

## 机载平台野外立体场景弱小变化目标检测\*

刘晓春<sup>1,2</sup>, 于起峰<sup>1,2</sup>, 雷志辉<sup>1,2</sup>, 侯旺<sup>1,2</sup>

(1. 国防科技大学 航天与材料工程学院, 湖南 长沙 410073;

2. 摄影测量与视觉导航湖南省重点实验室, 湖南 长沙 410073)

**摘要:**提出了一种针对机载序列图像的野外立体场景弱小变化目标检测新方法。为了补偿平台运动,提出了一种级联图像配准模式,即首先通过生物视觉方法对待检图像进行快速粗配准,然后通过不变系数最小二乘匹配进行精配准;为了补偿图像间的灰度变化,提出了直方图一致性变换方法,该方法不仅可以处理线性灰度变化而且可以处理非线性灰度变化;为了弱化场景立体效应影响,提出分子区的方法,即通过将图像划分为若干子区,各对应子区独立求解仿射参数,使得待检图像不同位置子区可以对应不同几何变换参数。光电吊舱真实图像变化检测实验,证明了文章方法的正确性和有效性。

**关键词:**变化检测;目标检测;立体效应;图像配准;最小二乘匹配;生物视觉

中图分类号:TP391.41 文献标志码:A 文章编号:1001-2486(2012)06-0130-06

## Dim changing target detection of outside stereo scene for airborne platform

LIU Xiaochun<sup>1,2</sup>, YU Qifeng<sup>1,2</sup>, LEI Zhihui<sup>1,2</sup>, HOU Wang<sup>1,2</sup>

(1. College of Aerospace and Materials Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. Hunan Key Laboratory of Videometrics and Vision Navigation, Changsha 410073, China)

**Abstract:** We present a new method to detect the dim changing target for the image sequence of outside stereo scene obtained from the airborne camera. In order to compensate for the movement of the platform, a cascading image registration mode is proposed, which firstly uses the biological vision method to register the images to be detected coarsely and fast, and which then uses least square match based on invariant coefficient to register the images accurately. In order to compensate for the gray-scale changes between the images, a new histogram similarity transformation is proposed, which is able to handle not only linear gray-scale changes but also nonlinear gray-scale changes. In order to reduce the stereo effect, a sub-region division method is proposed, which divides an image into several sub-regions, and then calculates the affine transformation parameters for each corresponding sub-regions independently. Using this scheme, we can make sure that different sub-regions correspond to different geometric transformation parameters. Experimental results using many real images obtained from electro-optic pods clearly demonstrate the correctness and validity of the method.

**Key words:** change detection; target detection; stereo effect; image registration; least square matching; biological vision

变化目标检测是图像处理和模式识别的一个分支,通常是指利用目标的变化特性对其进行识别检测的一类方法,是机器视觉研究的热点之一<sup>[1]</sup>。根据相机是否运动,变化目标检测可以分为两类:(1)静态相机变化检测,即图像中背景保持静止,仅待检测目标保持运动变化。常用的解决静态变化检测的方法有:基于模型的背景提取方法,如混合高斯模型<sup>[2]</sup>、概率统计模型<sup>[3]</sup>等;基于样本的背景提取方法,如VIBE<sup>[4]</sup>等。这些方法都是借助特定的背景模型,通过视频数据对背景模型进行初始化和更新。由于背景模型可以通过在线学习的方式进行自动更新,并且一般都包含

多种模式,使得算法可以适应多种光照条件和各类动态环境。目前,这些方法已成功应用于各种场合长时间无人智能视频监控系统。(2)动态相机变化检测,在这类问题中,相机通常安装在运动平台上,拍摄视点和拍摄角度都可能发生变化,导致背景和背景都发生变化,从而增加了变化目标检测的处理难度,是当前变化目标检测的重点和难点问题。

动态相机变化检测按照其处理方式的不同可以分为两类:光流法和差分法,光流法是利用背景像素和目标像素运动速度的不同,从而将背景和背景分离的方法;但是光流法计算量大,对噪声比较

\* 收稿日期:2012-05-10

基金项目:刘晓春(1983—),男,陕西渭南人,博士研究生,E-mail:liuxiaochun6799231@gmail.com;

