

仿生碰撞检测器 增强地面机器人的选择性 视觉系统

傅勤兵

10230460@students.lincoln.ac.uk 岳世刚

syue@lincoln.ac.uk

胡程chu@lincoln.ac.uk

计算智能实验室

计算机科学系

林肯大学

英国林肯

抽象的

构建碰撞检测系统的方法有很多种。在本文中,我们提出了一种受幼年蝗虫 LGMD2 神经元启发的新型碰撞选择性视觉神经网络。这种对碰撞敏感的神经元在初龄甚至孵化的蝗虫中成熟较早,仅选择性地检测深度明亮背景下若隐若现的黑暗物体,代表俯冲的捕食者,这种情况类似于地面机器人或车辆。然而,在 LGMD2 建模方面做得很少,更不用说它在机器人和其他基于视觉领域的潜在应用了。

与其他碰撞检测器相比,我们的主要贡献首先是,通过构建计算高效的视觉传感器,以仿生方式增强碰撞选择性,并实现 LGMD2 所揭示的特定特征。其次,我们应用神经网络来帮助竞技场中自主地面微型机器人的近距离路径导航。我们还通过针对来自微型机器人视觉传感器的图像流进行挑战的系统实验检查了它的神经特性。

1 简介

快速而可靠地检测碰撞的能力对于动物和机器人发起正确的行为、在动态环境中导航以及与人互动至关重要。

自主机器人已经应用了多种传感器来检测物体,例如视觉、超声波、红外线、激光和微型雷达[1, 4, 11, 24]。然而,在没有人干预的情况下,机器人仍然很难进行良好的碰撞检测[9, 20]。视觉传感器已经发展成为机器人在真实物理世界中利用大量图像线索生存的关键组件。然而,人工机器人视觉系统尚未能够快速且廉价地提取丰富的视觉信息[9, 20, 27]。

□ □ □

大自然为人工视觉系统提供了丰富的灵感来源。实时提取有用运动线索的能力对于实用的视觉系统来说应该是必不可少的。接近刺激的图像总是意味着对动物的危险。作为数亿年进化的结果,像蝗虫这样的昆虫是如此的辉煌,以至于非常

即使在非常复杂的环境中,也能对紧急危险做出快速反应。几十年来,在理解运动检测电路的细胞机制方面取得了很大进展[6、7、10、14、18、32、33]。在昆虫中,有趣的是许多不同的专门视觉神经系统结合起来从动态场景中提取融合运动信息。在第三个视觉神经堆,小叶区域,有几个小叶巨型运动检测器(LGMDs);然而,到目前为止,只有其中的两个 LGMD1 和 LGMD2 被识别[22、25、26、29、31]。它们都以高发射率严格地选择性地对隐约可见的物体作出反应。尽管 LGMD2 与 LGMD1 共享大部分神经特性,但它们已被证明具有不同的碰撞选择性[29]。

□ □ □ □ □

与 LGMD1 相比,LGMD2 在主要生活在地面上的幼蝗中成熟得非常早,但已经表现出对来自天空的捕食者的逃避反应[31]。与 LGMD1 一样,LGMD2 本质上作为复杂视觉系统的一部分做出贡献。

在过去的十年中,一些基于LGMD1的神经网络已成功用于车辆和机器人技术中,帮助检测即将发生的路径探索[5、28、30、34、35、36、37、38、39、40]。然而,LGMD1建模工作存在两个主要缺陷:第一,它不能识别没有正确区分探测;其次,平移刺激通常会导致碰撞误检测。关于 LGMD2 研究[29],所揭示的神经特征使其非常适合处理地面移动机器人和其他基于视觉的平台的这些缺陷。此外,由于对 LGMD2 [13] 进行的建模工作很少,我们有望通过系统的调查和实验来填补这一空白。与一些最先进的碰撞检测器相比,这种仿生计算模型无需使用特定的物体识别算法即可应对不可预测的环境。

一些相关工作在第 2 节中介绍。具有详细公式和参数设置的神经网络描述在第 3 节中说明。接下来是机器人实验。最后,我们给出结论。

2 相关工作

显示的神经特性: LGMD2 神经元的一个重要且独特的特征是其隐现感仅针对从亮到暗的亮度变化。它能够选择性地检测嵌入在明亮背景中的黑暗隐约物体,而不会对黑暗背景下的浅色物体作出反应[29]。与 LGMD1 相比,LGMD2 有一个射击偏好,即接近与退避暗目标[29]。可以映射此特征以解决前面提到的缺陷。此外,当通过翻译刺激刺激时,两个 LGMDs 神经元被证明会被激活一小段时间然后很快被抑制,甚至在运动结束之前[25, 29]。尽管如此,LGMD1 计算模型可能会发出类似于物体接近情况的高发射率信号,这不适用于实际的碰撞检测器。

