

一种用于三维重建的彩色 Sift 准稠密匹配算法^{*}

赵璐璐¹, 耿国华¹, 周明全^{1,2}, 王小凤¹

(1. 西北大学 信息科学与技术学院, 西安 710127; 2. 北京师范大学 信息科学与技术学院, 北京 100875)

摘要: 针对复杂光照条件下 Sift 算法对彩色图像匹配能力较差, 基于 Kubelka-Munk 理论, 提出了一种适用于未标定图像的准稠密立体匹配算法, 有助于更精确地进行三维重建。该算法首先求出彩色图像各个像素的颜色不变量, 提取彩色特征点并通过构造彩色 Sift 特征描述子进行初匹配, 采用 RANSAC 鲁棒算法消除误匹配生成种子点; 然后依据视差约束提出一种基于视差梯度均值自适应窗口方法, 根据视差梯度均值调整搜索范围; 最后采用最优原则进行区域增长。实验证明, 该算法能获得比较满意的匹配效果, 是一种有效的用于三维重建的准稠密匹配算法。

关键词: 彩色 Sift; 区域增长; 准稠密匹配; 视差约束

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2012)09-3543-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.09.091

Quasi-dense matching based on color Sift algorithm for 3D reconstruction

ZHAO Lu-lu¹, GENG Guo-hua¹, ZHOU Ming-quan^{1,2}, WANG Xiao-feng¹

(1. School of Information Science & Technology, Northwest University, Xi'an 710127, China; 2. School of Information Science & Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: This paper proposed a quasi-dense matching algorithm based on the Kubelka-Munk theory for uncalibrated images, it contributed to more accurate 3D reconstruction. Because Sift algorithm was less capable of matching for color images under changing illumination. First, it found color invariant of each pixel in color images for extracting color feature points and constructing color sift feature descriptor to match, using RANSAC robust algorithm to eliminate false matches for generating seed points. Then it presented a adaptive window method to adjust search scope, which was based on the mean of disparity gradient according to the parallax constraint. Finally, it used the principle of the highest priority for regional growth. Experiments show that this algorithm can obtain satisfactory quasi-dense matching results, and it is an effective dense matching algorithm for 3D Reconstruction.

Key words: color Sift; regional growth; quasi-dense matching; parallax constraint

0 引言

在计算机视觉领域, 基于图像的三维重建通过对图像信息进行提取和处理获得计算机可视化的三维模型, 被广泛用于视频游戏、虚拟场景漫游等实际应用中。而立体匹配是三维重建的关键技术之一, 也是难点之一。立体匹配算法主要分为稀疏匹配、稠密匹配和准稠密匹配。由于准稠密匹配不仅能得到三维物体的完整空间结构, 也能体现出物体细节特征, 因而成为近年来备受研究者关注的研究热点。

准稠密匹配的首要任务是得到准确可靠的稀疏种子点。尺寸不变特征变换(scale invariable feature transform, Sift)^[1]算法是近年来兴起的一种鲁棒性最好的特征提取和匹配算法。但该算法将彩色图像转换成灰度图像的处理方式忽略了彩色信息对物体识别的效用, 因此对彩色图像匹配能力较差。目前, 很多学者提出了针对彩色图像的 Sift 算法, 如 Hue-sift^[2]、

Hsv-sift^[3]等。Burghouts 等人^[4]着重分析了多种彩色模型对算法性能的影响, 针对模糊、JPEG 图像压缩、光照方向变化、视角变化、光照颜色变化五种情况, 就多种最具代表性的描述子 Sift、Hue-sift、Hsv-sift、C-colour-sift^[4]进行了实验和性能比较, 结果表明当光照方向、视角发生改变, Sift 算法的辨别力下降; Hue-sift 容易受到光照颜色变化的影响; Hsv-sift 由于不稳定所以其分辨能力低于 C-colour-sift。总体而言, 基于阴影和明暗不变量的 C-colour-sift, 在复杂光照变化条件下表现出了令人满意的效果。

其次, 准稠密匹配算法从初始的稀疏种子匹配点出发, 从它们周围扩散出更多的匹配点。为了求解匹配问题, 通常需要引入一些约束条件。文献[5]通过详细分析视差梯度和搜索范围的联系, 将视差梯度约束应用于匹配中, 减少了计算冗余, 但该方法只能用于已标定图像。

