

## 基于边沿方向特征的地面对时敏目标识别方法

王建永，杨小冈，王雪梅，赵爱罡

(第二炮兵工程大学目标探测与图像制导实验室, 西安 710025)

**摘要：**地面对时敏目标机动性强，目标姿态无法准确预知导致识别出现困难。传统SIFT特征对旋转、尺度、光照等畸变有很好的抑制作用，但是其只能在较小的视角变换范围内起作用，当视角变换较大时SIFT识别率较低。针对此问题，提出了一种基于边沿方向特征的地面对时敏目标识别方法。首先利用积分图像及Haar小波模板计算图像梯度场，以模值极大值点作为特征点；然后将满足距离约束的两点组合成为特征点对，利用互相校验的方法，增强了特征点对的独特性；最后将梯度方向作为匹配依据，实现目标识别。实验结果表明，给出的识别方法具有可行性和有效性，可以在大角度视角变化中保持稳定，在 $45^\circ$ 范围内均能实现目标的正确识别，具有较强的鲁棒性，优于SIFT算法。

**关键词：**时敏目标；目标识别；边沿方向；互相校验；大角度视角变化

中图分类号：TP391.4 文献标志码：A 文章编号：1671-637X(2015)05-0058-05

## A Novel Ground Time-Sensitive Target Recognition Method Based on Edge Orientation Features

WANG Jian-yong, YANG Xiao-gang, WANG Xue-mei, ZHAO Ai-gang

(Target Detection and Image Guidance Lab, The Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025, China)

**Abstract:** The mobility of the ground time-sensitive targets is very strong, and the target attitude information can not be accurately predicted, which may lead to identification difficulties. SIFT algorithm exhibits great performance under a variety of image transformations, such as rotation, scale, illumination and other distortions, but it can only work within a small range of perspective transformation. When encountering large perspective transformation, the recognition rate of SIFT becomes lower. To solve this problem, a ground time-sensitive target recognition method based on edge orientation features was proposed. Firstly, integral images and Haar wavelet template were utilized to calculate the image gradient field, taking the points with maximum module value as feature points. Two points that meet the distance constraints were combined to form a pair of feature points, enhancing the peculiarity of the feature point pairs by using mutual calibration method. The gradient orientation was taken as the matching basis to achieve target recognition. Experimental results show that the recognition method is feasible and effective, which can keep stable within a wide range of perspective transformation. In the experiment, targets within the perspective of  $45^\circ$  can be identified correctly. The method has strong robustness to the perspective transformation, and performs better than SIFT algorithm.

**Key words:** time-sensitive target; target recognition; edge orientation feature; mutual calibration; wide range perspective transformation

### 0 引言

在战场环境下，无人机等飞行器能够正确地检测

识别目标是进行目标跟踪等后续任务的基础，具有重要的军事意义，其中，地面对时敏目标的检测识别对于技术的发展，对扩展武器系统适用范围，提升打击效能具有重要的促进作用。地面对时敏目标，例如地面的武装车辆、机场待机飞行器等，相对于地面固定目标，由于其自身具有机动性能，目标姿态信息具有不可预知性，这对检测识别任务提出了更高的要求。因此，针对不

