

如何用增量学习解决计算机视觉的问题？

理论技术概述和工具箱PyCIL

讨论内容

1 目前机器学习在解决计算机视觉方面存在哪些问题？

2 增量学习解决了什么问题？

3 增量学习的理论和技术

3.1 增量学习的类别

3.2 实现增量学习的方法

3.3 增量学习的评价指标和常用数据集

4 类别增量学习典型方法和代码库

5 使用增量学习框架PyCIL的方法

5.1 PyCIL模块说明

5.2 实验检查单

6 参考文献

1 问题和挑战

AchieveFun

视觉技术应用方法

类别	应用场景	理论和技术
图像分类	质检：辨别良品和不良品	CNN，半监督学习，伪标签，GAN
对象检测	在图片中寻找对象	R-CNN，Fast R-CNN，Faster R-CNN，YOLO
图像分割	将图像分割成不同的语义区域。将异常检测与语义分割相结合，可以在特定区域内检测异常，例如自动驾驶、无人机监测、医疗影像分析、场景理解等。	FCN、U-Net、DeepLab、Mask R-CNN
三维重建	虚拟现实和增强现实、无人机和机器人导航、工业质检、文化遗产保护等	双目立体视觉、结构光、光学三角测量、深度学习



计算机视觉面临的困难

- **图像多义性：** 三维场景被投影为二维图像，深度和不可见部分的信息被丢失，因而会出现不同形状的三维物体投影在图像平面上产生相同图像的问题。另外，在不同角度获取同一物体的图像会有很大的差异。
- **环境因素影响：** 场景中的诸多因素，包括照明、物体形状、表面颜色、摄像机以及空间关系变化都会对成像有影响。
- **知识导引：** 同样的图像在不同的知识导引下，将会产生不同的识别结果。
- **大量数据：** 灰度图像，彩色图像，深度图像的信息量十分巨大，巨大的数据量需要很大的存贮空间，同时不易实现快速处理。

解决图像分类问题的理论和技术

问题	理论和技术
样本量少	<div><div>1. 数据增强 (Data Augmentation) :通过对现有样本进行旋转、缩放、翻转、裁剪等操作, 生成更多的训练样本, 增加样本的多样性。</div><div>2. 迁移学习 (Transfer Learning) :利用预训练的模型, 将其在大型数据集上学到的特征表示迁移到新的任务上。这样可以在较少样本的情况下获得较好的性能。</div><div>3. 生成对抗网络 (Generative Adversarial Networks, GANs) :通过生成器和判别器的对抗训练, 生成器可以学会生成与真实样本相似的新样本, 从而扩充数据集。</div><div>4. 一次学习 (One-shot Learning) :通过学习样本之间的相似性度量, 使模型能够在仅见过一次或很少次的样本情况下进行分类。</div><div>5. 零次学习 (Zero-shot Learning) :通过引入额外的语义信息 (如属性、类别之间的关系等), 使模型能够在没有见过样本的情况下进行分类。</div><div>6. 增量学习 (Incremental Learning) :在训练过程中逐步引入新的样本和类别, 使模型能够适应样本数量和类别的变化。</div></div>
类内差异-数据不平衡	<div><div>• 重采样技术: 过采样和欠采样</div><div>• 类别加权: 样本加权和损失函数加权</div><div>• 生成式模型: SMOTE和GAN</div><div>• 集成学习</div></div>
数据缺失	<div><div>• 数据插值: 线性插值、多项式插值和样条插值。</div><div>• 特征选择: 过滤式特征选择、包裹式特征选择和嵌入式特征选择。</div><div>• 数据重构: PCA和自编码器AE?</div><div>• 多任务学习</div></div>
类别不平衡和数据缺失同时存在	<div><div>• 数据插值和重采样: 可能导致数据分布的改变, 影响准确性和稳健性。</div><div>• 类别加权和特征选择: 选择合适的权重和特征, 否则可能会导致模型的准确性和稳健性下降。</div><div>• 多任务学习和集成学习: 考虑多个任务之间的相关性, 并选择合适的集成方法, 否则可能会导致模型的准确性和稳健性下降。</div><div>• 深度学习: GAN和VAE, 注意模型的复杂度和训练时间, 否则可能导致模型的训练困难和泛化能力下降。</div></div>

