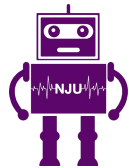




南京大學  
NANJING UNIVERSITY



RINC  
Robotic Intelligence & Neural Computing Group

# 基于生物神经元特性的新型脉冲 神经元模型设计与研究

答辩人：刘佩涵 502022370027

导师：申富饶 教授

日期：2025年5月16日

誠樸雄偉 勵學敦行

# 目录

---

一 研究背景

二 研究内容

- 双线性整合脉冲神经元
- 分流抑制脉冲神经元

三 实际应用

四 研究生期间工作成果

五 全文总结

第一部分

# 研究背景

## Research Background

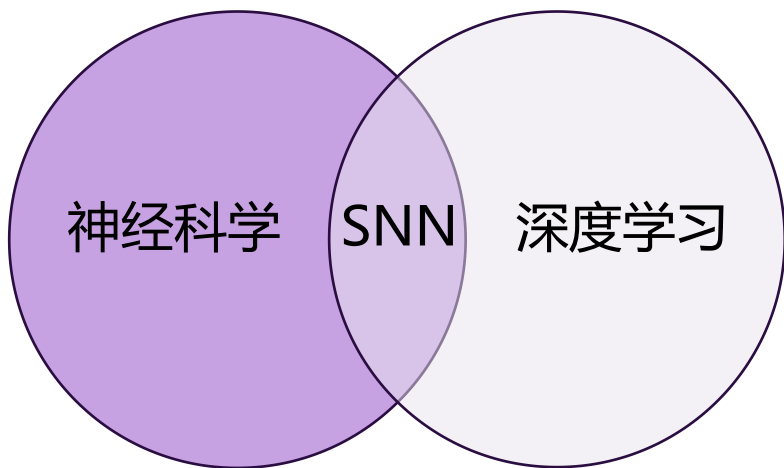
脉冲神经网络简介 | 研究意义 | 研究现状与局限性

## 1.1

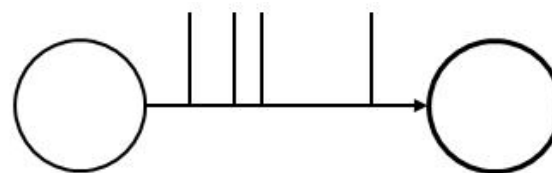
## 脉冲神经网络简介

## 基本信息

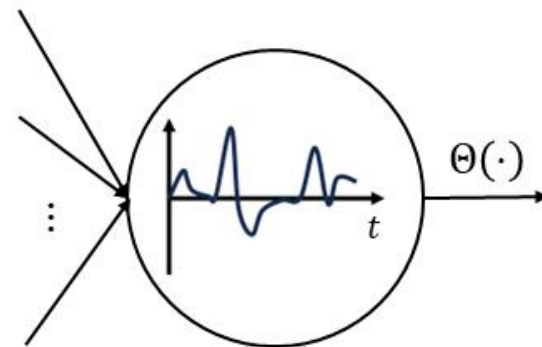
脉冲神经网络 (SNN), 又称“第三代神经网络”。相较于人工神经网络, SNN更接近真实的生物神经系统, 是类脑智能的实践路径之一。



## 核心特征



使用离散脉冲传递信息。



膜电位动态响应, 可以整合时序输入。

## 1.1

## 脉冲神经网络简介

## 脉冲神经元

以LIF (Leaky Integrate-and-Fire) 模型为例, 其离散化表示如下:

$$\text{膜电位: } u_t = \alpha u_{t-1} + i_t$$

$$\text{电流: } i_t = \mathbf{w}^\top \mathbf{x}_t$$



$$\text{输出: } o_t = \Theta(u_t - u_{\text{thr}})$$

其中 $\Theta$ 为单位阶跃函数,  $u_{\text{thr}}$ 为阈值。

LIF是目前使用最广泛的脉冲神经元。

## 脉冲编码

将实数转化为脉冲的方法。

实数	0.3
频率编码	0 0 0 0 1 0 1 1 0 0 
时间编码	0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 

## 训练方法

SNN使用阶跃函数作为激活函数, 其非连续特性给SNN训练带来困难。目前的SNN主流训练方法包括:

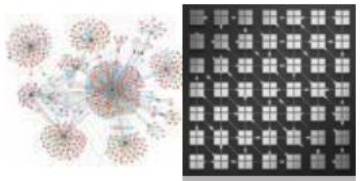
1. 生物启发式学习方法 (如STDP)
2. ANN-SNN转化
3. 替代梯度下降

本文以替代梯度下降作为训练方法。

1.2 脉冲神经网络研究意义

事件驱动计算

Neuromorphic Computing



- Learn On-the-Fly Through Neuron Firing Rules
- Asynchronous Event-Based Spikes
- Parallel Sparse Compute

