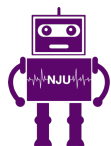




南京大學  
NANJING UNIVERSITY



RINC  
Robotic Intelligence & Neural Computing Group

# 基于转换的脉冲神经网络 训练算法研究

答辩人：杨洪朝 522022330086

导师：申富饶 教授

日期：2025年5月16日

誠樸雄偉 勵學敦行

壹 研究背景

貳 研究内容

- 基于转换的脉冲CNN训练方法
- 基于转换的脉冲Transformer训练方法

叁 实际应用

肆 研究生期间工作成果

伍 总结

# 目录

---

誠樸雄偉 勵學敦行

第一部分

# 研究背景

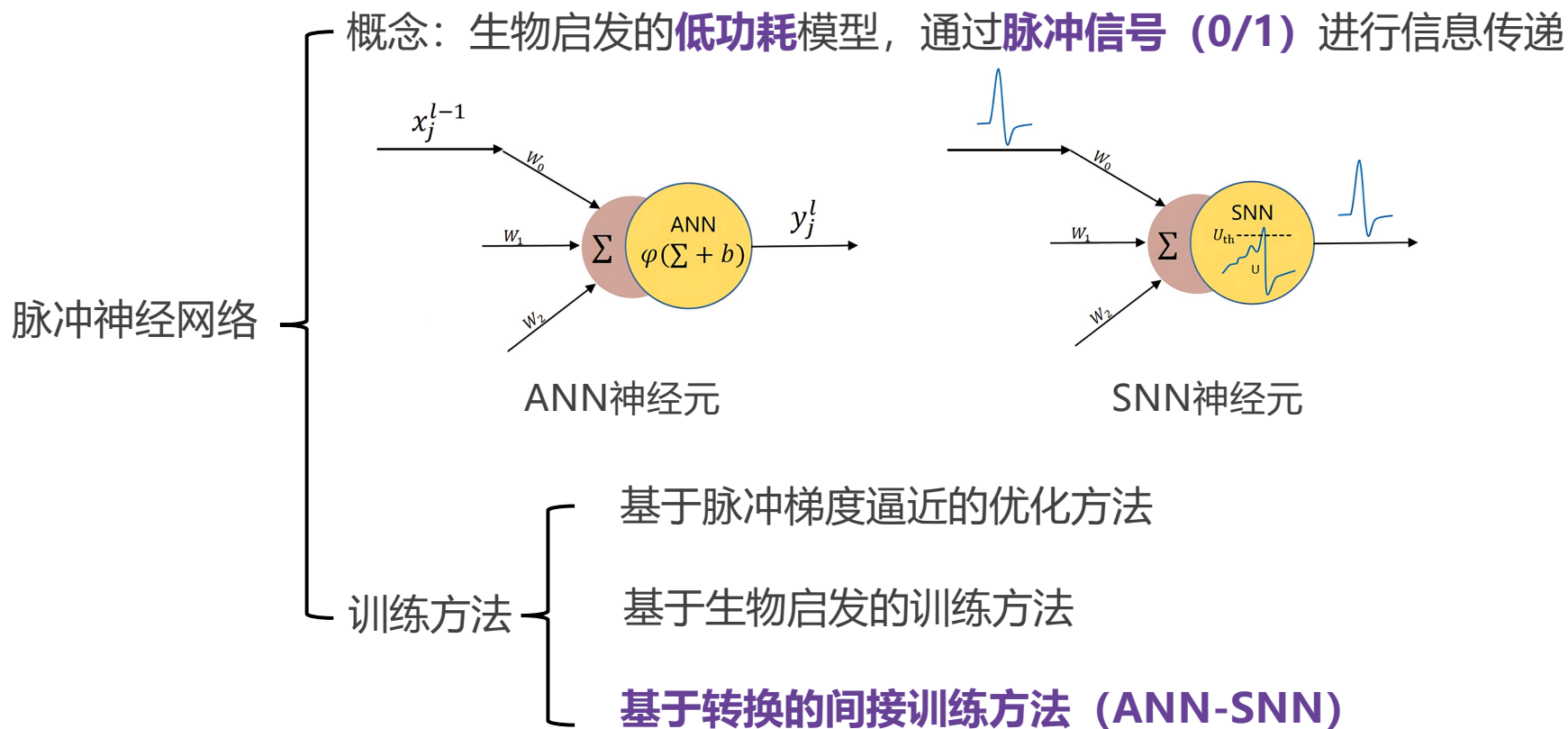
Research Background

背景简介 | 研究现状

誠樸雄偉 勵學敦行

## 1.1

## 背景简介



1.1 背景简介

ANN-SNN: 使用脉冲神经网络的平均激活值拟合人工神经网络的实数激活值

基于转换的间接训练方法

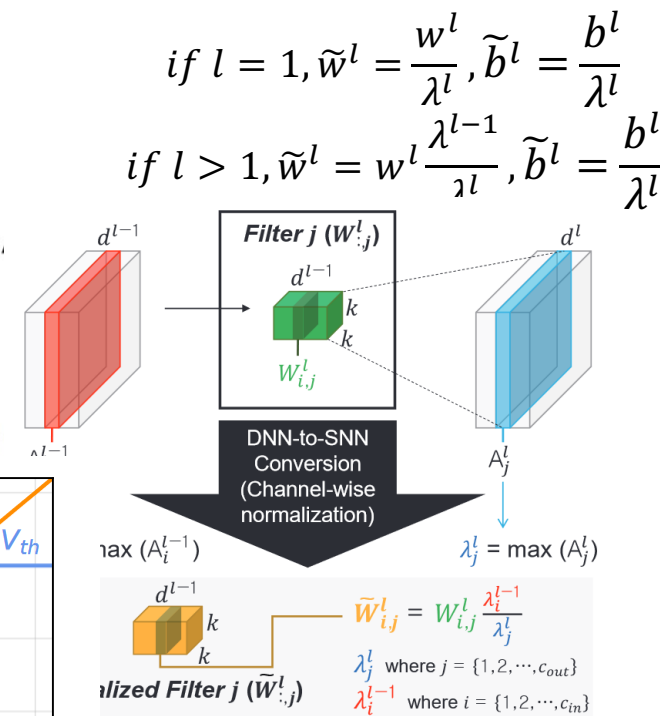
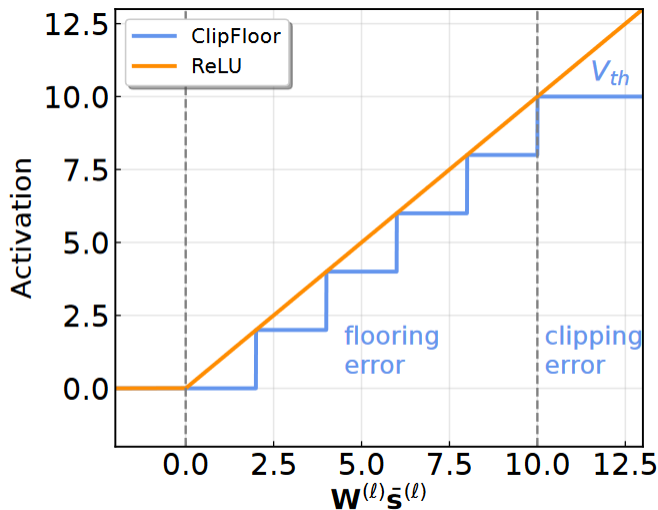
权重归一化

