

基于人工复眼的红外目标运动检测研究

樊飞燕¹, 徐梦溪^{2*}, 施建强³, 陈 谣¹

¹南昌工程学院信息工程学院, 江西 南昌

²南京工程学院计算机工程学院, 江苏 南京

³南京工程学院能源与动力工程学院, 江苏 南京

收稿日期: 2023年3月14日; 录用日期: 2023年4月4日; 发布日期: 2023年4月19日

摘要

红外光学成像应用于视觉目标运动检测具有可昼夜运用的特点。为了提升准确、可靠地检测物体(目标)运动方向的能力, 提出一种红外目标运动方向检测的人工果蝇复眼模型(简称ACEM模型)。首先, 对输入的红外视频进行帧差处理获取目标运动信息, 模拟果蝇复眼视网膜层; 其次, 通过设计非线性自适应带通滤波器和仿生中心侧向抑制滤波器及算法, 模拟果蝇复眼视叶结构的薄板神经节层初级视觉滤波功能; 然后, 模拟髓质神经节层跨层神经元T4和小叶神经节层跨层神经元T5对ON/OFF通道信号做出方向选择性响应; 最后, 模拟小叶板神经节层整合T4和T5对于方向的敏感响应, 形成运动方向分量的检测输出。通过对杂乱视觉背景下拍摄的红外视频序列进行测试, 验证了所提出的ACEM模型对于水平和垂直方向运动检测的有效性和鲁棒性。

关键词

红外目标检测, 运动方向, 人工复眼, 神经计算, 红外图像处理

Research on Infrared Target Motion Detection Based on Artificial Compound Eye

Feiyan Fan¹, Mengxi Xu^{2*}, Jianqiang Shi³, Yao Chen¹

¹School of Information Engineering, Nanchang Institute of Technology, Nanchang Jiangxi

²School of Computer Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing Jiangsu

³School of Energy and Power Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing Jiangsu

Received: Mar. 14th, 2023; accepted: Apr. 4th, 2023; published: Apr. 19th, 2023

Abstract

Infrared optical imaging can be used day and night in visual target motion detection. In order to

*通讯作者。

improve the ability to accurately and reliably detect the movement direction of objects (targets), an artificial drosophila compound eye model (ACEM model for short) for infrared target movement direction detection was proposed. Firstly, the target movement information is obtained by frame difference processing of the infrared video input, and the retinula layer of drosophila compound eye is simulated. Secondly, In order to simulate the primary visual filtering function of the lamina ganglionic layer in drosophila compound eye, a nonlinear adaptive band pass filter and a bionic central lateral suppression filter and its algorithms were designed. Then, the trans lamellar neurons T4 in medulla ganglion layer and the trans lamellar neurons T5 in lobula ganglion layer were simulated to respond directionally selectively to ON/OFF channel signals. Finally, by simulating the lobula plate ganglionic layer, to integrate the directional sensitive response of T4 and T5, form the detection output of motion direction component. By testing Infrared video sequences taken against a cluttered visual background, the effectiveness and robustness of the proposed ACEM model for horizontal and vertical directional motion detection are verified.

Keywords

Infrared Target Detection, Direction of Motion, Artificial Compound Eye, Neural Computing, Infrared Image Processing

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

自然界昆虫及甲壳类等节肢动物的复眼，相对于单眼，对于移动物体的反应十分敏感。为阐明复眼视觉运动感知的神经计算过程，早在 1956 年，Hassenstein 和 Reichardt 开创性地提出运动相关器(Hassenstein-Reichardtcorrelator)模型[1]，HR 模型通过检测相邻感光细胞间亮度信号判断单向的目标运动方向，也称初级运动检测器 EMD (elementary motion detector)模型。在之后的几十年里，许多学者陆续又提出了一些 EMD 的变体模型[2] [3]。包括：1989 年 Borst 和 Egelhaaf 提出双向运动方向检测的 EMD 模型[4]。1992 年 Franceschini 等提出一种速度调节(velocity-tuned)的 EMD 模型[5]。2000 年 Iida 等提出集成多个成对 EMD 的宽视场(wide-field)运动检测器模型，用于视觉里程计(visual odometer)计算[6]。

