

文章编号 1004-924X(2009)07-1752-07

# 使用形态 Haar 小波法检测目标感兴趣区域

宋燕星,袁 峰,丁振良,孙春风

(哈尔滨工业大学 自动化测试与控制系,黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘要:**对图像进行面向自动目标识别(Auto Target Recognition,ATR)的压缩其关键是快速而准确地检测到目标感兴趣区域 ROI(Region-of-interest),并将其与背景区域分别进行不同比特率的压缩。本文将形态 Haar 小波法与数学形态学方法相结合来实现目标 ROI 的检测,设计了新的目标 ROI 检测算子。对采集图像进行二维形态 Haar 小波分解,结合目标 ROI 检测要求的特点,仅在尺度信号域内应用设计的目标 ROI 检测算子,最终完成目标 ROI 的检测。仿真实验表明,该方法对目标 ROI 的检测率最高可达到 1.000 0,而最低虚警率仅为 0.001 2;对含像素级别为  $10^2 \times 10^2$  的图像,所需运算时间仅为  $10^{-1}$  s。与传统方法相比,本文算法对目标 ROI 检测效果好,运算简单,节省了运算时间和硬件资源。

**关键词:**形态 Haar 小波;数学形态学;自动目标识别;目标感兴趣区域

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A

## Detection of region-of-interest by morphological Haar wavelet method

SONG Yan-xing, YUAN Feng, DING Zhen-liang, SUN Chun-feng

(*Department of Automatic Testing and Control, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China*)

**Abstract:** The Auto Target Recognition (ATR) has been used to solve the problem that the huge data flows provided by a high speed image acquisition system are not easily transferred and stored, in which the key is how to find the Region-of-interest (ROI) of a target quickly and exactly. To detect the ROI of the target, a morphology Haar wavelet method and a mathematic morphology are combined to use in the ROI detection and a new target ROI detection operator is designed. An image is decomposed with morphology Haar wavelet, then the new ROI detection operator is used in the field of scale signal decomposed by morphology Haar wavelet to find the ROI of target. The simulation results indicate that the highest detection ratio of the ROI can reach 1.000 0 and the lowest false alarm ratio of the ROI only is 0.001 2. Moreover, the time consumption is only  $10^{-1}$  s for a image with a pixel level of  $10^2 \times 10^2$ . In comparison with traditional algorithmns, this method can find the ROI of the target effectively and can save the time consumption and hardware resource.

**Key words:** morphological Haar wavelet; mathematic morphology; Auto Target Recognition(ATR); target Region-of-interest(ROI)

## 1 引 言

近年来,高速图像采集技术被越来越广泛地应用于军事、航天等领域。随着成像技术的飞速发展,传感器分辨率越来越高,图像传输的实时性要求也越来越高,而且图像数据量日益庞大<sup>[1]</sup>。因此,将图像数据经过一定程度的压缩后再进行传输很有必要。但是,简单的无损压缩只能实现较低的压缩比,无法满足通信带宽的要求,而有损压缩必然会带来一定程度的信息损失,因此,面向自动目标识别(ATR-Directed)的图像压缩方法已经成为目前高速采集图像压缩的研究方向。面向自动目标识别的图像压缩是在图像压缩过程中充分考虑到有损压缩对于自动目标识别性能的影响,在传统压缩方案中增加一些运算简单的自动目标识别处理环节(将此阶段称为 Tagon of Interest, ROI 检测器),这一阶段的任务就是提取出所有可能存在目标的 ROI 区域,将感兴趣区域(ROI)和其他的背景区域分别进行不同比特率的压缩。因此,目标 ROI 检测是实现 ATR 图像压缩技术的关键环节。

以较高的检测率从各种背景杂波中检测目标 ROI,是目前研究的主要问题。传统的方法是采用阈值分割、边缘分割和灰度直方图等的方法对目标 ROI 进行检测,但是传统检测方法的检测效果不理想,且虚警率大<sup>[2-3]</sup>。目前国内外很多学者提出了一些较新的 ROI 检测算法,这些算法可以很好地检测出 ROI,但是时间开销较大,不适合实时应用<sup>[4]</sup>。如局部灰度熵法<sup>[1]</sup>虽然可以较好地检测目标 ROI,但该方法的计算量非常大,不利于硬件的实现。利用数学形态学<sup>[5]</sup>与小波分析相结合的处理方法是数字图像处理和目标识别领域的新方法。形态小波是基于数学形态学的非线性小波变换,它包含了几乎所有已知的线性和非线性小波变换,具有更好的细节保留特性和抗噪声特性,是形状分析的一个新的发展方向。