ON 和 OFF Visual Pathways 提出了一些智能方法来解决前一个缺陷,例如统计监测膜电位变化梯度以区分方法和衰退[17]。然而,它并没有反映运动检测电路中的内部物理机制。相反,我们提出了一种生物物理结构,通过研究 ON 和 OFF 视觉通路来实现 LGMD2 的特定碰撞选择性[7, 8, 10, 33]。早在 20 世纪 70 年代,LGMD 就被提出由同质的传入 ON 和 OFF 极性细胞群喂养[23]。最近,LGMD1 利用类似机制的案例研究被建模并应用于机器人应用程序

阳离子[5]。事实上,这样的电路引起了生物学家的极大兴趣,但其基础仍然难以捉摸。它已被证明在昆虫运动检测路径的内部结构中发挥着不可替代的作用,并揭示了将视觉信号下游拆分为并行通道的基本原理,分别编码亮度增量,ON 和 OFF 路径中的亮度减量 [7, 8, 10, 14, 33]。

□ □ □ □ □

信号竞争: LGMD 神经元内的信号处理描绘了兴奋性和抑制性流动之间的关键竞争,它塑造了此类碰撞敏感神经元的隐现选择性[15,16,25,29]。具体而言,亮度增量激活 ON 细胞以引发起始事件,这意味着激发相对于抑制是时间提前,相反 OFF 细胞通过亮度递减产生偏移响应时,假设激发相对于抑制有时时间延迟[5, 16]。两种抑制在回路中共存以与兴奋竞争:侧抑制的激活能够在物体在视网膜中生长的早期减少兴奋;而前馈抑制 (FFI) 的激活在物体超过角度尺寸时极大地减少了激发[15, 25]。有人认为乘法计算在神经感觉处理系统中起着至关重要的作用[14, 15],例如,几十年来的主要模型是基本运动检测器[6]。这种乘法运算已经在生物实验中得到阐明,但其生物物理机制尚不清楚。关于相关实验和理论结果[5, 15],在该网络中,我们与通过减去兴奋性和抑制性流的两个对数项然后通过激活放电率取幂来实现的乘法一致。

□ □

□ □

□

□ □

3 型号说明

在本节中,我们将介绍具有公式和参数设置的网络描述。

该框架的核心是偏置开和关双通道的架构,每个通道都包含多个层(图1)。每个光感受器检索到的视觉输入根据亮度变化分为两个独立的路径:增量流入 ON 通道,而减量流入 OFF 通道。我们在所有 ON 通道中提出偏差,严格抑制它们以实现 LGMD2 的特定碰撞选择性。与其他基于视觉的碰撞检测器相比,这里值得强调的是,所提出的网络通过对对象边缘的扩展做出反应来检测潜在的碰撞,而不是识别目标或分析场景的策略。

3.1 网络架构和算法

感光器:第一层由以二维矩阵形式排列的感光器组成。

它们的数量对应于感受野的分辨率。每个感光器检索每两个连续帧之间的灰度亮度变化:

$$P_{x,y}(t) = (L_{x,y}(t) - L_{x,y}(t-1)) + \sum_i a_i \cdot L_{x,y}(t-i) \quad (1)$$

其中 $P_{x,y}(t)$ 是亮度的变化对应于帧 t 处的每个像素,下标 x 和 y 是二维坐标。 $L(t)$ 和 $L(t-1)$ 是两个连续帧的原始亮度, t 表示当前帧,依此类推。亮度变化的持续性

