

文章编号 1004-924X(2010)06-1404-09

结合 MSA 与方向编码的快速景象匹配

纪 华^{1,2}, 张 叶¹, 韩广良¹, 王延杰¹

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院 研究生院, 北京 100039)

摘要:针对 MSA(Multi-Scale Autoconvolution)算法对光照变化敏感且在进行目标搜索时计算量大的缺点,提出了一种结合 MSA 和方向编码的快速景象匹配算法。首先,求待匹配图和模板的方向编码图,以消除光照变化的影响;其次,对方向编码图进行分块处理,分别求取各子块的 MSA 值,在每个搜索位置,只更新 MSA 值矩阵的一行(列),这样使计算量减少到不足原 MSA 算法的 1/8。用 cameraman 图像和实际卫星拍摄图像进行实验,结果表明,改进后的算法不仅对仿射变换、轻微透视投影变换、噪声及遮挡具有鲁棒性,同时可以抗光照变化的影响,且搜索速度更快,在实际拍摄的图像中能对目标进行准确识别和定位。

关键词:景象匹配;MSA 算法;方向编码;分块 MSA;仿射不变量

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20101806.1404

Fast scene matching combining MSA and direction code

JI Hua^{1,2}, ZHANG Ye¹, HAN Guang-liang¹, WANG Yan-jie¹

(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,*
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2. *Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China*)

Abstract: In order to solve the problems that Multi-scale Autoconvolution(MSA) algorithm is sensitive to an illumination change and has a large computation load, a fast scene matching algorithm combining the MSA with a direction code is presented. Firstly, the direction code images of an image to be matched and a template are computed respectively to eliminate the influence of illumination. Then the code images are blocked and the MSA value of each sub-block is calculated. So, only one row or one column of MSA value matrix needs to be updated at every searching position. In this way, the computation load has been decreased greatly, and it is less than 1/8 of that of the original MSA algorithm. Experiments are carried out with a cameramen image and real scenes. The results show that the proposed method is robust to affine transform, light projective transform, noise, occlusion and illumination change, meanwhile it has a faster searching speed and can accurately recognize and locate objects in real scenes.

Key words: scene matching; Multi-scale Autoconvolution(MSA); direction code; block MSA; affine invariance

收稿日期:2009-06-18;修订日期:2009-08-07.

基金项目:国家 863 高技术研究发展计划资助项目(No. 2006AA703405F)

1 引 言

现代战争对武器系统的性能要求越来越高,其打击精度已成为高技术战场上火力较量的一种重要方式和手段。精确打击武器的产生和发展,完全依赖于精确制导技术,景象匹配辅助导航可以消除惯性制导的累计误差,提供目标信息,实现自主精确导航,已经成为提高军用无人机和导弹作战效能的一种优选方案。

防区外空间导弹攻击的主要目标多为固定军事战略目标,如机场、桥梁和港口等大型目标,目标与背景之间的灰度关系易受天气、时间及地理等环境条件变化的影响。相对于空中飞机或海上舰艇等目标相对简单的海天背景来说,地面目标的背景无疑是极其复杂的,具有大量的干扰信息和细节,而且目标类型多(既有孤立型建筑物、机场跑道,又有大型桥梁、铁路网等)。由于成像距离、方向、位置以及拍摄角度的不同,使得拍得的图像易发生旋转、平移、尺度以及透视变化;另外,航拍的图像容易受到云层的遮挡,这些都为目标识别增加了难度。

众所周知,相机成像的过程是三维目标到二维平面的投影变换过程,当三维目标的深度变化相对于相机距离很小时,所获取的图像之间的透视投影关系可以用仿射变换来近似^[1]。因此,传统的模板匹配方法就不适用了,学者们纷纷研究仿射不变特征的提取方法。包括不变矩^[2-3](如 Hu 矩^[4]), Fourier-Mellin^[5-6] 变换, MSA (Multi-Scale Autoconvolution)^[7], SIFT (Scale Invariant Feature Transform)^[8-10], 仿射不变区域^[11]等。其中, Hu 矩和 Fourier-Mellin 变换都不具有完全的仿射不变性且计算量大; SIFT 定位精度高,但是由于背景复杂,干扰信息较多,给特征点的提取、定位、匹配都带来了困难;仿射不变区域具有完全的仿射不变性,但易受噪声干扰,特征区分度小;MSA 具有完全的仿射不变性,抗噪声性能好,对部分遮挡、三维旋转适应性好,尤其适用于复杂背景,但是对光照变化比较敏感。

