

基于平行性约束的位姿测量方法研究

张孝凯, 王 鹏, 孙长库

(天津大学 精密测试技术与仪器国家重点实验室, 天津 300072)

摘 要: 提出新的有效的位姿测量算法。该方法使用共面特征点,利用投影变换中的平行性约束等仿射不变量快速求得特征点摄像机坐标系空间深度值,并作为初值求解以特征点几何约束条件建立的无约束非线性最优化目标函数,保证最终解的精确性和收敛性。搭建实验系统验证了算法的有效性,并与最小二乘法进行比较,该算法有效减少了计算过程中的迭代次数,提高了运算速度。该结果为应用单目视觉进行工业实时在线测量提供了一种新的方法。

关键词: 单目视觉; 位姿测量; 共面特征点; 平行性约束; 透视投影

中图分类号: TP391; O29 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2013)06-1917-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.06.084

Pose measurement method based on parallel constraint

ZHANG Xiao-kai, WANG Peng, SUN Chang-ku

(State Key Laboratory of Precision Measuring Technology & Instruments, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: This paper focused on the need for the improvement of the accuracy and speed of the algorithm in the process of solving the monocular vision object position and orientation. The algorithm built on the invariants of parallel relations and distance factor of the co-planar feature points of the target, and quickly calculated the depth of the feature points in the camera coordinate system. Then it established the nonlinear mathematic model according to co-planarity of the feature points, improved the accuracy of the solution. The algorithm simplified the computational model, reduced the number of iterations, and improved the speed in the solving process. The experimental results show that it has a good precision and enhances the solution speed. It provided a new method for real-time on-line measurement.

Key words: monocular vision; pose estimation; coplanar feature points; parallel constraint; perspective projection

0 引言

基于单目视觉的物体位姿测量是计算机视觉中的一个重要研究问题。目前单目视觉定位技术越来越广泛地应用于工业自动化领域进行实时测量。本文针对单目视觉位姿测量方法在大型车辆快速高精度车轮定位^[1]应用中进行研究,首先通过摄像机实时获取靶标的位置姿态,再将采集图像获得的位姿信息反馈给计算机,达到控制调整车轮定位参数的目的。因此,对图像中被测靶标位姿信息的求解速度和精度是影响实时测量控制的重要因素。根据摄像机的成像模型及其内部参数,利用实时拍摄图像提取的靶标特征元素的像面参数,找到二维像平面与三维场景之间的对应关系的不同方法成为解决这个问题的突破口。

目前的单目视觉定位求解方法中,主要分为直接线性求解和非线性迭代求解两大类^[2]。直接的线性求解方法中,吴福朝等人^[3]利用平移运动下的两幅图像中的特征点问题进行了分析,证明了4点可以实现位姿测量的线性求解,当4特征点共面情况下有唯一解。段福庆等人^[4]进一步提出了引入梯形的一个仿射不变量,利用梯形的相似不变量与摄像机内参数之间的约束关系可以比较容易地求解出物体的位姿参数。文献[5]通过对非线性测量模型的方程组进行代数变换的方法实

现了位姿测量的线性求解。线性求解算法的优势在于计算的效率,也就是达到同样精度耗费的时间更少,但当图像噪声较大、特征点图像坐标提取结果精度不高时,对计算结果精度影响较大。

位姿测量中的计算模型大都是非线性的,所以非线性迭代的方法在目前的研究中占据主要地位。文献[6]提出的 POSIT 算法在非线性迭代求解过程中首先利用缩放正交投影关系确定迭代初值,逐渐逼近特征点透视投影模型,最终得到满足精度要求的位姿测量参数。文献[7]提出了基于非共面定位特征点的几何约束采用最小二乘法求取物体位姿的算法。文献[8]使用交于两点的三条非共面直线模型提出一种新的位姿求解的迭代计算方法。文献[9]利用双圆特征的特征点的几何性质求解出位姿参数。文献[10]利用共面的两个特征点和一条直线对位姿参数进行计算。非线性迭代计算方法的优点是精度较高,但是迭代求解过程一般需要较长的时间,尤其是在没有一个合适的初始值的情况下,这对于工业测量中的实时性影响较大。在特定的工业测量环境中,如何在尽量保证精度的情况下快速进行位姿求解成为很重要的问题。