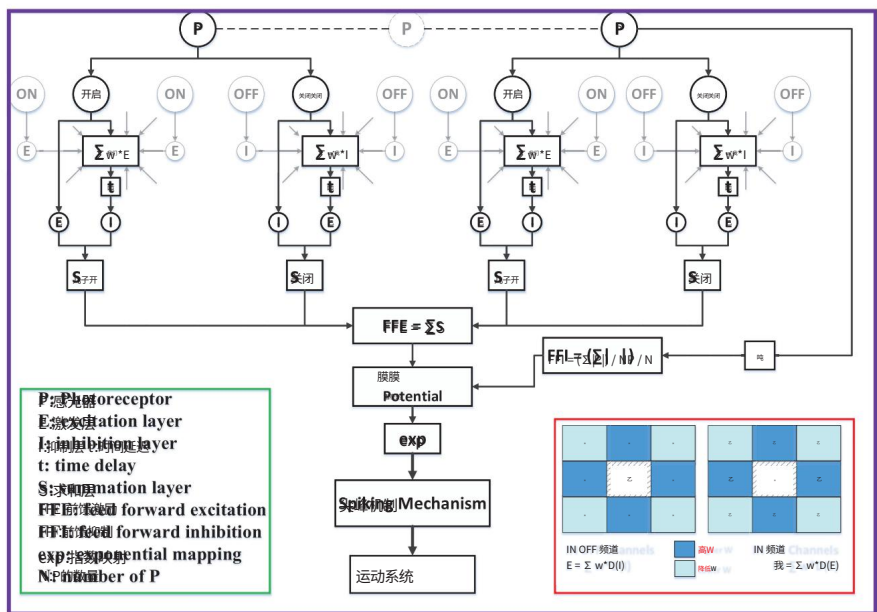


图 1:LGMD2 视觉系统的示意图概览:模型符号以绿色框显示。卷积插图在红色框中。只显示了两个感光器,每个感光器分别与一个 ON 和 OFF 单元相连。ON/OFF 单元有相邻的灰色单元,表明中心信号被外国信号(灰色)卷积,这对应于红色框中的卷积。为了计算膜电位,FFE 通路通过 ON/OFF 通道整合所有 S 细胞,而 FFI 通路检索所有 P 的平均亮度变化。更多细节在第 3 节中介绍。

could last a while;表示构成亮度持续时间的帧数;
系数 a_i 由 $a_i = (1 + e^{u_i})^{-1}$ ON 和 OFF 细胞定义:有足够的 $u_i \in (-\infty, +\infty)$ 。
密度,其数量与 ON 或 OFF 传入细胞的光感受器相同,排列以覆盖完整的视网膜,分别引发起始和偏移事件,具体取决于关于每个局部像素的亮度变化。如图1 所示,每个光感受器对应一对极性单元.ON 细胞由亮度增量激活,而 OFF 细胞由减量激活:

$$\text{在 } P_{x,y} \text{ (吨)} = (P_{x,y}(t) + |P_{x,y}(t)|)/2, P \text{ 离开 } (t) = (|P_{x,y}(t) - |P_{x,y}(t)||)/2 \quad (2)$$

ON 表示 ON 单元格值和 OFF 单元格值 P 的相似性 离开 .
where P Multi-layers in ON and OFF Pathways:关于ON和OFF生物物理机制,视觉信号被分离成平行通路。首先,在 ON 通道中,ON 细胞的输出形成下一个抑制 (I) 层和激发层 (E) 中两个单独流的输入 (图 1) 。ON 细胞引起起始反应,因此兴奋流直接进入 E 层和随后的求和 (S) 层中的对应细胞;而抑制流在被包围的延迟激发卷积后传递到 I 层:

$$\text{在 } E_{x,y} \text{ (吨)} = P \text{ 在 } (吨), \text{我,在 } (t) = \sum_{i=-r}^r \sum_{j=-r}^r E_{x+i,y+j} \text{ 在 } (t-1) \cdot W(i,j), (i,j) \neq (0,0) \quad (3)$$

参数:名称,值						
名称	值	名称	值	名称	值	
col,row	200 400	θ_1	W	2.5		
自适应Tsp	0	0.25	θ_2	WE	0.1	0.5
神经元	4个					5
Nsp	4	8	Coe f fi col · row	WI		1 10
否		0.3	1.0	r		15

表 1:LGMD2 视觉系统参数设置

其中Tsp表示激发神经元的潜在阈值水平。 θ_1 和 θ_2 是两个常数,用于将超过阈值的电位划分为多个部分。人们可以分配更高的等级,以便每次产生更多的尖峰。我们定义在Nts 个连续帧中调用的Nsp个连续尖峰数表示碰撞识别。由于这种尖峰机制,神经元甚至可以在一帧步骤中被激活。最后,尖峰被传送到运动系统,导致碰撞避免行为(图1)。

