

广州大学

本科毕业论文(设计)

课题名称 碰撞感知中多层多尺度抑制机制的建模

学 院	数学与信息科学学院
-----	-----------

专 业	信息与计算科学
-----	---------

班级名称	信计 201
------	--------

学生姓名	李川
------	----

学 号	2015200025
-----	------------

指导教师	傅沁冰
------	-----

完成日期	
------	--

# 碰撞感知中多层多尺度抑制机制的建模

信计 201 李川

指导教师:傅沁冰

**摘要** 碰撞检测目前广泛运用于各种机器人、车辆和无人机上。由于深度学习中的计算机视觉处理需要消耗大量计算能力和数据集训练模型,再者传统传感器硬件能耗、尺寸、价格等多方面因素难以平衡。我们将目光转向自然界,希望利用生物的潜在特性设计一款小型、低功耗、稳定高效的视觉碰撞检测器。在昆虫的视觉路径中已经发现了大量的运动探测器。这些运动检测器的计算建模不仅为人工智能提供了有效的解决方案,而且有助于理解复杂的生物视觉系统。这些生物机制经过数百万年的进化发展,为构建未来智能机器的动态视觉系统提供了坚实的模块。果蝇和蝗虫一直以来是生物视觉的研究重点。通过大量解剖研究,最终在蝗虫体中发现了一组大型神经元——小叶巨型运动探测器(LGMDs)。通过对LGMD的建模研究,现有模型能够很好地拟合蝗虫的飞行避障、躲避捕食者、觅食等生物特征。

本文提出了一种基于LGMD2原始模型的蝗虫视觉神经网络优化模型。将LGMD2原始模型中的适应性抑制机制区分极性计算,在保留原有特殊选择性的同时,缩短反应时间,解决了部分情况下原始模型计算步骤冗余的情况。本文还通过ON/OFF通路参数对调的方式,实现了选择性的反转,更进一步验证了模型设立的合理。为了验证所提出的模型,本文分别做了三组对照试验,每组实验包含不同类型的输入,重复多次。实验结果证明了这种简单的优化方案能够稳定、高效地对碰撞做出快速反应,类似于昆虫的能力。

**关键词** 蝗虫视觉模型;碰撞检测;LGMD2;ON/OFF通道;适应性抑制机制

**ABSTRACT** Collision detection is currently widely used in various robots, vehicles, and drones. Due to the substantial computational power and dataset training required for computer vision processing in deep learning, as well as the difficulty in balancing traditional sensor hardware consumption, size, price, and other factors, we turn our attention to nature in hopes of harnessing the latent characteristics of biology to design a small, low-power, stable, and efficient visual collision detector. A plethora of motion detectors has been discovered in the visual pathways of insects. The computational modeling of these motion detectors not only provides effective solutions for artificial intelligence but also aids in understanding the complex biological visual systems. These biological mechanisms, honed over millions of years of evolution, provide a solid module for constructing future intelligent machine dynamic visual systems. Fruit flies and locusts have long been the focus of research in biological vision. Through extensive anatomical studies, a group of large neurons, known as lobula giant movement detectors (LGMDs), was eventually discovered in locusts. By modeling LGMDs, existing models can effectively fit locusts' biological features such as flight avoidance, predator evasion, and foraging.

This paper proposes an optimization model of locust visual neural network based on the original model of LGMD2. By differentiating the polarity calculation of the adaptive inhibition mechanism in the original LGMD2 model, while retaining the original specific selectivity, the response time is shortened, resolving the redundancy of computational steps in some cases of the original model. This paper also further validates the rationale behind the model by swapping the ON/OFF pathway parameters to achieve selective inversion. To validate the proposed model, three sets of control experiments were conducted, each containing different types of inputs, repeated multiple times. The experimental results demonstrate that this simple optimization approach can effectively and rapidly respond to collisions, akin to the capabilities of insects.

**KEYWORDS** Locust Visual Model; Collision Detection; LGMD2; ON/OFF Channels; Adaptive Inhibition Mechanism

# 目录

1. 引 言 .....	1
1.1 研究背景.....	1
1.2 论文研究主要内容及创新 .....	1
2. 研究现状 .....	2
2.1 LGMD1 .....	2
2.2 LGMD2 .....	3
3. 数学模型 .....	5
3.1 视网膜层.....	5
3.2 薄板层.....	5
3.3 髓质层.....	6
3.3.1 ON 通路.....	6
3.3.2 OFF 通路 .....	7
3.4 适应性抑制机制.....	7
3.4.1 模型优化.....	8
3.5 小叶层.....	9
3.6 LGMD CELL .....	10
4. 实验部分 .....	12
4.1 实验环境设置.....	12
4.2 数据采集.....	12
4.3 实验一 .....	12
4.3.1 基本刺激实验结果.....	13
4.3.2 复杂场景实验结果.....	15
4.4 实验二.....	15
4.4.1 基本刺激实验结果.....	16
4.4.2 真实场景实验结果.....	19
4.4.3 统计结果.....	20
4.5 实验三.....	20
5. 总结 .....	22
5.1 总结实验.....	22
5.2 不足之处.....	23
5.3 讨论.....	23
6. 参考文献 .....	24
7. 致谢 .....	26
8. 附录 .....	26

# 1. 引言

## 1.1 研究背景

现实生活中，每时每刻都在发生着碰撞，然而碰撞带给我们的伤害常常不可估计。近年来，随着科技的进步，智能机器人、无人驾驶汽车、无人机等设备逐渐走入我们生活中，研究出良好的碰撞检测和避障系统迫在眉睫。然而目前的碰撞检测方法大多还在依靠大量的传统传感器组合，例如：激光、雷达和红外等等，这种方式需要我们不得不去考虑能耗、尺寸、价格和性能等方面因素。常见的计算机视觉处理又需要大量数据集和消耗大量计算资源去训练模型，才能有一个较好的模型。而我们所需要的是是一种新型的小型化、低成本、低功耗、可靠的视觉碰撞检测器。

这时我们不妨从自然界中观察，希望能从中获得启发。在自然界中，昆虫、鸟类的飞行过程中也需要碰撞检测和避障，然而经过数百万年的进化发展动物被赋予了强大且高效的碰撞检测能力。通过观察，我们不难发现蝗虫在大规模迁徙飞行中不会发生碰撞<sup>[1]</sup>，即使在夜晚也能够游刃有余地避开障碍物。随着生物研究的进展，生物学家们发现尽管昆虫的大脑很小，但是它们却拥有几乎完美的感觉系统，可以在动态环境中及时感知碰撞并避免碰撞。对此，生物视觉通路的潜在机制给了我们构建稳定高效的碰撞检测系统一个启发<sup>[2,3]</sup>。

人们采用基于光流的策略对飞行昆虫进行了大量的生物学和建模研究<sup>[4]</sup>，目前被应用于许多飞行机器人的碰撞系统上，但这种方式仅仅能感知侧面碰撞的威胁，而不是正面的碰撞。这一限制在对蝗虫的研究上得到解决，在蝗虫的视觉系统中，像 LGMD1 这样的巨大神经元对前方靠近的物体反应比其他类型的物体运动更强烈，这弥补了对正面碰撞靠近检测的空缺。目前，LGMD1 神经元被认为是一个迫近物体检测器。对许多动物来说，迅速扩大的黑暗图像是一种强大的刺激，引起回避或逃避反应，与基于光流的策略相比，LGMD1 模型通过对接近的物体边缘的扩展做出反应来检测潜在的碰撞。而后来 Qingbing Fu 等人经过大量研究形成综述<sup>[5,6]</sup>，又在基于 LGMD1 模型基础上提出 LGMD2 双通道模型<sup>[7]</sup>，实现对暗物体的独特选择性。到目前为止，我们已经可以利用生物视觉机制来构建一个高效、稳定、低能耗的碰撞检测系统。

## 1.2 论文研究主要内容及创新

本文基于蝗虫的双通道 LGMD2 模型，做出以下创新：

1. 在保证原始 LGMD2 神经网络特殊选择性的前提下，将模型算法优化加速。

2. 第一次提出将适应性抑制机制也拆分为 ON/OFF 双极性通道，对小物体的平移也能实施一定的抑制效果，更符合生物学的特征。

本文不同模型之间进行的多次对比实验并记录结果，通过对实验结果的对比以及原理的分析，给出实验数据对模型验证的有效结论。下面是后续章节的主要内容：

第二章 介绍关于蝗虫的视觉系统研究现状。

第三章 介绍基于蝗虫双通道 LGMD2 的优化模型的数学公式。

第四章 利用 MATLAB 进行不同模型之间的对比试验，实现对模型的验证，并给出分析结论。

第五章 总结本文，并给出模型的不足之处。

## 2. 研究现状

早在上世纪，生物学家就对蝗虫进行了大量解剖研究，最终在解剖学上探索出了蝗虫视觉大脑小叶神经堆层中的一组大型中间神经元。这些神经元被称为小叶巨型运动探测器（LGMDs）<sup>[8]</sup>，这些神经元有选择地对物体靠近他们的眼睛的图像做出反应，而不是从他们的眼睛后退。LGMD1 最初被认定为运动检测器，后来被逐渐认定为迫近物体检测器。随后在大量的深入研究中，LGMD2 也被认为是一种迫近运动检测器，但与 LGMD1 具有不同的选择性特征。LGMD1 和 LGMD2 对接近物体的反应比其他类型的运动更强烈。本章下文分别对这两个模型以及蝗虫视觉神经网络模型中存在的抑制机制结构进行阐述。

### 2.1 LGMD1

对于蝗虫，生物学家们在蝗虫的视觉系统中发现了一组小叶巨型运动探测器 LGMD，它们对迫近的物体非常敏感。

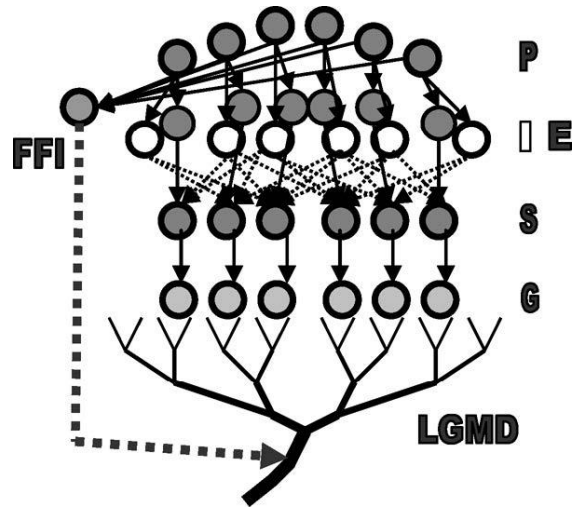


图 2-1 基于 lgmd 的碰撞检测神经网络示意图<sup>[9,10]</sup>：有五组细胞和两组单细胞：感光细胞(P)；兴奋性和抑制性细胞(E 和 I)；求和细胞(S)；分组细胞(G)；LGMD 细胞；前馈抑制细胞(FFI)。P 细胞的输入是亮度变化。侧抑制用虚线表示，并有一帧延迟。兴奋用黑线表示，没有延迟。FFI 也有一个帧延迟。FFI 的输入是来自感光细胞的亮度变化。（具体模型数学公式会在第三章讲解。）

Shigang Yue 等人提出了一种基于 lgmd 的神经网络<sup>[11]</sup>，并结合一种新的特征增强机制，通过分组激励增强碰撞目标的扩展边缘，用于复杂背景下的碰撞检测。在过去的十年里，LGMD1 神经元已经在地面机器人中进行了大量的研究和测试，例如机器人<sup>[12-15]</sup>、汽车<sup>[16-18]</sup>、以及最近的无人机<sup>[19,20]</sup>。这些基于 LGMD1 的建模研究表明，生物视觉系统可以为开发节能可靠的碰撞检测视觉系统提供良好的范例。

## 2.2 LGMD2

在同一小叶层中，LGMD2 被认为是对暗物体的迫近检测器，具有与 LGMD1 不同的独特特征。如图所示。虽然两个巨大的神经元在物理上彼此接近，并且具有相似的突触前结构，但 LGMD2 对相对于其背景更深的物体移动时具有特定的选择性。

与 LGMD1 相比，在生物学方面，LGMD2 的神经回路仍是未知的，包括其突触前结构和突触后目标神经元。因此，我们想要理解蝗虫内部 LGMD2 的潜在神经机制是很困难的，而这种机制可能就恰好形成了 LGMD2 对暗物体靠近的特定选择性。直到近年来，生物学家对运动感知的生物学 ON 和 OFF 通路的研究进展推动了 LGMD2 的建模研究，在许多动物物种的初步视觉系统中已经发现了 ON 和 OFF 通路，例如昆虫，如苍蝇<sup>[21,22]</sup>，以及脊椎动物<sup>[23]</sup>，包括兔子<sup>[21]</sup>，猫和猴子<sup>[24]</sup>。于是他们推测 LGMD2 的突触前回路中也存在这种双通路，以实现其特定的特征。Qingbing Fu 等人首次



