z_w, 1)$ 、 $(X_c, Y_c, Z_c, 1)$, 其投影在以像素为单位的图像坐标系的齐次坐标为 $(u, v, 1)$, 则它们之间的关系可表示为:

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_u s & u_0 & 0 \\ 0 & a_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中, a_u 、 a_v 分别为图像平面上 u 轴与 v 轴方向上的尺度因子; u_0 、 v_0 为主点坐标, 即光轴与像平面的交点; s 为倾斜因子; $r_{11}, r_{12}, \dots, r_{33}$ 组成正交矩阵 \mathbf{R} ; t_1, t_2, t_3 为平移矢量的元素。通过实验与计算得到这些参数的过程称为摄像机标定。

2.2 神经网络的设计

如图 2 所示, 所设计的神经网络由输入层、隐层与输出层共三层组成, 令隐层与输出层之间的

$$\text{连接权值矩阵为 } \mathbf{K} = \begin{bmatrix} a_x & s & u_0 & 0 \\ 0 & a_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} = [\mathbf{k}_1 \ \mathbf{k}_2 \ \mathbf{k}_3]^T,$$

其中 $\mathbf{k}_1, \mathbf{k}_2, \mathbf{k}_3$ 为行向量; 输入层与隐层之间的连

$$\text{接权值矩阵为 } \mathbf{M} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} =$$

$[\mathbf{m}_1 \ \mathbf{m}_2 \ \mathbf{m}_3 \ \mathbf{m}_4]^T$, 其中 $\mathbf{R} = [\mathbf{n} \ \mathbf{o} \ \mathbf{a}]$ 为旋转矩阵, \mathbf{n} 、 \mathbf{o} 与 \mathbf{a} 为列向量, 分别为法线矢量、方向矢量与接近矢量, $\mathbf{0} = [0 \ 0 \ 0]$, 为 $\mathbf{0}$ 矢量, $\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2, \mathbf{m}_3$ 与 \mathbf{m}_4

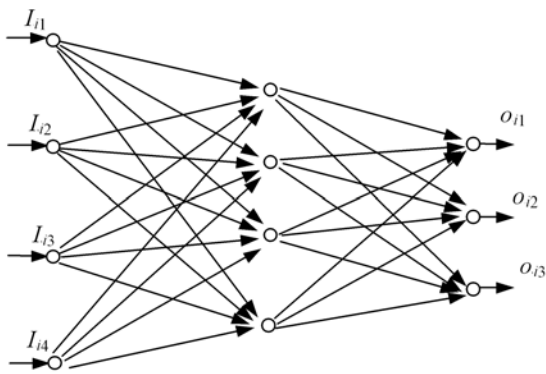


图 2 正交神经网络摄像机透视投影模型

Fig. 2 Neural network with orthogonal weight

为行向量。初始化时, 为了得到旋转矩阵 \mathbf{R} , 首先

通过随机函数得到 $r_{11}, r_{12}, r_{21}, r_{22}$ 令 $r_{31} = \pm \sqrt{1 - r_{11}^2 - r_{21}^2}, r_{32} = \pm \sqrt{1 - r_{12}^2 - r_{22}^2}$; 若 $r_{11}^2 + r_{21}^2 > 1$ 或 $r_{12}^2 + r_{22}^2 > 1$, 重新初始化。然后令 $r_{13} = r_{21} r_{32} - r_{31} r_{22}, r_{23} = r_{31} r_{12} - r_{11} r_{32}, r_{33} = r_{11} r_{22} - r_{21} r_{12}$, 则矢量 \mathbf{a} 与 \mathbf{n}, \mathbf{o} 垂直; 同时调整矢量 \mathbf{o} , 使其绕 \mathbf{a} 轴旋转一定的角度, 即使得 $r_{12} = r_{21} r_{33} - r_{31} r_{23}, r_{22} = r_{11} r_{33} - r_{31} r_{13}, r_{32} = r_{11} r_{23} - r_{21} r_{13}$, 则 \mathbf{n} 与 \mathbf{o} 垂直。这样, 3 个单位矢量 $\mathbf{n}, \mathbf{o}, \mathbf{a}$ 就相互垂直; 旋转矩阵的 9 个元素就只有 3 个变量为独立的; 一组随机数 $r_{11}, r_{12}, r_{21}, r_{22}$ 可得到 4 个旋转矩阵, 从中选取相应的目标函数(性能指标)最小者。平移向量 \mathbf{t} 的 3 个元素 t_1, t_2 与 t_3 取任意值。

