

文章编号: 1001-0920(2006)06-0709-05

基于立体视觉的移动机器人导航方法的研究

段 华, 赵东标

(南京航空航天大学 机电学院, 南京 210016)

摘 要: 提出一种新颖、有效的移动机器人导航方法。首先利用归一化RGB值的特性和几何封闭性提取出道路区域和可疑障碍物区域; 然后利用重投影以及灰度相似性剔除路面水迹及裂痕; 接着对障碍物区域进行局部视差连续性约束下的相似性匹配, 并构造障碍物的最大包围盒; 最后对连续二帧图像进行色调均值和方差的匹配以估计障碍物的相对速度, 利用不同的策略进行避障。道路区域和障碍物区域的提取实验以及避障的仿真实验验证了该方法的有效性。

关键词: 移动机器人; 动态障碍物; 立体视觉; 局部视差连续性; 最大包围盒

中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A

Research on Mobile Robot Navigation Based on Stereo Vision

DUAN Hua, ZHAO Dong-biao

(College of Mechanical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Correspondent: DUAN Hua, E-mail: rancle_dh@163.com

Abstract: A novel method for vision navigation is presented. Considering the complexity of real-time and the real road, the characteristics of the normalized RGB value are used to divide the road image into road region and dubious obstacle region. The region of water and crack are eliminated by reprojection and the correlation of the pixel gray. With the correlation matching and constant-local-disparity, real matching points are found which can be used to produce the maximal encasing box for the obstacle on the ground. The relative velocity of the obstacle is calculated based on the mean and variance of the hue. The least change principle for one obstacle and the optimal principle for multi-obstacle help the robot to avoid the obstacle. Simulation results demonstrate the effectiveness of the obstacle avoidance in this method.

Key words: Mobile robot; Moving obstacle; Stereo vision; Constant-local-disparity; The maximal encasing box

1 引 言

移动机器人要想实现自主导航, 必须完成道路区域检测、障碍物检测和动态避障3个子任务。鉴于外部环境的复杂性, 目前视觉导航越来越受人们的重视并表现出很好的发展前景^[1-3]。但由于图像处理数据量大、算法较复杂, 在具体应用中为了保证实时性会存有一定的局限性, 比如道路区域检测的算法不够鲁棒, 只能适合算法特定的道路模型^[4-6]、只能对静态障碍物进行避障^[7-10]等。

为了使移动机器人的应用场合更实际化, 本文

设计了一种视觉导航算法, 在考虑到实时性的前提下, 对更实际化的道路区域也能完成检测, 而且能在具有静态和动态障碍物的复杂环境中进行局部在线避障。

2 道路区域的检测

2.1 立体视觉系统的构建

为构建双目立体视觉系统, 先提出3条假设:

- 1) 所研究的障碍物均是指高出路面的, 不涉及沟、洞之类的障碍;
- 2) 机器人行驶的路面平坦且颜色基本一致;

收稿日期: 2005-04-15; 修回日期: 2005-08-16

基金项目: 国家自然科学基金项目(50275078)。

作者简介: 段华(1977—), 男, 南昌人, 博士生, 从事图像处理、计算机视觉等研究; 赵东标(1963—), 男, 安徽蚌埠人, 教授, 博士生导师, 从事机电控制、模糊控制及智能机器人等研究。

3) 障碍物边界与背景不连续、可分离

由于环境的复杂性,彩色图像可以提供更丰富的关于道路场景的信息,所以在满足以上3条假设的前提下,用两台内部参数完全一致、光轴相互平行且与水平路面成一定倾角的彩色摄像机构成平行双目立体视觉系统

2.2 检测算法的实现

目前,在道路区域检测方面,主要有边界特征提取^[3,4]、灰度阈值分割^[5]、基于灰度相似性的区域生长^[11]等方法。其中,边界特征提取方法对于复杂道路模型而言,算法的计算量较大,实时性不好保证;而灰度阈值分割方法和基于灰度相似性的区域生长方法的应用场合一般是没有阴影、人行道和路肩且非路(像草坪)这一类在灰度值和路面差别较大的物质的道路,实用性较差。另外,障碍物通常在灰度值和路面比较接近,所以基于灰度相似性的区域生长方法不能把可疑障碍物区域有效的分离出来,加大了下一步障碍物检测和重建的工作量。