提出了蝗虫视觉系统中 LGMD2 的系统建模研究<sup>[7,25]</sup>。该视觉神经网络首次实现了 LGMD2 对深色物体的特异性和选择性。他们提出的 ON 和 OFF 通路的建模既可以实现 LGMD1，也可以实现 LGMD2，尽管迄今为止还没有发现生理学和解剖学上的证据，但这也证明了是这些结构和机制在蝗虫的视觉系统中发挥作用。他们还开发了一种新的适应性抑制机制，用于弥补 LGMD1 缺乏前馈抑制（FFI）的作用，该机制可以有效地调节局部横向抑制，从而在某些关键时刻通过快速或大场运动塑造 LGMD2 的独特选择性。该模型对蝗虫 LGMD2 产生了类似的响应。

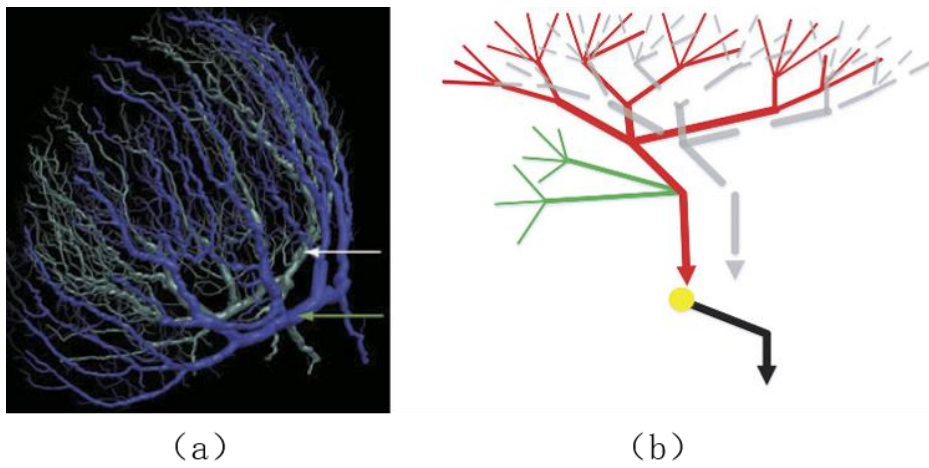


图 2-2 LGMD1 和 LGMD2 的神经形态学<sup>[3]</sup>: (a) LGMD1 和 LGMD2 的树突树三维重建图，分别用白色和绿色箭头表示; (b) LGMD1 (红色)和 LGMD2 (灰色)的突触前和突触后区域示意图。

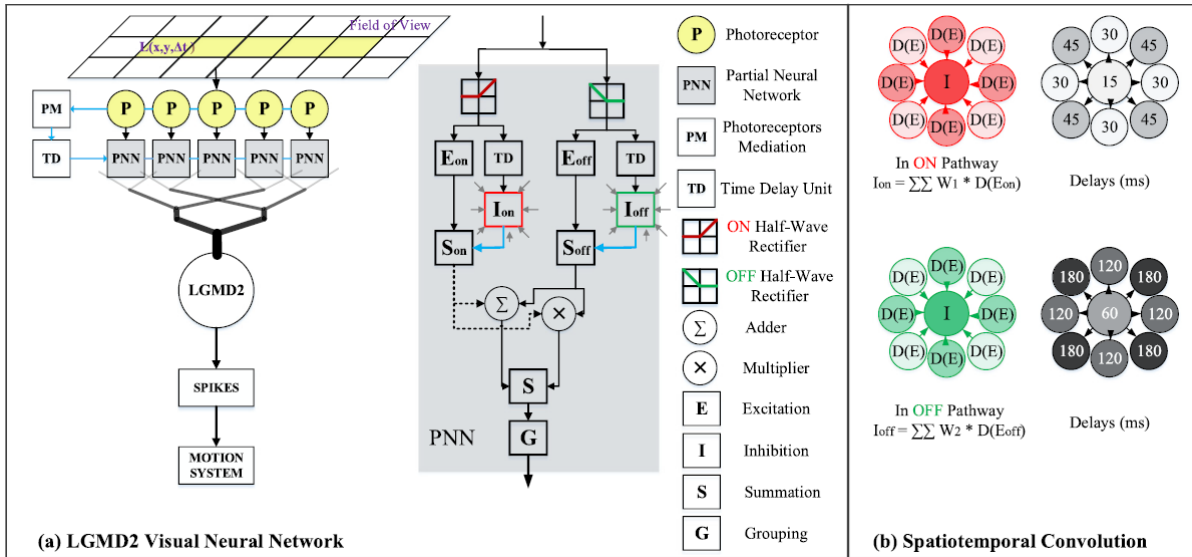


图 2-3 具有 ON/OFF 通道的种子 LGMD-2 神经网络模型的示意图，该模型对较暗物体引起的隐现刺激具有特定的选择性。这阐明了 ON/OFF 通道在分离 LGMD 模型之间不同选择性方面的独特性



与 LGMD1 类似, LGMD2 对隐现物体有选择性地做出反应, 在物体在视野域内达到特定角度尺寸之前, 发射速率达到峰值。而在全场亮度变化或光栅运动过程中, 它都受到严格抑制。当受到恒定强度的物体平移刺激时, LGMD2 会在平移结束前短暂兴奋, 然后很快被抑制。

### 3. 数学模型

本章节各部分将会详细介绍 LGMD2 视觉神经网络的结构。与 LGMD1 不同, 为了实现对暗物体特定的选择性, 我们利用 ON/OFF 开关通路这种对某种情况偏置的方法和自适应抑制机制的方法来建模。

#### 3.1 视网膜层

这一层是起始层, 我们通过生物的光感受器来获得光信号, 捕捉亮度变化, 来获取运动信息。输入的信息是一个  $L(x, y, t) \in R^3$  三维图像流, 其中  $x$ 、 $y$  代表空间信息,  $t$  代表时间信息。计算公式如下:

$$P(x, y, t) = L(x, y, t) - L(x, y, t - 1) + \sum_{i=1}^{n_p} a_i \cdot P(x, y, t - i) \quad (3-1)$$

$$a_i = (1 + e^i)^{-1} \quad (3-2)$$

式(3-3)通过两帧间的亮度变化, 以及前  $n_p$  时间段一直持续的亮度变化信息, 我们可以得到当前时刻的运动信息  $P(x, y, t)$ , 这代表了像素  $(x, y)$  相对于时间  $t$  的亮度变化。 $a_i$  代表衰减系数。

#### 3.2 薄板层

薄板层将视网膜层的运动信息通过半波整流的方式分为两部分, 分别传递到分离的 ON 和 OFF 通道中, 亮度增加的部分流入 ON 通路, 亮度衰减的部分流入 OFF 通路, 计算公式如下:

$$P_{on}(x, y, t) = [P(x, y, t)]^+ + \alpha_1 \cdot P_{on}(x, y, t - 1) \quad (3-4)$$

$$P_{off}(x, y, t) = -[P(x, y, t)]^- + \alpha_1 \cdot P_{off}(x, y, t - 1) \quad (3-5)$$

其中,  $[x]^+$  和  $[x]^-$  分别表示  $\max(0, x)$  和  $\min(x, 0)$ 。一小部分前一时刻残留信号被允许通过,  $\alpha_1$  为残留系数。

### 3.3 髓质层

在 LGMD1 原始模型中，每个生物体存在兴奋与抑制两种相互竞争的信号。如果兴奋信号强于抑制信号，神经元则被激活产生脉冲；反之，神经元仍然保持静止状态。为了实现 LGMD2 的特殊选择性，在形成偏 ON 通路的所有 ON 通路上都施加了更强的抑制，从而实现对 OFF 通路的偏置喜爱<sup>[26]</sup>。

#### 3.3.1 ON 通路

ON 通路中的信号竞争方式可以表现为，局部兴奋（E）由（P）直接传递，但同时也会将其送入延时单元（TD）中，用于产生局部抑制。局部抑制（ $I_{on}$ ）的产生是通过卷积周围的延时局部兴奋（ $\hat{E}_{on}$ ）而产生的。计算公式如下：

$$E_{on}(x, y, t) = P_{on}(x, y, t) \quad (3-6)$$

$$\alpha_2 = \tau_{in} / (\tau_1 + \tau_{in}) \quad (3-7)$$

$$\hat{E}_{on}(x, y, t) = \alpha_2 E_{on}(x, y, t) + (1 - \alpha_2) E_{on}(x, y, t - 1) \quad (3-8)$$

其中  $\tau_1$  为 ON 通路兴奋延迟时间（具体可见图 2-3（b））、 $\tau_{in}$  为两个数字信号连续帧的之间的时间间隔。 $\tau_1$ 、 $\tau_{in}$  是以毫秒为单位的时间常数。

$$W_1 = \begin{pmatrix} 1/4 & 1/2 & 1/4 \\ 1/2 & 2 & 1/2 \\ 1/4 & 1/2 & 1/4 \end{pmatrix} \quad (3-9)$$

$$I_{on}(x, y, t) = \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 \hat{E}_{on}(x + i, y + j, t) W_1(i + 1, j + 1) \quad (3-10)$$

$W_1$  是矩阵的卷积核，代表了局部抑制权值。卷积操作中，中心单元权重最高，时延最短，抑制作用最强；四个正方向的单元的权重和时延适中；四个对角线的权重最低，时延最长，抑制作用最弱。时空参数的选择源于 LGMD 的生物学研究<sup>[27]</sup>：延迟的信号流扩散到周围区域，形成横向抑制，影响和减少运动依赖的兴奋。

在产生 ON 通路局部的兴奋和抑制后，求和单元（S）对  $E_{on}$  和  $I_{on}$  进行线性计算，其中  $\omega_1(t)$  是控制抑制强度的局部偏差值。

$$S_{on}(x, y, t) = [E_{on}(x, y, t) - \omega_1(t) \cdot I_{on}(x, y, t)]^+ \quad (3-11)$$

### 3.3.2 OFF 通路

OFF 通路中的信号竞争方式可以表现为，局部兴奋（E）由（P）直接传递，但同时也会将其送入延时单元（TD）中，用于产生局部抑制。局部抑制（ $I_{off}$ ）的产生是通过卷积周围的延时局部兴奋（ $\hat{E}_{off}$ ）而产生的。计算公式如下：

$$E_{off}(x, y, t) = P_{off}(x, y, t) \quad (3-12)$$

$$\alpha_3 = \tau_{in}/(\tau_2 + \tau_{in}) \quad (3-13)$$

$$\hat{E}_{off}(x, y, t) = \alpha_3 E_{off}(x, y, t) + (1 - \alpha_3) E_{off}(x, y, t - 1) \quad (3-14)$$

其中 $\tau_2$ 为 OFF 通路兴奋延迟时间（具体可见图 2-3（b））、 $\tau_{in}$ 为两个数字信号连续帧的之间的时间间隔。 $\tau_2$ 、 $\tau_{in}$ 是以毫秒为单位的时间常数。

$$W_2 = \begin{pmatrix} 1/8 & 1/4 & 1/8 \\ 1/4 & 1 & 1/4 \\ 1/8 & 1/4 & 1/8 \end{pmatrix} \quad (3-15)$$

$$I_{off}(x, y, t) = \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 \hat{E}_{off}(x + i, y + j, t) W_2(i + 1, j + 1) \quad (3-16)$$

$W_2$ 是矩阵的卷积核，代表了局部抑制权值。卷积操作中，中心单元权重最高，时延最短，抑制作用最强；四个正方向的单元的权重和时延适中；四个对角线的权重最低，时延最长，抑制作用最弱。

在产生 OFF 通路局部的兴奋和抑制后，求和单元 S 对 $E_{off}$ 和 $I_{off}$ 进行线性计算，其中 $\omega_2(t)$ 是控制抑制强度的局部偏差值。

$$S_{off}(x, y, t) = [E_{off}(x, y, t) - \omega_2(t) \cdot I_{off}(x, y, t)]^+ \quad (3-17)$$