在神经网络训练时, 其输入矢量为第 i 个特征点在世界坐标系中齐次坐标, 即 $\mathbf{I}_i = [X_{wi}, Y_{wi}, C_{wi}, 1]^T$, 隐层各神经元的输入为 $C_{ij} = \mathbf{m}_j \cdot \mathbf{I}_i, j = 1, 2, 3, 4$, 令网络的激励函数为线性函数 $f(x_i) = x_i$, 对应各神经元的输出为 $h_{ij} = f(C_{ij})$, 组成矢量 $\mathbf{h}_i = [h_{i1} \ h_{i2} \ h_{i3} \ h_{i4}]^T$ 。同样, 输出层的各神经元的输入为 $D_k = \mathbf{k}_k \cdot \mathbf{h}_i, k = 1, 2, 3$, 其输出为 $O_k = f(D_k)$, 对应的 3 个元素组成矢量 $\mathbf{o}_i = [o_{i1}/o_{i3} \ o_{i2}/o_{i3}]^T$ 。系统的期望值为对应特征点投影在图像平面的齐次坐标, 即 $\mathbf{e}_i = [u_i \ v_i \ 1]^T$; 则网络的性能指标为齐次坐标 \mathbf{e}_i 与系统输出矢量 \mathbf{o}_i 差值的 2-范数的平方, 即 $P = 0.5 \times \|\mathbf{e}_i - \mathbf{o}_i\|_2^2$ 。

由以上可知, 所设计的神经网络与摄像机的物理模型一致, 其前向计算相当于求解程序中的被优化函数, 同时将遗传-模拟退火算法引入进来, 以神经网络性能指标的倒数作为遗传算法的适应度函数; 在得到系统全局最优解的时候, 即可根据神经网络的权值得到摄像机的内、外参数。

2.3 遗传-退火算法

遗传算法是美国 Michigan 大学 Holland 教授提出的模拟自然界遗传机制和生物进化论而成的一种并行随机搜索最优化方法, 标准的遗传算法由选择、交叉与变异 3 种基本操作构成, 其中选择和交叉算子使得算法能够搜索到解空间的优势区域, 而变异算子则可防止算法陷入局部最优。在遗传算法的操作中, 其主要缺点是随着操作的进行, 个体之间的相似性增大, 具有容易产生早熟、局部搜索能力差等缺点。为了增加群体的多样性, 引入 hamming 距离来描述与判别不同个体之间的非相似程度; Hamming 距离 $h(i, j) =$

$\sum_{k=1}^N i(k) \oplus j(k), k=1,2,\dots,N, i(k)$ 与 $j(k)$ 为个体 i 与 j 第 k 位的编码, \oplus 表示异或, N 为染色体的编码长度, 在本实验中取 182, 种群的大小为 80。为防止 Hamming 悬崖, 在个体初始化时, 将二进制码转化为格雷码。

2.3.1 基于距离测度的交叉与变异概率

在由 80 个个体组成的种群中, 个体 i 与其余 79 个个体之间哈明距离之和 H_i 为

$$H_i = \sum_{j=1, j \neq i}^{79} h(i, j), \quad (2)$$

根据个体的距离密集度定义交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 如下:

$$P_c = \begin{cases} \lambda_1 \frac{H_{av} - H_i}{H_{av} - H_{min}} + \lambda_2, & H_i \leq H_{av} \\ \lambda_2 & H_i > H_{av} \end{cases}, \quad (3)$$

$$P_m = \begin{cases} \lambda_3 \frac{H_{av} - H_i}{H_{av} - H_{min}} + \lambda_4, & H_i \leq H_{av} \\ \lambda_4 & H_i > H_{av} \end{cases}, \quad (4)$$

其中, H_{av} 为个体距离密集度的平均值, H_{min} 为个体距离密集度的最小值, H_i 为个体 i 的距离密集度, $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 与 λ_4 为 0 和 1 之间的常数, 且 $\lambda_1 + \lambda_2 \leq 1, \lambda_3 + \lambda_4 \leq 1$ 。根据以上定义的交叉概率和变异概率, 使得相似度较高的个体具有较高的交叉和变异概率, 从而有效地保证个体的多样性^[12]。

2.3.2 基于距离测度的交叉配对策略

为了降低相似个体进行配对交叉的概率, 参照选择操作思想的轮盘赌法, 采用基于距离测度的自适应交叉配对策略, 设个体 i 的交叉配对池为 $\{j_1, j_2, j_3, \dots, j_L\}$, 对个体 i 寻找配对个体的操作算法如下:

(1) 计算 $h(i, j_k), k=1, 2, \dots, L$;