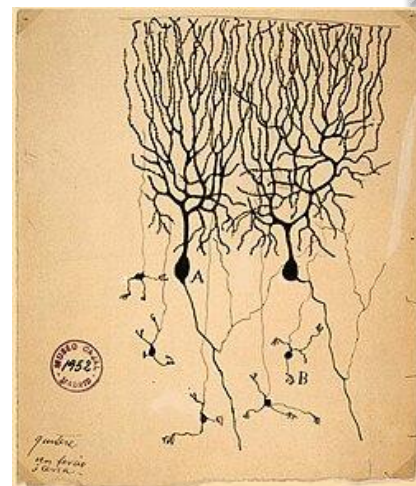


神经形态数据处理能力

节能高效

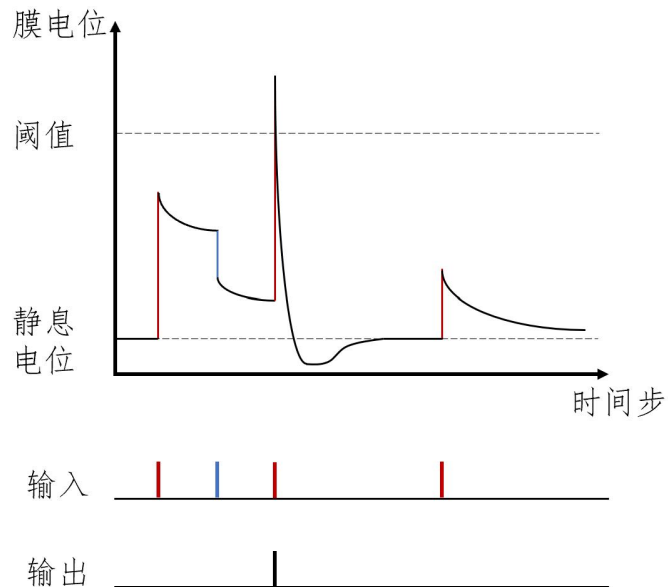


生物学合理性



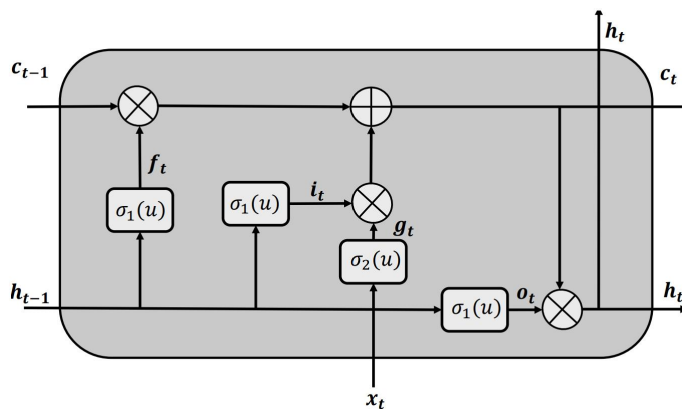
### 1.3 脉冲神经元研究现状

#### 主流模型



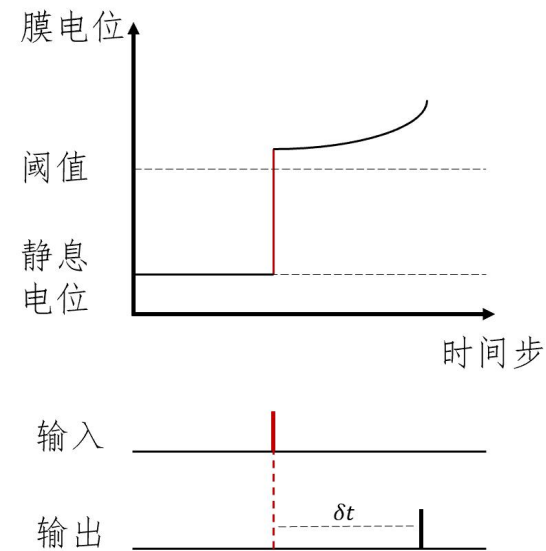
LIF模型膜电位响应示意图。  
结构简单，适用范围广。

#### 基于人工神经元的改进



Spiking LSTM示意图。  
此外还有Spiking GRU等工作。

#### 基于生物神经元的改进



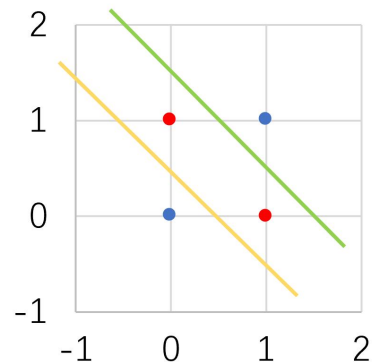
脉冲延迟示意图。  
此外还有基于自适应阈值、不应期等特性改进神经元的工作。

## 1.4

## 现有研究局限性

## 非线性计算能力弱

单个生物神经元即可完成异或计算，而脉冲神经元不能。



## 空间整合模式差异

生物神经元对输入的空间整合是高度非线性的，而现有脉冲神经元沿用了人工神经元的线性整合模式。

$$u_t = \alpha u_{t-1} + i_t$$

$$i_t = \mathbf{w}^T \mathbf{x}_T$$

虽然时间上非线性  
但空间上仍为线性

现有模型与生物神经元存在较大差距，导致SNN整体表现偏离生物神经系统。

