



南京大學

NANJING UNIVERSITY

RINC



# 基于原型的类增量学习算法研究

- 答辩人：毛乐坤 MF1833046
- 导师：申富饶 教授  
吴楠 副教授



# 目录

CONTENTS

- 1 研究背景
- 2 困难与挑战
- 3 提出方法
  - 基于原型的类增量学习算法PCRC
  - 基于原型的类增量学习算法SS-PCRC
  - 基于原型的类增量学习算法BPCRC
- 4 实际应用
- 5 研究生期间工作成果

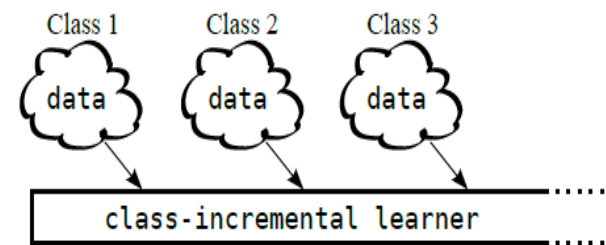


# 第一部分

## Research Background 研究背景



- 分类模型的训练需要预先获得所有类别的训练样本
- 实际场景中，训练数据分批次出现
- 重新训练模型，需考虑存储成本和计算成本
- 应用场景



智能体自主学习分类

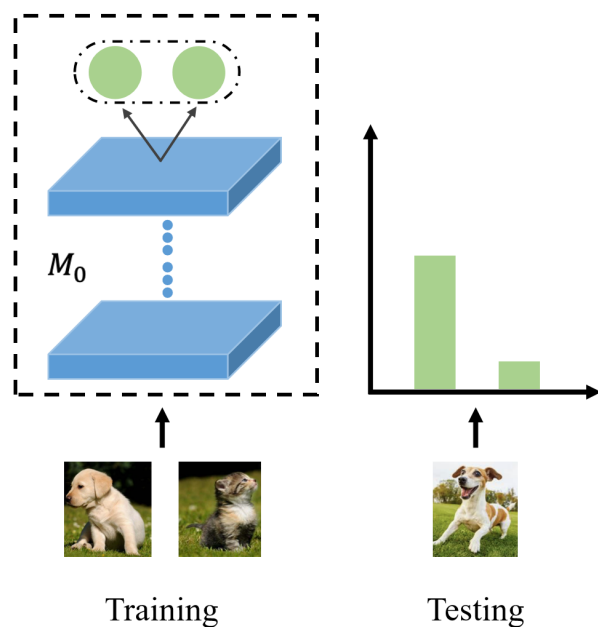


智能相册

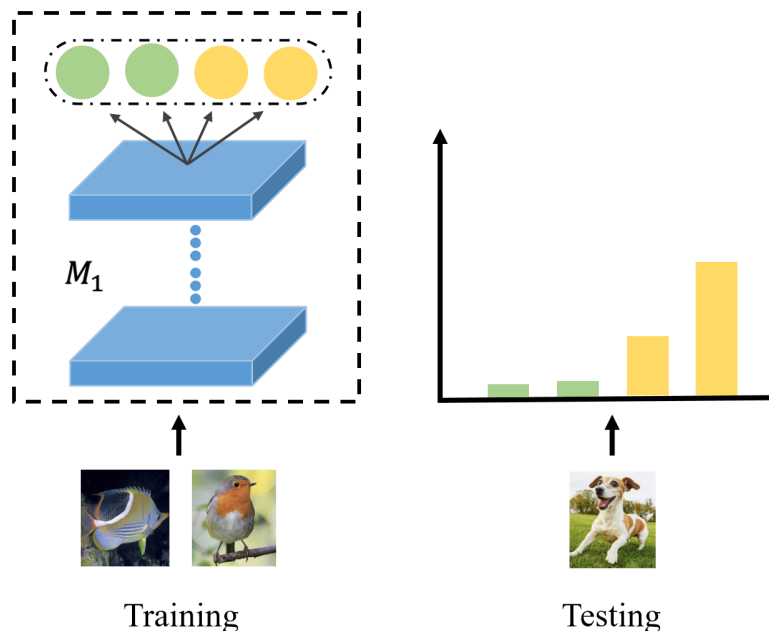


## 困难与挑战

灾难性遗忘问题：模型在增量学习之后几乎丧失对旧类别的分类能力



初始阶段:使用猫和狗训练模型

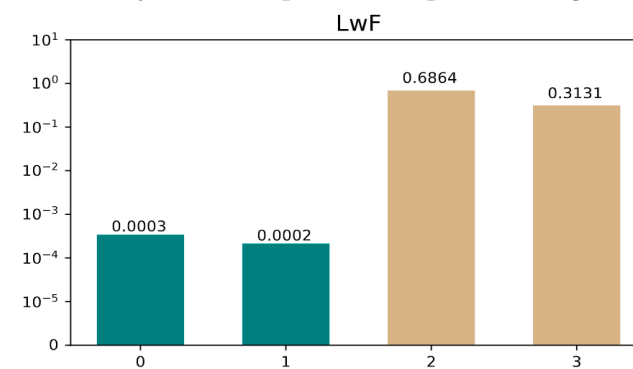
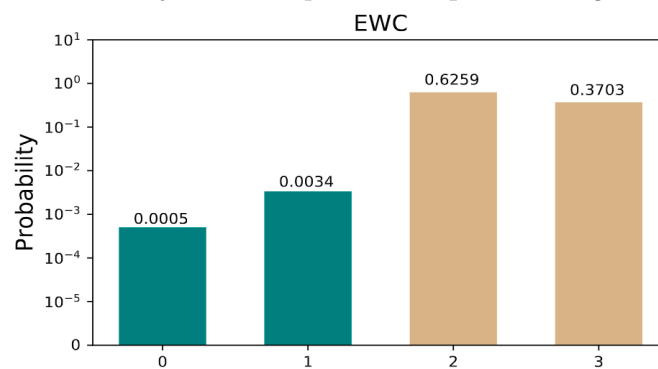
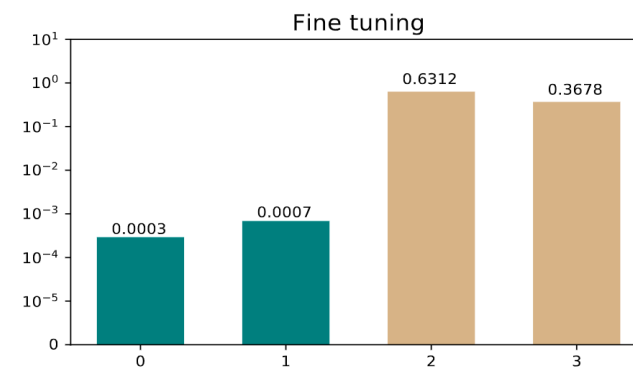
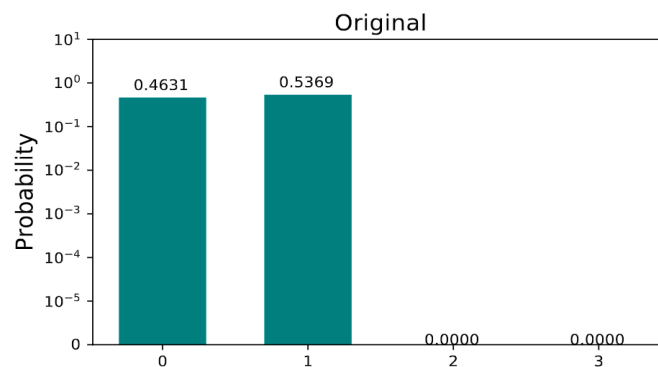