本文将形态 Haar 小波与数学形态学结合用于实现对目标 ROI 的检测。在非线性的形态小波的基础上,构造了形态 Haar 小波分解滤波器。结合数学形态学基本运算,改进了形态算子,并在形态 Haar 小波分解域下进行运算,最后利用阈值分割找出 ROI 区域。该方法能够以较高的目

标检测率及较低的虚警率实现对目标的检测,并且大大缩减了运算时间,有利于硬件的实现。

## 2 形态 Haar 小波<sup>[6]</sup>

### 2.1 一维形态 Haar 小波

形态 Haar 小波与传统的线性 Haar 小波的主要区别在于后者的线性信号分析滤波器由膨胀(或腐蚀)代替,即对采样信号采取最大(或最小)运算。因此,其分解运算简单,利于硬件实现。

令  $V_0 = V_1 = W_1 = R^Z$ , 即同属于空间  $Z$  内的双精度实数序列,则定义分解和重构滤波器为:

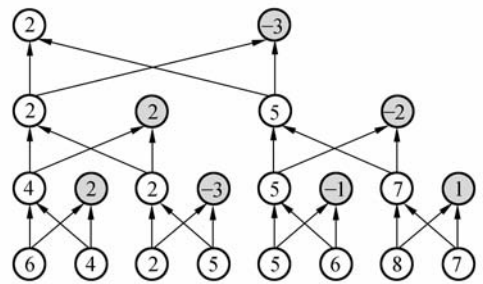
$$\psi^\uparrow(x)(n) = x(2n) \wedge x(2n+1), \quad (1)$$

$$\omega^\uparrow(x)(n) = x(2n) - x(2n-1), \quad (2)$$

$$\psi^\downarrow(x)(2n) = \psi^\downarrow(x)(2n+1) = x(n), \quad (3)$$

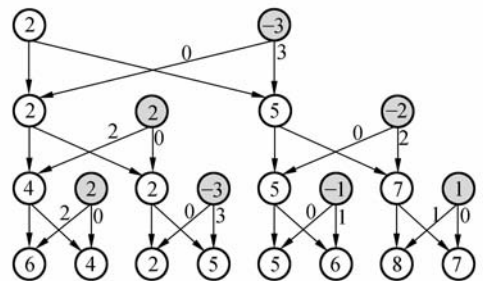
$$\begin{cases} \omega^\downarrow(y)(2n) = y(n) \vee 0 \\ \omega^\downarrow(y)(2n+1) = -(y(n) \wedge 0) \end{cases}, \quad (4)$$

这里“ $\wedge$ ”表示最小运算,“ $\vee$ ”表示最大运算。图 1(a)、(b)分别说明了进行三层形态 Haar 小波分解和重构的运算。



(a) 分解运算

(a) Signal analysis



(b) 重构运算

(b) Signal synthesis

图 1 三层形态 Haar 小波运算

Fig. 1 Computation of three-stage morphological Haar wavelet

其中灰色圆点表示细节信号。值得注意的是,经过信号分析滤波器处理后的尺度信号  $\{x_j, j \geq 1\}$  值的范围与原信号  $x_0$  值的范围是相同的,由此可以证明当原始信号  $x_0$  为离散信号时,其分解的尺度信号  $\{x_j, j \geq 1\}$  也同为离散值,这为接下来的信号处理运算提供了理想的性质。另一方面,与线性 Haar 小波分析器比较而言,由于其分解滤波器为线性低通滤波器,而形态 Haar 小波是非线性,所以能更好地保护原始信号  $x_0$  的边缘信息。