(2) 计算与个体 i 进行配对交叉的个体 j_k 的被选择概率 $p(j_k | i), k=1, 2, \dots, L$; 即

$$p(j_k | i) = \frac{1}{L} \left[1 + \lambda \frac{h_{ij_k} - h_{av}}{h_{max} - h_{min}} \right], \quad (5)$$

其中 $h_{av} = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L h_{ij_k}, h_{max} = \max\{h(i, j_k)\}, h_{min} = \min\{h(i, j_k), k=1, 2, \dots, L\}$; λ 为常数, λ 越大, 则个体之间哈明距离大的个体被选择的概率越大。

(3) 计算 $q_k = \sum_{j=1}^k p(j_k | i), k=1, 2, \dots, L$;

(4) 产生一个在 $[0, 1)$ 内均匀分布的随机数 ρ , 若 $q_k \leq \rho < q_{k+1}$, 则选取个体 j_k 与个体 i 配对, 进

行交叉操作。

2.4 基于模拟退火机制的邻域局部搜索

在遗传进化的过程中, 每一代所有个体完成交叉和变异操作之后, 将格雷码转换为二进制代码, 并通过解码得到对应的十进制数, 进行邻域局部搜索, 本实验采用局部搜索能力较强的模拟退火算法, 具体操作步骤如下:

Step 1 以由遗传算法得到的 80 个可行解 V_l 作为初始解, $l=1, 2, \dots, 80$; 确定初始温度 $T_0 > 0$, 遗传算法每一代所有个体的邻域搜索迭代次数 $M=5$ 。

Step 2 每一代所有的个体进行 Metropolis 随机迭代过程, 直至实现每一温度 T_m 下的 Metropolis 迭代稳定; 具体算法如下:

(1) 依随机抽样方法, 在解 V_l 的邻域中按均匀分布随机抽取一个新的可行解 V'_l , 计算 $\Delta E_l = E(V'_l) - E(V_l)$ 。 $E(V'_l)$ 与 $E(V_l)$ 为能量函数, 即将神经网络的性能指标, 通过调用神经网络前向计算的子程序得到。

(2) 依 Metropolis 接受判据接受 V'_l , 即若 $\min\{1, \exp(-\Delta E_l / T_m)\} > \eta$, 则 $V_l = V'_l$ (其中 η 为 $[0, 1)$ 区间上按均匀分布的随机数), 否则保持不变。

Step 3 按 $T_m \geq \frac{T_0}{m^2 / 500 + 1}$ 方式降低控制

温度, 并令 $m = m + 1$ 。

Step 4 若该代所有个体的邻域搜索迭代完成 5 次, 则该代所有个体的退火过程结束, 并保存这一代的退火温度 T_m 以及 m , 以使得下一代邻域局部搜索的初始温度保持连续; 否则转 Step 2。

2.5 程序流程图

实验采用的 CCD 型号为 MV-1300UM, 像素尺寸为 $5.2 \mu\text{m} \times 5.2 \mu\text{m}$, 其分辨率为 620×520 ; 镜头 Computar 的型号为 M0814-MP2。根据机器视觉系统的具体实验环境, 选择 u_0 与 v_0 的搜索空间分别为 $0 < u_0 < 700, 0 < v_0 < 700$; 并使 a_u 与 a_v 的搜索空间为 $0 < a_u < 3\ 000, 0 < a_v < 3\ 000$; 倾斜因子 $0 < s < 1$; 平移矢量各元素的搜索空间为 $-600 < t_1 < 600, -600 < t_2 < 600, -600 < t_3 < 300$; 而旋转矩阵各元素的搜索空间为 $-1 < r_{ij} < 1, 1 \leq i, j \leq 2$ 。则取 u_0, v_0 的二进制编码长度为 17 位, a_u, a_v 的二进制编码长度为 20 位, s 的二进制编码长度为 12 位, t_1, t_2, t_3 的二进制编码长度

为 18 位, r_{11} 、 r_{12} 、 r_{21} 、 r_{22} 的二进制编码长度为 12 位, 其余 5 个元素根据正交矩阵的性质得到; 由于内参数矩阵中的元素 $k_{21} = k_{31} = k_{32} = k_{41} = k_{42} = k_{43} = 0$, 外参数矩阵中元素 $M_{41} = M_{42} = M_{43} = 0$, $M_{44} = 1$, 为常数, 在迭代的过程中保持不变; 不需要遗传算法等对这 15 个参数进行寻优操作。在程序中, 选取 $\lambda_1 = 0.3$, $\lambda_2 = 0.5$, $\lambda_3 = 0.05$, $\lambda_4 = 0.05$, $\lambda = 0.8$, 模拟退火算法的初始温度取 $T = 150$, 终止温度为 $t = 0.02$, 迭代代数 $G = 400$ 代。程序流程图如图 3 所示。