针对本课题的应用背景,选择以上方法中 MSA 方法最为合适。但是该方法对光照变化比较敏感;求每幅图像的 MSA 值时都需计算 4 次傅里叶变换,在实际应用中,需要进行穷尽搜索,

即要计算每个待匹配位置的 MSA 值,与模板图的 MSA 值进行比较,因此计算量十分庞大。针对 MSA 存在的问题,本文提出了一种结合传统 MSA 与方向编码的快速景象匹配方法,该方法不仅计算量小,对噪声不敏感,可以抗光照变化和部分遮挡,而且对仿射变换和轻微的透视投影变换具有鲁棒性,对复杂背景下的景象匹配极为适用。

2 结合方向编码的 MSA 算法

2.1 MSA 算法简介^[7,12-14]

2.1.1 数学定义

Esa Rahtu 提出了 MSA 方法,将概率模型引入了仿射不变特征的构造,将图像灰度函数和坐标用概率密度函数联系起来。MSA 变换中将不共线 3 个随机点的概率用这些点对应的归一化灰度值来表示,这种表示形式虽然在物理意义上不具有可解释性,但并不影响其数学上的推导^[4]。

设 $f(x): \mathbf{R}^2 \rightarrow \mathbf{R}, f \geq 0$ 是图像灰度函数,令归一化灰度函数为图像上该点的概率密度函数:

$$p(x, y) = \frac{f(x, y)}{\iint_{\mathbf{R}^2} f(x, y) dx dy}, \quad (1)$$

设 \mathbf{R}^2 上 3 个点 X_0, X_1, X_2 是服从独立同分布的随机变量。对于任意 $\alpha, \beta \in \mathbf{R}$, 以这 3 个点来定义新的随机变量:

$$U_{\alpha\beta} = X_0 + \alpha(X_1 - X_0) + \beta(X_2 - X_0), \quad (2)$$

式中: (α, β) 是 $U_{\alpha\beta}$ 在以 X_0 为原点, $X_1 - X_0, X_2 - X_0$ 为单位向量仿射空间 A^2 的坐标,令 $\gamma = 1 - \alpha - \beta$, 则 $U_{\alpha\beta} = \alpha X_1 + \beta X_2 + \gamma X_0$ 。定义仿射变换后的图像为 $f'(X') = f(TX + t)$, 由式(1)定义, p' 即 f' 的概率密度函数。那么原图像上的坐标点 $U_{\alpha\beta}$ 经仿射变换得到: $TU_{\alpha\beta} = TX_0 + \alpha(TX_1 - TX_0) + \beta(TX_2 - TX_0)$ 。令 $U_{\alpha\beta}' = TU_{\alpha\beta} + t$, 可见, 经坐标系仿射变换后随机变量 $U_{\alpha\beta}'$ 的坐标仍然是 (α, β) 。因为仿射变换前后 $f(U_{\alpha\beta})$ 与 $f'(U_{\alpha\beta}')$ 具有相同的坐标, 所以该点在两幅图像上的概率密度函数是同一确定值。由于两个点的任意性, 定义概率密度函数的数学期望为:

$$\begin{cases} F(\alpha, \beta) = E(f(U_{\alpha\beta})) \\ F'(\alpha, \beta) = E(f'(U_{\alpha\beta}')) \end{cases}. \quad (3)$$

由于 $F(\alpha, \beta) = F'(\alpha, \beta)$, 所以 $F(\alpha, \beta)$ 就是仿射不

变特征,定义为 MSA 变换。

按照概率密度函数的形式, $f(x)$ 的 MSA 变换为:

$$F(\alpha, \beta) = E[f(U_{\alpha, \beta})] = \int_{\mathbf{R}^2} f(u) p_{U_{\alpha, \beta}}(u) du = \int_{\mathbf{R}^2} f(u) (p_\alpha * p_\beta * p_\gamma)(u) du = \int_{\mathbf{R}} \int_{\mathbf{R}} \int_{\mathbf{R}} f(u) p_\alpha(x) p_\beta(y) p_\gamma(u - x - y) dx dy du. \quad (4)$$