可训练阈值

通过最大激活值归一化

99%分位最大激活值

通道级别归一化



$$QCFS(z^l) = \lambda^l \text{clip}\left(\frac{1}{L} \left[ \frac{z^l L}{\lambda^l} + \varphi \right], 0, 1\right),$$

## 1.2

## 研究现状

脉冲神经网络的**平均激活频率/平均激活值**

$$\phi^l(T) = r^l(T)V_{th}^l = V_{th}^l \left( \sum_{i=1}^T S^l(i) \right) / T$$

人工神经网络的**实数激活值**

$$\sim a^l = h(z^l) = h(\mathbf{W}_a^l \mathbf{a}^{l-1})$$

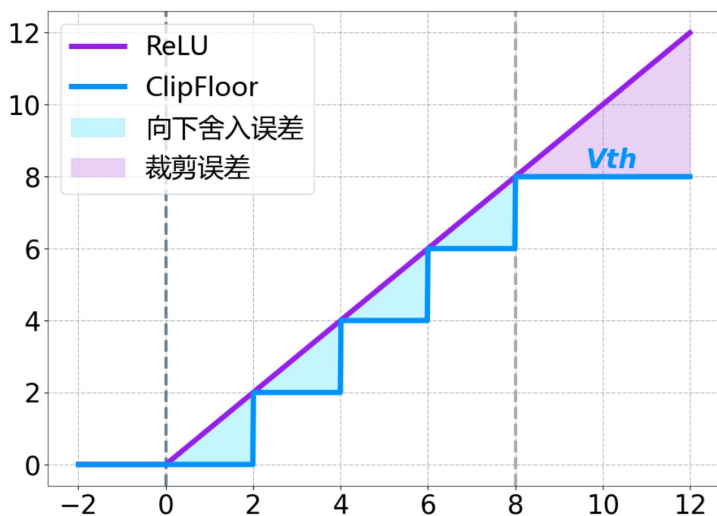


图 2-5 ANN-SNN 转换误差分析

转换误差:

$$\begin{aligned} error^l &= \phi^l(T) - a^l \\ &= \text{clip}\left(\frac{V_{th}^l}{T} \lfloor \frac{T}{V_{th}^l} \mathbf{W}^l \mathbf{a}^{l-1} \rfloor, 0, V_{th}^l\right) - \text{ReLU}(\mathbf{W}^l \mathbf{a}^{l-1}). \end{aligned}$$

QCFS: 用来**替换ReLU**

$$\text{QCFS}(z^l) = \lambda^l \text{clip}\left(\frac{1}{L} \lfloor \frac{z^l L}{\lambda^l} + \varphi \rfloor, 0, 1\right),$$

## 1.3

## 研究贡献

$$\text{QCFS}(z^l) = \lambda^l \text{clip}\left(\frac{1}{L} \lfloor \frac{z^l L}{\lambda^l} + \varphi \rfloor, 0, 1\right),$$



基于转换的脉冲**CNN**训练方法

基于转换的脉冲**Transformer**训练方法



基于转换的脉冲神经网络训练平台

第二部分

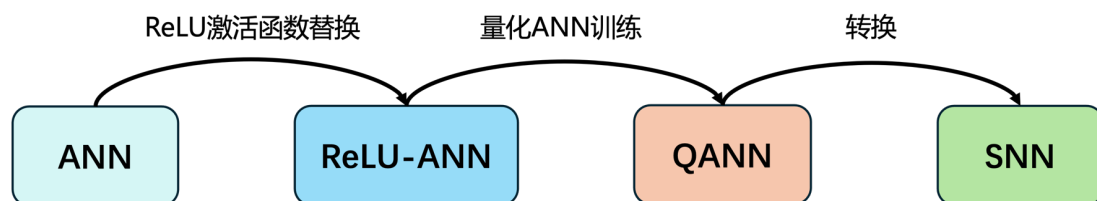
# 研究内容

## Research Content

- 基于转换的脉冲CNN训练方法
- 基于转换的脉冲Transformer训练方法

## 2.1 基于转换的脉冲CNN训练方法：研究总览

QCFS:



$$QCFS(z^l) = \lambda^l \text{clip}\left(\frac{1}{L} \lfloor \frac{z^l L}{\lambda^l} + \varphi \rfloor, 0, 1\right),$$

QCFS存在的问题:

- 未考虑ANN-SNN转换的基本要求, 即确保脉冲阈值始终正
- 忽略神经网络层通道之间的差异



研究贡献:

- 引入**Softplus 变换**, 确保训练得到的阈值始终为正
- 提出**通道自适应阈值**, 为每个通道独立训练阈值, 精准适配通道间的特性差异
- 提出了**CS-QCFS** 激活函数, 结合Softplus 变换和通道级阈值, 缩小SNN与ANN的性能差距