同姿态下的时敏目标,提取目标的何种特征信息,解决大视角变换范围内的检测识别问题,是一项重要的研究课题。

以地面车辆目标为例,基于计算机视觉的车辆识别方法有 3 类:1) 基于特征匹配的车辆识别方法,通过提取图像的颜色、纹理、形状等特征来进行车辆的识别工作,但这些传统特征在成像视角转变后被识别能力降低,并且在车辆目标出现部分遮挡时变化很大,鲁棒性很差,提取何种鲁棒性强的特征在车辆检测中尤为重要;2) 基于模型匹配的车辆识别方法,建立车辆的三维模型或者车辆组成部分的模型,但是提取难度大,计算较复杂<sup>[1]</sup>;3) 基于分类器的车辆识别方法,目前应用最广的是基于词袋 BOW 模型的识别方法<sup>[2]</sup>以及基于目标特征结合 SVM 的识别方法<sup>[3-4]</sup>,但是一般需要对较多样本进行训练,为保证机器学习的完备性,需要的目标即场景正负样本数至少要上千幅,前期准备工作较为繁重,若是目标为敌方武装车辆,很难找到大量的训练样本。文献[5]提出了一种基于改进 SIFT 特征及多视角模型的识别方法,采用视觉聚类法进行车辆特征建模和识别,即使用图像采集设备围绕车辆目标进行多视角图像采集,再根据相关的聚合算法来建立某车辆模型,避开了复杂的三维建模。

从上述分析可知,选取合适的特征进行多视角建模是实现车辆识别的最有效方法。SIFT 特征<sup>[6-7]</sup>具备旋转、尺度缩放和光照等不变性,在目标检测、识别、跟踪中得到了广泛应用<sup>[8]</sup>。但是传统 SIFT 特征维数过高,运算复杂,并且当视角变化超过 35° 时<sup>[9]</sup>,特征不变性基本无法保证,这就限制了多视角建模时的采样间隔角度,只能限定在一个小的角度范围内,文献[5]中取采样角度间隔为 20°,得到 18 幅训练图像,建模过程仍然较为复杂。针对 SIFT 特征适用的视角变化角度较小的问题,本文提出了简单高效的基于边沿方向特征的地面时敏目标识别方法。实验结果表明,本文方法同 SIFT 特征相比,能适应更大角度的视角变换,适用于进行目标检测识别,也为多角度建模提供了一个参考。

## 1 算法流程设计

本文算法实现流程如图 1 所示。首先对模板图像及待识别的图像进行灰度化处理,为提高计算速度,可以将模板及待匹配图像进行大小调整(本文实验部分,先将图像缩小一倍再进行后续处理),得到目标坐标后,再将其还原到原图像即可。采用 Haar 小波模板提高运算速度,计算图像梯度场,利用极大值抑制原理,选取模值极大值点为特征点,以该点的梯度方向作为

其描述。

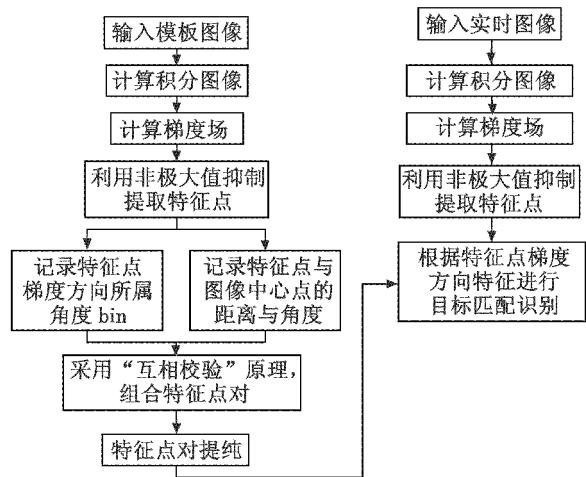


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the algorithm

对于模板图像,为增加特征点的独特性,引入“互相校验”原理,将满足距离约束条件的两点组合成为特征点对,完成模板图像特征制备。

将梯度方向作为匹配依据,进行模板特征点对与待识别图像的特征点的搜索匹配,实现目标的检测识别。

## 2 图像边沿方向特征

一般情况下,图像的边沿含有图像的主要信息,在图像的边沿上梯度方向是法线方向,切线方向就是图像的局部边沿方向。时敏目标多为刚体,当目标出现视角变化时,边沿方向与图像边沿的对应关系不变,而在图像的梯度场中,模值较大的点出现在边沿部分,因此,利用模值较大点的梯度方向与其边沿方向的对应关系来表征图像边沿,作为目标的一种表达方式进而进行目标识别是一种可行性选择。

