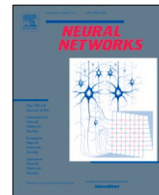


目录可在 [ScienceDirect](https://www.sciencedirect.com) 上查阅

## 神经网络

期刊主页[www.elsevier.com/locate/neunet](http://www.elsevier.com/locate/neunet)

## 用于视觉引导飞行的生物角速度解码神经网络模型

Huatian Wang<sup>(a)(c)</sup>, Qinbing Fu<sup>c,aa</sup>, Hongxin Wang<sup>(c)(a)</sup>, Paul Baxter<sup>(l)</sup>, Jigen Peng<sup>b)(c)(c)</sup>、\*  
岳世刚<sup>(c)(c)(a)</sup>\*<sup>a</sup> 英国林肯大学计算智能实验室 (CIL)<sup>b</sup> 中国广州, 广州大学数学与信息科学学院<sup>c</sup> 广州大学机器生命与智能研究中心, 中国广州

## article info

## 文章历史:

2020 年 3 月 8 日收到

收到修订稿 2020 年 12 月 3 日 接受 2020

年 12 月 7 日

可于 2020 年 12 月 28 日在线查阅

## 关键词:

昆虫视觉 运动感

知 角速度 飞行控

制 隧道居中 地形

跟踪

## ABSTRACT

高效稳健的运动感知系统是未来微型飞行器实现视觉引导飞行的重要前提。作为灵感来源, 蜜蜂和果蝇等飞行昆虫的视觉神经网络为人工运动感知模型提供了理想的基础。在中, 我们利用这种方法开发了一种新方法, 解决了视觉引导飞行的角速度估计这一基本问题。与以前的模型相比, 我们基于基本运动检测器 (EMD) 的模型使用单独的纹理估计途径来有效地解码角速度, 并表现出与光栅的空间频率和对比度相当大的独立性。利用 Unity 开发平台, 该模型在隧道居中和地形跟踪范例中进行了进一步测试, 以重现蜜蜂的视觉引导飞行行为。在一系列受控试验中, 虚拟蜜蜂利用所提出的角速度控制方案准确地穿过图案隧道, 并与起伏的纹理地形保持适当距离。结果与真实蜜蜂的神经元尖峰记录和行为路径记录一致, 从而证明了该模型在仅有视觉传感器的微型飞行器中的应用潜力。

©2021 作者。出版商: Elsevier Ltd. 本文为 CC BY-NC-ND 下的开放存取文章  
许可证 (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>)。

力关键在于它们能够估计并

## 1. 引言

对于微型飞行器 (MAVs) 来说, 利用视觉信息执行精细的飞行操纵具有挑战性。由于微型飞行器体积小、计算能力有限, 很难在机上安装全球定位系统 (GPS) 或惯性导航系统 (INS)。可以从蜜蜂等飞行昆虫的研究中学习替代解决方案, 这些昆虫拥有有限的神经资源, 但可以处理非常复杂的视觉飞行任务。几十年来, 昆虫视觉检测运动的方式一直是研究的主题。然而, 模式化隧道居中 (Baird Srinivasan, Zhang, Lamont, & Cowling, 2006; Srinivasan, Zhang, Lehrer, & Collett, 1996) 和纹理地形追随 (Portelli Ruffier, & Franceschini, 2010; Serres Masson, Ruffier, & Franceschini, 2008; Serres & Ruffier, 2017) 等行为所涉及的神神经机制仍未完全阐明。根据蜜蜂行为实验的结果, 蜜蜂非凡的飞行控制能

\*通讯作者:

电子邮件地址: [jgpeng@gzhu.edu.cn](mailto:jgpeng@gzhu.edu.cn) (J. Peng), [syue@lincoln.ac.uk](mailto:syue@lincoln.ac.uk) (S.

Yue)。

<https://doi.org/10.1016/j.neunet.2020.12.008>

调节角速度（Esch 和 Burns，1995 年；Srinivasan、Poteser 和 Kral，1999 年；Srinivasan、Zhang、Chahl、Barth 和 Venkatesh，2000 年）。在这些研究中，蜜蜂沿着一条狭窄的图案隧道的中央路径飞行，隧道的两侧壁上有不同空间频率的光栅。蜜蜂的飞行轨迹会转向沿飞行方向移动的墙壁，而远离反方向移动的墙壁。这种行为表明，蜜蜂通过平衡双眼估算的角速度来调整自己的位置（Srinivasan 等人，1996 年）。电生理学实验还发现，随着刺激光栅运动角速度的增加，蜜蜂腹侧

神经索中一些下降神经元的电活动也会增加（Ibbotson，2001；Ibbotson、Hung、Meffin、Boeddeker & Srinivasan，2017），而且这些反应对空间频率基本不敏感。蜜蜂估计角速度的能力建模现在通常用于设计依赖视觉输入的无人飞行器飞行控制系统。

这里的角速度是指在一个较小的时间间隔  $\Delta t$  内图像运动的角位移  $\Delta$ ，即  $\omega$ 。在隧道居中和地形跟踪场景中，将  $v_x$  表示为前向飞行速度， $d$  表示为

视网膜上图像运动的角速度也可表示为  $\omega = v(x)/d$ 。如果通过适当的恒定前推力来保持前进速度，那么在隧道居中时，通过平衡两侧的侧向角速度（Srinivasan 等人，1996 年），或者在地形跟随中将腹侧角速度调节为恒定值（Serres 和 Ruffier，2017 年），到表面的距离就会自动发生变化。因此，问题是蜜蜂如何估计角速度并进一步调节它？

为了提取视网膜上图像运动的角速度，我们提出了角速度解码模型（AVDM）。该模型由三部分组成：第一部分是一组基本运动检测电路，第二部分是宽视场纹理估计路径，第三部分是角速度解码层。通过结合输入信号的纹理和时间信息，该模型在接受正弦光栅移动测试时能很好地估计角速度。此外，结合所提出的控制方案，该模型还再现了蜜蜂的视觉引导飞行行为，包括隧道居中和地形跟随活动。

总之，这项工作做出了三方面的贡献：

- 众所周知，蜜蜂的隧道居中能力几乎不受壁光栅空间频率的影响（Baird 等，2006 年）。与之前的角速度检测模型（Cope Sabo, Gurney, Vasilaki, & Marshall, 2016; Riabinina & Philippides 2009）相比，所提出的模型能有效地估计视网膜图像运动的角速度，并显示出更好的空间频率独立性，从而更有效地解释蜜蜂的飞行行为。
- 我们在模拟中考虑了空间和时间分辨率，以获得符合生物特征的参数设置。利用角速度平衡策略，我们的模型再现了蜜蜂的大部分隧道居中和地形跟随行为。
- <sup>1</sup>

这将有助于其他人轻松复制模拟结果，并在现有平台的基础上开展进一步的视觉飞行研究。此外，建议的模型还可用于仅使用视觉传感器进行视觉制导飞行的无人飞行器。

本文中的工作是我们之前会议工作（Wang 等人，2019；Wang Fu, Wang Peng, , & Yue 2019）的实质性扩展。本文报告的进展总结如下。首先，引入了 Lipetz 变换（Shoemaker O'carroll, & Straw, 2005）和空间依赖性指标，表明我们的模型在测试光栅的空间独立性方面优于其他模型。其次，在移动光栅实验中，对模型在不同视觉对比度和噪声水平下的稳健性进行了检验。这些都是验证模型的重要标准，而之前的研究却没有考虑到这一点。第三，在隧道居中模拟中，设计了一系列新的实验，包括 X 形隧道、不同空间频率光栅隧道和不同速度的墙壁移动，以证明该模型能够再现蜜蜂的多种飞行

本文接下来的内容安排如下。首先，我们在第 2 节介绍相关工作。第 3 节阐述了模型公式。第 4 节介绍隧道居中和地形跟踪的控制方案。第 5 节展示了合成光栅实验的结果，以说明模型与光栅的空间频率和对比度无关。此外，在一系列受控模拟中，使用虚拟蜜蜂对隧道中心和地形跟踪进行了行为测试。最后，我们将在第 6 节中进一步讨论研究内容并得出结论。

## 2. 相关工作

由于微小的昆虫大脑提供的计算资源有限，传统的计算机视觉方法，如差异技术、特征检测和匹配、深度学习方法等，在解释昆虫的视觉 motion 检测方面受到限制（Fleet, 2012; Zhu, Isaacs, Fu 和 Ferrari, 2017）。生物模型通常使用时间滤波器关联邻近枯燥光感受器的光强度，而不是计算图像的空间或时间梯度（Borst & Euler, 2011）。Hassenstein 和 Reichardt（1956 年）提出了第一个相关运动检测器，即 HR 检测器，它使用左臂的时间延迟信号乘以右臂的非延迟信号来检测运动。经过改进的 HR 平衡检测器由两个镜像对称的子单元和一个平衡计组成（Zanker、Srinivasan 和 Egelhaaf, 1999 年）。基于 HR 探测器的角速度传感器（Ruffier & Franceschini, 2005 年）已被 Franceschini 和 Ruffier 成功用于视觉引导飞机的飞行控制任务（Franceschini、Ruffier & Serres, 2007 年；Ruffier & Franceschini, 2015 年）。然而，HR 模型和 HR 平衡模型都是针对特定的时间频率（每秒光栅通过光感受器的数量）而非角速度进行调整的（Zanker 等人，1999 年）。因此，在对有图案的地面进行飞行测试时，它们的传感器输出显示出很大的差异（Ruffier 和 Franceschini, 2005 年）。行为。最后，在接下来的地形模拟中，模型的性能得到了显著提高。此外，还讨论了一系列控制试验，以检查初始高度、飞行速度和地形模式的影响，从而验证所建议的模型在各种情况下的可行性。

<sup>1</sup> 所有建模的代码可在 [https://github.com/skyhouse123/AVDM\\_Unity](https://github.com/skyhouse123/AVDM_Unity) 上找到。演示视频见 <https://youtu.be/gNvtaSqNjdI> 和 <https://youtu.be/13SAnmOrgfk>。

Zanker 等人 (1999 年) 在数值分析的基础上提出, 两个 HR 平衡探测器的输出之比可以产生角速度响应。根据这一观点, Cope 等人 (2016 年) 提出了一个利用两个具有不同时间延迟的 HR 平衡探测器的比率来估计角速度的模型。然而, 其模型的空间独立性随着速度的增加而降低。Riabinina 和 Philippides (2009 年) 也建立了一个模型, 使用一个完全依赖于时间频率的通道作为分母, 以获得角速度调谐响应。然而, 随着运动速度的增加, 空间独立性减弱。受到果蝇视觉系统神经结构的启发, Wang 等人 (2018 年) 提出了一种新的运动检测器, 它有三个输入, 能产生部分空间独立的响应。尽管如此, 该模型仍然没有显示出足够的空间独立性来解释蜜蜂的飞行行为。