## 2.1 基于转换的脉冲CNN训练方法：Softplus变换

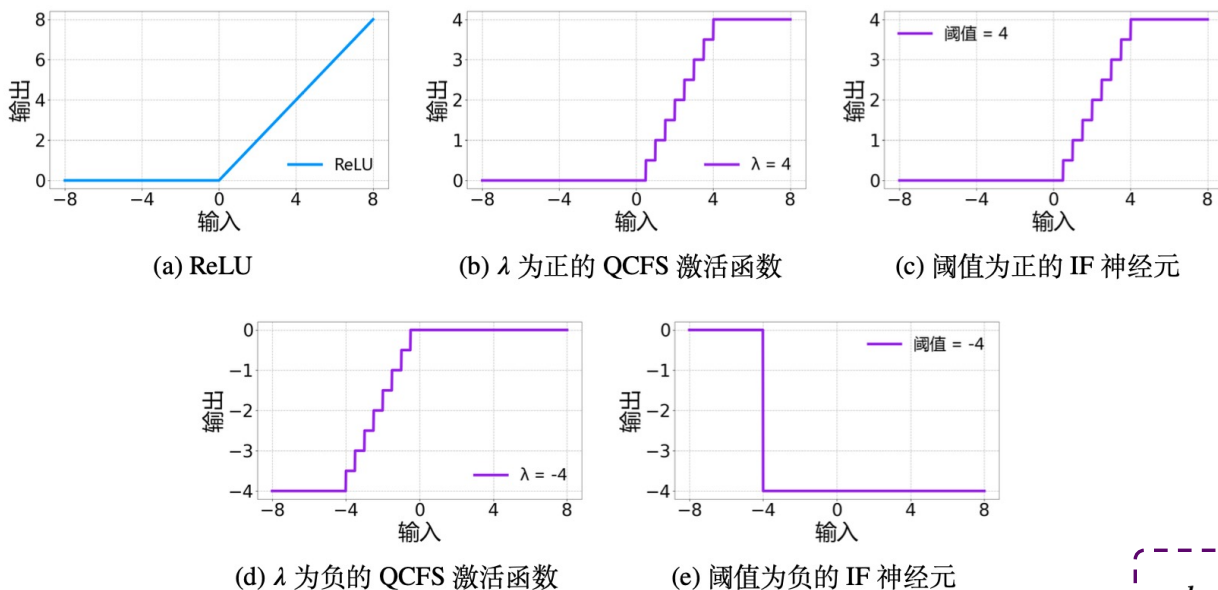


图 3-1 QCFS、ReLU、IF 反应模式

ANN-SNN转换必须设置**正阈值**以确保SNN在行为上与ANN保持一致



Softplus变换

$$a_i^l = \text{S-QCFS}(z^l)$$

$$= \text{Softplus}(\lambda^l) \times \text{clip} \left( \frac{1}{L} \left[ \frac{z^l L}{\text{Softplus}(\lambda^l)} + \phi \right], 0, 1 \right).$$

## 2.1 基于转换的脉冲CNN训练方法：通道级别阈值

同一层内的不同通道通常捕获不同的特征或模式。  
 当为整个网络层的神经元仅分配一个阈值时，可能会忽视不同通道之间多样化的激活分布



通道级别阈值

$$a_i^l = \text{C-QCFS}(z^l) = \lambda_i^l \text{clip}\left(\frac{1}{L} \left[ \frac{z^l L}{\lambda_i^l} + \phi \right], 0, 1\right),$$

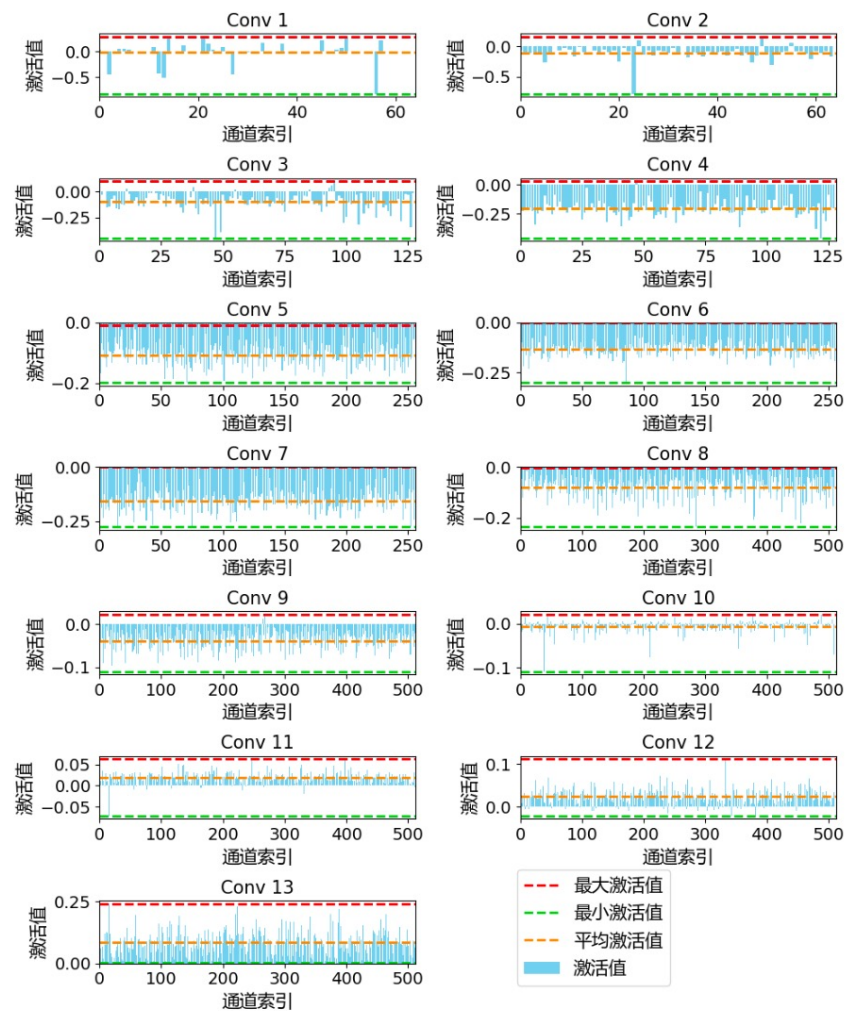


图 3-2 VGG-16 每层不同通道的平均激活值

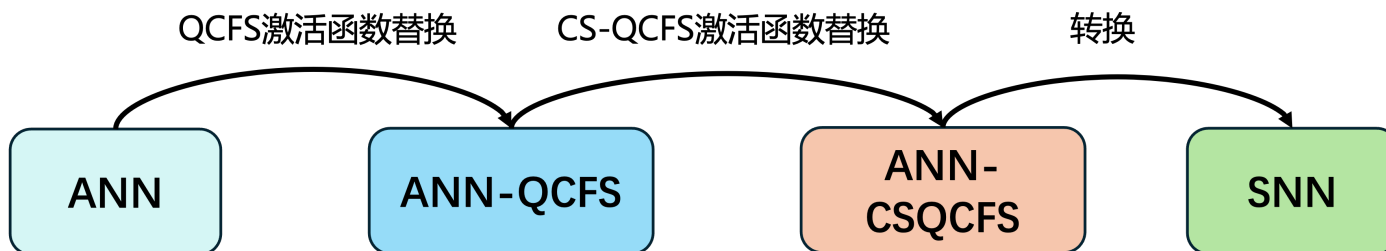
## 2.1 基于转换的脉冲CNN训练方法：CS-QCFS

CS-QCFS：整合Softplus变换和通道级阈值，确保**正阈值特性**和**通道级自适应阈值**的优势

$$\begin{aligned}
 a_i^l &= \text{CS-QCFS}(z^l) \\
 &= \text{Softplus}(\lambda_i^l) \times \text{clip} \left( \frac{1}{L} \lfloor \frac{z^l L}{\text{Softplus}(\lambda_i^l)} + \phi \rfloor, 0, 1 \right).
 \end{aligned}$$