作者简介:于起峰(通信作者),男,教授,博士,博士生导师,中国科学院院士,E-mail:yuqifeng@vip.sina.com

敏感<sup>[5]</sup>。差分法是利用背景像素将图像进行配准,补偿相机运动,从而使背景像素保持静止,然后再通过差分法,直接检测出变化目标。该类方法是通过图像配准将动态相机转化为静态相机,从而使问题得到简化,图像配准是该方法的关键和核心。

图像配准按照其利用信息的不同可以分为基于傅立叶变换的方法<sup>[6]</sup>、基于区域信息的方法<sup>[7]</sup>、基于特征信息的方法<sup>[8-9]</sup>和基于生物视觉方法<sup>[10]</sup>。基于傅立叶变换的方法仅能求取旋转、缩放和平移参数,不能求取6维仿射变换参数,并且在图像纹理较弱的情况下对噪声比较敏感;基于特征信息的方法(SIFT等)通常要求配准图像纹理相对比较丰富,对于纹理比较弱的野外景象,可能存在提取得到的公共特征点较少、特征点匹配精度不高等问题,从而导致配准精度达不到预期。而基于区域信息和基于生物视觉的方法,由于可以充分利用所有像素信息进行配准,其对纹理的要求较低,并且在很多情况下可以达到1/10甚至1/100的配准精度,比较适合用于解决的野外弱纹理场景的配准问题。

## 1 方法主体模块

### 1.1 算法总体思路和实现流程

本文方法本质上是借助目标变化特性对其进行检测的方法,然而,由于平台运动、光照和噪声等的影响,使得图像间除了目标本身的变化外还耦合了几何变化、灰度变化和噪声等,如何将这三类变化和真实目标变化解耦是解决动态相机目标检测的重点和难点。因此,本文算法设计的总体思想就是通过设计合理的方法排除这三类变化的影响,同时算法各模块必须实时可靠,以确保系统的工程可用性。上述三类变化中,几何变化是最显著的一类影响因素,由于稀疏纹理和场景立体效应的影响,增加了几何变化的处理难度。为此,采用了对纹理要求不高的生物视觉方法和不变系数最小二乘匹配的级联配准方法来消除图像间几何变形,并且加入了分子区的方法来弱化立体效应影响。采用级联模式,是因为生物视觉方法具有计算速度快且对大几何变形适应能力强的优势,但存在几何参数求解精度不高的劣势;而不变系数最小二乘几何参数求解精度很高,但是存在计算缓慢且对大几何变形收敛不稳定的缺陷。为此,将生物视觉方法用作第一级快速完成大范围搜索并且缩小图像间的几何变形,最小二乘匹配仅需在第二级对小邻域内对小几何变形进行处理即可,借此来解决其计算速度缓慢和大几何变形时易发

散的问题。因此,采用级联模式可以使算法用各自的优势补偿对方的劣势,从而达到扬长避短的系统优化设计。为了解耦灰度变化,采用了直方图一致性变换的方法,即通过将各对应子区的灰度直方图形状和中心位置调为一致的方法来消除灰度变化,相比传统的方法,不仅可以处理图像间的亮度和对比度变化,而且可以有效处理一些复杂的模型未知的非线性灰度变化。最后通过窗口积分,消除了孤立成噪声影响,完成变化目标检测。

### 1.2 级联图像配准方法

#### 1.2.1 基于生物视觉的图像匹配

基于生物视觉图像匹配是对灵长类动物视觉工作机理的一个模拟,该方法通过 Gabor 函数来模拟细胞的感受野函数(在光强刺激下的传递函数),通过一组 Gabor 模板来模拟视觉皮层中的超柱细胞组织<sup>[10]</sup>。2 维 Gabor 函数形式如下

$$g^i(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} e^{-\frac{x_1^2}{\sigma_x^2} - \frac{y_1^2}{\sigma_y^2}} e^{i\omega x_1} \quad (1)$$

其中

$$\begin{cases} x_1 = x\cos\theta + y\sin\theta \\ y_1 = -x\sin\theta + y\cos\theta \end{cases} \quad (2)$$

$\sigma_x$  和  $\sigma_y$  是尺度参数,  $\omega$  是频率参数,  $\theta$  确定了 Gabor 函数的朝向。 $g^i(x, y)$  是复数形式,由奇偶两部分组成,奇部分表示高斯函数调制正弦函数,而偶部分表示高斯函数调制余弦函数。图 1 即为一组 Gabor 模板,可以用这样一组 Gabor 模板来作为一个超柱。其中 1~3 行是 18 个奇模板,4~6 行是 18 个偶模板。

