

文章编号 1004-924X(2019)10-2251-12

## 基于视觉系统分层的小目标运动检测

刘 晓<sup>1</sup>, 崔光照<sup>1</sup>, 李正周<sup>1,2\*</sup>, 熊伟奇<sup>1</sup>

(1. 重庆大学 微电子与通信工程学院, 重庆 400044;  
2. 中国科学院光束控制重点实验室, 四川 成都 610209)

**摘要:** 为了提升对光学遥感图像中弱小运动目标的检测能力, 提出一种基于鹰眼视网膜视觉系统层次结构的运动检测方法。首先, 基于鹰眼视网膜的分层特性, 结合各层主体细胞的生理结构与功能, 构建各层相应的滤波器, 抑制背景微位移和杂散噪声; 然后, 在 Reichardt 运动检测模型的基础上增加时域高通滤波与 ON-OFF 双通道滤波来估计目标运动矢量, 这样不仅能克服传统 Reichardt 运动检测器对阶跃边界响应复杂, 而且能有效增强运动检测的敏感性; 最后利用高级视觉神经系统的分层特点, 以空域相似度大小为基准进行多尺度映射与运动矢量显著图融合, 构建多尺度处理精细检测运动特征。试验结果表明, 本文算法的平均信杂比改善为 56.20 dB, 正确率为 99.71%, 综合评价指标 F1 值为 3.63e-02, 相较于传统 Reichardt 模型的 F1 值提升了 27.82%。本文方法较传统运动检测算法不仅能提高复杂背景的干扰抑制性能, 而且能显著提升小目标小位移的检测能力。

**关键词:** 遥感图像; 运动检测; 运动显著图; 鹰视觉通路; Reichardt 运动检测器

**中图分类号:** TP391.4; Q811.211 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20192710.2251

## Small target motion detection based on layering of vision system

LIU Xiao<sup>1</sup>, CUI Guang-zhao<sup>1</sup>, LI Zheng-zhou<sup>1,2\*</sup>, XIONG Wei-qi<sup>1</sup>

(1. College of Microelectronics and Communication Engineering,  
Chongqing University, Chongqing 400044, China;

2. Key Laboratory of Optical Engineering, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, China)

\* Corresponding author, E-mail: lizhengzhou@cqu.edu.cn

**Abstract:** To improve the detection ability of weak and small moving targets in optical remote sensing images, a motion detection method based on the hierarchical structure of the eagle-eye retinal vision system was proposed. Firstly, based on the stratification characteristics of the eagle-eye retina, combined with the physiological structure and function of the main cells of each layer, corresponding filters of each layer were constructed to suppress the background micro-displacement and spurious noise. Then, based on the Reichardt motion detection model, time domain high-pass filtering and ON-OFF dual-channel filtering were added to estimate the target motion vector, which overcomes the complex response of the traditional Reichardt motion detector to the step boundary and also effectively enhances the sensitivity of motion detection. Finally, using the hierarchical characteristics of the advanced visual nervous system, multi-scale mapping and the motion vector saliency map were

**收稿日期:** 2019-04-15; **修订日期:** 2019-05-23.

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(No. 61675036); 重庆基础与前沿研究计划项目(No. CSTC2016JCYJA0193); 中国科学院光束控制重点实验室基金资助项目(No. 2017LBC006); 十三五装备预研领域基金资助项目

combined based on the degree of spatial similarity, and multi-scale processing was used to detect the motion features. The experimental results show that the average signal-to-noise ratio of the proposed algorithm is improved to 56.20 dB, the correct rate is 99.71%, and the comprehensive evaluation index  $F1$  is  $3.63e-02$ , which is 27.82% higher than that of the traditional Reichardt model. Compared with the traditional motion detection algorithm, the proposed method can improve the interference suppression performance of complex background and also enhance the detection ability of a small target and small displacement significantly.

**Key words:** remote sensing image; motion detection; motion saliency map; eagle vision system; Reichardt motion detector

## 1 引言

利用遥感图像检测目标是空间对地观测的重要方向,在军事检测,战场分析,交通管理等领域具有广泛应用。运动特征作为最重要的时域特征,对目标检测、识别与预警以及精确制导都具有重要意义。遥感图像存在背景复杂,目标空间占比小,目标运动幅度小等特点,使得遥感小目标运动检测成为研究热点与难点。

传统的运动检测算法主要为帧间差分法,光流法和背景减除法。光流法存在计算复杂的固有缺陷。帧间差分法存在空洞和重影现象。背景减除法在复杂场景下,背景受到多种因素的影响而发生不可估计的变化,因此难以建立有效的背景模型。

运动检测是生物视觉系统的基本功能<sup>[1]</sup>。针对昆虫复眼的视觉特点,Reichardt 等人设计了原始的 Reichardt 运动检测模型<sup>[2]</sup>也称为初级运动检测器 (Elementary Motion Detector, EMD)。Santen 和 Sperling 在 EMD 模型时域延迟之前添加一个空域滤波,既从准确性上优化了 EMD,同时将 EMD 模型扩展到人等脊椎动物的视觉感知中<sup>[3]</sup>。Harris 等人在传统 EMD 时域低通滤波器的基础上添加了一个时域高通滤波器以便更好地解释生物运动感知的残像效应<sup>[4]</sup>。西北工业大学最早将仿蝇视觉系统与导弹制导系统结合起来。华中科技大学基于 EMD 模型研究了二阶运动感知原理<sup>[5]</sup>,北京理工大学根据生物 ON-OFF 双通道结构提出了 ON-OFF 结构的 EMD 模型<sup>[6]</sup>。以上算法一定程度上优化了 EMD 算法的准确度与矢量可信度,但是在遥感场景中仍然难以获得具

有高信杂比的弱小运动目标检测结果。

各类动物中,鹰具有宽阔的视野和敏锐的视觉,楔尾鹰是已知视敏度最高的物种。楔尾鹰高空搜索捕猎的生活习性与无人机、侦察机工作模式具有高度的吻合性<sup>[7]</sup>。鹰拥有比人等脊椎动物发达得多的视网膜<sup>[8]</sup>。鹰的视网膜由外而内分别为:视网膜神经纤维层 (Retinal Nerve Fiber Layer, RNFL),神经节细胞层 (Ganglion Cell, GC),内网状层 (Inner Plexiform, IP),内核层 (Inner Nuclear, IN),外网状层 (Outer Plexiform, OP),外核层 (Outer Nuclear, ON),外界膜 (External Limiting Membrane, ELM),光感受器 (内部段/外部段) (IS/OS),视网膜色素上皮细胞集成区 (RPE complex) 9 层<sup>[9-10]</sup>,如图 1 所示。光信息流在视网膜内部由内层流向外层,经过光感受器 (视锥,视杆)、水平细胞、双极细胞、无长突细胞和神经节细胞,然后再送入更高层的视顶盖、圆核和外纹体。与大多数其他脊椎动物的视网膜相比,禽类视网膜相当厚,特别是中央凹部分,厚度大约是人的两倍。这种增加的厚度归因于内核层中细胞的高密度以及内网状层中神经突树突的高度复杂性。其中内核层主要由水平细胞双极细胞和无长突细胞的胞体组成,内网状层由双极细胞,无长突细胞与神经节细胞之间的突触连接形成,此水平细胞,双极细胞和无长突细胞位于感光细胞与神经节细胞之间,起复杂的横向连接与纵向连接作用,视网膜信息的预处理来源于这三层细胞的信息整合。这种多层的横向连接有利于显著图的生成与背景抑制,纵向连接有利于显著目标的向后传递。鹰的高级神经中枢如视顶盖、丘脑、外纹体中存在大量神经元对运动敏感。顶盖细胞中约有 70% 对运动敏感,这些对运动敏感的