前面提到的三个模型 (Cope 等人, 2016 年; Riabinina & Philippides, 2009 年; Wang 等人, 2018 年) 都使用两个通道的比率来调整角速度响应。当分母很小时, 这种方法可能会导致高输出的问题。这也是他们的模型在移动光栅的角速度较低或较高时表现不佳的原因之一。这一局限性启发我们建立一个模型, 避免使用两个通道的比率, 而是将来自移动光栅的空间和时间信息结合起来, 其假设基础是昆虫大脑中存在将环境纹理和光流信息结合起来的机制 (EgelhaafKern, & Lindemann, , 2014; Li, Lindemann, & Egelhaaf, 2017)。

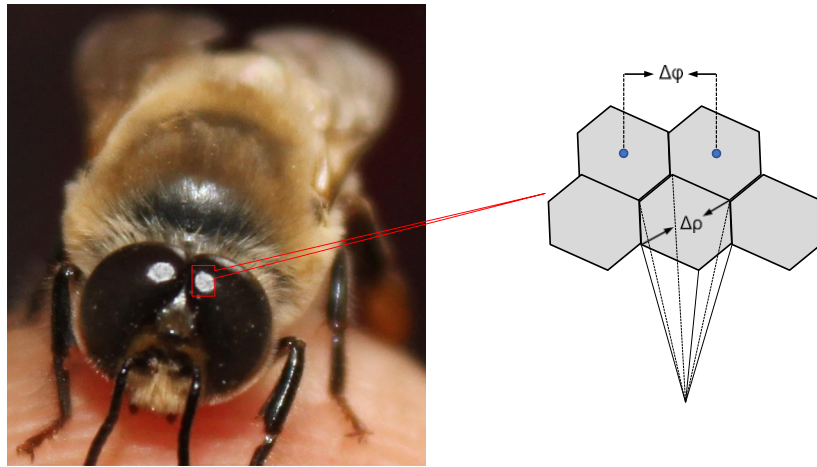


图 1. 蜜蜂复眼结构示意图。膜片呈六角形排列，角间距 $\Delta \phi$ （膜间角），每个膜片都有自己的小感受野 $\Delta \rho$ （接受角）。

由于昆虫复眼通常有数千个眼球，其时间分辨率远高于人眼，因此可以从宽视场神经元获得纹理信息，并从空间分散的 HR 平衡探测器获得时间频率信息。我们发现，在生物高采样率条件下，光栅运动的时间频率可以用一个非线性函数来近似，当它小于 50 赫兹。在此基础上，我们提出了一种角速度解码模型，并将其应用于隧道居中（Wang 等，2019）和地形跟踪（Wang、Fu、Wang、Peng、& Yue，2019）模拟成功地再现了真实蜜蜂的行为。然而，这些研究只提出了初步想法。以前的工作。需要进行一系列系统的实验。以验证模型的有效性。

### 3. 方法

#### 3.1. 输入信号模拟

为了解释蜜蜂的飞行行为，我们对蜜蜂的空间和时间分辨率进行了初步研究，以获得符合生物规律参数设置。蜂膜

它们的双侧复眼呈六边形排列，以虹膜间夹角  $\Delta$ （约为  $2^\circ$ ），但虹膜间夹角并不明显分开。

它们在不同区域有所不同，Seidl，1982 年），每个视窗对应一个视柱，其接受角  $\Delta \rho$ （约为  $2.5^\circ$ ，Laughlin 和 Horridge，1971 年），如图所示

图 1.至于时间分辨率，临界融合频率（蜜蜂在视网膜电图测试中对闪烁光源无反应的频率）为 165-300 Hz（Autrum 和 Stoecker，1950 年）。然而，行为实验表明，只有当刺激物以低于 200 Hz 的时间频率运动时，蜜蜂才能检测到光的波动（Srinivasan 和 Lehrer，1984 年）。因此，我们根据蜜蜂的高时间频率图像处理能力，将采样率设定为 200 Hz。我们提出的模

根据蜜蜂的空间分辨率），输入图像可表示如下：

$$I(x, y, t) = (\sin(2\pi\omega/\lambda(t - \phi(y - 1)/\omega)) + 1/C_t)/(1/C_t + 1) \quad (1)$$

其中， $(x, y)$ 表示光斑的位置， $t$ 表示时间， $C_t$  ( $\xi, 1$  是用于调整光栅对比度的参数。在我们的移动光栅设置中， $C_t$  恰好是米歇尔森对比度定义下时间  $t$  的图像对比度：

$$\frac{I_{max}(t) - I_{min}(t)}{I_{min}(t) + I_{max}(t)} = \frac{\frac{2C_t}{1 + C_t}}{2 - \frac{2C_t}{1 + C_t}} = C_t \quad (2)$$

型就是为了应对这种高采样率而设计的。使用如此高的采样率可以提高角速度的估计性能。

输入信号是利用正弦光栅在中移动的二维图像序列模拟的。如果  $\lambda$  和  $\omega$  分别为光栅运动的空间周期和角速度，则时间频率为

和角频率可计算为  $\omega/\lambda$  和  $2\pi\omega\lambda$ 。假设像素之间的角间隔为  $\phi$ （设为  $2^\circ$ ）

其中,  $I_{(max)}(t)$  和  $I_{(min)}(t)$  表示时间

点输入信号的最高光强和最低光强。

为简单起见, 我们将光栅的对比度设为 1, 但考虑到模型的对比度不变性时除外。

### 3.2. 角速度解码模型

该模型包括三个部分: 用于提取空间信息的纹理估计路径、用于提取时间信息的运动检测路径和用于估计角速度的去编码层。拟议模型的结构如图 2 所示。纹理估算部分估算空间频率和图像对比度信息, 运动检测器处理运动信息。然后结合这两组信息对角速度进行解码。

#### 3.2.1. 纹理估计路径

视网膜接收到的模拟输入信号首先由纹理估计途径进行处理, 图像对比度和光栅的空间频率由不同位置的光强来估计。这是基于昆虫感知纹理复杂性的假设。蜜蜂的情况尤其如此, 它们可以通过视觉线索, 包括边缘方向、大小和断裂来分辨光斑 (RoperFernando, & Chittka, , 2017)。隧道实验还表明, 蜜蜂可以分辨出墙上低至 3% 的对比度, 而且只要对比度大于 3%, 蜜蜂在隧道中的飞行速度几乎不受对比度的影响 (Chakravarthi、Rajus、Kelber、Dacke 和 Baird, 2018 年)。一种可能的神经机制包括估计对比度, 并通过估计值消除其在最终反应中的影响。根据这一想法, 提出了纹理估计途径



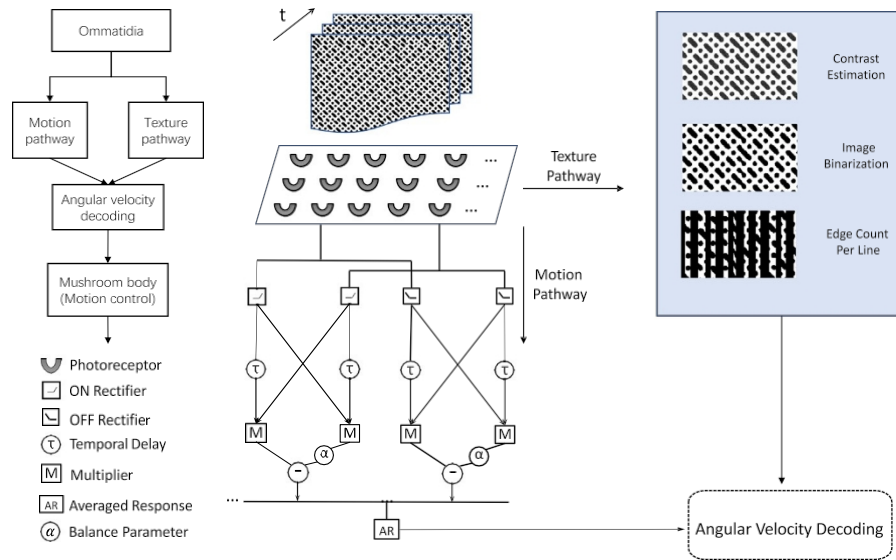


图 2. 拟议的角速度解码模型结构。光栅运动的视觉信息由眼球接收。整个视野中的纹理信息和运动信息在角速度解码层中进行组合。

通过简单的计算来确定图像对比度和空间频率。

根据每个膜片覆盖  $2^\circ (\phi)$  的设定视角 (Seidl, 1982 年), 纵向 60 米 (M), 横向 66 米 (N)。 $^\circ$  我们可以根据整个视野的光强来估计的图像对比度  $C$  和空间周期  $\lambda$ 。

首先, 通过最高和最低强度动态估算图像对比度, 即

$$\hat{C}(t) = \frac{I_{\max}(t) - I_{\min}(t)}{I_{\max}(t) + I_{\min}(t)} \quad (3)$$

然后将输入图像转换成二值图像  $I_B(t)$

强度阈值  $I_{\text{thre}}(t) = (I_{\max}(t) + I_{\min}(t))/2$ 。空间周期通过计算整个二值图像的边界线数量来估算, 可表示为

$$\hat{\lambda}(t) = \frac{2MNj}{\sum_{x,y} |I_B(x,y,t) - I_B(x,y,t-1)|} \quad (4)$$

在我们的模拟中, 这是一种非常有效的计算方法, 可用于估算正弦波和方波光栅的空间频率。对于更复杂、更细致的背景, 该方法也能在一定程度上显示纹理背景的复杂性。在这种情况下, Gabor 滤波器等线性空间滤波器组可能有助于更好地提取纹理信息。

### 3.2.2. 运动检测通道

(1) **mmatidia**: 我们将  $I(x, y, t)$  表示为输入图像序列, 其中  $x, y, t$  为空间和时间位置。视觉信息首先在视网膜上进行处理, 光强在视网膜上被膜捕捉并平滑化, 膜可使用高斯空间滤波器进行模拟 (Fu Wang, Hu, & Yue, 2019)。输出结果为

$$P(x, y, t) = \iint I(x-u, y-v, t) G(u, v) du dv \quad (5)$$

其中,  $G(u, v)$  是高斯核, 定义为

(2) **薄膜层**: 为了便于运动检测, 蜜蜂的视觉系统对强度变化比对绝对强度更为敏感。因此, 在我们的模型中, 输入图像帧由薄片层处理, 在薄片层中计算光强变化, 以获得主要的视觉运动信息 (Yue & Rind, 2006 年)。每个感光器计算亮度变化的过程如下:

$$L(x, y, t) = \int P(x, y, t-u) H_1(u) du + \int L(x, y, t-u) H_2(u) du \quad (7)$$

