

基于彩色信息的尺度不变特征变换图像特征点提取与匹配

吴寅初, 马戎

(西北工业大学 自动化学院, 西安 710129)

(wuyinchu521@163.com)

摘要:针对将彩色图像转化为灰度图像后再进行特征点提取与匹配会丢失彩色信息,可能导致误匹配这一问题,采用一种基于彩色信息的 SIFT 特征点提取及匹配算法(CSIFT)以实现彩色图像的特征点提取及匹配,结合目标的颜色特征与几何特征,以颜色不变量作为输入图像,再提取特征点并描述特征点周围的信息,通过最近邻匹配法求出图像间的匹配对。实验将该算法应用于视觉里程计中,对相机所拍的相邻两帧图像进行了特征点提取及匹配,并比较了该算法与传统 SIFT 算法的差异。实验结果表明该算法是有效的。

关键词:色不变量;图像匹配;特征提取;尺度空间;视觉里程计

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Image feature extraction and matching of color-based scale-invariant feature transform

WU Yin-chu, MA Rong

(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shaanxi 710129, China)

Abstract: That image feature extraction and matching will be done after the color image is transformed into gray one may cause color information loss and lead to wrong matching. In order to solve such problem, an image feature extraction and matching method named CSIFT (Color-based Scale-Invariant Feature Transform) was used to realize color image feature extraction and matching. Combining the color features with the geometrical features of the objects, feature points were extracted and neighbor information around these points was described using color invariant value as input information. Then the points between two images were matched using the nearest neighbor method. The algorithms were applied to vision-odometer, feature extraction and matching with two adjacent frames from camera were operated and compared with the SIFT algorithm in the experiment. The result shows that the algorithm is effective.

Key words: color invariance; image match; feature extraction; scale space; vision-odometer

随着计算机视觉技术的不断发展,图像匹配技术也在不断完善。图像匹配是计算机视觉中许多研究领域的基础,包括目标或场景识别、障碍物检测、三维重建等,其应用遍及军事、遥感、医学等诸多领域。而特征点提取与匹配又是图像匹配的基本环节。目前,特征点提取与匹配的方法有很多,其中具有代表性的、应用较广泛的有 Harris 和 Stephens 提出的 Harris 角点检测算法^[1]、David Lowe 提出的尺度不变特征变换(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)算法^[2]。但是这些算法的描述大多将彩色图像转化为灰度图像,只利用图像的灰度信息,对形状相似颜色不同的物体的识别能力很差。针对这一问题,学者们提出一些在 SIFT 描述符中加入颜色信息的方法。文献[3]用四元数来表示图像,将彩色图像 RGB 三分量作为一个整体向量考虑;文献[4]着重分析了多种彩色模型对算法性能的影响;Kubelka-Munk 在文献[5]中提出了名为 CSIFT 的颜色不变模型。本文借鉴 CSIFT,利用图像的颜色信息来计算特征向量,对视觉里程计中的特征点进行提取与匹配,取得了比 SIFT 方法更加稳定和精确的结果。

1 算法理论基础

1.1 颜色不变量

文献[5]中提出的 CSIFT 颜色不变模型描述了物体的光

谱辐射特性,其描述光谱辐射模型可用式(1)表示。

$$E(\lambda, \mathbf{x}) = e(\lambda, \mathbf{x}) (1 - \rho_f(\mathbf{x}))^2 R_\infty(\lambda, \mathbf{x}) + e(\lambda, \mathbf{x}) \rho_f(\mathbf{x}) \quad (1)$$

其中: λ 表示波长; \mathbf{x} 为二维矢量,表示观测位置; $e(\lambda, \mathbf{x})$ 表示光谱强度; $\rho_f(\mathbf{x})$ 表示 \mathbf{x} 处的 Fresnel 反射系数; $R_\infty(\lambda, \mathbf{x})$ 表示材料反射率; $E(\lambda, \mathbf{x})$ 为观测处的反射谱。一般情况下, $\rho_f(\mathbf{x})$ 可忽略; $e(\lambda, \mathbf{x})$ 在各个波长上保持不变而随着位置变化,可写成 $i(\lambda, \mathbf{x})$ 形式,这样式(1)简化为:

$$E(\lambda, \mathbf{x}) = i(\lambda, \mathbf{x}) R_\infty(\lambda, \mathbf{x}) \quad (2)$$

$$\text{颜色不变量 } H = \frac{E_\lambda}{E_{\lambda\lambda}} = \frac{\partial R_\infty(\lambda, \mathbf{x}) / \partial \lambda}{\partial^2 R_\infty(\lambda, \mathbf{x}) / \partial \lambda^2} \quad [6]$$