增量学习阶段：模型增加了鱼、鸟两个类别



## 灾难性遗忘问题——softmax抑制问题

- 分数和为1，且为定值
- 模型向新类数据拟合





## 第二部分

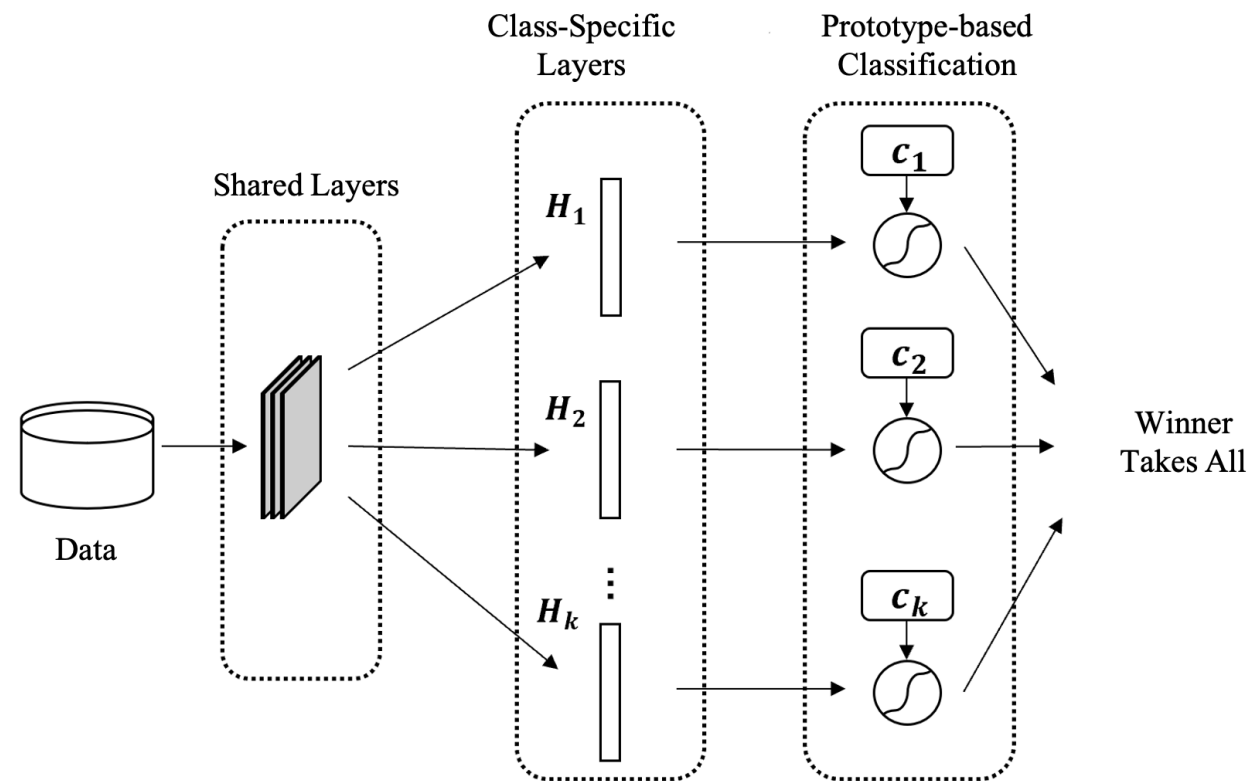
## Proposed Methods

### 提出方法

- 基于原型的类增量学习算法PCRC
- 基于原型的类增量学习算法SS-PCRC
- 基于原型的类增量学习算法BPCRC



# 基于原型的类增量学习算法PCRC

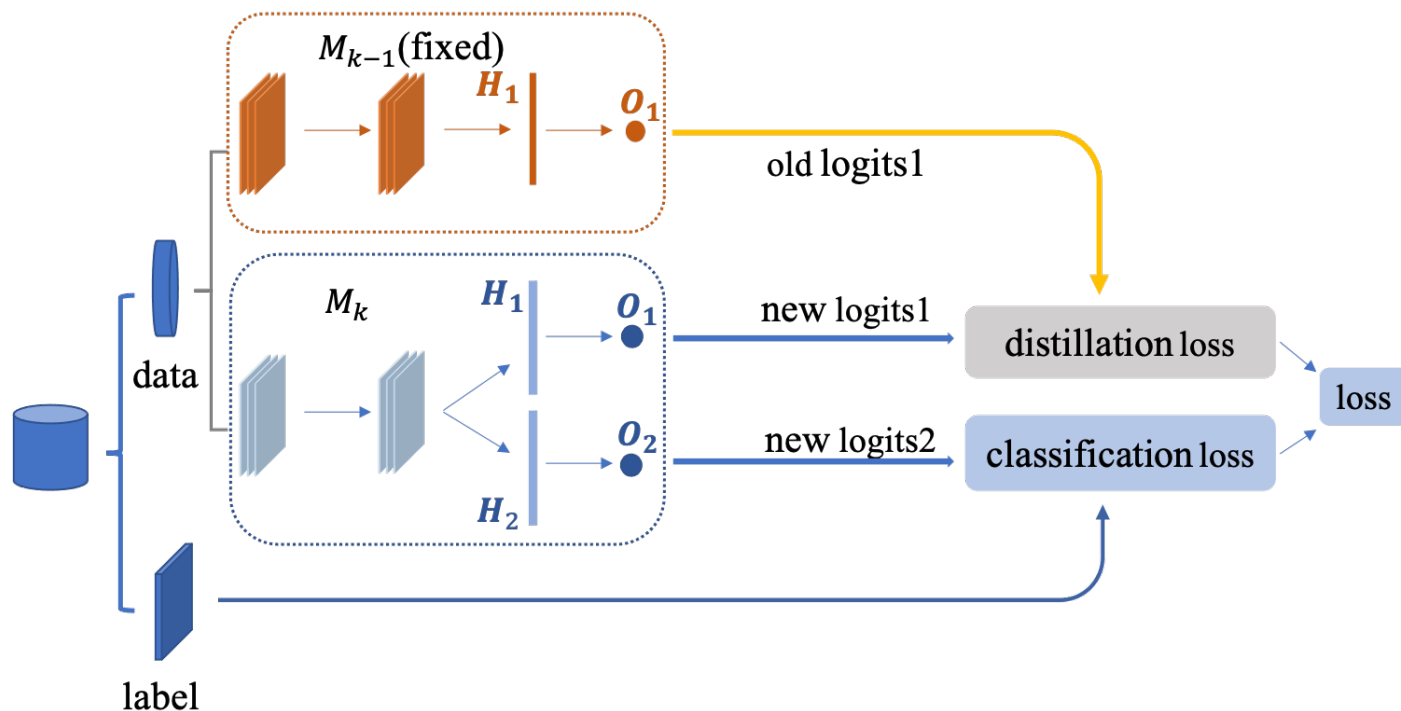




## 网络记忆与学习

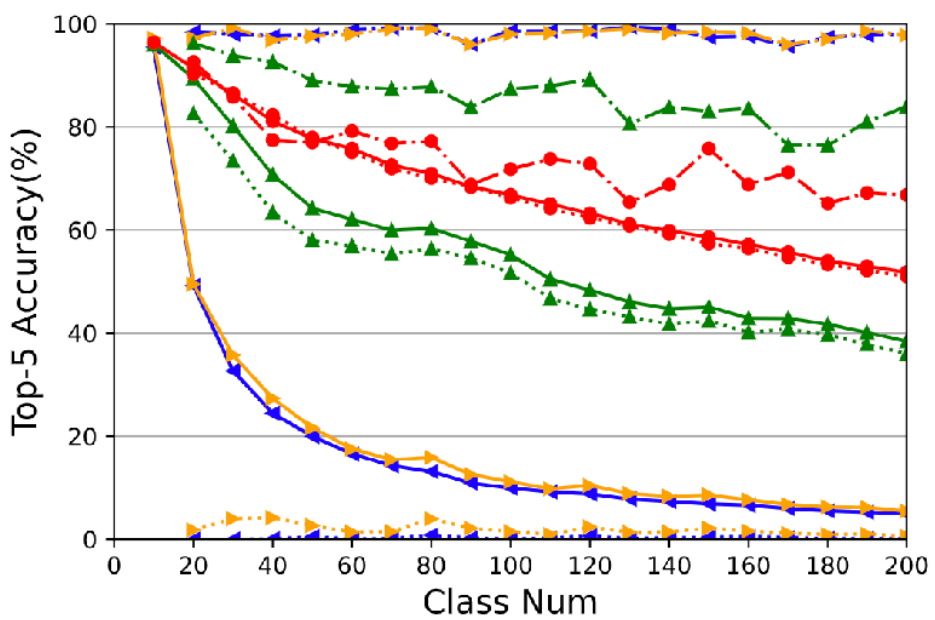
使用KL散度进行网络权重固化  $\mathcal{L}_i^{KL}(\mathbf{x}, \theta) = D_{KL} ( p(y_i|\mathbf{x}; \theta^{k-1}) \parallel p(y_i|\mathbf{x}; \theta) )$

使用二元交叉熵进行新类学习  $\mathcal{L}_i(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \theta) = -y_i \log \hat{y}_i - (1 - y_i) \log (1 - \hat{y}_i)$   $\hat{y}_i = \frac{1}{1 + \exp (d(\mathbf{c}_i, f_i(\mathbf{x}; \theta)) - r)}$