3.2 网络参数设置

所提出的 LGMD2 视觉神经网络的所有自由参数均基于经验和实验经验,以平衡计算和优化模型实现。当前不包括参数训练和学习方法。卷积矩阵 W 在四个最近邻位置的权重高于对角像素的权重:中心像素为 0,四个最近邻为 0.25,四个对角线像素为 0.125,与核半径设置为 1 有关。表1列出主要参数设置。

自适应的是关于输入视觉刺激的物理特性。

4 实验与结果

在本节中,我们将继续展示实时的系统机器人实验,以及结果和分析。主要目的是验证LGMD2视觉系统在机器人应用中的可行性和鲁棒性。自主微型机器人被用于竞技场测试和其他类型的比较研究。

4.1 硬件设置

LGMD 的两种视觉系统分别安装在名为“Colias”的地面移动机器人中(图2)。它是一种开放式硬件模块化微型机器人,开发用于群体机器人应用[3, 12]。机器人平台基本上由两个主要部分组成。一种是直径4cm的运动执行器,部署在机器人底部,提供动力和运动控制。两个微型直流电动机驱动两个直径 2.2 厘米的轮子用于驱动 Colias [2]。另一个是放置在 Colias [19] 顶部的扩展视觉模块。微型相机是机器人的“眼睛”,在基于视觉的控制中必不可少。这种低成本相机能够以每秒 30 帧 (fps) 的速度运行。视角可以达到大约70度。所有这些特性使相机适合在微型机器人中使用。我们选择分辨率为 72 · 99 像素,帧率为 30 fps,输出格式为 8 位 YUV422。其 192KB 内部 SRAM 支持



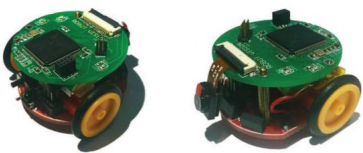


图 2:Colias 原型:上板 视觉模块,下板 运动执行器。

MD – 未命中检测,CD – 正确检测		
成功率 – SR = [CD/(MD+CD)]%		
茶匙MD CD SR		
320	7	58 89.2% 61
300	3	95.3% 60
280	6 260	90.9% 55 84.6%
10		

表 2:四个候选射击阈值(Tsp)下竞技场测试的成功率。

图像缓冲和计算。有一个数码相机接口 (DCMI),它是一个用于传输捕获图像的嵌入式接口。借助全双工串行端口,Colias 可以非常快速地将图像样本和模型数据发送到主机。

4.2 竞技场测试

我们测试了 LGMD2 神经网络的基本碰撞识别能力,在一个有1 10 20 个障碍物的最终墙壁上,障碍物的主体用深色图案绘制。为了运行实用 , 竞技场的建造面积为105cm · 105cm。国米的多机器人定位系统,机器人和障碍物的顶部也有特定的模式,严格地获得超时轨迹[21] (图3)。固定一个便携式摄像机,形成一个俯视的视角来捕捉和记录 Colias 在竞技场中的表演。每轮的时间窗口固定在大约 60 秒。Colias 在竞技场中自主奔跑,并通过转向行为规避潜在的碰撞。我们可以根据实验要求手动为 Colias 分配回避行为,或关闭所有回避行为。在竞技场测试中,我们给了科利亚斯一半一半的机会,让他可以向任一方向大角度转动。所提出的碰撞检测器在基于视觉的微型机器人中快速且稳健地执行近距离路径探索 (图3);此外,每转弯决策时间的模型处理在30毫秒以内,非常适合实时实现,为其他地面机器人和车辆的辅助导航提供启示。