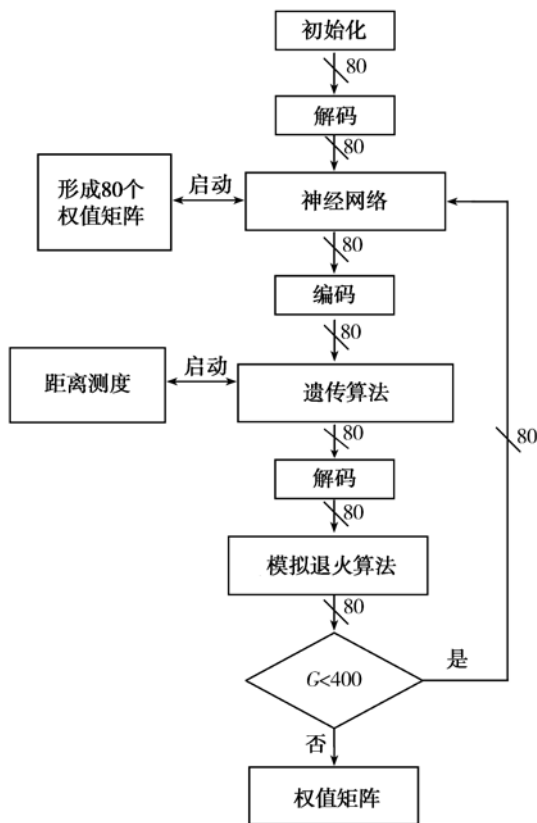


图 3 程序流程图

Fig. 3 Flow chart of programming

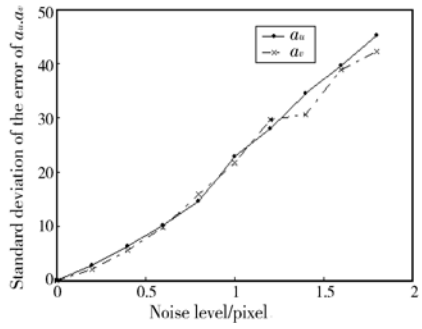
在程序中, 由随机函数获得 80 个长度为 182 的二进制数, 然后进行解码, 在程序运行到神经网络步骤的阶段, 启动子程序, 产生 80 个旋转矩阵, 以使得三个单位矢量 n 、 o 与 a 相互垂直。并将常数项如 $k_{21} = \dots = k_{43} = 0$, $M_{41} = M_{42} = M_{43} = 0$, $M_{44} = 1$ 等参数与每一个染色体经过适当的排列组合, 形成两组权值矩阵, 然后通过神经网络, 求得每一个染色体所对应的性能指标与自适应度函数; 然后对染色体进行编码操作, 并将其转换为格

雷码, 完成基于距离测度的自适应的选择、交叉与变异操作(在遗传算法的交叉操作中, 由于染色体个体的长度较长, 采用均匀交叉的方法, 首先生成一个长度与父辈染色体一样长的二进制串交叉模板, 即长度为 182, 其中 0 表示不交换, 1 表示交换, 并控制交叉的位数为 30~40 位之间)。然后对其进行解码, 进行基于模拟退火算法的邻域局部搜索, 能量函数通过调用上一步的神经网络得到, 每一代的所有染色体的模拟退火算法的内部循环 5 次, 并使其在每一温度下达到 Metropolis 的平衡状态。在每一代所有个体代的迭代过程的遗传—退火算法完成之后, 如果 $r_{11}^2 + r_{21}^2 > 1$ 与 $r_{12}^2 + r_{22}^2 > 1$, 则 r_{31} 与 r_{32} 采用随机函数得到, 并进行归一化处理, 得到单位矢量 n 、 o , 再得到单位矢量 a , 形成旋转矩阵。如果 $r_{11}^2 + r_{21}^2 > 1$ 或者 $r_{12}^2 + r_{22}^2 > 1$ (两者之一), 依照正交矩阵的性质, 每一个染色体可得两个旋转矩阵, 选择一个对应性能指标相对小的作为染色体的组成成分; 如果 $r_{11}^2 + r_{21}^2 \leq 1$ 且 $r_{12}^2 + r_{22}^2 \leq 1$, 则与初始化时的方法一样, 从四个旋转矩阵中选择一个对应的性能指标最小者参加下一步染色体的组成。当程序运行完成, 即可得到全局最优解, 根据神经网络的权值可实现摄像机的内、外参数的标定。