目前机器学习在解决计算机视觉存在哪些问题？

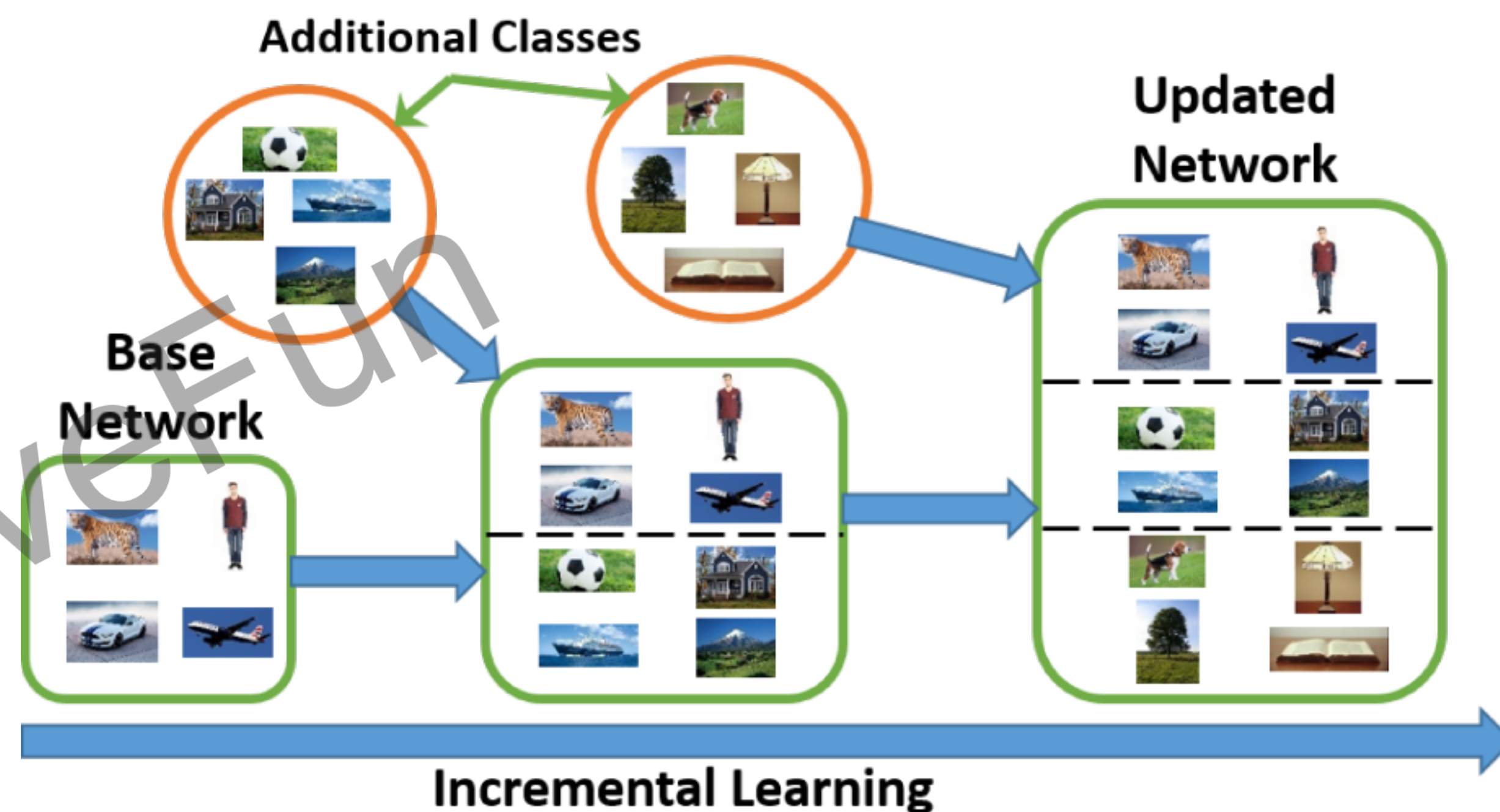
- 已有的领域信息如果包含有噪声（图像有其他信息）和没有噪声信息（图像没有其他信息）的内容，如何让模型在两种情况上都能有较好的表现？
- 包含参数的神经网络模型能较好地完成任务一，但不能完成任务二。和人类比，也就是只能完成一种任务。或者说，参数不能适应新的任务。如何获得能够同时较好地完成任务一和任务二的模型？
- 在图像分类的任务中，初次训练分类器时很难收集全所有可能类别的训练样本，应用中遇到新类别时需要进行类别增量训练，如何训练？
- 对象检测和语义分割模型如何利用背景信息挖掘有利于后续类别增量学习的特征表示？

