

文章编号:1001-9081(2016)06-1688-04

DOI:10.11772/j.issn.1001-9081.2016.06.1688

尺度不变特征转换算法在图像特征提取中的应用

林陶*, 黄国荣, 郝顺义, 沈飞

(空军工程大学 航空航天工程学院, 西安 710038)

(*通信作者电子邮箱 lt19910708@sina.com)

摘要:针对尺度不变特征转换(SIFT)算法复杂度高、计算时间长,难以满足立体匹配的实时性要求以及当图像中存在多个相似区域时误匹配率较高的问题,提出了一种改进的立体匹配算法。该算法从两个方面对SIFT算法进行了改进:首先,由于圆形具有天然的旋转不变性,该算法以特征点为中心,采用近似大小的两个同心圆区域代替原算法的矩形区域,在内圆和外圆环区域内分别统计12个方向的梯度累加值,把局部特征描述符的维数从128维降低到24维,降低了算法复杂度;其次加入了12维的全局向量,使生成的特征描述符包含了基于局部信息的SIFT向量和基于全局信息的全局向量,提高了算法对图像中相似区域的分辨能力。仿真结果表明,改进后的算法实时性比原算法提高了59.5%,当图像存在多个相似区域时,误匹配率下降了9个百分点。所提算法在图像处理的实时性要求较高的场合下适用性较好。

关键词:尺度不变特征转换算法;立体视觉;特征点匹配;全局信息;特征描述符

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:**A

Application of scale-invariant feature transform algorithm in image feature extraction

LIN Tao*, HUANG Guorong, HAO Shunyi, SHEN Fei

(Institute of Aeronautics and Astronautics Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an Shaanxi 710038, China)

Abstract: The high complexity and long computing time of Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) algorithm cannot meet the real-time requirements of stereo matching. And the mismatching rate is high when an image has many similar regions. To solve the problems, an improved stereo matching algorithm was proposed. The proposed algorithm was improved in two aspects. Firstly, because the circular has natural rotation invariance, the feature point was acted as the center and the rectangle region of the original algorithm was replaced by two approximate-size concentric circle regions in the improved algorithm. Meanwhile, the gradient accumulated values of 12 directions were calculated within the areas of the inner circle and the outer circle ring respectively, and the dimension of the local feature descriptor was reduced from 128 to 24. Then, a 12-dimensional global vector was added, so that the generated feature descriptor contained the SIFT vector based on local information and the global vector based on global information, which improved the resolving power of the algorithm when the images had similar areas. The simulation results show that, compared with the original algorithm, the real-time performance of the proposed algorithm was improved by 59.5% and the mismatching rate was decreased by 9 percentage points when the image had many similar regions. The proposed algorithm is suitable for in the case of high real-time image processing.

Key words: Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) algorithm; stereo vision; feature point matching; global information; feature descriptor

0 引言

随着机器视觉技术的发展,立体视觉被广泛应用于导航、跟踪、目标识别以及避障等领域。其中特征提取和立体匹配算法的效率和准确率是立体视觉技术的核心,也成为了目前制约立体视觉一步发展的瓶颈。

在图像的特征提取环节,相对于传统的颜色、纹理、形状等全局特征,局部特征提取算法具有更好的鲁棒性。2004年,Lowe^[1]提出了一种经典的尺度不变特征转换(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)图像特征提取算法,当图像进行缩放、旋转等变化时,该算法仍然能够精确地提取特征

点。然而SIFT算法的特征点描述符采用128维的特征向量,维数多,计算量大,并且占用了大量的内存空间,严重制约了算法的实时性。在关键点方向分配和生成特征向量两个步骤中都进行了关键点邻域直方图的统计,存在重复计算现象,无形中增加了算法的计算量。其次,当关键点的尺度较小时,生成特征向量的有效邻域范围也比较小,如果图像中存在多个相似区域,算法得到的特征向量就有很大的相似性,从而造成误匹配。

文献[2]在基本的SIFT算法的基础上,加入了全局约束向量,提高了匹配精度,却进一步增加了计算量。文献[3-4]主要针对SIFT算法的特征描述符的维数进行了改进,

收稿日期:2015-11-06;修回日期:2015-12-23。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(61573373)。