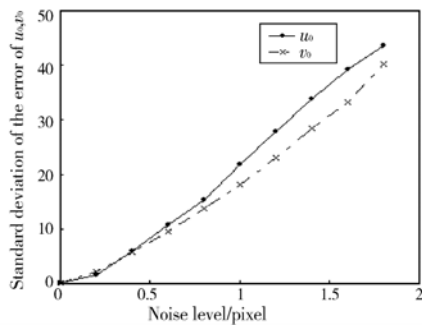
3 实验与精度分析

3.1 鲁棒性检验实验

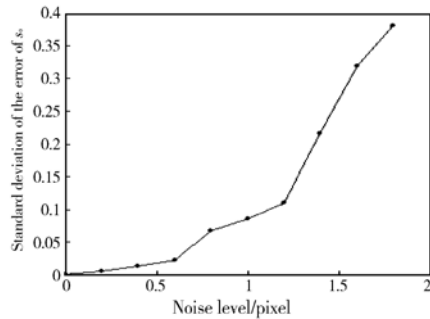
在模拟数据实验中, 取摄像机的内参数为 $a_u = 1\ 000$, $a_v = 1\ 000$, $u_0 = 640$, $v_0 = 520$, $s = 0.05$, 正交矩阵 R 的旋转轴为 $r = [0.925\ 4, -0.347\ 8, 0.150\ 6]^T$, 旋转角为 $\varphi = 6^\circ$, 平移矢量为 $t = [100, 100, 1\ 000]^T$; 在标定时取 20 个不共面的 3D 空间点, 得到其投影于图像平面的 2D 坐标。同时对图像数据加入 0~1.8 pixel 的随机噪声, 每种噪声随机试验 200 次。摄像机内外参数的标定结果随着噪声变化如图 4 所示。图 4(a) 是 a_u 、 a_v 的误差; 图 4(b) 是主点坐标 u_0 、 v_0 的误差; 图 4(c) 是倾斜因子 s 的误差; 图 4(d) 是旋转矩阵的旋转轴与旋转轴真值的夹角; 图 4(e) 是旋转角的误差; 图 4(f) 是平移矢量各元素 t_x 、 t_y 、 t_z 的误差。模拟实验中, 随着噪声的增大, 所得参数的均方差也基本线性增大, 表明本文算法有很好的鲁棒性。



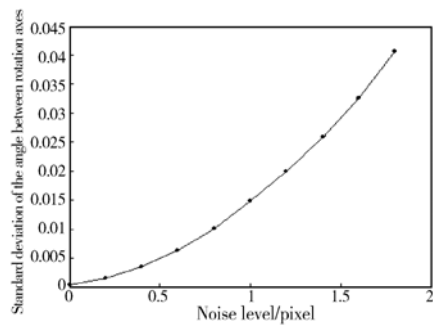
(a) a_u, a_v 的误差
(a) Error of a_u, a_v



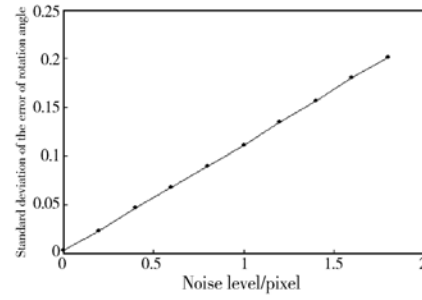
(b) 主点误差
(b) Main point error



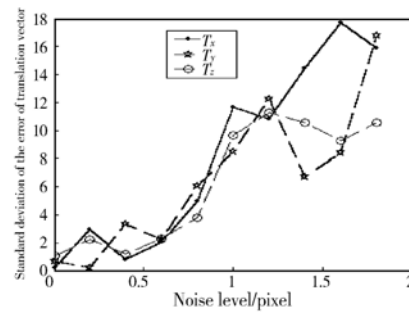
(c) 倾斜因子误差
(c) Skew factor error



(d) 标定的旋转轴与旋转轴真值的夹角
(d) Angle between rotation axes



(e) 旋转角误差
(e) Rotation angle error



(f) 平移矢量各元素的误差
(f) Translation vector error

图 4 摄像机内外参数的标定结果与真值偏差随噪声的变化

Fig. 4 Errors of intrinsic and extrinsic parameters between calibration result and truth in different levels of noise