### 2.2 二维形态 Haar 小波

将一维形态 Haar 小波变换的思想进行扩展,可以定义二维形态 Haar 小波变换。首先以  $n, 2n$  分别代表点  $(m, n), (2m, 2n) \in Z^2$  用  $2n_+, 2n^+, 2n\ddagger$ , 分别代表点  $(2m+1, 2n), (2m, 2n+1), (2m+1, 2n+1)$ , 则定义分解滤波器为:

$$\phi^\uparrow(x)(n) = x(2n) \wedge x(2n_+) \wedge x(2n^+) \wedge x(2n\ddagger), \tag{5}$$

$$\omega^\uparrow(x)(n) = (\omega_v(x)(n), \omega_h(x)(n), \omega_d(x)(n)), \tag{6}$$

其中  $\omega_v, \omega_h, \omega_d$  分别代表垂直, 水平和对角细节信号, 其定义为:

$$\omega_v(x)(n) = \frac{1}{2}(x(2n) - x(2n^+) + x(2n_+) - x(2n\ddagger)), \tag{7}$$

$$\omega_h(x)(n) = \frac{1}{2}(x(2n) - x(2n_+) + x(2n^+) - x(2n\ddagger)), \tag{8}$$

$$\omega_d(x)(n) = \frac{1}{2}(x(2n) - x(2n_+) - x(2n^+) + x(2n\ddagger)). \tag{9}$$

重构滤波器定义为:

$$\begin{aligned} \phi^\downarrow(x)(2n) &= \phi^\downarrow(x)(2n_+) = \phi^\downarrow(x)(2n^+) = \\ &= \phi^\downarrow(x)(2n\ddagger) = x(n), \end{aligned} \tag{10}$$

$$\begin{aligned} \omega^\downarrow(y)(2n) &= (y_v(n) + y_h(n)) \vee (y_v(n) + \\ &= y_d(n)) \vee (y_h(n) + y_d(n)) \vee 0, \end{aligned} \tag{11}$$

$$\begin{aligned} \omega^\downarrow(y)(2n_+) &= (y_v(n) - y_h(n)) \vee (y_v(n) - \\ &= y_d(n)) \vee (-y_h(n) - y_d(n)) \vee 0, \end{aligned} \tag{12}$$

$$\begin{aligned} \omega^\downarrow(y)(2n^+) &= (y_h(n) - y_v(n)) \vee (-y_v(n) - \\ &= y_d(n)) \vee (y_h(n) - y_d(n)) \vee 0, \end{aligned} \tag{13}$$

$$\begin{aligned} \omega^\downarrow(y)(2n\ddagger) &= (-y_v(n) - y_h(n)) \vee (y_d(n) - \\ &= y_v(n)) \vee (y_d(n) - y_h(n)) \vee 0, \end{aligned} \tag{14}$$

这里  $y = (y_v, y_h, y_d), y \in W_1$ , 式(5)~(6)所表示的分解滤波器和重构滤波器  $\phi^\uparrow, \omega^\uparrow$  变换过程由图 2 所示。

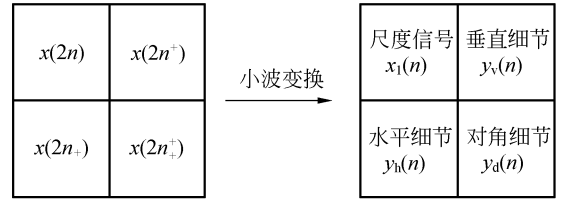


图 2 二维形态 Haar 小波变换

Fig. 2 Two-dimensional morphological Haar wavelet transform

其中,  $x_1 = \phi^\uparrow(x), y_v = \omega_v(x)$  ( $y_h, y_d$  同理)。图 3 举例说明了一层二维形态 Haar 小波变换, 左图为原图, 右图为二维形态 Haar 小波变换后的图形。



图 3 基于二维形态 Haar 小波变换的多尺度图像分解

Fig. 3 Multi-resolution image decomposition based on 2-D morphological Haar wavelet transform

## 3 目标 ROI 检测算法

### 3.1 目标 ROI 检测算法基本思想

ROI 检测算法的目的是提取出图像中对于自动目标识别性能保持至关重要的区域, 为面向自动目标识别的图像压缩服务。这些区域并不完全等同于目标所在区域。一般来说, 高速采集系统采集图像的数据量比较庞大, 要求 ROI 检测器的运算比较简单, 同时应该尽可能地保持目标不丢失。因此, 本文选择数学形态学方法作为 ROI