利用 $p(x) = (1/\|f\|_{L^1})f(x)$, 并假定所有的 $\alpha, \beta, \gamma \neq 0$, 可得到的表达式时域形式为:

$$F(\alpha, \beta) = \frac{1}{\alpha^2 \beta^2 \gamma^2} \frac{1}{\|f\|_{L^1}^2} \int_{\mathbf{R}} \int_{\mathbf{R}} \int_{\mathbf{R}} f(u) f\left(\frac{x}{\alpha}\right) f\left(\frac{y}{\beta}\right) f\left(\frac{u-x-y}{\gamma}\right) dx dy du. \quad (5)$$

应用 Plancherel 公式, $\int_{\mathbf{R}} \bar{f} = \int_{\mathbf{R}} \bar{\hat{f}}$, 可得到表达式的频域形式为:

$$F(\alpha, \beta) = \frac{1}{\hat{f}(0)^3} \int_{\mathbf{R}} \hat{f}(-\xi) \hat{f}(\alpha\xi) \hat{f}(\beta\xi) \hat{f}(\gamma\xi) d\xi. \quad (6)$$

当把它应用到数字图像中时,需要应用 MSA 变换的离散形式,即对式(6)进行离散化:

$$F(\alpha, \beta) = \frac{1}{N_1 N_2} \frac{1}{\hat{f}(0)^3} \sum_{i=0}^{N_1 N_2 - 1} \hat{f}(-\omega_i) \hat{f}(\alpha\omega_i) \hat{f}(\beta\omega_i) \hat{f}(\gamma\omega_i), \quad (7)$$

式中: ω_i 是 \mathbf{R}^2 中的一个 $N_1 \times N_2$ 的矩形网格点, \hat{f} 为离散函数 f 的离散傅里叶变换,其中 f 表示数字图像,为一个 $N_1 \times N_2$ 的矩阵。式(7)包含了连续傅里叶变换的尺度表示,因 $\hat{f}(\alpha\omega) = \hat{f}_\alpha(\omega) f_\alpha(x) = (1/\alpha^2) f(x/\alpha)$, 所以

$$F(\alpha, \beta) = \frac{1}{N_1 N_2} \frac{1}{\hat{f}(0)^3} \sum_{i=0}^{N_1 N_2 - 1} \hat{f}(-\omega_i) \hat{f}_\alpha(\omega_i) \hat{f}_\beta(\omega_i) \hat{f}_\gamma(\omega_i). \quad (8)$$

由于原始图像的多尺度表示容易实现,避免了直接应用傅里叶变换带来的复杂计算,所以 MSA 变换的实现是基于式(8)的。

2.1.2 MSA 算法性能分析

经过以上的公式推导可知,该算法具有仿射不变性;由于拍摄角度不同而造成的图像畸变可以近似看成仿射变换,因此,该算法对由于视角不同而造成的图像变形具有不变性。由于该算法是基于整幅图像的灰度信息,部分遮挡和噪声不会影响整幅图像概率密度的均值,因此,该算法对部分遮挡具有一定的鲁棒性,且具有一定的抗噪声

能力,对背景复杂、纹理丰富的图像尤其适用。但是,该算法对光照变化比较敏感。

2.2 改进的 MSA 算法

2.2.1 方向编码

给定一幅灰度图像 I , 定义像素的梯度方向角为:

$$\theta = \arctan \frac{\partial f / \partial y}{\partial f / \partial x}, \quad (9)$$

其中: $\partial f / \partial x$ 和 $\partial f / \partial y$ 分别是该像素处沿 x 和 y 方向的梯度,可以通过梯度算子来获得,梯度方向角的取值范围为 $[0, 2\pi]$ 。为了获得方向编码,需要对方向角进行量化,如图 1 所示。设方向数的量化间距为 $\Delta\theta$, 于是方向编码可由下式计算得到:

$$c_{ij} = \begin{cases} [\theta_{ij} / \Delta\theta] & |\partial f / \partial x| + |\partial f / \partial y| > T \\ m & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (10)$$

如果方向编码被量化成 m 个,则 c_{ij} 的取值为 $\{0, 1, \dots, m\}$ 。对于 $|\partial f / \partial x| + |\partial f / \partial y|$ 小于阈值的像素来说,定义其方向编码为 m ,由于此区域很难计算出稳定的梯度方向角,因而可根据经验来选择阈值,即根据目标的梯度丰富程度做适当调整。本文中 $T = 5, m = 36$ 。