作者简介:林陶(1991—),男,四川遂宁人,硕士研究生,主要研究方向:无人机视觉导航; 黄国荣(1972—),男,陕西西安人,教授,博士,主要研究方向:导航制导与控制; 郝顺义(1972—),男,山东临沂人,教授,博士,主要研究方向:导航制导与控制; 沈飞(1991—),男,辽宁沈阳人,硕士研究生,主要研究方向:组合导航、联邦滤波。

提高了实时性;文献[5]在特征点的圆形邻域内构建特征描述子,并降低了特征描述子维数,简化了SIFT算法。但它们对环境变化的鲁棒性依然不高。文献[6]对特征向量描述符进行了数字化,实时性得到了满足,但在复杂环境下算法误匹配率较高。文献[7]利用匹配点的几何相似性约束关系消除了误匹配,匹配精度得到了显著提升,但算法的效率依然不高。

为了提高算法的实时性和准确率,本文提出了一种改进的SIFT算法,对原算法特征点邻域范围的模型以及特征描述符的生成作了相应的改进:首先通过减少特征描述符的维数,使得计算量大幅降低,提高了算法的实时性;其次加入了全局约束变量,当图像中存在多个相似区域时,算法仍然具有较高的匹配精度。

1 SIFT 算法

1.1 尺度空间的构造与特征点检测

首先进行高斯尺度空间的构造,尺度空间定义为图像 $I(x,y)$ 与高斯核 $G(x,y,\sigma)$ 的卷积:

$$L(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) * I(x,y) \quad (1)$$

其中: L 为尺度空间表示; (x,y) 为图像像素坐标; σ 为尺度因子,取不同值时,可得到不同尺度的图像。

二维高斯核 $G(x,y,\sigma)$ 定义如下:

$$G(x,y,\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/(2\sigma^2)} \quad (2)$$

为了进行特征点的有效提取,引入了高斯差分尺度空间 $D(x,y,\sigma)$:

$$D(x,y,\sigma) = L(x,y,k\sigma) - L(x,y,\sigma) \quad (3)$$

其中 k 为常量,由尺度空间每阶的层数决定。

如果一个像素点在高斯差分尺度空间(Difference Of Gaussian, DOG)中比本层以及相邻两层的26个特征点的值都大或者都小,则定义该点为局部特征点^[8]。

1.2 局部特征点的精确提取

由于DOG算子对噪声和边缘较敏感,需要进一步精确定位特征点。尺度空间函数 $D(x,y,\sigma)$ 在局部极值点 (x_0, y_0, σ) 处泰勒展开式如下:

$$D(x,y,\sigma) = D(x_0, y_0, \sigma) + \frac{\partial D}{\partial X}X + \frac{1}{2}X^T \frac{\partial^2 D}{\partial X^2}X \quad (4)$$

对式(4)求导,并令其为0,得到极值 X_{\max} ,如式(5)所示:

$$X_{\max} = -\left(\frac{\partial^2 D}{\partial X^2}\right)^{-1} \frac{\partial D}{\partial X} \quad (5)$$

把式(5)代入到式(4)中,略去高阶项,得到式(6):

$$D(X_{\max}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D}{\partial X} X_{\max} \quad (6)$$

利用式(6)可去除那些对比度比较低的不稳定极值点。Lowe^[1]的实验显示,所有取值小于0.04的极值点均可抛弃。因此,如果 $|D(X_{\max})| > 0.03$,则保留该特征点;否则舍去。

其次,滤除不稳定的边缘响应点。通常,DOG算子的极值在横跨边缘的地方有较大的曲率,而在垂直边缘的方向有较小的主曲率。主曲率可以通过Hessian矩阵求出。Hessian矩阵如式(7)所示:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (7)$$

\mathbf{D} 的主曲率和 \mathbf{H} 的特征值成正比,令 α 为较大的特征值, β 为较小的特征值,则:

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

令 $\alpha = \gamma\beta$,则:

$$\frac{\text{Tr}(\mathbf{H})^2}{\text{Det}(\mathbf{H})} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(\gamma\beta + \beta)^2}{\gamma\beta^2} = \frac{(\gamma + 1)^2}{\gamma} \quad (9)$$

根据文献[1]中的建议取 $r = 10$,当 $\text{Tr}(\mathbf{H})^2/\text{Det}(\mathbf{H}) \leq (\gamma + 1)^2/\gamma$ 时,保留该特征点;否则舍弃。