检测器的算法。通常采集目标较背景尺寸小些,且与背景之间往往具有较明显的灰度变化。结合这一特点,本文以数学形态学中的基本算法为基础,设计了新的算子来增强目标区域与背景区域的对比度,最后利用 Otsu 自动阈值选择方法完成目标 ROI 的检测。在此过程中,会不可避免地产生一些虚警区域。

同时,检测目标 ROI 区域对目标边界细节没有很高的要求,结合这一特点,将目标 ROI 的检测算法在图像小波分解的低频尺度信号域内进行运算,这样既可以减小噪声对目标检测的干扰,又可以大大缩减算法的运算范围,减少计算量,从而减小对硬件的要求。

### 3.2 数学形态学基本运算及目标 ROI 检测算子

数学形态学以严格的数学理论和几何学为基础,用具有一定结构和特征的结构元素去量度图像中的对应形状,以达到对图像分析和识别的目的,用于抑制噪声、特征提取、边缘检测和图像处理等问题。数学形态学的特点是能将复杂的形状进行分解,并将有价值的形状分量从无用的信息中提取出来<sup>[7]</sup>。形态学的应用可以简化图像数据,易于用并行处理方法和硬件实现。它的基本运算包括膨胀和腐蚀。设  $f(x, y)$  为输入图像,  $b(x, y)$  为结构元素,其中  $(x, y)$  为图像平面控件的坐标点,  $f$  为  $(x, y)$  点的图像灰度值,  $b$  为  $(x, y)$  点的结构函数,  $D_f$  和  $D_b$  分别为函数  $f$  和  $b$  的定义域。

对于灰度图像而言,膨胀和腐蚀是以像素邻域的最大值和最小值来定义的。使用结构元素  $b$  对  $f$  的灰度膨胀记为  $BD_b(f)$ , 定义为:

$$BD_b(f) = (f \oplus b)(x, y) = \max\{f(x-x', y-y') + b(x', y') \mid (x', y') \in D_b\}. \quad (15)$$

腐蚀是膨胀的逆运算,记为  $BE_b(f)$ , 定义为:

$$BE_b(f) = (f \ominus b)(x, y) = \max\{f(x+x', y+y') - b(x', y') \mid (x', y') \in D_b\}. \quad (16)$$

膨胀和腐蚀的运算都比较简单,易于实现。其中,膨胀运算可以增强图像中亮部区域所含的能量,增大亮部区域面积,这有利于目标物体较背景区域亮的目标 ROI 的检测;而腐蚀运算则相反,会削弱图像中亮部区域的能量,减小亮部区域的面积,换言之,腐蚀运算可以增强暗区域的能量,因此对于目标亮度低于背景的目标 ROI 检测有积极作用。结合膨胀和腐蚀运算对不同亮度目标的

能量增强作用,又考虑到在实际的高速图像采集过程中采集目标较背景的亮度信息在很多情况下是未知的,本文设计的算子对同一幅采集图像经过形态小波变换后的低频尺度信号同时进行膨胀和腐蚀运算,然后进行相加平均。这样使算子在尽量简单、易于实现的基础上,避免了因为未知目标的亮度信息而单纯使用同一种类型的形态运算所导致检测目标的失真,而且采用平均法的设计可以有效地滤除背景干扰,更有利于对目标的检测。设计的目标 ROI 检测算子  $OB_b$  如下式:

$$OB_b(f_i) = \frac{BD_b(\psi_i^\wedge(f(x, y))) + BE_b(\psi_i^\wedge(f(x, y)))}{2}, \quad (17)$$

其中,  $\psi_i^\wedge(f(x, y))$  表示原始图像  $f(x, y)$  经过二维形态 Haar 小波分解层后的低频尺度信号函数。从式(17)中可以看出,对于目标 ROI 的检测在经形态小波变换后的低频尺度信号域内进行,这就缩减了检测算子的运算范围,从而减少了运算量。