两阶段训练：

1. 使用层级QCFS 激活函数训练模型，为网络层获取近似阈值
2. 将得到的**层级阈值作为通道级阈值的起点**，然后进行**微调**



## 2.1 基于转换的脉冲CNN训练方法：对比实验

表 3-2 CIFAR-10 数据集实验结果

网络架构	方法	ANN*	T=1	T=2	T=4	T=8	T=16	T=32
ResNet-18	QCFS <sup>[31]</sup>	95.64%	-	91.75%	93.83%	95.04%	95.56%	95.67%
	SRP <sup>[32]</sup>	95.67%	94.59%	95.06%	95.25%	95.60%	95.55%	95.55%
	COS <sup>[33]</sup>	95.64%	95.25%	95.45%	95.46%	95.66%	95.68%	95.68%
	<b>Ours</b>	<b>96.48%</b>	<b>95.86%</b>	<b>96.24%</b>	<b>96.34%</b>	<b>96.41%</b>	<b>96.47%</b>	<b>96.51%</b>
VGG-16	QCFS <sup>[31]</sup>	95.52%	-	91.18%	93.96%	94.95%	95.40%	95.54%
	SRP <sup>[32]</sup>	95.52%	93.80%	94.47%	95.32%	95.52%	95.44%	95.42%
	COS <sup>[33]</sup>	95.51%	94.90%	95.36%	95.46%	95.51%	95.57%	95.61%
	<b>Ours</b>	<b>95.67%</b>	<b>94.93%</b>	<b>95.47%</b>	<b>95.70%</b>	<b>95.78%</b>	<b>95.93%</b>	<b>95.88%</b>
ResNet-20	QCFS <sup>[31]</sup>	91.77%	-	73.20%	83.75%	89.55%	91.62%	92.24%
	SRP <sup>[32]</sup>	91.77%	86.37%	88.73%	90.51%	91.37%	91.64%	91.72%
	COS <sup>[33]</sup>	91.77%	89.88%	91.26%	91.68%	91.86%	92.20%	92.16%
	<b>Ours</b>	<b>91.80%</b>	<b>91.24%</b>	<b>91.66%</b>	<b>91.74%</b>	<b>92.00%</b>	<b>92.29%</b>	<b>92.41%</b>
ResNet-50	QCFS <sup>[31]</sup>	96.81%	69.07%	84.29%	91.20%	94.30%	95.99%	96.58%
	SRP <sup>[32]</sup>	96.81%	81.01%	92.24%	95.34%	95.91%	96.13%	96.22%
	COS <sup>[33]</sup>	96.81%	95.99%	96.55%	96.58%	96.58%	96.65%	96.70%
	<b>Ours</b>	<b>96.86%</b>	<b>96.72%</b>	<b>96.62%</b>	<b>96.70%</b>	<b>96.76%</b>	<b>96.82%</b>	<b>96.90%</b>
ResNet-101	QCFS <sup>[31]</sup>	96.74%	32.17%	59.32%	84.02%	91.75%	94.33%	95.80%
	SRP <sup>[32]</sup>	96.74%	50.54%	82.14%	91.48%	94.09%	94.89%	95.19%
	COS <sup>[33]</sup>	96.74%	96.58%	96.59%	96.61%	96.55%	96.55%	96.60%
	<b>Ours</b>	<b>96.92%</b>	<b>96.66%</b>	<b>96.81%</b>	<b>96.83%</b>	<b>96.77%</b>	<b>96.67%</b>	<b>96.66%</b>

ANN\* 是用 QCFS/CS-QCFS 替换 ReLU 后的准确率。

表 3-3 CIFAR-100 数据集实验结果

网络架构	方法	ANN	T=1	T=2	T=4	T=8	T=16	T=32
VGG-16	QCFS <sup>[31]</sup>	76.28%	-	63.79%	69.62%	73.96%	76.24%	77.01%
	SRP <sup>[32]</sup>	76.28%	71.52%	74.31%	75.42%	76.25%	76.42%	76.45%
	COS <sup>[33]</sup>	76.28%	74.24%	76.03%	76.26%	76.52%	76.77%	76.96%
	<b>Ours</b>	<b>76.84%</b>	<b>74.83%</b>	<b>76.56%</b>	<b>76.87%</b>	<b>77.26%</b>	<b>77.66%</b>	<b>77.64%</b>
ResNet-20	QCFS <sup>[31]</sup>	68.30%	14.37%	20.91%	35.21%	55.47%	66.18%	68.52%
	SRP <sup>[32]</sup>	68.30%	48.33%	55.48%	60.28%	63.20%	64.81%	65.26%
	COS <sup>[33]</sup>	68.30%	59.43%	63.62%	64.70%	66.17%	67.86%	68.74%
	<b>Ours</b>	<b>68.54%</b>	<b>62.47%</b>	<b>64.91%</b>	<b>65.35%</b>	<b>66.61%</b>	<b>68.28%</b>	<b>68.94%</b>
ResNet-50	QCFS <sup>[31]</sup>	80.82%	38.55%	48.47%	58.75%	69.48%	76.57%	79.88%
	SRP <sup>[32]</sup>	80.82%	55.98%	71.21%	73.81%	75.35%	76.25%	76.65%
	COS <sup>[33]</sup>	80.82%	77.02%	80.27%	80.53%	80.71%	80.94%	81.10%
	<b>Ours</b>	<b>81.10%</b>	<b>78.25%</b>	<b>80.78%</b>	<b>80.80%</b>	<b>81.07%</b>	<b>81.38%</b>	<b>81.60%</b>
ResNet-101	QCFS <sup>[31]</sup>	80.53%	19.41%	32.06%	44.43%	58.72%	70.11%	76.81%
	SRP <sup>[32]</sup>	80.53%	7.14%	53.54%	61.23%	65.80%	68.49%	69.82%
	COS <sup>[33]</sup>	80.53%	77.89%	80.13%	80.23%	80.34%	80.22%	80.29%
	<b>Ours</b>	<b>80.66%</b>	<b>78.28%</b>	<b>80.11%</b>	<b>80.23%</b>	<b>80.44%</b>	<b>80.17%</b>	<b>80.15%</b>

### CIFAR10数据集：

在所有时间步长下，效果均优于现有方法。尤其是在低时间步长，对于ResNet18、50、101，我们的方法在T=1的表现超越其他方法在T=32的表现

### CIFAR100数据集：

整体优先现有方法，进一步证明方法的泛化能力

## 2.1 基于转换的脉冲CNN训练方法：消融实验

表 3-4 通道级别阈值和 Softplus 变换的消融实验结果

网络架构		ANN	T=1	T=2	T=4	T=8	T=16	T=32
VGG-16	w/o channel	95.37%	94.68%	95.20%	95.33%	95.42%	95.50%	95.57%
	w/o Softplus	95.36%	94.91%	95.16%	95.31%	95.45%	95.41%	95.44%
	Full	95.67%	94.93%	95.47%	95.70%	95.78%	95.93%	95.88%
ResNet-20	w/o channel	91.48%	90.04%	91.06%	91.29%	91.68%	92.10%	92.13%
	w/o Softplus	91.35%	90.69%	91.05%	91.25%	91.49%	91.80%	92.01%
	Full	91.80%	91.24%	91.66%	91.74%	92.00%	92.29%	92.41%

