

轮廓增强双分支网络的类增量学习方法

作者：曾丰成，杨绮明*，吴玉泉*等

发表的刊物/会议名称：IJCNN2025（国际神经网络联合会议）

主要联系人：曾丰成 邮箱：zengfengcheng2024@iscas.ac.cn

核心发现与创新

重大发现：预训练模型(PTMs)在类增量学习中存在**强烈的纹理偏差**，这是限制双分支架构性能的根本原因，而非传统认为的泛化性与适应性平衡问题。

创新解决方案：提出引入**轮廓偏差**来缓解纹理偏差，设计了BiCon双分支网络架构，有效缓解灾难性遗忘。

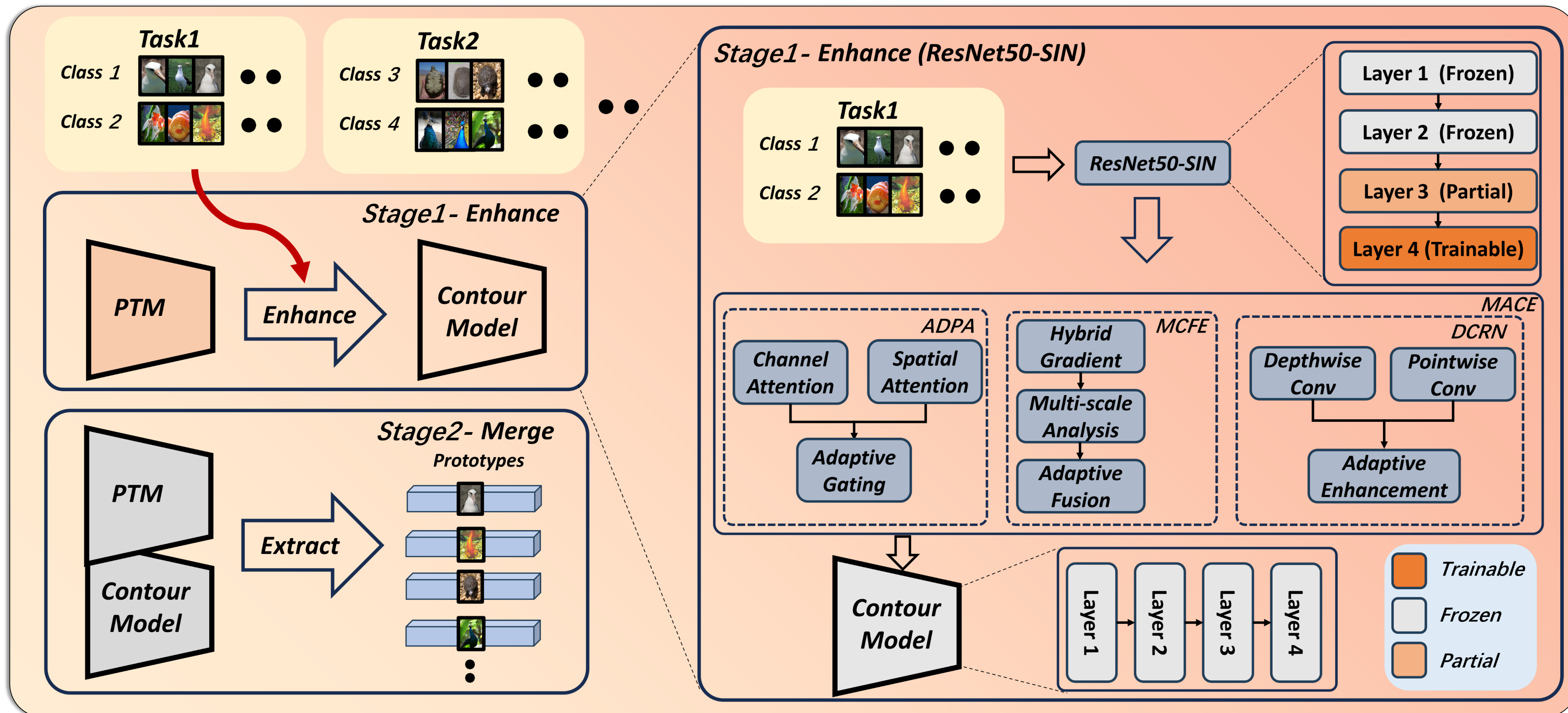
研究背景与科学难题

类增量学习是机器学习的重要分支，旨在让模型持续学习新类别的同时保持对旧知识的记忆。

核心挑战：灾难性遗忘问题 —— 学习新任务时严重损害对之前任务的记忆能力。

现有问题：尽管预训练模型在该领域表现出色，但现有双分支架构的改进有限，缺乏对PTMs表征特性的深入分析。

BiCon方法架构



实验验证

Method	CIFAR B0 Inc5		CUB B0 Inc10		IN-A B0 Inc10		IN-R B0 Inc5		VTAB B0 Inc10		OmniBench B0 Inc30	
	$\bar{\mathcal{A}}$	$\mathcal{A}_{\text{last}}$	$\bar{\mathcal{A}}$	$\mathcal{A}_{\text{last}}$	$\bar{\mathcal{A}}$	$\mathcal{A}_{\text{last}}$	$\bar{\mathcal{A}}$	$\mathcal{A}_{\text{last}}$	$\bar{\mathcal{A}}$	$\mathcal{A}_{\text{last}}$	$\bar{\mathcal{A}}$	$\mathcal{A}_{\text{last}}$
Finetune	38.90	20.17	26.08	13.96	21.60	10.96	21.61	10.79	34.95	21.25	23.61	10.57
Finetune adapter [39]	60.51	49.32	66.84	52.99	43.05	37.66	47.59	40.28	48.91	45.12	62.32	50.53
LwF [27]	46.29	41.07	48.97	32.03	35.39	23.83	39.93	26.47	40.48	27.54	47.14	33.95
SDC [40]	68.21	63.05	70.62	66.37	26.65	23.57	52.17	49.20	45.06	22.50	60.94	50.28
L2P [14]	85.94	79.93	67.05	56.25	47.16	38.48	66.53	59.22	77.11	77.10	73.36	64.69
DualPrompt [18]	87.87	81.15	77.47	66.54	52.56	42.68	63.31	55.22	83.36	81.23	73.92	65.52
CODA-prompt [41]	89.11	81.96	84.00	73.37	48.51	36.47	64.42	55.08	83.90	83.02	77.03	68.09
CPP [42]	85.21	78.64	86.60	85.27	53.70	40.70	64.33	60.74	85.92	84.30	71.52	73.26
LAE [44]	92.47	87.62	83.13	77.78	57.19	46.41	69.05	63.17	86.14	84.39	73.80	70.63
ViT-B + R50*	87.61	80.95	91.68	86.13	58.64	46.35	62.59	53.82	87.86	83.28	76.44	70.83
ViT-B + R50-SIN	87.74	81.47	92.08	86.43	59.95	47.73	63.86	55.63	91.17	84.96	79.21	73.22
BiCon	88.21	81.57	92.29	87.02	60.45	48.19	64.13	56.13	91.41	85.46	79.57	73.32

*IN-R/A stands for 'ImageNet-R/A,' and 'OmniBench' stands for 'OmniBenchmark.' In this work, the best performance is highlighted in bold.