3.2 真实图像实验

实验操作系统如图 5 所示,摄像机安装在机械臂的手爪上,标定块 X、Y 轴平面上的盲孔孔心在世界坐标系的坐标由三坐标测量机测量得到,



图 5 机械臂的手眼系统
Fig. 5 Eye-in-hand system of manipulator

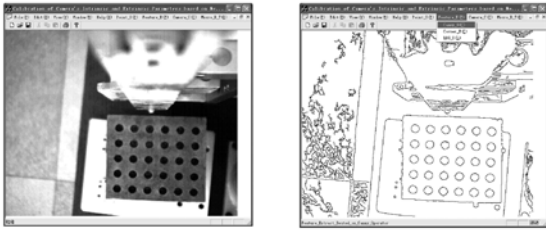


图 6 采集的标定块图像

Fig. 6 Sampled calibration block image

Z轴方向的深度信息,通过控制器移动机械臂,以每 10 mm 为间隔从 20 个位置采集标定块的

图像,采用改进的 Canny 算子得到盲孔的边缘信息;然后得到盲孔的孔心坐标。标定程序采用 VC++ 6.0 编写而成,其运行界面如图 6 所示。

在程序运行完成之后,可得摄像机的内外参数如表 1 所示。若采用经典的 Faugeras 的标定方法,可得到摄像机的投影矩阵,经过分解,可得摄像机的内外参数,如表 1 的第三行所示;若采用基于矢量差分的未标定摄像机 P5P 问题的求解方法,可直接得到摄像机的内外参数,如表 1 的第二行所示。

表 1 根据权值矩阵获得的摄像机内外参数

Tab. 1 Intrinsic and extrinsic parameters of camera obtained through weight matrix

标定方法	内参数	外参数
本文提出的方法	$a_u=806.858\ 7, a_v=806.686\ 4,$ $u_0=350.856\ 3, v_0=280.031\ 7,$ $s=0.012\ 8$	$R = \begin{bmatrix} -0.997\ 9 & 0.038\ 3 & -0.052\ 7 \\ -0.038\ 0 & -0.999\ 3 & -0.003\ 6 \\ 0.052\ 5 & -0.005\ 6 & -0.099\ 86 \end{bmatrix}, t = \begin{bmatrix} 65.556\ 4 \\ 30.073\ 4 \\ 43.669\ 9 \end{bmatrix}$
基于 P5P 方法	$a_u=806.871\ 5, a_v=806.686\ 4,$ $u_0=350.886\ 3, v_0=280.061\ 7,$ $s=0$	$R = \begin{bmatrix} -0.997\ 9 & 0.037\ 6 & -0.052\ 7 \\ -0.038\ 0 & -0.999\ 3 & -0.003\ 6 \\ 0.052\ 5 & -0.005\ 6 & -0.099\ 86 \end{bmatrix}, t = \begin{bmatrix} 65.576\ 2 \\ 30.073\ 4 \\ 43.669\ 9 \end{bmatrix}$
Faugeras 方法	$a_u=806.871\ 5, a_v=806.686\ 4,$ $u_0=350.906\ 3, v_0=280.081\ 7,$ $s=0$	$R = \begin{bmatrix} -0.997\ 9 & 0.037\ 6 & -0.052\ 7 \\ -0.038\ 0 & -0.999\ 3 & -0.003\ 6 \\ 0.052\ 5 & -0.005\ 6 & -0.099\ 86 \end{bmatrix}, t = \begin{bmatrix} 65.576\ 2 \\ 30.073\ 4 \\ 43.669\ 9 \end{bmatrix}$

3.3 精度分析

在实验中,借鉴 Chanchal Chatterjee 等所提出的精度分析指标,以图像残差的均方值作为标定精度,即以特征点投影于图像平面的坐标为真值,然后通过摄像机的内外参数计算出空间点投影于图像平面的坐标,以所求得的坐标与实际图像检测结果的差值作为图像残差^[13-14]。

在该实验环境中,移动机械臂,从 10 个位置采集相应的图像,选取其中 5 个典型的特征点进行精度分析,得到 5 个标定块的盲孔在世界坐标系的坐标,以及盲孔孔心在图像平面的坐标,即 $\{P_i, m_i\}_{i=1}^5$,分别见表 2,根据 3 种方法得到的摄像机外部参数,得到 X_c, Y_c 与 Z_c 之后,可得

$$u' = a_x \frac{X_c}{Z_c} + s \frac{Y_c}{Z_c} + u_0, \tag{6}$$

$$v' = a_y \frac{Y_c}{Z_c} + v_0. \tag{7}$$

图像残差按照式(8)计算,即

$$\delta_{uv} = \sqrt{\delta_u^2 + \delta_v^2}, \tag{8}$$

式中 $\delta_u = u - u', \delta_v = v - v', u$ 与 v 为实际图像的坐标, u' 与 v' 为采用标定完成的摄像机内外参数得到的投影坐标。