由于当前网络中不包含任何数据训练,我们还统计调查了四个候选触发阈值下碰撞检测的成功率 (表2)。每个特定阈值的测试都在大约三分钟的时间窗口内进行。

结果表明,尽管这项工作对参数设置很严格,但它在所有情况下都表现良好 成功率接近最佳值 (95.3%)。

1两个竞技场测试的视频演示在附加的补充数据中。

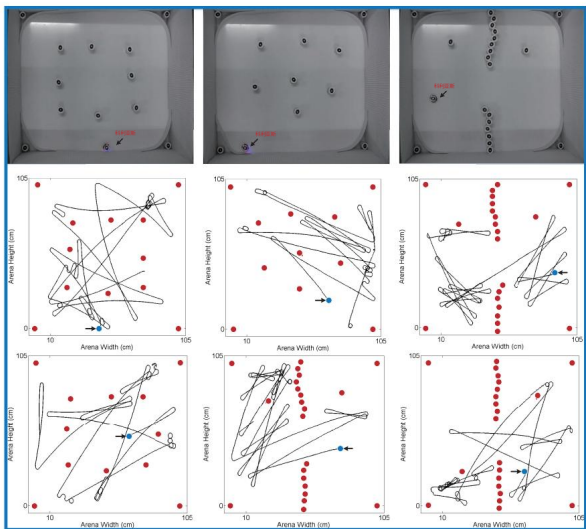


图 3:自上而下的竞技场视图和 Colias 超时轨迹 (黑线)的示例结果。红色圆圈表示布局不同的障碍物。蓝色的表示 Colias 的起始位置。关于运行本地化系统[21],竞技场的角落有四个障碍。

□

4.3 对比实验

为了阐明该网络的优势,我们针对[36] 中的建模工作与 LGMD1 碰撞检测器进行了模型比较。LGMD 的两种视觉系统都受到接近、后退和平移刺激的挑战,这些刺激构成了地面机器人白天导航的一般情况。

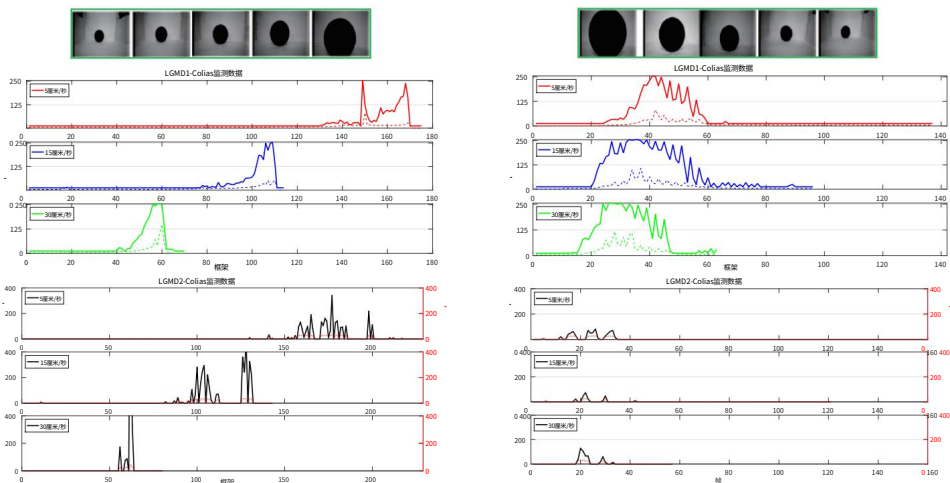
首先,当挑战隐约可见的物体时,所有的避碰行为都会被关闭。我们通过与主机连接的机器人的 DCMI 接收模型输出。

Colias 从 50 厘米的初始距离开始以三个恒定速度级别 (分别为 5、15 和 30 厘米/秒)接近明亮环境中相同的固定暗物体 (图 4 (a))。结果表明,当以与不同速度相关的不同时间窗关闭目标时,两个 LGMDs 神经元都会引发强烈的电位。随着速度水平的增加,两个 LGMD 的响应更显著地上升,尤其是 LGMD2 的指数映射膜电位。另一方面,在开始远离物体时, LGMD1-Colias 被读出,其电位上升到接近水平。然而,从 LGMD2-Colias 的读数中可以看到稀疏和低水平的 EMP (图4 (b))。

此外,我们检查了速度和距离与碰撞检测 (DTC) 的相关性。

图5中的统计结果表明,两种视觉系统采集的 DTC 数据都随着速度的增加而增加。与 LGMD1 相比, LGMD2 的误差曲线 (具有方差和均值的信息)增长得更加陡峭,这表明在 LGMD2 框架的情况下对潜在碰撞的速度响应更快。拟议的网络也分别在接近试验中受到不同形状物体的挑战。DTC 结果证明了 LGMD2 框架对目标形状的不变性 (图5)。

