

文章编号:1007-2780(2012)03-0406-08

空间目标图像的天基动态识别

徐拓奇,张 刘,徐 伟,金 光

(中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所,吉林 长春 130033, E-mail: xutuoqi@126.com)

摘 要: 为了能够实现对空间人造目标进行实时识别,提出了一种人造目标检测和识别的方法。该方法首先利用恒星相对位置基本不变的特点,采用图像的帧间配准和智能帧差法剔除视场内的恒星。再利用天然星与人造星之间的轮廓特征上的不同区分人造星与天然星,从而实现对运动人造目标的动态识别。实验结果表明,文章提出的方法与传统方法相比,在工程允许误差范围内,运算量减少了约 30%,可靠性得到了提高,从而在工程上实现了空间人造目标的实时识别。

关 键 词: 图像识别;目标跟踪;图像分割

中图分类号: V529.1

文献标识码: A

DOI: 10.3788/YJYXS20122703.0406

Space-Based Dynamic Space Targets Images Identification

XU Tuo-qi, ZHANG Liu, XU Wei, JIN Guang

(Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences,
Changchun 130033, China, E-mail: xutuoqi@126.com)

Abstract: In order to achieve the target of man-made space real-time identification, this paper proposes a method of man-made spacecraft visual target detection and identification. In this method, because of the same relative position of the stars, by using image registration and intelligent frame difference method, the stars are removed. Then by distinguishing the different profiles of the natural and man-made star, the man-made stars are separated from nature stars. Therefore, the goal of man-made satellites dynamic recognition is achieved. Experimental results show that the proposed method compared with traditional methods, the amount of operations is reduced by about 30%, reliability has been improved. And it has practical significance in engineering practice.

Key words: image recognition; object tracking; image segmentation

1 引 言

天基空间目标监视系统是以己方太空中飞行的卫星为平台,探测他国非合作侦察卫星的一套空间监视系统。它的优点是不会受到地理位置的限制和各种气象因素的影响,而且战时生存能力比较强。天基空间目标探测系统是未来进行空间

目标探测和跟踪的重要发展方向^[1]。

运动天基光学跟踪系统的目标是运动中的人造侦察卫星。当空间目标与跟踪系统距离比较远时,空间目标在跟踪系统视场中所成的像仅仅是若干个像素点。它的全部信息和数据(主要包括点位置和所在的灰度值)都集中在所成的几个像点上。当信噪比较低时,区别目标和与具有大

收稿日期: 2012-01-10; 修订日期: 2012-03-01

基金项目: 国家“863”计划项目(No. 2011AA7034056); 国家自然科学基金青年基金(No. 61009046)

作者简介: 徐拓奇(1980—),男,吉林长春人,博士,主要从事空间图像处理方面的研究。

小相似的天然星体便是急需解决的问题^[1]。

目前在工程上,实现点目标检测与识别的方法主要有以下几种:(1)背景抑制法:背景抑制法就是根据背景的连续性特点,通过对背景图像的预测和识别,把背景和目标分离出去,实现对背景的消除。具体的方法有图像差分法^[2]、多帧图像直接累加算法^[3]、二维最小均方误差法^[4]等。这种方法最大优点是不需要进行先验知识的储备和学习,主要缺点是运算量非常大。(2)轨迹检测法:轨迹检测法是根据目标的变化规律(比如速度,方向等的变化),根据已有先验知识,对目标进行识别。具体有窗口检测法、动态规划法^[5]、Hough变换法^[6]、光流法^[7]等。这种方法的最大优点是对独立运动的目标有较好的识别,缺点是运算量很大。(3)匹配相关法:如果有足够的先验知识,可以综合各种先验知识对图像中目标进行频域和时域综合匹配与识别,以实现最优检测。具体的方法有:三重时域滤波法^[8]、三维空间匹配法^[9]、高阶相关法^[10]等。匹配相关法最大的优点是能够检验不同种类的多个目标,对多个目标同时进行识别,缺点是漏检率比较高,所以很难广泛使用。(4)假设检验法:假设检验法是从概率的层面,通过对目标与背景建立数学模型,在时域与频域中先假设目标然后通过检验进行识别。具体有:时域假设检验法^[11]、最大似然比法^[12]、多级假设检验方法^[13]等。这种方法的优点是运算量比较小,缺点是当先验的数学模型不够准确时,识别结果会不准确而且运算量将急剧增大。