基于以上讨论,为了满足车轮定位位姿测量过程对实时性、鲁棒性、噪声敏感度及精度等要求,本文中平行性约束和

收稿日期: 2012-10-06; 修回日期: 2012-11-20

作者简介: 张孝凯(1986-),男,黑龙江讷河人,硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉、位姿测量(zhangxk.tju@gmail.com);王鹏(1982-),男,副教授,博士,主要研究方向为激光及光电检测;孙长库(1967-),男,教授,博士,主要研究方向为激光及光电检测。

摄像机透视变换模型之间的关系融入到单目视觉位姿测量,首先线性求解出各特征点的摄像机坐标系下的空间深度值;再利用共面特征点几何约束等条件建立无约束非线性最优化目标函数,并使用第一步中得到的结果作为初始值进行迭代计算得到最优解;最后将其转换为物体的位姿参数。这样既利用线性求解接近真值的解作为初始值解决了非线性迭代算法耗时较长的问题,又改善了单一线性算法对特征点图像坐标依赖过大、重复性差的缺陷。

1 单目视觉测量原理

1.1 位姿测量原理

物体位姿测量模型如图1所示。 $o_c-x_c y_c z_c$ 是摄像机坐标系,表明了摄像机的结构; $u-v$ 是以像素为单位建立在CCD平面图像中心点的图像坐标系; $o_w-x_w y_w z_w$ 是世界坐标系; $P_{wi}(x_{wi}, y_{wi}, z_{wi}) (i=1,2,3,4)$ 为特征点在世界坐标系下的坐标值, $P_{ci}(x_{ci}, y_{ci}, z_{ci}) (i=1,2,3,4)$ 为特征点在摄像机坐标系下的坐标值。

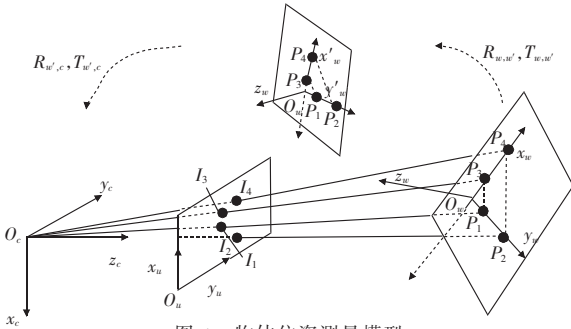


图1 物体位姿测量模型

对于每一幅摄像机得到的特定物体的图像,可以在摄像机坐标系下用旋转和平移矩阵来描述被测物体在空间的位置和姿态。为了方便求取旋转矩阵和平移矩阵,如图1所示建立世界坐标系。坐标系原点设为1、2点连线和3、4点连线延长线的交点, x 轴以向量 a_1 方向确定, y 轴以向量 a_2 方向确定, z 轴可以通过 $a_3 = a_1 \times a_2$ 确定。

$$\begin{cases} a_1 = \overrightarrow{P_{c2} - P_{c1}} / \|\overrightarrow{P_{c2} - P_{c1}}\| = t_2 K^{-1} I_{u2} - t_1 K^{-1} I_{u1} / \|t_2 K^{-1} I_{u2} - t_1 K^{-1} I_{u1}\| \\ a_2 = \overrightarrow{P_{c3} - P_{c4}} / \|\overrightarrow{P_{c3} - P_{c4}}\| = t_3 K^{-1} I_{u3} - t_4 K^{-1} I_{u4} / \|t_3 K^{-1} I_{u3} - t_4 K^{-1} I_{u4}\| \\ a_3 = a_1 \times a_2 \end{cases} \quad (1)$$