### 3.4 适应性抑制机制

对于 LGMD1 模型，蝗虫生物体本身具有 FFI 抑制，如果视野域内大面积的亮度快速变化，FFI 抑制机制可以直接抑制神经元。而在 LGMD2 模型中，模型本身缺乏 FFI 通路，这就无法做到在特定情况下对兴奋进行强烈抑制作用。但是生物现象表明，在某些临界点，LGMD2 仍然具有这种抑制机制<sup>[28]</sup>，于是提出了自适应抑制机制的模型来实现这一特征。这是通过一个有延迟的 PM 通路来实现。计算公式如下：

$$PM(t) = \sum_{x=1}^R \sum_{y=1}^C |P(x, y, t)| \cdot (C \cdot R)^{-1} \quad (3-18)$$

$$\widehat{PM}(t) = \alpha_4 PM(t) + (1 - \alpha_4) PM(t - 1) \quad (3-19)$$

$$\alpha_4 = \tau_{in}/(\tau_3 + \tau_{in}) \quad (3-20)$$

$$\omega_1(t) = \max(\omega_3, \frac{\widehat{PM}(t)}{T_{pm}}) \quad (3-21)$$

$$\omega_2(t) = \max(\omega_4, \frac{\widehat{PM}(t)}{T_{pm}}) \quad (3-22)$$

式(3-23)中, C、R 为光感受器矩阵的列和行。 $\tau_3$ 表示延迟时间常数。 $T_{pm}$ 是一个定义的阈值。 $\omega_3$ 和 $\omega_4$ 分别表示对 ON 和 OFF 通路不同的偏置值。这种机制能够在视野内亮度发生剧烈变化时, 局部侧抑制变强, 也可以增强 LGMD2 对暗物体靠近的选择性。

### 3.4.1 模型优化

虽然 LGMD2 原始模型相比于 LGMD1 模型, 提出了 ON/OFF 通路, 但是却没有将适应性抑制机制也分为 ON/OFF 两种通路来计算。本文提出将适应性抑制机制也分为 ON/OFF 两种极性, 分开计算, 从而提出基于 LGMD2 的优化模型。

ON 通路计算公式如下:

$$PM_{on}(t) = \sum_{x=1}^R \sum_{y=1}^C |P_{on}(x, y, t)| \cdot (C \cdot R)^{-1} \quad (3-24)$$

$$\alpha_4 = \tau_{in}/(\tau_3 + \tau_{in}) \quad (3-25)$$

$$\widehat{PM}_{on}(t) = \alpha_4 PM_{on}(t) + (1 - \alpha_4) PM_{on}(t - 1) \quad (3-26)$$

$$\omega_1(t) = \max(\omega_3, \frac{\widehat{PM}_{on}(t)}{T_{pm}}) \quad (3-27)$$

式 (3-24) 对应于式 (3-18) 进行优化; 式 (3-25) 对应于式 (3-20) 进行优化; 式 (3-26) 对应于式 (3-19) 进行优化; 式 (3-27) 对应于式 (3-21) 进行优化。

OFF 通路计算公式如下:

$$PM_{off}(t) = \sum_{x=1}^R \sum_{y=1}^C |P_{off}(x, y, t)| \cdot (C \cdot R)^{-1} \quad (3-28)$$

$$\alpha_5 = \tau_{in}/(\tau_4 + \tau_{in}) \quad (3-29)$$

$$\widehat{PM}_{off}(t) = \alpha_5 PM_{off}(t) + (1 - \alpha_5) PM_{off}(t - 1) \quad (3-30)$$

$$\omega_2(t) = \max(\omega_4, \frac{\widehat{PM}_{off}(t)}{T_{pm}}) \quad (3-31)$$

式 (3-28) 对应于式 (3-18) 进行优化; 式 (3-29) 对应于式 (3-20) 进行优化; 式 (3-30) 对应于式 (3-19) 进行优化; 式 (3-31) 对应于式 (3-22) 进行优化。

至此, 整个 LGMD2 模型都可以分为 ON/OFF 两种通路来计算。我们在基于此的

情况下，进行算法优化，在一些特定情况下，简化计算。当（ $\widehat{PM}$ ）小于一个其通路阈值后，我们可以理解为该路产生的兴奋较低，未能使其通路开关打开。从而使得最后的（S）等于 0，然后直接从式(3-32)后开始计算。通过这种方式我们可以在髓质层的计算之前就可以得到最终的结果。如果（ $\widehat{PM}$ ）大于阈值，我们则按照原始步骤从(3-33)或(3-11)依次进行计算。

$$S_{on}(x, y, t) = 0, \text{ if } \widehat{PM}_{on}(t) \leq TH_{on} \quad (3-34)$$

$$S_{off}(x, y, t) = 0, \text{ if } \widehat{PM}_{off}(t) \leq TH_{off} \quad (3-35)$$

### 3.5 小叶层

在求和单元中，对于来自 ON 和 OFF 通路的局部求和进行线性求和。

$$S(x, y, t) = \theta_1 \cdot S_{on}(x, y, t) + \theta_2 \cdot S_{off}(x, y, t) + \theta_3 \cdot S_{on}(x, y, t) \cdot S_{off}(x, y, t) \quad (3-36)$$

其中 $\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$ 表示系数，代表了对 ON 和 OFF 的不同偏置影响。我们可以通过此方法增强 LGMD2 对与 OFF 通路的偏好作用。

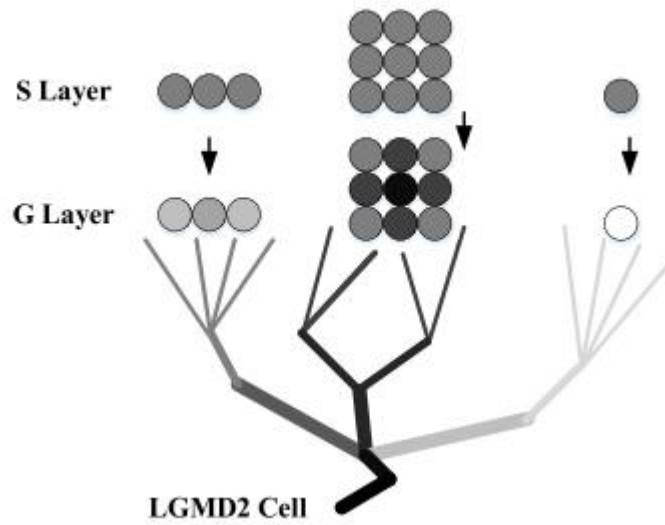


图 3-1 通过 G 层的处理，孤立的粒子通过系数小，小于阈值后被 G 层排除在外。而被强激励包围的粒子通过系数较大，经过激发后变得更强。

LGMD2 模型在求和（S）层后加入了分组（G）层，目的是减少孤立噪声，提高在复杂背景下对于碰撞物体的提取。计算式子如下：

$$Ce(x, y, t) = \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 S(x+i, y+j, t) W_g(i+1, j+1) \quad (3-37)$$

$$W_g = \frac{1}{9} \times \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (3-38)$$

$$G(x, y, t) = S(x, y, t) \cdot Ce(x, y, t) \cdot \omega(t)^{-1} \quad (3-39)$$

$$\omega(t) = \max([Ce]_t) \cdot C_\omega^{-1} + \Delta_c \quad (3-40)$$

$Ce$ 是一个传递系数矩阵，该传递系数矩阵是由一个具有等权重核 $W_g$ 卷积得到。 $\omega$ 是在每个时间步长计算的尺度参数； $C_\omega$ 是常数； $\Delta_c$ 代表一个小实数。然后对例子群进行过滤， $C_{de}$ 为衰减系数， $C_{de} \in (0,1)$ ； $T_{de}$ 为衰减阈值。

$$\hat{G}(x, y, t) = \begin{cases} G(x, y, t), & \text{if } G(x, y, t) \cdot C_{de} \geq T_{de} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3-41)$$

### 3.6 LGMD CELL

经过一系列加工后，LGMD2 细胞整合来自 G 层所有的兴奋信号形成膜电位，计算式子如下：

$$k(t) = \sum_{x=1}^R \sum_{y=1}^C \hat{G}(x, y, t) \quad (3-42)$$

$$K(t) = (1 + e^{-k(t) \cdot (C \cdot R \cdot \alpha_6)^{-1}})^{-1} \quad (3-43)$$

式中 $\alpha_6$ 为尺度系数，输出调节在[0.5,1]以内。随后，根据对生物 LGMD 的建模研究，为了进一步提高 LGMD2 的选择性，我们采用 SFA 机制，计算式子如下：

$$\hat{K}(t) = \begin{cases} \alpha_7 (\hat{K}(t-1) + K(t) - K(t-1)), & \text{if } (K(t) - K(t-1)) \leq T_{sfa} \\ \alpha_7 K(t), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3-44)$$

$$\alpha_7 = \tau_5 / (\tau_5 + \tau_{in}) \quad (3-45)$$

式(3-46)中 $\alpha_7$ 是视觉运动的适应率系数； $T_{sfa}$ 表示阈值； $\tau_5$ 是延迟时间常数。SFA 机制对于运动强度梯度敏感，对于物体靠近时 SFA 机制可更快产生响应，强化刺激；物体后退时 SFA 机制抑制响应，使响应更快衰减。由此这种机制更适合塑造 LGMD2 对暗物体靠近的反应，而不仅是平移和较亮物体的后退。

然后膜电位通过整数函数指数映射到峰值，计算式子如下：

$$S^{spike}(t) = [e^{(\alpha_8 \cdot (\hat{K}(t) - T_{spi}))}] \quad (3-47)$$

式中 $T_{spi}$ 是峰值函数， $\alpha_8$ 为影响发射速率的尺度参数，即 $\alpha_8$ 越大，峰值频率越

高。最后，在机器人实验中，采用以下公式表示存在的碰撞威胁：

$$Col(t) = \begin{cases} True, & \text{if } \sum_{i=t-n_{ts}}^t S^{spike}(i) \geq n_{sp} \\ False, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3-48)$$

其中 $n_{sp}$ 表示由 $n_{ts}$ 连续数字信号帧构成的指定时间窗内的尖峰数。

### 3.7 模型参数设置

本文相比 LGMD2 原始模型主要添加了 $TH_{on}$ 以及 $TH_{off}$ 两个参数，以及修改了 $\omega_3$ 和 $\omega_4$ 、 $\tau_3$ 和 $\tau_4$ 两组参数，其余参数设置不变。

下表是模型参数设置：

表 3-1 模型参数设置

参数	参数值
$n_p$	0~2
$\alpha_1$	0.1
$\tau_1$	15~45
$\tau_{in}$	1000/rate
$\tau_2$	60~180
$\omega_3$	1
$\omega_4$	0.3
$\tau_3$	10
$\tau_4$	10
$T_{pm}$	8
$\{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$	$\{1, 1, 0\}$
$C_\omega$	4
$\Delta_c$	0.01
$C_{de}$	0.5
$T_{de}$	15
R,C	adaptable
$\alpha_6$	1
$\tau_5$	800
$T_{sfa}$	0.003
$\alpha_8$	4
$T_{spi}$	0.78
$n_{ts}$	4
$n_{sp}$	8
$TH_{on}$	2
$TH_{off}$	2



## 4. 实验部分

本文实验形式为不同模型之间的对比试验，然后通过实验结果对模型进行验证。  
将所用模型分为以下四种：

- 1、LGMD1 原始模型
- 2、LGMD2 原始模型
- 3、LGMD2 优化模型
- 4、LGMD2 反向选择性模型（基于 LGMD2 优化模型）

### 4.1 实验环境设置

本文实验采用的计算机配置如下：型号：Yoga 14s1TL2021；处理器：11th Gen Intel(R) Core(TM) i5-1135G7 @ 2.40GHz；显卡：Inter Iris(R)Xe Graphics 128MB。

视觉刺激设置主要分为基本刺激以及真实场景。生物实验中常常采用基本刺激来进行实验，用于验证模型对生物特征的符合。本文同样采取基本刺激来作为实验输入，以验证模型假设的合理性，然后通过真实场景实验进一步验证。

### 4.2 数据采集

由于输入为视频数据无法直接进行实验，我们需要对视频进行逐帧分割保存，以此来获取每一帧图像画面。

首先我们采用 MATLAB 中 VideoReader 函数对视频进行逐帧处理，获取视频的高度、宽度、帧数和帧率等信息。具体代码如下：

---

```
video_file=('D:\毕业设计\视频\name.mp4');%name 为文件名
video = VideoReader(video_file);
%获取视频的高度、宽度、帧数和帧速率
[height, width, frame_numbers, rate] = get_video(video);
get_video 为自定义的函数，具体代码请见附录。
```