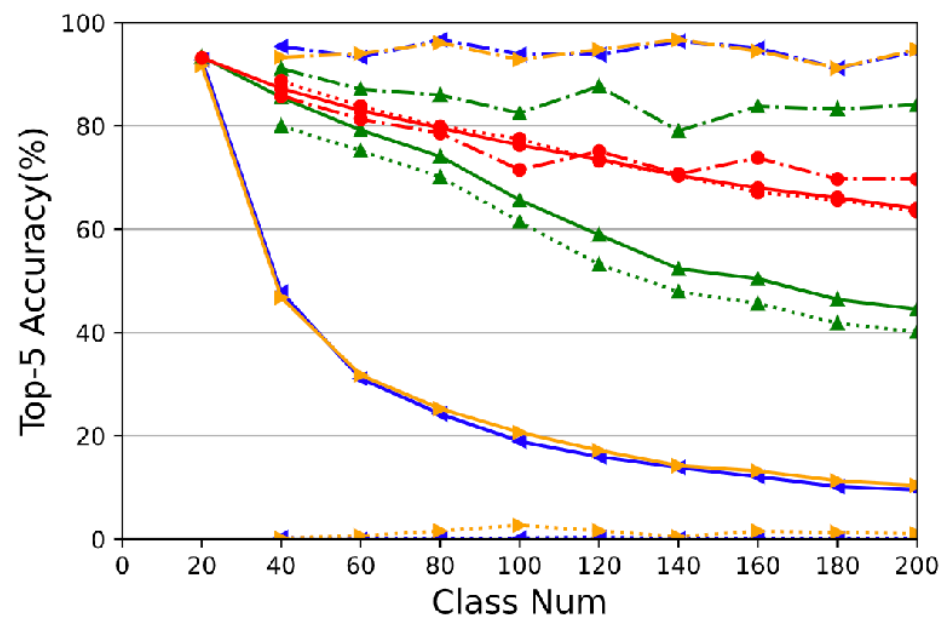
## 实验验证



(e) Tiny-ImageNet-200, 每批次 10 个类

(c) CIFAR-100, 每批次 10 个类

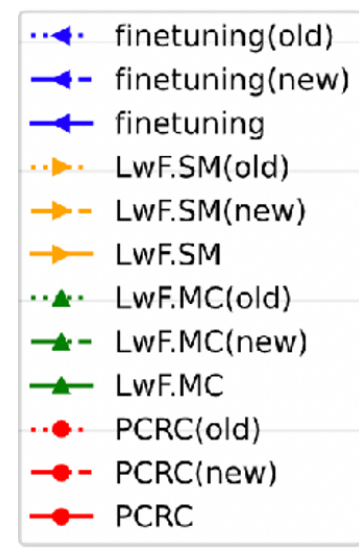
(a) CIFAR-10, 每批次 2 个类



(f) Tiny-ImageNet-200, 每批次 20 个类

(d) CIFAR-100, 每批次 20 个类

(b) CIFAR-10, 每批次 5 个类





## 实验验证

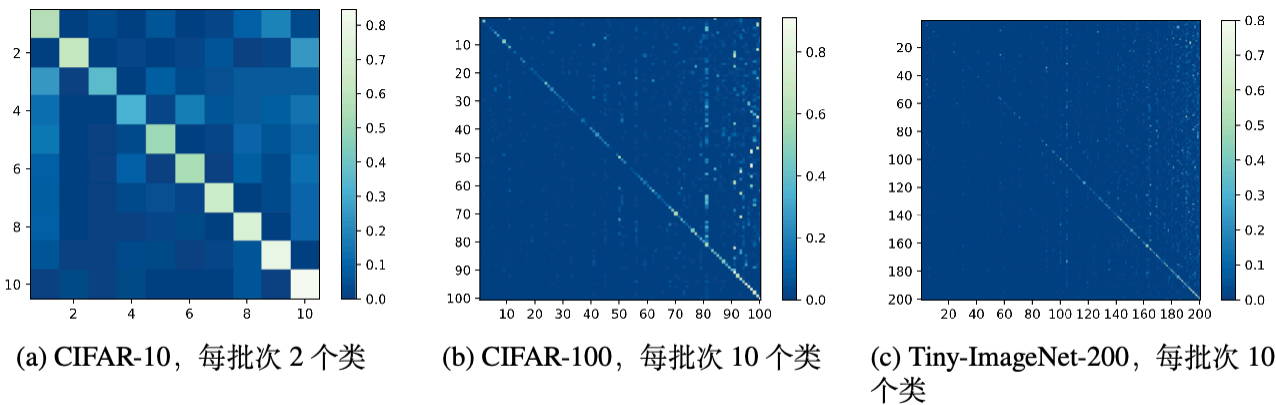


图 3-11: PCRC 算法的混淆矩阵

图 3-10: LwF.MC 算法的混淆矩阵

图 3-9: LwF.SM 算法的混淆矩阵

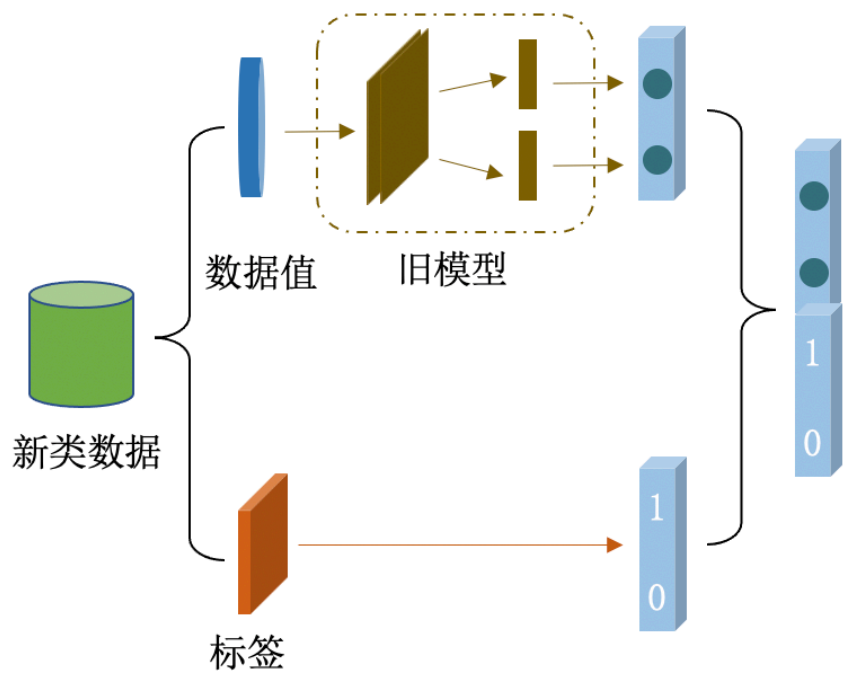
图 3-8: finetuning 算法的混淆矩阵

表 3-2: 增量学习过程中各个模型在旧类别、新类别, 以及所有类别上的平均准确率。

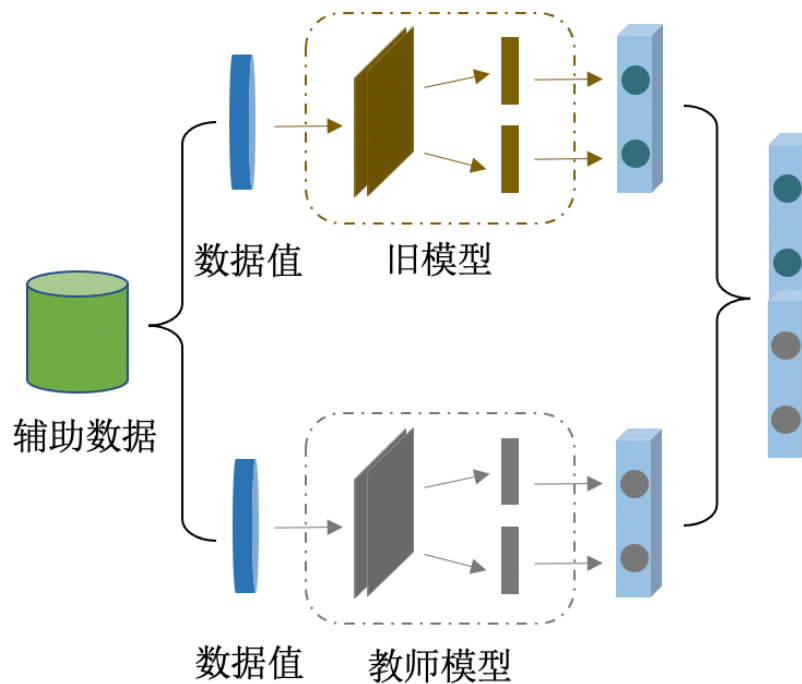
数据集		CIFAR-10		CIFAR-100		Tiny-ImageNet-200	
每批次类别数		2	5	10	20	10	20
旧类别	finetuning	0	0	0	0	0.0026	0.0015
	LwM.SM	0	0	0	0	0.0193	0.0123
	LwF.MC	0.5721	0.6526	0.2919	0.3508	0.5080	0.5726
	CPL	0.5802	0.5643	0.3412	0.3738	0.6032	0.6836
	RC	0.5489	0.6056	0.3232	0.4074	0.6657	<b>0.7463</b>
	PCRC	<b>0.5981</b>	<b>0.6727</b>	<b>0.3448</b>	<b>0.4124</b>	<b>0.6739</b>	0.7441
新类别	finetuning	<b>0.9670</b>	0.9641	0.8872	<b>0.8475</b>	<b>0.9804</b>	<b>0.9447</b>
	LwM.SM	0.9641	<b>0.9718</b>	<b>0.8912</b>	0.8467	0.9794	0.9424
	LwF.MC	0.7272	0.9272	0.8034	0.7975	0.8588	0.8496
	CPL	0.6212	0.8784	0.6448	0.6766	0.6792	0.7097
	RC	0.8252	0.9205	0.7037	0.6941	0.7539	0.7361