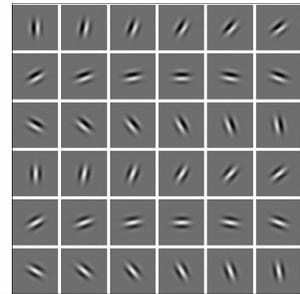


图 1 一组 Gabor 模板

Fig. 1 A set of Gabor masks

用超柱向量描述图像之后,可以将对图像的匹配问题转化为对超柱向量的匹配问题。同一目标不同时刻、不同位置在视觉系统中成的图像肯定是不一样的,而生物系统能够识别出这是同一个目标,在于生物通过调节细胞的感受野函数,始终维持着该目标的超柱向量。在计算机实现上,采用类似的方法对 Gabor 函数进行变换即可实现生物视觉的

这一功能,从而解决二维景象匹配的问题。

基于生物视觉的匹配方法对几何变形有较大的容忍力,并且对局部纹理畸变不敏感,为此我们将其用作第一级图像粗配准。具体实施过程如下,在源图像选取  $M \times N$  (pixel) 大小的图像区域作为模板,在目标图像一定区域搜索该模板中心对应点,在得到对应点的同时输出几何变形求解参数,对目标图像进行几何校正,以减小待检图像之间的几何畸变,提升第二级最小二乘匹配的收敛可靠性和速度。注意:由于检测的弱小目标尺寸  $m \times n$  (pixel) 远小于模板尺寸  $M \times N$  (pixel),故即使模板中包含了目标,目标的本身变化也对整体几何变换参数的求解影响甚微,可以忽略不计。

### 1.2.2 不变系数最小二乘匹配

最小二乘匹配算法最早由 Friedrich Ackermann 在文献[11]中提出,随后 Gruen 在文献[7]给出了每一步的详细实现流程,由于其高精度的定位能力和对几何变形的适应能力,该算法在遥感、模式识别和机器视觉等领域得到了广泛重视和应用。该算法基本迭代求解框架如图 2 所示。

最小二乘匹配引入的几何变换模型为仿射变换模型,其表达式如下

$$\begin{cases} x_2 = a_0 + a_1x + a_2y \\ y_2 = b_0 + b_1x + b_2y \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{bmatrix} \sum (\dot{g}_2)_x^2 & \sum x(\dot{g}_2)_x^2 & \sum y(\dot{g}_2)_x^2 & \sum (\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum x(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum y(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y \\ \sum x(\dot{g}_2)_x^2 & \sum x^2(\dot{g}_2)_x^2 & \sum xy(\dot{g}_2)_x^2 & \sum x(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum x^2(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum xy(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y \\ \sum y(\dot{g}_2)_x^2 & \sum xy(\dot{g}_2)_x^2 & \sum y^2(\dot{g}_2)_x^2 & \sum y(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum xy(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum y^2(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y \\ \sum (\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum x(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum y(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum (\dot{g}_2)_y^2 & \sum x(\dot{g}_2)_y^2 & \sum y(\dot{g}_2)_y^2 \\ \sum x(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum x^2(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum xy(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum x(\dot{g}_2)_y^2 & \sum x^2(\dot{g}_2)_y^2 & \sum xy(\dot{g}_2)_y^2 \\ \sum y(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum xy(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum y^2(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum y(\dot{g}_2)_y^2 & \sum xy(\dot{g}_2)_y^2 & \sum y^2(\dot{g}_2)_y^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

通过最小二乘求解法方程组,即可得到一组新的几何变形参数修正量,对  $g_2$  进行几何校正后,计算其与  $g_1$  相似度,如果:匹配窗口相似度 > 相似阈值或者迭代次数 > 迭代阈值,退出迭代,输出仿射变换参数;否则,继续迭代。

不难看出,计算法方程系数矩阵集中了单位迭代大部分运算量,是最小二乘匹配的计算瓶颈所在,也是提升其计算速度需要解决的主要矛盾。为此,我们提出了不变系数法,其核心思想是在迭代开始的第一步即事先制备好法方程系数阵,而在后继的单位迭代中则无需再去计算法方程系数阵<sup>[12]</sup>。与传统最小二乘匹配的最大区别在于,不变系数法的法方程系数阵是基于目标窗口  $g_1$  构