1.3 特征点的主方向与描述符

在以关键点为中心的邻域窗口内采样,并用直方图统计邻域像素的梯度方向,每 10° 一个柱,总共36个柱。直方图的峰值位置则代表了该关键点处邻域梯度的主方向,即作为该关键点的方向,其梯度值和方向大小如式(10)所示:

$$\begin{cases} m(x,y) = \\ \sqrt{(L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2} \\ \theta(x,y) = \arctan\left(\frac{L(x,y+1) - L(x,y-1)}{L(x+1,y) - L(x-1,y)}\right) \end{cases} \quad (10)$$

在梯度直方图中,当存在另一个相当于主峰值80%能量的峰值时,则将这个方向认为是该关键点的辅方向。为了使算法保持旋转不变性,在计算特征描述符之前,先将坐标轴旋转为该关键点的方向。接下来以关键点为中心取 16×16 的窗口,并分割成 4×4 个子区域,在每个子区域上计算8个方向的梯度直方图,绘制每个梯度方向的累加值,形成一个种子点。这样对于每个关键点便可以生成一个长度为 $16 \times 8 = 128$ 维的SIFT特征向量。再将特征向量的长度归一化,则可进一步去除光照变化的影响^[9]。

2 改进算法

2.1 特征描述符的生成

本文针对该算法的上述缺陷作了相应地研究,结合前人的研究成果,提出了改进的SIFT算法。

2.1.1 关键点的局部特征描述符

得到特征点后,以特征点为中心采用两个同心圆窗体代替原算法的矩形窗体,来确定需要统计的邻域范围。相对于原算法的矩形区域,圆形区域已经具有了旋转对称性,无需再对坐标系进行调整。同心圆的内圆和外圆的直径分别选取4像素和8像素,以使新算法特征点的邻域覆盖范围和原算法基本保持一致,如图1所示。

本文对特征描述符构造如下:

1)如图所示,同心圆邻域由1区和2区两部分组成,对这两个区域分别统计12个方向的梯度累加值,来构造新的特征描述符。

2)记1区和2区的12维向量为 $\mathbf{D}_i = (d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{i12})$, $i = 1, 2$ 。为了保证旋转不变性,对于1区中的12维向量,寻找最大的梯度累加值,如果该累加值为 d_{11} ,则保持不变;如果 d_{11} 非最大值,则将 $\mathbf{D}_1, \mathbf{D}_2$ 中的元素同时进行移位操作,直到

D_1 中第一个元素为最大值。因此,本文算法不需要对邻域直方图进行重复统计,降低了计算量。

最后,取 1 区的 12 维向量作为局部特征向量的第 1 至第 12 个元素,取 2 区的 12 维向量作为局部特征向量的第 13 至 24 个元素。

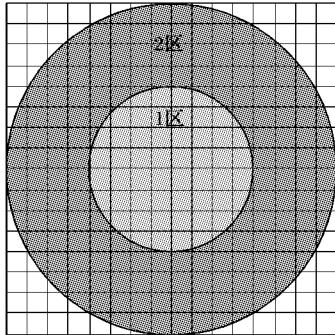


图 1 圆形区域划分

3) 将得到的 24 维局部特征向量作归一化处理,以保证光照不变性。假设最终得到的特征向量为 $\mathbf{p} = (p_1, p_2, \dots, p_{24})$, 则归一化公式为:

$$\bar{\mathbf{p}} = \mathbf{p} / \sqrt{\sum_{i=1}^{24} p_i^2} = (\bar{p}_1, \bar{p}_2, \dots, \bar{p}_{24}) \quad (11)$$

为了避免大梯度值对匹配精度的影响,方向直方图每个梯度幅值需要限制在一定的门限值以下,参照 Lowe 实验结果和文献[10]设定该门限值为 0.2,若特征向量中某累加值大于 0.2,则将其置于 0.2,再重新将向量归一化。

2.1.2 全局纹理向量

首先计算每个像素点的最大曲率,给定一个点 (x, y) , 曲率就定义为 Hessian 矩阵的较大特征值的绝对值,计算式如下:

$$C(x, y) = |\alpha(x, y)| \quad (12)$$

其中 $\alpha(x, y)$ 是 Hessian 矩阵较大的特征值。接下来以特征点为中心构建对数极坐标,并把以整个图片对角线长度为直径的圆域分割为 12 个区域,如图 2 所示,并建立 12 维的直方图,在直方图的每一个对应位置累积曲率值,生成 12 维的全局约束向量^[2]。沿极径方向的对数极坐标的前两个增量相等,以使靠近特征点部分对全局纹理向量贡献较小,其增量分别为 $r/16, r/16, r/8, r/4, r/2$ 。