对大量道路图像颜色值的统计分析中可以发现以下规律:阳光下的水泥路面均为中性灰偏红;阴影下的路面由于光源主要来自天空的反射光,所以偏蓝,只是灰度变小;组成非路的如泥土、植物等灰度值较小且偏绿、偏红或偏黄,人行道和路肩灰度虽然较大但一般不为中性灰;道路区域一般是封闭的,障碍物分布在其中。另外,尽管光照条件的变化会导致路面状况不同,但归一化处理能从一定程度上减弱这种干扰,并且对归一化处理得到的 rgb 进行统计分析后发现:光照下的道路 r 值最大, g 值一般分布在 $0.32 \sim 0.33$ 范围内且 r 与 b 之差不超过 0.1 ;阴影下的道路 b 值最大且 r 与 b 之差也不超过 0.1 , g 值略小于光照下的值,差值一般不超过 0.01 。

为了改善现有方法的局限性,本文在前面分析的基础上提出了新的道路区域检测算法:

1) 在图像的中下方选取一个方形区域($k \times k$),计算其灰度平均值 f 及RGB归一化值 rgb 。如果 r 值最大,则机器人当前处在光照下的道路上;如果 b 值最大,则处在阴影下的道路上。以后每采集一次图像都要对这几个值进行更新并重新判断。

2) 根据区域增长法对道路区域进行分割。选用的特征向量为像素 (i, j) 的灰度值 $f(i, j)$ 和彩色归一化值 $r_{i,j}, g_{i,j}, b_{i,j}$ 。当机器人在光照下的道路上时,满足条件 $|f(i, j) - f| < T$ (T 为一给定的阈值), $r_{i,j} - b_{i,j} < 0.1, 0.315 < g_{i,j} < 0.335$,则该像素为光照下的路面;满足条件 $50 < f(i, j) < f - T, b_{i,j}$ 最大, $b_{i,j} - r_{i,j} < 0.1, 0.315 < g_{i,j} < 0.335$,则该像素为阴影下的路面;其余均为非道路区域。当机器人在在阴

影下的道路上时,满足条件 $|f(i, j) - f| < T$ (T 为一给定的阈值), $b_{i,j} - r_{i,j} < 0.1, 0.315 < g_{i,j} < 0.335$,则该像素为阴影下的路面;满足条件 $f + T < f(i, j), r_{i,j}$ 最大, $r_{i,j} - b_{i,j} < 0.1, 0.315 < g_{i,j} < 0.335$,则该像素为光照下的路面;其余均为非道路区域。

经过区域生长后,可得到一个相对封闭的道路区域,其中还包括非道路的可疑障碍物区域。图1左边是在校园拍摄的两张不同路况的水泥道路图像(此处没考虑障碍物),右边是检测出的道路区域。可以看出效果比较理想,对于由于路面颜色不均匀等因素干扰产生的小黑点,可考虑使用中值滤波去除。

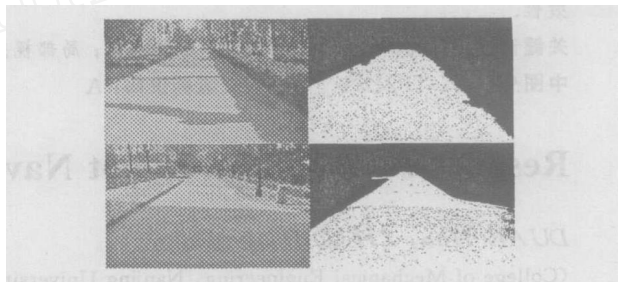


图1 道路区域提取

3 障碍物检测及避障参数的获取

道路区域中的可疑障碍物区域,既可能是路上的障碍物,也可能是路面上的水迹及裂痕等。为了减少后面匹配工作的计算量,首先必须将可疑障碍物区域提取出来,然后剔除其中的水迹及裂痕。通过分析准结构化道路图像发现,除去十字路口及转弯等地方外,其他地方的道路图像都有一个特点:在图像某一行中,如果有一个像素属于非道路区域,同时在该行前面和后面的列中又分别存在属于道路区域的像素,那么该像素即为可疑障碍物区域。对于高度较低的障碍物,由于被道路区域完全包围,所以利用此特点能够得到完整的可疑障碍物区域;对于具有一定高度的障碍物(如行人),由于摄像机的高度有限,所以不一定能被道路区域完全包围,通常是障碍物的上半部分在非道路区域中。考虑到障碍物普遍呈上小下大状,所以利用此特点虽然只能得到障碍物下半部分的区域,但对后续的路径规划是完全适