本文利用恒星相对位置基本不变的特点,采用图像的帧间配准和智能帧差法剔除恒星这类干扰目标。另外,利用天然星与人造星之间的轮廓特征上的不同区分人造星与天然星,最后实现对运动人造目标的动态识别。

2 空间目标识别基础

2.1 图像邻域平均法滤波

滤除噪声是图像处理的基础,通过减少噪声干扰能够避免在识别过程中不必要的运算,可以提高程序运行效率。

一幅原始图片 $g(x, y)$, 可以看成是由噪声信号 $\eta(x, y)$ 和无噪声图像 $f(x, y)$ 经过数学累加而形成的,如式(1)所示。

$$g(x, y) = f(x, y) + \eta(x, y) \quad (1)$$

图像邻域平均法是通过计算含有噪声的原始图像 $f(x, y)$ 上的每个像素点的一个邻域 S 中所有像素灰度值的平均值,作为空间滤波后图像 $g(x, y)$ 的灰度值,如式(2)所示^[14]。

$$g(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{(x, y) \in S} f(x, y) \quad (2)$$

式(2)中 M 为邻域 S 中的像素点数, S 邻域这里取 4 邻域。

图像的滤波方法有很多种,在这里使用均值滤波的方法,主要是考虑到:(1)用均值滤波方法已经可以滤除足够多的噪声;(2)这样处理运算量比较小,能够满足实时处理对于算法的简单化要求。

2.2 图像的膨胀

空间图片上卫星的某些位置(比如卫星展开式太阳能电池阵与卫星本体的连结处),由于采用轻量化设计,一般反光面比较小。在光照不足的情况下,这些点在二值转换过程中,如果阈值选择不合适就会造成目标图像的断裂。为了保证最终识别的准确性,必须对图像进行修补,主要的办法是对图像进行膨胀处理。

膨胀作为一种数学方法,主要来源于数学形态学。它一般是用集合论表示的^[15-16]。在一个二值图像中,所被讨论的集合是一个二维整数空间(Z^2)中的元素。在这个 Z^2 空间中,集合中的每个元素都是二维向量,这些多元组的坐标是一个黑色或白色像素在图像中的坐标 (x, y) 。

A 和 B 是二维整数空间(Z^2)中的集合,于是 A 被 B 的膨胀定义如式(3)所示。

$$A \oplus B = \{z | (\hat{B})_z \cap A \neq \emptyset\} \quad (3)$$

从式(3)可以看出,它是以得到 B 的相对于它自身原点的映像,并由 z 对映像进行位移而得到的。于是, A 被 B 膨胀是所有位移 z 的集合,这样 $\hat{B}$ 至少有一个元素是重叠的。于是,式(3)可以写成式(4)。如果把 B 当作一种卷积操作时,式(3)可以更为直观地表明这种关系。

$$A \oplus B = \{z | (\hat{B})_z \cap A \subseteq A\} \quad (4)$$

图像经过膨胀处理后,卫星图片上缺失的像素点被填充,这为在后期处理中图像的识别奠定了基础。

2.3 图像的边缘提取

当把系统恒星从星图中分离后,就要对人造卫星与天然星体进行分辨。人造卫星与天然星体之间在边缘与中心点之间的不同位置关系是分辨

人造目标与天然星体的重要标准。因此,对星点边缘的提取是目标识别的重要基础。

边缘检测方法很多,常用的边缘检测方法有Robers算子、Sobel算子和Prewitt算子、LOG边缘检测算子以及Canny边缘检测器。本文采用Canny边缘检测器作为边缘检测的方法。Canny方法是以一阶导数为基础来进行边缘点判断的方法。这种方法比Prewitt算子、Sobel算子和Robert算子算法的去噪能力都要强,而且比

LOG边缘检测算子运算速度快,易于实现而且适合实时系统运算。

此方法首先用1个准高斯函数作卷积运算,然后计算带有方向的一阶微分算子定位导数最大值。经过平滑处理的运算结果用一个 2×2 的一阶有限差分进行近似,如式(5)和(6)所示。