如果 $Z = (\tilde{x}, \tilde{y})$ 是特征点的位置,主方向是 θ ,那么:

$$\begin{cases} a = \left[\frac{6}{\pi} \left(\arctan \left(\frac{y - \tilde{y}}{x - \tilde{x}} \right) - \theta \right) \right] \\ d = \max \left(1, \left[\ln \left(\frac{x - \tilde{x}}{r} \right) + 6 \right] \right) \end{cases} \quad (13)$$

其中: a 和 d 分别为角度和径向距离的离散值; $G_{a,d} = \sum_{(x,y) \in N_{a,d}} C(x, y)$, $C(x, y)$ 为曲率图像。

由式(13)可知,全局纹理向量也具有旋转不变性,但是全局纹理向量是图像尺寸的函数,而不是特征点尺度的函数。因此,它并不具有完全的尺度不变性。对于小尺度的特征点,局部邻域范围比较小,相似的可能性比较大,需要较大范围的全局形状信息;而对于大尺度的特征点,局部描述符所描述的邻域范围已经足够大了,不需要全局的形状信息。因此,为了平衡固定尺寸的全局形状信息和可变尺寸的 SIFT 描述符,这

里使用加权函数。每个像素的曲率值被反转的高斯函数加权,权值函数是:

$$q(x, y) = 1 - e^{-((x-x_f)^2+(y-y_f)^2)/(2\sigma^2)} \quad (14)$$

其中: (x_f, y_f) 为特征点的位置; σ 取与 SIFT 局部特征邻域加权时相同的尺度。当尺度比较小时, $q(x, y)$ 比较大,使得较小的局部邻域所对应的全局信息比重较大;当尺度较大时, $q(x, y)$ 比较小,从而减少了全局信息的贡献。最后,对全局纹理向量进行归一化使算法对光照变化具有不变性。

$$\bar{\mathbf{g}} = \mathbf{G} / \|\mathbf{G}\| \quad (15)$$

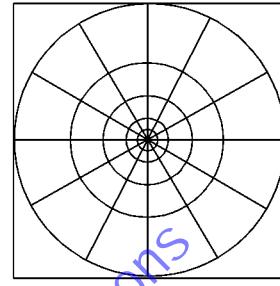


图 2 全局向量区域划分

2.2 改进的特征描述符

本文的特征描述符向量由表示局部特性的 SIFT 描述符和用来区分局部相似特征的全局约束向量两部分组成,定义如下:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \omega \bar{\mathbf{p}} \\ (1 - \omega) \bar{\mathbf{g}} \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中 ω 与式(14)中的 q 保持一致,用它来控制全局纹理信息所占的比重,即 $\omega = q$ 。

3 特征点的匹配

传统的欧氏距离刻画特征点的相似性时,忽略了图像复杂背景的差异,将其同等对待,导致误匹配率较高。本文采用马氏距离来度量特征点的相似度,匹配精度更高。

对由 N 个特征点构成的样本空间 $Z = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$, 其均值向量为:

$$\boldsymbol{\mu} = (\mu_x, \mu_y) = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n x_i, \sum_{i=1}^n y_i \right) \quad (17)$$

协方差矩阵为:

$$\mathbf{S} = \left(\sum_{i=1}^n \left[\begin{bmatrix} x_i - \mu_x \\ y_i - \mu_y \end{bmatrix} [x_i - \mu_x \ y_i - \mu_y]^\top \right] \right) / n \quad (18)$$

则待检测图像的任意特征点 $X = (x_i, y_i)$ 到样本均值向量 $\boldsymbol{\mu}$ 的马氏距离为:

$$d = ((X - \boldsymbol{\mu})^\top \mathbf{S}^{-1} (X - \boldsymbol{\mu}))^{1/2} \quad (19)$$

