

夏红红, 胡常俊, 陈秋菊. 基于果蝇视觉神经网络的农作物害虫运动轨迹检测[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(5): 136-141. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24123002

基于果蝇视觉神经网络的农作物害虫运动轨迹检测

夏红红, 胡常俊, 陈秋菊

(茅台学院, 贵州 仁怀 564500)

摘要:为解决自然环境下农作物害虫运动轨迹检测,实现害虫综合防治具有重要意义,现有机器视觉技术较难对其运动进行有效分析检测。基于果蝇视觉神经网络的生物机理与 LPTC 神经元响应特性提出一种农作物害虫运动轨迹的神经网络模型。模型设计中果蝇视觉神经网络 M 层神经元借助对称 EMD 检测模型检测害虫的局部运动方向进行判定, LPTC 神经元整合局部运动方向构建害虫的运动方向检测模型。在不同场景下的害虫视频实验结果表明,提出的神经网络模型能有效检测农作物中害虫的运动轨迹检测,效果好且适应能力强,可为害虫检测研究提供新的解决方案。

关键词: 害虫; 果蝇视觉神经网络; LPTC 神经元; 对称 EMD 检测模型

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)05-0136-06

Detection of the movement trajectories of crop pests based on the visual neural network of drosophila

XIA Honghong, HU Changjun, CHEN Qiuju

(Moutai Institute, Renhuai 564500, Guizhou, China)

Abstract: In order to solve the problem of detecting the movement trajectories of crop pests in the natural environment, it is of great significance for the comprehensive prevention and control of pests. However, the existing machine vision technologies have difficulties in effectively analyzing and detecting their movements. Based on the biological mechanism of the visual neural network of drosophila and the response characteristics of LPTC neurons, a neural network model for the movement trajectories of crop pests is proposed. In the model design, the M-layer neurons of the visual neural network of drosophila use the symmetrical EMD detection model to detect the local movement directions of pests for judgment, and the LPTC neurons integrate the local movement directions to construct a detection model for the movement directions of pests. The experimental results of pest videos in different scenarios show that the proposed neural network model can effectively detect the movement trajectories of pests in crops, with good effects and strong adaptability, and can provide a new solution for pest detection research.

Key words: pests; visual neural network of drosophila; LPTC neurons; symmetrical EMD detection model

0 引言

农作物生长过程中,害虫的出现将导致产量降低,造成较大经济损失,目前国内外主要使用化学防治法控制储粮害虫^[1]。长期使用化学用品不仅导致害虫抗药性增强,而且带来食品安全的问题。因此,探索一种安全高效、实现可持续发展的新方法,用来替换化学用品防治在农作物生长上就显得尤为重要。

现如今,国内外相关工作者多会着重研究农作物害虫运动轨迹,可分析害虫出现的频率和活跃度,实时掌握害虫的动态,为后续消灭害虫提供有利依据。文韬等学者^[2]将卡尔曼滤波预测和颜色均值检测漂移跟踪的算法进行融合,并对橘小实蝇成虫进行了目标跟踪实验,将多目标黏连的跟踪准确率从 76% 提高到了 93%。张壮等学者^[3]利用 Transformer、高斯混合模型、ResNet18 等 AI 深度学习、视觉分析等多维度模型,构建粮食储藏害虫的种

基金项目: 遵义市科技计划项目(遵市科合 HZ 字(2022)168 号, (2023)122 号)。

作者简介: 夏红红(1995—),女,硕士,中级职称,主要研究方向:密码学与信息安全,智能信息处理。Email: 1262555320@qq.com; 胡常俊(1991—),男,硕士,主要研究方向:智能信息处理; 陈秋菊(1989—),女,副教授,主要研究方向:机器学习,故障诊断,音频识别,多媒体数据检索。