细胞中又约有 30% 具有高度的方向选择性,由浅至深感受野逐渐增大,表示浅层细胞对小运动的敏感与后期内容的逐渐整合。圆核与外纹体细胞特性与顶盖深层细胞类似。相比于蛙眼与蝇复眼视觉系统,鹰更为复杂的分层结构与各层结构间复杂的横纵向电生理反应,使鹰具有出色的图像处理能力,神经运动感知能力与后处理能力。

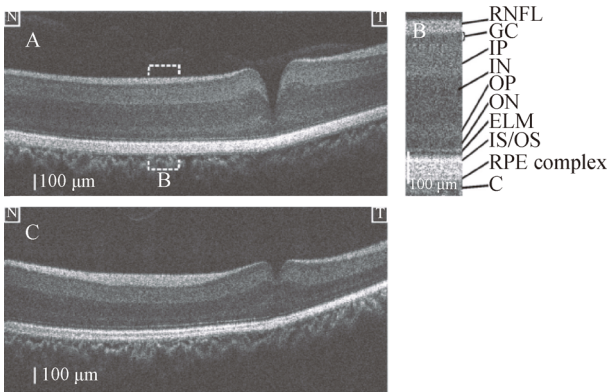


图 1 鹰视网膜分层结构

Fig. 1 Eagle retina layered structure

本文从遥感图像运动检测出发,结合鹰视觉系统分层的生理特点,提出基于鹰的视觉系统分层多尺度运动检测方法,引入图像预处理模块,以视网膜的水平细胞,ON-OFF 双极细胞,无长突细胞,ON-OFF 神经节细胞分层进行横向,纵向信息整合为基础,对遥感图像进行低通与高通滤波处理,以拓展目标边界信息,获取较为可信的矢量信息,同时引入改进的 ON-OFF 双通道 Reichardt 运动检测模型以及多尺度的后处理模块,最终获得较为优良的运动检测结果显著图。

## 2 视网膜图像预处理

从光感受器 (IS/OS) 出发到神经节细胞 (GC) 响应,可将视网膜概括为:感光细胞层(视锥视杆),水平细胞层,双极细胞层,无长突细胞层,神经细胞层。

Baccus 等人基于视网膜分层特性点提出了从双极细胞层开始,神经节细胞结束的视网膜运动检测电路,其中 B 表示双极细胞,A 表示无长突细胞,G 表示神经节细胞<sup>[11]</sup>,如图 2 所示。

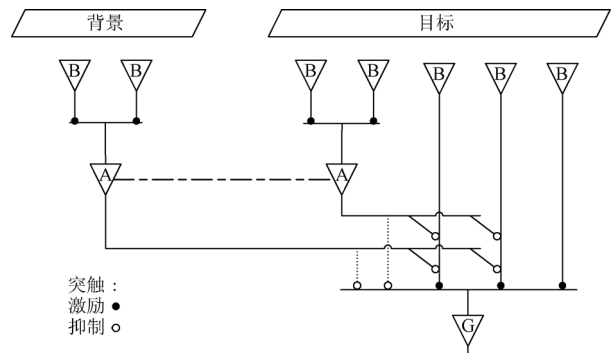


图 2 视网膜运动检测电路<sup>[11]</sup>

Fig. 2 Retinal motion detection circuit diagram<sup>[11]</sup>

本文从感光细胞层出发,结合图 1 和图 2,对应于鹰眼视网膜各个不同的细胞层,结合该细胞层的生理结构特性,设计相应的滤波模板来拟合视网膜来检测遥感图像中的运动目标:

(1)光感受器层对应于系统的输入层,感光细胞层的双锥被认为介导鸟类非彩色视觉感知中的运动检测<sup>[12-13]</sup>。介于真实遥感图像分辨率大,以及光感受器的生理作用体现,本层处理对应于对原始图像进行下采样。

(2)水平细胞是多极神经元的一种,作为视网膜上第一层横向连接的细胞层,具有整合各种刺激的作用,输入为光感受器传来的信号,输出信号传递给双极细胞。定义水平细胞的感受野是由 9 个感光细胞组成的低通模板 **A**:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ a_4 & a_5 & a_6 \\ a_7 & a_8 & a_9 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

其中  $a_i (i=1, 2, \dots, 9)$  表示对应光感受器层相应位置的像素点。

(3)双极细胞层为光感受器与神经节细胞间的纵向联络神经元,它是视通路中第一类具有中心一周围拮抗式同心圆感受野的神经元,即双极细胞层为图像的边界提取层。按照给光与撤光分为 ON 型双极细胞与 OFF 型双极细胞。定义双极细胞感受野是由 9 个水平细胞组成的高通模板,ON 型双极细胞矩阵模板 **B** 与 OFF 型双极细胞矩阵模板 **C** 分别设为:

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} -b_1 & -b_2 & -b_3 \\ -b_4 & -b_5 & -b_6 \\ -b_7 & -b_8 & -b_9 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

$$\mathbf{C} = \begin{pmatrix} c_1 & c_2 & c_3 \\ c_4 & c_5 & c_6 \\ c_7 & c_8 & c_9 \end{pmatrix}, \quad (3)$$

其中  $b_i (i=1, 2, \dots, 9)$  与  $c_i (i=1, 2, \dots, 9)$  表示水平细胞层相应位置的像素点。

(4) 无长突细胞层为视网膜层的第二层横向连接层。大多数无长突细胞为抑制性神经元, 对背景运动的抑制起着重要的作用。对无长突细胞作用的设定有两个: 一是横向低通滤波。二是从输出中获取一个全局性度量, 再用神经细胞输出减去该全局性度量获得运动显著图。无长突细胞横向低通滤波模板的设置同水平细胞模板一致, 其输入对应于 ON 型或 OFF 型的双极细胞输出。

(5) 神经节细胞层响应运动信息, 与双极细胞类似, 分为 ON 型神经节细胞与 OFF 型神经节细胞。ON 型神经节细胞接受 ON 型双极细胞的输入, OFF 型神经节细胞接受 OFF 型双极细胞的输入, 滤波模板设置与相应的双极细胞一致, 其输入对应于 ON 型与 OFF 型无长突细胞的输出。神经节细胞的图像响应过程为 ON-OFF 双通道高通滤波, ON 通道和 OFF 通道神经节细胞的运动输出响应遵循 Harris 等人优化后的 EMD 模型响应。

上述图像预处理对鹰眼视网膜的生理分层进行拟合, 运用低通与高通模板建立细胞间的横向与纵向连接, 拓展图像的纹理信息并且能有效解决传统 Reichardt 运动检测模型对阶跃边界响应复杂等问题, 为后续检测速度矢量的可信度提供了保障。