### 4.3 实验一

本节实验模型对照组为：LGMD1 原始模型和 LGMD2 优化模型。

#### 4.3.1 基本刺激实验结果

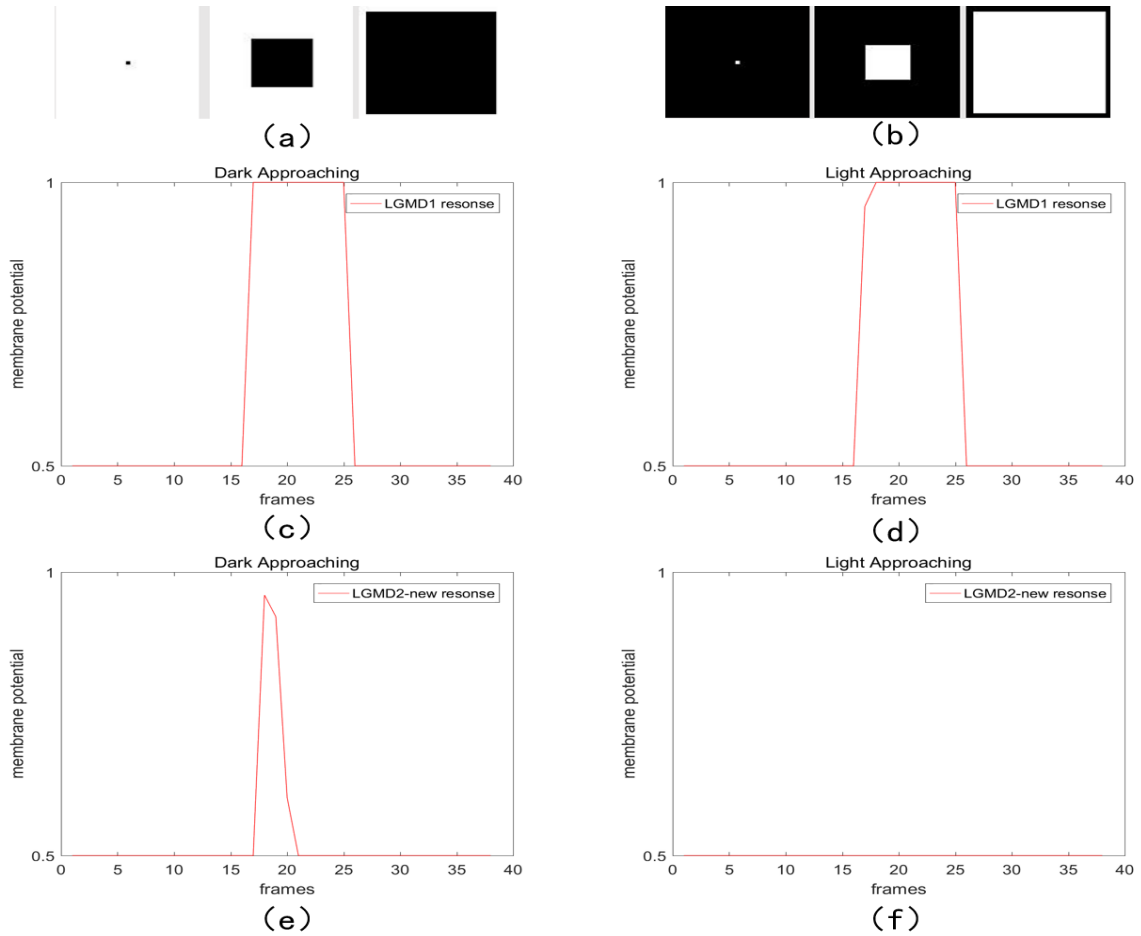


图 4-1 (a)、(b) 为物体运动示意图。(c) (d) 为 LGMD1 模型的反应膜电位；(e) (f) 为 LGMD2 优化模型模型的反应膜电位。

图 2-1 (a) (c) (e) 和 (b) (d) (f) 分别代表在较暗物块靠近和较亮物块靠近情况下，LGMD1 原始模型和 LGMD2 优化模型的反应膜电位图。从图中可以看出，LGMD1 原始模型对于较暗物体和较亮物体的靠近都反应，而 LGMD2 优化模型只对较暗物体靠近有反应。

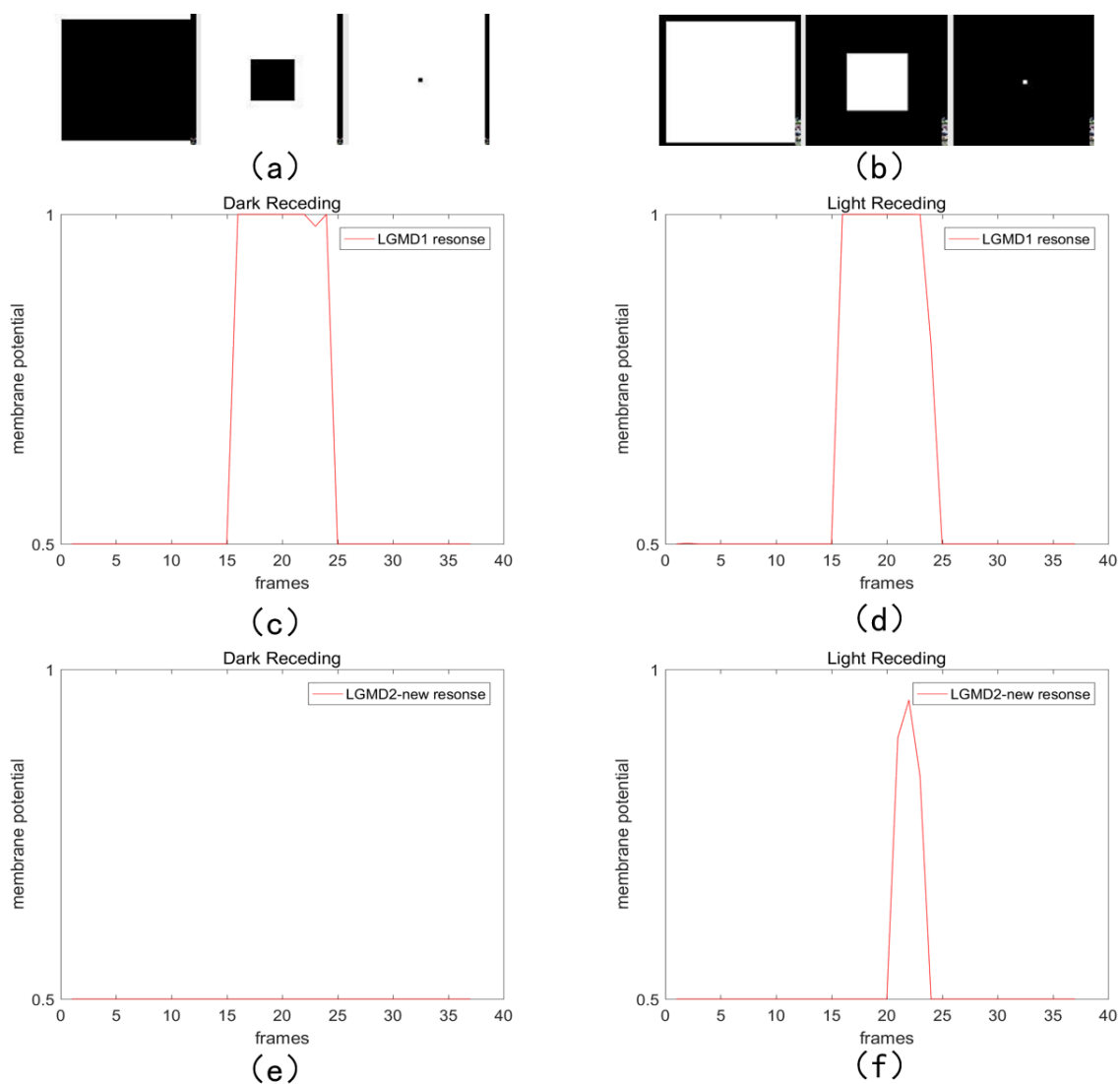


图 4-2 (a)、(b) 为物体运动示意图。(c) (d) 为 LGMD1 模型的反应膜电位；(e) (f) 为 LGMD2 优化模型模型的反应膜电位。

图 4-2 (a) (c) (e) 和 (b) (d) (f) 分别代表在较暗物块远离和较亮物块远离情况下，LGMD1 原始模型和 LGMD2 优化模型的反应膜电位图。从图中可以看出，LGMD1 原始模型对于较暗物体和较亮物体的远离都反应，而 LGMD2 优化模型只对较亮物体远离有反应。

### 4.3.2 复杂场景实验结果

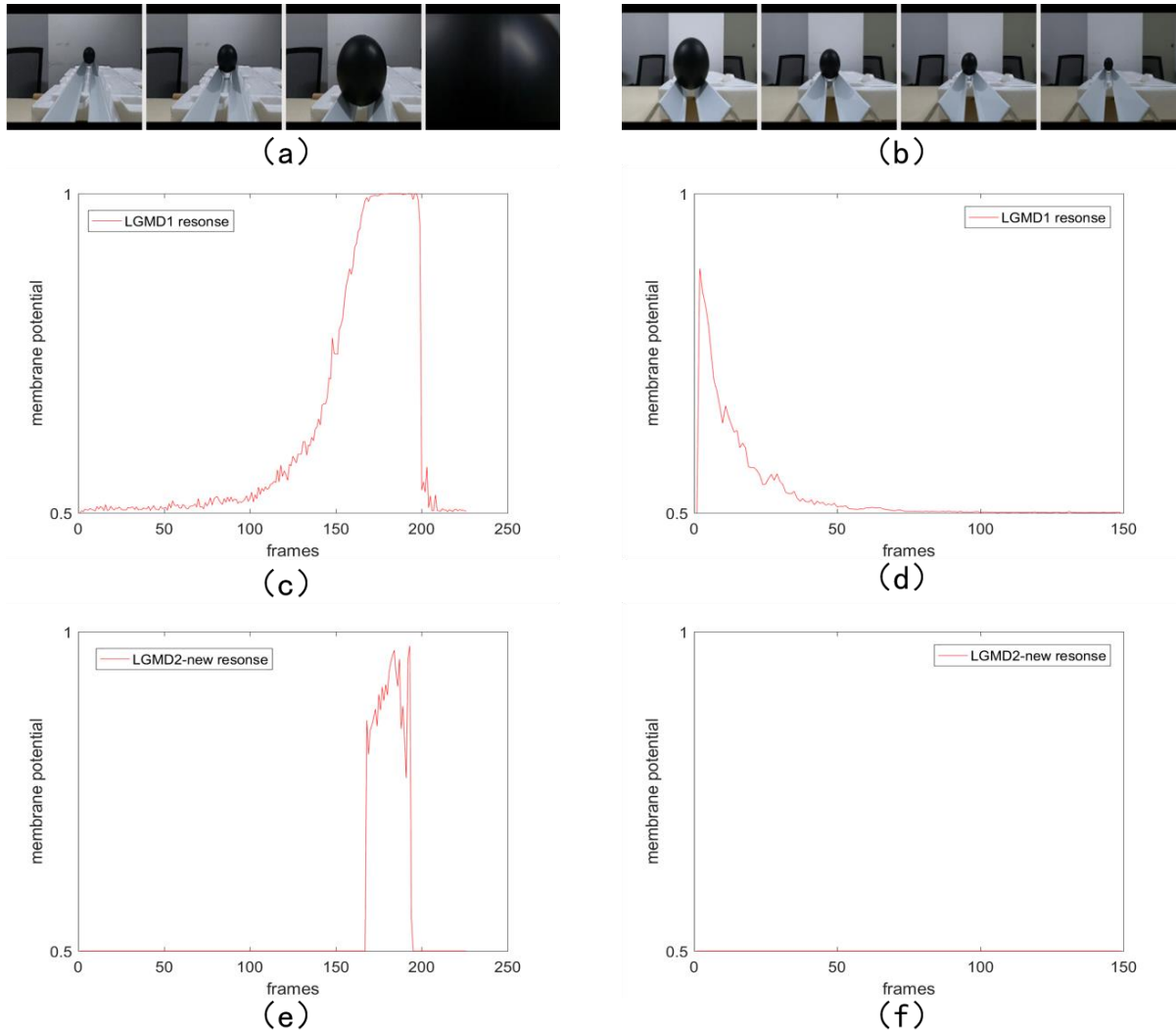


图 4-3 (a)、(b) 为物体运动示意图。(c) (d) 为 LGMD1 模型的反应膜电位；(e) (f) 为 LGMD2 优化模型模型的反应膜电位。

图 4-3 (a) (c) (e) 和 (b) (d) (f) 分别代表在黑球远离和黑球靠近情况下，LGMD1 原始模型和 LGMD2 优化模型的反应膜电位图。从图中可以看出，LGMD1 原始模型对于黑球远离和黑球靠近都反应，而 LGMD2 优化模型只对黑球靠近有反应。

由图 4-1 图 4-2 图 4-3 的实验结果，可以发现 LGMD2 优化模型仍然保留 LGMD2 原始模型的特殊选择性，即只对较暗物体靠近反应（对 OFF 通路的偏置喜爱）。