收稿日期: 2024-12-30

哈尔滨工业大学主办 ◆ 系统开发与应用

群活动与防治评估数智化应用平台,实现了害虫在线监测、预测和防治评估。周亦哲等学者^[4]采用双流法网络实现了对视频中储粮害虫定位与识别,准确率为89.3%。Yang等学者^[5]提出了基于视频技术的储粮害虫目标检测算法,该算法区分死虫和活虫的效果,稳定性更高,但并未给出具体的准确率。Wilkinson等学者^[6]使用目标跟踪的方法测量蚊子的飞行运动,并计算了蚊子的飞行速度、位移变化距离等数据,为储粮害虫运动数据的采集提供了思路。Shariff等学者^[7]用数码相机获取了水稻田间6种常见害虫的图像,开发了基于模糊逻辑的分类识别及虫量计数算法,取得了较好效果。以上研究害虫运动轨迹方法是利用图像处理技术和深度学习的方法,需要训练样本,占用计算资源大,导致耗时。因此,需要寻求新的技术突破。通过对果蝇视觉神经元之间的相互作用的机理和EMD结构的研究,可以实现对运动方向检测^[8-9]。研究可知,果蝇视觉神经网络系统在长时间的进化演变中,对实际场景中目标运动有特殊偏好的响应检测神经元。

本文主要研究包括:

- (1) 适应实际场景下的视觉神经网络,用于农作物害虫运动轨迹检测。
- (2) 利用果蝇视觉神经网络的生物机理与LPTC神经元响应特性建立一种仿生的农业害虫运动轨迹检测神经网络模型(Neural Network Model for Detecting the Movement Trajectory of Agricultural Pests, NNMDMTAP)。
- (3) 基于不同实际场景下的农作物害虫视频,开展实验验证NNMDMTAP的性能。

1 相关工作

1.1 目标识别算法

采用最大类间方差对目标进行提取,该方法利用类间方差最大自动确定阈值,处理速度快,自适应性稳定^[10-12],图像灰度值范围 $[0, L-1]$,这个计算过程可以描述为:

$$p_i = \frac{n_i}{M \times N}, \quad i = 0, 1, \dots, L-1 \quad (1)$$

其中, $M \times N$ 表示图像大小; n_i 表示灰度级 i 的像素个数; p_i 表示灰度级 i 像素的概率。

利用灰度级 i 概率的分布,获得图像的均值; 阈值 s 将图像中背景 μ_0 和目标 μ_1 按照灰度值进行分类。这一过程可表示为:

$$\mu_0 = \frac{\sum_{i=1}^s ip_i}{\omega_0} \quad (2)$$

$$\mu_1 = \frac{\sum_{i=s+1}^{L-1} ip_i}{\omega_1} \quad (3)$$

其中, $\omega_0 = \sum_{1 \leq i \leq s} p_i$, $\omega_1 = 1 - \omega_0$ 。当前帧图像的平均值由下式可得:

$$\mu = \omega_0 \mu_0 + \omega_1 \mu_1 \quad (4)$$

当前帧图像的类间方差由下式可得:

$$\sigma^2 = \omega_0 (\mu_0 - \mu)^2 - \omega_1 (\mu_1 - \mu)^2 \quad (5)$$

当 σ 最大时对应的 s 值为最大类间方差法的最佳阈值。

借助最大类间方差获得二值图后,通过目标中心点确定目标的位置,目标左上角的位置最小,记作 $(x_{\min}, y_{\min})$,目标右下角的位置最大,记作 $(x_{\max}, y_{\max})$ ^[13-15]。目标的中心点由下式计算:

$$(x, y) = \left(\frac{x_{\min} + x_{\max}}{2}, \frac{y_{\min} + y_{\max}}{2} \right) \quad (6)$$

1.2 果蝇视觉神经网络特性

果蝇的视觉神经网络主要由左右两只复眼组成^[16],每只复眼是由大约750个小眼组成,具有高灵敏度和宽视场的特性^[17]。每个小眼接受外界环境中信息强度的变化量,经过视觉神经网络对信息变化量进行加工处理后,视觉神经信号传递给脑神经网络进行决策。视觉神经网络由光感受器(Photoreceptor, P)、视网膜(Retina, R)、薄膜(Lamina, L)、髓质(Medulla, M)和小叶板(Lobula Plate, LP)神经层组成。光感受器在外界信息刺激下将其转换成神经信号;然后,依次经过视网膜、薄膜、髓质后获得刻画运动目标局部运动方向的行为量;最后,借助小叶板神经响应特性汇聚局部行为量,并输出运动目标全局运动的方向行为量^[18-20]。

2 人工视觉系统模型设计

害虫主要以跳跃、爬行等运动方式,啃食农作物的根茎和叶子,从而导致农作物大面积受损。及时了解害虫运动轨迹,采取相应的防治措施,可以减少农作物损害。因此,本文基于果蝇视觉神经网络系统的生物机理,设计与实现一种仿生的农业害虫运动轨迹检测神经网络模型(NNMDMTAP)。