随着生物学家对苍蝇运动视觉神经机制及特定神经元机理的进一步揭示和发现，例如，在 10 年前，对于果蝇的 ON、OFF 信号通道还是未知的，跨层神经元 T4/T5 的功能还只是推测性的，而现在，有关这些神经元的细节和连接功能、视觉信号传导与响应，以及有关视叶后端的小叶板 LPTCs 和他们的亚群，从上游髓质和小叶感知的局部特征信号获取输入，将局部信号整合产生宽视场的响应等机理已越来越清晰了，这为精细化阐明目标运动感知的视觉神经计算过程提供了基础。2011 年 Eichner 等提出具有 ON 和 OFF 通道机制、且在数学上仍遵循经典 EMD 的一种二象限(2-Q)运动检测器[7]；Clark 等提出一种六象限(6-Q)运动检测器[8]。2013 年 Wiederman 等提出初级 STMD (elementary small target motion detector, ESTMD)模型与经典的 EMD 级联的混合模型，通过 ESTMD-EMD 级联的方案封装 STMD 神经元的生物特性，可以同时表现出大小和方向的选择性[9]。2020 年 Fu 等提出模拟苍蝇从视网膜到小叶板运动视觉路径的多层计算模型，对如何在高度变化背景下检测目标运动方向给出了解析[10]。2020 年 Borst 等解析了飞行昆虫对于小目标运动方向检测的视神经计算机理[11]。Wang 等提出一种具有方向选择性的 DSTMD 模型(STMD with direction selectivity)，实验结果验证了其在杂乱背景下对小目标的分辨和运动方

向检测的有效性[12]。2021 年沈克永等针对杂乱移动背景下微小目标的检测，建立了一种模拟复眼运动视觉通路分层神经激活机制的移动小目标检测模型[13]。2022 年李柯等提出一种杂乱移动背景下暗色小目标运动检测与跟踪系统和相应的算法，实现对杂乱移动背景中小目标运动的解码[14]。

本文基于近 10 多年来在揭示果蝇光感受器超微结构的光强和频率分布自适应信号调节、基于生化机制的光子采样与神经信息编码、视叶中 ON 和 OFF 信号通道(亮色和暗色通道)、小叶板切向细胞(LPTC)对于方向的选择性敏感等机理方面的最新的生物学研究成果[2] [15] [16] [17] [18]，提出一种红外目标运动方向检测的人工复眼模型(Artificial compound eye model for infrared target motion direction detection)，简称 ACEM 模型。经分析和仿真实验验证，本文提出的 ACEM 模型能够模拟和解析生物性初级视觉滤波、ON 和 OFF 通道的平行分解、T4 和 T5 小视场(small-field)的方向敏感信号与 LPTCs 宽视场(wide-field)的水平敏感 HS (horizontal-sensitive)和垂直敏感 VS (vertical-sensitive)神经计算过程。

2. 红外目标运动方向检测建模

成年果蝇的复眼大约由 800 个晶状体的小眼组成，长柱状结构按六角形排列，每个眼孔在物理上与其相邻的眼孔分开，属神经重叠型复眼。每个小眼(ommatidium)都自成体系构成独立的感光成像单元，由角膜(comea)、晶锥(cone)/伪晶(pseudocone)、视网膜(retinula)、色素细胞(pigment cells)、感杆(rhabdomere)等组成。角膜和位于角膜之下的晶锥是复眼的最外层结构，类似光学凸透镜，晶锥开闭程度会随光线变化，以调节通光量，将光聚焦到视网膜细胞(retinula cells)上，每个眼孔中有 8 个(R1~R6, R7, R8)不同的视网膜细胞，视网膜细胞位于感杆。感杆(rhabdomere)由细胞膜向中腔伸出大量微绒毛(约 30,000 个微绒毛(microvillus))形成，环境光场被各小眼视网膜的不同感光细胞所感受，光线沿感杆传播，进行光 - 生物化学反应，产生各像点物像的光/电转换响应，完成从光信号到电信号的转换。轴突从视网膜向后伸出，穿过基膜汇合成视神经，而后汇聚到中央脑(central brain) [10] [12] [15] [18]。果蝇复眼视觉过程顺序由光学过程、化学过程和神经计算过程所构成。视网膜细胞发送光感信号通向脑内两侧的薄板(lamina)，与下游髓质(medulla)、小叶(lobula)及小叶板(lobula plate)神经节层连续依次相连，而后汇聚到达中央脑的各个脑结构，形成视觉信息加工处理的神经营回路。