如图1中所示,靶标从位置1到2的位姿变化($R_{w,w'}, T_{w,w'}$),每个位置可以通过靶标特征点之间的关系分别确定一个 3×3 标准正交矩阵,并且通过这两个正交矩阵把两个位置之间的旋转矩阵 R 确定。所以两个正交矩阵的乘积仍然是一个正交矩阵,因此可以保证 R 的正交性。测量目标在两个不同位置之间的相对位姿求解过程如式(2)所示,即旋转和平移矩阵的计算方法如下:

$$\begin{cases} S_1 = [a_1^{A1} & a_2^{A1} & a_3^{A1}] \\ S_2 = [a_1^{A2} & a_2^{A2} & a_3^{A2}] \\ R_{w,w'} = S_1^{-1} \cdot S_2 \\ T_{w,w'} = P_{ci}^2 - R \cdot P_{ci}^1 \end{cases} \quad (2)$$

特征点在世界坐标系坐标为已知量,为了求得物体各项位姿参数,即上式中的旋转矩阵和平移向量,靶标中各特征点在摄像机坐标系下的坐标 $P_{ci}(x_{ci}, y_{ci}, z_{ci}) (i=1,2,3,4)$ 首先需要被求得。

1.2 特征点摄像机坐标系下坐标的求解方法

测量过程中,首先对采集到的图像进行二值化处理、轮廓提取,并对各个封闭轮廓进行椭圆拟合,得到每个特征圆中心点在图像坐标系下的坐标,为了方便建立世界坐标系,需要对图像处理得到的各个圆进行拓扑关系确定。即按照一定原则对各个特征圆进行编号,以保证各个角度拍摄图像都能按这个原则使靶标中特征圆正确排序,使该原则具有投影不变性。

首先按照共线性找到2、3、5所在的直线,根据各点到这条直线的距离最小可以确定0号点,直线 L_1 上的三个特征点到0点距离最远的特征点为2号特征点,再根据到2号点的距离区分开5号特征点和3号特征点。余下的1号和4号特征点按照和2号点的距离远近进行编号。图3(b)中显示了确定拓扑关系后的结果。如图2所示,靶标几何模型中,1、2点连线和3、4点连线所形成的向量可以方便地建立世界坐标系下的 x 轴和 y 轴,世界坐标系的 z 轴按右手定则确定。

图3(a)为本文使用靶标模型原始采集图像,图3(b)为图像处理和拓扑关系确定后的图像。

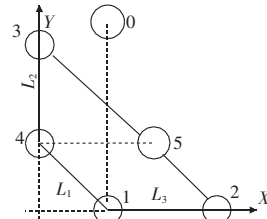


图2 靶标的几何模型

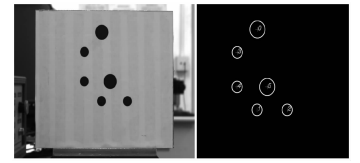


图3 实际测量靶标采集图和图像处理后图像

经过以上两步,可以得到靶标各特征点的 $u-v$ 图像坐标系像素坐标 $I_{ui}(x_{ui}, y_{ui}, 1) (i=1,2,3,4)$ 。为了纠正摄像机因使用透镜而给针孔模型带来的畸变,提高坐标精度,使用标定得到的畸变系数,按Tsai畸变矫正模型去除误差影响^[11]。

$$\begin{bmatrix} x_{ui} \\ y_{ui} \end{bmatrix} = (1 + k_1 r^2) \begin{bmatrix} x_{di} \\ y_{di} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中: $r = \sqrt{x_{di}^2 + y_{di}^2}$, $I_{di}(x_{di}, y_{di}, 1) (i=1,2,3,4)$ 是各特征点的实际图像坐标, $I_{ui}(x_{ui}, y_{ui}, 1) (i=1,2,3,4)$ 是畸变矫正后的理想图像坐标。

接下来利用摄像机模型等已知参数求取靶标特征点在摄像机坐标系下的坐标。如图4中所示,利用靶标1-4号特征点存在的平行关系,即 $P_{w1}P_{w4} \parallel P_{w2}P_{w3}$,令 η 为两条平行线段的长度比 $\eta = \|P_{w4} - P_{w1}\| / \|P_{w3} - P_{w2}\|$,可以推导得到

$$P_{w4} = \eta(P_{w3} - P_{w2}) + P_{w1} = [P_{w1}, P_{w2}, P_{w3}] [1 - \eta, \eta]^T \quad (4)$$