NNMDMTAP将拍摄的视频图像序列进行处理后,送入果蝇视觉神经网络模型中能实时检测

害虫运动轨迹。本文提出的视觉神经网络模型内部结构如图 1 所示。

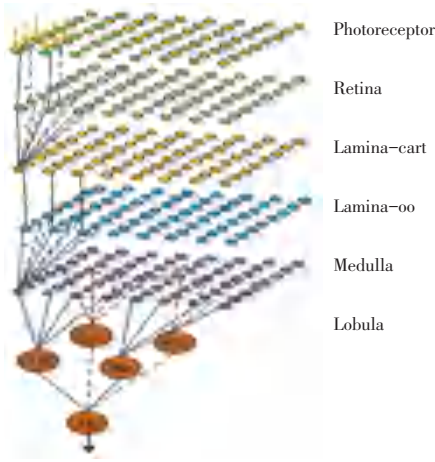


图 1 NNMDMTAP 内部结构图

Fig. 1 Internal structure diagram of NNMDMTAP

2.1 神经网络

基于神经网络的机理特征可知, NNMDMTAP(见图 1)由光感受层(Photoreceptor)、视网膜层(Retina)、神经节层(Lamina)、外髓层(Medulla)、小叶板(Lobula)构成。每个神经层依次对目标信息产生的膜电位兴奋和抑制量进行处理,各神经层设计如下。

(1) P 层:由 $M \times N$ 个光感受器构成的矩阵,光感受器接受对应图像的灰度值 $f_{ij}(t)$ 。经由下式获得每个光感受器的亮度变化量:

$$P_{ij}(t) = f_{ij}(t) - f_{ij}(t - 1) \quad (7)$$

其中, $1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N; P_{ij}(t)$ 表示位置 (i, j) 处信息的变化量。

(2) R 层:接受 P 层信息的变化量 $P_{ij}(t)$,经由去极化机制信息做平滑处理,消除噪声导致的影响,采用平滑滤波器获得位置 (i, j) 的输出信号,即:

$$R_{ij}(t) = \frac{1}{2}(P_{ij}(t) + g(P_{ij}(t))) \quad (8)$$

其中, $g(\cdot)$ 表现延时一帧。

(3) L 层:由墨盒的 cart、oo 节点构成,每个 cart 节点接受 R 层中对应节点和相邻 8 个节点的输出神经信号,并通过投影或滤波处理产生相应的输出量;经由高斯卷积核获得 cart 节点的输出行为量:

$$L_{ij}(t) = \sum_{u,v=0}^2 R_{ij}(i+u-1, j+v-1)w_{uv}, \quad 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N \quad (9)$$

其中, w_{uv} 表示如下 3×3 的高斯卷积核:

$$w_{uv} = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} e^{\frac{1}{2}} & 2 & e^{\frac{1}{2}} \\ e^{\frac{1}{2}} & 4 & e^{\frac{1}{2}} \\ e^{\frac{1}{2}} & 2 & e^{\frac{1}{2}} \end{bmatrix} \quad (10)$$

oo 节点对 cart 节点做扩边处理后,接收对应节点 (i, j) 输出的兴奋行为量,借助分流抑制模型^[8-9]计算兴奋行为量:

$$\frac{dY_{oo}}{dt} = -\alpha Y_{oo} + (\beta - Y_{oo}) \times (L_{ij}(t) - g(L_{ij}(t))), \quad 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N \quad (11)$$

其中, α 表示正的衰减系数, β 表示兴奋量振幅的幅度。式(11)表明视野中出现了运动目标,将产生兴奋量。

(4) M 层:由 $2m \times 2n$ 个节点排列构成, m_1 节点的输出是相邻 On-Off 节点产生,借助对称 EMD 结构^[2]计算与中心节点相邻的 8 个 m_1 节点输出:

$$Y_{m_1 i} = g(Y_{oo n})Y_{oo i} - g(Y_{oo i})Y_{oo n} \quad (12)$$

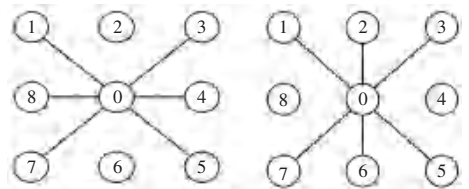
其中, $Y_{oo n}$ 表示第 n 个中心 oo 节点的输出, $Y_{oo i}$ 表示中心 oo 节点相邻的第 i 个节点的输出。

m_2 节点由 8 个 m_1 节点输出计算,使用 m_2 节点可以将中心 oo 节点相邻 8 个节点的运动方向量合并成水平和垂直运动方向量,如图 2 所示^[21]。