在这个 2×2 正方形内求有限差分的均值,便于在图像中的同一点计算 x 和 y 的偏导数梯度。

$$P[i,j] \approx \frac{f_s[i,j+1]-f_s[i,j]+f_s[i+1,j+1]-f_s[i+1,j]}{2}$$

(5)

$$Q[i,j] \approx \frac{f_s[i,jj]-f_s[i+1,j]+f_s[i,j+1]-f_s[i+1,j+1]}{2}$$

(6)

在 2×2 正方形内求有限差分的均值,幅值和方向角可用直角坐标到极坐标的坐标转化来计算,如式(7)和式(8)所示。

$$M[i,j] = \sqrt{P[i,j]^2 + Q[i,j]^2}$$

(7)

$$\theta[i,j] = \arctan \frac{Q[i,j]}{P[i,j]}$$

(8)

其中 $M[i,j]$ 表示的是图像的边缘强度; $\theta(i,j)$ 表示的是边缘的方向。通过对图像的边缘检测,可以进一步对图像进行分辨和识别。

3 空间目标识别的关键

移动平台上运动目标的识别主要依据先验数据对一序列图像中各帧图像的中心点位置和边缘轮廓进行分析与运算。具体实现方法是:首先对灰度图像进行滤波,然后对图像进行膨胀处理,再对恒星目标进行滤除,再提取图像边沿信息,最后对人造目标图像特征点提取并最终判断。其中图像滤波、图像膨胀、边沿提取前文已经做了介绍,所以本部分着重讨论恒星目标的滤除和人造目标的识别,这是空间目标识别的关键。

3.1 恒星目标的滤除

太空中的亮点目标大多数是不运动的恒星,无论天基跟踪系统如何运动,太空中各个恒星之间的相对位置都是固定的。人造卫星和一般恒星不同,一般是在某一个轨道上运动的。如果能够把大量不运动的恒星从星体背景中分离出去,必将大大提高对人造运动目标的识别效率。

天基跟踪系统在跟踪卫星的过程中,可能由

于自身观测的需要,有时候会绕着某个坐标轴发生转动。在发生转动后,反映在图像上所观测的星点间的距离会发生变化。

在图1中,星点 S_1, S_2, S_3 垂直投影在像面上得到像 T_1, T_2, T_3 ;当3个星点位置不变而天基光学跟踪系统绕 Y 轴旋转 a 度,如图2所示,可得到绕 Y 轴旋转后新像面上星点 T_1', T_2', T_3' ;当3个星点位置不变而天基光学跟踪系统绕 X 轴旋转 b 度,如图3所示,可得到绕 X 轴旋转后新像