### 3 改进 ON-OFF 双通道 Reichardt 运动检测模型

对鹰的生理实验发现, 鹰不仅对亮纹的移动敏感同时也对暗纹的移动敏感。因此本文分别对 ON 型神经节细胞与 OFF 型神经节细胞进行图像高通滤波后, 将预处理后的 ON 通道图像与 OFF 通道图像输入到改进的运动检测器的输入接口中。以水平方向的一维运动检测器为例, 如图 3 所示(彩图见期刊电子版)。

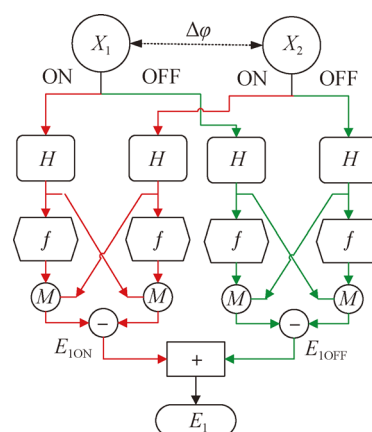


图 3 本文 ON-OFF 双通道 Reichardt 运动检测模型  
Fig. 3 ON-OFF dual channel Reichardt motion detection model

其中:  $X_1, X_2$  表示预处理后的采样点输入,  $\Delta\varphi$  表示采样点间隔, 红色代表 ON 通道, 绿色代表 OFF 通道,  $H$  为时域高通,  $f$  为时滞函数,  $M$  表示信号相乘,  $-$  表示信号相减,  $+$  代表加和运算。若  $E_1 > 0$ , 则运动目标向右运动; 反之, 则向左运动。

时域高通滤波器设计为:

$$Y_H(n) = \frac{1}{\tau_H} (x_H(n) - x_H(n-1) + y_H(n-1)), \quad (4)$$

其中:  $y_H(n)$  和  $x_H(n)$  分别代表第  $n$  帧高通滤波器的输出和输入,  $\tau_H$  为一阶高通滤波器的时间常数。

时间延迟函数使用一阶低通滤波器实现:

$$y_L(n) = \frac{x_L(n)}{\tau_L} - \frac{1 - \tau_L}{\tau_L} y_L(n-1), \quad (5)$$

其中:  $y_L(n)$  和  $x_L(n)$  分别代表第  $n$  帧低通滤波器的输出和输入,  $\tau_L$  为一阶低通滤波器的时间常数。 $\tau_H$  与  $\tau_L$  的设定与 Kuehnlenz 等人的设定一致<sup>[14]</sup>。

在  $t$  时刻, 水平方向上, 对于二维平面上的  $(i, j, t)$  像素点与  $(i, j+2, t)$  像素点的 ON 型水平响应为:

$$E_{1ON}(i, j, t) = y_L(i, j, t + \tau) y_H(i, j+2, t) - y_L(i, j+2, t + \tau) y_H(i, j, t). \quad (6)$$

同理可得出该 OFF 型水平响应。则水平方向上 ON-OFF 合响应为:

$$E_1(i, j, t) = E_{1ON}(i, j, t) + E_{1OFF}(i, j, t). \quad (7)$$

在  $t$  时刻, 竖直方向上, 对于二维平面上的  $(i, j, t)$  像素点与  $(i-2, j, t)$  像素点的 ON 型竖直

响应为:

$$\mathbf{E}_{2\text{ON}}(i, j, t) = y_L(i, j, t + \tau) y_H(i - 2, j, t) - y_L(i - 2, j, t + \tau) y_H(i, j, t). \quad (8)$$

同理可得出该 OFF 型垂直响应。则垂直方向上 ON-OFF 合响应为:

$$\mathbf{E}_2(i, j, t) = \mathbf{E}_{2\text{ON}}(i, j, t) + \mathbf{E}_{2\text{OFF}}(i, j, t), \quad (9)$$

合输出  $\mathbf{E}$ :

$$\mathbf{E} = (\mathbf{E}_1(i, j, t)^2 + \mathbf{E}_2(i, j, t)^2)^{\frac{1}{2}}, \quad (10)$$

从而得出具有较高可信度的运动矢量图。

## 4 多尺度精细处理

运动刺激在神经节细胞层被转换为电信号再通过视神经纤维传递到高级神经中枢。离顶盖通路是禽类的主要神经通路,按分层分区域投射,信息依次流过视顶盖,圆核和外纹体。本文根据其高级神经层的分层投射来构建运动信息的多尺度后处理模块。

### 4.1 大小尺度映射

考虑到运动检测器模型获得的矢量信息与空域特征有关,不能完全反应真实的运动矢量信息。特别是存在噪声和光照干扰的情况下,运动估计的误差将增加,因此初级运动检测器获得的运动矢量场需要高级别的神经元来整合修正,从而获得具有更高可信度的精细尺度下的运动估计。Bayerl 等人根据生物大脑皮层的 V1 与 MT 机理,通过正则化,加权平均,下采样,正反馈和负反馈等来进行运动矢量信息的整合修正<sup>[15]</sup>。本文使用 Li 等人基于 Bayerl 等人提出的简化的空时修正模型<sup>[16]</sup>,具体步骤如下:

(1)加权平均:选择出具有较高可信度的运动矢量,抑制由噪声和其他干扰引起的运动方差。使用运动矢量的相似度作为权重,具有最大权重系数的矢量意味着在局部区域中具有更可信的运动信息。选择每  $(2\delta+1) \times (2\delta+1)$  区域内具有最大权重的运动矢量为该区域运动的唯一运动矢量。权重的计算方式为:

$$\mathbf{W}_v(i, j, t) = \sum_{k, l = -\delta, k, l \geq 0}^{\delta} |\mathbf{E}_1(i, j, t) - \mathbf{E}_1(i + k, j + l, t)| + \sum_{k, l = -\delta, k, l \geq 0}^{\delta} |\mathbf{E}_2(i, j, t) - \mathbf{E}_2(i + k, j + l, t)|. \quad (11)$$

(2)下采样:对图像进行采样间隔为  $\delta$  的下采样,从而获得了大尺度下的矢量场  $\mathbf{V}_1$ ,小(原)尺度下的矢量场表示为  $\mathbf{V}_s$ 。

(3)基于空域相似性的大小尺度映射:以刚体运动目标为例,按照视觉认知机理中格式塔心理学的共方向性原则和连续性原则,同一个运动目标的表面应具有相同的运动矢量。定义空间相似性权重为:  $\mathbf{W}_f(i, j)$ 。当  $\mathbf{W}_f(i, j)$  小于设定阈值  $\epsilon$  时将大尺度矢量传递给小尺度,以  $(2\delta+1) \times (2\delta+1)$  范围计算  $\mathbf{W}_f(i, j)$  计算方式为:

$$\mathbf{W}_f(i, j) = (I(i, j) - I(i, j, p))^2. \quad (12)$$

$p$  取  $1 - ((2\delta+1)^2 - 1)$ , 表示  $(2\delta+1) \times (2\delta+1)$  范围内除了原小尺度映射到大尺度的那一点外的其他位置点,分别从  $1 - ((2\delta+1)^2 - 1)$  编号,从而计算得出  $(2\delta+1) \times (2\delta+1)$  范围内的空域相似权重。

(4)大小尺度映射:

$$\mathbf{V}_s^{\text{new}} = \begin{cases} \mathbf{V}_1, & (\mathbf{W}_f \leq \epsilon) \\ \mathbf{V}_s, & (\mathbf{W}_f > \epsilon) \end{cases}. \quad (13)$$