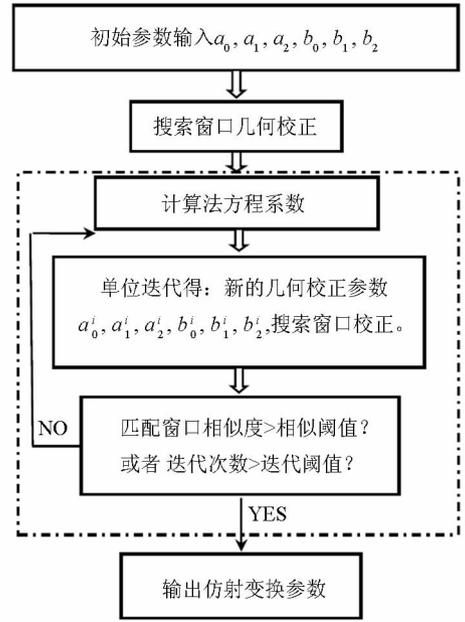


图 2 最小二乘匹配迭代流程图

Fig. 2 Flow chart of iteration of least square match

设目标窗口为  $g_1(x,y)$ , 搜索窗口为  $g_2(x_2,y_2)$ , 则根据“同名点灰度不变假设”和泰勒展开,可得误差方程式如下:

$$v = (\dot{g}_2)_x da_0 + x(\dot{g}_2)_x da_1 + y(\dot{g}_2)_x da_2 + (\dot{g}_2)_y db_0 + x(\dot{g}_2)_y db_1 + y(\dot{g}_2)_y db_2 - (g_2 - g_1) \quad (4)$$

根据最小均方误差原理,可得如下法方程系数矩阵:

$$\begin{bmatrix} \sum (\dot{g}_2)_x^2 & \sum x(\dot{g}_2)_x^2 & \sum y(\dot{g}_2)_x^2 & \sum (\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum x(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum y(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y \\ \sum x(\dot{g}_2)_x^2 & \sum x^2(\dot{g}_2)_x^2 & \sum xy(\dot{g}_2)_x^2 & \sum x(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum x^2(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum xy(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y \\ \sum y(\dot{g}_2)_x^2 & \sum xy(\dot{g}_2)_x^2 & \sum y^2(\dot{g}_2)_x^2 & \sum y(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum xy(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum y^2(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y \\ \sum (\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum x(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum y(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum (\dot{g}_2)_y^2 & \sum x(\dot{g}_2)_y^2 & \sum y(\dot{g}_2)_y^2 \\ \sum x(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum x^2(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum xy(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum x(\dot{g}_2)_y^2 & \sum x^2(\dot{g}_2)_y^2 & \sum xy(\dot{g}_2)_y^2 \\ \sum y(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum xy(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum y^2(\dot{g}_2)_x(\dot{g}_2)_y & \sum y(\dot{g}_2)_y^2 & \sum xy(\dot{g}_2)_y^2 & \sum y^2(\dot{g}_2)_y^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

造的,故解算出来的几何校正参数也是关于  $g_1$  的,为了不改变  $g_1$  的像素灰度值,我们通过对几何校正参数进行求逆运算,将关于目标窗口  $g_1$  的校正参数变换为关于搜索窗口  $g_2$  的校正参数,转而对  $g_2$  进行校正。

假设源图像和目标图像间的几何变形可通过仿射变换近似,在式(3)中,给出关于搜索窗口  $g_2$  的几何校正式,由于仿射变换具有可逆性,则关于目标窗口  $g_1$  的几何校正公式可通过如下逆运算得到

$$\begin{cases} x = a_0^l + a_1^l x_2 + a_2^l y_2 \\ y = b_0^l + b_1^l x_2 + b_2^l y_2 \end{cases} \quad (6)$$

类似,按照“同名点灰度不变假设”,可得

$$g_2(x_2, y_2) + n_2(x_2, y_2) = g_1(a_0^l + a_1^l x_2 + a_2^l y_2, b_0^l + b_1^l x_2 + b_2^l y_2) + n_1(x_2, y_2) \quad (7)$$