	PCRC	0.8041	0.9196	0.7143	0.7027	0.7644	0.7513
所有类别	finetuning	0.3080	0.4875	0.1894	0.2719	0.1365	0.2041
	LwF.SM	0.3070	0.4881	0.1907	0.2729	0.1500	0.2119
	LwM.MC	0.6210	0.7899	0.3947	0.4906	0.5475	0.6189
	CPL	0.5533	0.7213	0.3948	0.4703	0.6099	0.6859
	RC	0.6193	0.7631	0.3965	0.4959	0.6708	0.7403
	PCRC	<b>0.6508</b>	<b>0.7962</b>	<b>0.4160</b>	<b>0.5026</b>	<b>0.6808</b>	<b>0.7424</b>



# 基于原型的类增量学习算法SS-PCRC



新类数据的目标向量生成过程



辅助数据的目标向量生成过程



## 损失函数

$$\text{loss} = \frac{1}{N_u + N_l} [w_1 * \text{loss}_1 + w_2 * \text{loss}_2 + w_3 * \text{loss}_3 + w_4 * \text{loss}_4]$$

$$\text{loss}_1 = \sum_{i=1}^{N_u} \sum_{j=1}^S \left[ -y_i^j \log \hat{y}_i^j - (1 - y_i^j) \log (1 - \hat{y}_i^j) \right]$$

辅助数据用于旧知识的记忆

$$\text{loss}_2 = \sum_{i=1}^{N_u} \sum_{j=S+1}^{S+T} \left[ -y_i^j \log \hat{y}_i^j - (1 - y_i^j) \log (1 - \hat{y}_i^j) \right]$$

辅助数据用于新知识的学习

$$\text{loss}_3 = \sum_{i=1}^{N_l} \sum_{j=1}^S \left[ -y_i^j \log \hat{y}_i^j - (1 - y_i^j) \log (1 - \hat{y}_i^j) \right]$$

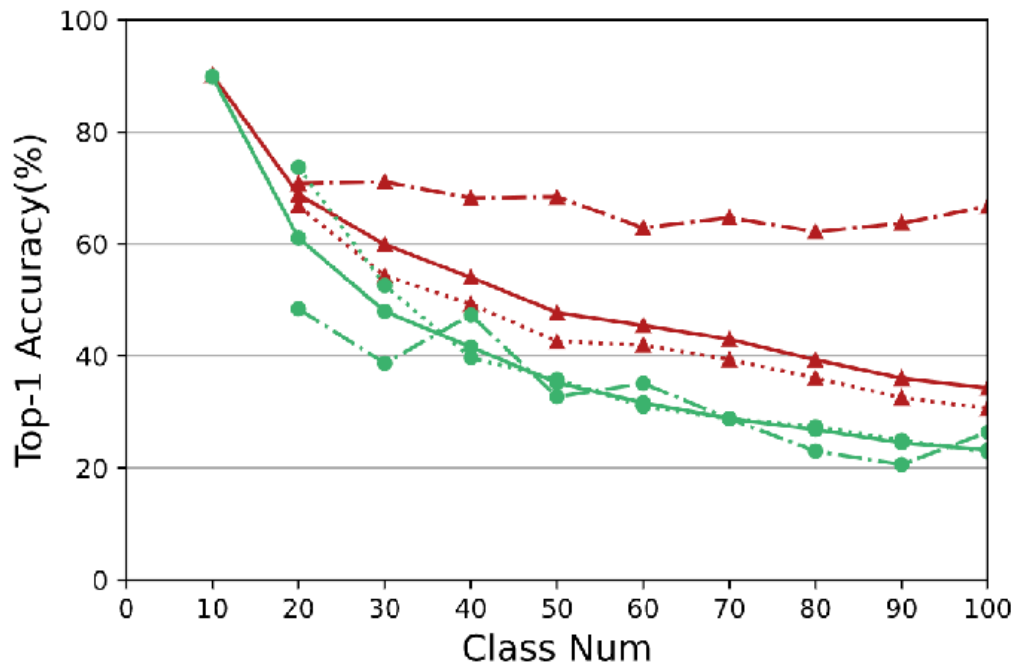
新类数据用于旧知识的记忆

$$\text{loss}_4 = \sum_{i=1}^{N_l} \sum_{j=S+1}^{S+T} \left[ -y_i^j \log \hat{y}_i^j - (1 - y_i^j) \log (1 - \hat{y}_i^j) \right]$$