### 4.4 实验二

本节实验模型对照组为：LGMD2 原始模型和 LGMD2 优化模型。

LGMD2 优化模型相较于 LGMD2 原始模型对于适应性抑制机制也区分 ON/OFF 极性计算，其余参数变量保持不变。

#### 4.4.1 基本刺激实验结果

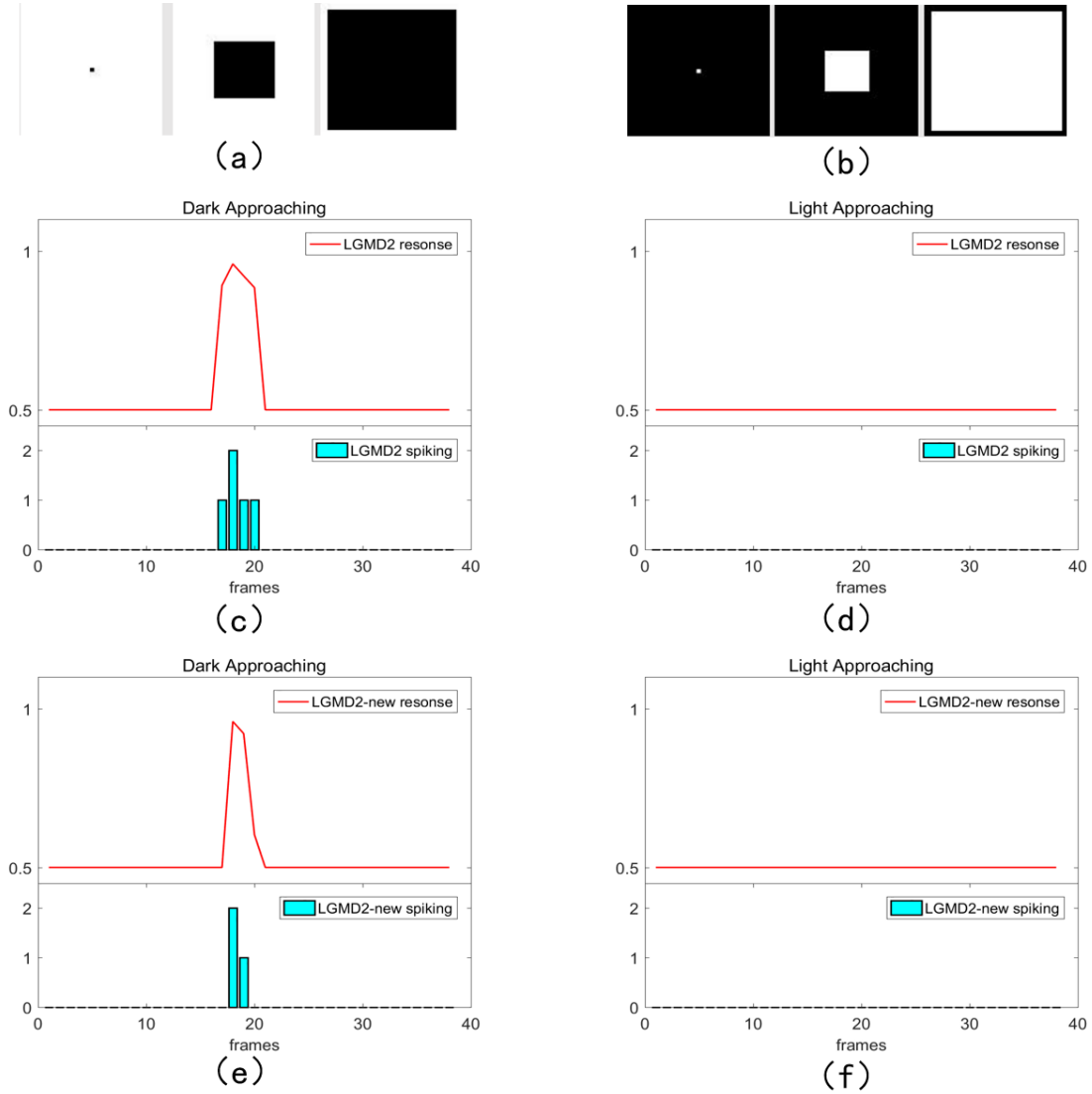


图 4-4 (a)、(b) 为物体运动示意图。(c) (d) 为 LGMD2 原始模型的反应膜电位；(e) (f) 为 LGMD2 优化模型模型的反应膜电位。

图 4-4 (a) (c) (e) 和 (b) (d) (f) 分别代表在较暗物块靠近和较亮物块靠近情况下，LGMD2 原始模型和 LGMD2 优化模型的反应膜电位图。从图中可以看出，LGMD2 优化模型与 LGMD2 原始模型一样只对较暗物体靠近有反应，对较亮物体靠近不反应。

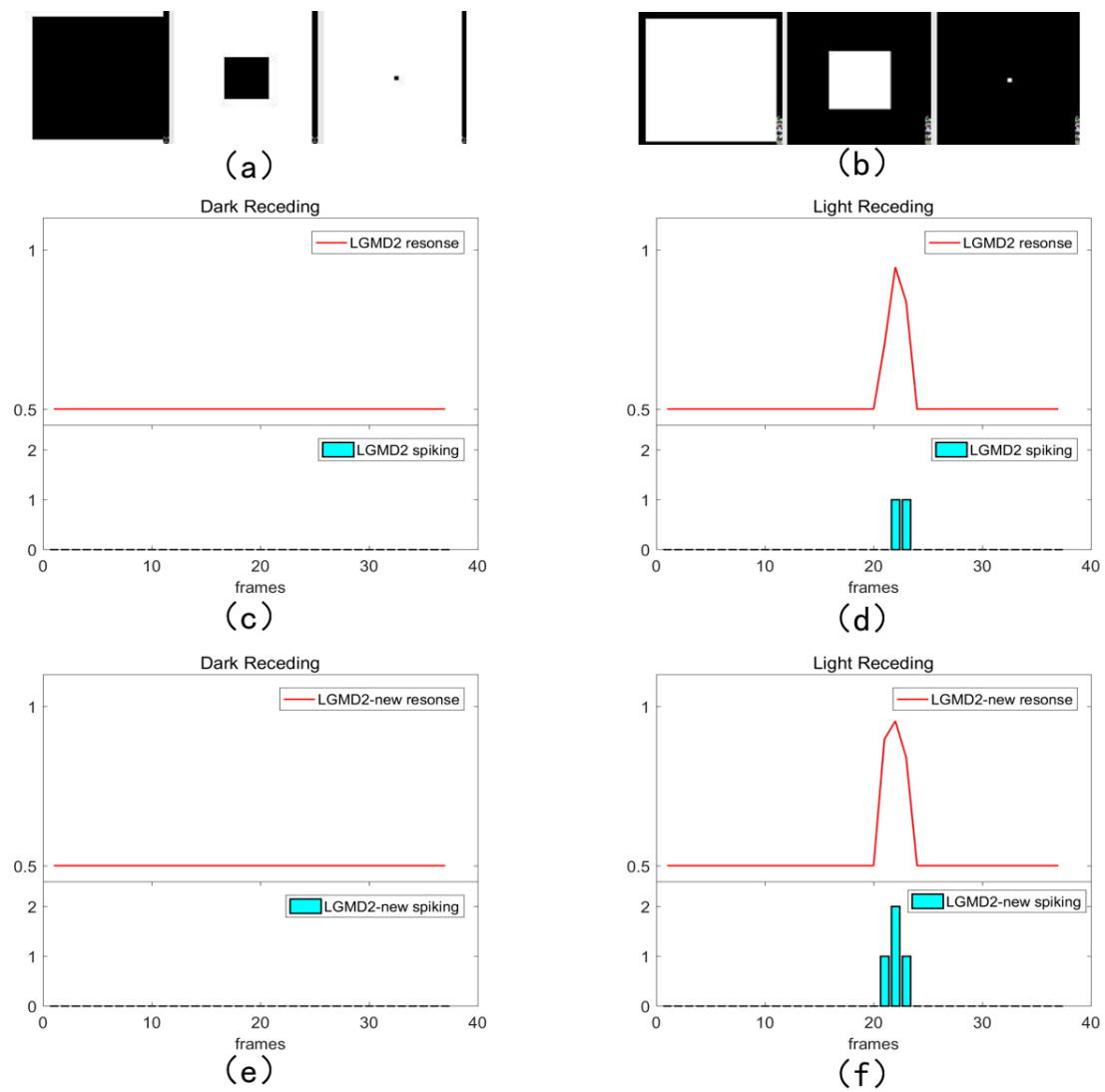


图 4-5 (a)、(b) 为物体运动示意图。(c) (d) 为 LGMD2 原始模型的反应膜电位；(e) (f) 为 LGMD2 优化模型模型的反应膜电位。

图 4-6 (a) (c) (e) 和 (b) (d) (f) 分别代表在较暗物块远离和较亮物块远离情况下，LGMD2 原始模型和 LGMD2 优化模型的反应膜电位图。从图中可以看出，LGMD2 优化模型与 LGMD2 原始模型只对较亮物体远离有反应，对较暗物体远离不反应。

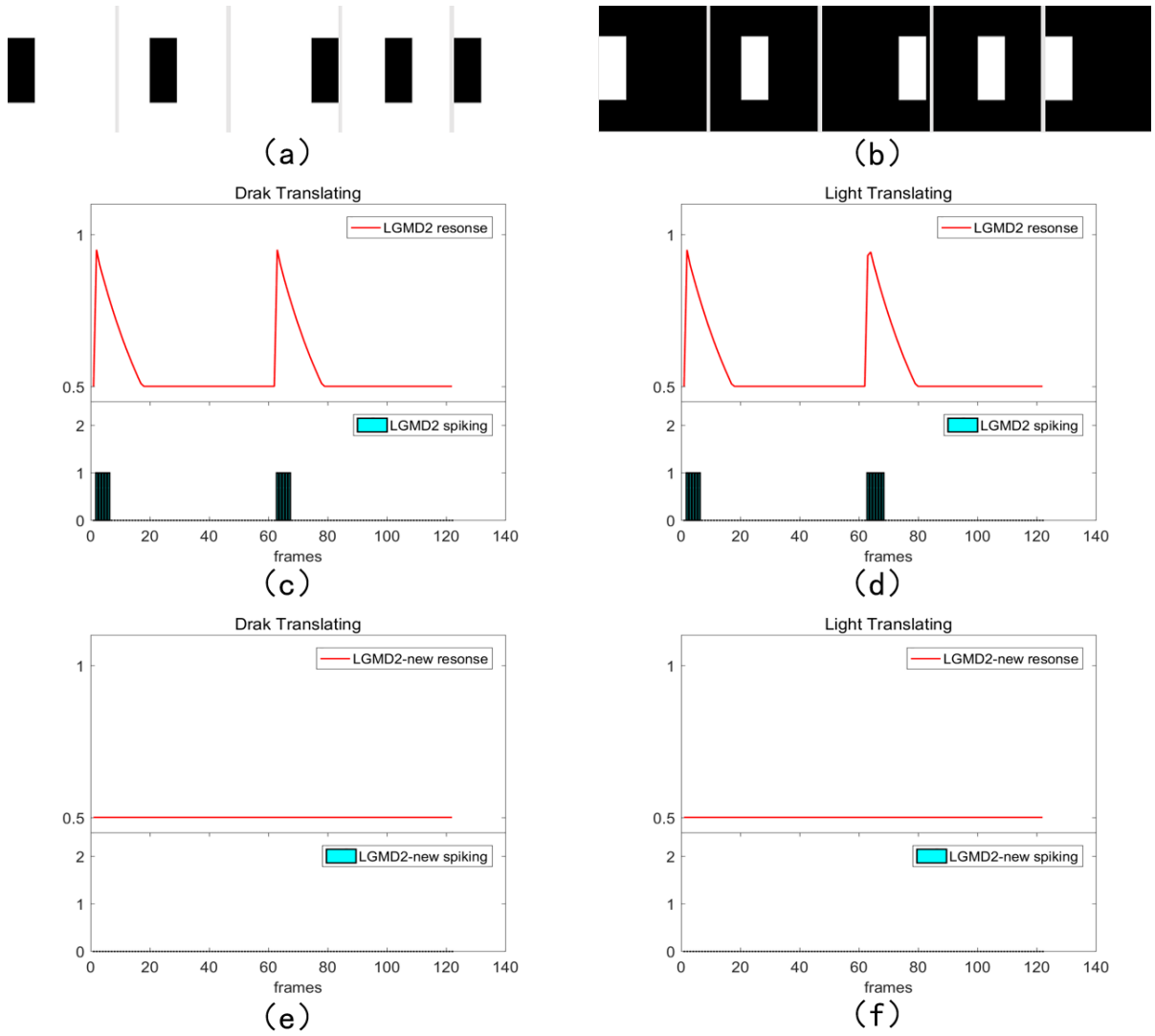


图 4-6 (a)、(b) 为物体运动示意图。(c) (d) 为 LGMD2 原始模型的反应膜电位；(e) (f) 为 LGMD2 优化模型模型的反应膜电位。

图 4-6 (a) (c) (e) 和 (b) (d) (f) 分别代表在较暗物块平移和较亮物块平移情况下，LGMD2 原始模型和 LGMD2 优化模型的反应膜电位图。从图中可以看出，LGMD2 优化模型此时对平移都不反应，而 LGMD2 原始模型对平移都会有一瞬间的反应，然后迅速消退。