基于大小尺度的映射能降低对某些干扰的敏感性,使检测的整个刚体目标矢量具有相对一致的速度矢量。

### 4.2 多尺度图像融合

基于单一的层级有时候难以检测出某一运动幅度下的目标,造成漏检现象<sup>[17]</sup>。为了能够对遥感图像中的目标进行全面检测,结合离顶盖通路的分层特性同时考虑目标的空间占比,本文采用 3 个尺度来分别获取图像在不同尺度下的运动矢量图。即运动检测前分别对图像进行 3 次间隔为  $\beta$  的下采样。3 次下采样后的图像经过相同的预处理过程,再经过采样间隔为  $\Delta\varphi$  的 ON-OFF 运动检测模型,获取 3 个尺度下的运动矢量图  $\mathbf{S}_i$  ( $i=1, 2, 3$ )。为了体现大目标与快速运动目标更大的显著度,将 3 个尺度获得的矢量显著图进行插值融合。在插值融合之前,使用 Itti 模型<sup>[18]</sup>中提出的归一化操作算子  $N(\cdot)$  整体提升那些部分强刺激峰值(醒目位置),而整体抑制那些包含大量可比峰值的响应。考虑到将 2, 3 尺度进行双线性插值将会造成干扰像素的引入,同时为了抑制相机抖动,移位造成的全局背景图像微位移,本文从检测的实际情况出发,引入无长突细胞层的全局性抑制效果,设置一个全局性的分层动态阈值背景减除。首先对每层  $\mathbf{S}_i$  定义一个容限阈值

$T_i = \omega$ , 矢量值小于  $T_i$  的像素点被认为是静态背景像素点, 大于  $T_i$  的点作为有效像素点, 得出有效像素点的灰度均值  $mean_i$ , 则全局性的分层动态阈值为:

$$T_{i\_new} = k \times mean_i, \quad (14)$$

每层经过  $N(\cdot)$  操作处理后再减去阈值  $T_{i\_new}$  后的结果作为滤除背景干扰后的结果:

$$S_{i\_new} = S_i - T_{i\_new}. \quad (15)$$

使用跨尺度相加算子  $\oplus$  融合 3 个尺度的结果矢量图, 不同于 *Itti* 模型, 为了不引入干扰像素点同时获得与输入神经节层图像大小相同的矢量场, 在最小的尺度上进行融合, 获得最后的视觉显著图  $S$ :

$$S = S_{1\_new} \oplus S_{2\_new} \oplus S_{3\_new}, \quad (16)$$

从而获得最终的运动目标检测结果显著图。

## 5 实验结果分析

### 5.1 实验环境与参数设置

本文实验平台为实验室台式电脑, 电脑配置为 Intel(R) Core(TM) i7-4790 CPU @ 3.60 GHz, 16 G 内存。实验参数设置如下: 感光层图像下采样  $\beta$  值设为 2; ON-OFF 运动检测模型采样点间隔  $\Delta\varphi$  设置为 2; 一阶高通滤波器时间常数  $\tau_H$  设为 3; 一阶低通滤波器时间常数  $\tau_L$  设为 2; 局部区域  $\delta$  设为 2; 阈值  $\epsilon$  设为 2; 容限阈值  $T_i$  设为 2; 动态阈值常数  $k$  设为 3; 水平细胞与无长突细胞矩阵模板  $A$  设为:

$$A = \begin{pmatrix} \frac{1}{16} & \frac{1}{8} & \frac{1}{16} \\ \frac{1}{8} & \frac{1}{4} & \frac{1}{8} \\ \frac{1}{16} & \frac{1}{8} & \frac{1}{16} \end{pmatrix},$$



(a) 上一帧输入图像

ON 型双极细胞与 ON 型神经节细胞矩阵模板  $B$  设为:

$$B = \begin{pmatrix} -\frac{1}{8} & -\frac{1}{8} & -\frac{1}{8} \\ -\frac{1}{8} & 1 & -\frac{1}{8} \\ -\frac{1}{8} & -\frac{1}{8} & -\frac{1}{8} \end{pmatrix},$$

OFF 型双极细胞与 OFF 型神经节细胞矩阵模板  $C$  设为:

$$C = \begin{pmatrix} \frac{1}{8} & \frac{1}{8} & \frac{1}{8} \\ -1 & \frac{1}{8} & \frac{1}{8} \\ \frac{1}{8} & \frac{1}{8} & \frac{1}{8} \end{pmatrix}.$$

为了真实地获得复杂场景遥感图像弱小运动目标的检测性能, 本实验采用长光卫星技术有限公司提供的遥感图像对传统方法与本文算法进行对比实验, 运动目标像素大小分为 80~100 pixel 和 10~14 pixel, 运动幅度分为显著运动与不显著运动, 客观评价通过信杂比 (Signal-to-Clutter Ratio, SCR), 虚警率, 漏警率和 F1 值等指标来验证算法的有效性<sup>[19]</sup>。

### 5.2 实验结果对比

实验图像如图 4(a) 为巴林-穆哈拉格机场图像序列上一帧输入, 目标为 80 pixel 的不显著运动; 为了获取不同尺寸的弱小运动目标检测结果, 分别使用三帧差分法 (Three-frame difference, TFD), (Average Background Model, ABM), 混合高斯背景减法 (Gaussian Mixed Model, GMM)<sup>[20]</sup>, HS 光流法<sup>[21]</sup>, EMD<sup>[2]</sup>, 改进的 EMD 方法 (High-Pass Elementary Motion Detector, HEMD)<sup>[4]</sup>, Li 等人提出的 MDCMD 方法<sup>[6]</sup> 与本文方法进行对比试验。获取显著性图像归一化后再对最主要运动目标局部放大, 结果如图 4 所示。