为了克服上述准稠密匹配算法存在的问题, 本文提出一

收稿日期: 2012-01-23; **修回日期:** 2012-02-27 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61172170); 国家教育部博士点基金资助项目(200806970014); 陕西省自然科学基金资助项目(2011JQ8001, 2010JQ8011); 虚拟现实应用教育部工程研究中心开放基金资助项目(ME0B-NUEVRA200903)

作者简介: 赵璐璐(1989-), 女, 陕西西安人, 硕士研究生, 主要研究方向为图形图像处理、可视化技术(381299609@qq.com); 耿国华(1955-), 女, 教授, 博导, 主要研究方向为图形图像处理、可视化技术、智能信息处理; 周明全(1953-), 男, 教授, 博导, 主要研究方向为计算机可视化技术、生物特征识别、中文信息处理; 王小凤(1979-), 女, 讲师, 博士, 主要研究方向为信息系统、人工智能、三维检索。

种适用于未标定图像的准稠密匹配算法。首先借鉴 C-colour-sift, 利用图像的彩色信息转换得到基于阴影和明暗的彩色不变量, 提取彩色 Sift 特征点, 利用特征点邻域图像窗口内梯度的方向统计直方图来构造彩色特征描述向量, 对彩色特征描述向量进行特征匹配生成初匹配点对; 使用 RANSAC 剔除误匹配得到准确可靠的种子点; 接着根据最优先原则选取种子点, 通过计算获得左图种子点邻域范围内的视差梯度均值; 根据视差梯度均值调整在右图的搜索范围, 最后采用最优先原则进行区域增长。算法的整体流程如图 1 所示。

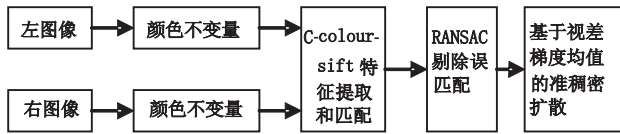


图1 彩色Sift准稠密匹配算法流程

1 彩色 Sift 算法——C-colour-sift

1.1 颜色不变量理论基础

Kubelka-Munk 理论^[6]描述了物体的光谱辐射特性, 其模型适用于现实场景的彩色图像信息, 模型表达式为

$$E(\lambda, x) = e(\lambda, x) [1 - \rho_f(x)]^2 R_\infty(\lambda, x) + e(\lambda, x) \rho_f(x) \quad (1)$$

其中: λ 表示波长; x 为二维矢量, 表示观测位置; $e(\lambda, x)$ 表示光谱强度为观测处的反射谱; $\rho_f(x)$ 表示 x 处的 Fresnel 反射系数; $R_\infty(\lambda, x)$ 表示材料反射率。一般情况下, $e(\lambda, x)$ 在各波长上保持不变而与位置有关, 可将 $e(\lambda, x)$ 改写成 $i(x)$ 形式; 对于无光泽、粗糙表面, 可以忽略 Fresnel 反射系数, $\rho_f(x) = 0$, 则式 (1) 变为

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

对 λ 分别求一阶导数和二阶导数可得: $E_\lambda = \frac{\partial E}{\partial \lambda}$, $E_{\lambda\lambda} = \frac{\partial^2 E}{\partial \lambda^2}$ 。其中: E_λ 表示蓝黄通道, $E_{\lambda\lambda}$ 表示红绿通道, E 表示强度。

在近似人眼视觉系统的 CIE219642XYZ 标准的条件下, 彩色图像的 RGB 分量和 $(E, E_\lambda, E_{\lambda\lambda})$ 的关系可通过 RGB 空间直接线性变换得到

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

对每个颜色通道进行高斯滤波可得到 $\hat{E}$ 、 $\hat{E}_\lambda$ 、 $\hat{E}_{\lambda\lambda}$ 。

引理 根据 Kubelka-Munk 模型理论, 在等能量光照下, $C_\lambda = \frac{\hat{E}_\lambda}{\hat{E}}$ 表征无光泽、粗糙表面物体的反射特性, 与视点、表面方位、光照方向和光照强度均无关。

推论 根据 Kubelka-Munk 模型理论, 在等能量光照下, 对于无光泽、粗糙表面的一个完整不可约集变量为

$$\hat{C}_{\lambda m n} = \frac{\partial^n}{\partial x^n} \left\{ \frac{\hat{E}_{\lambda m}}{\hat{E}} \right\} \quad (4)$$