其中  $L(x, y, t)$  相当于像素的亮度变化。 $H_1(u)$  是一个时间滤波器, 定义为两个脉冲函数  $H_1(u)$  的减法, 其中脉冲函数为

$$H_1(u) = \begin{cases} u & 0 \leq u \leq 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

$H_2(u)$  表示时间滤波器, 代表亮度变化的持续性, 即

(3) **ON层和OFF层**: 受蝇类视觉系统的启发 (Fu Hu, Peng, & Yue, 2018), 亮度变化被分成两个通路: ON 通路和 OFF 通路。具体来说, "开" 通路处理的是光强度的增加; 而 "关" 通路处理的是亮度的减少 (Teixeira 等人, 2018 年)。

表示  $f^+ = \max(0, f)$  和  $f^- = \min(0, f)$ , 那么我们可以将 ON 和 OFF 途径中的细胞输出分别表示为  $L^+(x, y, t)$  和  $L^-(x, y, t)$ 。采用两种并行处理途径可确保蜜蜂在复杂的环境中高效导航。我们在模型中采用了这些途径。

(4) **延迟和相关层**: 表示  $D^+(x, y, t)$ 、 $D^-(x, y, t)$  作为 ON 和 OFF 检测器的输出,  $\tau$  作为 HR 平衡检测器的时间延迟, 根据图 3 中的运动检测器结构, 我们可以得到以下表达式, 其中每对相邻的 ON/OFF 单元之间的相关性为

$G(u, v) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp(-\frac{u^2 + v^2}{2\sigma^2})$ .

(6)  $D^+(x, y, t) = L^+(x, y, t - \tau) - L^+(x, y, t) - \alpha L^+(x, y, t) - L^+(x, y + 1, t - \tau)$  (9)



其中  $\alpha$  选为 0.25, 以形成局部平衡模型 (Zanker 等人, 1999 年)。  $D^-(x, y, t)$  可以用类似的方法表示。

### 3.2.3. 角速度解码层

蜜蜂的复眼包含数以千计的膜, 每个眼膜都有自己的角度方向和接受角 (Stürzl Böddeker, Dittmar, & Egelhaaf, 2010)。在我们的模型中, 有许多平行的检测器与所有视柱相对应。然而, 由于它们的空间位置不同, 它们的反应也略有不同。我们假设不同的检测器根据其空间位置对最终响应做出不同的贡献 (FuWang, Peng, & Yue, 2020)。我们使用加权矩阵来补偿这些差异。将所有 ON 和 OFF 检测器的输出合并, 得到一个响应  $R(\omega, t)$ , 它编码了时间频率:

$$R(\omega, t) = \frac{1}{2t} \int_{-\xi}^{\xi} w(x, y) \times [D^+(x, y, t) + D^-(x, y, t)] dx dy dt \quad (10)$$

其中,  $w(x, y)$  是模拟蜜蜂视角的权重矩阵, 定义如下:

$$w(x, y) = \frac{1}{\cos(\vartheta_{(x)/y}) + 1} \quad (11)$$

其中,  $\vartheta_{(x)/y}(0, \pi/2)$  表示像素偏离中心的视角。

然而, 很难直接从

(10) 因此, 我们先从一个检测器入手, 分析输入信号对响应的影响。如果  $S_A$  和  $S_B$  分别表示虹膜 A (左) 和 B (右) 的亮度变化,  $S^D$  和  $S^P$  分别表示虹膜 A (左) 和 B (右) 的时间变化。

A B

A 和 B 的延迟亮度变化, 则根据 HR 平衡检测器的结构, 检测器的响应

$R_0$  可表示为  $S^D - S_B - \alpha S^P - S_{Ap}$  其中上划线

是指在一个周期 T 内对响应进行平均, 以消除由振荡输入引起的波动。为简单起见, 我们假设图像对比度在这段时间内保持不变。因此, 一个探测器  $R_0$  对移动正弦光栅的响应可以用下式大致表示 (Zanker 等人, 1999 年):

$$R_0 \approx \frac{C^2}{2(1+(C)^2)} \left[ \frac{2\pi(\phi + \tau\omega)}{\lambda} \sin(\frac{2\pi(\phi - \tau\omega)}{\lambda}) - \alpha \sin(\frac{2\pi(\phi - \tau\omega)}{\lambda}) \right] \quad (12)$$

通过分析当呈现不同空间周期的光栅时, 响应  $R_0$  如何随  $\omega$  的变化而变化, 我们利用近似方法从响应  $R(\omega, t)$  中解码出角速度信息。虽然存在不可避免的拟合误差, 但如果拟合函数选择得当, 我们可以将误差降至可接受的水平。可以选择一个解码函数来近似实际角速度:

$$\hat{\omega}(t) = \alpha \lambda^b(t) (1 + 1/C(t)) \sqrt{R(\omega, t)} \quad (13)$$

其中,  $\hat{\omega}$  表示解码角速度,  $C(t)$  是估计空间周期的平均值,  $\lambda(t)$  是短时间内的图像对比度, 由纹理估计层得出。比例参数  $\sqrt{\cdot}$ ,  $b$  用于调整空间独立性。

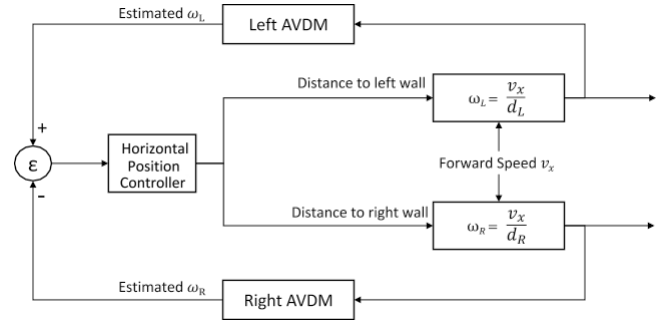


图 3. 基于 AVDM 的隧道居中闭环控制方案。水平位置控制器由左右眼估计的角速度差  $\varepsilon$  触发。

零, 从而防止解码角速度达到无穷大。

## 4. 恒定角速度飞行控制

### 4.1. 隧道居中控制方案

通过利用 Unity 开发平台的物理引擎, AVDM 被嵌入到一只虚拟蜜蜂中, 以模拟蜜蜂的隧道居中行为。蜜蜂可以通过平衡双眼感知到的角速度, 在狭窄的隧道中居中飞行 (Srinivasan 等人, 1996 年)。根据这种视觉飞行策略, 一种基于 AVDM 的控制方案来重现这种行为。然后, 可以通过检查虚拟蜜蜂是否能以与真实蜜蜂相同的方式在隧道中保持中心位置来研究模型的性能。在隧道居中控制方案中, 我们假设蜜蜂在飞行过程中, 前方速度保持不变。这些研究的重点是仅使用水平位置控制器进行中心定位, 利用双眼角速度差估算角速度。只有横向而非

在我们的模拟中, 我们使用的是比额叶视野更大的视野。我们还假设头部的方向与隧道的中心路径大致平行, 很少受到身体运动的影响。有趣的是, 蜜蜂在飞行中实际上是通过在身体偏航之前使用头部偏航来抵消旋转, 从而实现稳定凝视的 (Boeddeker Dittmar, Stürzl, & Egelhaaf 2010)。

按照该计划, 虚拟蜜蜂可以调整自己的位置在隧道中仅利用视觉信息自动进行。如果与左侧墙壁的距离差为  $\varepsilon$  为正, 反之亦然。只需稍加修改, 该方案还可用于模拟其中一面墙壁沿飞行方向或逆飞行方向移动的情况。算法 1 还给出了控制算法, 以总结所提方案的隧道定心过程。

### 4.2. 自动地形跟踪控制方案

如果光栅沿着飞行方向移动, 蜜蜂就会调整飞行高度, 以恢复预先设定的腹侧角速度。这种角速度调节策略有助于蜜蜂安全地通过隧道 (Portelli 等人, 2010 年)。这种视觉策略也用于飞机自动地形跟踪实验 (Ruffier 和 Franceschini

H.Wang, Q.Fu, H. Wang et al. / *Journal of Intelligent and Robotic Systems* 180-193 (2015) 180-193  
 2015年。我们可以在这项飞行任务中对所提出的模型  
 这里， $a(1+1/\mathcal{C})R$  可以看作是对时间的估计。  
 频率，并有少量拟合误差。解码函数可以解释为时间频率与  
 空间频率（代表角速度）之比。注  
 $\mathcal{C}(t)$  不为零。当  $\mathcal{C}(t)$  接近于零时，R 会变为

进行检验，看看它是否能提高蜜蜂的飞行速度。  
 角速度调节的精度。利用 AVDM，我们  
 可以估计飞行中的角速度。通过将其调节为一个恒定值，飞  
 行高度将自动改变，而无需事先了解确切的飞行高度和前进  
 速度。

**算法 1: 隧道居中算法**

**输入:** 到左墙的初始距离  $d_0$ , 到入口的初始距离  $x_0$ , 整数历史大小  $m = 10$ , 迭代指数  $i = 1$ , 最大迭代次数  $n$ ;  
**输出:** 虚拟蜜蜂的轨迹  
 $T = ((d_0, x_0), (d_1, x_1), \dots, (d_n, x_n))$

```

1 while  $i < m$  do
2   接收左侧图像  $I_L(i)$  和右侧图像  $I_R(i)$ ;
3   更新  $d_{i+1} = d_i$ ,  $x_{(i)+1} = x_{(i)} + \Delta x$ ;
4 结束
5 当  $m \leq i < n$  do
6   接收图像  $I_L(i)$ , 并使用 AVDM 计算角速度  $\omega_L(i)$ ;
7   接收图像  $I_R(i)$ , 并使用 AVDM 计算角速度  $\omega_R(i)$ ;
8   更新  $d_{i+1} = d_i + \Delta d * \text{Sign}(\omega_L(i) - \omega_R(i))$ ,  $x_{i+1} = x_i + \Delta x$ ,  $i = i + 1$ ;
9   丢弃图像帧  $I_L(i-m)$ 、 $I_R(i-m)$  丢弃;
10 结束
11 返回轨迹  $T$ ;
```