#### 4.4.2 真实场景实验结果

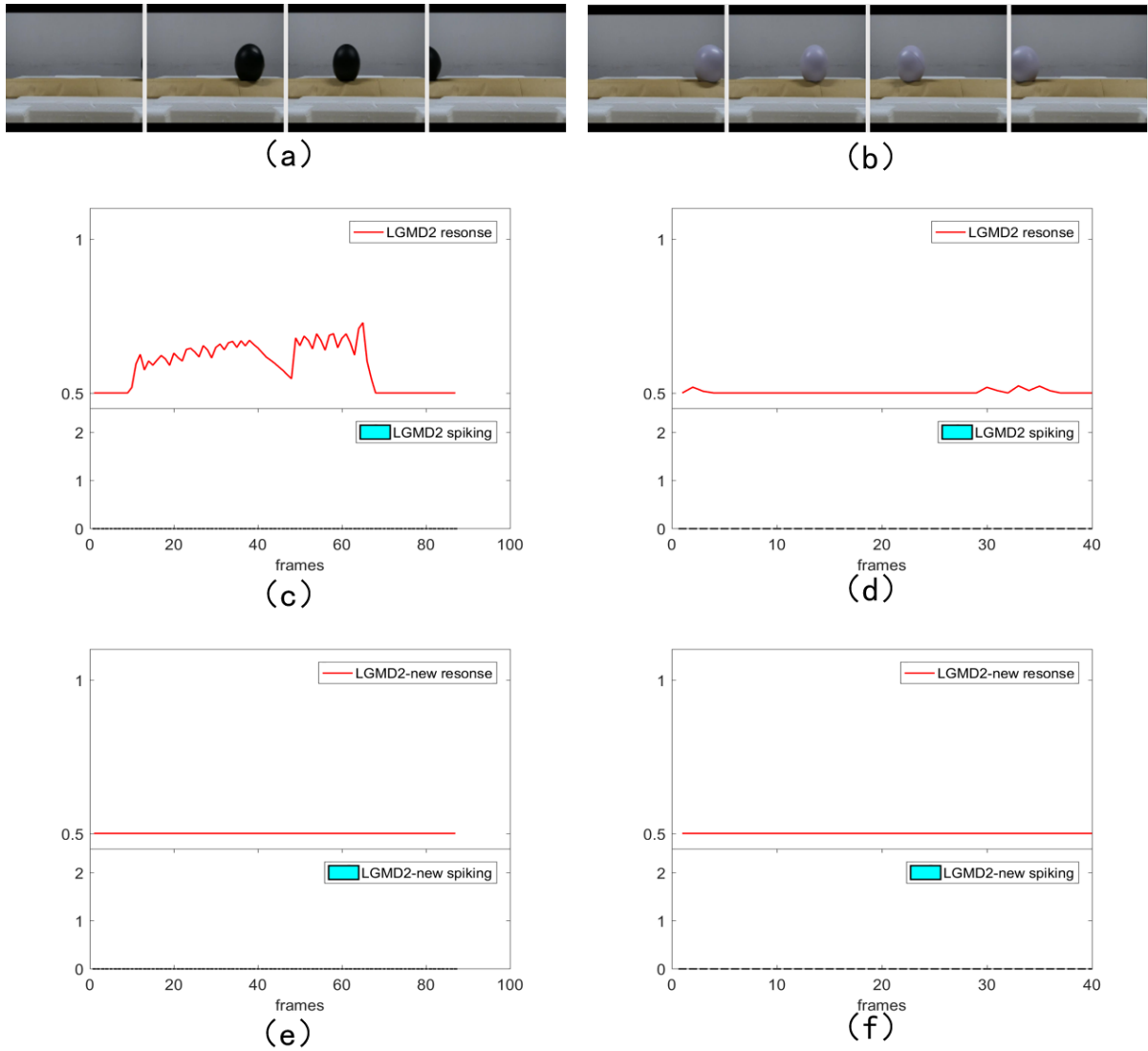


图 4-7 (a)、(b) 为物体运动示意图。(c) (d) 为 LGMD2 原始模型的反应膜电位；(e) (f) 为 LGMD2 优化模型模型的反应膜电位。

图 4-7 (a) (c) (e) 和 (b) (d) (f) 分别代表在黑球平移和白球平移情况下，LGMD2 原始模型和 LGMD2 优化模型的反应膜电位图。从图中可以看出，LGMD2 原始模型对黑球平移会有一定反应，对白球平移不反应。而 LGMD2 优化模型无论是对黑球还是白球的平移都不会发生反应。

由实验图 4-4、图 4-5、图 4-6、图 4-7 可以看出，LGMD2 优化模型相较于 LGMD2 原始模型，不仅保留了 LGMD2 原始模型只对暗物体靠近反应的特殊选择性，还对小物体的平移有一定的抑制作用。

#### 4.4.3 统计结果

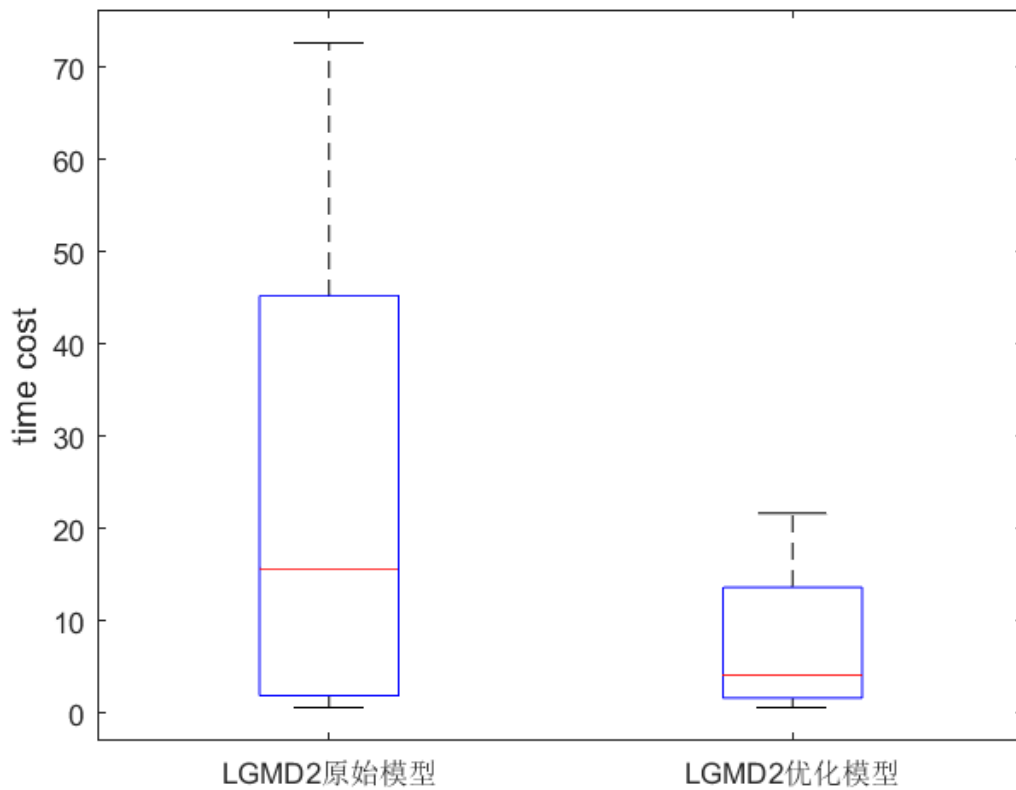


图 4-8 模型时间消耗分布箱线图：左图为 LGMD2 原始模型，右图为 LGMD2 优化模型。输入视频包含基本刺激和真实场景，每种输入各执行 5 次。Y 轴为实验时间消耗，单位为秒（s）。

由图 4-8 可以看出 LGMD2 优化模型经过式（3-34）和式（3-35）条件判断后，简化了计算，大大缩减了程序时间。对于基本刺激，模型优化优势不明显，但是真实场景下，模型优化明显，缩短了反应时间，物体更容易对碰撞做出反应。

#### 4.5 实验三

本节实验模型对照组为：LGMD2 反向选择性模型和 LGMD2 优化模型。

LGMD2 反向选择性模型参数调换部分如下：

1. 式（3-27）中的 $\omega_3$ 与式（3-29）中的 $\omega_4$ 对调。
2. 式（3-9）中的 $W_1$ 与式（315）中的 $W_2$ 对调。
3. 式（3-7）中的 $\tau_1$ 与式（3-13）中的 $\tau_2$ 对调。

本实验通过对 ON 和 OFF 通路的参数进行调换，实现对亮物体的选择性，从 LGMD2 原始模型的只对较暗物体靠近反应转变为对较亮物体的靠近反应。

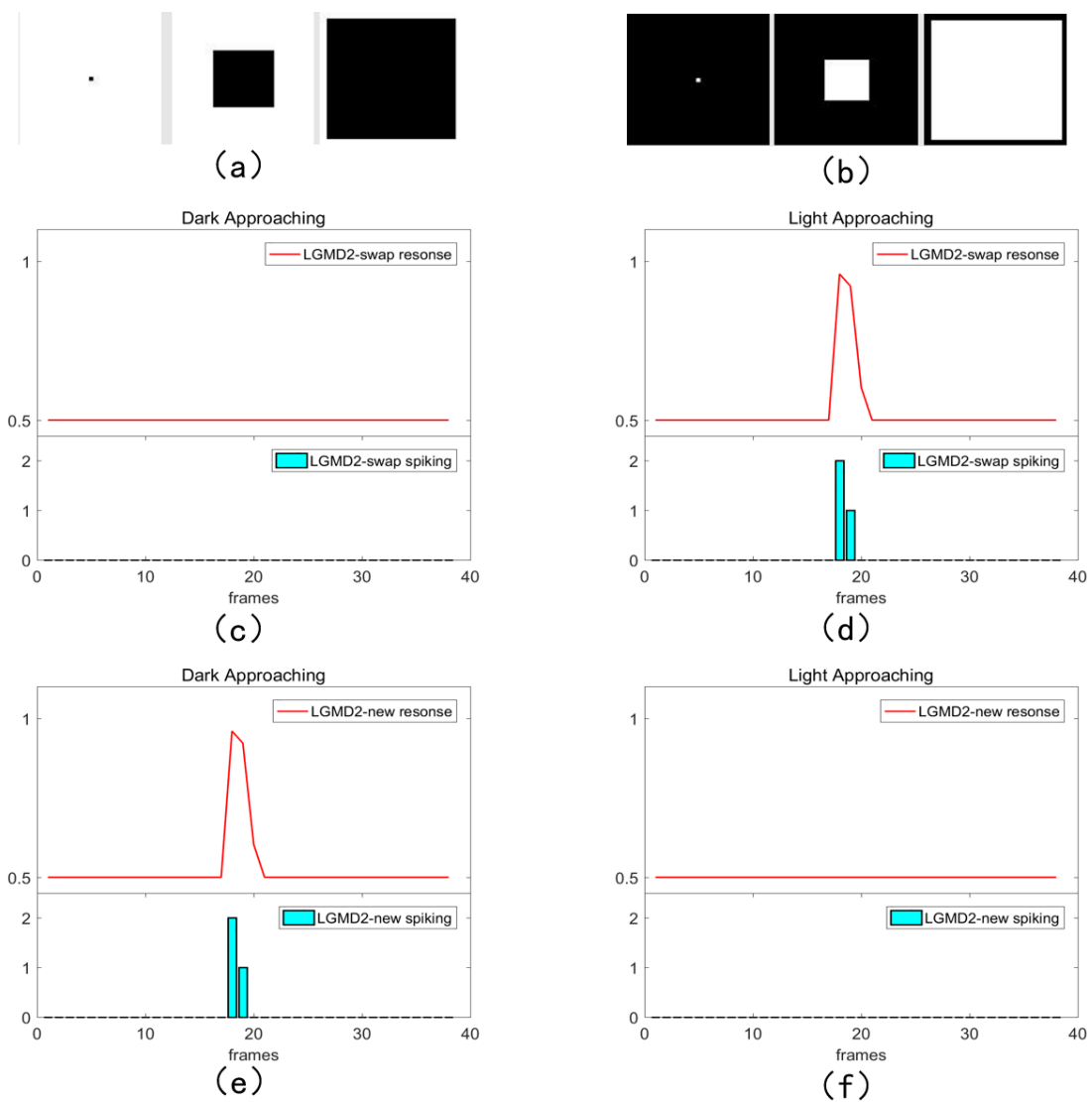


图 4-9 (a)、(b) 为物体运动示意图。(c) (d) 为 LGMD2 反向选择性模型的反应膜电位；  
(e) (f) 为 LGMD2 优化模型模型的反应膜电位。

图 4-9 (a) (c) (e) 和 (b) (d) (f) 分别代表在较暗物块靠近和较亮物块靠近情况下，LGMD2 反向选择性模型和 LGMD2 优化模型模型的反应膜电位图。从图中可以看出，LGMD2 反向选择性模型对较亮物体的靠近反应，对于较暗物体的靠近不反应。而 LGMD2 优化模型只对较暗物体靠近有反应，对较亮物体的靠近不反应。