表征物体的反射特性,与视点、表面方位、光照方向和光照强度均无关。

采用高斯颜色模型作为表示光谱信息和局部图像结构的一般模型,以计算 RGB 颜色空间的不变量。此模型计算光谱分量时可近似于人类视觉系统的 CIE 1964 XYZ,通过 RGB 到 XYZ 和 XYZ 到高斯颜色模型的两线性变换,可得 RGB 表示的高斯颜色模型为:

$$\begin{bmatrix} E \\ E_\lambda \\ E_{\lambda\lambda} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.06 & 0.63 & 0.27 \\ 0.30 & 0.04 & -0.35 \\ 0.34 & -0.60 & 0.17 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (3)$$

收稿日期:2010-10-11;修回日期:2010-12-13。

作者简介:吴寅初(1986-),男,安徽蚌埠人,硕士研究生,主要研究方向:计算机视觉、图像图像处理;马戎(1963-),女,陕西西安人,副教授,博士,主要研究方向:传感器技术、检测与控制。

1.2 特征点提取

1.2.1 尺度空间极值检测

尺度空间极值检测是将图像用多尺度空间表示,然后查找每一个尺度空间中的极值点,得到极值点所在像素的位置。

Lindeberg 等人曾证明了高斯函数是唯一可以作为建立图像尺度空间的核函数^[7]。一般地,图像的尺度空间由尺度可变的高斯函数核与输入图像作卷积而得到的拉普拉斯算子来定义,可用式(4)表示。

$$L(x, y) = G(x, y, \sigma) * H(x, y) \quad (4)$$

式中: $H(x, y)$ 表示输入图像的颜色不变量;高斯函数 $G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right\}$; σ 是高斯函数的标准差,也是尺度空间因子。

为了有效地在尺度空间检测到稳定的关键点,Lowe 提出了高斯差分(Difference of Gaussians, DoG)尺度空间。高斯差分函数可用式(5)表示。

$$D(x, y, \sigma) = [G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)] * H(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (5)$$

式中 k 为固定系数。

高斯卷积图像两两相减得到差分图像后,将高斯差分图像中的每个极值点与它的邻域(8个像素点)、对应的上一层图像的邻域(9个像素点)、对应的下一层图像的邻域(9个像素点)共26个邻域值进行比较,若该点均大于或者均小于这26个值,则记录此点的位置和它所在的尺度,作为候选关键点。如图1所示。

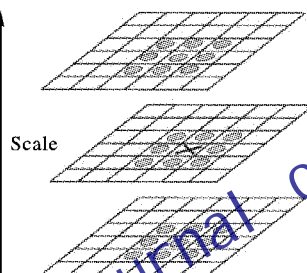


图1 尺度空间极值检测

1.2.2 关键点筛选

DoG 值对噪声和边缘较敏感,因此在尺度空间中检测到的极值点需要进行进一步筛选。

1) 剔除低对比度的点。

对 $D(x, y, \sigma)$ 进行二阶泰勒展开,可得到式(6)。

$$D(\hat{x}) = D + \frac{\partial D}{\partial x} \hat{x} + \frac{1}{2} \hat{x}^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} \hat{x} \quad (6)$$

对式(6)求导得 $D(\hat{x})$ 的极值,可用式(7)表示。

$$D(\hat{x}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} \hat{x} \quad (7)$$

Lowe 在文献[2]中通过实验得出, $|D(\hat{x})|$ 随着极值点对比度的增加而增加,选择阈值为0.03能较好地不同对比度的极值点区分开来。若 $|D(\hat{x})| > 0.03$,则该点对比度满足要求,应当保留;若 $|D(\hat{x})| < 0.03$,则认为该点是低对比度的点,应该剔除。