(b) 局部区域放大

(a) Previous frame input remote sensing image (b) Local area enlargement

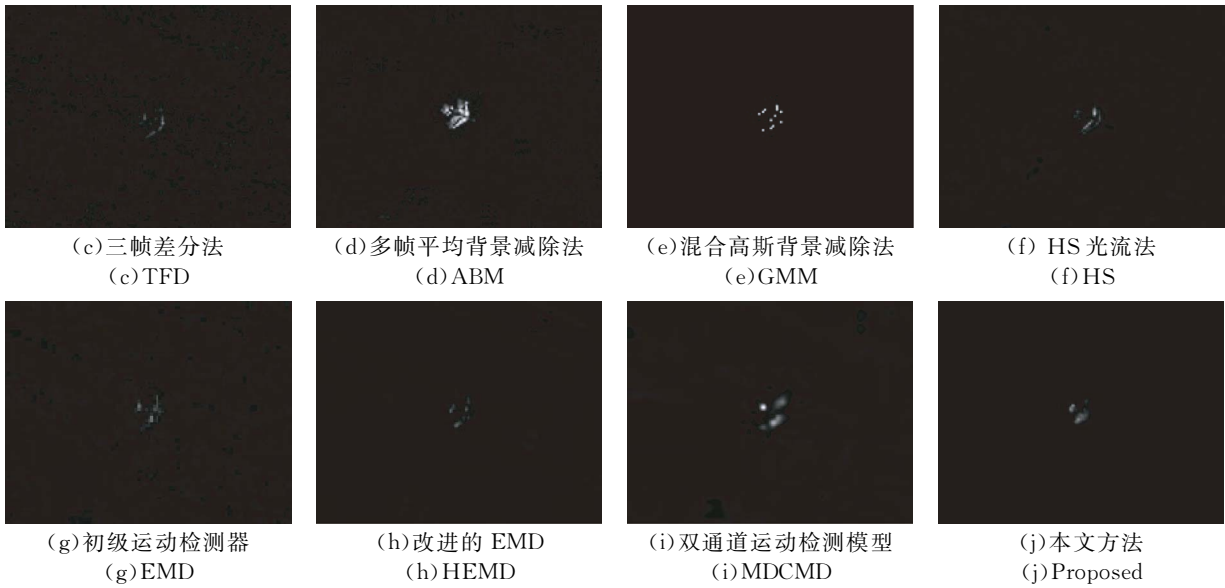


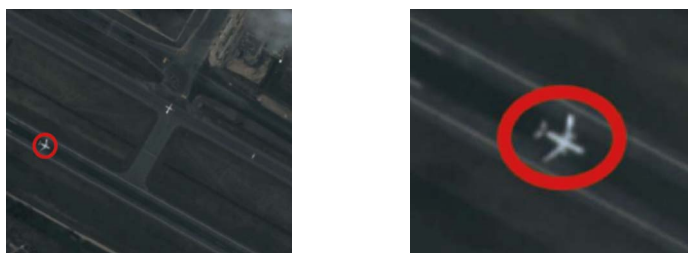
图 4 巴林-穆哈拉格机场图像序列实验对比

Fig. 4 Bahrain-Muharag airport image sequence experiment comparison

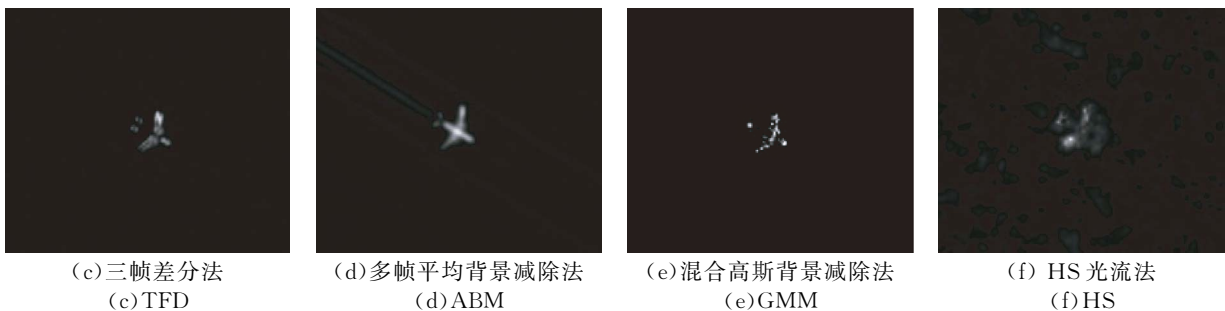
图 4(a)表示输入巴林-穆哈拉格机场图像序列的上一帧图像,红色圆圈标注了最显著的运动目标,图 4(b)为图 4(a)中红色标记部分的局部放大,图 4(c)为三帧差分法得到的检测结果图像,图 4(d)为多帧平均背景减除法得到的检测结果图像,图 4(e)为使用混合高斯背景减除法获得的检测结果图像,图 4(f)为 HS 光流法获得的检测结果图像,图 4(g)为 EMD 算法获取的检测结果

图像,图 4(h)为改进的 EMD 算法方法获取的结果图像,图 4(i)为 MDCMD 方法获取的结果图像,图 4(j)为本文方法获取的检测结果图像(彩图见期刊电子版)。

为了对比分析目标像素大小为 80~100 的显著运动目标与不显著运动目标的运动方法检测结果,本文同时选取波哥大机场图像序列中显著运动飞机作为检测目标,实验结果如图 5 所示。



(a) Previous frame input remote sensing image (b) Local area enlargement



(c) TFD (d) ABM (e) GMM (f) HS

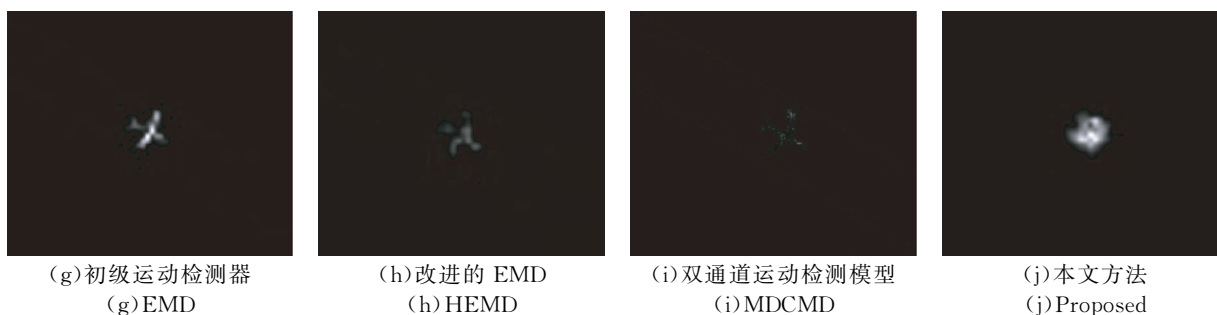


图 5 波哥大机场图像序列实验对比

Fig. 5 Bogota airport image sequence experiment comparison

由图 4, 图 5 可见, 当目标为  $80 \sim 100$  pixel 时, 三帧差法的检测性能受目标运动幅度影响很大, 对于运动幅度较小图 4(c), 会出现只能检测出目标边界的情况, 且检测效果不明显, 对于运动幅度较大的图 5(c), 能有效检测出目标, 但也存在重影现象。且三帧差分法并没有对背景干扰加以抑制, 导致归一化后目标显著度低。多帧平均背景减除法是以前面多帧各个像素来建立背景模型, 由图 4(d), 图 5(d) 实验结果可见, 多帧平均背景减除法对不显著运动的目标的检测性能上有很大提高, 但是当物体运动缓慢时多帧平均同样会造成重影现象。由图 4(e), 图 5(e) 中的混合高斯背景减除法具有动态适应性能, 但是在对遥感图像弱小运动目标的检测中存在目标检测不连续, 目标提取不全, 不显著运动时检测性能下降等问题。图 4(f), 图 5(f) 稠密光流法 HS 获取的矢量显著图在遥感场景弱小目标小位移情况下, 目标信号容易被背景干扰覆盖, 难以检测出真实目标。图 4(g), 图 5(g) 采用传统的 EMD 算法进行遥感场景目标检测, EMD 算法受图像灰度, 对比度, 干扰等诸多影响, 检测效果不稳定, 虽然能获得目标信息, 但是同时具有大量的背景信息, 并且检测到的矢量信息不具有很高的可信度。图 4(h), 图 5(h) 为改进的 EMD 算法, 该方法在 EMD 基础上添加空域高通滤波, 提高了检测矢量的可信度, 但由于只保留了边缘信息造成了目标信杂比低的缺陷。图 4(i), 图 5(i) 为 Li 的方法的检测结果, 该方法在 HEMD 基础上添加 ON-OFF 双通道并添加一定权值的直流分量, 由图可见, 该方法