求取图像中每个点的方向特征需要对图像进行梯度运算,一般采用 Haar 小波进行卷积进而得到图像的梯度场,但是 Haar 小波响应耗时较长,因此,本文采用积分图像结合 Haar 小波模板的方法提高计算图像梯度的效率<sup>[10]</sup>。考虑到 Haar 小波的模板带宽,实际计算梯度的图像区域是相同的,如图 2 所示。其中:S 为一个小正方形的高度;4S 表示高度为 S 的 4 倍。积分图像中任意一点(x,y)的值  $I(x,y)$  为原图像左上角到任一点(x,y)相应的对角线区域的像素和,即

$$I(x,y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} I(x',y') \quad (1)$$

在求取 Haar 小波模板内的像素之和时,均可用积分图像的 4 个相应点  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3), (x_4, y_4)$  的值计算得到,以图 2 为例,黑色区域的像素之和为  $V_{up}(x,y) = I(x_4, y_4) - I(x_2, y_2) - I(x_3, y_3) + I(x_1, y_1) \quad (2)$

同理可得到点 $(x, y)$ 处 $x$ 方向及 $y$ 方向响应值为

$$V = V_{\text{up}} - V_{\text{down}} \quad (3)$$

$$H = H_{\text{left}} - H_{\text{right}} \quad (4)$$

式中: $V_{\text{down}}$ 为 $x$ 方向响应的下半部分; $H_{\text{left}}, H_{\text{right}}$ 分别代表 $y$ 方向响应值的左半部分与右半部分。进而可求得梯度的幅值 $M_{\text{mod}}$ 及方向 $D_{\text{dire}}$ ,即

$$M_{\text{mod}} = \sqrt{V^2 + H^2} \quad (5)$$

$$D_{\text{dire}} = \arctan(V, H) \quad (6)$$

由梯度的幅值与方向组成图像的梯度场可知

$$G_{\text{field}} = (M_{\text{mod}, i}, D_{\text{dire}, i}) \quad 1 \leq i \leq N \quad (7)$$

式中: $N$ 为图像总像素点; $i$ 为梯度场中的像素个数。

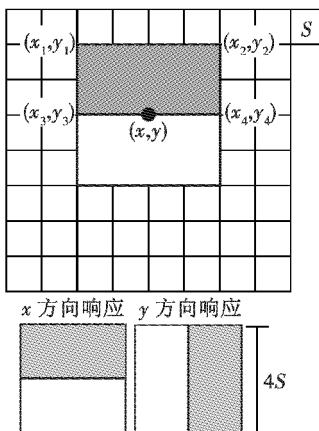


图2 求 Haar 小波响应的图像区域和 Haar 小波模板

Fig. 2 Image area for Haar wavelet response  
and Haar wavelet template

### 3 基于边沿方向特征的地面对敏目标识别方法

#### 3.1 提取模板图像特征点

利用 $5 \times 5$ 大小的掩模遍历模板图像,对图像模值进行非极大值抑制,得到图像的极值点点集

$$\Omega = (x_j, y_j, M_{\text{mod}, j}, D_{\text{dire}, j}) \quad 1 \leq j \leq M \quad (8)$$

式中: $M$ 为极值点个数; $j$ 为梯度场中的像素个数(经过非极大值抑制之后,点的个数少了,就用 $j$ 表示); $(x_j, y_j)$ 表示极值点坐标; $M_{\text{mod}, j}$ 表示极值点模值; $D_{\text{dire}, j}$ 表示极值点梯度方向。同时还要记录下面几个特征量: $D_{\text{bin}, j}$ 表示 $D_{\text{dire}, j}$ 所在角度范围的特征量,本文方法将所有梯度方向转化为 $0 \sim \pi$ 之间,并将其划分为32个bin,即 $1 \leq D_{\text{bin}, j} \leq 32$ ,例如,若某极值点梯度方向为 $4^\circ$ ,则 $D_{\text{bin}, j} = 1$ ; $(x_c, y_c)$ 表示模板图像的中心坐标,记录特征点相对中心点的距离 $r_j = \sqrt{(x_j - x_c)^2 + (y_j - y_c)^2}$ ;以及特征点与中心点的连线的角度 $\rho_j = \arctan((y_j - y_c), (x_j - x_c))$ ,其中, $r_j$ 与 $\rho_j$ 用来定位特征点邻域内的点,若采用盒型邻域的话,会涉及到像素插值问题。因此,本文利用极坐标系代替直角坐标系,可以减小由于