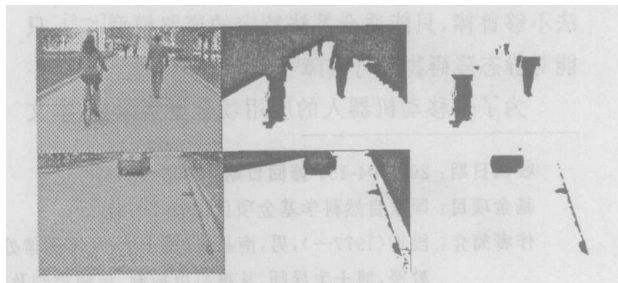


图2 可疑障碍物区域的分割结果

合的图 2 是实际效果图

可疑障碍物区域提取后, 计算其形心点坐标(区域像素 x 和 y 的平均值并圆整), 并按下述方法提取真实障碍物区域:

1) 如果该坐标值落在区域中, 则将其投影到路面并反投影到相应的另一幅图像上, 然后对这两个图像上的点进行灰度相关性计算. 如果满足相关性则表示该区域为路面, 否则为真实障碍物区域

2) 如果该坐标值不在区域中, 则在区域中以相同的 y 值找出三个初始点, 然后取 x 值在中间的点为研究对象, 方法类同于 1).

本文的避障参数是障碍物在机器人坐标系 XOZ 平面内(机器人坐标系中 Z 轴正向为机器人前进方向, XOZ 平面为水平路面, 坐标原点为机器人正前方和路面交线的中点)的二维尺寸和障碍物相对于机器人的速度. 获取方法是: 首先对 T s 时的真实障碍物区域进行局部视差连续性约束下的相似性匹配^[12], 利用得到的精确匹配点集计算出障碍物上点在摄像机坐标系下的坐标值, 然后投影到机器人坐标系的 XOZ 平面中, 用其中的 Z 坐标最小值 Z_{min} 和最大值 Z_{max} 以及 X 坐标最小值 X_{min} 和最大值 X_{max} 四个值构造一个初始的最大包围盒. 考虑到摄像机的观察角度以及物体自身遮挡等影响, 对该包围盒进行扩展, 得到最终的最大包围盒的边界尺寸为 $X_{min}^T, X_{max}^T, Z_{min}^T$ 和 Z_{max}^T . 扩展的方法如下式所示:

$$\begin{cases} \Delta X = (X_{max} - X_{min}) \times \xi \\ \Delta Z = (Z_{max} - Z_{min}) \times \eta \\ X_{min}^T = X_{min} - \Delta X / 2, \\ X_{max}^T = X_{max} + \Delta X / 2, \\ Z_{min}^T = Z_{min}, \\ Z_{max}^T = Z_{max} + \Delta Z. \end{cases} \quad (1)$$

其中: ξ 为 X 方向上的扩展因子, η 为 Z 方向上的扩展因子. 于是 T s 时障碍物的形心点 P^T 的坐标即为 $((X_{min}^T + X_{max}^T)/2$ 和 $(Z_{min}^T + Z_{max}^T)/2$). 重复上面的步骤, 可得 $(T + \Delta T)$ s 时障碍物形心点 $P^{T+\Delta T}$ 的坐标及包围盒的长和宽, 即第 1 个避障参数. 当图像中存在多个障碍物时, 考虑到光照对色调的影响不大且障碍物区域像素不多, 所以可将障碍物区域的 RGB 值转换成 HIS 值, 求出其色调均值 \bar{H} 和方差 σ_H . 可利用连续二帧图像中障碍物区域的 \bar{H} 值和 σ_H 值的相关性进行障碍物区域的匹配^[13]. 令 $\Delta \vec{r}$ 为同一障碍物的形心点 P^T 到点 $P^{T+\Delta T}$ 的矢量, 则该障碍物相对于机器人的速度 $\vec{v} = \Delta \vec{r} / \Delta T$, 即为第 2 个避障参数

4 动态避障算法

定义 P_X^T 和 P_Z^T 为 P^T 的 X 坐标值和 Z 坐标值, $P_X^{T+\Delta T}$ 和 $P_Z^{T+\Delta T}$ 为 $P^{T+\Delta T}$ 的 X 坐标值和 Z 坐标值. 当 $P_Z^{T+\Delta T} - P_Z^T > 0$ 时, 障碍物远离机器人, 不需要避障; 当 $P_Z^{T+\Delta T} - P_Z^T < 0$ 时, 按 $P_X^{T+\Delta T} - P_X^T > 0, P_X^{T+\Delta T} - P_X^T = 0$ 和 $P_X^{T+\Delta T} - P_X^T < 0$ 三种情况进行讨论. 限于篇幅, 下面只讨论 $P_X^{T+\Delta T} - P_X^T > 0$ 的情况