其中: $m \geq 1, n \geq 0$ 。

具体的表达式为

$$\hat{C}_{\lambda\lambda} = \frac{\hat{E}_{\lambda\lambda}}{\hat{E}}, \hat{C}_{\lambda x} = \frac{\hat{E}_{\lambda x} \hat{E} - \hat{E}_\lambda \hat{E}_x}{\hat{E}^2}, \hat{C}_{\lambda\lambda x} = \frac{\hat{E}_{\lambda\lambda x} \hat{E} - \hat{E}_{\lambda\lambda} \hat{E}_x}{\hat{E}^2}$$

根据推论, 不同空间分量的不可约集可表示为

$$\begin{aligned} \hat{C}_{\lambda j} &= \frac{\hat{E}_{\lambda j} \hat{E} - \hat{E}_\lambda \hat{E}_j}{\hat{E}^2} \\ \hat{C}_{\lambda\lambda j} &= \frac{\hat{E}_{\lambda\lambda j} \hat{E} - \hat{E}_{\lambda\lambda} \hat{E}_j}{\hat{E}^2} \end{aligned} \quad (5)$$

其中: 下标 $j \in \{X, Y\}$ 表示空间分量。根据朗伯反射, 强度归一化的颜色值使得颜色值独立于强度分布, 因此, $\hat{C}_{\lambda j}$ 和 $\hat{C}_{\lambda\lambda j}$ 对阴影和明暗具有不变性。阴影和明暗的不变量为

$$\hat{C}_{\lambda w} = \sqrt{\hat{C}_{\lambda x}^2 + \hat{C}_{\lambda y}^2}, \hat{C}_{\lambda\lambda w} = \sqrt{\hat{C}_{\lambda\lambda x}^2 + \hat{C}_{\lambda\lambda y}^2} \quad (6)$$

为了说明光度不变量, 结合不变量 $\{\hat{C}_{\lambda w}, \hat{C}_{\lambda\lambda w}\}$, 通过平方和的根获得每个像素的不变量 C_w 为

$$C_w = \sqrt{\hat{C}_{\lambda w}^2 + \hat{C}_{\lambda\lambda w}^2} \quad (7)$$

其中: C_w 为颜色不变量, 对光照变化和物体几何具有不变性, 同光照方向、视角变化、光照颜色变化均无关。因此适用于很多计算机视觉应用中。

1.2 颜色不变量实现步骤

彩色图像中的每一个像素, 都由 R, G, B 三个通道组成, 基于 Kubelka-Munk 理论的彩色不变量首先将 RGB 颜色值转换为高斯颜色模型; 然后通过高斯平滑和高斯偏导函数求得每个像素的各不变量, 获得各个方向的阴影和明暗彩色不变量; 最后根据阴影和明暗不变量得到彩色不变量, 具体步骤如下:

输入: 左图像 I_l , 右图像 I_r ;

输出: 左图像 I_l 彩色不变量, 右图像彩色不变量。

a) 将彩色图像的 RGB 线性变换为高斯颜色模型 $\{e, el, ell\}$:

$$e = (0.06 * R + 0.63 * G + 0.27 * B) / 255.0$$

$$el = (0.3 * R + 0.04 * G - 0.35 * B) / 255.0$$

$$ell = (0.34 * R - 0.6 * G + 0.17 * B) / 255.0$$

b) 通过高斯平滑或者高斯偏导函数得到 E, El, Ex, Elx, Ey, Ely :

$$E = \text{GaussianSmooth}(e, \text{sigma})$$

$$El = \text{GaussianSmooth}(el, \text{sigma})$$

$$Ell = \text{GaussianSmooth}(ell, \text{sigma})$$

$$Ex = \text{GaussianDerivative}(e, \text{sigma}, x\text{Direction})$$

$$Ey = \text{GaussianDerivative}(e, \text{sigma}, y\text{Direction})$$

$$Elx = \text{GaussianDerivative}(el, \text{sigma}, x\text{Direction})$$

$$Ely = \text{GaussianDerivative}(el, \text{sigma}, y\text{Direction})$$

$$Ellx = \text{GaussianDerivative}(ell, \text{sigma}, x\text{Direction})$$

$$Elly = \text{GaussianDerivative}(ell, \text{sigma}, y\text{Direction})$$

其中: GaussianSmooth 为二维高斯函数滤波器 $G(x, y) = \frac{\exp(-(x^2 + y^2)/2\sigma^2)}{2\pi\sigma^2}$; GaussianDerivative 为二维高斯的一阶偏导函数; GaussianDerivative($e, \text{sigma}, x\text{Direction}$) 函数为 x 方向上的一阶偏导函数: $G_x = \frac{\partial G(x, y)}{\partial x} = -\frac{x}{2\pi\sigma^4} \exp(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2})$; GaussianDerivative($e, \text{sigma}, y\text{Direction}$) 为 y 方向上的一阶偏导函数: $G_y = \frac{\partial G(x, y)}{\partial y} = -\frac{y}{2\pi\sigma^4} \exp(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2})$ 。