2 增量学习的能力

AchieveFun

增量学习的能力

- 既能不断更新学习新类别或者任务，又能较好地保持在已学习类别或任务的性能。
- 持续学习(Continual Learning)或者增量学习(Incremental Learning)试图帮助神经网络实现像人们一样学习大量不同的任务，不出现任何负面的相互干扰，并解决灾难性的遗忘问题。
- 增量学习算法的重点不是如何利用在以前任务中学到的知识来帮助更好地学习新任务，而是解决灾难性遗忘的问题。



图片来源: <https://www.arxiv-vanity.com/papers/1712.02719/>

3 增量学习的理论和技术

AchieveFun

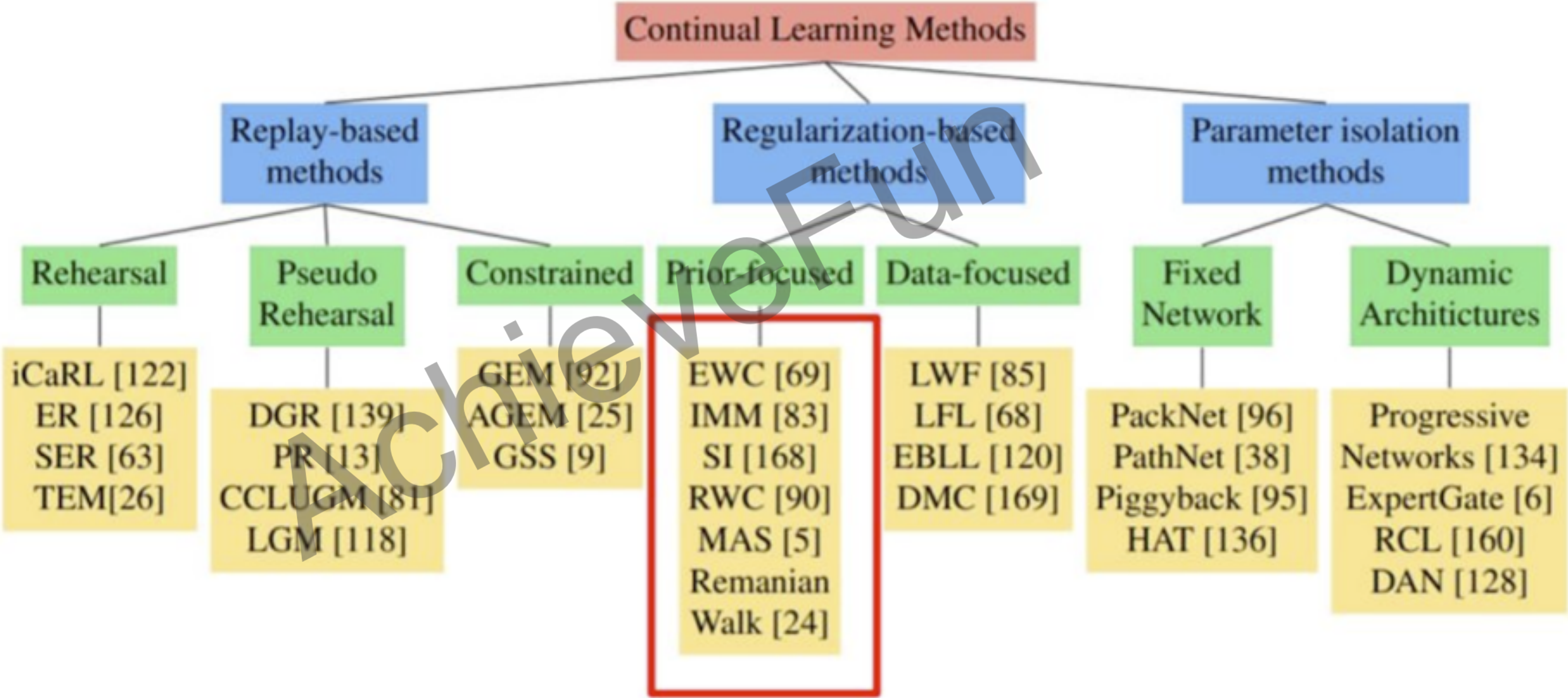
3.1 增量学习的类别

种类	原理	类别集特征	遗忘现象发生的结构	测试阶段要求
数据增量	类别集不变，数据以在线形式动态增加。	不变	NA	NA
任务增量	不同的任务共享相同的特征提取器，每学习一个任务，模型需要增加一个输出分类层。	变化，在各自任务内部分类。	在特征提取器，因为不同任务的分类层之间互不影响。	模型需要事先已知当前测试样本所属的任务编号，在该任务所对应的分类层内部分类。
类别增量	所有类别共享一个分类层，该分类层的类别节点会随着学习类别的增加而增加。在现实中有很多实际需求。	变化在所有已学习类别上分类。	特征提取器和分类层都存在遗忘现象。因为不同类别之间会相互影响。	不需要预先指定测试样本所属类别就可以对所有已知类别进行分类。