经泰勒展开后线性化可得如下误差方程式:

$$\begin{bmatrix} \Sigma(\dot{g}_1)_x^2 & \Sigma x(\dot{g}_1)_x^2 & \Sigma y(\dot{g}_1)_x^2 & \Sigma(\dot{g}_1)_x(\dot{g}_1)_y & \Sigma x(\dot{g}_1)_x(\dot{g}_1)_y & \Sigma y(\dot{g}_1)_x(\dot{g}_1)_y \\ \Sigma x(\dot{g}_1)_x^2 & \Sigma x^2(\dot{g}_1)_x^2 & \Sigma xy(\dot{g}_1)_x^2 & \Sigma x(\dot{g}_1)_x(\dot{g}_1)_y & \Sigma x^2(\dot{g}_1)_x(\dot{g}_1)_y & \Sigma xy(\dot{g}_1)_x(\dot{g}_1)_y \\ \Sigma y(\dot{g}_1)_x^2 & \Sigma xy(\dot{g}_1)_x^2 & \Sigma y^2(\dot{g}_1)_x^2 & \Sigma y(\dot{g}_1)_x(\dot{g}_1)_y & \Sigma xy(\dot{g}_1)_x(\dot{g}_1)_y & \Sigma y^2(\dot{g}_1)_x(\dot{g}_1)_y \\ \Sigma(\dot{g}_1)_x(\dot{g}_1)_y & \Sigma x(\dot{g}_1)_x(\dot{g}_1)_y & \Sigma y(\dot{g}_1)_x(\dot{g}_1)_y & \Sigma(\dot{g}_1)_y^2 & \Sigma x(\dot{g}_1)_y^2 & \Sigma y(\dot{g}_1)_y^2 \\ \Sigma x(\dot{g}_1)_x(\dot{g}_1)_y & \Sigma x^2(\dot{g}_1)_x(\dot{g}_1)_y & \Sigma xy(\dot{g}_1)_x(\dot{g}_1)_y & \Sigma x(\dot{g}_1)_y^2 & \Sigma x^2(\dot{g}_1)_y^2 & \Sigma xy(\dot{g}_1)_y^2 \\ \Sigma y(\dot{g}_1)_x(\dot{g}_1)_y & \Sigma xy(\dot{g}_1)_x(\dot{g}_1)_y & \Sigma y^2(\dot{g}_1)_x(\dot{g}_1)_y & \Sigma y(\dot{g}_1)_y^2 & \Sigma xy(\dot{g}_1)_y^2 & \Sigma y^2(\dot{g}_1)_y^2 \end{bmatrix} \quad (9)$$

通过求解法方程式,得本次迭代几何校正参数改正值:  $(da_0^{l,i}, da_1^{l,i}, da_2^{l,i}, db_0^{l,i}, db_1^{l,i}, db_2^{l,i})$ , 则本次迭代的几何参数值  $(a_0^{l,i}, a_1^{l,i}, a_2^{l,i}, b_0^{l,i}, b_1^{l,i}, b_2^{l,i})$  可通过下式计算得到:

$$\begin{cases} a_0^{l,i} = a_0^{l,i-1} + da_0^{l,i} + a_0^{l,i-1} da_1^{l,i} + b_0^{l,i-1} da_1^{l,i} \\ a_1^{l,i} = a_1^{l,i-1} + a_1^{l,i-1} da_1^{l,i} + b_1^{l,i-1} da_2^{l,i} \\ a_2^{l,i} = a_2^{l,i-1} + a_2^{l,i-1} da_1^{l,i} + b_2^{l,i-1} da_2^{l,i} \\ b_0^{l,i} = b_0^{l,i-1} + db_0^{l,i} + a_0^{l,i-1} db_1^{l,i} + b_0^{l,i-1} db_2^{l,i} \\ b_1^{l,i} = b_1^{l,i-1} + a_1^{l,i-1} db_1^{l,i} + b_1^{l,i-1} db_2^{l,i} \\ b_2^{l,i} = b_2^{l,i-1} + a_2^{l,i-1} db_1^{l,i} + b_2^{l,i-1} db_2^{l,i} \end{cases} \quad (10)$$