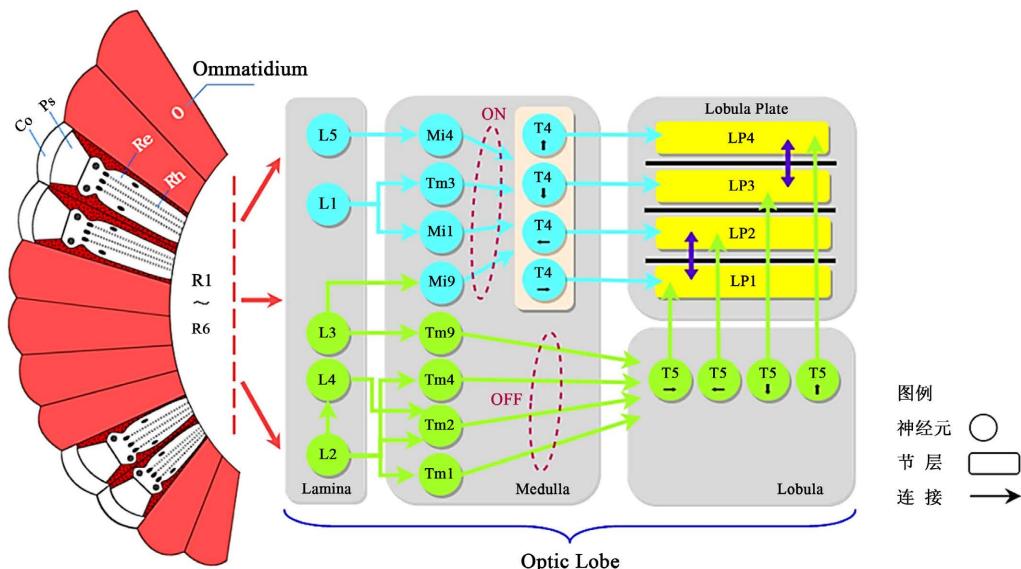


Figure 1. ACEM model framework

图 1. ACEM 模型框架

构建的红外目标运动方向检测模型(ACEM 模型)框架如图 1 示意。ACEM 模型计算过程包括：视网膜层、薄板神经节层、髓质神经节层、小叶神经节层和小叶板神经节层的模拟与计算。

2.1. 视网膜层和薄板神经节层的计算

ACEM 模型的输入为灰度视频(彩色视频/彩色图像序列需经灰度化处理)，模拟复眼感受光场亮度刺激，完成视网膜感光细胞光电转换响应，实现视网膜计算层对亮度变化信息的获取。

视叶(optic lobe)结构的第一层薄板神经节层，所包含的薄板单极细胞 LMCs 中 L1~L5 神经元对接受的小眼 R1~R6 感光细胞所捕捉到的光信号能够选择性地增强或衰减调节信号强度和频率分布，相近神经元彼此之间的侧抑制现象使对比的差异增强、突出边缘，且具有显著的光亮度适应性和对图像的细微间断处进行拟合以及聚类效应。通过设计自适应局部降噪滤波器和仿生侧向抑制滤波器及算法，模拟薄板层初级视觉滤波[2] [3] [15]。初级视觉滤波计算过程如图 2 示意。

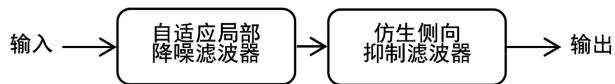


Figure 2. Primary visual filtering calculation process
图 2. 初级视觉滤波计算过程

自适应局部降噪滤波器计算公式为：

$$\hat{F}(x, y, t) = G(x, y, t) - \frac{\sigma_{\eta}^2}{\sigma_{S_{xy}}^2} [G(x, y, t) - \bar{Z}_{S_{xy}}] \quad (1)$$