表 3-5 两阶段训练消融实验结果

数据集	网络架构		ANN	T=1	T=2	T=4	T=8	T=16	T=32
CIFAR-10	VGG-16	origin	95.30%	94.49%	95.01%	95.26%	95.33%	95.47%	95.48%
		layer-wise	95.50%	94.67%	95.24%	95.47%	95.52%	95.62%	95.63%
		channel-wise	95.43%	95.01%	95.30%	95.35%	95.47%	95.51%	95.48%
	ResNet-20	origin	91.41%	89.82%	90.95%	91.27%	91.58%	92.00%	92.17%
		layer-wise	91.85%	90.03%	91.31%	91.65%	92.02%	92.36%	92.41%
		channel-wise	91.53%	90.87%	91.36%	91.47%	91.65%	92.02%	92.21%
CIFAR-100	VGG-16	origin	76.57%	74.67%	76.16%	76.52%	76.90%	77.11%	77.17%
		layer-wise	76.46%	74.83%	76.04%	76.43%	76.68%	77.01%	77.12%
		channel-wise	76.52%	75.53%	76.24%	76.46%	76.70%	77.02%	77.07%
	ResNet-20	origin	68.82%	59.88%	64.15%	65.38%	66.60%	68.56%	69.19%
		layer-wise	69.18%	59.89%	64.12%	65.47%	66.94%	68.86%	69.60%
		channel-wise	68.77%	62.46%	65.13%	65.75%	66.86%	68.44%	69.20%

### 消融实验一：

对**激活函数模块**消融，分别去除**通道级别阈值**和**Softplus变换**，去除之后准确率均有所下降，证明各个模块的有效性

### 消融实验二：

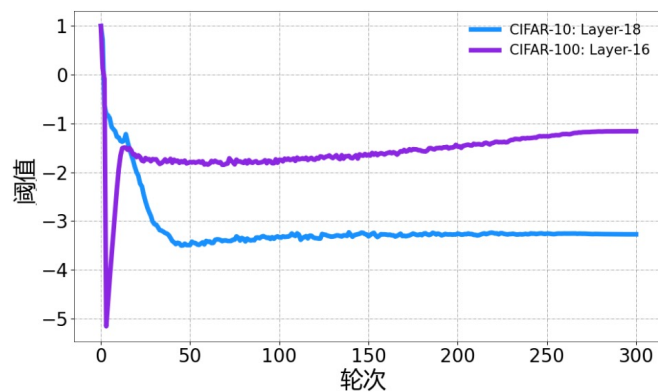
对**两阶段训练**消融，进行**层级阈值单阶段**、**层级阈值两阶段训练**、**通道级阈值两阶段训练**。低时间步长性能改进的主要驱动因素是**通道级微调策略**。

## 2.1 基于转换的脉冲CNN训练方法：理论验证实验

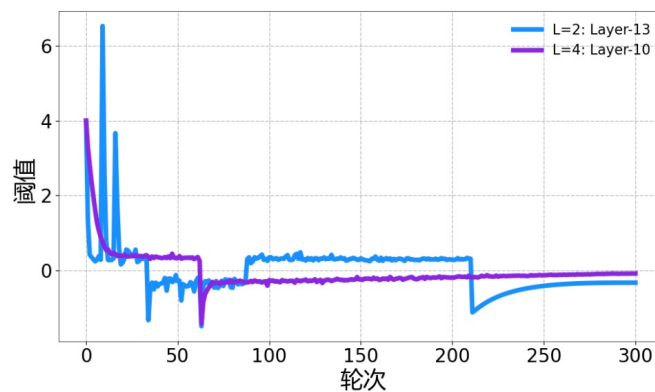
无论是C-QCFS还是CS-QCFS，训练出的通道级别阈值之间均存在显著差异，证明了通道级别阈值的必要性

表 3-6 通道级别阈值的理论验证实验

激活函数	数据集	网络架构	MaxDiff	AvgDiff
C-QCFS	CIFAR-10	VGG-16	339.7%	153.4%
		ResNet-20	155.3%	68.2%
	CIFAR-100	VGG-16	246.2%	99.5
		ResNet-20	98.4%	45.5%
CS-QCFS	CIFAR-10	VGG-16	55.3%	10.5%
		ResNet-20	38.2%	16.1%
	CIFAR-100	VGG-16	65.8%	14.0%
		ResNet-20	44.4%	16.9%



(a) ResNet-20 在 CIFAR-10 和 CIFAR-100 上的实验结果



(b) VGG-16 在 CIFAR-10 上的实验结果

训练过程中可能产生与ANN-SNN转换原理不兼容的阈值（负阈值）

图 3-5 训练过程中的负阈值

## 2.2 基于转换的脉冲Transformer训练方法：研究总览

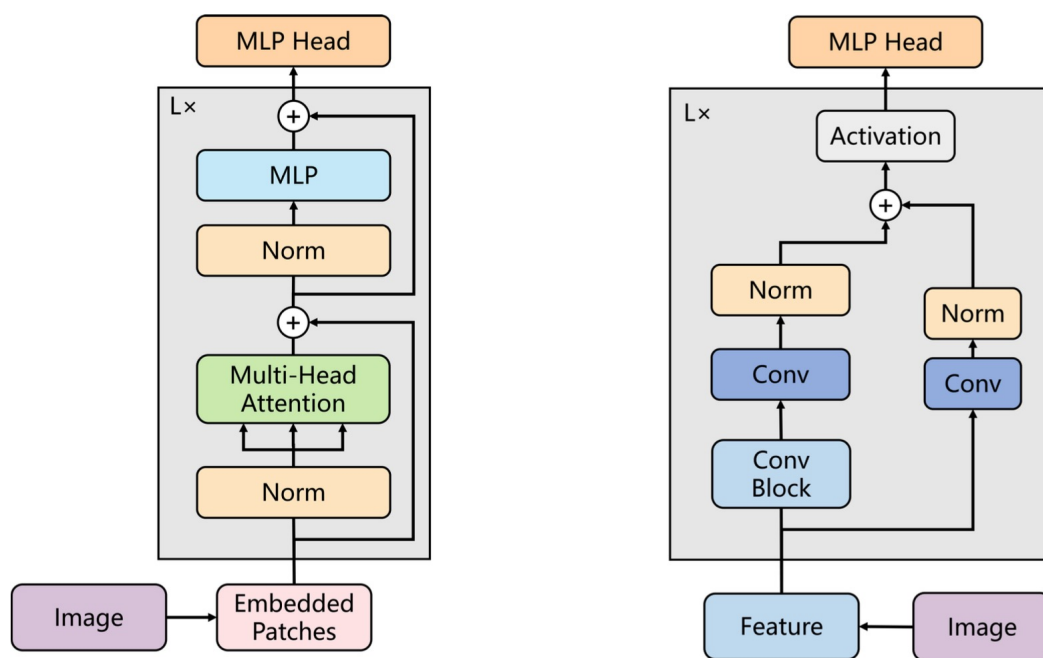


图 4-1 ViT 架构 (左); CNN 架构 (右)

