

# 激光探测"猫眼"效应目标识别算法\*

# Laser Detection Cat-Eye Effect Target Recognition Algorithm

党二升 李丽 / 北京航空航天大学电子信息工程学院

摘 要:提出了一种基于压缩感知理论的"猫眼"效应目标识别算法,应用随机采样矩阵将原始二维图像线性投 影为一维测量向量,通过对一维测量向量的处理提取出"猫眼"效应目标信息,进而通过压缩感知理论的恢复算 法重建仅包含"猫眼"目标的图像。对应于此算法亦提出了一种相应的激光主动成像探测系统,以获取主被动图 像序列。应用此算法,将传统的基于原始图像序列的处理转化为对图像一维测量向量序列的处理,减小了数据处 理量。实验结果表明,该算法能够有效的识别静态背景和复杂动态背景中的"猫眼"效应目标,而且在识别速度 上优于已经出现的形状频率双重判据法。

关键词:激光主动探测;目标识别;"猫眼"效应;压缩感知 Keywords:laser detection; target identification; cat-eye effect; compressed sensing

# 0 引言

随着光电侦察、追踪以及光通信 技术的发展,高效、可靠的目标识别算 法变的越来越重要。通常针对这类光电 设备的识别方法,都是基于此类目标的 "猫眼"效应特性。光学观瞄设备或其他

率和相位差。

根据公式(10)混叠频率计算结果,叶 片振动频率为787Hz,叶片振动频率与转 速频率不成整数倍,为4.2。

按 $N=\frac{\Delta \varphi}{\phi}$ 计算得到节径数为12.7。

根据公式  $\omega_{\text{static}} = \omega \pm N \omega_{\text{shaft}}$ 计算: N=13

在11142r/min附近整级叶片均以 787Hz 频率振动,高压一级叶片发生13 节径后行波振动。

# 2 结论

通过采用叶尖定时技术对旋转叶 片行波节径振动数值模拟分析,给出静 止坐标系叶片发生行波节径振动测量 光电设备所用光学镜头的焦平面处都 安装有反射或半反射元件,在受到激光 束辐照时能够产生能量集中、亮度极高 的后向散射激光回波,呈现回波信号很 强的"猫眼"效应特性。应用这一特性, 国外从20世纪70年代初开始研究和发

## 参考文献

[1] Nelius A. 2004 Development of a reduced-cost blade timing Generator(BTG)for the generation 4 non-contact stress measurement System (NSMS) [C]. High Cycle Fatigue Conference, 2004.

[2] Heath S. 1999: A new technique for identifyingsynchronous resonances using tip-timing [D]. ASME 99-GT-402.
1999(6):7-10.

[3] Zielinski, M, Ziller G. Noncontact

展激光主动探测技术,并已研制出实用 的仪器设备<sup>[1-2]</sup>。国内针对"猫眼"效应 的研究,在"猫眼"效应目标识别方面提 出了很多具体的方法,有基于回波强度 探测目标的阈值处理方法,也有采用基 于目标的灰度和形状特征<sup>[3]</sup>的识别方

vibration measurement on compressor rotor blade [J]. Meas.Sci.Techno1.11.847-856.

[4] 胡伟,王德友,杜少辉.非接触 式转子叶片振动测试技术应用研究[C] 第九届航空发动机测试与试验学术交 流会论文集,北京:2008.11.

[5] 胡伟,杜少辉,王德友,王磊. 基于叶尖定时确定叶片共振频率的新 型技术[J]. 航空发动机,2010(1).

#### 作者简介

胡伟,研究员,主要从事航空发动 机旋转件测试技术研究工作。





图1 激光主动成像系统原理框图

法,通过激光成像与后期图像处理结合实 现目标探测的方法:也有基于目标时间频 率特性结合灰度和形状特征的时空双重判 据识别算法<sup>[4]</sup>。文献[3]算法在复杂背景中识 别目标效果不佳,缺乏可靠性,而文献[4]虽 然有效解决了复杂背景中目标识别问题, 但其时间频率特性的判定需要处理大量图 像序列,增加了数据处理量和硬件资源开 销,降低了目标识别速度。

最近Volkan Cevher<sup>[5]</sup>等人提出了一种 基于压缩感知理论<sup>[6-8]</sup>的背景减除方法。压 缩感知理论指出,当信号的某个变换域是稀 疏的或可压缩的,可以利用与变换矩阵非相 干的测量矩阵,将变换系数线性投影为低维 观测向量,通过求解稀疏最优化问题就能够 从低维观测向量精确地或高概率精确地重 建原始高维信号。其数学表达式为:

 $y = \Phi f = \Phi \Psi x = \tilde{\Phi} x$ 

其中,  $f \in \mathbb{R}^{\mathbb{N}}$  是原始信号;  $\in \mathbb{R}^{M \times \mathbb{N}}$ (*M* << *N*) 为测量矩阵; *f* =Ψ*x*是 *f* 在某变换  $\in R^{N \times N}$ 下的稀疏表示;  $\tilde{\Phi} = \Phi$  记为传 基 感矩阵;  $y \in R^{M}$ 为 f 在测量矩阵  $\Phi$ 下线性投 影获得的测量值,为M维的低维测量向量。

Volkan Cevher 等将背景减除问题看作 是一种稀疏信号的重构问题。在其方法中, 只需对观察场景压缩采样后得到的测量向 量进行研究,进而依据此向量的变化并通过 压缩感知恢复算法,动态重构出场景中所出

现的新目标,实现场景监控的目 的。基于此,"猫眼"效应也可被 看作是自然场景中的稀疏信号 提取问题。本文就是针对这一问 题提出了一种基于压缩感知理 论的"猫眼"效应目标识别算法, 在无需处理大量图像序列条件 下,解决了静态背景和复杂动态 背景中"猫眼"效应目标的有效 识别问题。

# 1 **笪法介绍** 1.1 激光成像系统描述

为了获取相应的"猫眼"效 应目标原始图像,本文提出了一 种激光主动成像探测系统,如图1 所示。该系统主要由脉冲半导体 激光器(激光波段808nm)、激光 发射和接收光学系统、微光CCD、 图像处理单元以及显示模块等 组成。激光源是由半导体激光器 构成,输出脉冲式红外激光;微光 CCD在激光脉冲间隔中分别获得 主动图像和被动图像,传送给图 像处理单元进行处理。所得到的 主被动图像间隔序列可记作:  $I_{11}(x_i, y_i), I_{12}(x_i, y_i), \dots, I_{k1}(x_i, y_i),$  $I_{k2}(x_i, y_i), i \in (0, 1, ..., n-1),$ (1)

 $j \in (0, 1, \dots, m-1)$ 

其中 $I(x_i, y_i)$ 表示灰度图像; {*I*<sub>a</sub>:*i*∈1,2,…*k*}为主动图像序列, {*I*<sub>i2</sub>: *i* ∈ 1,2...*k*} 为被动图像序列。 k表示图像数目;n,m表示图像的 行像素数和列像素数。x,v表示所 对应的中的某一个坐标。图2、图3 分别为静态和动态背景情况下的 "猫眼"效应目标场景图(目标双 筒望远镜)。由图可知,动态背景

中主被动差分运算后除了目标点外,还会出 现很多干扰信息。对有效识别目标造成了很 大影响。

图2和图3中的目标距离均为35m, 左上 为主动图像,右上为被动图像,左下为主被 动差分后的图像,右下为差分后图像经过二 值化得到的图像。

#### 1.2 算法实现

本文所提出的算法流程如图4所示,首 先从所获取的图像序列中选取p (2≤p≤4)对 主被动图像,记作:

 $\{I_{ii}(x_i, y_i): i \in 1, 2..., p\}, \{I_{i2}(x_i, y_i):$ 

$$i \in \{1, 2..., p\}.$$
 (2)

将上述p对图像中每幅图像数据按列像 素排成一个N×1的一维列向量得到以下向 量组: { $X_{i1} \in \mathbb{R}^{N}$  :  $i \in [1, 2...p$ } { $X_{i2} \in \mathbb{R}^{N}$  :

$$i \in 1, 2... p$$
. (3)



图2 静态背景下,"猫眼"效应目标图像



图3 动态背景下,"猫眼"效应目标图像

\*基金项目:航空科学基金资助(资助编号:20070151002)

ASFC

其中 $N=n \times m$ ,之后依据压缩感知原 理对(3)式得到的向量组进行线性投影, 其中测量矩阵为 $\Phi \in R^{M \times N}$ ,得到的测量 向量可表示为:

> $\{Y_{i1} = \Phi X_{i1}, i \in 1, 2...p\},$  $\{Y_{i2} = \Phi X_{i2}, i \in 1, 2...p\},$ (4)

其中 $Y_{i1} \in R^{M}$ ,  $Y_{i2} \in R^{M}$  ( $i \in 1, 2...p$ ) 分 别表示主动图像和被动图像经采样得 到的测量向量。此处所用测量矩阵 $\Phi$ 为 Walsh Hadamard变换矩阵<sup>[9]</sup>。