- 分类层指深度神经网络的最后一层，特征提取器指深度神经网络除去分类层的前面层次。



3.2 实现增量学习的方法-1



图片来源: <https://github.com/viriniakm1988/ML2022-Spring/blob/main/HW14/HW14.pdf>

3.2 实现增量学习的方法-2

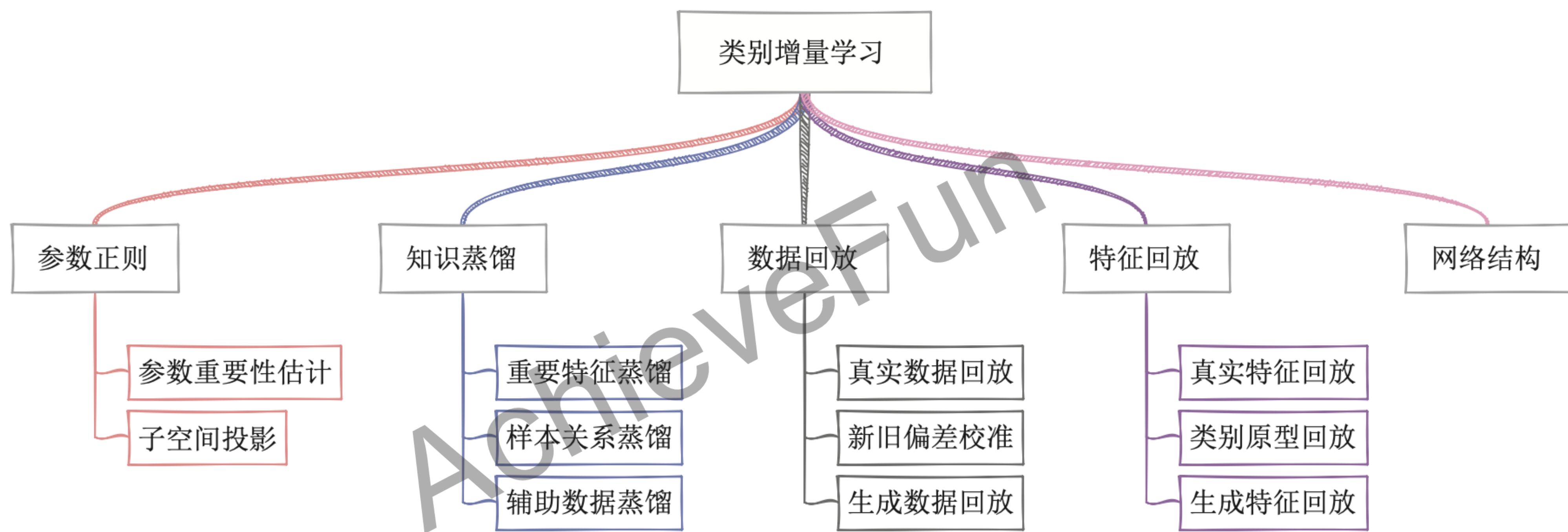


图 3 类别增量学习方法分类图

Fig.3 The classification of class incremental learning methods

图片来源：朱飞,张煦尧,刘成林.类别增量学习研究进展和性能评价[J].自动化学报,2023,49(03):635-660.DOI:10.16383/j.aas.c220588

3.3 增量学习的评价指标和常用数据集

表 2 类别增量学习评价指标

Table 2 Evaluation metrics of class incremental learning

增量准确率	在所有已见类别上的分类准确率 A_t
增量遗忘率	$F_t = \frac{1}{t-1} \sum_{i=1}^{t-1} f_t^i$
平均增量准确率	$\bar{A} = \frac{1}{T} \sum_i A_i$
平均增量遗忘率	$\bar{F} = \frac{1}{T} \sum_i F_i$

表 5 类别增量学习公用数据集的数量信息

Table 5 Quantitative information of class incremental learning public data sets

数据集	数据数量	类别数量	平均类内样本
MNIST	60 000	10	6 000
CIFAR-10	60 000	10	6 000