1.5

本文工作

问题分析

线性整合  
+  
单调激活函数



无法计算  
异或

解决思路

借鉴生物神经元非线性整合  
机制，改进脉冲神经元

具体方案

双线性整合+低秩矩阵分解

分流抑制+门控机制

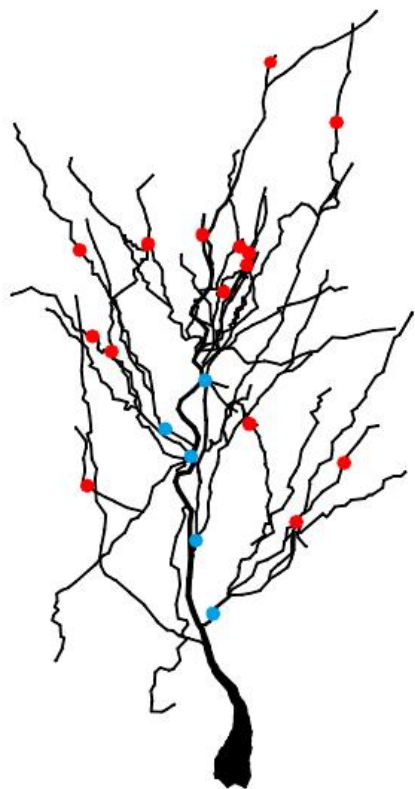
第二部分

# 研究内容

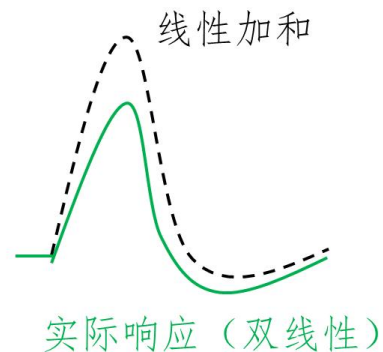
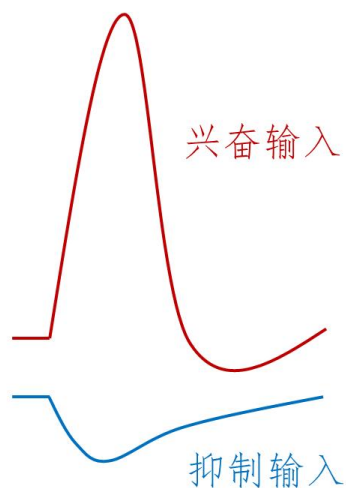
Research Content

双线性整合脉冲神经元 | 分流抑制脉冲神经元

## 2.1 双线性整合脉冲神经元：研究动机



双线性整合模式可以更好地反映生物神经元对输入的实际响应



### 双线性整合表示

两个输入的双线性整合：

$$i = i_1 + i_2 + \kappa i_1 i_2,$$

$$i_1 = w_1 x_1,$$

$$i_2 = w_2 x_2.$$

多输入的双线性整合：

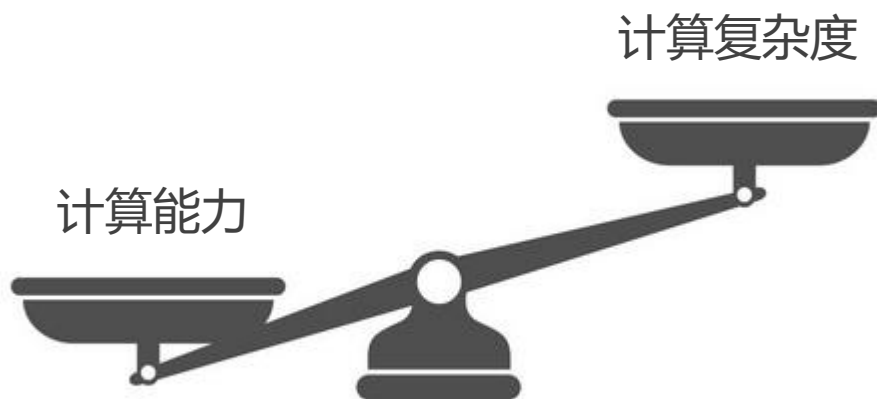
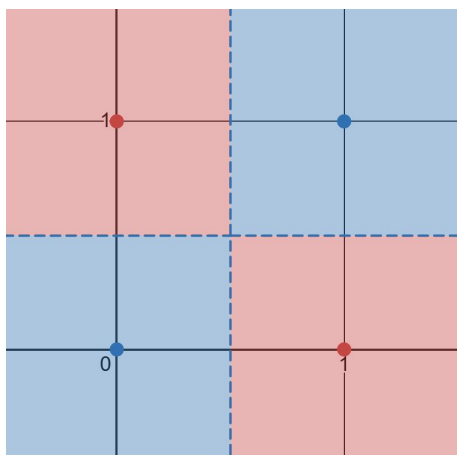
$$i = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + \mathbf{x}^T \mathbf{K} \mathbf{x},$$