当前ANN-SNN方法应用在Transformer上的问题:

- Transformer与CNN的结构存在差异
  - Transformer通过Attention 和MLP 进行全局特征建模
  - CNN 依赖卷积核操作提取局部特征



研究贡献:

- 引入**多头自适应阈值**, 为每个注意力头独立训练阈值
- 提出**神经元级别阈值**, 为每个输出神经元训练单独的阈值

## 2.2 基于转换的脉冲Transformer训练方法：多头阈值

多头注意力机制通过将输入特征分解为多个子空间分别进行注意力计算。  
 目标是让**不同的头**聚焦于**输入数据的不同特征模式**，从而捕获更加多样化的特征信息。



### 多头阈值QCFS

$$a_h = \text{H-QCFS}(z) = \lambda_h \cdot \text{clip} \left( \frac{1}{L} \left\lfloor \frac{zL}{\lambda_h} + \phi \right\rfloor, 0, 1 \right),$$

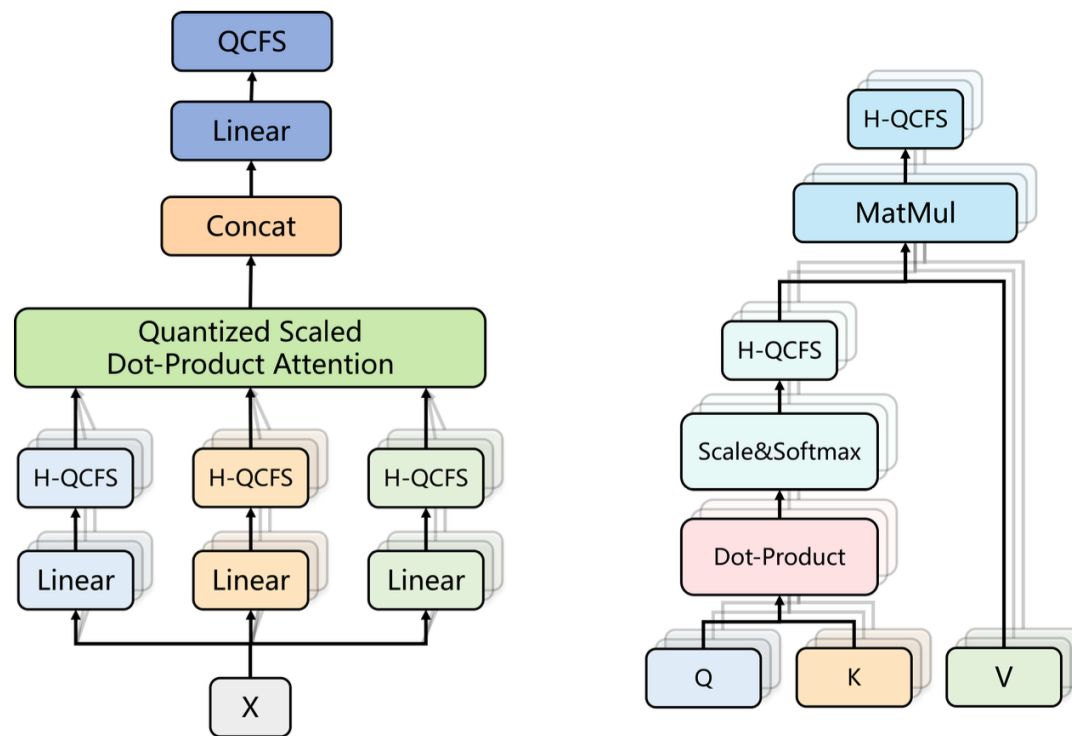


图 4-2 量化多头自注意力层（左）；量化缩放-点积注意力（右）

## 2.2 基于转换的脉冲Transformer训练方法: HN-QCFS

神经元级别阈值

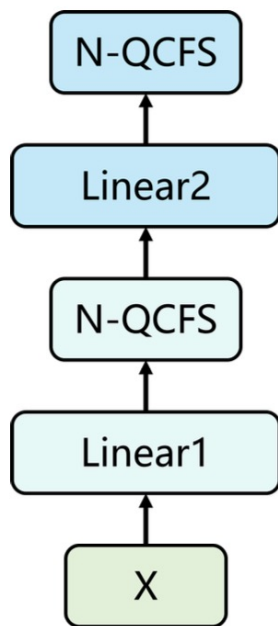


图 4-4 量化 FFN

HN-QCFS : 整合多头阈值和神经元阈值

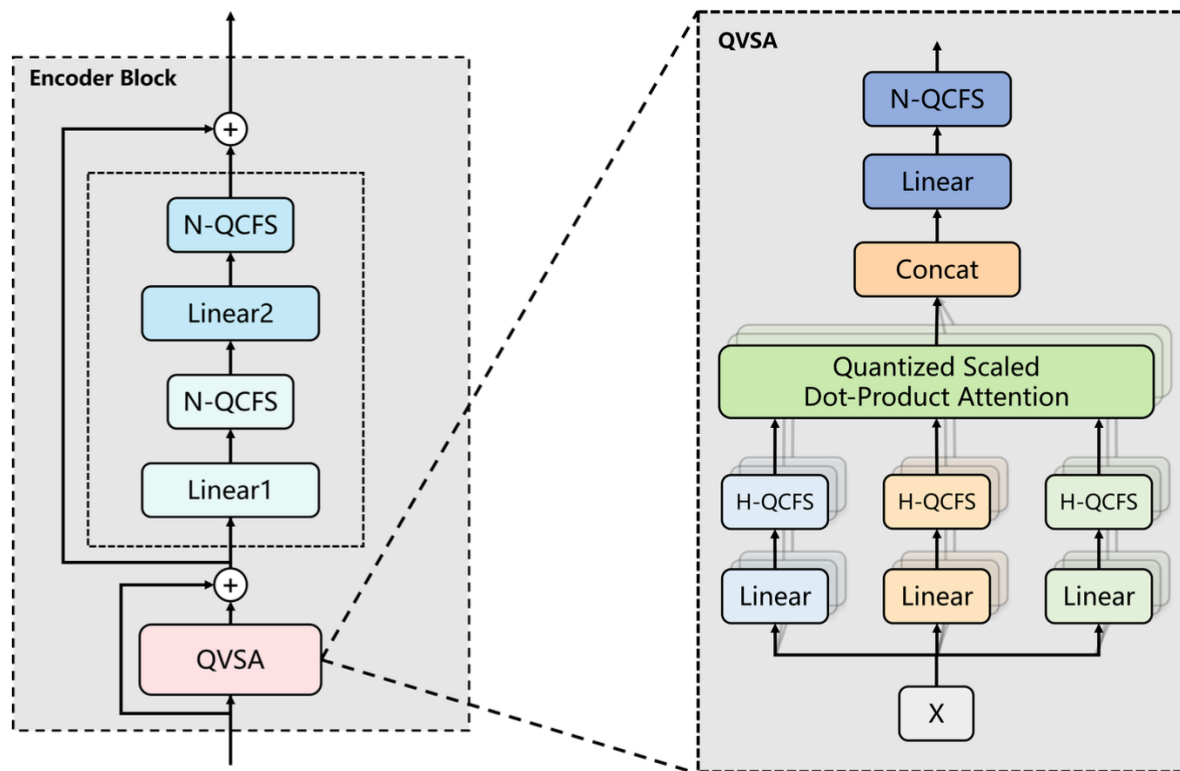


图 4-5 应用 HN-QCFS 的编码器

## 2.2 基于转换的脉冲Transformer训练方法：对比实验

表 4-2 CIFAR-10 数据集实验结果

网络架构	方法	ANN*	T=1	T=2	T=4	T=8	T=16	T=32
ViT	MST <sup>[38]</sup>	92.47%	37.09%	66.01%	82.21%	83.91%	87.81%	90.70%
	<b>Ours</b>	<b>92.83%</b>	<b>71.96%</b>	<b>88.21%</b>	<b>89.54%</b>	<b>89.81%</b>	<b>90.99%</b>	<b>91.96%</b>
Swin-T	MST <sup>[38]</sup>	96.11%	87.42%	92.18%	92.22%	92.74%	93.74%	94.7%
	<b>Ours</b>	<b>96.30%</b>	<b>93.56%</b>	<b>93.55%</b>	<b>93.64%</b>	<b>93.97%</b>	<b>94.56%</b>	<b>95.20%</b>

ANN\* 是用 QCFS/CS-QCFS 替换 ReLU 后的准确率。