表 1

模型参数和控制方案。

等式	参数
(4)	$\phi = 2^\circ, M = 60, N = 66$
(6)	$\sigma = 1.5$
(8)	$\mu = 1$
(9)	$\tau = 0.005 \text{ s}, \alpha = 0.25$
(10)	$\xi = 0.05 \text{ s}$
(13)	$A = 100 \text{ S}^{-1}, B = 1$
(14)	$k = 0.1 \text{ kg/s}, g = 9.81 \text{ m/s}^2$
(15)	$\rho = 0.04 \text{ kg} \cdot \text{m/s}$
(17)	$p = 1$

图 4 给出了地形跟踪的闭环控制方案。为简单起见, 我们假设前飞速度由恒定的前推力维持。这一假设是合理的, 因为蜜蜂倾向于调整飞行高度而不是速度来调节腹面角速度 (Portelli 等人, 2010 年)。因此, 所提出的 AVDM 可以根据预设角速度和连续估计值之间的差值来调整垂直升力 (Gemerek、Ferrari、Wang 和 Campbell, 2019 年)。在这里, 当垂直升力设置为相同重力值且地面平坦时, AVDM 也会在初始阶段估算预设角速度。随后, 当腹面角速度因地形起伏而变化时, 垂直升力控制器将根据估计腹面角速度与预设值之间的差值  $\epsilon$  来改变升力。如果差值  $\epsilon$  为正, 升力将增加, 反之亦然。

在地形跟踪过程中, 垂直速度  $v_z$  相对较低。

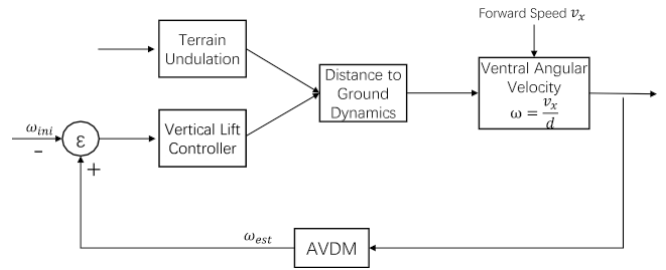


图 4 基于 AVDM 的地形跟踪闭环控制方案基于 AVDM 的地形跟踪闭环控制方案。预设角速度  $\omega_{ini}$  与估计角速度  $\omega_{est}$  之间的差值  $\epsilon$  触发垂直升力控制器。

**算法 2: 地形跟踪算法**

**输入:** 到地面的初始高度  $h_0$ , 初始水平位置  $x_0$ , 整数历史记录大小  $m = 10$ , 迭代索引  $i = 1$ , 最大迭代次数  $n$ ; 预设角速度  
**输出:** 虚拟蜜蜂的轨迹  
 $T = ((h_0, x_0), (h_1, x_1), \dots, (h_n, x_n))$

```

1 while  $i < m$  do
2   接收腹部摄像机  $I_V(i)$  的图像;
3   更新  $h_{i+1} = h_i$ ,  $x_{(i)+1} = x_{(i)} + \Delta x$ ;
4 结束
5 while  $m \leq i < n$  do
6   接收图像  $I_V(i)$ , 并使用 AVDM 计算角速度  $\omega(i)$ ;
7   根据 (14) 调整垂直升降; 根据 (15) 和 (16) 计算垂直位置变化  $\Delta h$ ;
8   更新  $h_{i+1} = h_i + \Delta h$ ,  $x_{(i)+1} = x_{(i)} + \Delta x$ ,  $i = i + 1$ ;
9   从内存中丢弃图像帧  $I_V(i-m)$ ;
10 结束
11 返回轨迹  $T$ ;
```

给定初始条件后, 就可以逐步计算飞行轨迹。这一过程可通过 Unity 开发平台的物理引擎实时完成。

**4.3. 参数设置**

拟议模型和控制方案的参数如表 1 所示。参数主要根据经验知识手动调整, 除非另有说明, 否则在以下模拟中保持不变。

**5. 成果**

在本节中, 我们将介绍实验和结果。为了证明模型的空间独立性以及对同调和噪声的鲁棒性, 我们首先在 Matlab 中对所提出的模型进行了测试。(© The MathWorks, Inc.) 使用合成光栅刺激。该然后, 该模型将以代理的形式在

$$m \frac{d(v)_z}{dt} = F - kv_z - mg \quad (14)$$

小, 空气阻力可近似为  $f = kv_z$ 。

然后, 就可以用以下微分方程来描述垂直动态:

$$\frac{d}{dt}$$

$$F = \rho(\omega_{est} - \omega_{ini})$$
 (15)

$$v_z = \frac{dz}{dt}$$
 (16)

其中，m 是虚拟蜜蜂的质量，g 是重力加速度，F 是垂直升力， $\rho$  是增益控制参数。

Unity 实时开发平台（C Unity Technologies）来重现蜜蜂在神经网络 136 (2021) 180–193 虚拟环境中的隧道居中和地形跟随行为。Unity 软件允许对虚拟环境进行建模，并可随时将算法附加到对象上。

5.1. 角速度解码结果

为了检测所提模型的空间频率独立性，我们选择了空间周期范围较宽（12° 至 72°）的正弦光栅作为视觉输入。估计结果

表 2

不同空间周期角速度解码曲线的调整后 R 平方值。

空间周期	12°	19°	38°	54°	72°
调整后-R <sup>2</sup>	0.8685	0.9962	0.9995	0.9981	0.9974

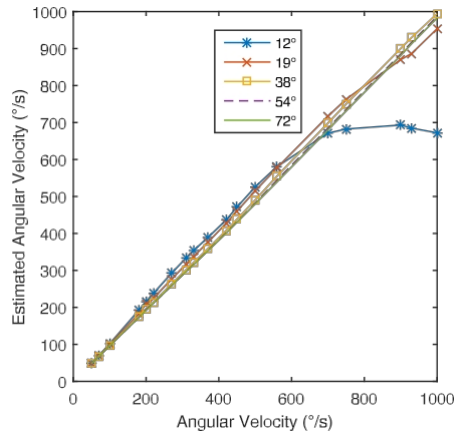


图 5 角速度解码结果角速度解码结果。不同空间周期（12°、19°、38°、54°和 72°）的移动光栅测试不同角速度下的估计角速度曲线，显示了模型的空间频率独立性。

角速度见图 5。除了在处理以高角速度移动的窄光栅（12°）时，所提出的模型对角速度的编码效果很好，差异很小。速度（大于 700°/s）。蜜蜂倾向于保持 300°/s 的恒定角速度（Baird、Srinivasan、Zhang & Cowling，2005 年），我们提出的 AVDM 与之非常吻合，并代表了较大的空间独立性。

在这里，我们使用调整后的 R 平方来评估解码误差。调整后的 R 平方是一个统计指标，用于量化数据点与地面实况线的拟合程度。不同空间周期的调整 R 平方值见表 2。从表中可以看出，大多数解码曲线都能很好地估计角速度，因为调整后的 R 平方值都接近 1。

为了证明与最先进的角速度估算模型相比，AVDM 的空间独立性得到了改善，我们将其与前述的另外两个角速度估算模型进行了对比。

这些检测模型是 R-HR 模型（Riabina & Philippides，2009 年）和 C-HR 模型（Cope 等人，2016 年）。这些模型的原始结果以相同的指标重新绘制在图 6 中。通过 Lipetz 变换（Shoemaker 等，2005 年），AVDM 响应也被校正为（0，1）。

Lipetz 变换公式如下，以引入饱和和非线性：

$$U = R^p / (R^p + R_0) \quad (17)$$

其中，R 是输入响应，p 是（0.5，]中的指数，R<sub>0</sub>是定义中间响应水平的参数。

在这里，我们引入了一个新的指标，即平均空间独立偏差（Averaged Spatial Independence Deviation），它使用的是不同空间周期的移动光栅测试时归一化反应的标准偏差。三种模型的空间独立性比较见图 7。利用该指标，现在可以在任何角速度下评估模型响应的空间独立性。总体而言，我们的模型比其他模型显示出更强的空间独立性。当角速度增加时，R-HR 模型的响应变化较大。而 C-HR 模型在约 100°/s 时表现良好，但在约 100°/s 时显示出较大的偏差。在低速（低于 60°/s）和高速（快于 300°/s）时的偏差角速度。与比较模型相比，我们提出的 AVDM 在更大范围内解码角速度时表现更好。

蜜蜂可以在具有各种对比度墙壁图案的隧道中熟练导航（Chakravarthi 等人，2018 年）。为了评估模型对图像对比度的稳健性，我们通过移动不同对比度的正弦光栅来测试所提出的模型。从图 8(a)中可以看出，当图像对比度从 1/5 到 3/5 变化时，结果显示差异很小。这优于之前的模型，尤其是当角速度较低或较高时（Cope 等人，2016 年）。所提出的模型处理了首先估计对比度的纹理估计路径和使用估计对比度的解码层，以解码角速度。尽管输入刺激的对比度是动态的，但角速度仍能得到准确估计，这让人联想到蜜蜂在动态和杂乱的环境中飞行。

为了证明所提模型对噪声的鲁棒性，我们进行了一项测试，在输入信号中加入了不同程度的高斯白噪声。测试结果如图 8（b）所示。当信噪比（SNR）大于 40 dB 时，估计的图像速度曲线几乎没有变化。由于普通摄像机的信噪比通常 50 dB 或更高，因此这些结果证明了在小型机器人中实施 AVDM 的可靠性。

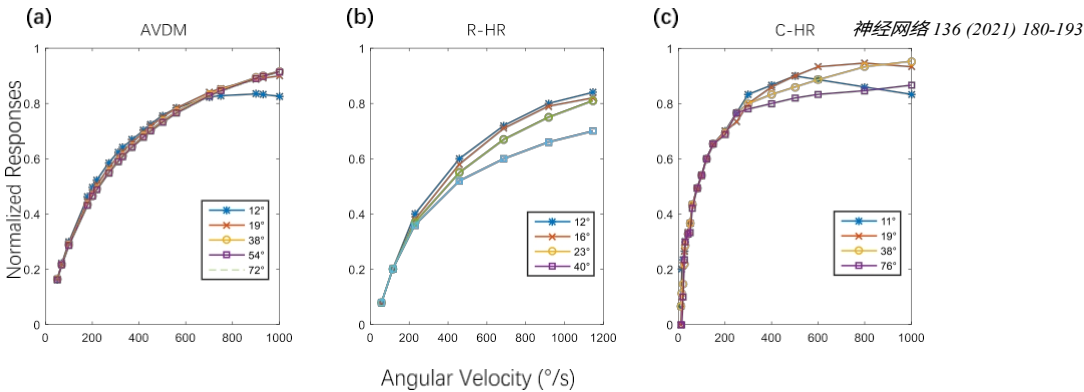


图 6.归一化响应与其他两个已发表模型的比较。(a) 通过 Lipetz 变换得到的 AVDM 归一化响应。(b) R-HR 模型在不同角速度下不同空间周期的响应曲线 ( Riabinina 和 Philippides, 2009 年)。(c) C-HR 模型的归一化响应在 100°/s 速度附近显示出很大的空间独立性 (Cope 等人, 2016 年)。