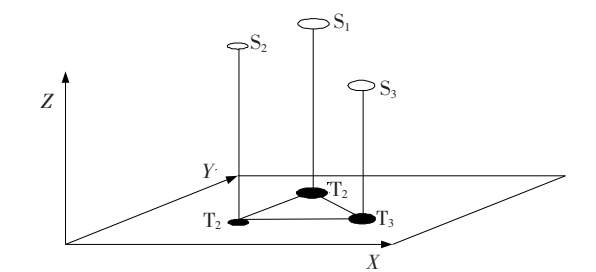


图 1 天基观测系统初始观测坐标图
Fig. 1 Initial observation of space-based observing plot

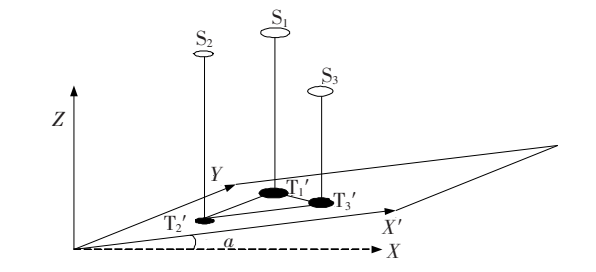


图 2 天基观测系统绕 X 轴旋转坐标图
Fig. 2 Space-based observing systems around the X axis plot

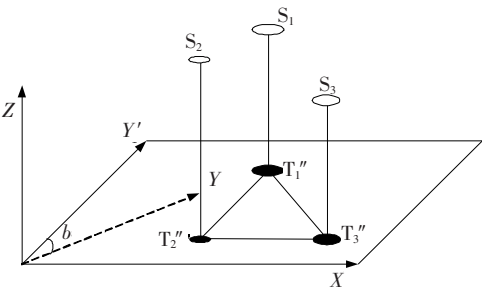


图 3 天基观测系统绕 Y 轴旋转观测坐标图

Fig. 3 Space-based observation systems observed around the Y axis plot

面上星点 T_1'' , T_2'' , T_3'' 。显而易见, 因为观测像面发生了旋转, 所以在像面上星点之间的距离是不相等的, 要进行识别前必须对轴上的旋转进行变换。

天基光学系统所在的卫星平台上都有位置传感器, 它可以作为一种先验知识实时提供当前时刻与前一时刻在 X 轴与 Y 轴发生转动的角度。

在像面上两星点之间的距离矢量 $\mathbf{X}$, 可以用向量 $(x, y)^T$ 表示。其中 x 表示它对应的 x 轴方向的分量, y 表示对应的 y 轴方向的分量。

恒星星点上的向量对不同像面之间的转换关系可以由图 1、图 2 和图 3 中的几何关系可以得出式(9)和式(10), 其中 a 表示天基光学跟踪系统绕 X 轴旋转的角度, b 表示天基光学跟踪系统绕 Y 轴旋转的角度, Δx 表示在未转动的坐标系下两星点之间的 x 轴坐标距离增量, Δy 表示在未转动的坐标系下两星点之间的 y 轴坐标距离增量, $\Delta x'$ 表示在未转动的坐标系下两星点之间的 x 轴坐标距离增量, $\Delta y'$ 表示在未转动的坐标系下两星点之间的 y 轴坐标距离增量。

$$\Delta x = \Delta x' \cdot \cos a \tag{9}$$

$$\Delta y = \Delta y' \cdot \cos b \tag{10}$$

对恒星的识别与发现, 需要进行智能帧间配准即对 2 帧以上的图片进行比较和分析, 简单的说就是对比当前时刻与前一时刻在同一坐标轴下的星点位置。星点位置的确定一般是通过建立当前时刻星表的方式实现的。当前时刻的星表按照以下方式建立:

- (1) 每当获取一帧经二值转换后的图像后, 确定所在星点的位置, 即在当前图像上星点中心位置的坐标值 (x_1, y_1) ;
- (2) 按照星点图像上 4 连通像素由多到少的

顺序对当前视场内的星点进行排序, 建立 T_0 时刻所有星点的坐标表, 假设该区域内只有 5 颗目标星, 建立的星表如表 1 所示;

(3) 根据已知观测系统平台转动角度, 计算当前时刻与初始时刻 X 轴和 Y 轴转动的角度;

(4) 根据式(9)和式(10), 顺次计算所有星点中心位置相对初始时刻坐标轴上的距离;

(5) 根据各星点大小顺序, 建立 T_0 时刻各星点间距表, 具体如表 2 所示。

表 1 T_0 时刻星点位置与星点大小坐标表

Table 1 T_0 time star position and size of satellite coordinates

星点序号	星点 X 坐标	星点 Y 坐标	4 连通像素数
01	103	126	48
02	136	235	42
03	312	146	32
04	264	214	28
05	188	325	16

表 2 T_0 时刻各星点间距表

Table 2 T_0 time distance between the stars table

第一星点	第二星点	星点距离
01	02	114
01	03	210
01	04	183
01	05	216
02	03	197
02	04	230
02	05	104
03	04	83
03	05	217
04	05	135

此时根据 T_1 时刻的图像, 建立 T_1 时刻星点位置与星点大小坐标表如表 3 所示, 发现各点坐标与 T_0 时刻各点坐标都发生了变化。

根据 T_1 时刻星点位置与坐标建立 T_1 时刻各星点间距表, 具体如表 4 所示。

由于噪声与误差无法消除, 所以恒星在识别时, 需要设置一个判决门限来容许这些误差因素^[17-18], 判决门限的设置受限于恒星位置测量精度和星等测量精度^[19-20]。本算法位置误差门限为