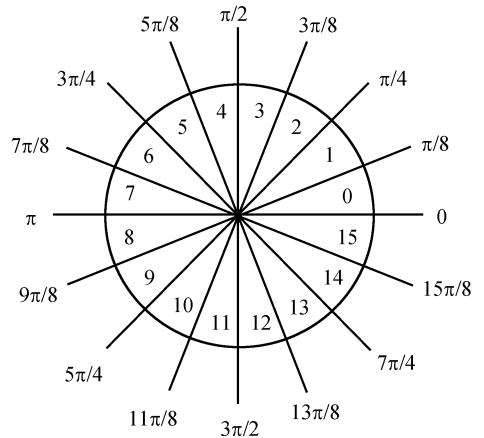


图 1 $m=16$ 时的方向编码示意图

Fig. 1 Schematic of direction encoding with $m=16$

2.2.2 改进的算法及性能分析

光照变化的两幅图像,其梯度的大小将发生改变,但梯度的方向不变,因此,梯度方向角对光照具有鲁棒性。这里先求图像的梯度方向编码图,再求其 MSA 值,即可以得到抗光照的不变

量。由于梯度方向角有一定的量化间隔,因此,当图像发生轻微的仿射变换时,方向编码图变化不大,但是,当仿射变换比较严重时,其方向编码图会发生部分改变,变换前后两幅图像的 MSA 值会有一些的偏差。

3 基于分块 MSA 的景象匹配制导算法

3.1 截取的目标区域尺寸

由于 MSA 值与图像大小无关,而只与图像的纹理(灰度空间分布)有关,因此,从实时图中截取的目标区域的大小不固定,随飞机或导弹的飞行高度不同而改变。已知卫星拍得的模板图的拍摄高度为 H ,飞机的飞行高度为 h ,模板图像的尺寸为 $m \times n$,则要截取的目标区域大小为 $((H \times m)/h) \times ((H \times n)/h)$ 。

3.2 分块 MSA 思想

对于一幅 $N \times N$ 的数字图像而言,进行一次 FFT 的计算复杂度是 $O(N^2 \log_2 N)$,计算其 MSA 值需要计算 4 次傅里叶变换。在实际应用中,需要在大气场中进行穷尽搜索,在每一个搜索位置都要计算一个 MSA 值,与模板图的 MSA 值进行比较,差距最小的位置即为目标的位置,可想而知,计算量是相当大的。为了减少计算量,这里采用分块 MSA 和隔点搜索相结合的思想。

把一幅图像分成 8×8 的子块,对每个子块分别求取其 MSA 值,则整幅图像的计算复杂度为:

$$8^2 \times 4 \times O((N/8)^2 \log_2(N/8)) = \frac{8^2 \times 4}{64} \times O(N^2$$

$$(\log_2 N - 3)) = 4 \times O(N^2 (\log_2 N - 3)),$$

可以看出计算量有所减少。

由于该算法是基于整幅图像的纹理信息的,图像内容有略微的变化不会对图像的 MSA 值产生较大的影响,且图像内容具有空间相关性,因此不必在每个位置都进行一次匹配,而采用隔点搜索的方法。依据上面的分块情况,可令截取图像的间隔为要截取的目标区域尺寸的 $1/8$,行方向和列方向分别为 $(H \times m)/(8h)$ 和 $(H \times n)/(8h)$,这样就保证了每次跳过的区域恰为一行(列)子块。这么做的好处是显而易见的,因为在截取一幅新的待匹配图像时,只需计算一行或一列子块的 MSA 即可,如图 2 所示,计算量仅是原来的 $1/8$,采用这种方法计算量的减少是可观的。

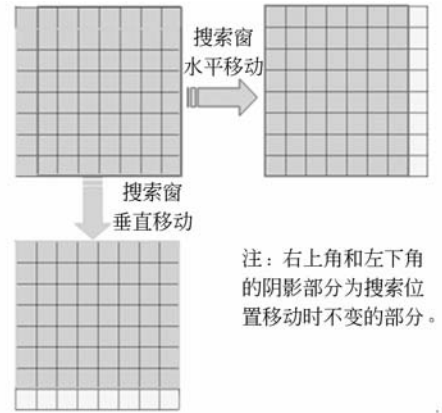


图 2 分块 MSA 算法示意图

Fig. 2 Schematic of block MSA

经过本文的改进,对于每个位置上所截取的待匹配图像,总的计算量为:

$$8 \times 4 \times O((N/8)^2 \log_2(N/8)) = \frac{8 \times 4}{64} \times O(N^2$$