由于高斯函数的可分离性, 二维高斯滤波器能用两个一维高斯滤波器逐次卷积来实现, 一个沿水平方向, 一个沿垂直方向。实际上, 这种运算可以通过使用单个一维高斯模板, 对两次卷积之间的图像和最后卷积的结果图像进行转置来完成。

c) 每个像素的各个不变量为

$$Clx = (Elx * E - El * Ex) / (E * 2)$$

$$Cly = (Ely * E - El * Ey) / (E * 2)$$

$$Cllx = (Ellx * E - Ell * Ex) / (E * 2)$$

$$Cllly = (Ellly * E - Ell * Ey) / (E * 2)$$

d) 阴影和明暗不变量为

$$Clw = \sqrt{Clx^2 + Cly^2}$$

$$Clww = \sqrt{Cllx^2 + Cllly^2}$$

e) 颜色不变量为

$$Cw = \sqrt{Clw^2 + Cllw^2}$$

1.3 C-colour-sift

本文按照构造 Sift 特征描述相同的方法构造 C-colour-sift。使用颜色不变量代替灰度值以计算彩色 Sift 特征描述。接着提取彩色 Sift 特征点,利用特征点邻域图像窗口内梯度的方向统计直方图来构造特征描述向量。因而 C-colour-sift 特征描述在这种方式不仅使它获得固有的鲁棒性 Sift 特征,同时具有颜色不变量。

特征向量匹配过程使用特征向量之间欧氏距离作为相似度的度量。如果最近距离与次近距离的比值小于某一阈值(一般取 0.6~0.8),则认为这一对匹配。

1.4 随机抽样一致算法 RANSAC

由于匹配结果中不可避免地含有一些误匹配点对。本文采用鲁棒性较好的 RANSAC 方法消除误匹配,将得到的可靠的匹配点作为准稠密匹配的种子点。

若 m, m' 是左右图像中的一对正确匹配点对,则点 m 和点 m' 所对应的齐次坐标为

$$m'^T F m = 0 \quad (8)$$

其中: F 为 3×3 的矩阵,也就是基础矩阵。

RANSAC 算法是从匹配结果的点集中重复地随机抽样来获得和原始数据一致的基本子集,然后利用获得的基本子集估算出基础矩阵,最后使用基础矩阵剔除误差较大的匹配点对。

RANSAC 算法具体步骤如下:

a) 从匹配结果的点集中随机地选取 8 组匹配点对,利用 8 点法计算基础矩阵。

b) 对每个基础矩阵,计算每对匹配点到各自极线距离的平方和,记为 d_i 。统计 $d_i < T$ 匹配点对的个数,其中 T 为事先设定的阈值。

c) 重复步骤 a) b) 多次。选择 $d_i < T$ 点数最多的匹配点对所对应的基础矩阵剔除误差较大的匹配点对。

2 准稠密匹配

2.1 基于视差梯度均值的自适应窗口

假设左图像中的两个相邻特征点 m, n 分别与右图像中的特征点 m', n' 匹配,根据视差梯度的定义,角点 m 与 m' 的视差梯度如下:若它们是相容的,则视差梯度 Gd 应小于等于 2;则若 Gd 大于 2,则认为这两对角点不匹配。其中, $(m, m')(n, n')$ 为匹配点的图像坐标向量, p 表示向量 p 的模。

$$Gd(m, n) = 2 \times \frac{\|(m - m') - (n - n')\|}{\|(m - m') + (n - n')\|} \quad (9)$$

物体表面一般都是光滑的,则表面对应点的视差是连续变

化的。视差梯度值大说明视差变化快,符合场景的边缘点情况,需要采用较大的搜索范围;而视差梯度值相对较小,说明处于平滑区,符合场景的一般情况,采用较小的搜索范围即可^[5]。