对于结构元素的选择,应当考虑选取的结构元素与输入图像的匹配程度,尽可能大地发挥运算的作用。由于被采集目标通常为不规则体,而且随着采集时间以及采集角度的变化,采集目标的形状也会随之发生改变,而球形结构元素(ball)对于这种情况的目标有良好的匹配性,因此,本文中选取球形结构作为形态运算的结构元素。

## 4 实验结果

通过对灰度为 256 的 4 幅图像的仿真实验来验证文中所提出的算法的有效性。这 4 幅图像分别具有不同的采集目标和不同的采集背景。

### 4.1 目标 ROI 检测算法实验结果

图 4 表示了不同的目标采集图像经过本文算法后目标 ROI 的检测结果。

图 4 中,图(a0),(b0),(c0)和(d0)为原图像,其采集目标分别为:飞行中的飞机,行进中的坦克,航行中的舰艇以及由飞机和坦克组成的混合目标。图(a1),(b1),(c1)和(d1)为经过本文 ROI 检测算子后的处理结果。图(a2),(b2),(c2)和(d2)为经过阈值处理后的最后的目标 ROI 检测结果。由图可以看出,本文提出的算法可以较完整地保

存目标区域。对于背景较为简单,目标与背景灰度对比度较大的图像而言(如图 4(a0),图 4(c0)),该算法可以完整地保留目标区域,且较好地剔除背景干扰信息;而对于背景较为复杂,且目标与背景的灰度较为接近的图像(如图 4(b0),图 4(d0)),虽然检测结果存在一定的虚警率,但该算法也可以基本完整地保留目标区域。

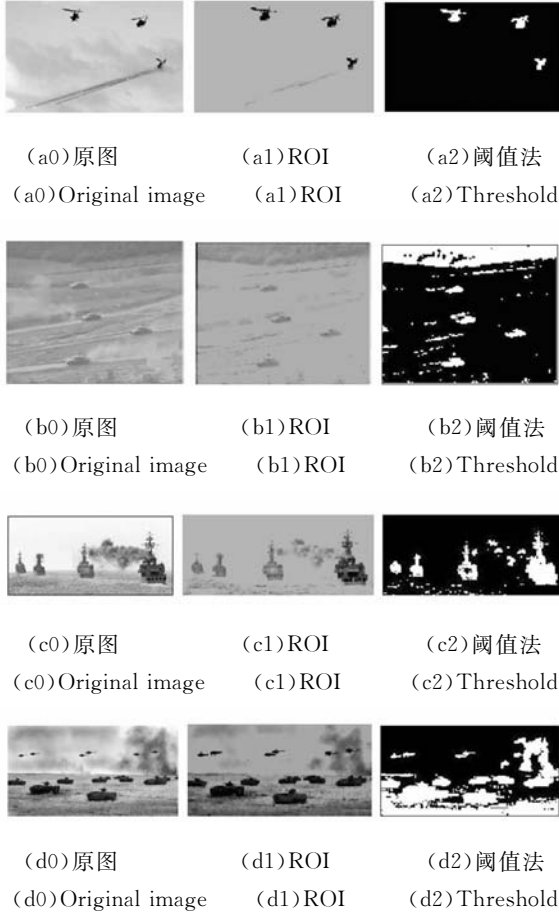


图 4 目标 ROI 检测结果

Fig. 4 Results of ROI detection

## 4.2 目标 ROI 检测实验结果的定量分析

为了定量衡量 ROI 检测算法的性能,本文利用目标区域像素的检测率与虚警率对 ROI 检测算法的结果进行度量。

假设原图像中目标区域为  $A$ ,非目标区域为  $\bar{A}$ ,而检测出的 ROI 区域为  $B$ ,则该检测算法的检测率  $R_d$  与虚警率  $R_{fa}$  分别定义为如下的面积比例:

$$R_d = \frac{A \cap B}{A}, R_{fa} = \frac{\bar{A} \cap B}{A}. \quad (18)$$

对于检测到的目标 ROI 而言,现有的检测算

法都不能完整无误地分割出目标区域,很难采用某种 ROI 检测算法的检测结果作为评价的基准参数。因此,本文利用图像编辑工具软件对原始图像中目标区域进行 ROI 掩模,作为衡量 ROI 检测算法性能的基准,在此基础上计算上述实验结果与基准 ROI 掩模之间像素的差异比例,得到检测率和虚警率的实验结果。