$$(\log_2 N - 3)) = \frac{4 \times O(N^2 (\log_2 N - 3))}{8},$$

相对于原来的 $4 \times O(N^2 \log_2 N)$ 来说,计算量减少到不足原 MSA 算法的 $1/8$ 。

3.3 分块 MSA 带来的对算法性能的影响

MSA 是基于整幅图像灰度的,因此对于部分遮挡具有鲁棒性,但是分块以后,当发生部分遮挡时,会造成部分子块的完全遮挡,使得这些块所对应的 MSA 值相差很大,但可以取所有块平均绝对差值来削弱这些被遮挡块的影响。不过,当发生大面积遮挡时,这种方法就无法检测到目标了,同样,整幅图像的灰度信息也发生了较大的变化,传统 MSA 算法也失效。因此,当发生遮挡时,分块 MSA 算法不会影响算法性能。

当图像发生大角度旋转时,模板图和截取的待匹配图遵守仿射变换关系,其 MSA 值基本不变,但是各对应子块间的图像内容发生了变化,使得相同位置子块的 MSA 值差别较大,求得平均绝对差值也比较大,造成目标定位偏差。因此,我们需要得到飞机(或导弹)的航向与卫星航向之间的角度差,以该角度差值对目标模板进行旋转。飞行航线每变化一次,模板需要重新旋转一次。整个算法流程如图 3 所示。

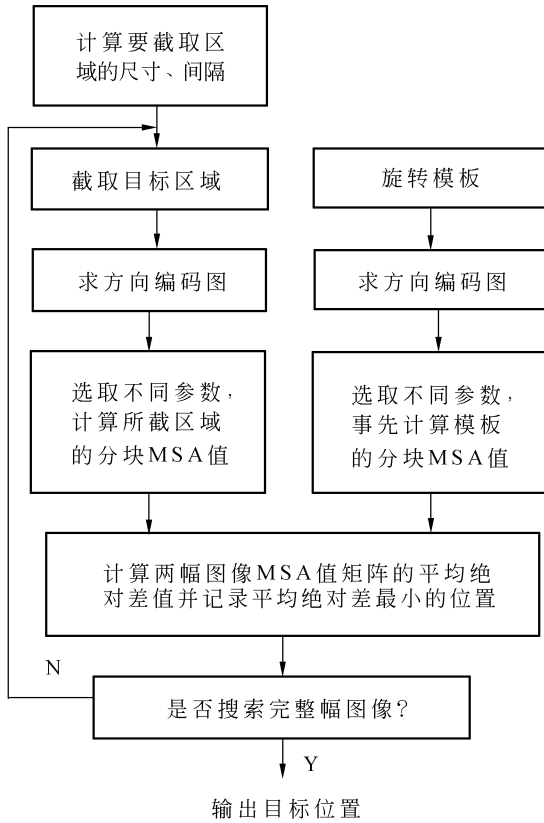


图 3 本文算法流程图

Fig. 3 Flowchart of presented algorithm

4 实验结果

4.1 结合方向编码的 MSA 算法性能验证

本实验采用常用的 cameraman 图像, 对该图像人为进行各种变换, 如图 4 所示。选取 3 组 α, β, γ 参数, 分别为 $[\alpha, \beta] = \{-0.1, 0.3; 0, 0; 0.3, 0.4\}$ 求得 MSA 值如表 1 所示。

图 4(a) 为原始图像; 4(b) 为光照变化之后的图像; 4(c) 是旋转 15° 之后的图像; 4(d) 是加 0.05



(a) 原图

(a) Original image



(b) 光照变化

(b) Image with light changed



(c) 图像旋转

(c) Rotated image



(d) 引入噪声

(d) Image with noise



(e) 透视投影变换

(e) Image with projective transform



(f) 图像模糊
(f) Blurred image



(g) 综合以上变换结果
(g) Image with all transforms

图 4 验证 MSA 性能的实验图片

Fig. 4 Experimental images to validate the performance of MSA

椒盐噪声之后的图像;4(e)是透视投影变换之后的图像,可以明显看出图像中的梯形变换;4(f)是用 photoshop 的模糊效果模拟的被云层遮挡之后的图像,可以看出人头部分基本被完全遮挡;4(g)是综合以上几种变换之后的图像。图 4(c)~4(g)都是以 4(b)为基础变换的。