2) 剔除边缘点。

不稳定边缘点的确定主要是检测其主曲率是否小于某个阈值。主曲率可通过 Hessian 矩阵求出: $H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix}$ 。H 的特征值与 D 的主曲率成正比。令 H 的最大特征值和最小特征

值分别为 α, β , 且 $\alpha = \gamma\beta$, 则有式(8)、(9)成立。

$$\begin{cases} \text{tr}(H) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta \\ \det(H) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2 = \alpha\beta \end{cases} \quad (8)$$

$$c = \frac{\text{tr}(H)^2}{\det(H)} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(\gamma + 1)^2}{\gamma^2} \quad (9)$$

当 $\gamma = 1$ 时, c 取得最小值。 γ 越大 c 值也越大, 所以为了检测

某点曲率是否在一定的阈值范围内, 只需检测 $c = \frac{\text{tr}(H)^2}{\det(H)} < \frac{(\gamma + 1)^2}{\gamma^2}$ 。Lowe 在文献[2]中通过实验得出, γ 越小该点越接近不稳定边缘点, 取 $\gamma = 10$ 能有效剔除一些边缘点。若选取的 γ 过小, 则不稳定边缘点剔除不完全, 影响特征点提取的精度; 若 γ 选取过大, 则剔除了过多的关键点, 减少了特征点提取的数量。

1.2.3 关键点定向

每个关键点的方向参数可通过计算关键点的梯度大小和方向来获得。

梯度大小可用式(10)表示。

$$m(x, y) = \left((L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2 \right)^{1/2} \quad (10)$$

梯度方向可用式(11)表示。

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \right) \quad (11)$$

实际计算时, 在以关键点为中心的邻域上使用高斯函数进行加权, 获得对应的梯度幅度大小和梯度方向。梯度直方图的范围是 $0 \sim 360^\circ$, 其中每 10° 一个立柱, 共计 36 个。直方图的峰值则作为该关键点的方向。若有其他局部峰值在最大峰值的 80% 内, 则把该方向也作为该点的一个方向。即一个特征点可以有多个方向, 这样可以增强匹配的鲁棒性。

1.2.4 特征点描述

在颜色不变量表示的图像上, 先将图像所在的坐标轴旋转到主方向上, 以确保旋转不变性。由关键点邻域梯度信息生成特征向量的过程如图2所示。

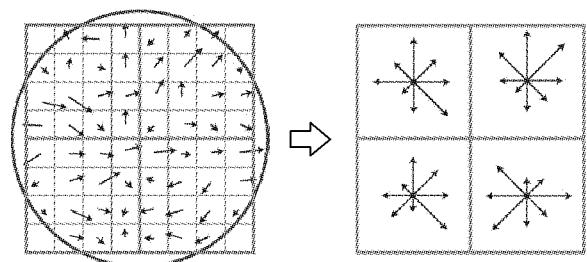


图2 由关键点邻域梯度信息生成特征向量

图2左边的中心为当前关键点的位置, 每个小格代表关键点邻域所在尺度空间的一个像素, 箭头方向代表该像素的梯度方向, 箭头长度代表梯度模的大小, 圆圈代表高斯加权的范围。然后在 4×4 的小块上计算 8 个方向的梯度方向直方图, 绘制每个梯度方向的累加值, 即可形成一个种子点, 如图2右边所示。此图中一个关键点由 2×2 共 4 个种子点组成, 每个种子点有 8 个方向向量信息。这样, 由关键点生成的特征向量就有 $4 \times 8 = 32$ 个维度。实际操作过程中, 为了增强匹配的稳定性, Lowe 建议对每个关键点使用 4×4 共 16 个种子点来描述, 这样对于一个关键点最终形成 128 维的特征向量。

通过以上几个步骤, 可以得到彩色图像的特征点的坐标、

尺度、主方向以及 128 维的特征向量。

1.3 特征点匹配

特征点匹配采用最近邻方法,即寻找图像中每个特征点在另一幅图像中的最近邻点。理想状态下,相同部分的特征点应该具有相同的特征描述向量,所以它们之间的欧氏距离应该最小。取前帧图像的某个特征点,通过遍历找到后帧图像中欧氏距离最小的两个特征点。如果最近邻距离与次近邻距离的比值小于某个阈值 α (一般情况下 $0.6 \leq \alpha \leq 0.8$,本文中取 0.7),则判定为一对匹配点。