旋转带来的坐标定位不准确的误差。综上,得到具有多个特征参数的特征点点集为

$$\Omega = (x_j, y_j, M_{\text{mod}, j}, D_{\text{dire}, j}, D_{\text{bin}, j}, r_j, \rho_j) \quad 1 \leq j \leq M \quad (9)$$

将满足下面距离约束的极值点组成特征点对,即

$$F2 = \{(\Omega_m, \Omega_n) | d_1 < D(\Omega_m, \Omega_n) < d_2\} \quad (10)$$

式中: $d_1, d_2$ 表示距离的上下两个阈值; $D(\Omega_m, \Omega_n)$ 表示两点之间的几何距离,此处不进行重复比对。采用特征点对而不是单独的特征点表征模板进行匹配,是采用“互相校验”原理,即必须使特征点对中的两个点均实现匹配才算成功,提高了特征点对的独特性。

#### 3.2 特征点提纯

基于边沿特征进行目标匹配识别,需要利用边沿特征,而上面提取的极值点可能存在孤立点的情况,即特征点周围不存在与其梯度方向一致的点,这样的特征点对不能代表目标的边沿特性,不利于识别匹配,因此需对特征点对进行提纯。

对梯度场中模值较大的点进行邻域分析,找到满足下列条件的点

$$\begin{cases} \Theta = (x_j, y_j, M_{\text{mod}, j}, D_{\text{dire}, j}, D_{\text{bin}, j}, r_j, \rho_j) & M_{\text{mod}, j} > M_{\text{mod}, \min} \\ \exists (D_{\text{bin}, k \in (j-1, j+1), k \neq j} = D_{\text{bin}, j}) \end{cases} \quad (11)$$

统计点集 $\Theta$ 各点 $l \times l$ 邻域内的梯度方向分布情况为

$$\begin{cases} S(x, y) = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_{32}) \\ \mu_i = \begin{cases} 1 & \text{if } D_{\text{bin}, j} = i \quad 1 \leq j \leq l \times l \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $S(x, y)$ 为一32位的二进制数,表示在点 $(x, y)$ 的邻域内梯度方向的分布情况,例如,若邻域内存在一点梯度方向为 $4^\circ$ ,则它属于第一个bin,就有 $S(x, y)[1] = 1$ ; $l \times l$ 表示邻域大小。不同于SIFT等算法利用梯度统计直方图确定描述子,本文算法仅统计某个bin内是否有点,不统计个数。