存在无背景抑制, 导致显著运动的目标检测结果归一化后显著度很低等缺陷, 造成信杂比的下降。图 4(j) 为本文方法检测结果。在复杂的遥感场景环境下能够稳定地检测出显著的运动目标, 同时抑制背景产生的误差矢量, 给目标一个较高的显著度, 但由于多尺度原因获得的图像轮廓引入了一定的干扰灰度, 得到的速度矢量具有很高的可信度, 为下一步目标的跟踪或者识别提供可信度较高的先验信息。对图 4(j) 本文方法获得的矢量信息映射到原图像放大见图 6。



图 6 本文运动矢量放大图

Fig. 6 Speed vector enlargement chart

为了进一步检验本文算法对遥感图像弱小运动目标的检测效果与背景抑制能力, 本文分别选取墨西哥-瓜达拉哈拉国际机场图像序列, 运动目标大小为 14 pixel 的显著运动飞机, 与阿富汗-喀布尔机场图像序列, 运动目标大小为 10 pixel 的显著运动飞机, 背景存在微位移, 进行上述实验, 结果如图 7, 图 8 所示。

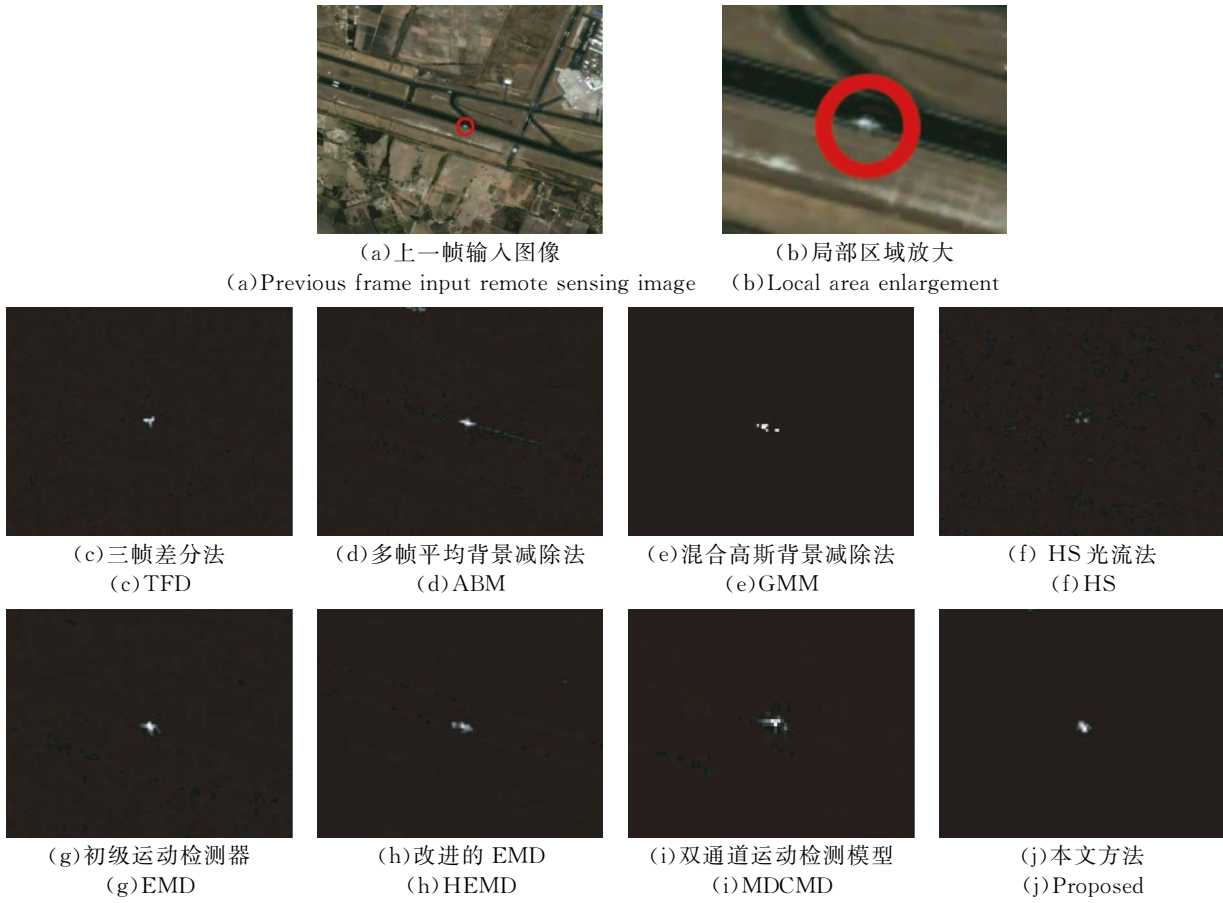
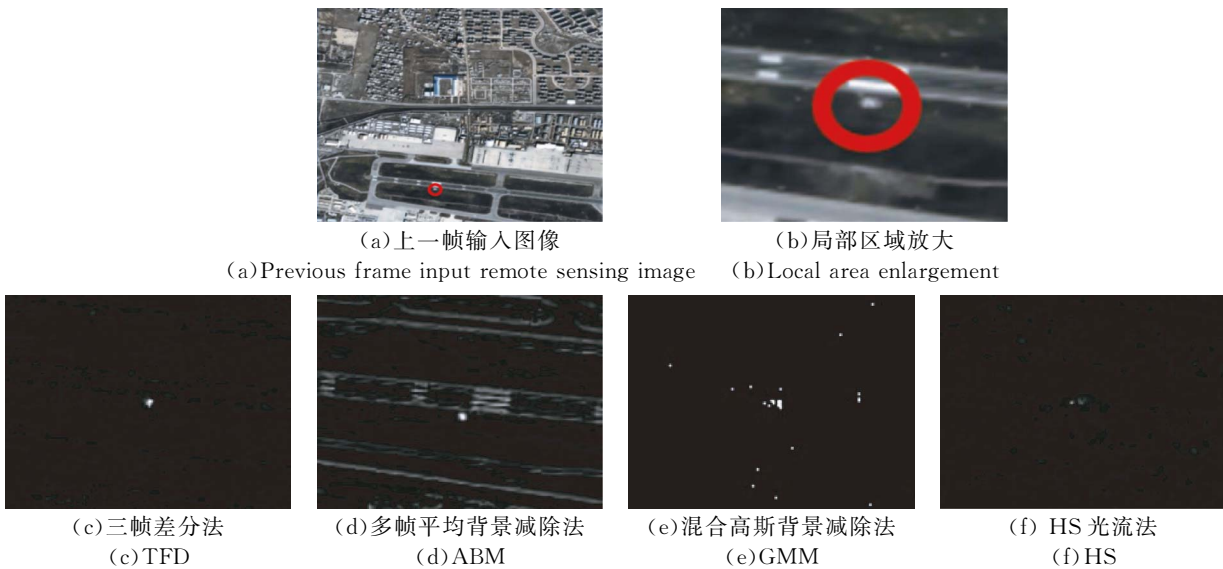


图 7 墨西哥-瓜达拉哈拉国际机场图像序列实验对比

Fig. 7 Mexico-Guadalajara international airport image sequence experiment comparison