在最后一步,我们检查了模型对 XY 平面运动的响应。这



(a) 接近 (b) 衰退图 4: LGMDs 网络的神经反应与 Colias 发回的快照。

X 轴表示帧中的时间进程, Y 轴分别表示 LGMD1 的缩放电位和 FFI (虚线)、LGMD2 的缩放 EMP 和电位 (虚线)。

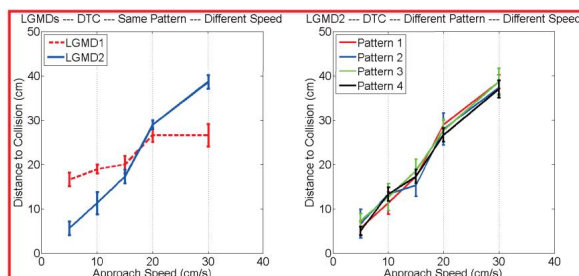


图 5: 统计 DTC 误差曲线。两种测试均包括 5 种速度, 每种速度重复 3 次。

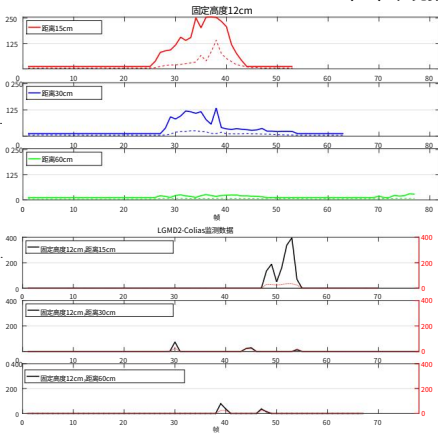
实验设置如图 6(a) 所示 我们让球自动沿着槽向下滚动, 形成水平平移刺激。两个 LGMD 视觉系统交替受到挑战。在第一种情况下, 梯度是固定的 (高度为 12 厘米), 导致几乎相同的平移速度。观察距离在 15、30 和 60cm 之间变化。

结果表明随着监测距离的增加, LGMD1 神经元会引发较低水平的电位 (图 6 (b))。并且在 60cm 的距离内也可以保持安静, 这对于微型机器人来说已经足够远了。而 LGMD2 神经元在几乎所有情况下都保持安静, 除了在 15cm 距离处平移的物体会严格激活 LGMD2 检测器。在第二种情况下, 监控距离固定在 30cm, 梯度逐渐增加 (8、12、16cm), 对应更快的平移速度。毫不奇怪, LGMD2 响应并不活跃, 而 LGMD1 检测器描绘了随着刺激加速而急剧增加的电位 (图 6 (c))。

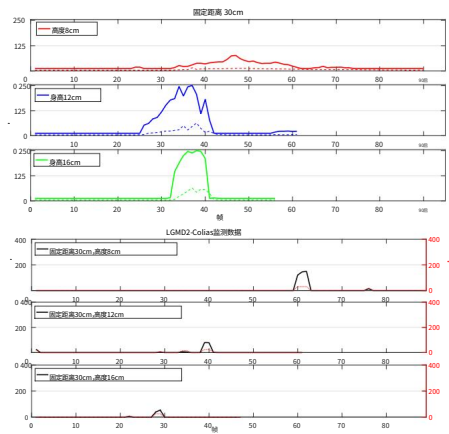
通过比较研究, 明确了 LGMD2 碰撞检测器的优势: 它代表了对可能碰撞的更快响应速度和令人信服的 per-



(一)环境搭建



(b) 固定坡度 不同距离



(c) 固定距离 变化的坡度

图 6:LGMD 的视觉系统受到系统翻译试验的挑战

在机器人视觉系统中应对黑暗物体相对于明亮环境的衰退和平移的力量。

5 结论

在本文中,我们提出了一种基于幼蝗视觉通路的仿生碰撞检测器。与其他计算机视觉技术相比,该计算框架仅涉及低级图像处理方法,可在基于视觉的地面微型机器人中快速稳健地执行。与相关的神经碰撞检测器相比,我们有两个主要贡献。首先,增强了对明亮背景下黑暗物体的碰撞选择性,这使其成为地面移动机器人的理想选择。其次,已经形成了接近物体与平移的选择性,这是实际碰撞检测系统所期望的。