表 4-3 CIFAR-100 数据集实验结果

网络架构	方法	ANN*	T=1	T=2	T=4	T=8	T=16	T=32
ViT	MST <sup>[38]</sup>	<b>74.53%</b>	13.32%	49.72%	56.15%	58.64%	63.62%	68.51%
	<b>Ours</b>	74.29%	<b>46.48%</b>	<b>64.92%</b>	<b>65.75%</b>	<b>67.01%</b>	<b>69.29%</b>	<b>71.19%</b>
Swin-T	MST <sup>[38]</sup>	79.92%	63.91%	71.84%	73.35%	74.58%	76.40%	77.56%
	<b>Ours</b>	<b>80.42%</b>	<b>71.02%</b>	<b>73.98%</b>	<b>74.70%</b>	<b>75.46%</b>	<b>77.32%</b>	<b>78.53%</b>

**CIFAR10/100数据集：**  
 在所有时间步长下，效果均优于现有方法，在**低时间步长**时表现尤为突出

## 2.2 基于转换的脉冲Transformer训练方法：消融实验

表 4-4 多头级别阈值和神经元级别阈值消融实验结果

数据集		ANN	T=1	T=2	T=4	T=8	T=16	T=32
CIFAR-10	w/o neuron	92.47%	66.39%	87.03%	88.83%	89.4%	90.63%	91.68%
	w/o head	92.57%	67.26%	86.03%	88.01%	88.56%	90.08%	91.13%
	Full	92.83%	71.96%	88.21%	89.54%	89.81%	90.99%	91.96%
CIFAR-100	w/o neuron	74.25%	26.81%	62.99%	64.83%	66.19%	68.8%	70.99%
	w/o head	74.44%	42.46%	61.29%	62.49%	63.71%	66.69%	69.37%
	Full	74.29%	46.48%	64.92%	65.75%	67.01%	69.29%	71.19%

移除神经元级别阈值 (w/o neuron) 或多头级别阈值 (w/o head) 均导致**模型性能下降**

表 4-5 多头级别阈值和神经元级别阈值验证实验结果

激活函数	数据集	网络架构	$MaxDiff_{head}$	$AvgDiff_{head}$	$MaxDiff_{neuron}$	$AvgDiff_{neuron}$
HN-QCFS	CIFAR-10	Swin-T	57.9%	18.7%	176%	40.2%
		ViT	35.4%	9.8%	70.5%	25.2%
	CIFAR-100	Swin-T	64.1%	21.4%	354.8%	46.3%
		ViT	34.4%	9.9%	93.1%	33.47%