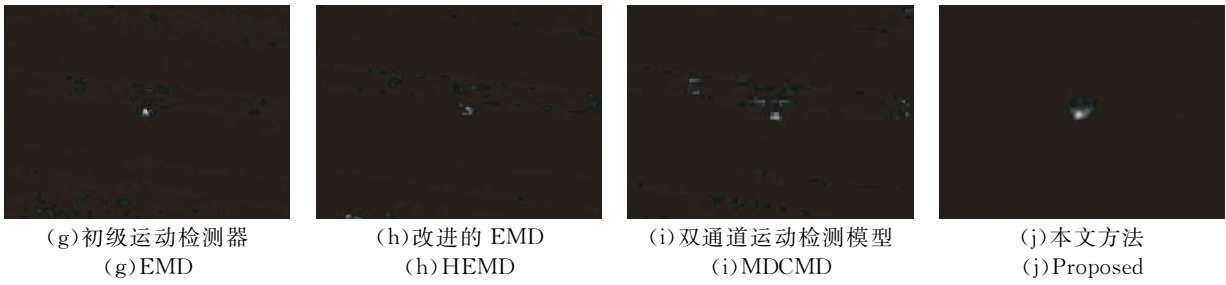


图 8 阿富汗-喀布尔机场图像序列实验对比  
Fig. 8 Afghanistan-Kabul airport image sequence experiment comparison

由图 7,图 8 可知,当目标像素大小为 10~14 时,目标的空占比进一步减小,受背景的干扰进一步增大,本文方法均能稳定地检测出运动目标,同时抑制背景,并赋予目标一个较大的显著度。由图 8(d)可知,当背景微位移或是干扰增大时,多帧平均背景减法由于对背景的微位移敏感,检测性能下降严重。图 8(e)混合高斯背景建模法与图 8(f) HS 光流法受到背景干扰的影响,也难以检测出目标。图 8(h)改进的 EMD 算法与图 8(i) Li 的算法

同样难以有效地抑制背景检测出弱小运动目标。

### 5.3 检测结果客观评价

为了客观验证本文算法的有效性,评价指标选用信杂比(Signal-to-Clutter Ratio, SCR)<sup>[6]</sup>,虚警率(False Alarm, FA),漏警率(Missing Alarm, MA),精确率(Precision, P),召回率(Recall, R),正确率(Accuracy, ACC),与综合评价指标 F1 值(F-Measure)来定量地进行对比<sup>[19]</sup>。4 组实验的 8 种方法的检测结果对比如图 9 所示。

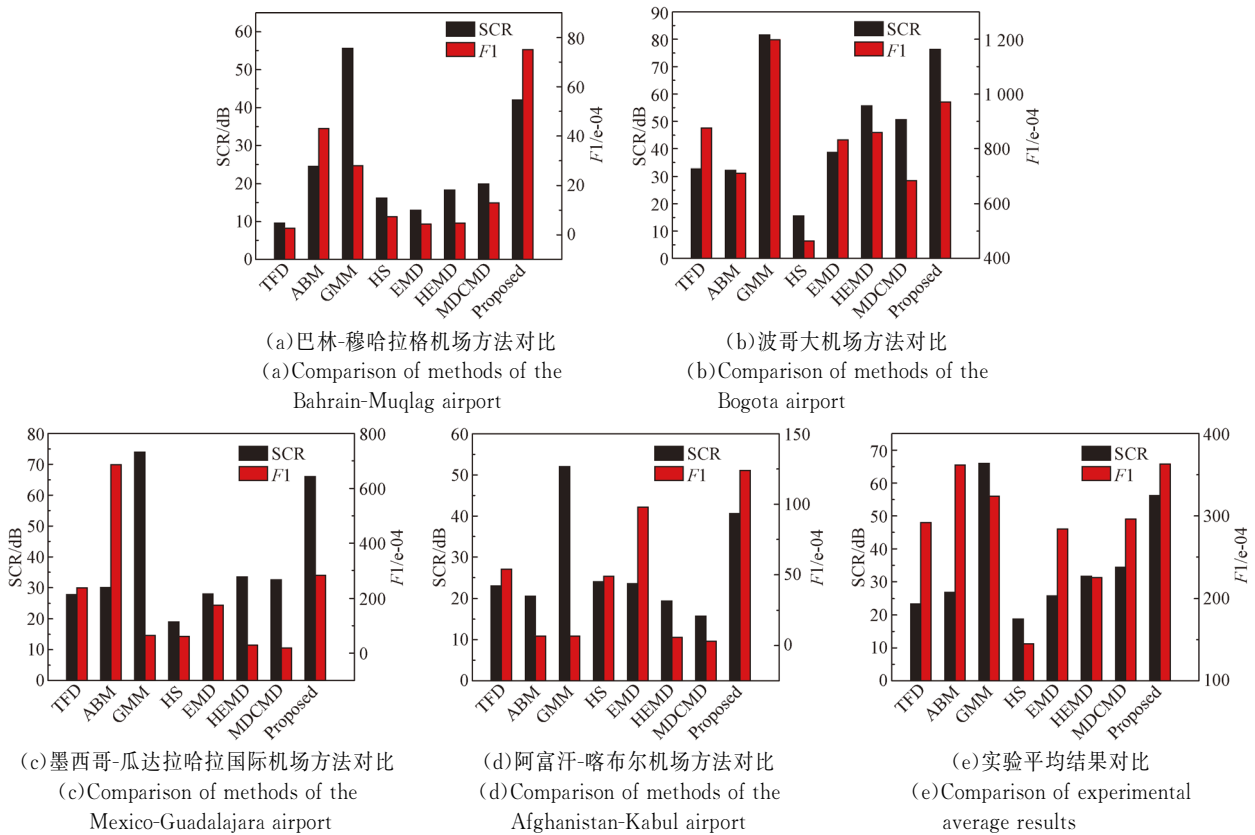


图 9 不同方法的检测结果对比

Fig. 9 Comparison of test results of different methods

由图 9(a)巴林-穆哈拉格机场方法对比可知,三帧差分法,光流法,EMD 算法与改进的 EMD 算法对复杂场景下的不显著运动目标检测结果不如其余 4 种方法;由图 9(b)波哥大机场方法对比,图 9(c)墨西哥-瓜达拉哈拉国际机场方法对比可知,在背景稳定,目标运动显著的情况下,背景减除法具有良好的检测性能;由图 9(d)阿富汗-

喀布尔机场方法对比可知,背景减除法对背景的干扰和微位移敏感,而本文方法对于背景的微位移与干扰具有一定的抑制作用;由图 9(e)可知本文方法相较于其余方法而言对复杂遥感图像弱小运动目标的检测具有更加稳定的 F1 值表现,以及较为优良的信杂比。各类方法的平均性能详细参数结果如表 1 所示。

表 1 实验中 8 种算法的检测平均结果对比

Tab. 1 Comparison of test results of three algorithms in experiment

方法	SCR/dB	FA/%	MA/%	P/%	R/%	ACC/%	F1/e-02
TFD	23.40	2.97	63.38	1.63	36.63	97.02	2.92
ABM	26.86	1.52	<b>58.63</b>	2.07	<b>41.38</b>	98.47	3.62
GMM	<b>65.79</b>	1.58	63.41	1.83	36.59	98.79	3.24
HS	18.75	0.20	79.37	1.11	20.63	<b>99.79</b>	1.45
EMD	25.79	1.37	72.05	1.44	27.95	98.67	2.84
HEMD	31.73	1.23	76.42	1.22	23.58	98.28	2.25
MDCMD	34.38	1.19	66.43	1.27	33.57	98.79	2.96
本文方法	56.20	<b>0.29</b>	66.98	<b>2.38</b>	33.02	99.71	<b>3.63</b>