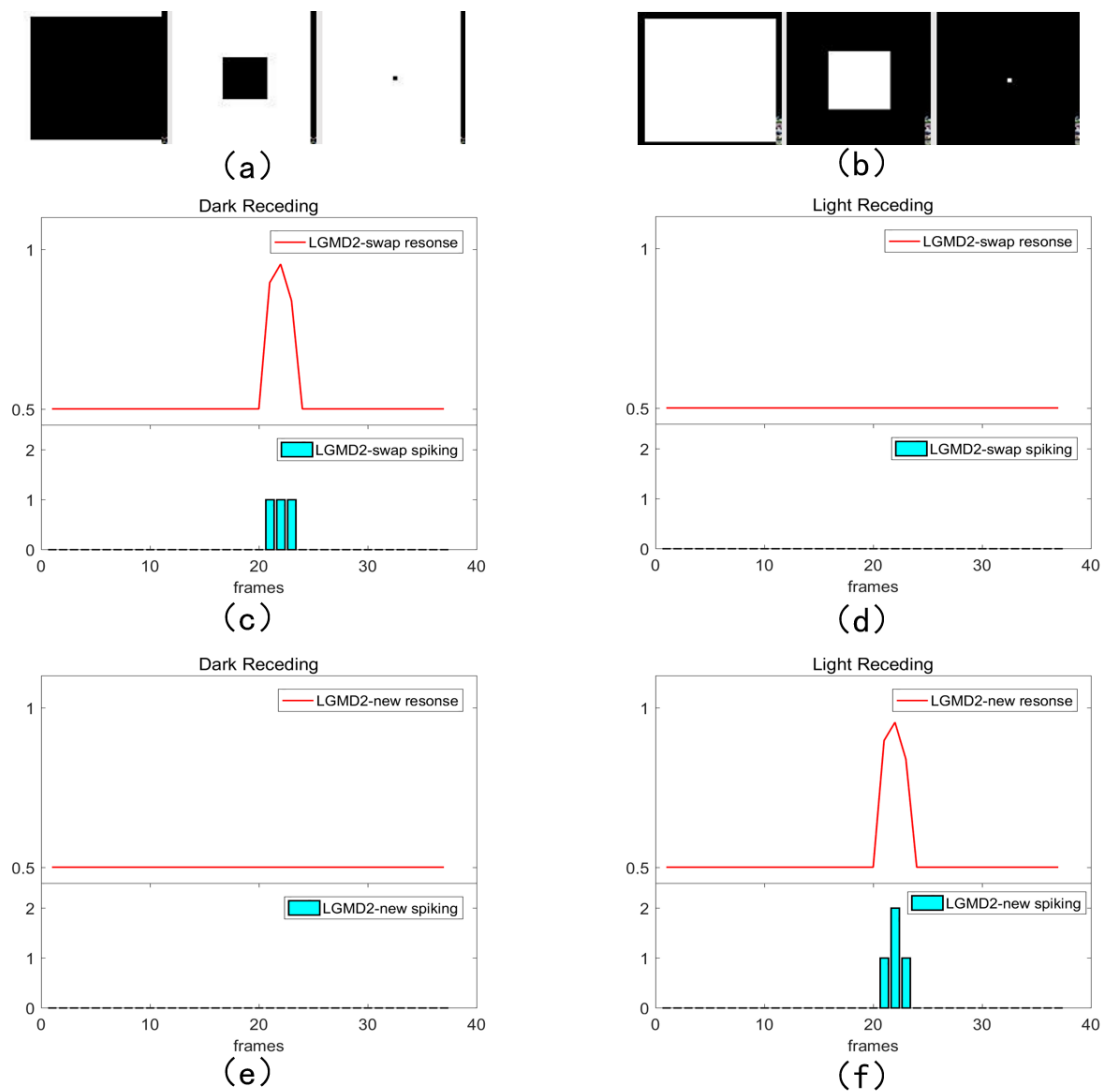


图 4-10 (a)、(b) 为物体运动示意图。(c) (d) 为 LGMD2 反向选择性模型的反应膜电位；(e) (f) 为 LGMD2 优化模型模型的反应膜电位。

图 4-10 (a) (c) (e) 和 (b) (d) (f) 分别代表在较暗物块远离和较亮物块远离情况下，LGMD2 反向选择性模型和 LGMD2 优化模型的反应膜电位图。从图中可以看出，LGMD2 反向选择性模型对于较暗物体的远离有反应，对于较亮物体的远离没有反应。而 LGMD2 优化模型只对较亮物体远离有反应。

## 5. 总结

### 5.1 总结实验

本文主要进行了三组实验，每组的实验结果均能验证模型设立的合理性。

实验一，通过实验结果图 4-1、图 4-2、图 4-3 可以发现，LGMD2 优化模型与

LGMD1 原始模型相比具有对较暗物体的选择性。这说明 LGMD 模型应该区分 ON/OFF 通道来实现特殊的选择性。

实验二，通过实验结果图 4-8 的箱线图所呈现的 LGMD2 原始模型和 LGMD2 优化模型对于不同输入所消耗时间分布可以看出，将适应性抑制机制也区分极性计算然后进行通道是否打开的判断，能够在真实场景下大大缩短反应时间。同时如图 4-4、图 4-5 所示，LGMD2 优化模型仍保留与 LGMD2 原始模型相同的选择性，并且由图 4-6、图 4-7 所呈现的对于小物体的平移还具有一定的抑制作用。

实验三，通过对 ON 和 OFF 通道的参数调换，如图 4-9、图 4-10 所示，本实验成功地实现了对较亮物体的选择，这也是证明 LGMD2 模型应该区分 ON 和 OFF 两种极性来判断计算。

## 5.2 不足之处

本文实验次数较少、以及存在部分参数问题可能会导致对于一些复杂场景的模型存在较大波动，例如背景是动态、物体与背景亮度相差较小、物体运动过快等等。

## 5.3 讨论

值得强调的是，本文中的“暗物体”是相对于其背景的亮度而言的。通过上述系统实验，可以证明本文提出的 LGMD2 优化模型具有平行的偏开和偏关通路和适应性抑制机制。LGMD2 优化模型的提出在保留 LGMD2 原始模型原有的特殊选择性的同时，还能大大优化算法，缩短时间，对小物体的平移还能有一定的抑制作用。

在蝗虫的视觉系统中表现出与生物 LGMD2 神经元相似的特性和选择性。在蝗虫的视觉通路中，已经发现了一组 LGMD 神经元，其中 LGMD-1 和 LGMD-2 在小叶区域的功能和解剖学上已经被确定。这两个神经元在物理上彼此相邻(见图 2-2 (b))。在蝗虫中，LGMD1 和 LGMD2 都会对接近物体的快速扩展图像做出反应，这些图像表示即将发生碰撞或来自捕食者的攻击<sup>[9,27,28]</sup>。

然而，LGMD2 与 LGMD1 的生物学功能在许多方面存在差异<sup>[28]</sup>。首先，LGMD2 对更亮或白色若隐若现的物体不敏感，而 LGMD1 则敏感。其次，LGMD2 对颜色较深的物体完全没有反应，而 LGMD1 经常被激发，尽管非常短暂。与 LGMD1 相比，LGMD2 在主要生活在地面上的蝗虫幼崽中成熟得更早，在从空中接近捕食者的信号中起着关键作用<sup>[29]</sup>。因此，LGMD-2 仅对 OFF 对比有反应。随着蝗虫的成长，随着蝗虫的成长，由于飞行行为，视觉环境变得更加复杂<sup>[30]</sup>。LGMD-1 逐渐补充 LGMD-2

的隐现感知，并可以处理与飞行相关的碰撞场景。一个可能的原因是 LGMD1 也能识别更亮的若隐若现的物体。然而，LGMD2 仍然存在于成虫的视觉通路中。

我们可以这么理解 LGMD1 和 LGMD2 在蝗虫生长的阶段作用：想象你是一只兔子，有一个老鹰从天空飞扑下来，以你被捕食者的视角来看，老鹰是一个边缘快速扩张的黑色物体向你靠近，由此可以类比到蝗虫幼虫。而当蝗虫成虫开始飞行时，已经不满足于 LGMD2 的选择性，自此 LGMD1 神经元进行功能互补，对蝗虫飞行避障等需求起作用。

如今这两个神经元如何在蝗虫隐约可见的感知神经系统中合作仍然未知。对于蝗虫视觉神经网络还有很多值得研究的地方。

## 6. 参考文献

- [1] Kennedy JS, Wigglesworth VB. The migration of the Desert Locust (*Schistocerca gregaria* Forsk.) I. The behaviour of swarms. II. A theory of long-range migrations[J]. Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences, 1997, 235(625): 163–290.
- [2] Small Brains, Smart Machines: From Fly Vision to Robot Vision and Back Again | IEEE Journals & Magazine | IEEE Xplore[EB/OL]. .  
<https://ieeexplore.ieee.org/document/6805164>.
- [3] Fu Q, Wang H, Hu C, et al. Towards Computational Models and Applications of Insect Visual Systems for Motion Perception: A Review[J]. Artificial Life, 2019, 25(3): 263–311.
- [4] Serres JR, Ruffier F. Optic flow-based collision-free strategies: From insects to robots[J]. Arthropod Structure & Development, 2017, 46(5): 703–717.
- [5] Fu Q, Li Z, Peng J. Harmonizing motion and contrast vision for robust looming detection[J]. Array, 2023, 17: 100272.
- [6] Fu Q, Yue S. Complementary Visual Neuronal Systems Model for Collision Sensing[J]. Robotics and Mechatronics, 2020.
- [7] Fu Q, Hu C, Peng J, et al. A Robust Collision Perception Visual Neural

- Network With Specific Selectivity to Darker Objects[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2020, 50(12): 5074–5088.
- [8] The Anatomy of A Locust Visual Interneurone; the Descending Contralateral Movement Detector[EB/OL].  
[https://www.researchgate.net/publication/242098873\\_The\\_Anatomy\\_of\\_a\\_Locust\\_Visual\\_Interneurone\\_the\\_Descending\\_Contralateral\\_Movement\\_Detector](https://www.researchgate.net/publication/242098873_The_Anatomy_of_a_Locust_Visual_Interneurone_the_Descending_Contralateral_Movement_Detector).
- [9] Neural network based on the input organization of an identified neuron signaling impending collision – PubMed[EB/OL].  
<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/8867110/>.
- [10] Blanchard M, Rind FC, Verschure PFMJ. Collision avoidance using a model of the locust LGMD neuron[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2000, 30(1): 17–38.
- [11] Shigang Yue, Rind FC. Collision detection in complex dynamic scenes using an LGMD-based visual neural network with feature enhancement[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2006, 17(3): 705–716.
- [12] A Collision Detection System for a Mobile Robot Inspired by the Locust Visual System | IEEE Conference Publication | IEEE Xplore[EB/OL].  
<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1570705>.
- [13] Fu Q, Hu C, Liu T, et al. Collision selective LGMDs neuron models research benefits from a vision-based autonomous micro robot[C]//2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Vancouver, BC: IEEE, 2017: 3996–4002.
- [14] Hu C, Fu Q, Yue S. Colias IV: The Affordable Micro Robot Platform with Bio-inspired Vision[M]//Giuliani M, Assaf T, Giannaccini ME. Towards Autonomous Robotic Systems: Vol. 10965. Cham: Springer International Publishing, 2018: 197–208.
- [15] Hu C, Arvin F, Xiong C, et al. Bio-Inspired Embedded Vision System for Autonomous Micro-Robots: The LGMD Case[J]. IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems, 2017, 9(3): 241–254.
- [16] Hartbauer M. Simplified bionic solutions: a simple bio-inspired vehicle collision detection system[J]. Bioinspiration & Biomimetics, 2017, 12(2): 026007.
- [17] Yue S, Rind FC, Keil MS, 等. A bio-inspired visual collision detection mechanism for cars: Optimisation of a model of a locust neuron to a novel environment[J]. Neurocomputing, 2006, 69(13): 1591–1598.
- [18] Stafford R, Santer RD, Rind FC. A bio-inspired visual collision detection mechanism for cars: Combining insect inspired neurons to create a robust system[J]. Biosystems, 2007, 87(2): 164–171.
- [19] Parameter Optimization and Learning in a Spiking Neural Network for UAV Obstacle Avoidance Targeting Neuromorphic Processors | IEEE Journals & Magazine | IEEE Xplore[EB/OL].  
<https://ieeexplore.ieee.org/document/8867860>.
- [20] An LGMD Based Competitive Collision Avoidance Strategy for UAV | SpringerLink[EB/OL]. [https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-19823-7\\_6](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-19823-7_6).