此时, 障碍物在机器人坐标系 XOZ 平面的位置有 3 种可能: 一种是图 3 所示的障碍物的 $X_{max}^{T+\Delta T} < X_{min}^{robot}$ ($X_{max}^{T+\Delta T}$ 是 $(T + \Delta T)$ s 时障碍物最大包围盒的最大 X 坐标值, X_{min}^{robot} 是机器人外围轮廓的最小 X 坐标值, 以下类似); 一种是障碍物的 $X_{max}^{T+\Delta T} > X_{min}^{robot}$ 且 $X_{min}^{T+\Delta T} < X_{min}^{robot}$; 最后一种是 $X_{min}^{T+\Delta T} > X_{min}^{robot}$ (此时不需要进行避障). 下面主要分析第 1 种情况, 第 2 情况的分析类似

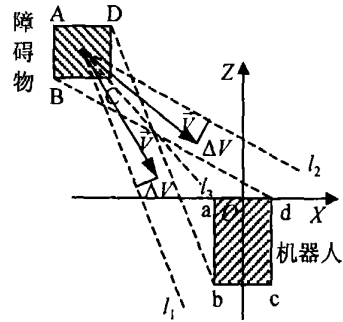


图 3 障碍物在 XOZ 平面的分布情况

图 3 中, \vec{v} 为障碍物相对机器人的速度矢量, Bd , l_1 , l_2 是 l_2 和 l_1 的角平分线, 矩形 $ABCD$ 代表障碍物, $abcd$ 代表机器人. 显然, 当 \vec{v} 不在 l_2 和 l_1 之间时, 机器人不需要避障; 在 l_2 和 l_3 之间时, 障碍物相对机器人的速度改变量 $\Delta \vec{v}$ 应该为 \vec{v} 向 l_2 作的垂线; 在 l_1 和 l_3 之间时, $\Delta \vec{v}$ 应该为 \vec{v} 向 l_1 作的垂线. 由于障碍物的速度不能人为改变, 所以将 $\Delta \vec{v}$ 转变到机器人上, 即机器人的速度改变量为 $-\Delta \vec{v}$.

令 k_3 代表 \vec{v} 的斜率, k_1 和 k_2 分别为 l_1 和 l_2 的斜率, $|\vec{v}|$ 为 \vec{v} 的模, $|\Delta \vec{v}|$ 为 $\Delta \vec{v}$ 的模, 则当

$$\arctan |k_3| - \arctan |k_2| < (\arctan |k_1| - \arctan |k_2|) / 2$$

时, 有

$$\Delta \vec{v} = \zeta \times \vec{v} \times \begin{pmatrix} \sin(\arctan |k_3| - \arctan |k_2|) \end{pmatrix} \quad (2)$$

ζ 为比例系数(取值大于 1), $-\Delta \vec{v}$ 的方向在第三象

限,与 Z 轴负方向的夹角为 $\arctan |k_2|$;

当

$$\arctan |k_3| - \arctan |k_2| > (\arctan |k_1| - \arctan |k_2|) / 2$$

时,有

$$\Delta \vec{V} = \zeta \times \vec{V} \times \sin(\arctan |k_1| - \arctan |k_3|). \quad (3)$$

$\Delta \vec{V}$ 的方向在第一象限,与 Z 轴正方向的夹角为 $\arctan |k_1|$

图3中障碍物的碰撞时间 t 的计算如下:

$$\begin{cases} t = \frac{Z_{\min}^{T+\Delta T}}{\vec{V} \times \sin(\arctan(|k_3|))}, & |k_3| \leq |k_{Ca}|; \\ t = \frac{X_{\max}^{T+\Delta T}}{\vec{V} \times \cos(\arctan(|k_3|))}, & |k_3| > |k_{Ca}| \end{cases} \quad (4)$$