表 3 T_1 时刻星点位置与星点大小坐标表

Table 3 T_1 time star position and size of satellite coordinates

星点序号	星点 X 坐标	星点 Y 坐标	4 连通像素数
01	123	116	47
02	156	225	41
03	332	136	33
04	204	254	29
05	258	165	17

表 4 T_1 时刻各星点间距表

Table 4 T_1 time distance between the stars table

第一星点	第二星点	星点距离
01	02	114
01	03	210
01	04	160
01	05	144
02	03	197
02	04	56
02	05	118
03	04	174
03	05	79
04	05	104

$\varepsilon d=3\sigma_d$, 其中 σ_d 为位置测量误差的均方差。

对恒星滤除的方法是：

(1) 分别用 T_1 时刻各星点的距离依次遍历 T_0 时刻各星点的距离；

(2) 当发现在误差允许范围内星点中心距离相等时，记录 T_0 时刻和 T_1 时刻各点如表 5 所示；

(3) 如果 T_0 时刻与 T_1 时刻对应出现 3 个相同距离，并能够构成一个闭合三角形，且对应的像素数大约相同则认为在 T_0 时刻 3 个点与 T_1 时刻

表 5 两相邻时刻相同间距星点比较表

Table 5 The same distance between two adjacent time star comparison table

距离	T_1 时刻				T_0 时刻			
	第一星点		第二星点		第一星点		第二星点	
	序号	像素数	序号	像素数	序号	像素数	序号	像素数
114	01	48	02	42	01	47	02	41
210	01	48	03	32	01	47	03	33
197	02	42	03	32	02	41	03	33

3 个点为同样的不移动的恒星点；

由表 5 所示， T_1 时刻 1 号、2 号和 3 号星为恒星，因此，可以不对 T_1 时刻的 1 号、2 号和 3 号星进行分析与处理。

3.2 人造空间目标的识别方法

当提取了星点的中心点和边缘之后，就可以对空间目标进行目标识别。目标识别与处理一般是使用定量描绘子来进行描述的。描绘子大多用向量来进行表示，具体的数学表达式如(11)所示，其中 x_i 表示第 i 个描述子， n 表示与模式有关的符号总数。

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$

(11)

为了实现图像的识别，一般把每个模式类的原型都定义为该模式的平均向量，如式(12)所示。

$$m_j = \frac{1}{N_j} \sum_{j \in \omega_j} x_j \quad j = 1, 2, \dots, W$$

(12)

其中 N_j 是 ω_j 的模式向量数量， W 是模式类的数量，那么把一个未知模式向量 $\mathbf{X}$ 进行分类的方法是把它分配到与它最接近的原型类。一般使用几何空间距离来表示该成员与原型类的接近程度。可以通过距离的计算来进行分类，具体如式(13)所示。

$$D_j(x) = \|x - m_j\| \quad j = 1, 2, \dots, W$$

(13)

如果已知若干点，确定最小距离的评估函数如式(14)所示。

$$d_j(x) = x^T m_j - \frac{1}{2} x_j^T m_j \quad j = 1, 2, \dots, W$$

(14)

而从 ω_j 中分离 ω_i 类别的决策边界由 x 值判断， x 值又由 $d_i(x)=d_j(x)$ 得出，于是 ω_i 类和 ω_j 类之间的最小距离分类器的边界式如式(15)所示。

$$d_{ij}(x) = d_i(x) - d_j(x) =$$
$$x^T * (x_i - m_j) - \frac{1}{2} (m_i - m_j)^T (m_i + m_j) = 0$$

(15)

人造空间目标为了产生足够的能量使卫星能够在太阳光照区为产生可供整个周期的电能，一般都有较大的空间展开机构用于放置太阳能电池阵。所以人造卫星在太空中的图像边缘与卫星中