新类数据用于新知识的学习

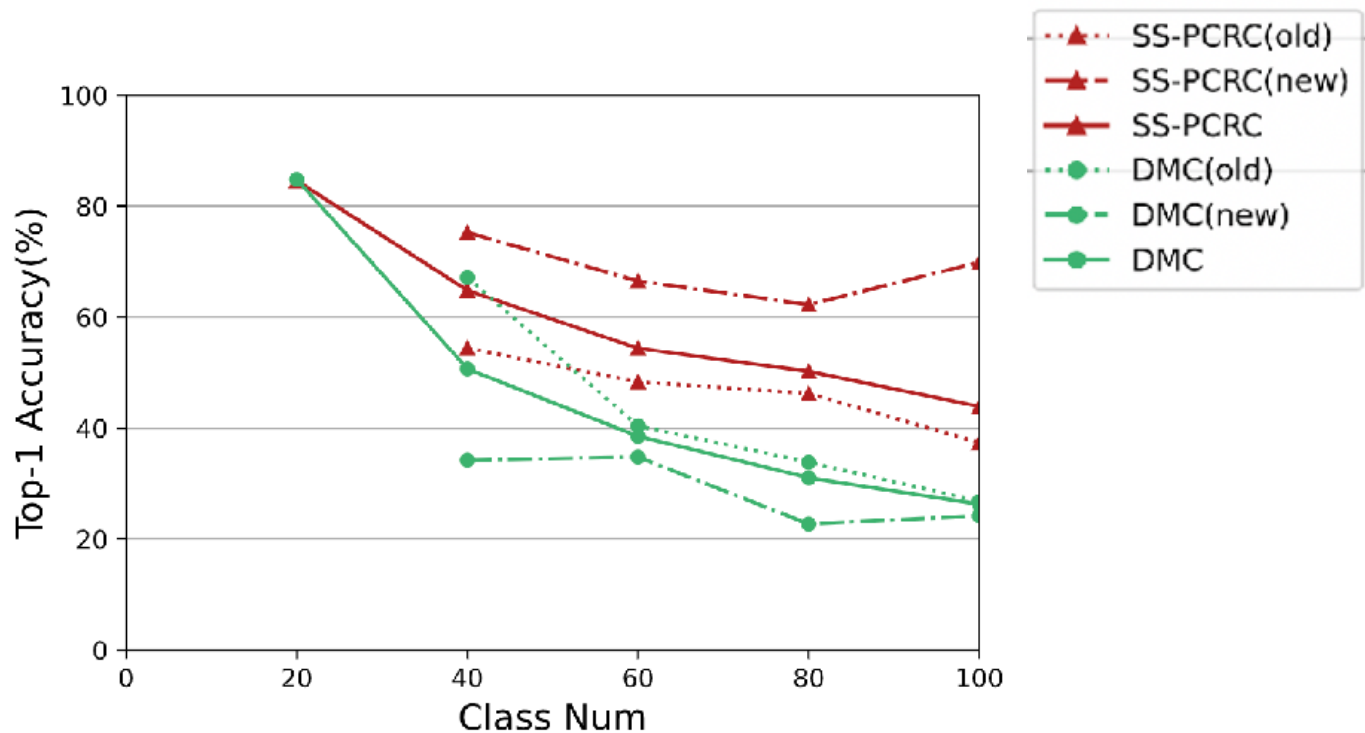


## 实验验证



(c) CIFAR-100, 每批次 10 个类

(a) CIFAR-10, 每批次 2 个类



(d) CIFAR-100, 每批次 20 个类

(b) CIFAR-10, 每批次 5 个类



## 实验验证

算法	DMC				SS-PCRC			
	CIFAR-10		CIFAR-100		CIFAR-10		CIFAR-100	
数据集	CIFAR-10		CIFAR-100		CIFAR-10		CIFAR-100	
每批次类别数	2	5	10	20	2	5	10	20
旧类别	0.5554	0.8518	0.4210	0.4582	0.6566	0.5690	0.4605	0.4845
新类别	0.5620	0.6246	0.4123	0.3676	0.8392	0.9414	0.6462	0.6821
所有类别	0.5169	0.7382	0.4106	0.4187	0.6918	0.7552	0.4903	0.5445

(c) 抽取 Tiny-ImageNet-200 中的 20 个类别构成辅助数据集。

(b) 抽取 Tiny-ImageNet-200 中的 10 个类别构成辅助数据集。

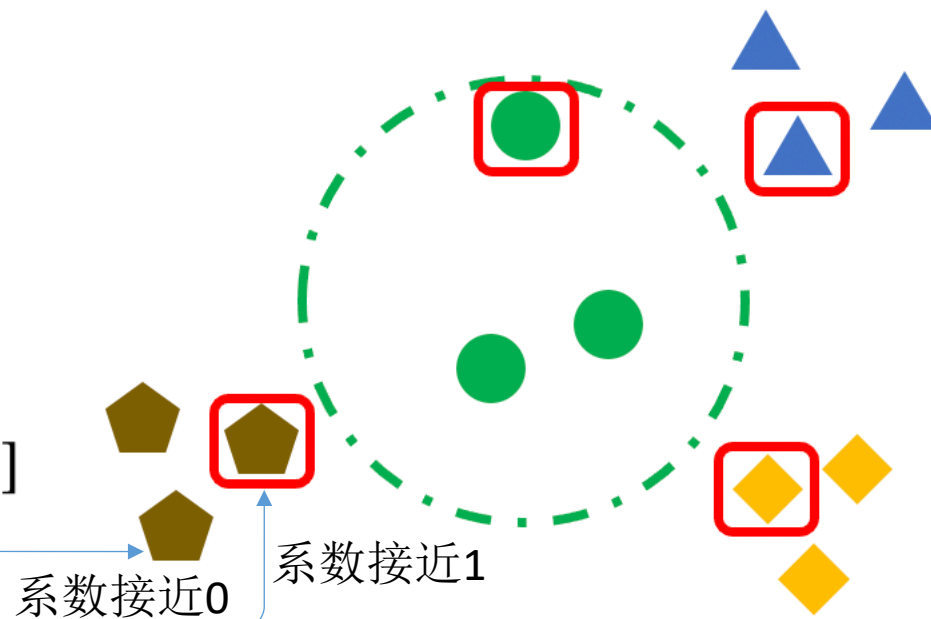
(a) 抽取 Tiny-ImageNet-200 中的 5 个类别构成辅助数据集。