$$K_{ij} = K_{ji}.$$

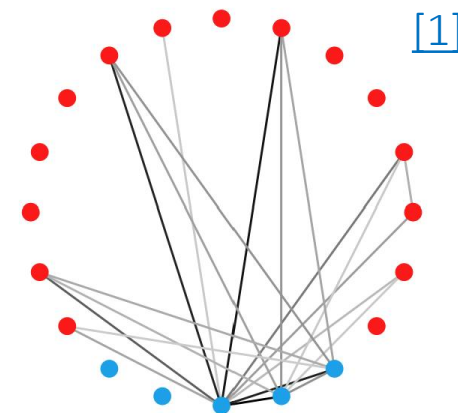
## 2.1 双线性整合脉冲神经元：实现难点

令  $i = x_1 + x_2 - 2x_1x_2$   
 即可表示异或关系。

$x$	$i$	阈值	输出
(0,0)	0	0.5	0
(0,1)	1	0.5	1
(1,0)	1	0.5	1
(1,1)	0	0.5	0



**关键问题：**如何实现双线性整合，在表达能力与计算复杂度上达到平衡。



考虑不同输入间的两两交互，  
 计算复杂度为  $O(N^2)$ ，  
 远高于线性整合的  $O(N)$ 。

## 2.1 双线性整合脉冲神经元：解决方案

通过低秩矩阵分解  $K = V^T V$ ，双线性整合中的二阶特征交互可以表示为：

$$\mathbf{x}^T K \mathbf{x} = \sum_{f=1}^k (\mathbf{v}_f^T \mathbf{x})^2 - (\mathbf{v}_f^2)^T \mathbf{x}^2$$

在本文中，我们取  $k = 1$ ，脉冲神经元可以表示为：

$$u_t = \alpha u_{t-1} + \underbrace{\mathbf{w}^T \mathbf{x}_t}_{\text{线性项}} + \lambda \cdot \underbrace{((\mathbf{v}^T \mathbf{x}_t)^2 - (\mathbf{v}^2)^T \mathbf{x}_t^2)}_{\text{二阶特征交互项}}$$

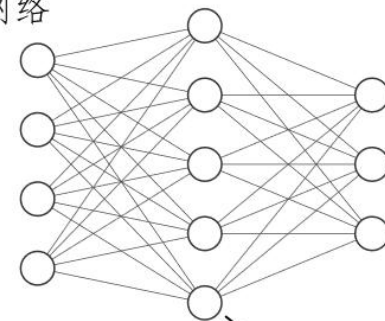
线性项

二阶特征交互项

计算开销为  $O(N)$ 。

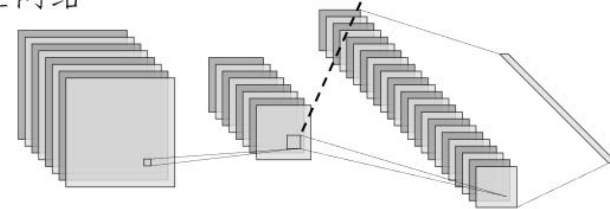
其中  $\lambda$  为可学习参数。

全连接神经网络



双线性整合脉冲神经元

卷积神经网络



神经元具有良好兼容性，适用于主流SNN。

## 2.1 双线性整合脉冲神经元：对比实验

### 全连接网络

数据集	时间窗口	网络结构	整合方式	$\lambda$ 初值	准确率
IMDB	20	5000-100-2	线性	-	85.91
			双线性	0.01	<b>86.36</b>
GTZAN	20	169-50-10	线性	-	65.00
			双线性	0.01	<b>68.33</b>
MNIST	20	784-100-10	线性	-	97.96
			双线性	0.1	<b>98.36</b>
		784-200-10	线性	-	98.42
			双线性	0.1	<b>98.66</b>
784-400-10	线性	-	98.62		
	双线性	0.1	<b>98.74</b>		

### 卷积网络

数据集	时间窗口	网络结构	整合方式	$\lambda$ 初值	准确率 (%)
MNIST	20	32C3-P2-32C3-P2-128-10	线性	-	99.41
			双线性	0.01	<b>99.48</b>
N-MNIST	10	32C3-P2-32C3-P2-128-10	线性	-	99.42
			双线性	0.01	<b>99.52</b>
Fashion-MNIST	20	32C3-P2-32C3-P2-128-10	线性	-	91.12
			双线性	0.01	<b>91.41</b>
CIFAR10	8	PLIF-Net1	线性	-	89.95
			双线性	0.1	<b>91.08</b>
	4	MPBN-ResNet20	线性	-	89.82
			双线性	0.1	<b>90.07</b>
CIFAR10-DVS	10	PLIF-Net2	线性	-	<b>67.67</b>
			双线性	0.1	67.53
CIFAR100	4	MPBN-ResNet20	线性	-	66.01
			双线性	0.1	<b>66.42</b>