- [21]Borst A, Euler T. Seeing Things in Motion: Models, Circuits, and Mechanisms[J]. Neuron, 2011, 71(6): 974-994.
- [22]Motion detection in flies: Parametric control over ON-OFF pathways | Experimental Brain Research[EB/OL].  
<https://link.springer.com/article/10.1007/BF00236243>.
- [23]Frontiers | Rapid Long-Range Disynaptic Inhibition Explains the Formation of Cortical Orientation Maps[EB/OL].  
<https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fncir.2017.00021/full>.
- [24]Orientation Selectivity from Very Sparse LGN Inputs in a Comprehensive Model of Macaque V1 Cortex - PubMed[EB/OL].  
<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/27927956/>.
- [25]Fu Q. Motion perception based on ON/OFF channels: A survey[J]. Neural Networks, 2023, 165: 1-18.
- [26]Fu Q, Hu C, Peng J, et al. Shaping the collision selectivity in a looming sensitive neuron model with parallel ON and OFF pathways and spike frequency adaptation[J]. Neural Networks, 2018, 106: 127-143.
- [27]Rind FC, Wernitznig S, Pölt P, et al. Two identified looming detectors in the locust: ubiquitous lateral connections among their inputs contribute to selective responses to looming objects[J]. Scientific Reports, 2016, 6(1): 35525.
- [28]Simmons PJ, Rind FC. Responses to object approach by a wide field visual neurone, the LGMD2 of the locust: Characterization and image cues[J]. Journal of Comparative Physiology A: Sensory, Neural, and Behavioral Physiology, 1997, 180(3): 203-214.
- [29]A look into the cockpit of the developing locust: Looming detectors and predator avoidance - Sztarker - 2014 - Developmental Neurobiology - Wiley Online Library[EB/OL].  
<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/dneu.22184>.
- [30]Simmons PJ, Sztarker J, Rind FC. Looming detection by identified visual interneurons during larval development of the locust *Locusta migratoria*[J]. Journal of Experimental Biology, 2013.

## 7. 致谢

## 8. 附录

主函数:

```
video_file=('D:\毕业设计\视频\name.mp4');%name 为文件名
```

```
video = VideoReader(video_file);
```

%获取视频的高度、宽度、帧数和帧速率

```
[height, width, frame_numbers, rate] = get_video(video);
```

```

% video_to_picture(video, frame_numbers); % 视频转成图片并保存
% picture_to_video(frame_numbers, rate); % 图片转成视频并保存
tic; % 启动计时器

gray_video = zeros(height, width, frame_numbers);
P = zeros(height, width, frame_numbers);
P_off= zeros(height, width, frame_numbers);
P_on= zeros(height, width, frame_numbers);
E_on= zeros(height, width, frame_numbers);
% E_on_hat=zeros(height, width, frame_numbers);
E_off=zeros(height, width, frame_numbers);
% E_off_hat=zeros(height, width, frame_numbers);
I_on=zeros(height, width, frame_numbers);
I_off=zeros(height, width, frame_numbers);
S= zeros(height, width, frame_numbers);
S_on=zeros(height, width, frame_numbers);
S_off=zeros(height, width, frame_numbers);
Ce=zeros(height, width, frame_numbers);
G=zeros(height, width, frame_numbers);
G_hat=zeros(height, width, frame_numbers);
PM_on=zeros(1,frame_numbers);
PM_off=zeros(1,frame_numbers);
PM_on_hat=zeros(1,frame_numbers);
PM_off_hat=zeros(1,frame_numbers);
w=zeros(1,frame_numbers);
K_hat = zeros(1,frame_numbers);
S_spike = zeros(1,frame_numbers);
tau_in=1000/rate;%30~50
% P 层
for ftp = 1:frame_numbers
    color_frame = read(video, ftp);
    gray_video(:, :, ftp) = rgb2gray(color_frame);

```

```

if ftp ~= 1
frame_diff = gray_video(:, :, ftp) - gray_video(:, :, ftp - 1);
P(:, :, ftp) = frame_diff;
%ON/OFF channel
alpha_1=0.1;
P_on(:, :, ftp)=half_wave_ON(P(:, :, ftp))+alpha_1*P_on(:, :, ftp-1);
P_off(:, :, ftp)=-half_wave_OFF(P(:, :, ftp))+alpha_1*P_off(:, :, ftp-1);

%Adaptive Inhibition Mechanism
Tpm=8;%10
tau_3=10;
tau_4=10;
omega_3=1;%ON 通路
omega_4=0.3;%OFF 通路
alpha_4=tau_in/(tau_3+tau_in);
alpha_5=tau_in/(tau_4+tau_in);
PM_on(ftp)=sum(sum(abs(P_on(:, :, ftp))))/(height*width);
PM_off(ftp)=sum(sum(abs(P_off(:, :, ftp))))/(height*width);
PM_on_hat(ftp)=PM_on(ftp).*alpha_4+PM_on(ftp-1).*(1-alpha_4);
PM_off_hat(ftp)=PM_off(ftp).*alpha_5+PM_off(ftp-1).*(1-alpha_5);

%ON pathway
if PM_on_hat(ftp)<2
S_on(:, :, ftp)=0;
else
W_1=[1/4 1/2 1/4;1/2 2 1/2;1/4 1/2 1/4];
E_on(:, :, ftp)=P_on(:, :, ftp);
tau_1=[45 30 45;30 15 30;45 30 45];
alpha_2=tau_in./(tau_1+tau_in);
inputMatrix1=E_on(:, :, ftp);
inputMatrix2=E_on(:, :, ftp-1);

```

```

I_on(:, :, ftp) = Convolution(inputMatrix1, inputMatrix2, W_1, alpha_2);
PT_on = PM_on_hat / Tpm;
omega_1 = max(omega_3, PT_on);
S_on(:, :, ftp) = max(0, E_on(:, :, ftp) - omega_1(ftp) * I_on(:, :, ftp));
end

%OFF pathway
if PM_off_hat(ftp) < 2
S_off(:, :, ftp) = 0;
else
W_2 = [1/8 1/4 1/8; 1/4 1 1/4; 1/8 1/4 1/8];
E_off(:, :, ftp) = P_off(:, :, ftp);
tau_2 = [180 120 180; 120 60 120; 180 120 180];
alpha_3 = tau_in / (tau_2 + tau_in);
inputMatrix3 = E_off(:, :, ftp);
inputMatrix4 = E_off(:, :, ftp - 1);
I_off(:, :, ftp) = Convolution(inputMatrix3, inputMatrix4, W_2, alpha_3);
PT_off = PM_off_hat / Tpm;
omega_2 = max(omega_4, PT_off);
S_off(:, :, ftp) = max(0, E_off(:, :, ftp) - omega_2(ftp) * I_off(:, :, ftp));
end

theta_1 = 1;
theta_2 = 1;
theta_3 = 0;
S(:, :, ftp) = theta_1 * S_on(:, :, ftp) + theta_2 * S_off(:, :, ftp) + theta_3 * S_on(:, :, ftp) * S_off
(:, :, ftp);

% G 层
W_g = 1/9 * [1 1 1; 1 1 1; 1 1 1];
C_w = 4;
delta_C = 0.01;
C_de = 0.5;

```

```

T_de=15;
Ce(:, :, ftp)=imfilter(S(:, :, ftp), W_g);
w(ftp) = max(max(Ce(:, :, ftp))) / C_w + delta_C;
G(:, :, ftp) = S(:, :, ftp) .* Ce(:, :, ftp) / w(ftp);
for y=1:height
for x=1:width
if G(y,x, ftp) * C_de >= T_de
G_hat(y,x, ftp)=G(y,x, ftp);
else
G_hat(y,x, ftp)=0;
end
end
end

% LGMD CELL
k=sum(sum(G_hat));
alpha_6=1;% 0.5~1
tau_5=800;%500~1000
K=1/(1+exp(-k/((height*width*alpha_6))));
K=reshape(K, 1, []);
alpha_7=tau_5/(tau_5+tau_in);
T_sfa=0.003;

K_hat(1,1) = K(1,1);
diff_K = K(1,ftp) - K(1,ftp-1);
if diff_K<=T_sfa
K_hat(1,ftp) = alpha_7 .* (K_hat(1,ftp-1) + K(1,ftp) - K(1,ftp-1));
else
K_hat(1,ftp)=alpha_7.*K(1,ftp);
end
if K_hat(1,ftp) < 0.5

```

```

        K_hat(1,ftp)=0.5;
    end
    alpha_8=4;
    T_spi=0.78;%0.65~0.78
    n_ts=4;%4~8
    n_sp=8;%6~8
    S_spike(1,ftp)=exp(alpha_8*(K_hat(1,ftp)-T_spi));
    s_spike(1,ftp)=uint8(floor(exp(alpha_8*(K_hat(1,ftp)-T_spi))));
    if ftp<=n_ts
        Spike(1,1)=S_spike(1,1);
        Spike(1,2)=S_spike(1,2)+S_spike(1,1);
        Spike(1,3)=S_spike(1,3)+S_spike(1,2)+S_spike(1,1);
        Spike(1,4)=S_spike(1,4)+S_spike(1,3)+S_spike(1,2)+S_spike(1,1);
    else
        Spike(1,ftp)=S_spike(1,ftp)+S_spike(1,ftp-1)+S_spike(1,ftp-2)+S_spike
(1,ftp-3)+S_spike(1,ftp-4);
    end

    if Spike(1,ftp)>=n_sp
        Col(1,ftp)=1;
    else
        Col(1,ftp)=0;
    end
end
end
end

```

```

t1 = toc; % 计算经过的时间
disp(['优化后经过时间: ', num2str(t1), '秒']);

```

% 碰撞检测

```

pos1 = [0.15 0.41 0.75 0.5];
ax1=subplot('Position',pos1);
x1=1:frame_numbers;
plot(x1,K_hat,'r','Linewidth', 1.2);
ylim([0.45 1.1]);
set(gca,'YTick',[0.5:0.5:1],'fontsize',12) ;
set(gca,'XTick',[]);
legend('LGMD2-new resonse');
% title('Light Translating');
% ax1.XAxis.Visible='off';

```

```

pos2 = [0.15 0.11 0.75 0.3];
ax2=subplot('Position',pos2);
set(0,'defaultfigurecolor','w')
bar(x1,s_spike,'c','Linewidth', 1.2);
ylim([0 2.5]);
set(gca,'YTick',[0:1:2],'fontsize',12)
xlabel('frames','FontSize',12);
legend('LGMD2-new spiking');
linkprop([ax1 ax2],'Xlim');
hold on

```

% half\_wave\_OFF 半波整流函数：将亮度降低的部分输入到 off 通路

```

function temp_matrix = half_wave_OFF(matrix)
temp_matrix = matrix;
temp_matrix(temp_matrix > 0) = 0;
end

```

% half\_wave\_ON 半波整流函数：将亮度增加的部分输入到 on 通路

```

function temp_matrix = half_wave_ON(matrix)
temp_matrix = matrix;

```



```
temp_matrix(temp_matrix < 0) = 0;
end
```

%get\_video 函数 读取 avi 视频

```
function [height, width, frame_numbers, rate] = get_video(video)
    frame_numbers = video.NumberOfFrames;%帧数
    video_size = size(read(video, 1));
    height = video_size(1);
    width = video_size(2);
    rate = video.FrameRate;
end
```

```
function I = Convolution(inputMatrix1,inputMatrix2, kernel, alpha)
height = size(inputMatrix1,1);
width =size(inputMatrix1,2);
% lp=0;
Np=1;
I = zeros(height, width); % 初始化输出矩阵
% r=0;c=0;
% 循环遍历每个位置进行卷积运算
for y = 1:height
for x = 1:width
tmp = 0;
for i = -Np :Np
for j = -Np:Np
%check border
r = y + i;
c = x + j;
if r >= 1 && r <= height && c >= 1 && c <= width
inputMatrix_cur = inputMatrix1(r,c); % 当前帧的输入矩阵
inputMatrix_prev = inputMatrix2(r,c); % 前一帧的输入矩阵
```

```

                                %centre cell

if i == 0 && j == 0
    % 假设你有当前帧和前一帧的输入矩阵以及 alpha 权重
    lp = LowpassFilter(inputMatrix_cur, inputMatrix_prev, alpha(5));% 调用 LowpassF
ilter 函数进行低通滤波
    Lp=lp*kernel(5);
    %nearest cells
elseif i == 0 || j == 0
    lp = LowpassFilter(inputMatrix_cur, inputMatrix_prev, alpha(2));% 调用 LowpassF
ilter 函数进行低通滤波
    Lp=lp*kernel(2);
    %diagonal cells
else
    lp = LowpassFilter(inputMatrix_cur, inputMatrix_prev, alpha(1));% 调用 LowpassF
ilter 函数进行低通滤波
    Lp=lp*kernel(1);
end
tmp =tmp+ Lp;
end
end
end
I(y, x) = tmp;
end
end
end

function lp=LowpassFilter(inputMatrix_cur,inputMatrix_pre,alpha)
lp=inputMatrix_cur.*alpha+(1-alpha).*inputMatrix_pre;
end

```