表 1 的第一组是未加方向编码的 MSA 值,可以看出图 4(b)~4(g)的 MSA 值与图 4(a)差别很大,而图 4(b)~4(g)相互之间的 MSA 值比较接近,说明改进前的 MSA 算法对旋转、噪声、透视和部分遮挡具有鲁棒性,但对光照变化比较敏感。第二组是结合方向编码的 MSA 值,可以看出各组数据都比较接近,说明改进的 MSA 算法消除了光照变化的影响。具体的定量分析如下。

以原始图像为参考,定义相对偏差 e 为:

$$e = \frac{\text{abs}(\text{MSA}_{\text{Transform}} - \text{MSA}_{\text{Original}})}{\text{MSA}_{\text{Original}}} \times 100\% \quad (11)$$

其中, $\text{MSA}_{\text{Original}}$ 和 $\text{MSA}_{\text{Transform}}$ 分别表示原图像和变换后图像的 MSA 值,则依据公式(11),求得结合方向编码前后两组数据相对原始图像的平均相对偏差如表 2 所示:

表 1 原图与变换后图像(图 4)的 MSA 值

Tab. 1 MSA values of original image and transformed image for Fig. 4

参数 $[\alpha, \beta]$	4(a)	4(b)	4(c)	4(d)	4(e)	4(f)	4(g)	
未加	(-0.1, 0.3)	0.332 14	0.443 46	0.442 48	0.437 73	0.438 45	0.443 39	0.434 86
方向	(0, 0)	0.593 96	0.743 97	0.742 03	0.753 98	0.737 89	0.734 82	0.740 81
编码	(0.3, 0.4)	0.421 93	0.572 71	0.571 89	0.567 79	0.571 12	0.572 3	0.572 83
加入	(-0.1, 0.3)	0.226 44	0.224 9	0.236 29	0.227 5	0.226 53	0.236 03	0.233 26
方向	(0, 0)	0.541 66	0.541 3	0.537 72	0.545 07	0.535 41	0.549 88	0.530 36
编码	(0.3, 0.4)	0.316 45	0.312 64	0.326 89	0.316 16	0.316 22	0.331 34	0.332 54

表 2 结合方向编码前后相对于原图的平均相对偏差

Tab. 2 Average relative deviations for original image before and after combining direction encoding

	未加方向编码/%	加入方向编码/%
图 4(b)	31.503	0.6502
图 4(c)	31.231	2.792
图 4(d)	31.101	0.396
图 4(e)	30.533	0.421
图 4(f)	30.95	3.486
图 4(g)	30.472	3.394
平均	30.96	1.86

加入方向编码前后图 4(c)~4(g)相对于图 4(b)的平均相对偏差如表 3 所示:

从表 2 中可以定量看出,结合方向编码前后的平均相对偏差大大减少了,验证了改进的 MSA 算法可以克服光照变化的影响。从表 3 中可以看出,以图 4(b)为参考图,结合方向编码后平均相对偏差比未结合方向编码时要大,这是因为对图像进行各种变换后,其方向编码值也会有所改变,使得 MSA 值出现一些偏差。虽然以牺牲精度为

代价来克服光照变化的影响,但平均相对偏差还是可以接受的。

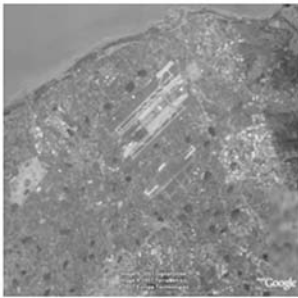
表 3 结合方向编码前后相对于图 4(b)的平均相对偏差

Tab. 3 Average relative deviations for Fig. 4(b) before and after combining direction encoding

	未加方向编码/%	加入方向编码/%
4(c)	0.208	3.428
4(d)	1.166	0.992
4(e)	0.742	0.986
4(f)	0.439	4.172
4(g)	0.795	4.034
平均	0.67	2.72

4.2 航拍图像目标识别实验验证

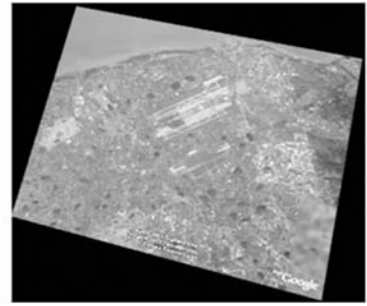
图 5(a)为卫星拍摄的实际机场图像,用 Google Earth 软件截取了 $1\ 024\ \text{pixel} \times 1\ 024\ \text{pixel}$ 大小的部分,为垂直拍摄的下视图;图 5(b)为从中截取的 $128\ \text{pixel} \times 128\ \text{pixel}$ 的模板图;图 5(c)为人为变换之后的畸变图,红色框内部分为未结合方向编码时找到的目标区域,可以看到,目标定位准确,但由于搜索中采用了抽点搜索的方法,定位可能存在偏差,其最大为该方向上的搜索