图 2 分别用于水平、垂直方向上的局部运动方向检测,借助对称 EMD 结构获得水平和垂直运动方向的输出,计算方法如下:

$$\begin{aligned} Y_{m_2 h} &= Y_{m_{11}} \cos \frac{\pi}{4} + Y_{m_{13}} \cos \frac{3\pi}{4} + Y_{m_{14}} \cos \pi + \\ &Y_{m_{15}} \cos \frac{5\pi}{4} + Y_{m_{17}} \cos \frac{7\pi}{4} + Y_{m_{18}} \\ Y_{m_2 v} &= Y_{m_{11}} \sin \frac{\pi}{4} + Y_{m_{12}} + Y_{m_{13}} \sin \frac{3\pi}{4} + \\ &Y_{m_{15}} \sin \frac{3\pi}{4} + Y_{m_{16}} \sin \pi + Y_{m_{17}} \sin \frac{5\pi}{4} \end{aligned} \quad (13)$$

其中,定义运动方向从左到右为水平运动正向运动,从上到下为垂直方向运动正向运动。



(a) 水平运动检测方向 (b) 垂直运动检测方向

图 2 运动方向检测^[21]

Fig. 2 Motion direction detection^[21]

(5) $LPTC$ 神经层:由图 1 可知,该层由左上、右上、左下、右下、全局运动检测构成(left-up、right-up、

left-down、right-down、global motion detectors), 并依次记作 LU 、 RU 、 LD 、 RD 和 LP 。经由 M 层目标的运动分量, 整合获得局部和全局的运动向量, 由如下公式来求得 LU 、 RU 、 LD 及 RD 的水平 and 垂直的运动分量:

$$F_{LU_s} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{\frac{M}{2}} \sum_{j=1}^{\frac{N}{2}} Y_{ijm_2s} \quad (14)$$

$$F_{RU_s} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{\frac{M}{2}} \sum_{j=\frac{N}{2}}^N Y_{ijm_2s} \quad (15)$$

$$F_{LD_s} = \frac{1}{n} \sum_{i=\frac{M}{2}}^M \sum_{j=1}^{\frac{N}{2}} Y_{ijm_2s} \quad (16)$$

$$F_{RD_s} = \frac{1}{n} \sum_{i=\frac{M}{2}}^M \sum_{j=\frac{N}{2}}^N Y_{ijm_2s} \quad (17)$$

其中, $s = h, v, n$ 表示目标包含像素点个数。经由下式可以计算所有节点输出行为量的全局运动方向向量。

$$F_{LPh} = F_{LUh} + F_{RUh} + F_{LDh} + F_{RDh} \quad (18)$$

$$F_{LPv} = F_{LUv} + F_{RUv} + F_{LDv} + F_{RDv} \quad (19)$$

2.2 算法描述

基于视觉神经网络的生物机理和人工视觉系统的模型设计, 本文提出的 NNMDMTAP 算法描述如下。

步骤 1 输入视频图像序列;

步骤 2 依据式(1)~(6)对当前帧的目标进行提取, 并确定中心点位置;

步骤 3 依据式(7)计算当前帧在 P 神经层的

光感受器 (i, j) 的亮度信息变化;

步骤 4 依据式(8)对当前帧在 R 神经层进行去极化, 减少噪声的影响;

步骤 5 依据式(9)~(11)计算当前帧在 L 神经层中 oo 节点的兴奋量或抑制量;

步骤 6 依据式(12)~(13)对当前帧在 M 神经层目标运动方向进行判定;

步骤 7 依据式(14)~(19)计算当前帧在 $LPTC$ 神经层目标局部;

步骤 8 返回步骤 1, 遍历所有视频图像序列至终止。

3 数值实验

3.1 实验视频

实验在 CPU/3.60 GHz、RAM/8.00 GB、Win10 的计算机上实现。使用 C++ 并在 Visual Studio 2019 平台运行, 拍摄的测试视频图像涉及高粱、玉米等农作物, 视频图像序列记录了害虫的运动行为; 视频图像每秒 35 帧, 大小为 128×128 像素的 8 位灰度图。