式中 k_{Ca} 为线段Ca的斜率

为了减少图像处理消耗的时间,提高决策的实时性,规定障碍物为稀疏分布.机器人如果检测到障碍物可能与自己发生碰撞,马上分析哪个障碍物最先发生碰撞,然后针对该障碍物先进行避障.接着在下一个决策周期再对此时最先发生碰撞的障碍物进行避障,最终实现多障碍物的避障.本文称之为第1避障策略.当两个障碍物与机器人发生碰撞的时间间隔较小,比如在一个决策周期内时,此策略并不理想,所以必须引入第2避障策略.在第2避障策略中,应考虑最先发生碰撞的障碍物A和B分别引起的机器人的速度改变量 $\Delta \vec{V}_A$ 和 $\Delta \vec{V}_B$ 在 X 轴和 Z 轴方向的分量(A为最先发生碰撞的障碍物).然后按下面的策略计算机器人最终速度改变量 $\Delta \vec{V}$,即:

1) 两者在 X 轴和 Z 轴的分量均同向或均异向时, $\Delta \vec{V}$ 取 $\Delta \vec{V}_A$ 和 $\Delta \vec{V}_B$ 的最大值,方向为 $\Delta \vec{V}_A$ 的方向;

2) 两者在 X 轴的分量同向,在 Z 轴的分量异向时, $\Delta \vec{V}$ 大小取 $\Delta \vec{V}_A / \sin(\arctan(|k_A|))$ 和 $\Delta \vec{V}_B / \sin(\arctan(|k_B|))$ 的最大值,方向为 X 轴上分量的方向(k_A 和 k_B 为计算 $\Delta \vec{V}_A$ 和 $\Delta \vec{V}_B$ 时所用的 l_1 或 l_2 的斜率);

3) 两者在 Z 轴的分量同向,在 X 轴的分量异向时, $\Delta \vec{V}$ 的大小为 $\Delta \vec{V}_A / \cos(\arctan(|k_A|))$ 和 $\Delta \vec{V}_B / \cos(\arctan(|k_B|))$ 的最大值,方向为 Z 轴

上分量的方向.注意,如果在 Z 轴正向且机器人的速度已经是最大,则应该采用第1避障策略.

最后给出完整的避障算法描述:

Step 1: 判断当前所处位置是不是目标点,如果是,算法停止,否则进入下一步;

Step 2: 判断当前是否存在碰撞可能,如果存在,转入下一步,不存在则跳到Step 6;

Step 3: 判断是否满足第2避障策略,如果满足,进入Step 5,否则进入下一步;

Step 4: 使用第1避障策略实现动态避障,一个决策周期后跳回Step 1;

Step 5: 判断是否满足上述3)中的特殊情况,如果满足跳到Step 4,否则使用第2避障策略实现动态避障,一个决策周期后跳回Step 1;

Step 6: 朝向目标点运动,一个决策周期后跳回Step 1.

5 仿真例子

为了说明此避障方法的有效性,下面给出了仿真实验结果.仿真环境是用VC开发的,运行于PC机.在仿真中,机器人为矩形,其长和宽为0.8m和0.6m,视觉传感器探测范围为3m,决策周期0.7s,机器人的最大速度为0.8m/s(通过调整传感器的探测范围和决策周期可提高机器人的实际速度).仿真过程中,一共有3个障碍物,离得最近的是正方形的静态障碍物,两个作匀速直线运动的动态障碍物外形均为圆形(便于构造最大包围盒).仿真界面的单位是mm,采用1:100的比例,坐标原点在工作窗口的左上角, x 轴向右递增, y 轴向下递减.

图4中,自上向下运动的动态障碍物的速度为0.54m/s,向左上方运动的速度为0.57m/s.从图中可以看出机器人根据障碍物的速度差异而采取相应的行为进行避障,最终成功到达终点.在仿真中,考虑到图像处理和匹配的耗时,一个决策周期中前70%的时间机器人状态不变,后30%的时间进行避障决策并改变运动状态.

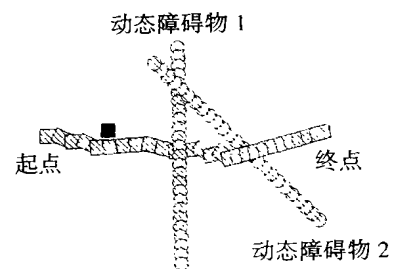


图4 动态避障仿真结果

6 结 语

道路图像处理结果及避障仿真结果表明,本文

设计的基于立体视觉的移动机器人导航方法是可行的、有效的。该方法对于类似于校园干道的、路况较好的结构化水泥道路鲁棒性较好,且能有效避让静态和动态障碍物。但是,本文的道路检测方法目前只能识别阴影下的水泥道路,对于水迹及灰尘下的水泥道路不适合,只能作为可疑障碍物区域进行下一步检测。为了提高实时性,在以后的研究中将进一步完善检测算法。