在未来的工作中,我们对网络训练的学习方法感兴趣。我们希望这项工作能够帮助我们理解视觉神经系统更复杂的功能,并为基于视觉的应用带来好处。

致谢

这项工作得到了欧盟 FP7-IRSES 项目 EYE2E (269118) 和 LIVCODE (295151) 的部分支持。

参考

- [1] 医学博士亚当斯。自主导航的传感器建模、设计和数据处理
闸门。新泽西州河港市:世界科学出版社,1998 年。
- [2] Farshad Arvin 和 Masoud Bekravi。微型移动机器人的无编码器位置估计和误差校正技术。土耳其电气工程与计算机科学杂志,21(6):1631-1645, 2013。
- [3] Farshad Arvin, John Murray, Chun Zhang 和 Shigang Yue。Colias:一种用于群体机器人应用的自主微型机器人。国际高级机器人系统杂志,第 1-10 页,2014 年。
- [4] G. Benet, F. Blanes, JE Simo 和 P. Perez。在移动机器人中使用红外传感器进行距离测量。机器人。自治。系统, 40:255-266, 2002。
- [5] S. Bermudez i Badia, U. Bernardet 和 PF Verschure。非线性神经元反应作为传入网络的涌现特性:蝗虫小叶巨型运动检测器的案例研究。 PLoS Comput Biol, 6(3):e1000701, 2010.doi: 10.1371/期刊。PCBI.1000701。
- [6] A. Borst 和 M. Egelhaaf。视觉运动检测原理。神经科学趋势,12:
297-306,1989。
- [7] A. Borst 和 T. Euler。观察运动中的事物:模型、电路和机制。
神经元,71(6):974-94, 2011.doi: 10.1016/j.neuron.2011.08.031。
- [8] DA Clark, L. Bursztyn, MA Horowitz, MJ Schnitzer 和 TR Clandinin。定义果蝇运动检测器的计算结构。神经元,70(6): 1165-1177, 2011.doi: 10.1016/j.neuron.2011.05.023。
- [9] GN DeSouza 和 AC Kak。移动机器人导航的愿景:一项调查。 IEEE 跨。模式肛门。马赫。情报,24(2):237-267, 2002。
- [10] H. Eichner, M. Joesch, B. Schnell, DF Reiff 和 A. Borst。苍蝇基本运动探测器的内部结构。神经元, 70(6):1155-64, 2011.doi: 10.1016/j.neuron. 2011.03.028。
- [11] 人力资源部埃弗里特。移动机器人传感器:理论与应用。马萨诸塞州韦尔斯利:AK Peters,1995 年。
- [12] Arvin F., Turgut AE., Tomas Krajnık 和 Yue S. 在静态和动态环境中使用移动机器人研究基于线索的聚合。适应性行为,24(2):102-118, 2016。
- [13] 傅勤兵、岳世刚。建模 lgmd2 视觉神经元系统。 2015 年 IEEE 第 25 届信号处理机器学习国际研讨会 (MLSP),第 1-6 页。 IEEE。
- [14] F. Gabbiani 和 PW 琼斯。理解运动检测的遗传推动力。神经元, 70(6):1023-5, 2011.doi: 10.1016/j.neuron.2011.06.005。

- [15] F. Gabbiani, HG Krapp, N. Hatsopoulos, CH Mo, C. Koch 和 G. Laurent. 隐现敏感神经元的乘法和刺激不变性。 J Physiol Paris, 98 (1-3):19–34, 2004. doi: 10.1016/j.jphysparis.2004.03.001。
- [16] Fabrizio Gabbiani, Gilles Laurent, Nicholas Hatsopoulos 和 Holger G. Krapp. 构建碰撞敏感神经元的多种方法。 神经科学趋势, 22(10): 437–438, 1999. ISSN 01662236. doi: 10.1016/s0166-2236(99)01478-2。
- [17] Meng H., Yue S., Hunter A., Appiah K., Hobden M., Priestley N., Hobden P., and Pettit C. 具有附加深度运动特征的小叶巨型运动检测器的改进神经网络模型。 在神经网络中, IJCNN 2009 国际联合会会议, 第 2078-2083 页。 IEEE。
- [18] 胡斌, 岳世刚, 张祝红. 基于非对称时空视觉信息处理的旋转运动感知神经网络。 IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2016。
- [19] Cheng Hu, Farshad Arvin, Caihua Xiong, and Shigang Yue. 用于自主微型机器人的仿生嵌入式视觉系统: lgmd 案例。 IEEE 认知和发展系统汇刊, 2016 年。
- [20] G. Indiveri 和 R. Douglas. 神经形态视觉传感器。 科学, 288:1189–1190, 2000。
- [21] Tomas Krajník, Matias Nitsche, Jan Faigl, Petr Vanek, Martin Saska, Libor Preucil, Tom Duckett 和 Marta Mejail. 一个实用的多机器人定位系统。 智能与机器人系统学报, 76(3-4):539–562, 2014. ISSN 0921-0296 1573-0409. 内政部: 10.1007/s10846-014-0041-x。
- [22] O Shea M. 和 Williams JLD 蝗虫视觉中间神经元的解剖结构和输出连接: 小叶巨型运动检测器 (lgmd) 神经元。 J Comp Physiol, 91 (257-266), 1974。
- [23] O Shea M. 和 CHF Rowell. 感官分析器的神经元基础, 辛辣运动检测系统。 二. 响应衰减、收敛和兴奋性传入的性质到 lgmd 的扇形树突。 J Exp Biol, 65:289–308, 1976。
- [24] R. Manduchi, A. Castano, A. Talukder 和 L. Matthies. 用于自主越野导航的障碍物检测和地形分类。 自主机器人, 18:81–102, 2005。
- [25] FC Rind 和 Bramwell DI 神经网络基于已识别的神经元信号即将发生碰撞的输入组织。 J Neurophysiol, 75:967–985, 1996。
- [26] FC 林德和 PJ 西蒙斯. 看到即将发生的事情: 建筑碰撞敏感神经元。 Trends Neurosci., 22:215–220, 1999。
- [27] A. 罗森菲尔德. 从图像分析到计算机视觉: 带注释的参考书目。 电脑。 可见。 图像理解, 84:298–324, 2001。
- [28] 岳世刚, FC 林德. 使用 lgmd 视觉神经网络的近距离路径导航, 2009 年 8 月。