马氏距离的大小与各点集的自身分布和相对分布均有关系,使得同一个点集内的特征点在所研究的指标下有较高的相似度,可以进一步提高的匹配精度,更好地剔除误匹配。

在进行特征点匹配时,由于特征向量包含两部分,这里分别计算各自的马氏距离。若得到向量 $\bar{\mathbf{p}}, \bar{\mathbf{g}}$ 的马氏距离 $d_{\bar{\mathbf{p}}}, d_{\bar{\mathbf{g}}}$, 则最终的距离为:

$$d = q d_{\bar{\mathbf{p}}} + (1 - q) d_{\bar{\mathbf{g}}} \quad (20)$$

最后,采用最近邻和次近邻距离之比实现特征点的匹配。假设在左图中某一特征点与右图找出该特征点的最近邻特征点距离为 α , 次近邻距离为 β , 若 $\alpha/\beta < r$, 则两个特征点匹配成功。由仿真实验分析得到,当 $r = 0.4$ 时,匹配效率最高。

4 仿真分析

为了对所提的简化算法进行可行性分析,选取了多个图像对在 Matlab 仿真平台下进行了实验分析,仿真实验分为不加全局向量和加入全局向量两步进行,并与原算法对比分析。

首先,选取一对图像进行测试,得到仿真结果如图 3 所示。其中:图 3(a)为 SIFT 算法仿真结果,总共得到 78 个匹配点,其中误匹配点 15 个,误匹配率为 19%;图 3(b)为不加全局向量的改进 SIFT 算法的仿真结果,得到了 37 个匹配点对,其中误匹配点 8 个,误匹配率 21.6%。因此,降低特征描述符的维数后,对特征点描述的精细化程度有所降低,进而导致匹配点对数目的减少。同时,误匹配率相对原算法略有升高,但改进算法计算特征描述符的耗时大大降低,总体运行时间减少了 66%,实时性得到了显著提高。图 3(c)是在图 3(b)仿真实验的基础上加入全局向量的改进 SIFT 算法仿真结果,得到了 30 个匹配点对,其中误匹配点 3 个,误匹配率 10%,比原算法降低了 9 个百分点。因此,全局向量的加入可以提高算法的匹配精度。将上述图像对进行多次仿真测试,得到平均匹配结果如表 1 所示,说明了所提算法的稳定性和可靠性。

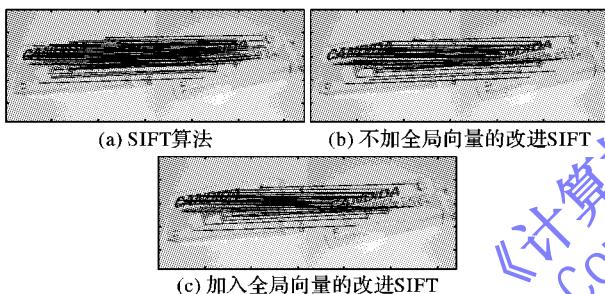


图 3 不同算法仿真结果

表 1 平均匹配结果

算法	匹配点数	正确匹配点数	误匹配点数	正确匹配率/%	误匹配率/%
SIFT 算法	78	63	15	80.8	19.2
未加全局变量的改进算法	37	29	8	78.4	21.6
加入全局变量的改进算法	30	27	3	90.0	10.0

图 4 为另取三组(A 组、B 组、C 组)图片得到的仿真结果,限于篇幅,这里只给出加入全局向量的改进算法的仿真结果,其误匹配率分别比原算法降低了 8 个百分点、11 个百分点和 7 个百分点,证明了本文改进算法的有效性。

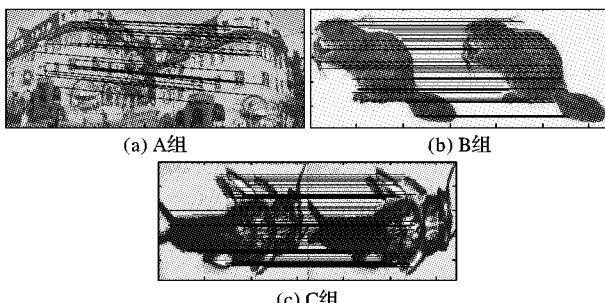


图 4 加入全局向量改进 SIFT 算法匹配结果

表 2 为加入全局向量的改进 SIFT 算法经过多次测试的平均耗时情况。由表 2 可得,所提的改进 SIFT 算法平均节约了 59% 的运算时间,实时性得到了显著提升。