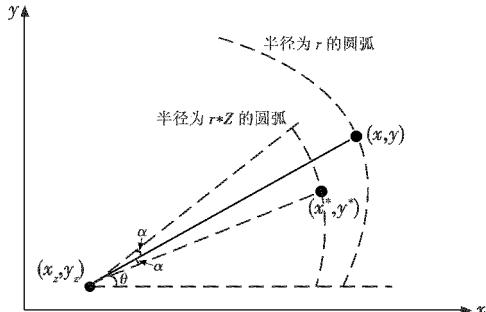


图3 特征点的邻域定位过程

Fig. 3 Neighborhood locating of feature points

结合图3所示,( $x_c, y_c$ )表示定位领域中的某点。根据下面的公式判断极值点 $(x_j, y_j)$ 邻域内是否存在与其梯度方向一致或接近的点,即

$$\theta_j^* = \theta_j + \alpha \quad (13)$$

$$xr_j^* = r_j * Z * \cos(\rho_j^*) \quad (14)$$

$$\gamma r_j^* = r_j * Z * \sin(\rho_j^*) \quad (15)$$

$$x^* = xr_j^* + x_z \quad (16)$$

$$y^* = \gamma r_j^* + y_z \quad (17)$$

式中： $Z$  表示缩放比例； $\alpha$  为一个小角度；进行特征点对提纯时取  $(x_z, y_z) = (x_c, y_c)$ ；进行特征点对匹配时取  $(x_z, y_z) = (x_{\text{to\_detect}}, y_{\text{to\_detect}})$ ，即待匹配图像上的点。若

$$\begin{cases} S(x^*, y^*)[D_{\text{bin}(x, y)}] \parallel \\ S(x^*, y^*)[D_{\text{bin}(x, y)} + 1] \parallel \\ S(x^*, y^*)[D_{\text{bin}(x, y)} - 1] = 1 \end{cases} \quad (18)$$

即邻域内存在与特征点的方向相近的点时，则保留此特征点对（在提纯环节，只需点对中的一个点与邻域内的点实现匹配即可），否则剔除。本文算法需对原始特征点对进行两次提纯，第一次提纯在小角度  $\alpha$  范围内进行，第二次则在小角度  $-\alpha$  范围内进行。至此，得到模板图像特征点对集合为

$$F2s = \{( \Omega_m, \Omega_n )\} \quad (19)$$

### 3.3 与实时图进行匹配

提取实时图像的特征点集合  $\Theta_{\text{to\_detect}}$ ，即

$$\begin{cases} \Theta_{\text{to\_detect}} = (x_j, y_j, M_{\text{mod},j}, D_{\text{dire},j}, D_{\text{bin},j}, r_j, \rho_i) \\ M_{\text{mod},j} > M_{\text{mod},\min} \\ \exists (D_{\text{bin},k \in (j-1, j+1), k \neq j} = D_{\text{bin},j}) \end{cases} \quad (20)$$

以及各点  $l \times l$  邻域内所有点的梯度方向分布情况

$$\begin{cases} S_{\text{to\_detect}}(x_j, y_j) = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_{32}) \\ \mu_i = \begin{cases} 1 & \text{if } D_{\text{bin},j} = i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad 1 \leq j \leq l \times l \end{cases} \quad (21)$$

匹配环节也是一次“特征点提纯”的过程，与上面的提纯环节不同的是，特征点对的两个点均能实现与邻域内的点匹配时，才算作一次正确匹配。具体方法为：遍历实时图特征点集合，利用式(13)~式(17)，此时取  $(x_z, y_z) = (x_{\text{to\_detect}}, y_{\text{to\_detect}})$ ，在一定缩放比例  $Z$ 、角度  $\alpha$  范围之内定位邻域特征点  $(x^*, y^*)$ ，通过梯度方向分布  $S_{\text{to\_detect}}(x^*, y^*)$  判断与特征点对  $F2s = \{(\Omega_m, \Omega_n)\}$  中是否存在方向一致或相近的点对，若存在这样的特征点对则记为一次正确匹配，统计实现匹配的点数  $N_{\text{match}}$ ，当  $N_{\text{match}} > T_{\text{thres}} * N_{\text{total}}$  时，认为找到目标，完成目标的匹配识别。其中， $T_{\text{thres}}$  为事先设定的阈值， $N_{\text{total}}$  为模板特征点对数。

## 4 实验结果及分析

为验证本文方法的有效性，设计了两组匹配识别实验，包括对存在大角度视角变换的模型车辆的匹配实验、实拍车辆的匹配实验。实验中使用的图像大小均为 320 像素  $\times$  240 像素。