- 向量数据集提升更大（体现二阶特征交互）
- 神经元数量越少，提升越明显（体现表达能力）

**总结：双线性整合模式整体优于线性整合。**

## 2.1 双线性整合脉冲神经元：消融实验

### 实验设置

模型	整合方式
ab1	$i_t = a \cdot \mathbf{w}_1^\top \mathbf{x}_t + (1 - a) \cdot \mathbf{w}_2^\top \mathbf{x}_t$
ab2	$i_t = (\mathbf{v}^\top \mathbf{x}_t)^2 - (\mathbf{v}^2)^\top \mathbf{x}_t^2$
ab3	$i_t = \mathbf{w}^\top \mathbf{x}_t + \lambda \cdot ((\mathbf{v}^\top \mathbf{x}_t)^2 - (\mathbf{v}^2)^\top \mathbf{x}_t^2)$ , $\lambda$ 为定值

双线性整合:  $i_t = \mathbf{w}^\top \mathbf{x}_t + (\mathbf{v}^\top \mathbf{x}_t)^2 - (\mathbf{v}^2)^\top \mathbf{x}_t^2$

对比项:

- ab1: 使用两个权重矩阵学习线性特征
- ab2: 仅学习二阶特征交互
- ab3: 设置固定的特征比例 $\lambda$

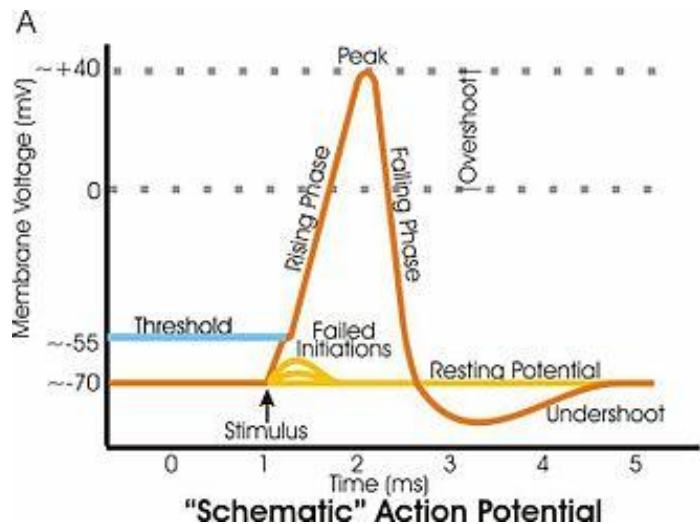
### 实验结果

模型	$\lambda$ 设置	准确率 (%)
线性	-	89.95
双线性	初始值 0.1	<b>91.08</b>
ab1	-	90.55
ab2	-	88.86
ab3	0.1	91.01
	0.2	90.94
	0.5	88.58