根据摄像机针孔成像模型可以得到

$$\begin{cases} z_{ci} I_{ui} = K P_{ci} \\ P_{ci} = t_i K^{-1} I_{ui} (t_i = z_{ci}) \end{cases} \quad (5)$$

其中: z_{ci} 代表各个特征点的空间深度值; K 为测量前对摄像机进行标定后得到的摄像机内部参数矩阵, $K = [f_x \ 0 \ u_0; 0 \ f_y \ v_0; 0 \ 0 \ 1]$; $f_x = s_x f / d_x$, $f_y = f / d_y$, f 为摄像机镜头焦距; u_0, v_0 表示主光轴与像平面交点的图像坐标; d_x, d_y 分别是行和列上两个像素间的距离; f_x, f_y 分别表示在 x 方向和 y 方向上像点的物理坐标到图像坐标的比例系数。将式(5)代入式(4),得到

$$\begin{cases} [P_{c1}, P_{c2}, P_{c3}]^{-1} P_{c4} = \text{diag}(1/t_1, 1/t_2, 1/t_3) [I_{u1}, I_{u2}, I_{u3}]^{-1} \cdot \\ K(t_4 K^{-1} I_{u4}) = \text{diag}(t_4/t_1, t_4/t_2, t_4/t_3) [I_{u1}, I_{u2}, I_{u3}]^{-1} I_{u4} \end{cases} \quad (6)$$

再令 $[n_1, n_2, n_3] = [I_{u1}, -I_{u2}, I_{u3}]^{-1} I_{u4}$,由此可以解得

$$t_1 = n_1 t_4, t_2 = n_2 t_4 / r, \lambda_3 = n_3 t_4 / r, t_4 = n_4 t_4 (n_4 = 1) \quad (7)$$

特征点在摄像机坐标系下的相对位置关系和在世界坐标系

下的相对位置关系是相同的,根据这个原理可知两点间的距离为不变量。计算过程中引入两点之间的距离约束,即 $\|P_{u3} - P_{u2}\| = \|P_{c3} - P_{c2}\|$, 靶标特征点之间的距离为已知量,这样将式(5)代入上式,得到

$$\begin{cases} \|P_{u3} - P_{u2}\| = \|P_{c3} - P_{c2}\| = L \\ L = t_4 K^{-1} \|n_3 I_{u3}/\eta - n_2 I_{u2}/\eta\| \end{cases} \quad (8)$$

由此可以先通过式(8)得到 t_4 的值,再通过式(7)依次求得 $t_1 - t_3$ 的值,即得到各特征点在摄像机坐标系下的空间深度值。

如图4所示,还存在另外两组平行关系 $P_{u4}P_{u5}/P_{u1}P_{u2}$ 、 $P_{u6}P_{u1}/P_{u3}P_{u4}$,按照上述步骤分别以 L_2 、 L_3 两边为距离约束再次对每组平行关系涉及到的四个点进行计算,将重复计算的点空间深度值取均值,以保证作为特征点的四个圆形成的梯形几何形状恢复更加准确。这样1-4号特征点均经过两次计算,并且每两个点之间的距离都作为距离约束,这四点的空间深度值精确度和可靠性更高,因此后面的计算只考虑这四个共面特征点。

为了进一步确定几何形状,保持靶标的刚性,这里只考虑距离约束是不够的,利用特征点在摄像机坐标系和摄像机坐标系下相对位置关系相同的性质,利用特征点之间形成的角度约束,即每个三角形有三个角度,每四个点组成了三对向量,每对向量也构成了一个角,建立关于 t_i 的方程如下:

$$\begin{cases} E_1(i, j, l) = (t_j K^{-1} I_{uj} - t_i K^{-1} I_{ui}) \times (t_l K^{-1} I_{ul} - t_j K^{-1} I_{uj}) / \\ \|t_j K^{-1} I_{uj} - t_i K^{-1} I_{ui}\| \cdot \|t_l K^{-1} I_{ul} - t_j K^{-1} I_{uj}\| - \cos \theta_1 \\ E_2(i, j, l, n) = (t_j K^{-1} I_{uj} - t_i K^{-1} I_{ui}) \times (t_l K^{-1} I_{ul} - t_n K^{-1} I_{un}) / \\ \|t_j K^{-1} I_{uj} - t_i K^{-1} I_{ui}\| \cdot \|t_l K^{-1} I_{ul} - t_n K^{-1} I_{un}\| - \cos \theta_2 \end{cases} \quad (9)$$