接着,对(4)式得到的主被动测量向 量序列做差分运算得到向量组  $Y_i(i \in 1, 2..., 2p-1):$  $\{Y_1=Y_{11}-Y_{12}, Y_2=-(Y_{12}-Y_{21}), Y_3=Y_{21}-Y_{22},$  $\cdots Y_{2p-2}=-(Y_{p-1,2}-Y_{p1}), Y_{2p-1}=Y_{p1}-Y_{p2}\}$  (5) 例如,当p=2时,得 $Y_i(i \in 1, 2, 3):$ 

 $\{Y_1 = Y_{11} - Y_{12}, Y_2 = Y_{21} - Y_{12}, Y_3 = Y_{21} - Y_{22}\}$ (6)

由压缩感知理论可知,每一个测 量向量都是原始图像的随机线性投 影,当测量矩阵满足约束等距条件时, 这种低维度的测量向量保存了原始图 像的足够多的信息,可实现精确重构。 因此可知,由(5)式所确定的差分向量  $Y_i$ (*i* ∈ 1, 2..., 2*p* − 1)保存的是主被动图 像中的差异信息。当背景中存在人员走 动或树叶飘动等干扰源时,主被动图像 的测量向量差异就会很大。但在每一个 Y<sub>i</sub>(i ∈ 1, 2..., 2p-1) 中都存"猫眼"效应目 标的信息,因此可以通过加权平均法提 取Y<sub>i</sub>(i ∈1, 2..., 2p-1)中的目标信息。此 处定义Yave\_O为所得Y<sub>i</sub>(i ∈ 1, 2..., 2p-1) 中奇数序列的平均值,Yac为所有Yi的平均 值。

$$Y_{ave_{O}} = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^{p} Y_{2i-1} , \qquad (7)$$

$$Y_{ave} = \frac{1}{2p-1} \sum_{i=1}^{2p-1} Y_i , \qquad (8)$$

 $Y_{diff_{ave}} = Y_{ave} - Y_{ave_{o}}$  (9) 以图5所示原始图像为例,采用

TVAL3<sup>[9]</sup>恢复算法,对上述理论获取的  $Y_{ave}_{ave}, Y_{ave}, Y_{diff}_{ave}$ 进行重构分别得到图



图4 目标识别算法流程图

像 $I_{ave}_{o}$ , $I_{ave}$ , $I_{diff}_{ave}$ ,如图6所示。由图6 可以看到,(a)、(b)中除了人物轮廓外,均 含有目标信息,而(c)中仅含有走动的人 的轮廓信息。因此当用 $I_{ave}_{o}$ , $I_{ave}$ 分别与  $I_{diff_{ave}}$ , $u_{e}$ 做差分运算有助于提取到目标信 息。

$$I_{sub-1} = I_{ave-O} - I_{diff-ave}, \qquad (10)$$
$$I_{sub-1} = I_{ave-O} - I_{ve}, \qquad (11)$$

$$I_{sub} \__2 = I_{ave} - I_{diff} \__{ave}, \qquad (1$$

对(10),(11)得到的图像I<sub>sub-1</sub>,I<sub>sub-2</sub>



图5 主被动图像,目标距离200m

用文献[4]所提出的方法进行二值化,再 进行运算最终提取到"猫眼"效应目标。

# 2 **实验结果及分析**

本文以双目望远镜作为探测目标, 获取了一系列原始图像。激光成像探测 系统包括激光器808nm、Computar公司 的H10Z0812DC镜头、Watec CCD(帧率 为25帧/s、视场角为6°)。运用所提出的识 别算法进行了大量对比实验,以验证本 文算法的可行性,以及在识别性能上优 于文献[4]所提出的目标时间频率特性结 合灰度和形状特征的时空双重判据识别 算法。本算法分别使用了TVAL3 和YAII1 (v-1.3)[10]作为图像重构恢复算法。