本文根据视差梯度约束,引入视差均值。假设左图像中种子点为 p ,右图像中匹配点为 p' ,相邻角点 $s_1, s_2, \dots, s_m$ 分别与右图中角点匹配,则视差梯度均值的计算为

$$\delta d = \frac{\sum_{i=1}^m Gd(p, s_i)}{m} \quad (10)$$

其中: m 为邻域内匹配角点的个数。

计算视差梯度均值应先求邻域范围内的已匹配点对与中心点对的视差梯度,然后求其均值。它反映了较小区域内视差的变化程度,视差梯度均值越大说明该区域视差变化越大。当邻域范围内匹配特征点增加,视差梯度均值越能准确反映区域内视差变化的程度。

考虑到窗口的选择在很大程度上会影响到匹配的精度,所以在匹配传播过程中,以种子点对邻域的视差梯度均值作为依据设置阈值,根据视差梯度变化自适应调整搜索范围。自适应搜索方法可在提高匹配算法准确性的同时,避免区域增长过程中匹配误差的累积。

2.2 准稠密匹配扩散的算法流程

为得到可靠准确的三维重建,本文算法以彩色 Sift 算法得到的稀疏种子匹配点出发,从其周围扩散出更多的匹配点,具体的扩散步骤如下:

a) 先计算当前所有种子点对的 ZNCC 归一化灰度相关系数数值,然后进行排序。从当前种子序列中挑选 ZNCC 分数最高的种子,称为最优先原则。

b) 在左图已选择种子点邻域内根据式(10)计算视差梯度均值 δd 。以视差均值 δd 作为判断,如果 $1.2 < \delta d < 2$,则符合场景中边缘点,加大右图搜索范围;如果 $\delta d < 1.2$,该像素点处于较平滑区域,减小右图搜索范围。

c) 在搜索范围找到最大相关系数数值对应的匹配点对,若其值大于 0.9,就将该点对作为一对种子点。

d) 重复步骤 a) ~ c),直到所有的种子节点扩散完。

3 实验结果及其分析

在 VS2005 环境下采用 C++ 语言实现了本文的算法,通过对多组相机拍摄的立体图像进行实验表明,本文提出的算法匹配精度较高,能很好地重建出三维物体的结构。图 2 为其中的一组实验数据,是用相机拍摄的大小为 400×300 的兵马俑头像。



图2 兵马俑头像原图

图 3 中(a)(b)是 Sift 算法检测到的左、右图像的特征点图;(c)(d)是 C-colour-sift 算法检测到的左、右图像的特征点

图。通过比较,可以发现 C-colour-sift 特征点能很好地反映图像色彩变化的趋势和色彩信息量的多少,在彩色变化剧烈的地方分布得多,在变化平缓的地方分布得少。

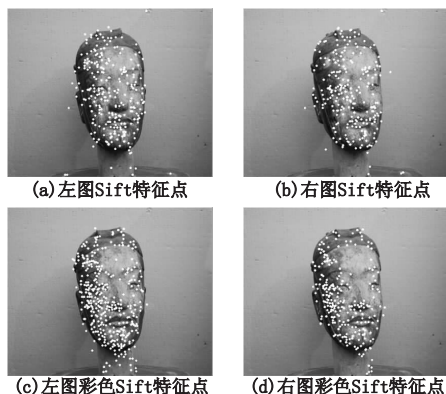


图3 Sift算法和彩色算法的效果对比

图4(a)为 Sift 特征点匹配的效果,(b)为 C-colour-sift 算法特征点匹配的效果。表1反映出提取的特征点和误匹配数减少了,但正确匹配点数和误匹配点数的比值变大了,说明 C-colour-sift 算法具有更强的匹配性和稳定性。