3.2 实验分析

经由本文算法对图 3 中 2 种场景下害虫运动轨迹进行测试, 视频图像序列如图 3 所示, 2 种场景下目标运动轨迹如图 4 所示。由图 3、图 4 可知, 该算法较准确地确定害虫的位置和运动方向。为清晰获知算法的有效性, 在此仅列举 2 种场景下视频的每 6 帧图, 结果见表 1、表 2。



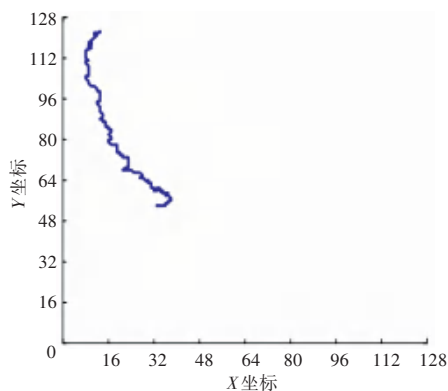
(a) 视频 I



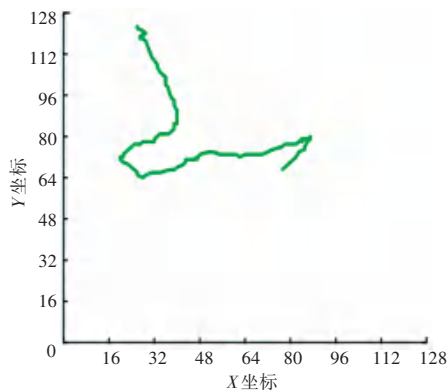
(b) 视频 II

图 3 视频图像序列

Fig. 3 Video image sequence



(a) 视频 I 目标运动轨迹



(b) 视频 II 目标运动轨迹

图 4 2 种场景下目标运动轨迹

Fig. 4 Target motion trajectories in two scenarios

表 1 视频 I 检测结果

Table 1 Detection results of video I

编号	X 坐标	Y 坐标	水平方向	垂直方向
44	30	63	0.028 561	-0.026 917
69	25	69	-0.358 928	-0.113 650
87	19	76	-0.133 187	-0.104 755
108	17	84	0.105 759	-0.204 620
132	12	95	0.020 491	-0.111 880
155	9	107	-0.002 403	-0.003 944

表 2 视频 II 检测结果

Table 2 Detection results of video II

编号	X 坐标	Y 坐标	水平方向	垂直方向
15	84	78	1.308 860	-3.298 740
26	69	73	-2.314 900	0.418 862
53	29	65	-1.015 150	0.459 682
82	40	86	1.029 430	-0.916 927
93	34	105	-0.590 303	-1.495 700
103	28	120	-0.371 769	-1.149 874

分析图 4、表 1 和表 2 可知,视频 I 的害虫在垂直运动方向上由下往上运动,垂直运动方向量为负;

在水平运动方向上害虫由右往左方向运动,结合视频 I 目标运动轨迹可知,害虫在左右方向来回运动,因此,在第 44、108 和 132 帧水平运动方向量为正。视频 II 的害虫在垂直运动方向上由下往上运动,在水平运动方向上由右往左方向运动,结合视频 II 目标运动轨迹可知,害虫在上下和左右方向来回运动,因此,第 15 和 82 帧水平运动方向量为正,第 26 和 53 帧垂直运动方向量为正。经上述分析可知,与实际 2 种场景下害虫运动轨迹相吻合,因此本文算法能实现对农作物害虫运动轨迹检测。

利用文献[21]中单向运动方向的检测和果蝇视觉神经网络进行融合,与本文算法进行实验对比。2 种算法实验结果见表 3。由表 3 可知,单向运动方向的检测与果蝇视觉神经网络进行融合后,只能获得特定方向上的运动信息,对于害虫运动状态发生变化,较难及时进行运动轨迹检测,导致准确率偏低。本文算法将对称 EMD 和果蝇视觉神经网络进行融合,可以确定害虫在水平、垂直方向的局部运动分量,借助 LPTC 神经元整合局部运动分量,对害虫的运动轨迹进行检测。2 种检测场景的实验结果表明,本文算法的准确率优于文献[21]算法。

表 3 2 种算法实验结果

Table 3 Experimental results of two algorithms

检测场景	方法	样本集	数量	准确率/%
视频 I	文献[21]算法	194	160	82.4
	本文算法	194	177	91.2
视频 II	文献[21]算法	103	86	83.5
	本文算法	103	93	90.3