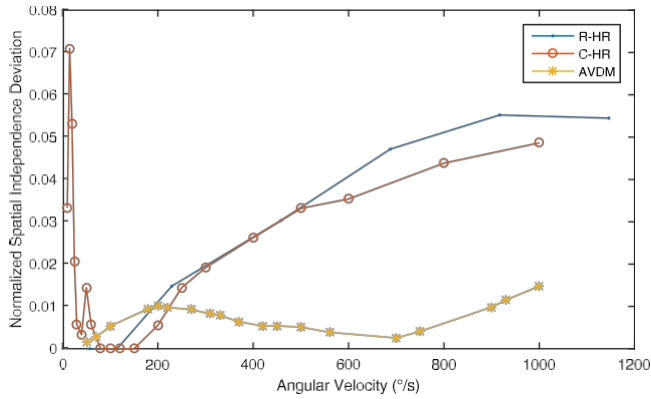


图 7. 空间独立性与其他两种模型的比较。三种模型的平均空间独立偏差显示了它们在不同角速度下的性能。拟议的 AVDM 在较大的角速度范围内显示出较低的偏差。

### 5.2. 隧道居中模拟结果

在实际的隧道行为实验中，即使隧道壁上覆盖着不同空间频率或对比度光栅，蜜蜂也能沿着图案隧道的中心飞行（Srinivasan 等人，1996 年）。生物学家认为，蜜蜂可以估算出与空间频率和对比度无关的背景速度，并通过平衡两只复眼感应到的角速度来调整自己的位置。因此，再现类似的飞行行为是我们在这种情况下检验模型性能的标准之一。为了证明生物启发的宽视场光流集成模型的导航能力，我们已经进行了大量关于中心定位和速度调节的走廊实验（ClawsonStewart, Eliasmith, & Ferrari, 2017; Humbert & Hyslop, 2009）。

为了验证所提模型的有效性，我们的目标是尽可能再现蜜蜂的隧道中心行为。我们再次使用 Unity 平台建立了虚拟环境（见图 9）。我们进行了一系列模拟，包括从不同的横向位置居中、光栅的空间频率高度独立、X 型隧道居中以及用移动墙调整横向位置。

在第一种模拟中，虚拟蜜蜂从图案隧道中的不同位置开始。我们在虚拟蜜蜂的双眼中实施 AVDM，然后评估蜜蜂是否能以与真实蜜蜂相同的方式做出居中反应。在

如图 10 所示，在其中一次模拟中，两面墙壁上都有相同空间频率的图案（46 个周期  $m^{-1}$ ）。

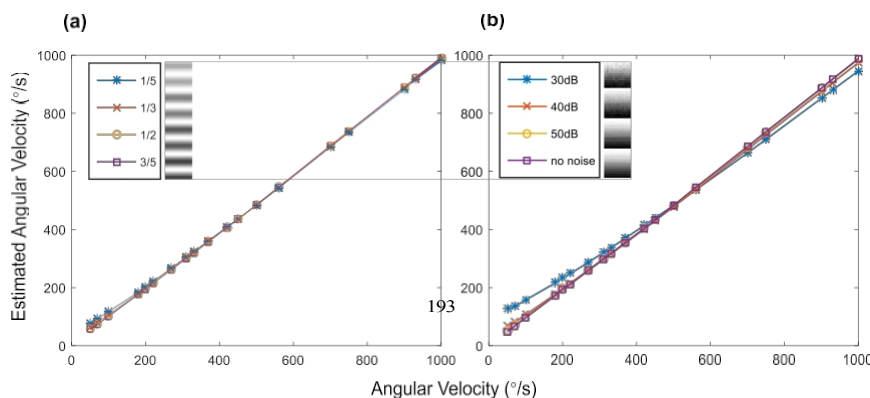
虽然虚拟蜜蜂在不同的起始点被释放，但它可以仅利用视觉信息调整自己的位置并最终沿着隧道的中心路径飞行。结果如果空间频率发生变化（15、20、30、40 个周期  $m^{-1}$ ），只要两面墙壁的载频相同，就不会发生变化。

模式。

在第二种模拟中，通过改变一面墙的空间频率，同时保持另一面墙的空间频率不变，研究了所提出模型的空间独立性。从图 11 中可以看出，虽然右侧墙壁的空间频率变化很大，但虚拟蜜蜂仍能沿着隧道飞行，几乎没有偏离中心路径。这与生物实验的结果一致，生物实验表明，居中反应几乎不受图案空间频率的影响（Srinivasan, 2010 年）。出现偏差的原因可能是在使用不同图案进行测试时，估计角速度之间存在差异（见图 6）。这意味着模型并不完全独立于空间。然而，用真实熊蜂进行的行为实验表明，在这种情况下也能观察到类似的现象（Dyhr 和 Higgins, 2010 年）。这表明，真实蜜蜂的神经系统中可能存在较大的空间独立性，而非完全的空间独立性。

在第三轮模拟中，虚拟蜜蜂使用 X 形隧道进行进一步评估，隧道宽度先减小后增大。在这种情况下，真实的蜜蜂不仅能进行速度调整，还能随着隧道变窄而降低速度，以恢复理想的图像速度（Srinivasan, 2010, 2011）。为了再现 X 形隧道中的速度调整行为，我们在模拟中设计了一种反馈控制方案，以将双眼估计的角速度总和调节为一个恒定值。结果如图 12 所示。虽然蜜蜂在不同的起始点被释放，但它会调整自己的横向位置向中心路径飞行。此外，飞行速度也会随着宽度的变化而改变，这进一步表明了所提出模型的实用性。

所有三种隧道模拟都再现了真实蜜蜂在图案隧道中的类似情况。然而，这并不足以说明所提出的模型能够有效地估计角速度。例如，能够利用视觉信息测量与墙壁距离的模型也能产生类似的居中反应。在隧道实验中，如果墙壁沿其飞行方向移动，蜜蜂就会向一侧墙壁移动；如果墙壁向相反方向移动，蜜蜂就会向移动，以平衡两侧的角速度（Srinivasan 和 Zhang, 1997 年）。这种横向





**图 8.**拟议 AVDM 对对比度和噪声的鲁棒性。(a) 用空间周期为  $54^\circ$  移动正弦光栅对所提出的模型进行测试，图像对比度设为  $1/5$ 、 $1/3$ 、 $1/2$  和  $3/5$ 。(b) 利用空间周期为  $54^\circ$  移动正弦光栅对所提出的模型进行测试，输入光栅的信噪比设置为 30 dB、40 dB 和 50 dB。同时还给出了无噪声输入的结果作为参考。

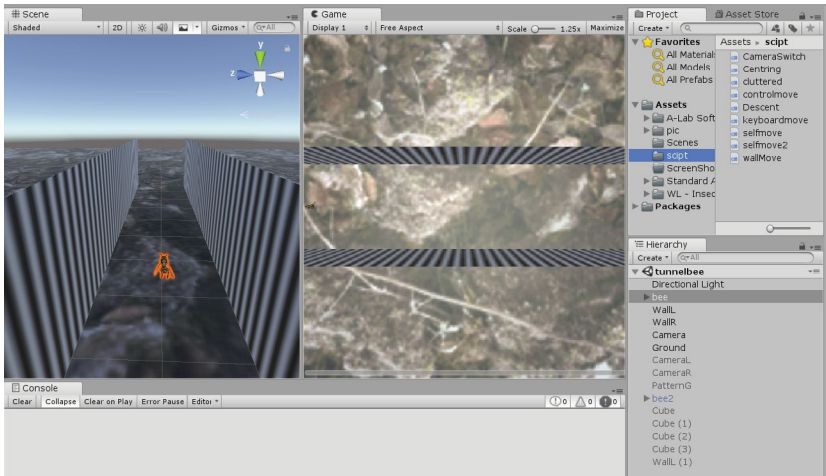


图 9.隧道实验的统一模拟环境。虚拟蜜蜂在两面墙壁都有正弦曲线图案的模拟隧道中飞行。两只眼睛接收到的图像可分别进行实时处理，以调节飞行路线。演示视频见 <https://youtu.be/gNvtaSqNjdI>。

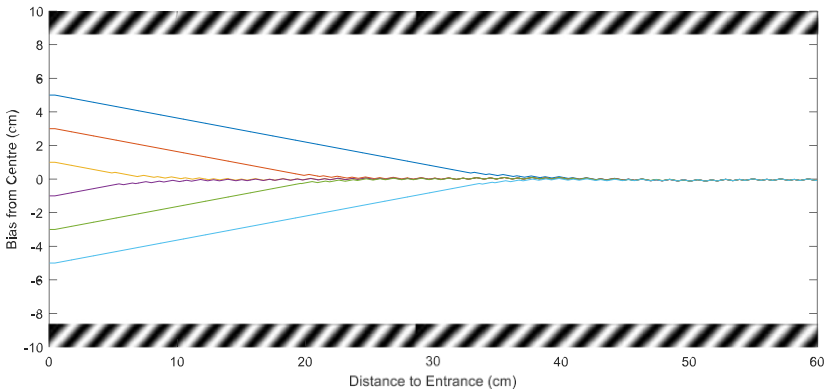


图 10.从不同起点开始的隧道中心定位记录了实施了 AVDM 的虚拟蜜蜂从不同飞过图案隧道时的路线。飞行路径通过图 4 中的控制方案进行调整。

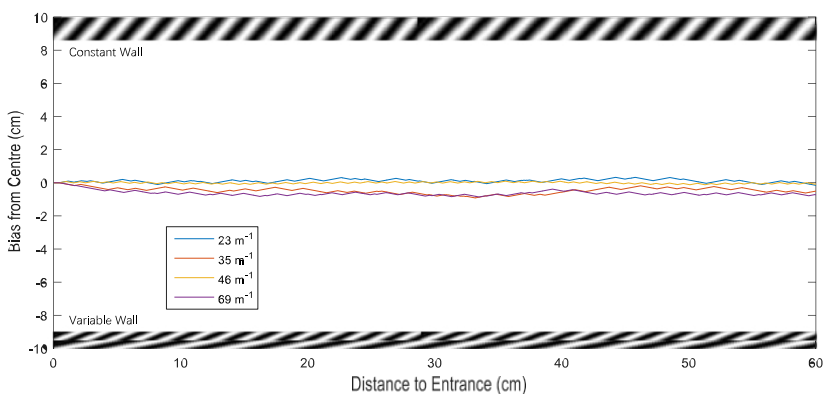


图 11.使用不同空间频率光栅的隧道中心定位。左壁光栅的空间频率始终为 46 个周期  $\text{m}^{-1}$ ，而右壁光栅的空间频率则在 23、35、46 和 69 个周期  $\text{m}^{-1}$  之间变化。这些轨迹显示了居中对空间频率的稳健性。