式中， (x, y) 表示像素点坐标， $G(x, y, t)$ 代表 t 时刻像素值， σ_{η}^2 为计算噪声图像的方差， $\bar{Z}_{S_{xy}}$ 为波器窗口内像素的均值， $\sigma_{S_{xy}}^2$ 为局部方差。

考虑到昆虫视觉侧抑制神经机制，每个感受器(细胞)的输出是接受外界光刺激与周围感受器的抑制性影响相互作用的结果。相关研究表明[19] [20]，侧向抑制滤波器模型可表示为：

$$M(x, y, t) = F(x, y, t) - \frac{\sigma_{\eta}^2}{\sigma_{S_{xy}}^2} [F(x, y, t) - \bar{Z}_{S_{xy}}] + D(x, y, t) \quad (2)$$

式中， $F(x, y, t)$ 为输入图像， $D(x, y, t)$ 为侧向抑制滤波器输出图像。

2.2. 髓质神经节层的计算

视叶结构的第二层髓质神经节层将视觉信号分解成两条平行的 ON 信号通道和 OFF 信号通道，并基于 FDSR (fast-depolarising-slow-repolarising) 快速去极化和慢速重极化的神经计算机制，模拟跨层神经元 T4 (方向选择神经元) 对 ON/OFF 通道信号做出方向选择性响应，并向下游小叶板投射[2] [10] [11]。

通过计算跨层神经元 T4 在向上 up、向下 down、向左 left、向右 right 四个基本方向的响应，即： $T4_{up}(x, y, t)$ 、 $T4_{down}(x, y, t)$ 、 $T4_{left}(x, y, t)$ 、 $T4_{right}(x, y, t)$ 四个基本方向的响应，进而得到髓质层向下游层投射传递的运动信息，其 ON 通道信号 S^{ON} 和 OFF 通道信号 S^{OF} 分别表示为；

$$S^{ON}(x, y, t) = P^{ON}(x, y, t) - [P^{ON}(x, y, t)]' \quad (3)$$

$$S^{OF}(x, y, t) = P^{OF}(x, y, t) - [P^{OF}(x, y, t)]' \quad (4)$$

向下游层投射传递的运动信息 $S^{ON}(x, y, t)$ 、 $S^{OF}(x, y, t)$ ，是薄板层输入至髓质层的原始信号减去经

过延迟后和 FDSR 处理计算结果得到的。

2.3. 小叶神经节层和小叶板神经节层的计算

小叶神经节层和小叶板神经节层是髓质的正下游层。小叶柱神经元 LCs、跨层神经元 T5 (方向选择神经元)及位于上游髓质神经节层的 T4 神经元等对于边缘、纹理、光谱及偏振、二维运动和方向等具有敏感视觉特征。模拟小叶层的跨层神经元 T5 对 ON/OFF 通道信号做出方向选择性响应，并投射到下游小叶板层[3] [10] [11] [18]。在小叶板神经节层，切向细胞 LPTCs 是小叶板中主要的细胞类型，LPTCs 分 4 个亚群(LP1~LP4)，小叶板层对方向选择性协同增强或抑制作用同样存在。

分别依据 $HS(t) = LP_{right}(t) - LP_{left}(t)$ 和 $VS(t) = LP_{downr}(t) - LP_{up}(t)$ 公式，计算水平敏感(HS)分量，以及垂直敏感(VS)分量。LPTCs 从上游髓质和小叶感知的局部特征信号获取输入，并将局部特征信号整合产生宽域场或对局部感兴趣区域(感受野兴奋区)的精确响应信号。

3. 实验及结果分析

测试场景选取地面皮球滚动、杂乱背景下户外人行走动场景的红外图像序列作为模型输入展开实验仿真。实验仿真是在 Microsoft Windows 10 操作系统、Matlab 数学软件运行环境中进行的。