## 基于原型的类增量学习算法BPCRC

$$\mathcal{L}_i(x, y, \theta) = -y_i \log \hat{y}_i - (1 - y_i) \log (1 - \hat{y}_i)$$



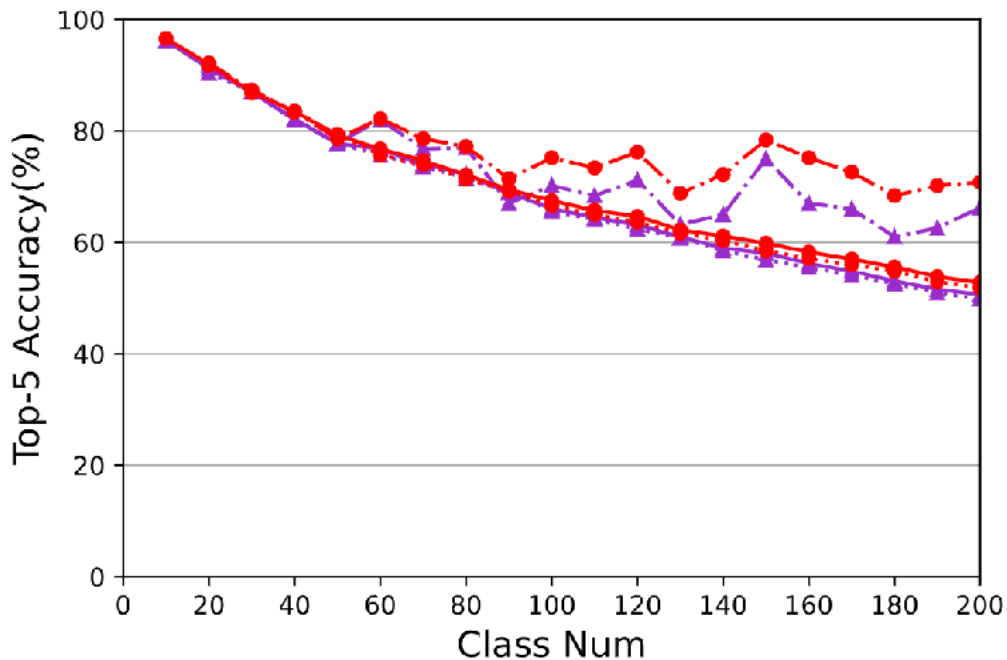
$$\mathcal{L}_i(x, y, \theta) = -\boxed{(y_i - \hat{y}_i)^2} [y_i \log \hat{y}_i + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i)]$$