心的距离是不相等的。而在宇宙中的其他自然星体,由于引力和自旋的作用,一般中心与各边之间距离是相等的。以此作为判据就可以对人造目标与自然星体进行识别。

根据人造星体与天然星体轮廓上的区别,建立两个抽象的模式类。两个描述子分别是 X_1 和 X_2 ,具体的数学表达式如式(16)和式(17)表示,其中 R_{ave} 表示各个星点边缘与星点中心之间的平均距离, R_{max} 表示星点边缘与星点中心之间的最大距离, R_{min} 表示星点边缘与星点中心之间的最小距离。

$$X_2 = \frac{R_{max} - R_{ave}}{R_{ave}} \tag{16}$$

$$X_2 = \frac{R_{ave} - R_{min}}{R_{ave}} \tag{17}$$

根据人造卫星星点与天然星星点的统计,可得到天然星的样本平均向量 $m_1 = (0.15, 0.15)^T$,人造星的样本平均向量 $m_1 = (0.5, 0.5)^T$ 。根据式(15)得到其边界方程如式(18)所示。

$$x_1 + x_2 - 06.65 = 0 \tag{18}$$

根据星点的边境方程式,如果星点的特征向量在该直线的左下方则该星点为天然星点,如果该星点的特征向量在该直线的右上方则该星点为人造星点。

4 实验与验证

识别系统对某空间跟踪系统所获取的 T_1 时刻与 T_2 时刻得到的图片图 4 进行分析,另外作为辅助信息在两个时刻之间,跟踪系统所在的卫星平台绕图像 X 轴旋转 3.1° ,绕图像 Y 轴旋转 4.2° 。实验所使用的电脑硬件环境为 Intel AtomN550(1.5 GHz, 1 MB L2 cache), 1 GB DDR3 内存,操作系统为 Windows XP 操作系统。

程序首先对两幅原始图像进行加权滤波,得到加权滤波后的图像如图 5 所示,然后把经过滤波后的图像进行膨胀处理,膨胀处理的膨胀矩阵为 M ,如公式(19)所式。

$$M = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \tag{19}$$

经过膨胀处理后的图像如图 6 所示。经过膨胀处理的图片,要把它转换为二值图片进行边缘与中心的获取。经过二值转换后的图片如图 7 所示。星点中心提取后,可以计算各个星点的四连

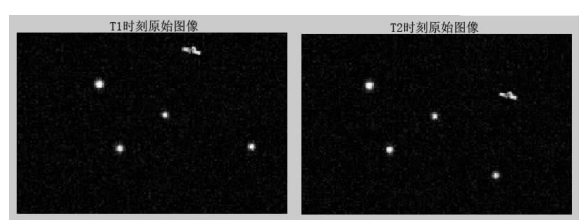


图 4 T_1 与 T_2 时刻原始图像
Fig. 4 T_1 and T_2 time original images

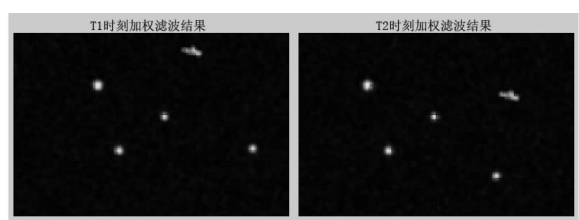


图 5 T_1 与 T_2 时刻加权滤波后图像
Fig. 5 T_1 and T_2 time average weighted filtered images

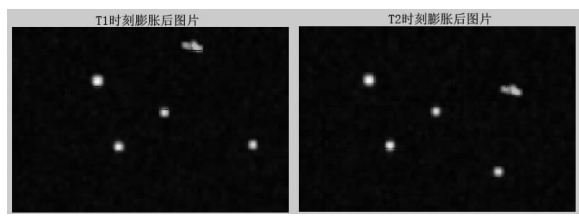


图 6 T_1 与 T_2 时刻膨胀处理后图像
Fig. 6 T_1 and T_2 time expansion processing images

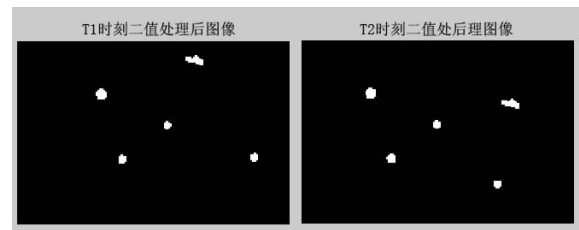


图 7 T_1 与 T_2 时刻进行二值转换处理后图像
Fig. 7 T_1 and T_2 time two-values conversion processed images