表 2 算法耗时

图片组号	图片大小	SIFT 算法/s		加入全局变量的改进 SIFT 算法/s	
		未加全局变量的改进 SIFT 算法/s	加入全局变量的改进 SIFT 算法/s	未加全局变量的改进 SIFT 算法/s	加入全局变量的改进 SIFT 算法/s
图 3(c)组	320 × 240	0.983	0.335	0.418	
图 4(a)组	640 × 480	2.052	0.647	0.821	
图 4(b)组	300 × 211	0.824	0.223	0.312	
图 4(c)组	320 × 160	0.698	0.172	0.298	

为了对本文的改进算法进行更加准确的分析,选取了 20 幅不同的图像对进行仿真测试,最后统计平均值。结果表明,本文改进算法的实时性提高了 59.5%,误匹配率下降了 9 个百分点,再次验证了所提算法的有效性。

5 结语

本文针对 SIFT 算法特征描述符维数高,以及图片中存在多个相似区域时匹配正确率低的问题,提出了加入全局约束向量的改进 SIFT 算法。在原算法的基础上,通过改变特征点的邻域描述模式,用 24 维特征向量代替原算法的 128 维的特征向量,使得算法的实时性得到了显著提高。同时,全局约束向量的存在,使得算法对图片中存在多个相似区域的鲁棒性大大增强。实验结果表明,改进后的算法实时性比原算法提高了 59.5%,误匹配率下降了 9 个百分点,实现了对原算法的改进。然而该算法还存在以下需要改进之处:一是全局向量与图像尺寸无关,因而不具有尺度不变性;二是可寻找消除误匹配的相关算法,进一步提高图像匹配的准确率。

参考文献:

- [1] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant key-points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91–110.
- [2] 纪华,吴元昊,孙宏海,等.结合全局信息的 SIFT 特征匹配算法 [J].光学精密工程,2009,17(2): 439–444. (JI H, WU Y H, SUN H H, et al. SIFT feature matching algorithm with global information [J]. Optics and Precision Engineering, 2009, 17(2): 439–444)
- [3] 李丹,孙海涛,王海莉.一种改进的 SIFT 图像立体匹配算法[J].西南交通大学学报,2015,50(3): 490–496. (LI D, SUN H T, WANG H L. An improved SIFT algorithm for image stereo matching [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2015, 50(3): 490–496.)
- [4] 刘佳,傅卫平,王雯,等.基于改进 SIFT 算法的图像匹配[J].仪器仪表学报,2013,34(5): 1107–1112. (LIU J, FU W P, WANG W, et al. Image matching based on improved SIFT algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34 (5): 1107–1112.)
- [5] 王帅,孙伟,姜树明,等.基于旋转不变特征的 SIFT 描述子在图像配准中的应用[J].计算机应用,2014,34(9): 2678–2682. (WANG S, SUN W, QIANG S M, et al. Application of scale invariant feature transform descriptor based on rotation invariant feature in image registration [J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34 (9): 2678–2682.)

(下转第 1698 页)

单快速检测出运动目标。与进行相机运动补偿的算法相比,整体算法结果更好,并且处理速度更快。但是当相机或目标沿光轴方向运动时,由于光流算法的局限性,在没有进行景深处理时,检测效果相对较差。

当运动镜头存在旋转时或者目标太小时,会产生一定的误差,同时当目标丢失的帧数间隔小,本文的模型能较好地检测到该目标,然而当目标的丢失帧数过大则会漏检。因此,在后续的深入研究中,将针对镜头旋转和沿光轴运动时进行补偿,以便获得更准确的运动目标检测结果。

参考文献:

- [1] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking [C]// Proceedings of the 1999 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 1999, 2: 2246.
- [2] 王思明,赵伟.亮度特征自相关和GMM相结合的目标检测[J].计算机工程,2014,40(5):219-223.(WANG S M, ZHAO W. Object detection combining brightness feature autocorrelation and Gaussian mixture models [J]. Computer Engineering, 2014, 40 (5): 219 - 223.)
- [3] ELQURSH A, ELGAMMAL A. Online moving camera background subtraction [C]// ECCV 2012: Proceedings of the 12th European Conference on Computer Vision, LNCS 7577. Berlin: Springer, 2012: 228 - 241.
- [4] PETER O, JITENDRA M, THOMAS B. Segmentation of moving objects by long term video analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 36(6): 1187 - 1200.
- [5] NARAYANA M, HANSON A, LEARNED-MILLER E. Coherent motion segmentation in moving camera videos using optical flow orientations [C]// Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ : IEEE, 2013: 1577 - 1584.
- [6] CULIBRK D, MIRKOVIC M, ZLOKOLICA V, et al. Salient motion features for video quality assessment [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(4): 948 - 958.
- [7] ZHONG S, LIU Y, REN F, et al. Video saliency detection via dynamic consistent spatio-temporal attention modeling [C]// AAAI 2013: Proceedings of the Twenty-Seventh AAAI Conference on Artificial Intelligence. Menlo Park: AAAI, 2013: 1063 - 1069,
- [8] 曾杰,高智勇,刘海华,等.模拟初级视皮层注意机制的运动对象检测模型[J].计算机工程,2014,40(6):142-147.(ZENG J, GAO Z Y, LIU H H, et al. Moving object detection model simulating primary visual cortex attention mechanism [J]. Computer Engineering, 2014, 40(6): 142 - 147.)
- [9] XIE S Y, ZHANG W P, YING W, et al. Fast detecting moving objects in moving background using ORB feature matching [C]// Proceedings of the 2013 Fourth International Conference on Intelligent Control and Information Processing. Piscataway, NJ : IEEE, 2013: 304 - 309.
- [10] KIM S W, YUN K, YI K M, et al. Detection of moving objects with a moving camera using non-panoramic background model [J]. Machine Vision and Applications, 2013, 24(5): 1015 - 1028.
- [11] SHEN H, LI S, ZHANG J, et al. Tracking-based moving object detection [C]// Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2013: 3093 - 3097.
- [12] LÓPEZ M T, FERNÁNDEZ M A, FERNÁNDEZ-CABALLERO A, et al. Dynamic visual attention model in image sequences [J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(5): 597 - 613.
- [13] ZHAI Y, SHAH M. Visual attention detection in video sequences using spatiotemporal cues [C]// MM'06: Proceedings of the 14th Annual ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM, 2006: 815 - 824.
- [14] LIU C. Beyond pixels: exploring new representations and applications for motion analysis [D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2009: 98 - 104.

Background

This work is partially supported by the National Natural Science Foundation of China (61240059), the Natural Science Foundation of Hubei Province (2014CFB922).

GAO Zhiyong, born in 1972, Ph. D., associate professor. His research interests include image segmentation, image recognition, cognitive computing.

TANG Wenfeng, born in 1989, M. S. His research interests include image segmentation, image recognition.

HE Liangjie, born in 1987, M. S. His research interests include image segmentation, image recognition.

(上接第 1691 页)

- [6] 黄强,刘利强,周卫东.改进的二进制特征图像检索算法[J].计算机工程与应用,2015,51(14): 23 - 27. (HUANG Q, LIU L Q, ZHOU W D. Image retrieval based on enhanced binary feature [J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(14): 23 - 27.)
- [7] LI J K, WANG G. An improved SIFT matching algorithm based on geometric similarity [C]// Proceeding of the 2015 5th International Conference on Electronics Information and Emergency Communication. Piscataway, NJ: IEEE, 2015: 16 - 19.
- [8] HUO J, YANG N, CAO M Y, et al. A reliable algorithm for image matching based on SIFT [J]. Journal of Harbin Institute of Technology (New Series), 2012, 19(4): 90 - 95.
- [9] 卢朝梁,马丽华,陈豪.改进的 SIFT 特征匹配算法[J].空军工程大学学报(自然科学版),2014,15(1):72-76.(LU C L, MA L H, CHEN H. An improved algorithm for SIFT feature matching [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2014, 15(1): 72 - 76.)
- [10] 戴金波,赵宏伟,刘君玲,等.一种针对于描述子的 SIFT 简化方

法[J].仪器仪表学报,2012,33(10):2255 - 2262. (DAI J B, ZHAO H W, LIU J L, et al. Simplified SIFT algorithm based on descriptor [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33 (10): 2255 - 2262.)

Background

This work is partially supported by the National Natural Science Foundation of China (61573373).

LIN Tao, born in 1991, M. S. candidate. His research interests include unmanned aerial vehicle visual navigation.

HUANG Guorong, born in 1972, Ph. D., professor. His research interests include navigation, guidance and control.

HAO Shunyi, born in 1972, Ph. D., professor. His research interests include navigation, guidance and control.

SHEN Fei, born in 1991, M. S. candidate. His research interests include integrated navigation, federal filtering.