由表 1 可见,在上述测试场景下,所提算法在信杂比(SCR),虚警率(FA),准确率(P),正确率(ACC),与综合评价指标 F 值(F1)等指标上具有优良稳定的表现。信杂比(SCR)越大,表明提取图像中的背景图像越少,背景抑制能力越强,同时,对于实际评测中经常选作综合评价指标的 F1 值,本文算法相比于传统方法也具有更大的 F1 值,表明本文算法的综合性能最优。

## 6 结 论

为了有效地在复杂遥感图像中检测出弱小的

运动目标,并获得可信的目标运动矢量信息,本文提出了一种基于视觉系统分层多尺度的运动检测方法,基于鹰视觉系统分层特点,构建图像的分层预处理模块,优化 EMD 运动检测模型并构建多尺度精细处理模块,从而获得了具有较高可信度的速度矢量图的同时有效抑制背景干扰。试验结果表明,相较于传统运动检测算法,本文的平均信杂比提升至 56.20,正确率为 99.71%,综合评价指标 F1 值为 3.63e-02,较传统 Reichardt 模型 F1 值提升了 27.82%,提高了遥感图像弱小运动目标的检测效能。

### 参考文献:

- [1] 李敏,范新南,张学武,等. 基于视觉认知机理的复杂动态背景下目标提取[J]. 光电子·激光,2012(2): 366-373.  
LI M, FAN X N, ZHANG X W, *et al.*. A target extraction method in disordered and dynamic background based on visual cognition theory[J]. *J. Optoelectron. Laser.* 2012, 23(2): 366-373. (in Chinese)
- [2] BORST, ALEXANDER. In search of the holy grail of fly motion vision [J]. *Eur J Neurosci*, 2014, 40(9): 3285-3293.
- [3] SANTEN J P V, SPERLING G. Temporal covariance model of human motion perception [J]. *J. Opt. Soc. Am.* 1984, 1(5):451.
- [4] HARRIS R A, O'CARROLL D C. Afterimages in fly motion vision [J]. *Vision Research*, 2002, 42(14): 1701-1714.
- [5] 孙彬,桑农,李峥,等. 二阶运动现象及其分析研究[J]. 模式识别与人工智能,2009(3): 344-348.  
SUN B, SANG N, LI ZH, *et al.*. Analysis of second order motion [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2009(3): 344-348. (in Chinese)
- [6] LI D, XU P, QIN G, *et al.*. Detection of moving objects in infrared image sequences using two-dimensional modified double channel motion detector

- network [C]. *International Conference on Modeling*. IEEE, 2015.
- [7] ZHANG B W, CAO J T, LIU H H. Avian eye-inspired visual attention approach to UAV target detection [J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2017, 1205-1213.
- [8] GONZÁLEZ-MARTÍN-MORO J, HERNÁNDEZ-VERDEJO J L, CLEMENT-CORRAL A. Review\_ the visual system of diurnal raptors\_ updated review [J]. *Archivos de la Sociedad Española de Oftalmología*, 2017, 255-232.
- [9] RUGGERI M, MAJOR J C, MCKEOWN C, *et al.*. Retinal structure of birds of prey revealed by ultra-high resolution spectral-domain optical coherence tomography [J]. *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, 2010, 51(11): 5789.
- [10] EL-BELTAGY, ABD E B M. Light and electron microscopic studies on the pigmented epithelium and photoreceptors of the retina of common buzzard (*Buteo buteo*) [J]. *Tissue and Cell*, 2015, 47 (1): 78-85.
- [11] BACCUS S A, OLVECZKY B P, MANU M, *et al.*. A retinal circuit that computes object motion [J]. *Journal of Neuroscience*, 2008, 28(27): 6807-6817.
- [12] KRAM Y A, MANTEY S, CORBO J C. Avian cone photoreceptors tile the retina as five independent, self-organizing mosaics [J]. *PLOS ONE*, 2010, 5.
- [13] MITKUS M, OLSSON P, TOOMEY M B, *et al.*. Specialized photoreceptor composition in the raptor fovea [J]. *Journal of Comparative Neurology*, 2017, 525(9): 2152-2163.
- [14] KUEHNLENZ K, 吴海燕, BUSS M, 等. 生物 Reichardt 运动检测器和感受域模板的 FPGA 设计与实现 [J]. *中国图象图形学报*, 2009, 14 (12): 2489-2496.
- KUEHNLENZ K, WU H Y, BUSS M, *et al.*. FPGA design and implementation of insect-inspired reichardt motion detector and receptive field [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14 (12): 2489-2496. (in Chinese)
- [15] BAYERL P, NEUMANN H. A fast biologically inspired algorithm for recurrent motion estimation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2007, 29(2): 246-60.
- [16] LI M, WANG H, YAN X, *et al.*. An extraction method of moving object based on visual cognition mechanism [C]. *10th IEEE International Conference on Computer and Information Technology*, CIT 2010, Bradford, West Yorkshire, UK, June 29 -July 1, 2010. IEEE, 2010.
- [17] 丁鹏, 张叶, 贾平, 等. 基于多尺度多特征视觉显著性的海面舰船检测 [J]. *光学 精密工程*, 2017, 25(9): 2461-2468.
- DING P, ZHANG Y, JIA P, *et al.*. Ship detection on sea surface based on multi-feature and multi-scale visual attention [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(9): 2461-2468. (in Chinese)
- [18] ITTI L, KOCH C, NIEBUR E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(11): 1254-1259.
- [19] 徐芳, 刘晶红, 曾冬冬, 等. 基于视觉显著性的无监督海面舰船检测与识别 [J]. *光学 精密工程*, 2017, 25(5): 1300-1311.
- XU F, LIU J H, ZENG D D, *et al.*. Detection and identification of unsupervised ships and warships on sea surface based on visual saliency [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(5): 1300-1311. (in Chinese)
- [20] 朱文杰, 王广龙, 田杰, 等. 基于多特征的复杂场景运动目标检测 [J]. *光学学报*, 2018, 38, 435 (6): 187-197.
- ZHU W J, WANG G L, TIAN J, *et al.*. Detection of moving objects in complex scenes based on multiple features [J]. *Journal of Optics*, 2018, 38, 435(6): 187-197. (in Chinese)
- [21] WEIBO W, BOWEN L, ZHENKUAN P, *et al.*. A simplified HS algorithm in optical flow estimation [C]. *International Conference on Information Science & Control Engineering*. IEEE, 2016.

#### 作者简介:



刘 晓(1975—),男,天津人,博士,副教授,硕士生导师,1998 年于四川师范大学获得学士学位,2001 年于电子科技大学获得硕士学位,2010 年于重庆大学获得博士学位,主要从事生物信息处理以及智能信息处理方向的研究。E-mail: liuxiao@cqu.edu.cn

#### 通讯作者:



李正周(1974—),男,重庆人,博士,教授,博士生导师,先后在东北大学获学士学位,中国科学院光电技术研究所获博士学位,以及哈佛大学生物医学工程博士后,主要从事雷达信号处理、图像信号处理、目标信号检测与跟踪等方面的研究。E-mail: lizhengzhou@cqu.edu.cn