CIFAR-100	60 000	100	600
CUB-200	11 788	200	58
Tiny-ImageNet	120 000	200	600
ImageNet-Sub	60 000	100	600
ImageNet-Full	1 280 000	1 000	1 280
VGGFace2-Sub	541 746	1 000	542
GLandmarks-Sub	394 367	1 000	394

图片来源：朱飞,张煦尧,刘成林.类别增量学习研究进展和性能评价[J].自动化学报,2023,49(03):635-660.DOI:10.16383/j.aas.c220588



4 类别增量学习典型方法和代码库

AchieveFun

类别增量学习典型方法iCaRL

- **类别增量学习**的目标：模型在动态、开放的环境下，能够在较好地保持已有知识的基础上，持续地学习新类别知识。
- iCaRL (Incremental Classifier and Representation Learning) 是一种非常基础的方法，其用于在类增量设定下同时学习分类器和特征表示。在高层次上，iCaRL为每个观察的类维护一个范例样本集。对于每个类，范例集是该类所有样本的一个子集，目的是包含该类的最具代表性的信息。新样本的分类是通过选择一个与之最相似的范例集所在的类来完成的。当一个新类出现时，iCaRL为此新类创建一个范例集，同时修剪现有/以前类的范例集。这个方法包括增量训练、更新特征表示和为新类构建范例集。

关于iCaRL

- 增量训练的流程
 - 添加新类别数据后，训练CNN与全连接层分类器
 - 减少旧类别的exemplar的容量，去除部分训练数据
 - 构造新类别的exemplar，存储部分新类别的训练数据
- 准确率提升的原因
 - 使用新数据与部分旧数据微调网络
 - 使用更为鲁棒的分类算法——最近邻kNN