表 1 显示了图 4(a0),图 4(b0),图 4(c0)和图 4(d0)中在不同的背景环境下,不同类型的检测目标的 ROI 检测率和虚警率。

表 1 不同目标类型的 ROI 检测结果

Tab. 1 ROI detection results of different targets

	目标	背景	检测率	虚警率
图 4(a0)	飞机	云层	1.000 0	0.001 2
图 4(b0)	坦克	沙丘(有扬尘,远处有树林)	0.916 4	0.168 2
图 4(c0)	舰艇	海面、天空	0.913 3	0.049 4
图 4(d0)	飞机、坦克	地面、天空(有较大浓烟)	0.912 4	0.105 9

从表 1 的数据可以看出,对于不同背景下的不同的采集目标,本文提出的方法可以以较低的虚警率有效地检测出目标的感兴趣区域。算法的目标 ROI 检测效果与 4.1 节中所得出的结论吻合。

## 4.3 不同的目标 ROI 检测算法运算时间的比较

在高速图像采集系统中,对图像处理算法的实时性要求很高。因此,目标 ROI 检测算法的运算速度是算法设计中很重要的考虑因素。

已有的检测算法中往往含有大量的乘法运算,这样就需要大量的运算时间,而且在硬件设计中,需要占用大量的硬件资源,对硬件的要求非常高,无形中增加了系统的设计成本。本文中应用的形态 Haar 小波对图像的分解以及目标 ROI 检测算法中多数运算为最大、最小运算,这样无论是运算时间还是所需的硬件资源都大大缩减;而且将目标 ROI 检测算法在小波分解后的尺度信号域内进行运算,这本身也减小了运算范围,节省了运算时间。

下面将局部灰度熵法和本文提出的方法的运算时间进行比较。通过仿真实验,分别计算了采用两种方法进行目标 ROI 检测所需的运算时间。

仿真所用的计算机配置为 Intel Pentium 处理器,内存 1 G。表 2 显示了两种算法的运算时间。

表 2 不同的目标 ROI 检测算法所需时间

Tab.2 Time consumption of different ROI detection methods

	图像大小 (pixel×pixel)	算法所需时间(s)	
		局部灰度熵法	本文方法
图 4(a0)	283×450	45.969 0	0.125 0
图 4(b0)	443×550	78.738 4	0.141 0
图 4(c0)	301×650	51.766 0	0.130 0
图 4(d0)	305×590	49.800 0	0.127 0

从表 2 所示的数据可以看出,两种算法的运算时间会随着图像大小的增大而增长。采集图像的大小由 283×450 增大到 443×550 时,局部灰度熵法的运算时间增加了 32.769 4 s,说明图像的增大对该运算方法的运算时间的增长有极大的影响;而本文所提出的算法所需时间仅增加了 0.016 0 s,说明图像增大对该方法的运算时间增长的影响较小。因此,本文所提的方法在运算时间上较局部灰度熵方法有明显的优势。

## 参考文献:

- [1] 汪洋. 面向自动目标识别的图像压缩关键技术研究[D]. 长沙:国防科学技术大学,2006.  
WANG Y. *The research on key techniques of ATR-Directed image compression* [D]. Changsha: Graduate National University of Defense Technology, 2006. (in Chinese)
- [2] 同武勤,凌永顺,黄超超,等. 数学形态学和小波变换的红外图像处理方法[J]. 光学精密工程,2007,15(1):139-143.  
TONG W Q, LING Y SH, HUANG CH CH, et al. . Processing method of IR image based on mathematical morphology and wavelet transform [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(1): 139-143. (in Chinese)
- [3] 王江安,肖伟岸. 基于双波段的目标红外辐射特征分析[J]. 激光与红外,2001,31(8):351-353.  
WANG J A, XIAO W A. Analysis of infrared radi-