关键性正负样本示意图，  
由红色方框圈出的为关键性样本



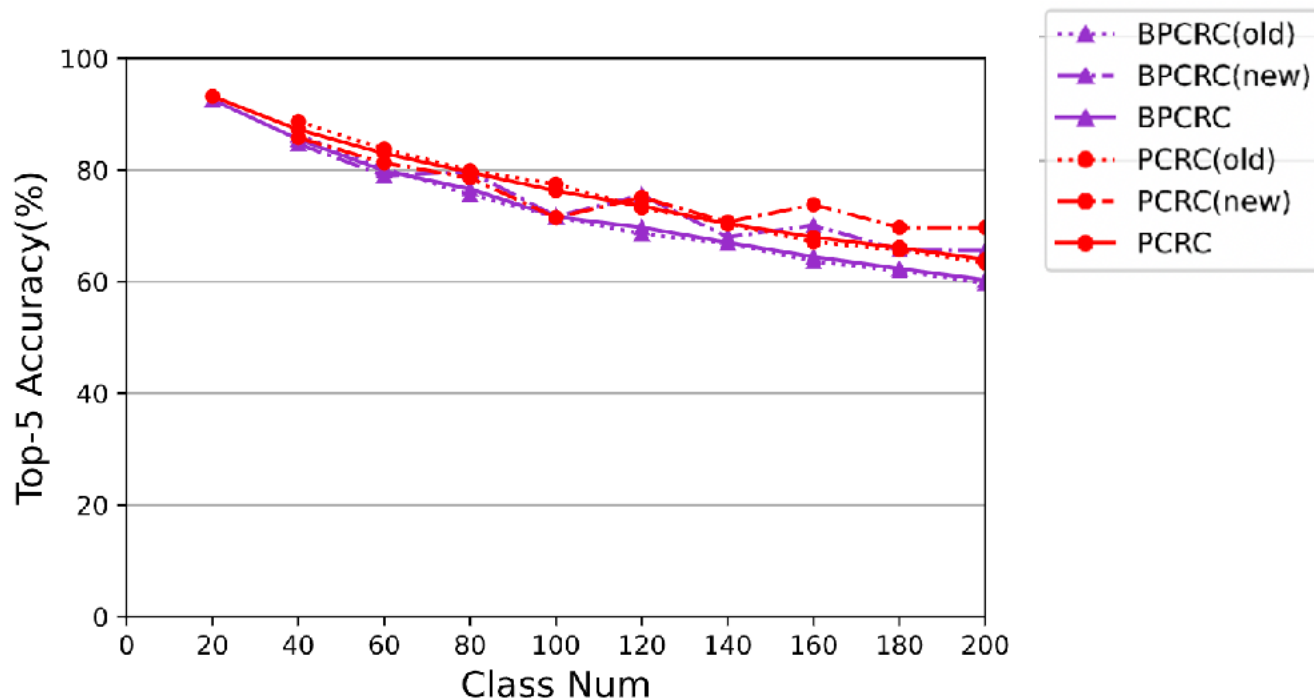
## 实验验证



(e) Tiny-ImageNet-200, 每批次 10 个类

(c) CIFAR-100, 每批次 10 个类

(a) CIFAR-10, 每批次 2 个类



(f) Tiny-ImageNet-200, 每批次 20 个类

(d) CIFAR-100, 每批次 20 个类

(b) CIFAR-10, 每批次 5 个类



## 第三部分

## Applications 实际应用

□ 舰船噪声识别项目



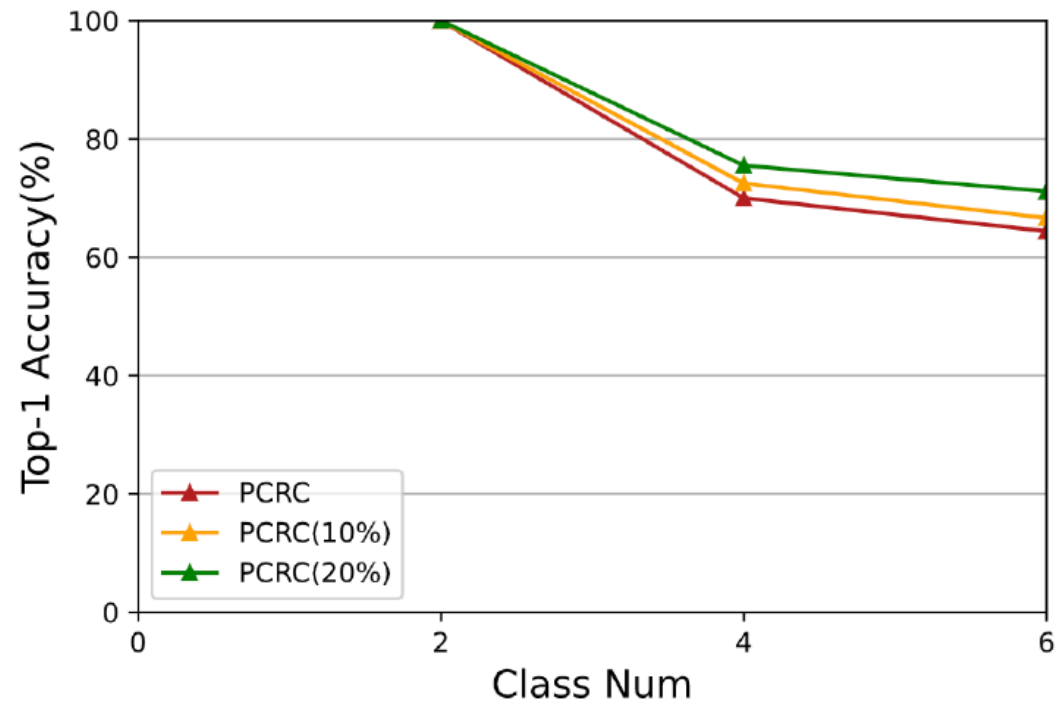
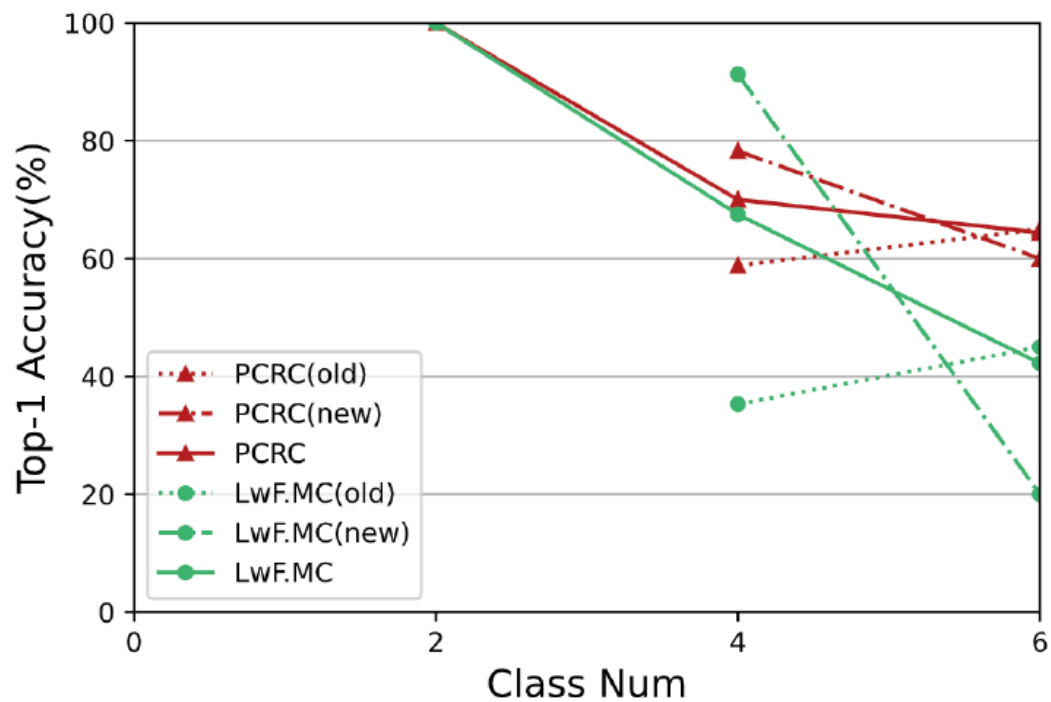
### 舰船噪声识别

- 实际采集的舰船噪声数据少，且极不平衡
- 模型需要具有增量式分类舰船噪声的能力，且有实时性要求





## 舰船噪声识别





## 第四部分

## Work and Research Progress 研究生期间工作成果



### 学术论文与专利

- Zhang Xu, Yao Yang, Xu Baile, **Mao Lekun**, Shen Furao, Zhao Jian, Lin Qingwei, "Label mapping neural networks with response consolidation for class incremental learning" [J]. arXiv preprint arXiv:1905.07835, 2019.
- Xu Baile, **Mao Lekun**, Zhang Xu, Yao Yang, Shen Furao, Zhao Jian, "Class Incremental Learning via Task Decomposition and Prototype-based Consolidation"
- 申富饶, **毛乐坤**, 徐百乐. "一种基于半监督学习的增量式图片分类方法" (2020113965751), 已受理。
- 葛轶洲, 徐百乐, **毛乐坤**, 张旭, 韩峰, 周青, 赵健, 申富饶. "一种基于prototype的增量式信息分类方法" (2020105395807), 已受理。



南京大學  
NANJING UNIVERSITY



谢谢！