类别增量学习代码库: PyCIL

- PyCIL: A Python Toolbox for Class-Incremental Learning
- 项目仓库: <https://github.com/g-u-n/pycil>, 几乎实现了所有的类别增量学习方法。
- 包括EWC、iCaRL经典算法以及SSRE、Coil、FOSTER、FeTRIL等最新的增量学习方法。
- 中文介绍参考<https://zhuanlan.zhihu.com/p/490308909>

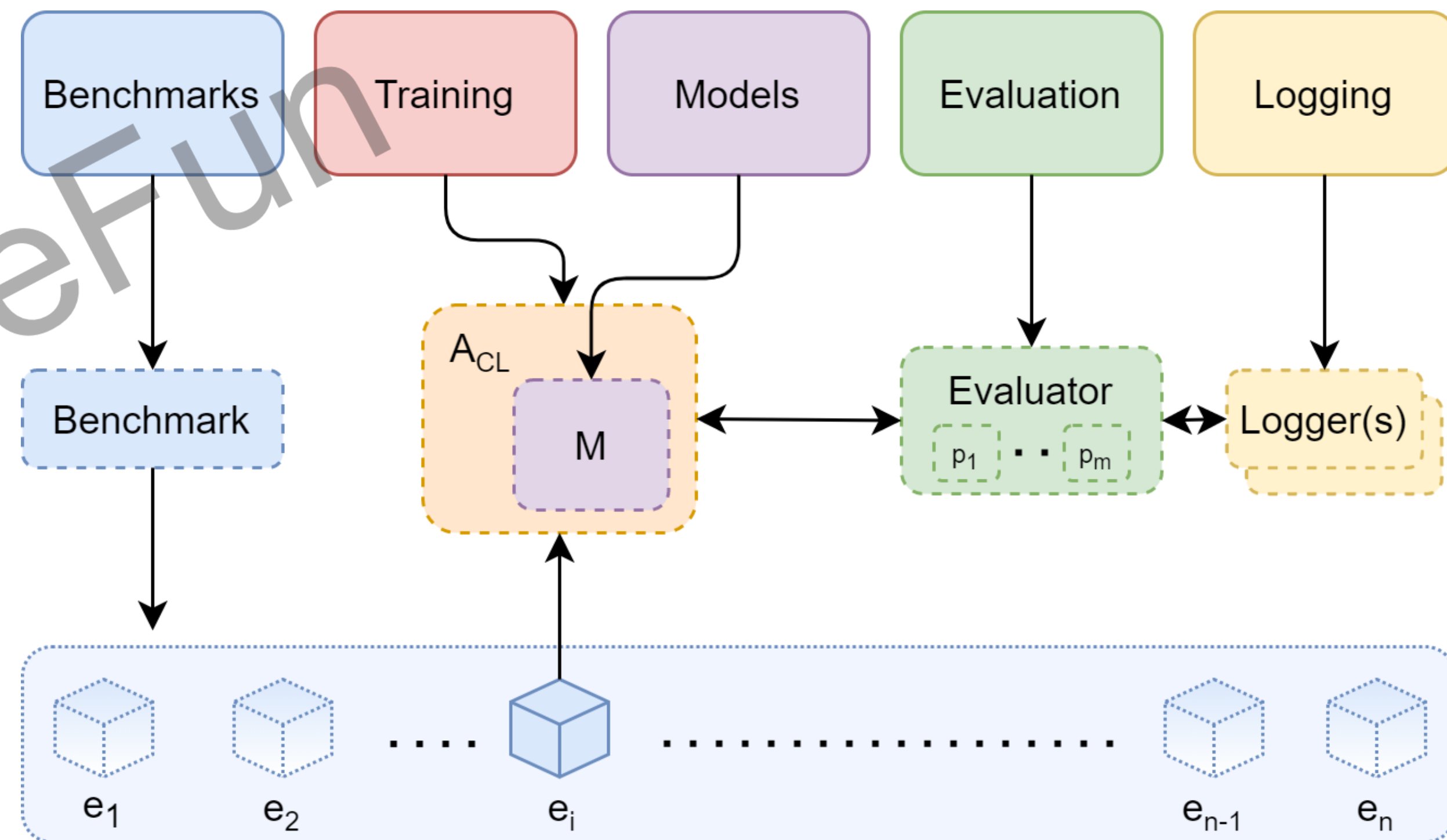
端到端的增量学习库：Avalanche



powered by



- Avalanche: an End-to-End Library for Continual Learning based on PyTorch.
- 官网链接: avalanche.continualai.org
- github项目仓库: <https://github.com/ContinualAI/avalanche>
- 论文和代码汇总: <https://paperswithcode.com/task/incremental-learning>



5 使用增量学习框架PyCIL的方法

Achieve Full

机器学习框架通用结构

- 装载数据集
- 构建模型
- 训练模型
- 测试模型：采用评价指标评估模型

5.1 PyCIL模块说明

模块/文件	功能
main.py	主方法，获取训练参数，启动训练
rmm_train.py	RMM的预训练阶段
trainer.py	训练相关的功能
utils	工具，包括数据增强，数据管理功能，工厂类，工具箱类，网络构建，强化学习工具类
resources	资源，如图片文件
convs	定义卷积神经网络，包括resnet等
models	增量学习的模型，如ewc，lwf，icarl，podnet
exps	定义不同模型的训练参数： "prefix","dataset","memory_size","memory_per_class","ixed_memory","shuffle","init_cls","increment","model_name","convnet_type","device","seed"



5.2 实验检查单

编号	检查项目	检查结果
1	运行环境硬件： GPU nvidia-smi	
2	在运行环境软件Python Anacondaconda 创建实验环境PyCIL create --name PyCIL python=3.9	