通过式(10),可以得到关于目标窗口  $g_1$  的几何校正参数,但是由于法方程系数矩阵是基于  $g_1$  创建的,为了不改变  $g_1$ ,本文通过逆运算,将关于目标窗口  $g_1$  的几何校正参数变换到关于搜索窗口  $g_2$  的几何校正参数,然后几何校正  $g_2$ 。则本次迭代关于搜索窗口的几何校正参数可通过下式计算得到

$$\begin{cases} a_0^i = (-a_0^{l,i} b_2^{l,i} + a_2^{l,i} b_0^{l,i}) \times c \\ a_1^i = b_2^{l,i} \times c \\ a_2^i = -a_2^{l,i} \times c \\ b_0^i = (a_0^{l,i} b_1^{l,i} - a_1^{l,i} b_0^{l,i}) \times c \\ b_1^i = -b_1^{l,i} \times c \\ b_2^i = a_1^{l,i} \times c \end{cases} \quad (11)$$

其中:

$$c = \frac{1}{a_1^{l,i} b_2^{l,i} - a_2^{l,i} b_1^{l,i}} \quad (12)$$

其中  $w_1$  和  $w_2$  分别表示目标窗口和搜索窗口。

为了能在生物视觉匹配的基础上进行迭代,只需用生物视觉计算得到仿射变换参数对不变系

$$v = (\dot{g}_1)_x da_0 + x(\dot{g}_1)_x da_1 + y(\dot{g}_1)_x da_2 + (\dot{g}_1)_y db_0 + x(\dot{g}_1)_y db_1 + y(\dot{g}_1)_y db_2 - (g_1 - g_2) \quad (8)$$

则关于  $g_1$  的法方程系数矩阵  $C^T C$  可表达如下:

数最小二乘匹配进行初始化即可。由于通过上一级生物视觉方法的计算,源图像和目标图像间的中心平移量已经基本确定,几何变形也已得到大大缩小,因此不变系数最小二乘匹配可以被很好地初始化,并且无需进行大范围搜索以确定中心平移量,从而大幅提升计算效率和收敛可靠性,而生物视觉方法求解精度不高的缺点也通过不变系数最小二乘方法得到了很好的补偿。

### 1.3 直方图一致性变换

直方图一致性变换目的是消除待检图像间的灰度变化,其基本思想是将其中一幅待检图像的直方图作为期望形状,将另一幅待检图像直方图形状、中心位置和期望形状变换为一致,以此达到消除灰度变化的目的<sup>[13]</sup>。

设  $p_f(f)$  和  $p_z(z)$  分别表示待检图像 1( $f$ ) 和待检图像 2( $z$ ) 的灰度分布密度函数,假设通过变换

$$\begin{cases} s = \int_0^f p_f(x) dx \triangleq T[f] \\ v = \int_0^z p_z(x) dx \triangleq G[z] \end{cases} \quad (13)$$

则有下面关系成立<sup>[14]</sup>:

$$p_f(f) \xrightarrow{s=T[f]} p_s(s) = 1 = p_v(v) \xrightarrow[v=G[z]]{z=G^{-1}(v)} p_z(z) \quad (14)$$

由上面关系容易得出从  $f$  到  $z$  的直方图一致性变换关系式:

$$z = G^{-1}[v] = G^{-1}[T(f)] \quad (15)$$

在图3中我们给出了一组直方图一致性变换的效果对比图,可以看出,由于成像距离和光照的不同,待检图像间存在较大灰度畸变,其对应的直方图形状和中心位置也存在较大区别。而通过文

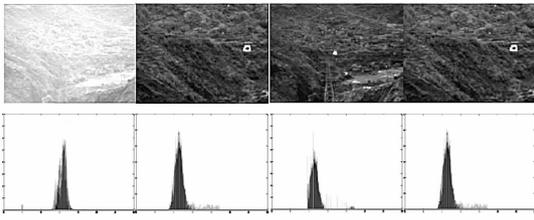


图 3 直方图一致性变换后的图像和各自对应的直方图  
Fig. 3 Images and their corresponding histograms using histogram similarity transformation

直方图一致性变换后,待检图像对应直方图形状和中心位置基本变为一致,而它们之间的灰度畸变也消除到无法通过肉眼分辨的程度,效果达到预期。由于直方图一致性变换没有针对任何特定灰度变换模型,因此其理论上不仅可处理线性灰度变化,而且可处理灰度变换模型未知的非线性灰度变化,相比传统灰度校正方法适用范围更广,且由于不涉及复杂参数求解,算法实时性能优越。