这表明蜜蜂确实是通过平衡角速度而不是与墙壁的距离来调整位置的。

为了证明所提出的模型在这种情况下运行良好，我们对

移动墙壁进行了模拟。结果如图 13 所示。虚拟蜜蜂移动

如果左侧墙壁以恒定的速度（比飞行速度慢得多）沿飞行方向移动，则更靠近左侧墙壁。横向位置如预期般移动，以平衡双眼估算的角速度。相反，如果左侧墙壁向后移动，虚拟蜜蜂轨迹就会向右侧墙壁移动。这两个结果都与行为实验的结果相吻合

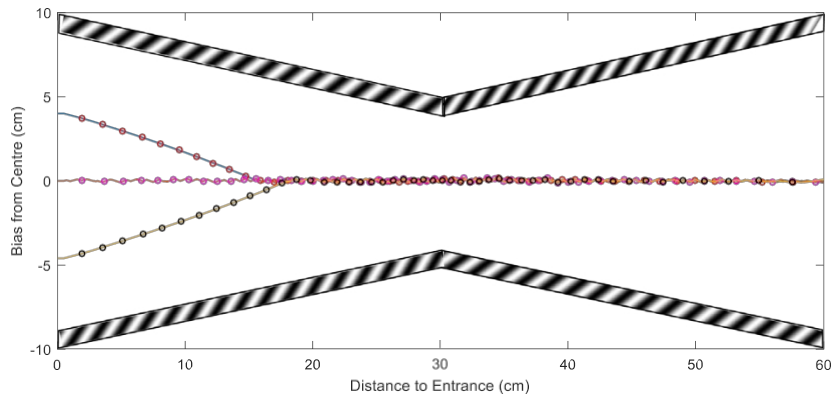


图 12.X 形隧道居中模拟。虚拟蜜蜂从不同点出发的飞行轨迹如图所示。隧道壁上布满了空间频率为 46 周期  $\text{m}^{-1}$  的正弦光栅。蜜蜂的位置用圆圈标出，圆圈之间用相同的时间隔开。

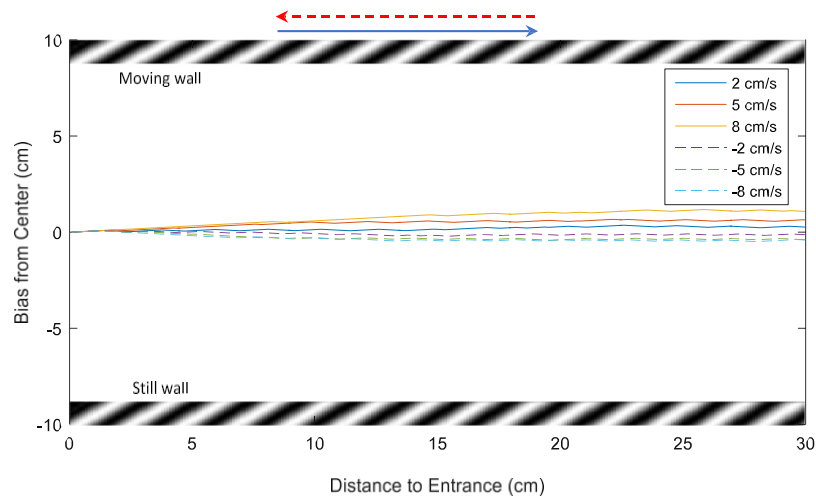


图 13.单壁以不同速度向前或向后移动时的隧道居中情况。实线表示一面墙向前移动，点线表示一面墙向后移动。代理飞行速度为 30 厘米/秒。

Srinivasan和Zhang，1997），这所提出的模型可以有效地解释蜜蜂的隧道中心行为。

### 5.3. 地形跟踪模拟结果

该模型在估计角速度方面的准确性尚未通过隧道定心实验得到充分证明。这是因为控制方案是由两只眼睛各自估计的角速度之差触发的。角速度估计误差可以通过减法来减小。为了进一步验证所提模型的有效性，在地形跟踪模拟中，在地面布满光栅的虚拟蜜蜂中实施了 AVDM（见图 14）。这种视觉引导飞行任务的性能更多地取决于角速度估计的准确性，这为检验我们提出的模型提供了一个理想的机会。我们设计了一系列地形跟踪模拟。我们记录了飞行轨迹和腹面反应，以观察虚拟蜜蜂是否能够仅利用视觉信息，通过估计图像运动的角速度并将其调节为恒定值来完成自动地形跟随。

。

使用 AVDM 的虚拟蜜蜂首先在布满正弦光栅的规则上进

行测试。虚拟蜜蜂以一定的前进速度（50 厘米/秒）在给定高度（25 厘米）左右释放。最初，蜜蜂被设定为向前飞行而不改变其高度（通过设定垂直升力等于其重力）。飞行高度

然后，在前几帧之后，使用 AVDM 估算预设角速度值。通过使用上一节所述的控制方案（图 5）将连续角速度调节到该预设值，目的是仅使用视觉信息自动调整飞行高度。结果如图 15 所示。

从图中可以看出，当蜜蜂飞过平坦地形时，腹部相机估算的角速度是准确的，并且保持不变，只有最初的几帧除外。当蜜蜂飞近起伏地形时，腹部响应增加，反之亦然。通过根据估计角速度与预设值之间的差值改变垂直升力，虚拟蜜蜂始终与有纹理的地面保持适当的距离。在执行这项视觉引导任务时，不需要飞行速度或飞行高度等信息。总的来说，所提出的 AVDM 能够为蜜蜂在有图案的规则地形上飞行时提供足够的导航。类似的地形跟踪实验也曾在飞行器上进行过（Ruffier 和 Franceschini, 2005 年, 2015 年）。主要区别在于，他们使用 EMD 传感器的输出而不是角速度来调节飞行路线。我们提出的模型直接估算角速度，以提高地形跟踪调节的准确性。

为了检验地形跟踪在不同情况下的稳健性条件下，进行了一系列对照试验。首先，在不同的初始高度释放虚拟蜜蜂。地形跟踪轨迹如图 16（a）所示。可以看出

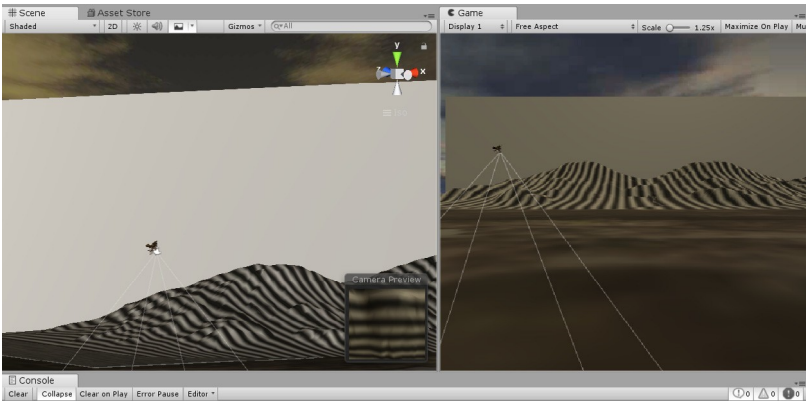


图 14.地形跟踪实验的统一模拟环境。蜜蜂仅利用腹部视觉信息飞越带有非均匀正弦光栅的起伏地形。演示视频见 <https://youtu.be/l3SAnmOrgfk>。

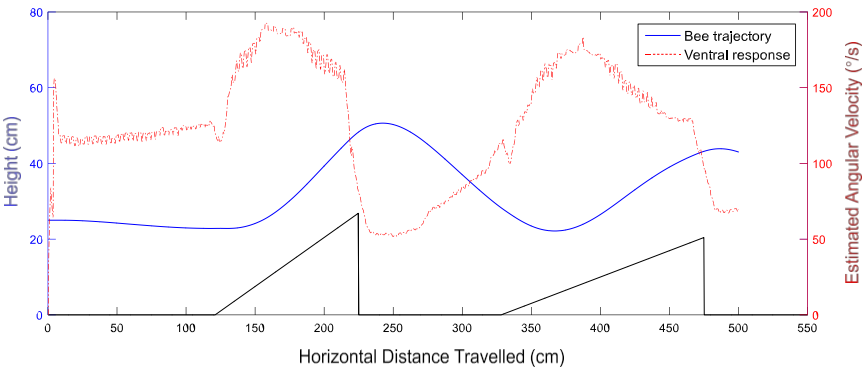


图 15.地形跟踪飞行轨迹和估计角速度。当蜜蜂飞越带有正弦光栅（30 个周期  $\text{m}^{-1}$ ）的地形（黑线）时，蜜蜂的飞行轨迹被记录下来，腹眼估算的角速度也显示出来，说明轨迹如何受到角速度调节的影响。

可以看到，虚拟蜜蜂根据离地面的初始高度保持距离，从而很好地跟踪地形。角速度的预设可确保蜜蜂在动态初始高度下熟练地跟踪地形。初始高度越低，飞行轨迹对地形的跟踪越好。当初始高度为 50 厘米时，腹角速度的变化较小，因为这一高度的地形起伏相对小于较低高度。

在第二种对照试验中，研究了飞行速度对地形跟踪的影响。飞行速度从 20 厘米/秒到 60 厘米/秒不等，飞行轨迹记录如图 16(b)所示。所有测试速度下的飞行轨迹都能仅利用视觉信息很好地跟踪地形，没有任何坠毁的危险。轨迹之间的差异主要是由控制方案造成的。如果速度为 20 厘米/秒，轨迹就能很好地跟踪地形。如果虚拟蜜蜂的飞行速度较快，则较难平稳地调整飞行高度。一个更好的控制方案可以改善不同速度下的地形跟随性能。

最后，通过用不同光栅覆盖地形，评估了所提模型在地形跟踪中的空间独立性（见图 16(c)）。所选光栅的空间周期范围很广。在初始飞行高度和飞行速度相同的情况下，所有飞行轨迹都能很好地跟踪地形。从不同空间频率光栅上的飞行轨迹（图 16(c)）可以看出，空间频率对地形跟踪性能的影响很小。这再次满足了我们的预期，即所提出的模型具有较大的空间独立性，而不是完全的空间独立性。