通区域像素点数目。根据卫星平台绕 X 轴和 Y 轴各旋转了 3.1° 和 4.2° ,可以根据式(9)、式(10)计算各星点中心之间的相对初始坐标系统的距离,经过比较后可确定 01 星和 04 星为运动星点,02、03、05 为恒星点,可以进行滤除,具体如表 6 所示。

对星点的边缘获取采用 canny 算子对边缘进行提取,canny 算子对 T_1 时刻对运动星点 01 星和 04 星的提取情况如图 8 所示。由此可得到 01 星和 04 的星边缘坐标,把各种坐标相对星点中心

表 6 T_1 时刻与 T_2 时刻相同间距星点比较表

Table 6 The same distance star comparison at T_1 and T_2 times

距离	T_1 时刻				T_0 时刻			
	第一星点		第二星点		第一星点		第二星点	
	序号	像素数	序号	像素数	序号	像素数	序号	像素数
45	02	41	03	31	02	39	03	29
48	02	41	05	20	02	39	05	22
37	03	31	05	20	03	29	05	22



图 8 T_1 时刻 canny 算子边缘检测图像

Fig. 8 T_1 time canny operator edge detection image

为原点,转换为极坐标。转换后,得到各个点的半径坐标求最大值、最小值和均值,系统根据式(16)和式(17)计算出各个星点的描述子,算得 01 星的特征描述子为 $(0.598,0.567)^T$,算得 04 星的特征描述子为 $(0.175,0.172)^T$,根据式(18)判断,01 星为人造星体,04 星为天然星体,并给出 01 星相对 T_1 时刻观测系的坐标 $(138.9,42.0)$ 和该星点的 4 连通区域像素数目 51。 T_2 时刻运动星点边缘比较信息如表 7 所示。

实验另采用 50 幅星空图片及相关信息,采用传统的图像差分法、窗口检测法、三维空间匹配法和本文所叙述的方法对图片上的人造卫星进行识别,在工程误差允许范围内,对各种方法运行的时间进行了测试。具体系统运行平均时间见表 8 所示,从表中可以看出此方法的运行时间减少了大概 30%。

参 考 文 献:

[1] 赵霜,张社欣,方有培. 美俄空间目标监视现状与发展研究 [J]. 航天电子对抗,2008, 24(1):27-29.

[2] 彭华峰,陈鲸,张彬. 空间目标在天基光电望远镜中的光度特征研究 [J]. 光电工程,2006, 33(12):9-14.

[3] Behrad A, Shahrokhni A, Motamedi S A. A Robust vision-based moving target detection and tracking system [C]// Proceedings of Image and Vision Computing Conference, Dunedin, New Zealand: University of Otago, 2001:

表 7 T_2 时刻运动星点图像边缘比较判断表

Table 7 Comparison and judgment table of T_2 time moving star

	01 星点	04 星点
最大边心距	203.64	186.680
最小边心距	55.15	130.110
边心距差	148.49	56.570
平均边心距	127.58	158.750
参考比值	1.16	0.356
是否判定	是	否

表 8 多种目标识别方法在系统运行时间表

Table 8 Running time table of various kinds of target recognition methods

	图像差分法	窗口检测法	三维空间匹配法	本文方法
运行时间/s	0.88	0.92	0.82	0.68

此方法是实时建立当前时刻的星表和星点间距离。如果当前时刻因某些问题不能够建立新的星表(如图像质量),可以等待问题解决后,与上一时刻进行比较,依然可以对运动人造卫星进行识别。因此,此方法与传统的方法如三重时域滤波法、三维空间匹配法、高阶相关法相比,增加了系统的可靠性。

5 结 论

随着空间技术的不断发展,采用天基空间目标监视系统代替传统的地面监视系统已经是必然趋势。文中提出了一种星点的识别方法,该方法可以根据空间运动中的卫星视频,实时识别出视频中人造卫星目标位置和大小。实验结果表明,此方法与传统方法相比,在工程允许的误差范围内,运算量减少了约 30%,而且可靠性高,并能够满足运动的天基光学跟踪系统对运动中的人造卫星进行实时识别,在工程实践上有现实意义。

26-28.