1.4 CSIFT 算法与 SIFT 算法的比较

两种算法的基本步骤相同,都包括:尺度空间极值检测、关键点筛选、关键点定向和特征点描述。区别在于:尺度空间检测过程中,CSIFT 算法用图像的颜色不变量 $H(x,y)$ 代替 SIFT 算法中的图像函数 $I(x,y)$,因此并没有改变 SIFT 描述子原有的结构方式,而是用各子区域内彩色模型分量的均值来形成特征向量,建立了对颜色变化和几何变化都具有鲁棒性的描述符^[8],弥补了 SIFT 算法丢失彩色信息的缺陷。

2 算法应用与实验分析

视觉里程计是利用摄像机采集到的序列图像,通过特征提取、特征匹配和运动估计得出其自身运动参数的定位方法。其算法框架如图 3 所示。特征点的检测及匹配是视觉里程计实现的关键,其匹配精度直接影响运动估计的精度。

将本文的算法应用于视觉里程计中,通过 CSIFT 和 SIFT 算法对摄像机所拍的前后两帧彩色图像进行特征点的提取与

匹配,并将其结果进行比较。实验中,硬件环境为 Intel Pentium 4 CPU 2.80 GHz,内存 1 GB 的计算机,软件开发工具为 Matlab 7.0。

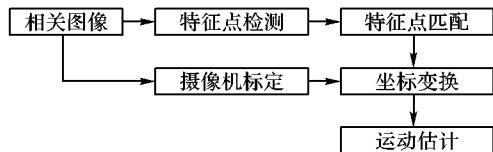


图3 视觉里程计算法框图

2.1 特征点提取及匹配比较

图 4(a) 为跑车实验中摄像机拍摄的一帧图像,场景为校园内部场景,图片大小为 800×600 ,特征点的提取的结果如图 4(b)、(c) 所示。

其中,图(b)检测出 716 个特征点,图(c)检测出 794 个特征点。图中箭头方向表示关键点的主方向,箭头长度表示所在尺度。实验结果表明,SIFT 比 CSIFT 提取的特征点多,但在一些没有特征的位置处却提取了错误的特征点,而且特征点的分布无法反映出图像色彩信息的变化。而 CSIFT 方法能很好地反映图像色彩变化的趋势和色彩信息量的多少,变化剧烈的地方分布的特征点多,变化平缓的地方检测到的特征点较少,节省了特征检测和描述的时间。

选取相邻两帧图像,进行特征点匹配,结果如图 5 所示。图 5 中(a)、(b) 分别表示 CSIFT 和 SIFT 两种算法下的特征点匹配情况,相互匹配的描述符用实线相连接。SIFT 算法由于丢失了彩色信息,误匹配较多。相对而言,CSIFT 算法的匹配效果要优于 SIFT 算法。



图4 CSIFT与SIFT特征点提取

2.2 算法耗时及匹配精度的比较

算法耗时指特征点提取及匹配消耗的总时间,匹配精度是指正确匹配的点对数量与实际匹配的总点对数量的比值。从实验中取出摄像机所拍的三组图像(每组图像由相邻两帧图像构成。由于篇幅有限,图片不再一一列出),算法耗时及匹配精度如表 1 所示。

表1 算法耗时及匹配精度的比较

实验图像	耗时/s		匹配精度/%	
	CSIFT	SIFT	CSIFT	SIFT
第一组	58.5	72.3	92.17	87.52
第二组	61.7	76.8	88.43	82.69
第三组	53.2	69.1	93.29	88.64

由表 1 可以得出,对于同一组图像,CSIFT 比 SIFT 耗时少,匹配精度高,更适合于视觉里程计中的特征点提取与匹配。

3 结语

本文采用基于彩色的 SIFT 算法(CSIFT)实现彩色图像的特征点提取及匹配,弥补了传统的基于灰度图像特征点提取与匹配的不足。实验表明该算法耗时少,匹配精度较高,为

(下转第 1124 页)