为了了解该模型在更复杂的情况下是否稳定，我们还测试了山形上空的虚拟蜜蜂。

地形有不规则的起伏，并布满正弦光栅。结果如图 17 所示。飞行轨迹显示，通过调节角速度，飞行高度会根据与地面的距离自动变化。每当蜜蜂离地面越来越近时，AVDM 估计的角速度的增加就会触发控制器提供更高的垂直升力，帮助蜜蜂升离地面。使用地毯纹理进一步验证了模型和控制方案的鲁棒性（见图 18）。虽然在这种情况下对山体起伏的地形跟踪不如对正弦光栅的地形跟踪，但蜜蜂仍能以略有不同的高度和速度成功飞越地形。这进一步验证了所提出的 AVDM 在地形跟随模拟中的有效性，显示了其在无人飞行器飞行控制中的应用潜力。

## 6. 讨论和结论

我们提出了一种角速度解码模型（AVDM），它通过结合输入信号中的纹理和时间信息来估计视觉运动的速度。该模型由三部分组成：基本运动检测电路、宽视场纹理估计路径和角速度解码层。在最初使用移动正弦光栅进行测试时，与最先进的角速度检测模型相比，该模型能更有效地估计角速度，并提高了空间频率独立性。我们还进一步评估了该模型再现隧道居中和地形跟踪行为的能力。我们



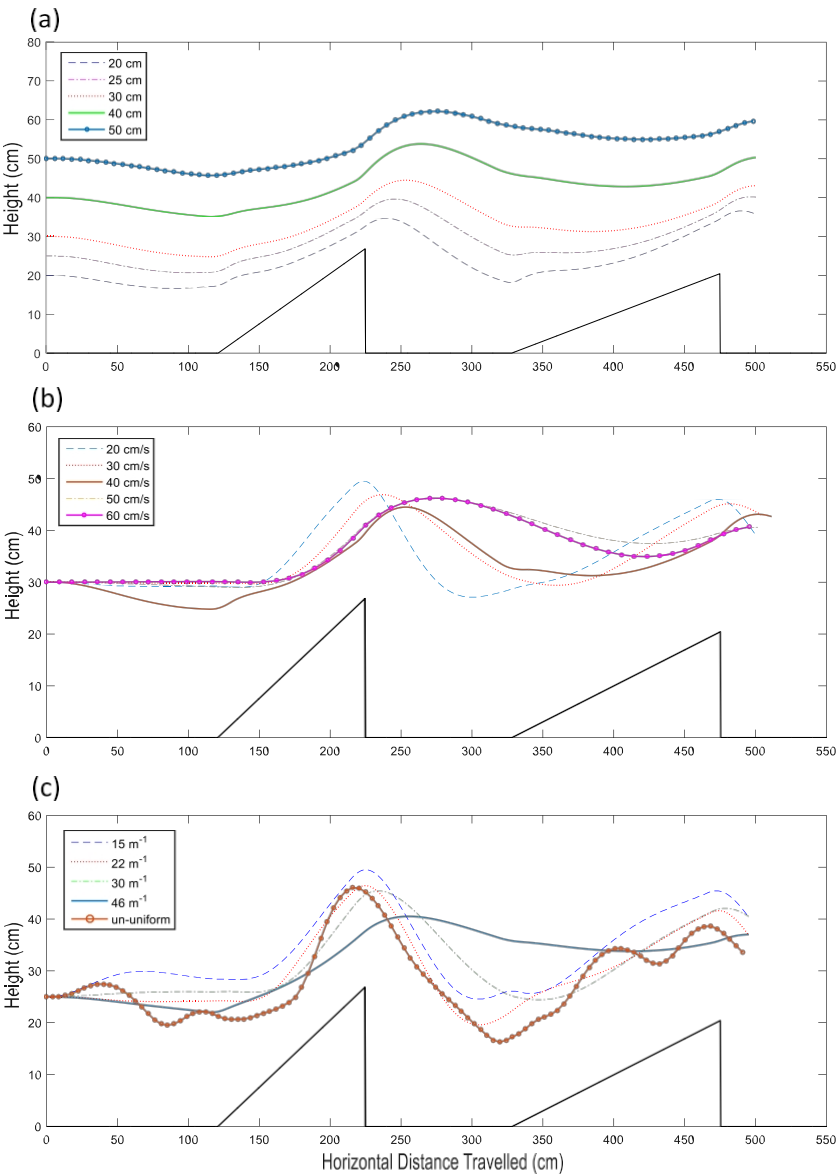


图 16.对照试验显示了不同飞行高度、速度和地形光栅下地形跟踪的鲁棒性。(a) 以 50 厘米/秒的速度在不同的初始高度释放虚拟蜜蜂，使其飞越带有正弦光栅 (30 周期  $\text{m}^{-1}$ ) 的地形。(b) 虚拟蜜蜂在 30 厘米的高度以不同的飞行速度被释放，飞越带有正弦光栅的地形 (30 周  $\text{m}^{-1}$ )。(c) 在 25 厘米高处以 40 厘米/秒的飞行速度释放虚拟蜜蜂，使其飞越带有不同光栅的地形。

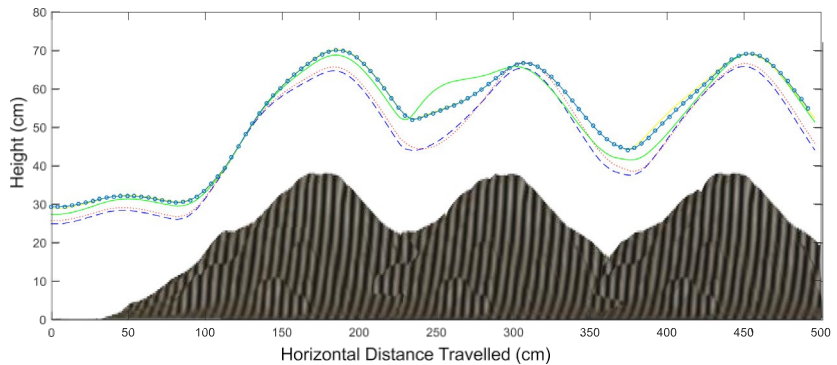


图 17.在带有正弦光栅的山形地形上的多次地形跟踪飞行轨迹。在初始高度和速度略有不同的情况下，这些轨迹很好地贴合了图案山的起伏，这表明了模



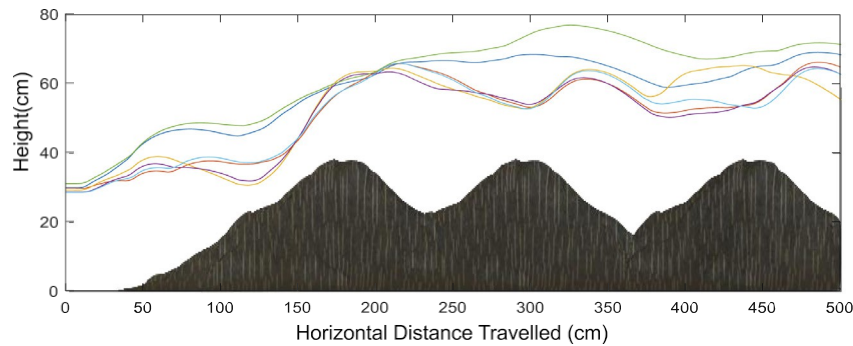


图 18.地毯纹理上地形跟踪的多个飞行轨迹。在布满天然地毯纹理的山峰上成功进行地形跟踪，显示了应用于无人机飞行控制的潜力。

在解释蜜蜂的这些行为时，他们考虑了蜜蜂的空间和时间分辨率，以获得生物合理的参数设置。科普等人之前建立的模型（CopeSabo, Vasilaki, Barron, , & Marshall2017）更适合电生理数据（Ibbotson, 2001）。然而，我们并没有试图拟合具有较大方差的数据。我们的重点是降低空间依赖性，目的是更有效地模拟视觉飞行行为。我们认为，在生物合理性和算法效率之间需要进行权衡。我们对非线性关系的近似可能不是蜜蜂解码角速度的方法，但它的功能足以再现蜜蜂的视觉飞行行为。

虽然所提出的模型主要是针对使用正弦光栅估计角速度而设计的，但它可以很容易地推广到处理其他图案。事实上，即使不做任何修改，AVDM 也能很好地解码具有明显边缘的图案的角速度，如具有一定空间频率的棋盘图案。该模型还针对不规则雪山地形（Wang, Fu, Wang, Peng, & Yue, 2019）和地毯纹理地形进行了进一步测试。当山地地形被正弦光栅覆盖时，飞行轨迹并很好地跟随地形。然而，成功飞行的轨迹同时又避免了碰撞，这表明该模型具有在杂乱环境中良好导航的巨大潜力。

我们的工作有几种潜在影响。最重要的是，我们的工作可用于研究其他视觉引导的飞行行为，如视觉着陆。我们的代码和演示视频都是公开的。尽管针对特定的视觉飞行任务，运动动力学和控制方案可能会有所不同，但模拟可以很容易地在同一平台上建立。此外，该模型还可用于仅使用视觉传感器进行视觉飞行的无人飞行器。与传统方法相比，我们提出的方法在两个方面大大减少了计算量。首先，解码角速度所需的图像尺寸很小；，通过使用离散积分减少了计算量。值得注意的是，许多类似昆虫的机器人经常使用神经形态传感来减少计算量（Indiveri & Liu, 2015; Vanarse, Osseiran, & Rassau, 2016）。

此外，所提出的模型还有可能模拟蜜蜂的其他行为。例如，保持恒定角速度也用于蜜蜂的贴壁行为（Roubieu 等人，

2014 年；Serres 等人，2008 年）。整合角速度还能提供测距信息。这可能有助于解释蜜蜂如何测量飞行距离（Esch & Burns，1995 年）。至于模型本身，我们只提供了前进和后退方向的运动检测器。此外，还可以加入向上和向下运动的运动检测器，形成一个更完整的视觉检测系统，以处理更复杂和动态的视觉场景。

## 利益冲突声明

作者声明，他们有可能影响本文所报道工作的已知财务竞争利益或个人关系。

## 致谢

本研究部分得到欧盟 "HORIZON 2020" 项目 "STEP2DYNA" (欧盟资助691154) 和 "ULTRACEPT" (欧盟资助778062) 的资助; 得到国家自然科学基金项目 "12031003" 和 "11771347" 的资助; 部分得到中国博士后科学基金项目 "2020M682651" 的资助。作者衷心感谢责任编辑和匿名审稿人的认真审阅和宝贵意见, 这些意见有助于提高本文的质量。