在CIFAR10数据集上使用PLIF进行实验。  
结果表明当前所有组件均有贡献。

## 2.2 分流抑制脉冲神经元：研究动机

### 去极化，超极化

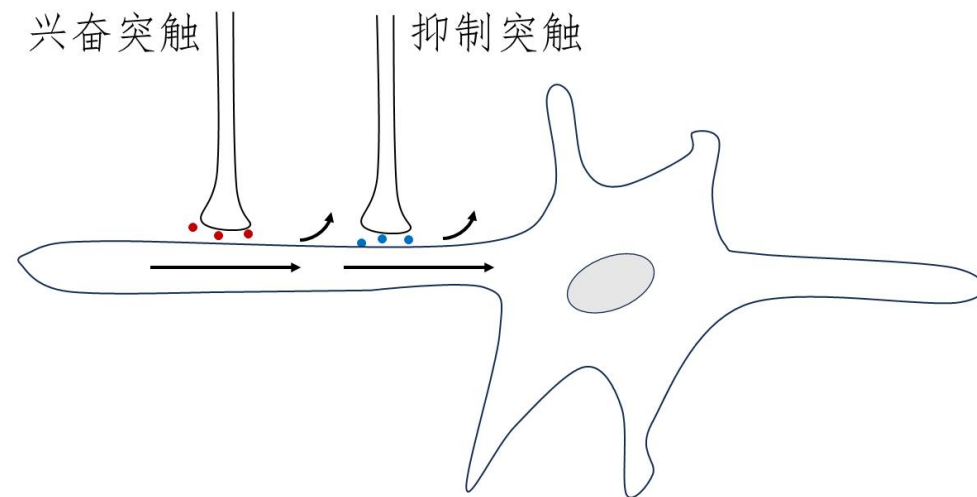


离子流动由离子通道透过性决定。

去极化：刺激型输入导致钠离子内流，膜电位升高。

超极化：抑制型输入导致氯离子内流，膜电位降低。

### 分流抑制



膜电导率改变，导致电流被分流，从而降低兴奋电流的作用程度。

## 2.2 分流抑制脉冲神经元：实现方案

分流抑制又称比例抑制，可以按比例降低兴奋电流的作用，因此适用门控表示分流比例。

由于电导率是整体特性，对正、负电流的影响可能不同，因此对正负输入采用不同的分流比例：

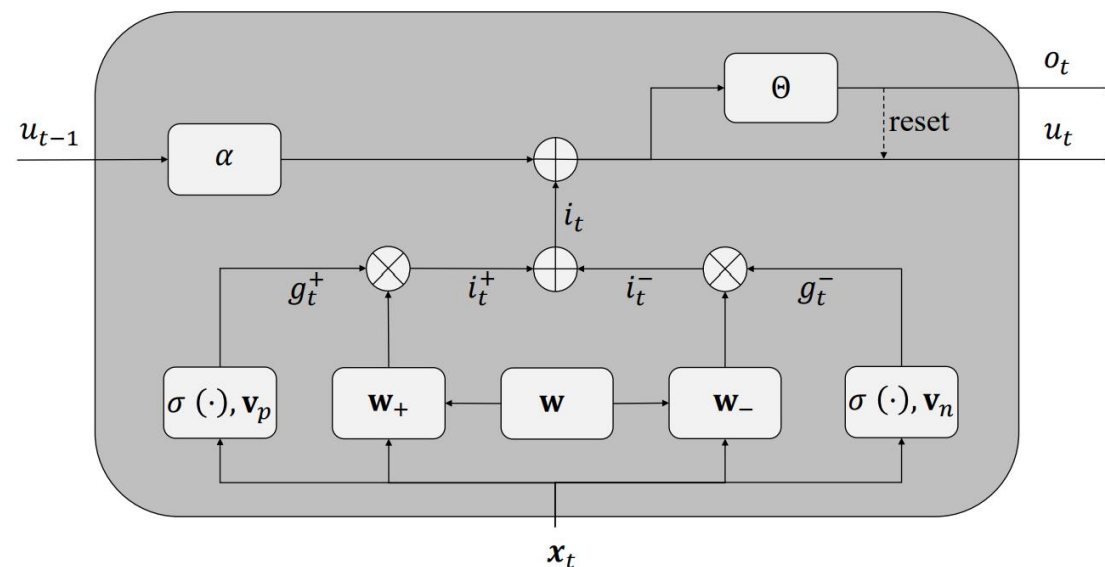
$$i_t = i_t^+ \cdot g_t^+ + i_t^- \cdot g_t^-$$

$$u_t = \alpha u_{t-1} + \mathbf{w}_+^\top \mathbf{x}_t \cdot \sigma(k \cdot \mathbf{v}_p^\top \mathbf{x}_t) + \mathbf{w}_-^\top \mathbf{x}_t \cdot \sigma(k \cdot \mathbf{v}_n^\top \mathbf{x}_t)$$

常量 $k$ 为超参数。其中 $\mathbf{w}_+$ 和 $\mathbf{w}_-$ 由 $\text{ReLU}(\cdot)$ 得到：

$$\mathbf{w}_+ = \text{ReLU}(\mathbf{w})$$

$$\mathbf{w}_- = -\text{ReLU}(-\mathbf{w})$$



## 2.2 分流抑制脉冲神经元：计算优势

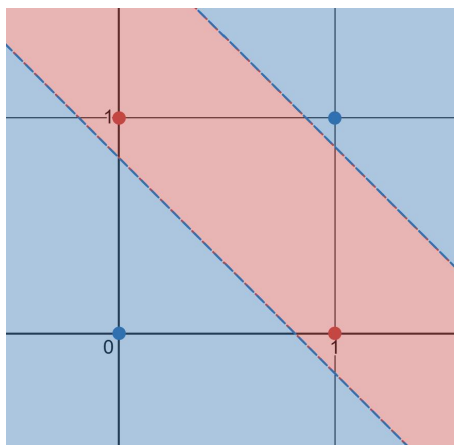
### 异或计算能力

$x$	$i$	阈值	输出
(0,0)	0	0.25	0
(0,1)	0.269	0.25	1
(1,0)	0.269	0.25	1
(1,1)	0.238	0.25	0

$$w = (1, 1),$$

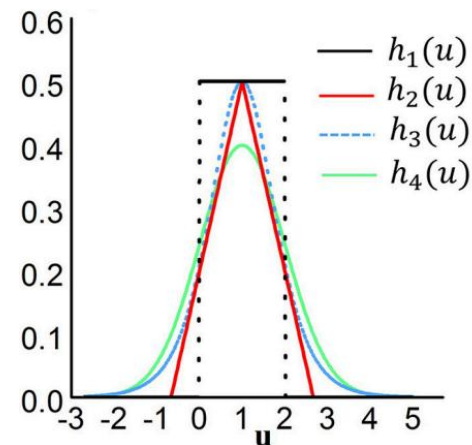
$$v_p = v_n$$

$$= (-1, -1).$$



只需要单个神经元就可以表示异或计算。

### 梯度计算优势



替代梯度函数通常以阈值为中心。

膜电位大幅远离阈值，会造成梯度消失。

分流抑制可以使膜电位分布更集中，抑制梯度消失。

## 2.2 分流抑制脉冲神经元：对比实验

### 全连接网络

数据集	时间窗口	网络结构	整合方式	缩放比例	准确率
IMDB	20	5000-100-2	线性	-	85.91
			分流抑制	0.01	<b>86.31</b>
GTZAN	20	169-50-10	线性	-	65.00
			分流抑制	0.01	<b>68.00</b>
MNIST	20	784-100-10	线性	-	97.96
		784-200-10	分流抑制	0.1	<b>98.20</b>
			线性	-	98.42
分流抑制	0.1	<b>98.56</b>			
		784-400-10	线性	-	98.62
			分流抑制	0.1	<b>98.66</b>