4 结束语

本文针对农作物害虫的运动轨迹检测问题,借助果蝇视觉神经网络机理,融合目标识别算法获取位置信息,设计 NNMDMTAP 视觉神经网络检测模型。该模型是一种适用于无先验条件下目标运动轨迹的判断检测方法。数值实验结果表明,目标识别算法获取目标的信息后,将信息送入视觉神经网络中进行加工处理,获得害虫的运动轨迹。因此,本文设计的模型能在一定程度上解决害虫的运动轨迹检测问题,为害虫的防治策略提供新的解决思路。

参考文献

[1] SINGH K D, MOBOLADE A J, BHARALI R, et al. Main plant volatiles as stored grain pest management approach: A review[J]. Journal of Agriculture and Food Research, 2021, 4: 100127.
[2] 文韬,洪添胜,李立君,等. 基于卡尔曼滤波的橘小实蝇成虫运

动轨迹优化跟踪[J]. 农业工程学报, 2014, 30(15): 197-205.

[3] 张壮, 傅慧, 王殿轩, 等. 基于 AI 多模型技术对储粮害虫防治应用的研究[J]. 中国粮油学报, 2024, 39(11): 17-25.

[4] 周亦哲, 周慧玲, 王威松. 基于视频检测的储粮害虫死亡评估算法的研究[J]. 中国粮油学报, 2019, 34(10): 114-120.

[5] YANG Ying, PENG Bo, WANG Jianqin. A system for detection and recognition of pests in stored-grain based on video analysis [C]//Proceedings of International Conference on Computer and Computing Technologies in Agriculture. Cham: Springer, 2010: 119-124.

[6] WILKINSON D A, LEBON C, WOOD T, et al. Straightforward multi-object tracking for quantification of mosquito flight activity [J]. Journal of Insect Physiology, 2014, 71: 114-121.

[7] SHARIFF A R M, AIK Y Y, HONG W T, et al. Automated identification and counting of pests in the paddy fields using image analysis [C]//Proceedings of the 4th World Congress on Computers in Agriculture. Florida: ASABE, 2006: 759-764.

[8] MISSLER J M, KAMANGAR F A. A neural network for pursuit tracking inspired by the fly visual system[J]. Neural Networks, 1995, 8(3): 463-480.

[9] ZHANG Zhuhong, YUE Shigang, ZHANG Guopeng. Fly visual system inspired artificial neural network for collision detection[J]. Neurocomputing, 2015, 153: 221-234.

[10] 贾建楠, 吉海彦. 基于病斑形状和神经网络的黄瓜病害识别[J]. 农业工程学报, 2013, 29(S1): 115-121.

[11] 李梅. 基于 Otsu 算法的图像分割研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2011.

[12] 张晴晴, 张云龙, 齐国红. 基于最大类间方差法的黄瓜病害叶片分割[J]. 安徽农业科学, 2017, 45(12): 193-195.

[13] 胡常俊. 基于果蝇视觉机理的车辆预警算法及其应用[D]. 贵阳: 贵州大学, 2019.

[14] 李亮. 基于运动图像识别的违章车辆监控技术的研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2005.

[15] 江淑红, 张建秋, 胡波. 具有遮挡鲁棒性的目标中心距离加权的跟踪算法[J]. 电路与系统学报, 2009, 14(6): 29-34.

[16] TUTHILL J C, NERN A, HOLTZ S L, et al. Contributions of the 12 neuron classes in the fly lamina to motion vision [J]. Neuron, 2013, 79(1): 128-140.

[17] 章盛, 郑胜男, 沈洁, 等. 果蝇嗅视神经通路研究综述[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(6): 2335-2351.

[18] 郭爱克. 智能时代脑科学的核心是探索智力的本质及其实现[J]. 中国科学: 生命科学, 2016, 46(2): 203-205.

[19] BORST A, DREWS M, MEIER M. The neural network behind the eyes of a fly[J]. Current Opinion in Physiology, 2020, 16: 33-42.

[20] COURGEON M, DESPLAN C. Coordination of neural patterning in the drosophila visual system [J]. Current Opinion in Neurobiology, 2019, 56: 153-159.

[21] 王磊. 基于果蝇视觉神经的目标检测与跟踪[D]. 贵阳: 贵州大学, 2015.