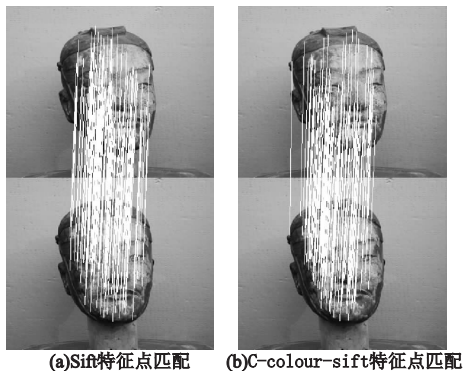


图4 Sift角点和彩色Sift角点匹配效果

表1 图4中匹配结果数据统计

特征初始匹配	Sift 角点	彩色 Sift 角点
匹配点对	153	122
错误匹配点对	29	14
匹配正确率/%	81.04	88.52

为了直观地表达本文准稠密匹配算法在三维重建中的有效性,本文使用 SFM 重建算法^[7]进行重建。图5(a)是固定搜索窗口,(b)是自适应窗口,由对比实验结果得出,头俑图像对的固定窗口搜索得到匹配对的数目为 100 269,通过自适应搜索方法匹配对减为 89 893,即去掉误匹配数量达 1 万多个,匹配精度提高了 10.34%。由此证明,本文自适应方法提高了稠密匹配对误匹配的识别能力和消除能力,同时其简便快速的运算方法又保证了匹配效率。

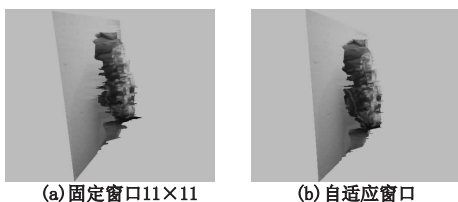


图5 固定窗口和自适应窗口效果对比

由于匹配过程中仍然存在误匹配,本文使用 RANSAC 剔除误匹配,最后重建后的三维俑头效果如图6所示,图6(a)是准稠密重建的侧视效果图。可以看出,本文提出的准

稠密匹配算法能够很好地恢复物体的结构,证明了它的有效性。

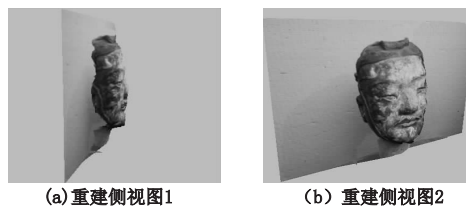


图6 准稠密重建效果

4 结束语

C-colour-sift 算法能够解决光照变化、光照颜色变化、尺度变化、仿射变化等复杂光照环境下的彩色目标匹配。本文采用 C-colour-sift 和 Sift 算法针对彩色图像进行实验对比,结果表明, C-colour-sift 算法比 Sift 算法具有更可靠的匹配能力,保证了匹配扩散的可靠性;在扩散过程中,本文根据视差约束提出基于视差均值的自适应窗口扩散方式,在视差变化范围大的地方扩大搜索范围,重建出来的三维模型比较准确,重建效果令人满意。本文算法在准稠密匹配扩散过程中,对纹理明显的区域特征点匹配准确,但是在弱纹理区域出现误匹配,如何提高弱纹理区域匹配准确率将作为下一步的研究。

参考文献:

- [1] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [2] ABDEL-HAKIM A E, FARAG A A. Csfift: a sift descriptor with color invariant characteristics [C]//Proc of Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE Computer Society, 2006: 1978-1983.
- [3] BOSCH A, ZISSERMAN A, MUNOZ X. Scene classification via pL-SA [C]//Proc of European Conference on Computer Vision. 2006: 517-530.
- [4] BURGHOUTS G J, GEUSEBROEK J. Performance evaluation of local colour invariants [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2009, 113(1): 48-62.
- [5] 郭龙源,夏永泉,杨静宇. 基于视差梯度的快速区域匹配方法 [J]. *计算机科学*, 2007, 34(4): 239-257.
- [6] GEUSEBROEK J M, BOOMGAARD R, SMEULDERS A W M, et al. Color invariance [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(12): 1338-1350.
- [7] DELL'ACQUA P, SARTI P, TUBA-RO S. 3D Motion from structures of points, lines and planes [J]. *Image and Vision Computing*, 2008, 26(4): 529-549.
- [8] 马颂得,张正友. 计算机视觉——计算理论与算法基础 [M]. 北京: 科学出版社, 2000: 78-80.
- [9] 周敬利,罗秋明,余胜生. 使用视差一致性约束的立体匹配与遮挡检测 [J]. *小型微型计算机系统*, 2003, 24(10): 1791-1795.
- [10] LHUILLIER M, QUAN L. A quasi-dense approach to surface reconstruction from uncalibrated images [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(3): 418-433.
- [11] 郑碧娜,江泽涛,吴敏. 一种基于立体像对稠密匹配的三维重建方法 [J]. *中国体视学与图像分析*, 2009, 14(2): 187-191.
- [12] 李晓明,秦茜茜. 基于准稠密匹配的结构化场景三维重建 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2011, 23(5): 849-854.