- 神经元数量少时提升较明显
- 数据集更困难时提升更明显

### 卷积网络

数据集	时间窗口	网络结构	整合方式	缩放比例	准确率 (%)
MNIST	20	32C3-P2-32C3-P2-128-10	线性	-	99.41
			分流抑制	0.1	<b>99.46</b>
N-MNIST	10	32C3-P2-32C3-P2-128-10	线性	-	99.42
			分流抑制	0.1	<b>99.47</b>
Fashion-MNIST	20	32C3-P2-32C3-P2-128-10	线性	-	91.12
			分流抑制	0.01	<b>91.26</b>
CIFAR10	8	PLIF-Net1	线性	-	89.95
			分流抑制	0.01	<b>90.65</b>
	4	MPBN-ResNet20	线性	-	89.82
分流抑制	0.01	<b>90.01</b>			
CIFAR10-DVS	10	PLIF-Net2	线性	-	<b>67.67</b>
			分流抑制	0.01	67.50
CIFAR100	4	MPBN-ResNet20	线性	-	66.01
			分流抑制	0.01	<b>66.31</b>

**总结：分流抑制整合模式整体优于线性整合。**

## 2.2 分流抑制脉冲神经元：消融实验

### 实验设置

模型	整合方式
ab1	$i_t = \mathbf{w}_+^\top \mathbf{x}_t \cdot \sigma(\mathbf{v}_p^\top \mathbf{x}_t)$
ab2	$i_t = \mathbf{w}_+^\top \mathbf{x}_t \cdot \sigma(\mathbf{v}_p^\top \mathbf{x}_t) + \mathbf{w}_-^\top \mathbf{x}_t$
ab3	$i_t = \mathbf{w}^\top \mathbf{x}_t \cdot \sigma(\mathbf{v}^\top \mathbf{x}_t)$

分流抑制:  $i_t = \mathbf{w}_+^\top \mathbf{x}_t \cdot \sigma(\mathbf{v}_+^\top \mathbf{x}_t) + \mathbf{w}_-^\top \mathbf{x}_t \cdot \sigma(\mathbf{v}_-^\top \mathbf{x}_t)$

对比项:

- 仅有分流抑制单独作用
- 仅对正电流抑制
- 对正负电流施加相同门控

### 实验结果

模型	放缩比例	准确率 (%)
线性	-	89.95
分流抑制	0.01	<b>90.65</b>
ab1	1.0	43.75
ab2	0.01	90.31
ab3	0.01	89.89