参考文献(References)

- [1] Chow Y H, Ronald C. *Obstacle Avoidance of Legged Robot Without 3D Reconstruction of the Surroundings* [R]. Hong Kong: The Chinese University of Hong Kong, 1999: 2316-2321.
- [2] Murray D, Jennings C. *Stereo Vision Based Mapping and Navigation for Mobile Robots* [A]. *Proc of IEEE Conf on Robotics and Automation* [C]. Albuquerque, 1997: 1694-1699.
- [3] Mathies L, Brown E. *Machine Vision for Obstacle Detection and Ordnance Recognition* [A]. *Proc of Annual Meeting of the Association for Unmanned Vehicle Systems* [C]. Orlando, 1996: 1780-1785.
- [4] Xu Y C, Wang R B, Li B, et al. *A Vision Navigation Algorithm Based on Linear Lane Model* [A]. *Proc of IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2000* [C]. New York, 2000: 240-245.
- [5] 李庆忠, 陈先华, 顾伟康, 等. 基于彩色立体视觉的障碍物快速检测方法[J]. *计算机科学*, 2003, 10(9): 72-75.
(Li Q Z, Chen X H, Gu W K. Fast Method for Obstacle Detection Based on Color Stereo Vision [J]. *Computer Science*, 2003, 10(9): 72-75.)
- [6] 李欣, 李宏东, 顾伟康, 等. 一种结构化道路环境中的视觉导航系统[J]. *浙江大学学报*, 2002, 11(6): 630-633.
(Li X, Li H D, Gu W K, et al. A Vision-based Navigation System in Structural Road Environment [J]. *J of Zhejiang University*, 2002, 11(6): 630-633.)
- [7] Badal S, Ravela S. *A Practical Obstacle Detection and Avoidance System* [A]. *Proc of the Second IEEE Workshop* [C]. Sarasota, 1994: 97-104.
- [8] Murray D, Little J. *Using Real-time Stereo Vision for Mobile Robot Navigation* [J]. *Autonomous Robots*, 2000, 8(2): 161-171.
- [9] 席志红, 原新, 许辉. 基于视觉的移动机器人实时避障和导航[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2002, 23(5): 106-107.
(Xi Z H, Yuan X, Xu H. Vision-based On-line Obstacle Avoiding and Navigation of Mobile Robot [J]. *J of Harbin Engineering University*, 2002, 23(5): 106-107.)
- [10] 崔巍, 强文义, 陈兴林. 双足机器人实时障碍检测视觉系统[J]. *控制与决策*, 2004, 19(1): 40-43.
(Cui W, Qiang W Y, Chen X L. Real Time Obstacle Detection System for Biped Robot [J]. *Control and Decision*, 2004, 19(1): 40-43.)
- [11] 唐国维, 李井辉, 赵建民. 基于二维灰度图像的道路区域获取方法[J]. *计算机工程与应用*, 2003, 16(39): 230-232.
(Tang G W, Li J H, Zhao J M. Approach to Getting Road Area Based on 2D Gray Image [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2003, 16(39): 230-232.)
- [12] Zhang Z, Deriche R, Faugeras O, et al. *A Robust Technique for Matching Two Uncalibrated Images Through the Recovery of the Unknown Epipolar Geometry* [J]. *Artificial Intelligence J*, 1995, 78: 87-119.
- [13] 黄庆明, 张田文, 潘少静. 基于色彩学习的彩色图像分割方法[J]. *计算机研究与发展*, 1995, 32(9): 60-64.
(Huang Q M, Zhang T W, Pan S J. Color Image Segmentation Based on Color Learning [J]. *J of Computer Research and Development*, 1995, 32(9): 60-64.)

(上接第708页)

- [3] Tan K K, Huang S N, Lee T J. *Robust Adaptive Numerical Compensation for Friction and Force Ripple in Permanent Magnet Linear Motors* [J]. *IEEE Trans on Magnetic*, 2002, 38(1): 221-228.
- [4] Solsona J, Valla M I, Muravchik C. *Nonlinear Control of a Permanent Magnet Synchronous Motor with Disturbance Torque Estimation* [J]. *IEEE Trans on Energy Conversion*, 2000, 15(2): 163-168.
- [5] Rahman M A, Vilathgamuwa M, Uddin M N, et al. *Nonlinear Control of Interior Permanent Magnet Synchronous Motor* [J]. *IEEE Trans on Industry Application*, 2003, 39(2): 408-416.