多头注意力机制中不同头之间以及全连接层中不同神经元之间的**存在差异**。尤其在复杂任务 (如CIFAR-100) 中, 差异更为明显

第三部分

# 实际应用

## Applications

基于转换的脉冲神经网络训练系统

誠樸雄偉 勵學敦行

### 3.1 系统架构

## 基于转换的脉冲神经网络训练平台

平台集成CS-QCFS和HN-QCFS，支持多种CNN和Transformer的训练

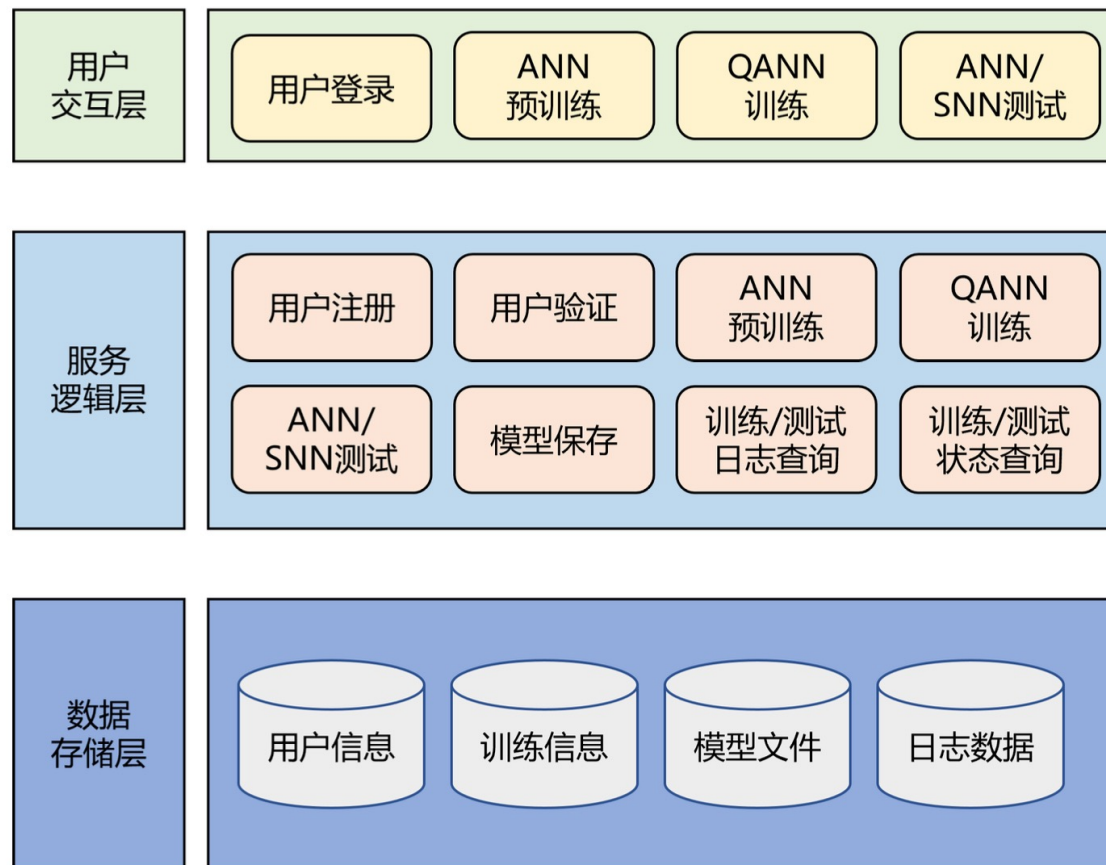


图 5-1 平台整体架构

### 3.2 系统页面 | 发起QANN训练

首页 / QANN预训练 / 发起QANN训练

#### 发起QANN训练

\* 网络架构

\* 数据集

是否使用预训练模型  ON

\* 优化器

\* QCFS

初始调值

量化步长

学习率

随机数种子

训练轮数

批大小

Prefix

### 3.2 系统页面 | 测试SNN

- 首页
- ANN预训练
- + QANN训练
- QANN训练记录
- 发起QANN训练
- ★ 测试
- 测试ANN
- 测试SNN
- 测试记录

首页

### 测试SNN

\* 网络架构

\* QCFS

\* 数据集

模拟步长

\* 模型ID

COS  ON

批大小

[发起测试](#)

```

99% ██████████ 1235/1250 [1:07:39<00:49, 3.29s/it]
99% ██████████ 1236/1250 [1:07:42<00:46, 3.29s/it]
99% ██████████ 1237/1250 [1:07:46<00:42, 3.29s/it]
99% ██████████ 1238/1250 [1:07:49<00:39, 3.29s/it]
99% ██████████ 1239/1250 [1:07:52<00:36, 3.29s/it]
99% ██████████ 1240/1250 [1:07:56<00:32, 3.29s/it]
[2024-12-10 02:50:41 vit] (main.py 304): INFO Test: [1240/1250] Time 3.286 (3.287) Mem 3318MB
99% ██████████ 1241/1250 [1:07:59<00:29, 3.29s/it]
99% ██████████ 1242/1250 [1:08:02<00:26, 3.29s/it]
99% ██████████ 1243/1250 [1:08:05<00:23, 3.29s/it]
100% ██████████ 1244/1250 [1:08:09<00:19, 3.29s/it]
100% ██████████ 1245/1250 [1:08:12<00:16, 3.29s/it]
100% ██████████ 1246/1250 [1:08:15<00:13, 3.29s/it]
100% ██████████ 1247/1250 [1:08:19<00:09, 3.29s/it]
100% ██████████ 1248/1250 [1:08:22<00:06, 3.29s/it]
100% ██████████ 1249/1250 [1:08:25<00:03, 3.29s/it]
100% ██████████ 1250/1250 [1:08:28<00:00, 3.29s/it]
100% ██████████ 1250/1250 [1:08:29<00:00, 3.29s/it]
Accuracy of T=1 tensor(0.7815, device=cuda:0)
Accuracy of T=2 tensor(0.8886, device=cuda:0)
Accuracy of T=4 tensor(0.8984, device=cuda:0)
Accuracy of T=8 tensor(0.8995, device=cuda:0)
Accuracy of T=16 tensor(0.9117, device=cuda:0)
Accuracy of T=32 tensor(0.9213, device=cuda:0)
Accuracy of T=64 tensor(0.9244, device=cuda:0)
tensor([0.7815, 0.8886, 0.8975, 0.8984, 0.8975, 0.8983, 0.8992, 0.8995, 0.9015,
0.9032, 0.9043, 0.9059, 0.9078, 0.9089, 0.9105, 0.9117, 0.9132, 0.9138,
0.9140, 0.9149, 0.9156, 0.9157, 0.9164, 0.9178, 0.9180, 0.9191, 0.9191,
0.9197, 0.9202, 0.9206, 0.9208, 0.9213, 0.9214, 0.9219, 0.9223, 0.9228,
0.9228, 0.9227, 0.9227, 0.9226, 0.9236, 0.9236, 0.9236, 0.9236, 0.9240,
0.9238, 0.9235, 0.9237, 0.9236, 0.9239, 0.9240, 0.9240, 0.9241, 0.9244,
0.9244, 0.9242, 0.9246, 0.9243, 0.9244, 0.9244, 0.9244, 0.9244, 0.9244,
0.9244])

```

第四部分

# 研究生期间工作成果

Work Product

誠樸雄偉 勵學敦行

## 论文

[1] **Hongchao Yang**, Suorong Yang, Lingming Zhang, Hui Dou, Furao Shen, Jian Zhao. CS-QCFS: Bridging the performance gap in ultra-low latency spiking neural networks. Neural Networks, 2025.

[2] Suorong Yang, **Hongchao Yang**, Suhan Guo, Furao Shen, Jian Zhao. Not All Data Matters: An End-to-End Adaptive Dataset Pruning Framework for Enhancing Model Performance and Efficiency. arXiv preprint arXiv:2312.05599, 2023.

[3] 杨锁荣, **杨洪朝**, 申富饶, 赵健. 面向深度学习的图像数据增强综述. 软件学报, 2024.

[4] **杨洪朝**, 易梦军, 李培佳, 张瀚文, 申富饶, 赵健, 王刘旺. 同态加密在深度学习中的应用综述. 计算机科学与探索, 2024.

## 项目

科技部重大项目“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。

国家电网“数字化安全管控边缘计算装置自主可控关键技术研究及”（参与课题年限2022年12月-2024年12月），负责该项目研究的安全计算部分)

第五部分

# 全文总结

Summary

全文总结

誠樸雄偉 勵學敦行

### 基于转换的 脉冲CNN训练方法

- 引入Softplus 变换, 确保训练阈值为正
- 提出通道自适应阈值, 适配通道间的特性差异
- 提出CS-QCFS, 整合Softplus 变换和通道级阈值

### 基于转换的脉冲 Transformer训练方法

- 多头自适应阈值
- 神经元自适应阈值
- HN-QCFS, 整合多头自适应和神经元自适应阈值

### 基于转换的 脉冲神经网络训练系统

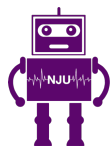
- 提供友好的用户界面
- 集成CS-QCFS和HN-QCFS, 支持多种CNN和Transformer的训练

### 基于转换的脉冲神经网络训练方法

融入实际应用



南京大學  
NANJING UNIVERSITY



RINC  
Robotic Intelligence & Neural Computing Group

# 感谢各位老师!

答辩人: 杨洪朝 522022330086

导师: 申富饶 教授

日期: 2025年5月16日

誠樸雄偉 勵學敦行