- [29] PJ Simmons 和 FC Rind。大视野视觉神经元对物体接近的反应,蝗虫的 lgmd2:表征和图像线索。 J Comp Physiol A, 180:203–214, 1997。
- [30] R. Stafford, RD Santer 和 FC Rind。一种受生物启发的汽车视觉碰撞检测机制:结合受昆虫启发的神经元来创建一个强大的系统。 生物系统, 87(2-3):164–71, 2007. doi: 10.1016/j.biosystems.2006.09.010。
- [31] J. Sztarker 和 FC Rind。观察正在发育的蝗虫的驾驶舱:迫在眉睫的探测器和躲避捕食者。开发神经生物学, 74(11):1078–95, 2014。
- [32] S. Wernitznig, FC Rind, P. Polt, A. Zankel, E. Pritz, D. Kolb, E. Bock 和 G. Leitinger。蝗虫 *schistocerca gregaria* 中第一阶段视觉神经元的突触连接将四分体突触的进化追溯到 2 亿年前。 J Comp Neurol, 523(2):298–312, 2015. doi: 10.1002/cne.23682。
- [33] SD Wiederman, PA Shoemaker 和 DC O Carroll。关闭和打开通道之间的相关性是昆虫视觉系统中暗目标选择性的基础。 J Neurosci, 33 (32):13225–32, 2013. doi: 10.1523/JNEUROSCI.1277-13.2013。
- [34] S. Yue 和 FC Rind。具有一对 lgmd 视觉神经网络的机器人的视觉刺激电机控制。诠释。 J. Adv.机电一体化.系统, 4(5):237–247, 2012。
- [35] S. Yue 和 FC Rind。一种受蝗虫视觉系统启发的移动机器人碰撞检测系统。在过程中。 IEEE 诠释.会议.机器人.自动化, 第 3843–3848 页, 2005 年。
- [36] S. Yue 和 FC Rind。使用具有特征增强功能的基于 lgmd 的视觉神经网络在复杂动态场景中进行碰撞检测。 IEEE 跨.神经网络, 17 (3):705–716, 2006。
- [37] S. Yue 和 FC Rind。使用 lgmd 视觉神经网络的近距离路径导航, 2009 年 8 月。
- [38] 岳世刚和 F. Claire Rind。复杂动态场景中用于碰撞检测的视觉运动模式提取和融合。计算机视觉和图像理解, 104(1):48–60, 2006。
- [39] 岳世刚, F. Claire Rind, Matthais S. Keil, Jorge Cuadri 和 Richard Stafford。一种受生物启发的汽车视觉碰撞检测机制:优化蝗虫神经元模型以适应新环境。神经计算, 69(13-15):1591–1598, 2006。
- [40] Shigang Yue, Roger D. Santer, Yoshifumi Yamawaki 和 F. Claire Rind。移动机器人的反应方向控制:当一对双侧模型蝗虫视觉神经元被整合时,就会出现类似蝗虫的逃逸方向控制。自主机器人, 28(2):151–167, 2010。