图7和图8是使用本文所提算法和 文献[4] SFDC方法对两个不同场景中 "猫眼"效应目标识别得到的处理结果。 图7中,(a)~(d)为图5中的两组主被动图 像; (e)为(a)和(b)的差分图像,(g)为(c) 和(d)的差分图像;(f)、(h)分别为(e)和(g) 的二值化图像。(i)、(k)表示由 $Y_{ave_{-0}}$ 和 $Y_{ave}$ 重构得到的图像 $I_{ave}_{o}$ 和 $I_{ave}$ 。(j)、(l)表示 I<sub>sub\_1</sub>和I<sub>sub\_2</sub>。图8的(a)和(c)为应用本文 所提算法得到的最终识别图像,可以发 现图中只留下了目标信息。(b)和(d)是 应用SFDC方法所得到的中间识别结 果,图中有很多连通区域,应用SFDC方 法还需处理上百幅图像从中提取目标 的频率特性才能最终识别"猫眼"效应 目标,图8的(c)和(d)中的数字分别表示 每个联通区域的圆形度,越接近1,表示 越圆,其可作为目标的一个先验轮廓判



图6 (a),(b),(c)分别表示由*Y<sub>ave \_0</sub>*, *Y<sub>ave</sub>*, *Y<sub>diff \_ ave</sub>* 重构得到的图像*I<sub>ave \_0</sub>*, *I<sub>ave</sub>和I<sub>diff \_ ave</sub>*。





图7 使用本文算法和SFDC算法处理的 中间过程

据(光学瞄准一般是圆形的)。

为了验证本文算法在识别速度上 的优势,做了大量实验,表1为其中三组 实验所得数据。

三组实验对应的实际场景如图9所 示,其中(a)-(aa)、(b)-(bb)、(c)-(cc)分 别为对应场景的主被动图像,对应的目 标距离分别为100m、45m、35m。试验1、 2、3分别对应场景(a)、(b)、(c)。由于SFDC 方法需要上百幅主被动图像进行目标的 频率特性解调,因此引入的三组实验图 像序列数据量比较大,分别为240帧、240 帧、115帧。由表1中结果可知在三组实验 场景中本文所提算法的识别速度明显高 于SFDC方法。

### 3 结论

本文基于"猫眼"效应目标在自然 场景的稀疏特性,提出了一种基于压缩 感知理论的"猫眼"效应目标识别算法, 对应于此算法本文亦提出了一种相应 的激光主动成像探测系统,以获取主被 动图像序列。应用多对主被动图像序列 经压缩采样得到的一维测量向量进行

实验	图像序列	本文算法	SFDC法
1	240 Frame	3.445 s	6.617 s
2	240 Frame	3.425 s	6.108 s
3	115 Frame	3.436 s	5.822 s

图8 本文算法和SFDC算法的处 图9 理结果

"猫眼"效应目标的提取处理,最终采用 压缩感知理论的相应恢复算法重构得 到仅包含目标信息的图像。实验结果表 明,本文所提算法能够很好地识别"猫 眼"目标,而且在识别速度上远优于现 有的形状频率双重判据法,实现了在无 需处理大量图像序列条件下,解决静态 背景和复杂动态背景中"猫眼"效应目 标的有效识别问题。

#### 参考文献

[1] Lecocq C, Deshors G, Lado-Bordowsky O, Meyzonnette J L . Sight laser detection modeling [C]. Proc. SPIE, 2003, 5086: 280–286.

[2] Truong K N, Patel S N, Summet J W, Abowd G D.Preventing camera recording by designing a capture–resis tant environment [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2005, 3660: 903–916.

[3] 同兰娟,蒋晓瑜,宋小杉.基于" 猫眼"效应激光成像的目标探测[J].激光 与红外,2009(39):982-985.

[4] Ximing Ren, Li li. Recognizing cat–eye targets with dual criterions of shape and modulation frequency [J]. Chin. Opt. Lett, 2011, 9: 1–5.

[5] Cevher V, Sankaranara yanan A, et al. Compressive sensing for background subtraction [J]. Lecture Notes in Computer Science ,2008, 5303: 155–168.

[6] Candès E, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. IEEE Trans. on Information Theory, 2006, 52: 489–509.

[7] Candès E, Tao T. Near optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies [J]. IEEE Trans. Info. Theory, 2006, 52: 5406–5425.

[8] Donoho D. Compressed sensing[J]. IEEE Trans. Inf. Theory, 2006, 52:1289–1306.

[9] Li C. An efficient algorithm for total variation regularization with applications to the single pixel [D]. Camera and Compressive Sensing, Master thesis, Rice University, 2009.

[10] Yang Junfeng, Zhang Yin. Alternating direction algorithms for L1 problems in compressive sensing [J], Rice CAAM Report TR09–37, 2009:1–25.

#### 作者简介

党二升,硕士,研究方向为光电成 像,图像处理。

李丽,副教授,研究方向为激光成 像技术、光电成像技术和红外技术。