表 2 特征点对应的坐标

Tab. 2 Corresponding coordinates of feature points

No.	$P(X_w, Y_w, Z_w)/(mm)$	$m(u, v)/pixel$
1	{ 86.006 8, 45.004 0, 450.000 0 }	{ 435.714 2, 313.266 6 }
2	{ 126.008 4, 105.006 3, 450.000 0 }	{ 512.182 2, 437.458 8 }
3	{ 46.000 5, 25.006 8, 440.000 0 }	{ 356.043 5, 269.932 0 }
4	{ 26.010 8, 65.002 5, 400.000 0 }	{ 303.142 7, 358.251 0 }
5	{ 126.004 9, 25.007 9, 370.000 0 }	{ 549.670 5, 275.916 4 }

根据三种标定方法完成的机器视觉系统,由式(6)~(8)可求得空间特征点投影于图像平面的坐标,以及相应的精度性能指标,见表 3 所示。

对于标定块处于 10 个位置其余 295 个盲孔中心的图像残差,可用前述的计算方法,根据盲孔孔心的 3D 坐标与三种标定方法所得到的摄像机的内外参数,由式(6)与(7)可分别得到投影在图像平面的坐标,它们与实际图像坐标的距离即为

残差,采用 3 种标定方法的最大残差分别为 0.141 4 pixel,0.150 0 pixel 与 0.175 7 pixel;平均残差分别为 0.090 2 pixel,0.114 0 pixel 与 0.136 7 pixel。将它们绘制于一张图上,如图 7 所示。

表 3 3 种标定方法得到的投影坐标与图像残差

Tab. 3 Projection coordinates and residual errors obtained by 3 methods (Pixel)

No.	提出的方法		P5P 方法		Faugeras 方法	
	(u, v)	δ_{uv}	(u, v)	δ_{uv}	(u, v)	δ_{uv}
1	{435.798 6, 313.283 6}	0.086 1	{435.853 0, 313.313 6}	0.146 5	{435.870 1, 313.332 5}	0.169 3
2	{512.121 7, 437.520 3}	0.086 3	{512.260 2, 437.550 3}	0.120 2	{512.274 8, 437.565 0}	0.140 9
3	{356.142 5, 269.943 8}	0.099 7	{356.168 1, 269.973 8}	0.131 4	{356.187 9, 269.994 2}	0.157 2
4	{303.074 4, 358.324 5}	0.100 4	{303.160 9, 358.354 5}	0.105 1	{303.182 5, 358.371 9}	0.127 3
5	{549.768 5, 275.922 1}	0.098 2	{549.795 9, 275.952 1}	0.130 4	{549.809 0, 275.972 3}	0.149 4

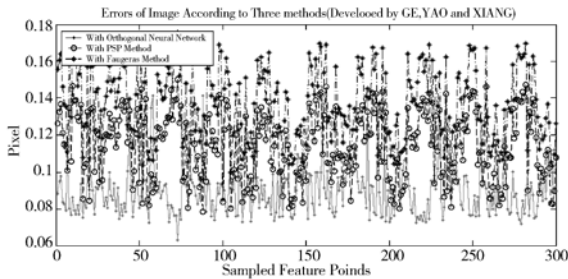


图 7 3 种标定方法的图像残差

Fig. 7 Residual errors of image with three methods

4 结 论

本文提出了一种基于内嵌正交权值矩阵的神经网络标定摄像机的方法。首先设计一内嵌正交

权值矩阵的神经网络,然后采用改进的遗传-模拟退火算法进行全局寻优。由此使处于下一步迭代的神经网络的正交权值矩阵的生成相当于上一步迭代中遗传算法中另一次有限制的、特殊的交叉与变异;而退火算法中噪声的引入,使得摄像机外参数中正交矩阵的 4 个元素向形成正交矢量的方向进化。如此通过多次迭代,逐渐趋向全局最优解,完成摄像机内外参数的标定。该方法解决了某些方法只能得到摄像机内参数,或者需要通过多步求解才能得到其内外参数的缺陷,为计算智能在机器视觉中的应用提供了一种新思路。对提出方法进行了实验验证,结果证明所提出的方法是正确的,且具有较高的标定精度,能够满足工程实际应用的要求。

参考文献:

[1] MA S D. A Self-calibration technique for active vision system [J]. *IEEE Trans. Robotics and Automation*, 1996, 12(1): 114-120.