3.1. 实验 A. 杂乱背景下人向左行走的运动方向检测

使用红外摄像机拍摄灌木丛中人向左行走作为测试视频，视频帧速率：30 帧/s，测试视频中截取的 4 帧代表图像示意于图 3。利用该测试视频对本文所提出的新模型(ACEM 模型)和六象限(6-Q)运动检测器模型[8]进行对比实验，表 1 列出了新模型 ACEM 模型和六象限运动检测器模型的归一化输出值。表中，在水平方向 HS 响应是以人向左行走为正(值 > 0)，垂直方向 VS 响应是以向下运动为正值，向上运动为负值。相比较，本文提出的新模型(ACEM 模型)的检测性能更优于六象限运动检测器模型。

ACEM 模型和六象限运动检测器模型对水平方向 HS 响应，从第 10 帧始，归一化输出值大于 0，表示目标向左运动，这与测试视频中人左行方向相符。如在第 22、94 帧处，ACEM 的水平方向 HS 响应值为 +0.77、+0.70，六象限运动检测器模型的响应值为 +0.74、+0.61，相比较，ACEM 的响应输出更接近理想值 +1。由于人行走时手臂摆动和地面坑凹使人体上下晃动，也导致了人行走时在垂直方向 VS 的不规则响应(向下运动为正值，向上运动为负值)，但垂直方向 VS 响应输出值相对较小，ACEM 和六象限运动检测器模型响应的绝对值均在 0.2 以内，这也与人行走的实际情况相符。

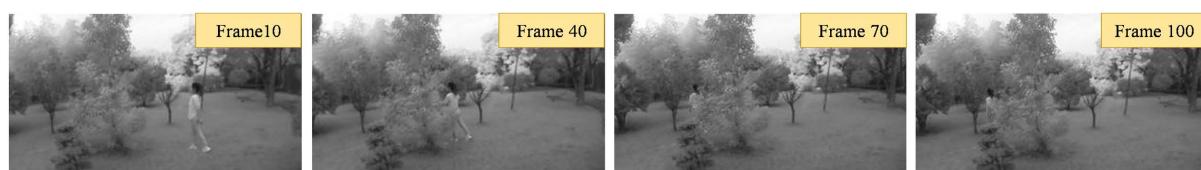


Figure 3. Infrared video frames with people going left on a cluttered background
图 3. 杂乱背景下人左行的红外视频帧

对比分析六象限运动检测器模型和新模型 ACEM 在杂乱背景下运动方向检测的鲁棒性能，六象限运动检测器模型的方向选择性响应值在人向左行时(在 46, 58, 82 帧处)出现多次负值(人向左行走正值，人向右行走为负值)，这与视频中人向左运动方向不符，说明杂乱背景中其抗噪声干扰(人体局部被树丛遮挡、人行走时的晃动等)能力较差，或者说，方向检测的鲁棒性差，而新模型 ACEM 则能够稳定地检测目标运动方向。

Table 1. Normalized output values of ACEM model and six-quadrant motion detector model
表 1. ACEM 模型和六象限运动检测器模型的归一化输出值

项目		帧(frame)								
		10	22	34	46	58	70	82	94	106
六象限运动 检测器[8]	水平方向 HS	+0.71	+0.74	+0.63	-0.29	-0.24	+0.29	-0.35	+0.61	+0.71
	垂直方向 VS	-0.08	+0.07	-0.04	-0.20	+0.17	+0.20	-0.05	-0.09	+0.08
ACEM	水平方向 HS	+0.78	+0.77	+0.73	+0.38	+0.36	+0.40	+0.54	+0.70	+0.78
	垂直方向 VS	-0.07	+0.04	+0.02	-0.17	+0.13	+0.14	-0.06	-0.07	+0.10
理想值	水平方向 HS						绝对值 = 1			
	垂直方向 VS						绝对值 = 1			

3.2. 实验 B. 皮球滚动的运动方向检测

使用红外摄像机拍摄草地上皮球滚动作为测试视频，视频帧速率：30 帧/s。图 4 是测试视频中截取的 4 帧代表图像，图中红色圆圈指示的是草地上向右方滚动的皮球。表 2 列出了新模型 ACEM 和六象限运动检测器模型[8]的归一化输出值。表中，水平方向 HS 响应是以向右水平滚动为负(值 < 0)，垂直方向 VS 响应是以向下运动响应值 > 0，向上运动响应值 < 0。对于皮球滚动方向的检测性能，比较表中的实验值，本文提出的新模型(ACEM 模型)的水平方向 HS 响应输出更接近理想值-1。