本文中使用的共面特征点,通过对四个特征点的共面约束即每一个三角形组成一个平面并且剩余特征点都在同一个平面上。

$$E_3(i, j, l, n) = ((t_j K^{-1} I_{uj} - t_i K^{-1} I_{ui}) \times (t_l K^{-1} I_{ul} - t_i K^{-1} I_{ui})) \cdot (t_n K^{-1} I_{un} - t_i K^{-1} I_{ui}) \quad (10)$$

由此以上一步求解过程中得到的各点空间深度值 t_i 建立关于 t_i 的非线性最优化目标函数,惩罚因子 M 被用于目标函数 E_3 ,因为它比目标函数 E_1 、 E_2 收敛得更快。通过给目标函数 E_3 乘以惩罚因子 M 控制四点共面误差,这里用 Levenberg-Marquardt 最优化方法解出 t_i ,进一步改善特征点摄像机坐标系坐标的计算精度,所构造的无约束最优目标函数如下:

$$F = \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^4 E_1(i, j, l) + \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^4 E_2(i, j, l, n) + M \cdot \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^4 E_3(i, j, l, n) \quad (11)$$

通过式(8)求解得到的 t_i 初值反复应用式(11)直到 t_i 稳定,用 LM 最优化方法改善最优解,达到使非线性算法的精度和提高运算速度的目的。这样各特征点的摄像机坐标系最终的精确坐标就可以求得并可进一步转换为物体位姿参数。

常用的迭代算法存在一个明显的缺点,当没有一个合适的初始值时,迭代计算耗费时间较长。本文算法利用对靶标特征元素存在的平行关系快速求解得到更加接近真实值的初值。再作为初始值求解以靶标共面和角度等约束建立的无约束非线性最优化目标函数,不但有效提高了求解速度,并且保证了非线性算法解的精确性和收敛性。

2 实验结果与误差分析

为了验证本文的位姿测量算法的精度和速度,搭建了实验平台,实验设备包括一台摄像机,分辨率为 1280×960 ,镜头焦

距 12 mm,精密旋转台和平移台,待测靶标和测量用计算机。所搭建实验系统如图5所示。

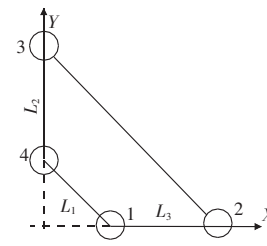


图4 靶标几何模型利用的平行性关系

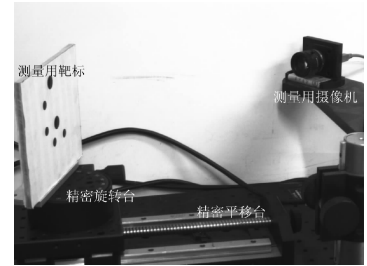


图5 实验系统示意图

首先需要对接摄像机进行标定,以获取内参数。将摄像机位置固定,采用 Tsai 二步标定法,得到摄像机内参数如表1所示。

表1 摄像机标定参数

f	s_x	c_x	c_y	k	d_x	d_y
12.154812	1.013231	696.6782	451.3135	0.000625	0.003797	0.003750

测量中,摄像机和待测靶标的距离为 50 mm,在测量范围内将靶标固定,在不同的位置分别采集靶标图像,即可通过每幅图与相邻位置图像对比计算出靶标的位姿。

2.1 平移实验

在摄像机视场内,将靶标放置于平移台上,步进 3 mm,移动了 42 mm,在每个位置各采一幅图像,并计算相邻位置距离变化量。以离摄像机最近的位置为基准位置,共移动 15 个位置点。为验证重复性和测量稳定性,进行三次测量实验。所得到的平移实验测量结果如图6所示。

通过实验结果可知,随着距离的增加,测量精度会逐渐降低。这可能是由于靶标和摄像机的距离超过了摄像机视场的范围,导致测量结果产生了较大误差。综合表中三组数据可知,测量结果最大偏差不超过 0.15 mm,标准差为 0.0715 mm。