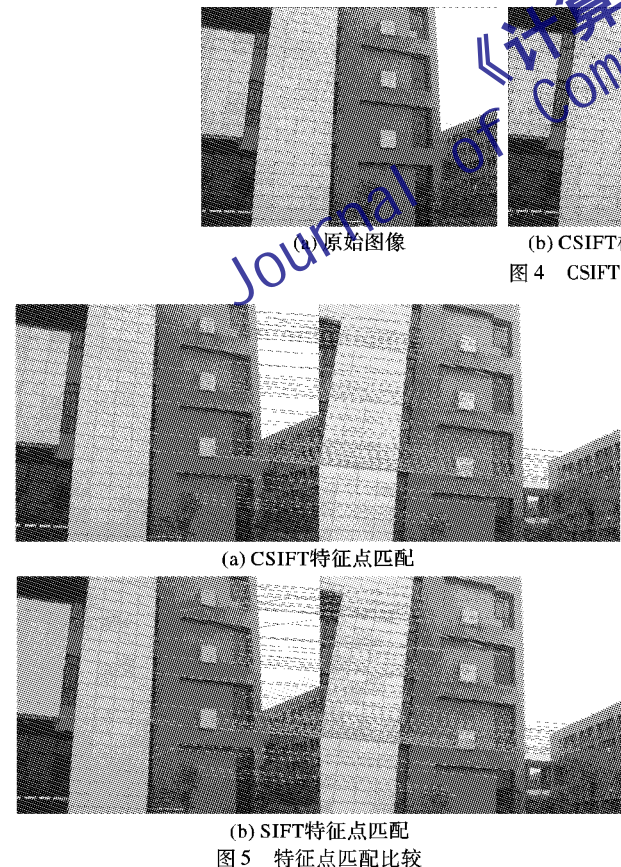


图5 特征点匹配比较

匹配过程中,并不是得到的匹配对越多越好。匹配对越多,必然越耗时,算法的实时性就越差。如何得到足够可用的精确匹配对需要重点考虑,这样才能更有利于后续运动参数估计等工作的顺利进行。

经过 100 次实验,从中选出不同种群规模的最优解,其路径优化的结果在表 3 中列出。

表 3 种群大小不同的最优解运算结果

种群大小	线路编号	路径次序	适应度	距离/km	时间/min
30	1	0-2-3-5-4-14-1-0	0.045	29.2	92.0
	2	0-15-8-9-7-6-0	0.040	31.4	101.0
	3	0-16-12-13-11-10-0	0.038	33.0	123.0
	4	0-18-20-17-19-0 或 0-19-20-18-17-0	0.064	17.9	117.0
50	1	0-3-2-5-1-14-4-0	0.049	26.9	81.0
	2	0-9-8-6-7-15-0	0.042	31.4	101.0
	3	0-11-13-12-16-10-0	0.042	30.5	100.0
	4	0-18-20-17-19-0 或 0-19-20-18-17-0	0.064	17.9	117.0
100	1	0-3-1-4-5-2-14-0	0.042	32.9	93.0
	2	0-15-8-9-7-6-0	0.026	49.4	150.0
	3	0-11-12-13-10-16-0	0.038	32.4	135.0
	4	0-18-20-17-19-0 或 0-19-20-18-17-0	0.064	17.9	117.0

由表 3 中的数据可知,实验在种群大小为 50 时,4 条线路的总行驶距离和总服务时间为最优解,分别为 106.7 km (总行驶距离为 26.9 + 31.4 + 30.5 + 17.9) 和 399 min (总服务时间为 81 + 101 + 100 + 117),比划分之后的 4 条线路的总行驶距离和总服务时间分别减少 11.9 km 和 63 min。表 4 为种群大小是 50 时,最优线路在 100 次实验中出现的次数。

表 4 最优线路出现次数统计表

线路编号	最优解出现次数	适应度值
1	1	0.049
2	98	0.042
3	80	0.042
4	100	0.064

由表 3 和表 4 结果说明,在遗传代数一定时,随着种群数的增大,有利于求得最优解,但当种群数超出一定范围反而不利于最优解的搜索。如表 3 当种群数为 50 时,其路径优化结果远离最优解的值。在 100 次实验过程中,种群数为 50 时,线路 1、线路 2、线路 3 和线路 4 的最优结果出现次数分别为 1、98、80、100,且 4 条线路的总行驶时间和总服务时间优于划分之后的结果。由此可见,本文的算法可以有效求得运钞车车辆路径优化问题的最优解或近似最优解。