新模型 ACEM 和六象限运动检测器模型对水平方向 HS 响应，从第 10 帧始，归一化输出值 < 0，表示向右水平滚动，这与测试视频中的皮球滚动方向相符。由于皮球在草地是跳跃滚动，也导致了在垂直方向 VS 的响应。皮球在滚动中有上下跳跃过程，如在第 40 帧处，皮球向上翻滚，新模型 ACEM 和六象限运动检测器模型的垂直方向 VS 响应值分别为：-0.50 和 -0.45。

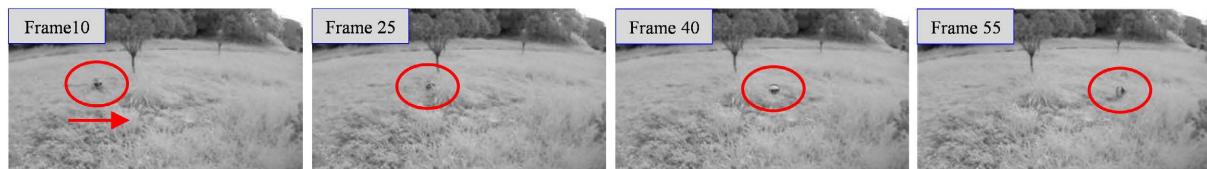


Figure 4. Infrared video frames of ball rolling
图 4. 皮球滚动的红外视频帧

Table 2. Normalized output value of ball rolling direction detection model
表 2. 皮球滚动方向检测模型的归一化输出值

项目		帧(frame)									
		10	15	20	25	30	35	40	45	50	60
六象限运动 检测器[8]	水平方向 HS	-0.78	-0.77	-0.64	-0.39	-0.34	-0.69	-0.75	-0.80	-0.80	-0.77
	垂直方向 VS	+0.09	-0.37	-0.04	-0.09	+0.11	-0.29	-0.45	+0.13	+0.10	+0.09
ACEM	水平方向 HS	-0.86	-0.84	-0.78	-0.40	-0.41	-0.73	-0.84	-0.88	-0.88	-0.84
	垂直方向 VS	+0.07	-0.41	-0.04	-0.06	+0.09	-0.30	-0.50	+0.19	+0.09	+0.11

3.3. 实验 C. Vision Egg 生成的水面成像测试视频实验

借助 Vision Egg (一款用于视觉研究与实验的应用软件)生成视频序列，作为实验和测试样本。拍摄的水面可见光成像视频和红外成像视频的代表帧如图 5 所示。岸边长有水生植物，水面有漂浮物(杂草)，视频的帧率为 60 fps。从图中可以看出，波长约 $0.75\text{--}2.0\ \mu\text{m}$ 的近 - 短波红外成像背景(水面)和目标的差异区分度明显优于波长约 $0.40\text{--}0.75\ \text{nm}$ 的常规可见光成像，这有利于目标跟踪识别。