**实验 1** 采用模型车辆图像。为验证本文方法在存在大角度视角变换时仍能检测到目标，并与 SIFT 算法进行对比，同时能够较精确地确定适用角度范围，采用模型车辆进行实验。SIFT 算法采用 OpenCV 2.4.4 库提供的代码实现，实验中使用的具体参数如表 1 所示。

表 1 实验 1 中使用的参数取值

Table 1 Parameters used in Experiment 1

参数	$d_1$	$d_2$	$M_{\text{mod},\min}$	提纯 $Z$
取值	20	25	10	0.95
参数	提纯 $\alpha/^\circ$	匹配 $Z$	匹配 $\alpha/^\circ$	$T_{\text{thres}}$
取值	$\pm 2$	$0.9 \sim 1.35$	$-30 \sim 30$	0.7

图 4 所示为原模板图像图、模值图像及局部梯度方向。从图中可以看出，模值较大的位置出现在物体边沿处，对于车辆等刚性物体，随着视角变换，其边沿不会发生大的畸变，因此，边沿能够在大角度的视角变化中保持相对稳定，以边沿方向作为目标特征是一种鲁棒性较强的描述方法。

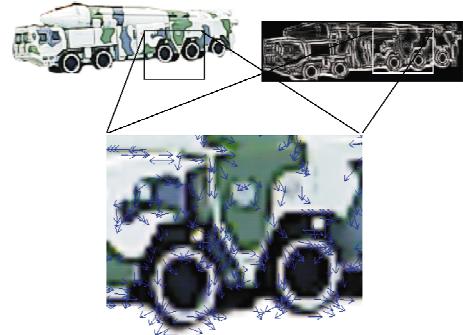


图 4 模板图像、模值图像、局部极值点及梯度方向

Fig. 4 Template images, modulus value image, local extreme points and gradient direction

图 5 所示为本文方法与 SIFT 的匹配对比实验。实验中每间隔  $5^\circ$  拍摄一张图片，每幅图像下标注了该图像的拍摄角度，以  $0^\circ$  时拍摄到的目标作为模板。其中：图 5a~图 5d 所示为本文方法匹配效果；图 5e、图 5f 所示为 SIFT 算法匹配效果。令人感到意外的是，OpenCV 的 SIFT 函数在本次试验中并不令人满意，当角度从  $0^\circ$  增加到  $5^\circ$  时，SIFT 匹配效果逐渐变差，当超过  $10^\circ$  时，已经完全找不到目标，而本文方法在  $0^\circ \sim 45^\circ$  角度范围内均能够检测到目标。本组实验充分证明了本文方法在抗视角变换方面优于 SIFT 算法。

在设定有超过 70% 的点相互匹配的情况下，图 5 中圆心处表示最佳匹配位置，即在此附近的点有超过  $70\% * \text{模板特征点总数}$  个点能够正确匹配，这样就会出现多个满足条件的点（图 5a~图 5c）或者仅有一个最佳匹配位置（图 5d）。圆环半径选取大小为  $m \times n$  模板图像中  $\min\{m, n\}$ 。

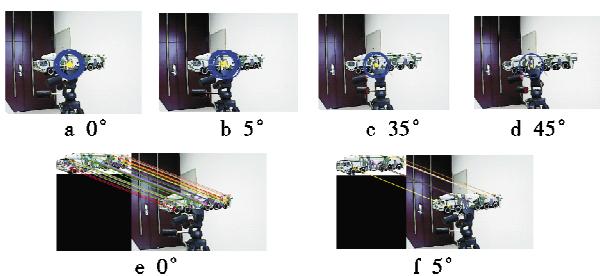


图5 本文算法与SIFT匹配结果比较

Fig.5 Matching results of different algorithms

为说明本文算法在不同视角范围内的稳定性,定义正确匹配率为

$$p = N_{\text{correct}} / N_{\text{total}} \quad (22)$$

式中: $N_{\text{correct}}$ 为匹配时的最大匹配点数; $N_{\text{total}}$ 为模板总的特征点数。图6所示为不同视角下的匹配稳定性。