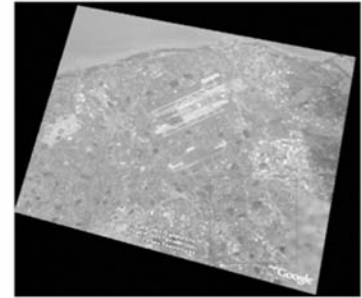
(a) 实时图像
(a) Real-time image



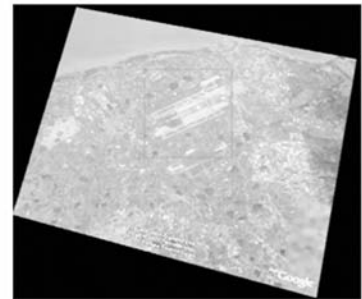
(b) 模板
(b) Template



(c) 原始算法识别结果(无光照变化)
(c) Recognition result with original MSA
(without light change)



(d) 原始算法识别结果(有光照变化)
(d) Recognition result with original MSA
(with light change)



(e) 本文算法识别结果(有光照变化)
(e) Recognition result with proposed method
(with light change)

图 5 机场的识别实验

Fig. 5 Recognition results of airport

间隔;图 5(d)~(e)为光照变化后的畸变图,方框内部分分别为结合方向编码前后的搜索结果,图 5(d)显示有目标定位错误,而图 5(e)仍能准确定位,验证了本文所提出的改进算法的有效性。

5 结 论

景象匹配辅助导航系统中拍摄的实时图像

背景复杂,目标与背景之间的灰度关系易受天气、时间及地理等环境条件变化的影响,且由于成像距离、方向、位置以及拍摄角度的不同会造成实时图像的畸变,这些因素都为景象匹配带来了困难。综合考虑这些实际困难,本文采用MSA算法来提取不变特征,但是MSA对光照变化比较敏感,且需要计算多次傅里叶变换,当在视场内对目标进行穷尽搜索时,计算量非常大。针对MSA算法的缺陷,本文提出了一种结合方向编码和MSA的快速景象匹配算法。首先,求取待匹配图和模

板图的方向编码,来克服光照变化的影响;其次,对待匹配图和模板图进行分块处理,分别求取各子块的MSA值,由于相邻两幅待匹配图大部分是重叠的,因此只需更新MSA矩阵中的一行(列),这样就大大减小了计算量,使其不足原来的1/8。利用cameraman图片和实际卫星拍摄的图片进行了实验,实验结果表明:本文所提出的改进算法对仿射变换、轻微透视投影变换、噪声、遮挡及光照变化具有鲁棒性,且搜索速度较快,在实际拍摄的图像中能对目标进行准确识别和定位。

参考文献:

- [1] 杨昕梅,吴钦章,周进. 仿射不变的运动目标识别方法[J]. 光学精密工程,2007,15(7):1112-1116.
YANG X M, WU Q ZH, ZHOU J. Method of motion object recognition based on affine invariant[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(7): 1112-1116. (in Chinese)
- [2] 李雷达,郭宝龙,孙磊. 基于局部Zernike矩的RST不变水印[J]. 光电子·激光,2007,18(1):117-120.
LI L D, GUO B L, SUN L. RST invariant watermark based on local Zernike moments[J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2007, 18(1): 117-120. (in Chinese)
- [3] 杨占龙,郭宝龙. 基于兴趣点不变矩的图像拼接[J]. 光电子·激光,2007,18(6):737-740.
YANG ZH L, GUO B L. An image mosaic technique based on invariant moments of interest points [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2007, 18(6): 737-740. (in Chinese)
- [4] HU M K. Visual pattern recognition by moment invariants[J]. *IRE Trans. Inform Theory*, 1962, 8(2):179-187.
- [5] GOTZE N, DRUE S, HARTMANN G. Invariant object recognition with discriminant features based on local fast-Fourier Mellin transform[C]. In *Proceeding of International Conference On Pattern Recognition*, 2000:950-951.
- [6] 高莹莹,杨建峰,马晓龙,等. 基于Fourier-Mellin算法的干涉图像配准[J]. 光学精密工程,2007,15(9):1415-1420.
GAO Y Y, YANG J F, MA X L, et al.. Interference image registration based on Fourier-Mellin algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(9): 1415-1420. (in Chinese)
- [7] RAHTU E, SALO M, HEIKKILA J. Affine invariant pattern recognition using multiscale auto-convolution[J]. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(6): 908-918.
- [8] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2):91-110.
- [9] 吴慧兰,刘国栋,刘炳国,等. 基于SIFT算法的圆心快速精确定位技术研究[J]. 光电子·激光,2008,19(11):1512-1515.
WU H L, LIU G D, LIU B G, et al.. Study on the circle center fast accurate-locating technique based on the SIFT[J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2007, 19(11): 1512-1515. (in Chinese)
- [10] 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): 339-444.
JI H, WU Y H, SUN H H, et al.. SIFT feature matching algorithm with global information [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(2): 339-444. (in Chinese)
- [11] TINNE T S, LUC V G. Wide baseline stereo matching based on local, affinely invariant regions [C]. *British Machine Vision Conference, BMVC 2000*:1-14.
- [12] RAHTU E, SALO M, HEIKKILA J. Multiscale convolution histogram for affine invariant pattern recognition[C]. *Proc. the 16th British Machine Vision Conference*, 2006:1-10.
- [13] 唐涛. 图像仿射不变特征及其在遥感图像目标识别中的应用[D]. 长沙:国防科技大学,2006.
TANG T. Affine invariant feature and its application to target recognition in remote sensing images [D]. *Changsha: National University of Defense*

Technology, 2006. (in Chinese)

- [14] 雷琳, 蔡红苹, 唐涛, 等. 基于 MSA 特征的遥感图像多目标关联算法[J]. 遥感学报, 2008, 4(12): 586-592.

LEI L, CAI H P, TANG T, *et al.*. A MSA feature-based multiple targets association algorithm in remote sensing images [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2008, 4(12): 586-592. (in Chinese)

作者简介:



纪 华(1983—), 女, 河北唐山人, 博士研究生, 主要从事景象匹配、视频跟踪方面的研究。E-mail: jhua12@163.com



韩广良(1968—), 男, 山东嘉祥人, 博士, 副研究员, 主要从事景象匹配方面的研究。E-mail: hangl_ciom@yahoo.com.cn



张 叶(1981—), 女, 吉林长春人, 博士, 助理研究员, 主要从事景象匹配方面的研究。E-mail: zhang.leaflet@gmail.com



王延杰(1963—), 男, 吉林长春人, 研究员, 博士生导师, 主要从事数字图像处理方面的研究。E-mail: wyjciomp@sohu.com

● 下期预告

可配置型五坐标 B 样条插补控制器研制

刘 源, 韩振宇, 王永章, 富宏亚

(哈尔滨工业大学 数控技术研究所, 黑龙江 哈尔滨 150001)

采用五轴联动数控机床的线性插补功能进行数控加工存在很多不足之处, 为了实现复杂曲面零部件的高速高精数控加工, 提出了一种用于五轴联动数控机床的 B 样条插补控制策略, 参考开放式、模块化体系结构控制器(OMAC)标准开发了具有 B 样条插补功能的五轴联动数控机床运动控制器。该控制器将控制任务按照实时性要求进行划分。人机交互、代码解析及参数映射关系构造等过程离线完成, 插补运算、离散逻辑控制及逆运动学变换等过程由实时线程执行, 数控系统的硬实时性能得到保证。为简化 NC 程序的编制过程, 控制器设计为接收工件坐标系下的加工信息。通过开发适应各种形式数控机床的逆运动学变换模块, 并将机床参数设计为可用户定制, 使得控制器具有良好的通用性。在控制器内部建立 NC 程序文件中位置曲线和方位曲线间的参数映射关系, 使得机床平动轴与转动轴间的运动规划符合实际加工要求, 加工精度得到保证。实际加工实验中, 采用 B 样条插补算法 NC 程序量降低为线性插补 NC 程序量 0.15 倍时, 其插补误差为线性插补误差的 0.45 倍, 控制器插补精度为 0.68。该 B 样条插补控制器可以满足五坐标数控加工的要求, 具有良好的控制性能。