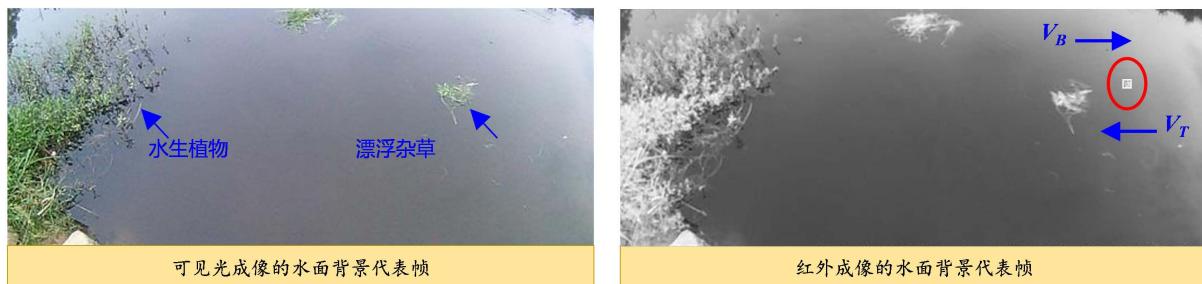


Figure 5. The represents frame of water surface imaging video
图 5. 水面成像视频代表帧

以红外成像的水面作为背景，经 Vision Egg 生成暗色小目标(红色圆圈指示)模拟暗色小目标在水面上向左漂浮移动。小目标运动速度设为 V_T ，背景移动速度设为 V_B ，小目标和背景的移动方向分别为水平向左和水平向右，速度均设为 $-27\ \text{degrees/s}$ ，时间 $t \in [0, 3500]\ \text{ms}$ 。

对本文提出的新模型(ACEM 模型)、六象限运动检测器模型和文献[13]提出的移动小目标检测模型分别进行实验测试，在水面小目标漂浮移动的测试中，三种模型的方向检测归一化输出值如表 3 所示。相比较，本文提出的新模型(ACEM 模型)的响应输出更接近理想值。如在第 50 帧，ACEM 模型、六象限运动检测器模型和文献[13]模型的归一化输出分别为 0.88、0.86 和 0.79。

Table 3. Normalized output value of dark small target moving direction detection model

表 3. 暗色小目标移动方向检测模型的归一化输出值

项目	帧(frame)										
	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	110
六象限运动检测器[8]	0.75	0.70	0.75	0.80	0.79	0.70	0.66	0.67	0.69	0.69	0.70
移动小目标检测模型[13]	0.84	0.72	0.80	0.85	0.86	0.81	0.74	0.72	0.73	0.80	0.82
ACEM	0.83	0.73	0.80	0.86	0.88	0.80	0.73	0.74	0.73	0.81	0.82
模型的归一化输出理想值 = 1											

4. 结论

本文所提出的红外目标运动方向检测的人工复眼模型(新模型 ACEM)，模拟和解析了果蝇从视网膜向下游薄板投射感光信号，经髓质、小叶及小叶板通路的运动视觉系统神经计算过程。新模型 ACEM 对输入的视觉信号，经生物性初级视觉滤波，抑制光学噪声、提高视觉杂乱背景下目标 - 背景分辨的动态视敏度，然后经模拟的髓质和小叶跨层神经元 T4、T5 和小叶板 LPTCs 神经元检测计算小视场和宽视场上的目标运动方向，并输出 HS 水平方向和 VS 垂直水平方向分量。经对比仿真实验，验证了其运动方向检测的有效性和鲁棒性。