## 5 结 论

本文对采集图像进行形态 Haar 小波分解,并以数学形态学为基础设计了目标 ROI 的检测算子,将该算子在由形态 Haar 小波分解得到的尺度信号域内进行运算,完成对目标 ROI 的检测。对本文提出的算法进行了仿真实验,具有以下优点:

(1)本文方法能够以最高达到 1.000 0 的检测率,最低仅为 0.001 2 的虚警率检测到目标 ROI,为下一步的面向自动目标识别的图像压缩做有效的准备。

(2)本文方法中涉及的形态 Haar 小波及目标 ROI 检测算子的实现过程是通过大量的最大、最小运算实现的,对含像素级别为  $10^2 \times 10^2$  的图像而言,所需运算时间级仅为  $10^{-1}$  s,较传统的含有大量乘法运算的算法而言,大大减小了算法运算时间,在硬件设计中节省了算法占用的硬件资源,降低了对硬件设备的性能要求,从而节省了系统设计成本。

ation feature of targets based on double bands[J]. *Laser and Infrared*, 2001, 31(8): 351-353. (in Chinese)

- [4] 隋玉萍,何昕,魏仲慧. ROI的海洋监视卫星遥感图像压缩算法[J]. 光学精密工程,2008,16(7):1325-1326.  
SUI Y P, HE X, WEI ZH H. A compression algorithm of remote sensing image based on ROI for ocean surveillance satellite[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008,16(7):1325-1326. (in Chinese)
- [5] JIANG M Y, YUAN D F. A multi-grade mean morphologic edge detection[C]. 2002 6th International Conference on Signal Processing, Beijing, China; ICSP, 2002:1079-1082.
- [6] HENK J A M H. Nonlinear multiresolution signal decomposition schemes-part II: morphological wavelets[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000,11(9):1901-1904.
- [7] 林玉池,崔彦平,黄银国. 复杂背景下边缘提取与目

标识方法研究[J]. 光学 精密工程, 2006, 14(3): 510-511.

LIN Y CH, CUI Y P, HUANG Y G. Study on

edge detection and target recognition in complex background[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(3):510-511. (in Chinese)

#### 作者简介:



宋燕星(1980—),女,山西太原人,博士研究生,2002年、2005年于哈尔滨理工大学分别获得学士和硕士学位,主要从事高速图像采集系统设计及图像实时处理方面的研究。E-mail: yanxing7090091@163.com



丁振良(1942—),男,黑龙江哈尔滨人,教授,博士生导师,1964年毕业于哈尔滨工业大学,主要从事自动化测试与精密计量及几何量精密计量技术的研究。E-mail: dingch@hit.edu.cn



袁峰(1963—),男,黑龙江哈尔滨人,博士,教授,博士生导师,1985年、1988年、1995年于哈尔滨工业大学分别获得学士、硕士和博士学位,主要从事光电检测技术及精密几何参数测量技术的研究。E-mail: yuanf@hit.edu.cn



孙春风(1976—),女,黑龙江哈尔滨人,博士研究生,1998年于上海理工大学获得学士学位,2005年于哈尔滨工业大学获得硕士学位,主要从事计算机视觉,光电检测等方面的研究。E-mail: amysun01@sina.com

#### ● 下期预告

## 空间相机偏流角间歇式实时调整方法

于涛<sup>1</sup>,徐抒岩<sup>1</sup>,韩诚山<sup>1</sup>,李杨<sup>1,2</sup>,王永成<sup>1,2</sup>

(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)

摄像时对偏流角进行实时调整,可以减小空间相机因偏航角姿态变化对成像质量的影响,延长一次性连续摄像时间并使用较多的 TDI 积分级数进行摄像。本文对偏流角实时调整的需求进行了详细分析并给出了实时调整策略;介绍了偏流角调整系统的构成及实时调整的工作原理;最后,提出了一种间歇式实时调整方案并进行了实验。实验结果表明:摄像过程中偏流角偏差值可以调整在  $4.2'$  以内,调整后误差  $\leq 72.17''$ ,一次调整时间  $< 1$  s,偏流角调整过程中图像的 MTF 值为 99.67%。提出的间歇式实时调整方法满足摄像过程中,偏流角实时且长时间调整对图像无本质影响的要求。