在CIFAR10数据集上使用PLIF进行实验。  
证明了各组件/设置的有效性。

第三部分

# 实际应用

## Practical Application

基于脉冲神经网络的电影推荐系统

### 3.1 脉冲神经网络推荐系统：系统简述

#### 系统需求

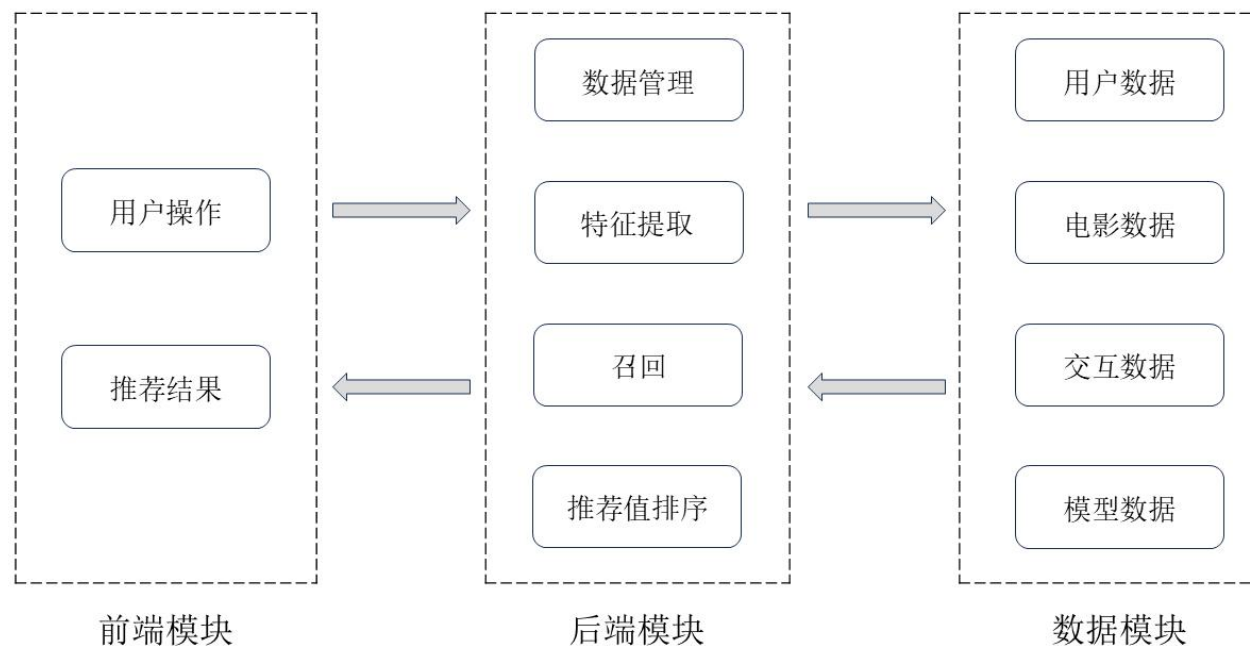
- 电影推荐
- 喜好设置
- 电影打分
- 新电影上传

#### 排序模型

使用脉冲神经网络模型，应用了双线性整合神经元，以更好地捕捉二阶特征交互。

使用MovieLens数据集，包括用户年龄、性别、地区，电影时间、类型，以及评分数据。

#### 系统架构



**优势：**利用脉冲神经网络节能高效的特点，并且具有二阶特征交互学习能力。

### 3.2 脉冲神经网络推荐系统：系统功能

基于脉冲神经网络的电影推荐系统 电影推荐 电影评分 电影上传

#### 今日推荐

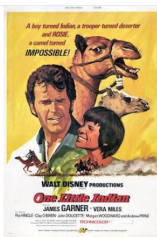


Smashing Time (1967)

喜剧

平均评分 5.0

查看详情



One Little Indian (1973)

喜剧 | 剧情 | 西部

平均评分 5.0

查看详情

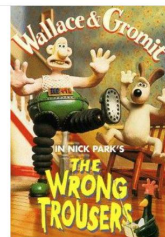


The Godfather (1972)

动作 | 警匪 | 剧情

平均评分 4.5

查看详情

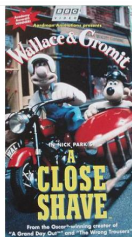


The Wrong Trousers (1993)

动画 | 喜剧

平均评分 4.5

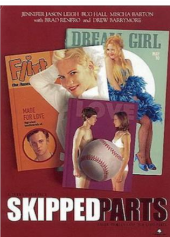
查看详情



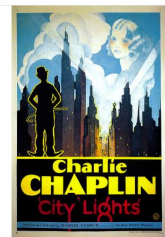
A Close Shave (1995)



Schindler's List (1993)



Skipped Parts (2000)



City Lights (1931)

基于脉冲神经网络的电影推荐系统 电影推荐 电影评分 电影上传

test 退出

#### 电影评分

Star Wars

搜索

#### 搜索结果

Star Wars: Episode I - The Phantom Menace (1999)

★ 平均评分: 3.4

请评分 简评 (可选)

提交

Star Wars: Episode VI - Return of the Jedi (1983)

★ 平均评分: 4.0

请评分 简评 (可选)

提交

Star Wars: Episode V - The Empire Strikes Back (1980)

★ 平均评分: 4.3

请评分 简评 (可选)

提交

Star Wars: Episode IV - A New Hope (1977)

★ 平均评分: 4.5

请评分 简评 (可选)

提交

基于脉冲神经网络的电影推荐系统 电影推荐 电影评分 电影上传

test 退出

#### 上传电影信息

电影名称

上映时间

电影类型

电影简介

电影封面

选择图片文件

Browse

提交

第四部分

# 研究生期间工作成果

Research Achievements During Graduate Studies

## 专利

徐百乐, 刘佩涵, 申富饶. 《一种基于新型脉冲神经网络的稀疏数据高效处理方法》。专利申请号: 202510436326.7。

## 项目

科技创新 2030 — “脑科学与类脑研究” 重大项目 “基于神经可塑性的脉冲 网络高效学习机制与类脑智能系统” (参与课题年限 2022 年 9 月——2025 年 6 月), 负责脉冲神经网络模型相关研究。

第五部分

# 全文总结

Summary

誠樸雄偉 勵學敦行

### 双线性整合脉冲神经元

基于生物神经元**双线性整合**模式，结合因子分解矩阵分解技术，在强化脉冲神经元非线性计算能力的同时保持较低计算开销。

### 分流抑制脉冲神经元

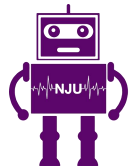
基于生物神经元的**分流抑制**等电生理学机制，使脉冲神经元表现更接近生物神经元，同时有更好的计算表现。

### 本文贡献总结:

- 突破传统线性整合范式
- 使单个脉冲神经元能够进行异或计算
- 使脉冲神经元具有更好的生物学合理性，使SNN更接近真实神经系统



南京大學  
NANJING UNIVERSITY



RINC  
Robotic Intelligence & Neural Computing Group

感谢观看，请批评指正

誠樸雄偉 勵學敦行