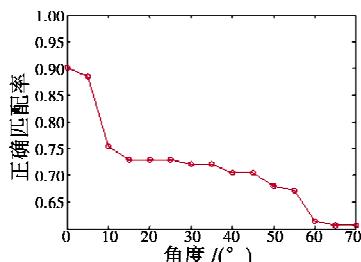


图6 正确匹配率随角度变化情况

Fig.6 Correct matching rate changing with the angle

表2所示为模板图像的特征点个数,满足距离约束的特征点对数,经过两次提纯后剩余的特征点对,以及与45°图像实现最佳匹配时的缩放比例与旋转角度。

表2 实验1中模板的过程参数

Table 2 The template parameters in Experiment 1

参数	实验中的数值
极值点个数	158
满足距离约束的点对数	132
第一次提纯剩余点对数	123
第二次提纯剩余点对数	122
45°图像最佳匹配时的缩放比例及旋转角度	$Z = 0.9 \alpha = -5^\circ$

**实验2** 采用实拍停车场车辆的图像,拍摄了包括前视、下视、遮挡等多种情况下的图像,并且在旋转过程中包含了偏斜以及尺度变化。根据实拍图像特点,调整了匹配时的参数 $Z$ 与 $\alpha$ ,减小了搜索的邻域范围,否则,由于背景较为复杂,会出现误匹配,实验2中使用的参数如表3所示。

表3 实验2中使用的参数取值

Table 3 Parameters used in Experiment 2

参数	$d_1$	$d_2$	$M_{\text{mod}, \min}$	提纯 $Z$
取值	20	25	10	0.95
参数	提纯 $\alpha/(^\circ)$	匹配 $Z$	匹配 $\alpha/(^\circ)$	$T_{\text{thres}}$
取值	$\pm 2$	0.9~1.35	-8~8	0.84

图7所示为利用本文方法进行识别后的匹配结果。从图中可以看出,在背景较为复杂的情况下,本文方法在处理与模板图像相比具有较大角度的视角变化的图像,以及部分遮挡图像均具有较好的匹配结果。



图7 实拍车辆匹配结果

Fig.7 Matching results of a vehicle

## 5 结论

针对地面时敏目标姿态信息无法预知,传统SIFT算法不能适应大角度视角变换的问题,提出了一种基于边沿方向特征的地面对时敏目标识别方法,将图像梯度场中的模值极大值点作为特征点,将距离较近的两点组合成为特征点对,利用互相校验的方法,增强了特征点对的独特性,将梯度方向作为匹配依据,实现目标识别。对模型及真实车辆图像进行了2组匹配识别实验,得到了较好的效果,实验结果表明,本文方法对大角度视角变换具有较强的鲁棒性,优于SIFT算法,可以考虑将其应用于多角度建模当中,这也是下一步要研究的方向。

## 参 考 文 献

- [1] 杨露菁,郝威,王德石,等.基于静态模型的多视角SAR图像目标识别方法[J].武汉大学学报:信息科学版,2012,37(1):26-30.(YANG L J, HAO W, WANG D S, et al. A method of multi-look SAR image target recognition based on static model[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2012, 37(1):26-30.)
- [2] 胡敏,齐梅,王晓华,等.基于显著区域词袋模型的物体识别方法[J].电子测量与仪器学报,2013,27(7):647-652.(HU M, QI M, WANG X H, et al. Object recognition method based on salient regions and BOW model[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2013, 27(7):647-652.)
- [3] MORANDUZZO T, MELGANI F. A SIFT-SVM method for

(下转76页)

## 5 结论

控制系统设置电流环可以加快系统响应且准确控制电机输出力矩;串联超前滞后校正网络能够提高系统隔离度,控制系统带宽,增加系统静态力矩刚度;利用模糊控制器在线整定PID控制器参数能有效解决系统动态性能和高稳定精度之间的矛盾。通过仿真最终确定的模型的稳定性很好,精度很高,为设计实际的高精度稳定平台系统奠定了理论基础。