(上接第 1026 页)

视觉里程计的研究提供了一种可借鉴的方法。今后还需考虑特征点的限定问题,即如何选取精确可用的特征点,排除不必要的特征点,以加强算法的实时性和可用性。

参考文献:

- [1] HARRIS C G, STEPHENS M J. A combined corner and edge detector [C]// Processing of the Fourth Alvey Vision Conference. Manchester: [s. n.], 1988: 147 - 151.
- [2] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant key points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91 - 110.
- [3] 郝明非, 张建秋, 胡波. 一种超复数鲁棒相关图像配准算法 [J]. 复旦学报: 自然科学版, 2007, 46(1): 91 - 95.
- [4] 高健, 黄心汉. 基于彩色的 SIFT 特征点提取与匹配 [J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(34): 10 - 12.

4 结语

车辆路径问题一直以来都是物流管理所关注的重点。降低运输成本、节约运输时间,是这个问题的关键之所在。

本文针对运钞过程中装钞网点数量、装钞金额、网点的 ATM 是否需要维护等不确定因素,导致的车辆数多、运输费用大和工作量不均衡等问题,提出先线路划分再路径优化的运钞车路线规划策略。根据实际求解问题的需要,本文在进行线路划分时,不是根据确定的车辆数来进行划分,而是根据实际装钞需求动态划分线路,以达到车辆数最少、总行程和总服务时间最少这三个目标。对划分好的线路,再采用赌轮选择、前置交叉、变异的改进遗传算法进行路径优化。本文的策略通过天津市某银行实际 ATM 装钞数据进行了实验,实验结果表明,这种路径规划策略可以减少运钞车辆数目,有效地降低了银行的运钞成本。

本文提出的运钞车路线规划策略中,第二阶段利用改进的遗传算法对路径进行优化。由于遗传算法本身存在易早收敛的现象,此局限性有可能使路径优化得不到全局最优值。因此,本文下一步工作将寻找更合适的方案来求解这个问题。

参考文献:

- [1] TOTH P, VIGO P. The vehicle routing problem [M]. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2002.
- [2] 刘杨, 李美萍, 彭国雄. 应急车辆出行前救援路径选择的多目标规划模型 [J]. 公路交通科技, 2009, 26(8): 135 - 139.
- [3] 吕关峰, 苏开乐. 最经济路线规划算法研究 [J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(17): 72 - 73.
- [4] 吕雄伟, 廖涛. 基于遗传算法的待时间窗邮政车辆路径问题研究 [J]. 山东大学学报: 理学版, 2009, 44(6): 46 - 50.
- [5] GENDREAU M, HERTZ A, LAPORTE G. A tabu search heuristic for the vehicle routing problem [J]. Management Science, 1994, 40(10): 1276 - 1289.
- [6] 陈子侠. 基于 GIS 物流配送线路优化与仿真 [M]. 北京: 经济科学出版社, 2007.
- [7] DUNCAN T. Experiments in the use of neighborhood search techniques for vehicle problem [J]. Kluwer Accademics, 1995, 5(4): 28 - 32.
- [8] 黎志良. 基于遗传算法的银行运钞车路线问题的研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2006.
- [9] 张良智, 何民爱, 张志海. 基于遗传算法的带时间约束的车辆路径问题优化 [J]. 交通运输系统工程与信息, 2006, 6(5): 70 - 73.
- [10] 刘敏, 郑金华, 蒋浩. 基于多目标遗传算法求解时间窗车辆路径问题 [J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(9): 186 - 207.

- [5] GEUSEBROEK J M, van den BOOMGAARD R, SMEULDERS A W M. Color Invariance [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(12): 1338 - 1350.
- [6] ABDEL-HAKIM A E, FARAG A A. CSIFT: A SIFT descriptor with color invariant characteristics [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2006, 2: 1978 - 1983.
- [7] LINDBERG T. Feature detection with automatic scale selection [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 30(2): 79 - 116.
- [8] GAO JIAN, HUANG XINHAN, PENG GANG, et al. Color-based scale invariant feature detection applied in robot vision [C]// Proceedings of the 5th International Symposium on Multispectral Image Processing and Pattern Recognition, SPIE 6790. Wuhan: [s. n.], 2007: 67904E.