2.2 旋转角度实验

将靶标固定于电控旋转台上,平台每次转动角度为 2° ,共转动 30° ,以垂直于摄像机光轴位置为零位,转动范围为 $0^\circ \sim 30^\circ$ 。在各个测量位置分别采集一幅靶标图像,计算出每次转动的靶标角度变化量。为验证重复性和测量稳定性,进行三次测量实验。各采样位置旋转角度测量数据如图7所示。

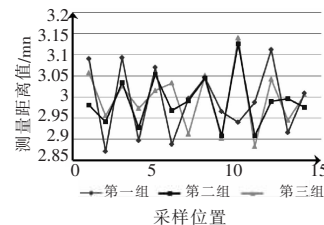


图6 靶标平移实验测量结果

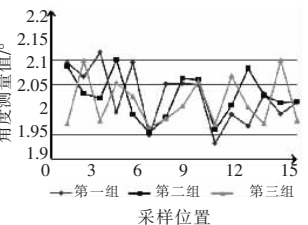


图7 旋转角度测量结果

通过实验结果可以看到,在靶标和摄像机光轴角度为 $0^\circ \sim 20^\circ$ 时测量精度相对较低,超过 20° 时精度高于 0.1° 。这是由于靶标和摄像机光轴垂直角度附近,由于特征圆在光轴方向变化量很小,导致图像特征点提取误差加大。当靶标偏转角度更大的情况下,由于在镜头光轴方向上的距离可能超出了摄像机景深的范围,会导致测量结果出现较大的误差。因此靶标的实际测量范围不是一直都可以测量。综合图中三组数据可得测量结果的最大偏差不超过 0.2° ,标准差为 0.0504°。

2.3 算法的时间对比实验

用本文算法和最小二乘法^[12]位姿测量方法进行了计算时

间对比实验,分别对45幅测量图片进行迭代次数和计算时间测试,统计结果如表2所示。

表2 迭代次数和消耗时间对比

算法	最小迭代次数	最大迭代次数	平均次数	消耗时间/s
本文算法	4	31	14.288	0.00946
最小二乘法	5	53	22.444	0.02453

除了测量精度在理想的范围内,从表4中的统计数据可以看到,本文算法平均迭代14次左右后收敛,相对于最小二乘迭代算法要耗时更少。由图8(a)中的实验数据可知最小二乘迭代次数最多为53次,平均一般要进行30次左右迭代才结束。图8(b)中本文算法的平均迭代次数明显少于常规最小二乘法,最大迭代次数已经下降到31次。这表明利用靶标特征点平行性约束线性求取出迭代过程的初值更接近最终真实值,能有效降低迭代计算次数。本文方法简化了计算模型,减少了计算时间,提高了计算效率。

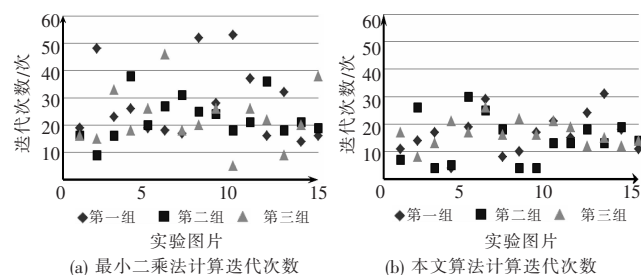


图8 两种算法迭代次数对比

3 结束语

本文以四个共面特征点为基础,结合特征点之间的平行性和距离相似不变量等特征建立位姿测量模型,获取初值后再利用共面约束建立无约束最优目标函数求解最优解,从而保证非线性算法的解的精确性和收敛性。这种方法简化了计算模型,减少了计算过程中的迭代次数,提高了运算速度。通过实际测量实验对本文中的位姿测量方法进行了精度验证,并通过对本文算法和最小二乘法运算时间的比较可以看出,本文算法由于

使用了线性解析快速求得初值的方法,使物体位姿测量算法在保证精度的基础上一定程度上提高了算法的速度,对于实时测量技术在工业领域的应用有一定意义。

参考文献:

- [1] 付海洋. 基于计算机视觉的车轮定位技术的研究[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2010.
- [2] ZHANG Shi-jie, CAO Xi-bin, ZHANG Fan, *et al.* Monocular vision-based iterative pose estimation algorithm from corresponding feature points[J]. *Science China Information Sciences*, 2010, 53(8): 1682-1696.
- [3] 吴福朝, 胡占义. PnP问题的线性求解算法[J]. *软件学报*, 2003, 14(3): 682-688.
- [4] 段福庆, 吴福朝, 胡占义. 基于平行性约束的摄像机标定与3D重构[J]. *软件学报*, 2007, 18(6): 1350-1360.
- [5] 王鹏, 孙长库, 张子森. 单目视觉位姿测量的线性求解[J]. *仪器仪表学报*, 2011, 32(5): 1126-1131.
- [6] DANIEL F D, LARRY S D. Model-based object pose in 25 lines of code[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1995, 15(1-2): 123-141.
- [7] 张子森, 王鹏, 孙长库. 单目视觉位姿测量方法及数字仿真[J]. *天津大学学报*, 2011, 44(5): 440-444.
- [8] QIN Li-juan, ZHU Feng. A new method for pose estimation from line correspondences[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, 34(2): 130-134.
- [9] 张广军, 周富强. 基于双圆特征的无人机着陆位置姿态视觉测量方法[J]. *航空学报*, 2005, 26(3): 344-348.
- [10] 刘昶, 朱枫, 夏仁波. 基于共面两点一线特征的单目视觉定位系统[J]. *计算机应用研究*, 2012, 29(8): 3145-3147.
- [11] TSAI R. A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses[J]. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, 1987, 3(4): 323-344.
- [12] WANG Peng, XIAO Xu, ZHANG Zi-miao, *et al.* Study on the position and orientation measurement method with monocular vision system[J]. *Chinese Optics Letters*, 2010, 8(1): 55-58.

(上接第1916页)

4 结束语

本文提出的WMSRC先对人脸分块,构造各子块字典和SRC分类器,再根据各分类器的鉴别力进行多分类器加权融合识别。在AR和YaleA人脸库的实验结果表明,基于多分类器加权融合的WMSRC较现有的SRC和BSRC算法的遮挡识别率更高。在字典选取方面,WMSRC使用原始训练样本集作为字典,未来拟利用图像小波特征通过学习构建字典进行多分类器融合识别。

参考文献:

- [1] WRIGHT J, YANG A, GANESH A, *et al.* Robust face recognition via sparse representation[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(2): 210-227.
- [2] DONOHO D. Compressed sensing[J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 2006, 52(3): 1289-1306.
- [3] 翟懿奎, 甘俊英, 李景文. 基于彩色信息融合和同伦算法的遮挡鲁棒人脸识别方法研究[J]. *信号处理*, 2011, 27(11): 1762-1768.
- [4] YANG Meng, ZHANG Lei. Gabor feature based sparse representation

for face recognition with Gabor occlusion dictionary[C]//Proc of the 11th European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer-Verlag, 2010: 448-461.

- [5] CUI Zhen, SHAN Shi-guang, CHEN Xi-lin, *et al.* Sparsely encoded local descriptor for face recognition[C]//Proc of Automatic Face & Gesture Recognition and Workshops. 2011: 149-154.
- [6] 李永, 殷建平, 祝恩, 等. 基于FAR和FRR融合的多模态生物特征识别[J]. *自动化学报*, 2011, 34(4): 408-416.
- [7] LIU Cheng-lin. Classifier combination based on confidence transformation[J]. *Pattern Recognition*, 2005, 38(1): 11-28.
- [8] MALLAT S G, ZHANG Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 1993, 41(12): 3397-3415.
- [9] CHEN S, DONOHO D, SAUNDERS M. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. *SIAM Review*, 2001, 43(1): 129-159.
- [10] GORODNITSKI I F, RAO B D. Sparse signal reconstruction from limited data using focuss; a re-weighted norm minimization algorithm[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 1997, 45(3): 600-616.
- [11] BECK A, TEOULLE M. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, 2(1): 183-202.