## 参考资料

- Autrum, H., & Stoecker, M. (1950). Die verschmelzungsfrequenzen des bienenauges. *Zeitschrift für Naturforschung B*, 5(1), 38-43.
- Baird, E., Srinivasan, M. V., Zhang, S., & Cowling, A. (2005). 视觉控制蜜蜂飞行速度的。 *鱼类生物学杂志*, 208 (20), 3895-3905。
- Baird, E., Srinivasan, M. V., Zhang, S., Lamont, R., & Cowling, A. (2006). 视觉蜜蜂飞行速度和高度度的控制。 *国际会议适应行为模拟* (第 40-51 页)。Springer.
- Boeddeker, N., Dittmar, L., Stürzl, W., & Egelhaaf, M. (2010). 精细结构蜜蜂在归巢任务中头部和身体偏航运动的。 *Proceedings of the Royal Society of London B: Biological Sciences*, 277(1689), 1899-1906。
- Borst, A., & Euler, T. (2011). Seeing things in motion: 模型、电路和 机制。 *神经元*, 71 (6), 974-994。
- Chakravarthi, A., Rajus, S., Kelber, A., Dacke, M., & Baird, E. (2018). 差异蜜蜂 *Apis cerana* 和 *Apis mellifera*。 *鱼类生物学杂志*, 221 (20), 文章飞行控制的空间分辨率和对比敏感性 jeb184267。
- Clawson, T. S., Stewart, T. C., Eliasmith, C., & Ferrari, S. (2017). 自适应用于拍打昆虫尺度机器人的尖峰神经控制器。 In *2017 IEEE symposium series on computational intelligence* (pp. 1-7). IEEE.
- Cope, A. J., Sabo, C., Gurney, K., Vasilaki, E., & Marshall, J. A. (2016). 模型角速度调谐运动检测器, 考虑到偏差蜜蜂以走廊为中心的反应。 *PLoS Computational Biology*, 12(5), Article e1004887.
- Cope, A. J., Sabo, C., Vasilaki, E., Barron, A. B., & Marshall, J. A. (2017). 昆虫中枢复合体。 *PLoS One*, 12(2), Article e0172325. 中地标与运动整合的计算模型
- Dyhr, J. P., & Higgins, C. M. (2010). 空间频率调谐光流依赖行为的。 *鱼类杂志 生物学*, 213 (10), 1643-1650。
- Egelhaaf, M., Kern, R., & Lindemann, J. P. (2014). 运动是来源环境信息: 对生物运动计算的全新认识昆虫大脑。 *神经回路前沿*, 8, 127。
- Esch, H., & Burns, J. (1995). 蜜蜂利用光流测量距离食物源的。 *Naturwissenschaften*, 82(1), 38-40.
- Fleet, D. J. (2012). *图像速度测量*, 第 169 卷。Springer Science & Business Media。

- Franceschini, N., Ruffier, F., & Serres, J. (2007). 受生物启发的飞行机器人揭示了昆虫的驾驶能力。《当代生物学》, 17 (4) , 329-335。
- Fu, Q., Hu, C., Peng, J., & Yue, S. (2018). 在中塑造碰撞选择性具有平行 ON 和 OFF 通路以及隐约敏感神经元模型 穗频率自适应的。《神经网络》, 106, 127-143.
- Fu, Q., Wang, H., Hu, C., & Yue, S. (2019). 计算模型昆虫运动感知视觉系统的应用: 综述。《人工生命》, 25 (3) , 263-311。
- Fu, Q., Wang, H., Peng, J., & Yue, S. (2020). 的改进碰撞感知具有自适应抑制机制和进化神经元系统模型 学习。《IEEE Access》, 8, 108896-108912.
- Gemerek, J., Ferrari, S., Wang, B. H., & Campbell, M. E. (2019). 视频引导用于目标跟踪和跟随的相机控制。《IFAC-PapersOnLine》, 51(34), 176-183.
- Hassenstein, B., & Reichardt, W. (1956). Systemtheoretische analyse der zeit-, reihenfolgen-und vorzeichenbewertung bei der bewegungsperzeption des rüsselkäfers chlorophanus.《Zeitschrift für Naturforschung B》, 11(9-10), 513-524.
- Humbert, J. S., & Hyslop, A. M. (2009). Bioinspired visuomotor convergence.《IEEE Transactions on Robotics》, 26(1), 121-130.
- Ibbotson, M. (2001). 速度调谐运动敏感下降证据蜜蜂中神经元的。《伦敦皇家学会院刊 B: 生物科学》, 268 (1482) , 2195-2201。
- Ibbotson, M., Hung, Y., Meffin, H., Boeddeker, N., & Srinivasan, M. (2017). 神经蜜蜂向前飞行控制和着陆的基础。《科学报告》, 7(1), 第 14591 条。
- Indiveri, G., & Liu, S. -C. (2015). 中的记忆与信息处理 神经形态系统。《电气和电子工程师学会论文集》, 103 (8) , 1379-1397。
- Laughlin, S., & Horridge, G. (1971). 视网膜细胞角度敏感性适应黑暗的工蜂的。《Zeitschrift für vergleichende Physiologie》, 74(3), 329-335。
- Li, J., Lindemann, J., & Egelhaaf, M. (2017). 局部运动适应增强了 EMD 阵列的空间结构表征。《PLoS Computational Biology》, 13(12), Article e1005919.
- Pinto-Teixeira, F., Koo, C., Rossi, A. M., Neric, N., Bertet, C., Li, X., et al. (2018). 苍蝇运动检测中并发视网膜图的发展 电路。《细胞》, 173 (2) , 485-498。
- Portelli, G., Ruffier, F., & Franceschini, N. (2010). 蜜蜂改变高度以恢复视流。《比较生理学杂志》。A, Sensory, Neural, and Behavioral Physiology (Berlin), 196(4), 307-313。
- Riabinina, O., & Philippides, A. O. (2009). 角视觉检测模型蜜蜂 速度的。《理论生物学杂志》, 257 (1) , 61-72。
- Roper, M., Fernando, C., & Chittka, L. (2017). 昆虫生物启发神经网络提供了新证据, 证明简单的特征检测器如何实现复杂的在微型大脑 中视觉泛化和刺激位置不变性蜜蜂的。《PLoS Computational Biology》, 13(2), Article e1005333.
- Roubieu, F. L., Serres, J. R., Colonnier, F., Franceschini, N., Viollet, S., & Ruffier, F. (2014). 基于视觉的生物仿真气垫船解释了蜜蜂复杂在不同走廊中的行为。《Bioinspiration & Biomimetics》, 9(3), Article 036003.
- Ruffier, F., & Franceschini, N. (2005). 光流调节: 飞机关键。 自动制导的《机器人与自主系统》, 50 (4) , 177-194。
- Ruffier, F., & Franceschini, N. (2015). 不稳定环境的光流调节: 系留无人飞行器在上实现地形跟踪和定向着陆式移动平台。《智能与机器人系统期刊》, 79 (2) , 275-293。
- Seidl, R. A. (1982). Die sehfelder und ommatidien divergenzwinkel von arbeiterin, königin und drohn der honigbiene (Apis mellifica) (Ph.D. thesis).
- Serres, J. R., Masson, G. P., Ruffier, F., & Franceschini, N. (2008). 一只蜜蜂在: 中心定位与墙壁追随。《Naturwissenschaften》, 95(12), 1181.
- Serres, J. R., & Ruffier, F. (2017). 基于光流的无碰撞策略: 从 昆虫到机器人。《节肢动物结构与发育》, 46(5), 703-717.
- Shoemaker, P. A., O'carroll, D. C., & Straw, A. D. (2005). 速度恒定性昆虫广域视觉运动检测的和模型。《Biological Cybernetics》, 93(4), 275-287.
- Srinivasan, M. V. (2010). 蜜蜂作为视觉、感知和模型 认知的。《昆虫学年刊》, 55, 267-284。
- Srinivasan, M. V. (2011). 昆虫的视觉导航控制及其对的意义机器人。《当前神经生物学观点》, 21 (4) , 535-543。
- Srinivasan, M. V., & Lehrer, M. (1984). 蜜蜂视觉的时间敏锐度: 使用移动刺激物的行为研究。《比较生理学杂志》。A, Sensory, Neural, and Behavioral Physiology (Berlin), 155(3), 297-312.
- Srinivasan, M. V., Poteser, M., & Kral, K. (1999). 昆虫中的运动检测 定向与导航。《视觉研究》, 39 (16) , 2749-2766。
- Srinivasan, M., & Zhang, S. (1997). 蜜蜂飞行的视觉控制。在《节肢动物的定向与交流》(第 95-113 页)。Springer.
- Srinivasan, M. V., Zhang, S. W., Chahl, J. S., Barth, E., & Venkatesh, S. (2000). 蜜蜂如何在平坦的表面进行放牧着陆。《生物控制论》, 83(3), 171-183。
- Srinivasan, M., Zhang, S., Lehrer, M., & Collett, T. (1996). 蜜蜂导航的目标: 视觉飞行控制与测距。《鱼类生物学杂志》, 199 (1) , 237-244。
- Stürzl, W., Bödcker, N., Dittmar, L., & Egelhaaf, M. (2010). 蜜蜂用 280 视场角成像系统模拟的眼睛。《Bioinspiration & Biomimetics》, 5(3), Article 036002.
- Vanarse, A., Osseiran, A., & Rassau, . (2016). 当前神经综述视觉、听觉和嗅觉传感器形态学方法。《前沿 神经科学》, 10, 115。
- Wang, H., Fu, Q., Wang, H., Peng, J., Baxter, P., Hu, C., et al. (2019). 模仿蜜蜂隧道定心的图像运动角速度估计 行为。In The 2019 international joint conference on neural networks. IEEE. Wang, H., Fu, Q., Wang, H., Peng, J., & Yue, S. (2019). 恒定视觉引导地形跟随的角速度调节。In IFIP international conference on artificial intelligence applications and innovations (pp. 597-608). 施普林格
- Wang, H., Peng, J., Baxter, P., Zhang, C., Wang, Z., & Yue, S. (2018). 模型基于时间调谐图像运动角速度检测果蝇。《人工神经网络国际会议》( 37-46 页)。Springer.
- Yue, S., & Rind, F. (2006). 复杂动态场景碰撞检测基于 LGMD 的视觉神经网络与特征增强的。《IEEE Transactions on Neural Networks》, 17(3), 705-716.
- Zanker, J. M., Srinivasan, M. V., & Egelhaaf, M. (1999). 元素速度调谐相关型运动探测器的。《Biological Cybernetics》, 80(2), 109-116.
- Zhu, P., Isaacs, J., Fu, B., & Ferrari, S. (2017). 深度学习特征提取用于水下声纳图像目标识别和分类的。In 2017 IEEE 56th annual conference on decision and control (pp. 2724-2731). IEEE.