基金项目

本文得到江苏省自然科学基金(BK20221399)的资助。

参考文献

- [1] Hassenstein, B. and Reichardt, W. (1956) Systemtheoretische Analyse der Zeit-, Reihenfolgen- und Vorzeichenauswertung bei der Bewegungsperzeption des Rüsselkäfers Chlorophanus. *Zeitschrift für Naturforschung B*, **11**, 513-524. <https://doi.org/10.1515/znb-1956-9-1004>
- [2] Fu, Q.B., Wang, H.X., Hu, C. and Yue, S.G. (2019) Towards Computational Models and Applications of Insect Visual Systems for Motion Perception: A Review. *Artificial Life*, **25**, 263-311. https://doi.org/10.1162/artl_a_00297
- [3] 施建强, 徐扬, 徐梦溪, 郑胜男. 一种用于感知目标运动方向的人工苍蝇视觉神经网络模型[C]. 中国仪器仪表学会. 上海: 中国仪器仪表学会, 2021: 1-2.
- [4] Borst, A. and Egelhaaf, M. (1989) Principles of Visual Motion Detection. *Trends in Neurosciences*, **12**, 297-306. [https://doi.org/10.1016/0166-2236\(89\)90010-6](https://doi.org/10.1016/0166-2236(89)90010-6)
- [5] Franceschini, N., Pichon, J. and Blanes, C. (1992) From Insect Vision to Robot Vision. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B: Biological Sciences*, **337**, 283-294. <https://doi.org/10.1098/rstb.1992.0106>
- [6] Iida, F. and Lambirinos, D. (2000) Navigation in an Autonomous Flying Robot by Using a Biologically Inspired Visual Odometer. *Sensor Fusion and Decentralized Control in Robotic Systems III*, **4196**, 86-97. <https://doi.org/10.1117/12.403708>
- [7] Eichner, H., Joesch, M., Schnell, B., Reiff, D.F. and Borst, A. (2011) Internal Structure of the Fly Elementary Motion Detector. *Neuron*, **70**, 1155-1164. <https://doi.org/10.1016/j.neuron.2011.03.028>
- [8] Clark, D.A., Bursztyn, L., Horowitz, M.A., Schnitzer, M.J. and Clandinin, T.R. (2011) Defining the Computational Structure of the Motion Detector in Drosophila. *Neuron*, **70**, 1165-1177. <https://doi.org/10.1016/j.neuron.2011.05.023>
- [9] Wiederman, S.D. and O'Carroll, D.C. (2013) Biologically Inspired Feature Detection Using Cascaded Correlations of off and on Channels. *Journal of Artificial Intelligence & Soft Computing Research*, **3**, 5-14. <https://doi.org/10.2478/jaiscr-2014-0001>
- [10] Fu, Q. and Yue, S. (2020) Modelling Drosophila Motion Vision Pathways for Decoding the Direction of Translating Objects against Cluttered Moving Backgrounds. *Biological Cybernetics*, **114**, 443-460. <https://doi.org/10.1007/s00422-020-00841-x>
- [11] Borst, A., Haag, J. and Mauss, A.S. (2020) How Fly Neurons Compute the Direction of Visual Motion. *Journal of Comparative Physiology A*, **206**, 109-124. <https://doi.org/10.1007/s00359-019-01375-9>
- [12] Wang, H., Peng, J. and Yue, S. (2020) A Directionally Selective Small Target Motion Detecting Visual Neural Network in Cluttered Backgrounds. *IEEE Transactions on Cybernetics*, **50**, 1541-1555. <https://doi.org/10.1109/TCYB.2018.2869384>
- [13] Shen, K.Y., Yang, Y., Liang, Y.Y. and Xu, L.Z. (2022) Modeling Drosophila Vision Neural Pathways to Detect Weak Moving Targets from Cluttered Backgrounds. *Computers and Electrical Engineering*, **99**, Article ID: 107678. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2021.107678>
- [14] 李柯, 沈克永, 刘宝, 曹阳, 邱晓健, 陈俊宇. 模拟飞虫复眼视觉的小目标运动检测与跟踪系统研究[J]. 图像与信号处理, 2022, 11(3): 92-100. <https://doi.org/10.12677/jisp.2022.113011>
- [15] Paulk, A., Millard, S.S. and van Swinderen, B. (2013) Vision in Drosophila: Seeing the World through a Model's Eyes. *Annual Review of Entomology*, **58**, 313-332. <https://doi.org/10.1146/annurev-ento-120811-153715>
- [16] Joesch, M., Schnell, B., Raghu, S.V., Reiff, D.F. and Borst, A. (2010) ON and OFF Pathways in *Drosophila* Motion Vision. *Nature*, **468**, 300-304. <https://doi.org/10.1038/nature09545>
- [17] Keles, M.F. and Frye, M.A. (2017) Object-Detecting Neurons in Drosophila. *Current Biology*, **27**, 680-687. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2017.01.012>
- [18] Nericc, N. and Desplan, C. (2016) From the Eye to the Brain: Development of the Drosophila Visual System. *Current Topics in Developmental Biology*, **116**, 247-271. <https://doi.org/10.1016/bs.ctdb.2015.11.032>
- [19] 谢晓芳, 毛晓波, 陈铁军. 改进的侧抑制网络图像增强算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(3): 148-150.
- [20] Cheng, Y., Cao, J., Zhang, Y. and Hao, Q. (2019) Review of State-of-the-Art Artificial Compound Eye Imaging Systems. *Bioinspiration & Biomimetics*, **14**, Article ID: 031002. <https://doi.org/10.1088/1748-3190/aaffb5>