[2] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(11):1330-1334.

[3] 吴福朝,李华,胡占义. 基于主动视觉系统的摄像机自标定方法研究[J]. *自动化学报*, 2001, 27(6): 752-762.
WU F CH, LI H, HU ZH Y. New active vision based camera self-calibration technique [J]. *Acta Automatica Sinica*. 2001, 27(6):752-762. (in Chinese)

[4] 吕朝辉,张兆杨,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 CH H, ZHANG Z Y, AN P. Camera calibration for stereo vision based on neural network [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2003, 39(9):93-96. (in Chinese)

[5] 胡峰,胡春生,王省书,等. 成像激光雷达与摄像机外部位置关系的标定 [J]. *光学精密工程*, 2011, 19(4): 938-943.
HU F, HU CH SH, WANG X SH, *et al.*. Study

- of binocular vision system calibration in laser re-manufacturing robot [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(4): 938-943. (in Chinese)
- [6] 葛动元, 姚锡凡. 基于瑞利原理摄像机标定的精度研究 [J]. 计量学报, 2009, 30(1): 11-15.
GE D Y, YAO X F. Precision research of camera calibration based on rayleigh principle [J]. 2009, 30(1): 11-15. (in Chinese)
- [7] 葛动元, 姚锡凡. 有侧向连接的 Sanger 算子在摄像机标定中的应用 [J]. 光电子·激光, 2010, 21(11): 1722-1726.
GE D Y, YAO X F. Application of the Sanger operator with lateral connection in camera calibration [J]. *Journal of Optoelectronics Laser*, 2010, 21(11): 1722-1726. (in Chinese)
- [8] 霍炬, 杨卫, 杨明. 基于消隐点几何特性的摄像机自标定方法 [J]. 光学学报, 2010, 30(2): 465-472.
HUO J, YANG W, YANG M. A self-calibration technique based on the geometry property of the vanish point [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(2): 465-472. (in Chinese)
- [9] 许海霞, 王耀南, 袁小芳, 等. 基于矢量差分的未标定摄像机 P5P 问题的求解 [J]. 自动化学报, 2009, 35(8): 1140-1144.
XU H X, WANG Y N, YUAN X F, *et al.*. Solution to the P5P problem with un-calibrated camera based on vector difference [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009, 35(8): 1140-1144. (in Chinese)
- [10] 唐正宗, 梁晋, 肖振中, 等. 用于三维变形测量的数字图像相关系统 [J]. 光学精密工程, 2010, 18(10): 2244-2253.
TANG Z Z, LIANG J, XIAO ZH ZH, *et al.*. Digital image correlation system for three-dimensional deformation measurement [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(10): 2244-2253. (in Chinese)
- [11] YAO X F, LIAN ZH T, GE D Y, *et al.*. Approaches to model and control non-linear systems by RBF neural network [J]. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, 2011, 7(2): 941-954.
- [12] 蔡良伟, 李霞. 基于距离测度的改进自适应遗传退火算法 [J]. 模式识别与人工智能, 2005, 18(3): 380-384.
CAI L W, LI X. Improved adaptive genetic annealing algorithm based on distance measurement [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2005, 18(3): 380-384. (in Chinese)
- [13] CHATTERJEE C. A nonlinear gauss-seidel algorithm for noncoplanar and coplanar camera calibration with convergence analysis [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1997, 67(1): 58-80.
- [14] 孙军华, 刘震, 张广军, 等. 基于柔性立体靶标的摄像机标定 [J]. 光学学报, 2009, 29(12): 3433-3439.
SUN J H, L ZH, ZH G J, *et al.*. Camera calibration based on flexible 3D target [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 29(12): 3433-3439. (in Chinese)

作者简介:



葛动元 (1970-), 男, 湖南邵阳人, 讲师, 博士研究生, 主要从事机器视觉、智能控制等方面的研究。E-mail: gordon399@163.com



向文江 (1963-), 男, 湖南邵阳人, 教授, 主要从事先进制造技术与微钻头的智能检测等方面的研究。E-mail: hnsyuxiangwj@126.com



姚锡凡 (1964-), 男, 广东廉江人, 教授, 博士生导师, 1985 年于合肥工业大学获得学士学位, 1988 年于华南理工大学获得硕士学位, 1999 年于华南理工大学获得博士研究生, 主要从事数字制造、智能控制和机器视觉研究。E-mail: mexfyao@scut.edu.cn