## 参考文献

- [1] 杨蒲,李奇.陀螺稳定平台自适应分层滑模速度控制[J].兵工学报,2008,29(7):864-869. (YANG P, LI Q. Adaptive hierarchical sliding mode speed control of gyro stabilized platform [J]. Acta Armamentarii, 2008, 29(7) : 864-869. )
- [2] ZHANG H, KE X Z, JIAO R. Experimental research on feedback Kalman model of MEMS gyroscope [C]//The 8th International Conference on Electron Measurement and Instruments, 2007;253-256.
- [3] 沈晓洋,陈洪亮,刘昇.机载陀螺稳定平台控制算法[J].电光与控制,2011,18(4):45-50. (SHEN X Y, CHEN H L, LIU S. A control algorithm for airborne gyro-stabilized platform [J]. Electronics Optics & Control, 2011, 18(4) :45-50. )
- [4] 全昭军,刘珊中,李燕凡.机载光电跟踪平台的模糊自适应PID跟踪控制[J].电光与控制,2014,21(4):65-68.
- (TONG Z J, LIU S Z, LI Y F. Fuzzy self-adaptive PID tracking control for airborne EO tracking and pointing platform [J]. Electronics Optics & Control, 2014, 21(4) :65-68. )
- [5] 姬伟,李奇.陀螺稳定平台视轴稳定系统自适应模糊PID控制[J].航空学报,2007,28(1):191-195. (JI W, LI Q. Adaptive fuzzy PID control for LOS stabilization system on gyro stabilized platform [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2007, 28(1) :191-195. )
- [6] 许新德.机载光电跟踪陀螺稳定技术[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2007. (XU D X. Gyro-stabilized technology of airborne optical-electronic tracking [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2007. )
- [7] 庞新良.机载光电稳定平台数字控制关键技术研究[D].长沙:国防科学技术大学,2007. (PANG X L. A study on key technology of digital control of airborne electro-optical stabilization platform system [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2007. )
- [8] 胡寿松.自动控制原理[M].北京:科学出版社,2008. (HU S S. Automatic control theory [M]. Beijing: Science Press, 2008. )
- [9] 秦永元.惯性导航[M].北京:科学出版社,2006. (QIN Y Y. Inertial navigation [M]. Beijing: Science Press, 2006. )
- [10] 夏静萍.多框架稳定跟踪伺服平台控制技术研究[D].南京:南京航空航天大学,2010. (XIA J P. Research on control technology of multi-frame tracking and stabilization servo platform [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2010. )

(上接第62页)

- detecting cars in UAV images [C]//Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), IEEE International, Munich:IEEE, 2012;6868-6871.
- [4] 张全发,蒲宝明,李天然,等.基于HOG特征和机器学习的工程车辆检测[J].计算机系统应用,2013,22(7):104-107. (ZHANG Q F, PU B M, LI T R, et al. Vehicles detection based on histograms of oriented gradients and machine learning [J]. Computer System & Applications, 2013, 22(7) :104-107. )
- [5] 华莉琴,许维,王拓,等.采用改进的尺度不变特征转换及多视角模型对车型识别[J].西安交通大学学报,2013,47(4):92-99. (HUA L Q, XU W, WANG T, et al. Vehicle recognition using improved SIFT and multi-view model [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2013, 47 (4) :92-99. )
- [6] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110.
- [7] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]//The Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision, 1999, 2: 1150-1157.
- [8] ZHAO G, CHEN L, SONG J, et al. Large head movement tracking using SIFT-based registration [C]//Proceedings of the 15th International Conference on Multimedia, ACM, 2007:807-810.
- [9] BEIS J S, LOWE D G. Shape indexing using approximate nearest-neighbour search in high-dimensional spaces [C]//Proceedings IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 1997: 1000-1006.
- [10] VIOLA P, JONES M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features [C]//Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2001:1-8.