[4] 刘志刚. 红外成像点目标的检测与识别技术研究 [J]. 国防科学技术大学博士论文, 2005:2-7.

[5] Ohki M, Hashiguchi S. Two-dimesional LMS adaptive filters [J]. *IEEE Trans. Consumer Elect*, 1991, 37:66-73.

[6] Johnston L A, Krishnamurthy V. Performance analysis of a dynamic programming track before detect algorithm [J]. *IEEE Trans. on AES*, 2002, 38(1):228-242.

[7] 李庆华. 复杂背景条件下的红外图像中小目标的检测 [J]. 哈尔滨工程大学硕士论文, 2006:2-4.

[8] 郑世友. 动态场景图像序列中运动目标检测与跟踪 [J]. 东南大学工学博士学位论文, 2005:6-8.

[9] Silverman T, Caefer C E, DiSalvo S. Temporal filtering for point targetdetecting in starring IR Imagery: II. Recursive variance filter [J]. *SPIE Conference on Signal and Data Processing of Small Targets*, 1988, 3373:44-53.

[10] Reed I, Gagliardi R, Stotts L. A recursive moving-target-indication algorithm for optical image sequences [J]. *IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems*, 1990, 26(3):434-440.

[11] Liou R, Azimi-Sadjadi M R. Dim target detection using high order correlation method [J]. *IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems*, 1993, 29(3):841-856.

[12] 李秋华, 杜鹃. 双色红外成像系统空间点目标识别方法 [J]. 激光与红外, 2009, 36(9): 651-654.

[13] 李金宗, 魏祥泉, 李宁宁. 基于最大似然比准则的点目标识别技术 [J]. 电子学报, 2003, 31(8): 1217-1221.

[14] Blostein S D, Richardson H S. A sequential detection approach to target tracking [J]. *IEEE Trans on AES*, 1994, 30(1): 197-211.

[15] 邓世伟, 袁保宗. 基于数学形态学的深度图像分割 [J]. 电子学报, 1995, 23(4):120-125.

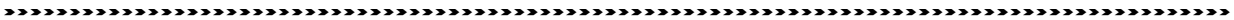
[16] 冈萨雷斯. 数字图像处理 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.

[17] 刘洋, 田小建, 王晴, 等. 采用局部分形的高效图像分割方法在红外云图处理中的应用 [J]. 光学 精密工程, 2011, 19(6):1367-1374.

[18] 赵艳伟. 基于图像分辨率增强算法的场景生成技术 [J]. 液晶与显示, 2011, 26(6):823-830.

[19] 王国良, 刘金国. 基于粒子滤波的多自由度运动目标跟踪 [J]. 光学 精密工程, 2011, 19(4):864-869.

[20] 陈洪财, 张荣学. 基于图像识别的液晶盒厚在线测量系统 [J]. 液晶与显示, 2011, 26(4):561-564.



SI 词头

代表的因素	词 头 名 称		符 号	代表的因素	词 头 名 称		符 号
	英 文	中 文			英 文	中 文	
10 ²⁴	yotta	尧[它]	Y	10 ⁻¹	deci	分	d
10 ²¹	zetta	泽[它]	Z	10 ⁻²	centi	厘	c
10 ¹⁸	exa	艾[可萨]	E	10 ⁻³	milli	毫	m
10 ¹⁵	peta	拍[它]	P	10 ⁻⁶	micro	微	μ
10 ¹²	tera	太[拉]	T	10 ⁻⁹	nano	纳[诺]	n
10 ⁹	giga	吉[咖]	G	10 ⁻¹²	pico	皮[可]	p
10 ⁶	mega	兆	M	10 ⁻¹⁵	femto	飞[母托]	f
10 ³	kilo	千	k	10 ⁻¹⁸	atto	阿[托]	a
10 ²	hecto	百	h	10 ⁻²¹	zepto	仄[普托]	z
10 ¹	deca	十	da	10 ⁻²⁴	yocto	幺[科托]	y