### 1.4 分子区与窗口积分

如果场景近似为平面,且光心距离场景比较远,此时图像间的几何变形可以用式(3)所示的仿射变换进行近似而不会带来太大误差;但是对于一些地形起伏比较大的场景(比如:丘陵、山地和城市高大建筑群),由于场景立体效应相对比较明显,此时如果仍然通过一组仿射变换来近似图像间的几何变形,则可能会带来较大的误差。为此,首先假设场景为曲面,则该曲面总是可以通过若干互不重叠的平面组合来进行近似,如果平面数量足够多,则该近似带来的误差可以忽略。通过上面的分析知道,如果场景近似平面,则其可以通过仿射变换近似;而当场景为曲面时,该曲面总可以通过足够多的互不重叠的平面进行近似而不会带来太大误差。因此,为消除场景立体效应,可首先将平面划分为若干互不重叠的子区域,然后对各对应子区独立求取几何变换参数,从而使不同子区对应不同的几何变换参数,借此来消除当场景高程数据和相机内外参数未知情况下的立体效应。从理论上讲,子区数量越多,则近似误差越小,但是当场景区域一定时,子区数量越大,各子区所包含的信息量也越少,此时可能会增加基于子区信息计算几何变形参数的难度。为此,子区数量选择必须在缩小近似误差和保证信息量之间权衡。在本文实验中,对  $320 \times 256$  (pixel) 大小的图像,我们采取等面积的方法选取了 16 个子区,以兼顾了近似误差和保证信息量。

窗口积分是作用于差分图像的,其作用是为了避免孤立成像噪声对变化目标检测的影响。变化目标由于其空间连续性,在差分图像的一定区域响应都比较大;但是对于孤立成像噪声,虽然其响应也可能比较大,但是其分布比较散,不具备空间连续性。因此,可以通过对一定大小窗口进行积分的方式,将二者加以区别。如果假设积分窗口  $D$  大小为  $a \times b$ ,差分图像为  $h$ ,则差分图像  $(i, j)$  处的窗口积分值  $C(i, j)$  可表达如下:

$$C(i, j) = \iint_D h(i - x, j - y) dx dy$$

$$= \sum_{x=1}^a \sum_{y=1}^b h(i - x, j - y) \quad (16)$$

由于本文需要检测的变化目标个数为 1,因此,只需确定窗口积分最大值对应位置,该窗口的灰度质心即为目标变化区域的质心。假设  $D'$  表示积分最大值对应的窗口,则目标灰度质心  $(x_0, y_0)$  计算方法如下:

$$\begin{cases} x_0 = \sum_{(x,y) \in D'} xD'(x,y) / \sum_{(x,y) \in D'} D'(x,y) \\ y_0 = \sum_{(x,y) \in D'} yD'(x,y) / \sum_{(x,y) \in D'} D'(x,y) \end{cases} \quad (17)$$

对多目标情况,可通过设定阈值的方法实现。

## 2 实验和分析

在图 4,我们给出了两组基于 SIFT 配准方法得到的差分图像<sup>[9]</sup>和基于本文方法得到的差分图像,不难看出:对于野外场景,由于图像纹理比较稀疏,同时加上立体效应的影响,导致 SIFT 特

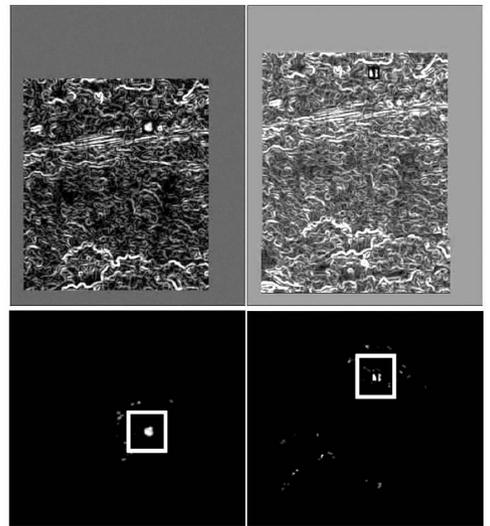


图 4 第一行: SIFT 配准方法的差分图像;  
第二行:本文方法的差分图像。

Fig. 4 The first row: minus image using SIFT based registration method;  
the second row: minus image using the proposed method

征点匹配精度不够,进而影响其图像配准精度,使得差分图像出现较多高频边缘,淹没了真实变化目标;而本文方法由于可以充分利用区域内所有像素灰度信息进行配准,能较好适应野外场景稀疏纹理,同时由于采用了分子区的策略,大幅削弱了场景立体效应影响。故本文方法得到的差分图像中仅在真实目标变化区域有较高的响应,场景高频边缘造成的影响几乎无法通过肉眼分辨,达到了变化目标检测的预期目的。

### 3 结论

为了解决机载平台野外立体场景弱小变化目标的检测问题,本文提出了生物视觉方法与不变系数最小二乘匹配的级联配准模式,通过两种方法的优势互补,实现了待检图像快速可靠高精度的配准,从而将几何变化从真实变化中解耦;提出了一种新颖的基于直方图一致性变换的灰度补偿方法,该方法不针对特定的灰度变换模型,仅需通过将待检图像的直方图形状和中心位置变为一致即可消除二者灰度畸变,从而不需任何复杂运算,并能处理线性和模型未知的非线性灰度变化;在位置相机内外参数和场景高程数据均未知的条件下,提出通过分子区的思路来弱化立体效应影响。通过真实光电吊舱图像变化检测实验,证明了该方法的正确性和工程实用性;通过和基于 SIFT 方法的比较,证明了本文方法在处理野外稀疏纹理立体场景图像变化检测方面更具优势。目前该技术已在无人机智能侦查和某型号精导系统中得到了应用。未来,我们计划将该技术和背景提取法相融合,将其用于动态相机监控系统。

### 参考文献 (References)

- [1] Radke R J, Andra S, Al-kofahl O. Image change detection algorithms: a systematic survey [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2005, 14(3): 1-14.
- [2] Stauffer C, Grimson W. Adaptive background mixture models for real-time tracking [C]//Proceedings CVPR, 1999, 246-252.
- [3] Hayman E, Eklundh J. Statistical background subtraction for a mobile observer [C]//Proceedings ICCV, 2003, 789-796.
- [4] Barnich O, Van Droogenbroeck M. ViBe: a universal background subtraction algorithm for video sequences [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2011, 20(6): 1709-1724.
- [5] Baker S, Matthews L. Lucas-kanade 20 years on: a unifying framework [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 56(3): 221-255.
- [6] Huang J Z, Tan T N, Ma L. Phase correlation based iris image registration model [J]. Journal of Computer Science and Technology, 2005, 20(3): 419-425.
- [7] Gruen A W. Adaptive least squares correlation a powerful image matching technique [J]. Remote Sensing and Cartography, 1985, 14(3): 175-187.
- [8] David G, Low E. Distinctive image features from scale-invariant key points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(3): 91-110.
- [9] 王梅,屠大维,周许超. SIFT 特征匹配和差分相乘融合的运动目标检测[J]. 光学精密工程,2011,19(4): 892-899.  
WANG Mei, TU Dawei, ZHOU Xuchao. Moving object detection by combining SIFT and differential multiplication [J]. Optics and Precision Engineering, 2011, 19(4): 892-899. (in Chinese)
- [10] 于起峰,雷志辉,刘晓春,等. 基于生物视觉的目标匹配原理与实验进展[J]. 红外与激光工程, 2008, 37(6): 1092-1100.  
YU Qifeng, LEI Zhihui, LIU Xiaochun, et al. Target matching based on biological vision and its developed experiment [J]. Infrared and Laser Engineering, 2008, 37(6): 1092-1100. (in Chinese)
- [11] Ackermann F. Digital image correlation: performance and potential application in photogrammetry [J]. Remote Sensing and Cartography, 1984, 12(1): 273-282.
- [12] 刘晓春,于起峰,雷志辉,等. 基于不变系数的光照不变最小二乘匹配[J]. 光学技术,2012,38(5):611-618.  
LIU Xiaochun, YU Qifeng, LEI Zhihui, et al. Illumination invariant least square match based on invariant coefficient [J]. 2012, Optical Technology, 2012, 38(5): 611-618. (in Chinese)
- [13] 刘晓春,于起峰,雷志辉. 增强景象匹配鲁棒性的灰度变换技术研究[J]. 国防科技大学学报,2010,32(3): 48-52.  
LIU Xiaochun, YU Qifeng, LEI Zhihui. Researches into gray value transform to improve scene matching robustness [J]. Journal of National University of Defence Technology, 2010, 32(3): 48-52. (in Chinese)
- [14] 孙即祥. 图像处理[M]. 北京:科学出版社, 2004: 151-155.  
SUN Jixiang. Image process [M]. Beijing: Science Press, 2004: 151-154. (in Chinese)