3	在Anaconda为实验环境PyCIL安装依赖包 <ul style="list-style-type: none">conda install pytorch torchvision torchaudio cudatoolkit=11.3 -c pytorchpip install -r requirements.txt	
4	从项目仓库链接获取PyCIL git clone https://github.com/G-U-N/PyCIL.git	
5	运行： python main.py --config=./exps/icarl.json	



6 参考文献

- 台湾大学李宏毅终身学习课程：
 - 第十四节 2021 - 机器终身学习 (一) - 为什么今日的人工智能无法成为天网？灾难性遗忘(Catastrophic Forgetting)_哔哩哔哩_bilibili
 - 2021 - 机器终身学习 (二) - 灾难性遗忘(Catastrophic Forgetting)_哔哩哔哩_bilibili
 - 课件https://speech.ee.ntu.edu.tw/~hylee/ml/ml2021-course-data/life_v2.pdf
- 最新综述 | 类别增量学习研究进展和性能评价 全文链接类别增量学习研究进展和性能评价 朱飞,张煦尧,刘成林.类别增量学习研究进展和性能评价[J].自动化学报,2023,49(03):635-660.DOI:10.16383/j.aas.c220588.
- 让模型实现“终生学习”，佐治亚理工学院提出Data-Free的增量学习
- 万文长字总结「类别增量学习」的前世今生、开源工具包
- 论文和代码汇总：<https://paperswithcode.com/task/incremental-learning>
- 陈志源,刘兵. 终身机器学习（原书第2版）（智能科学与技术丛书）(Chinese Edition) (Kindle Locations 1381-1385). Kindle Edition.
- <https://deepandas11.github.io/deep-learning,/computer-vision,/detection,/incremental-learning/Incremental-Learning/>

实验检查单

检查项目	检查结果	需要的资源
运行环境硬件：GPU		
运行环境软件Python Anaconda		
在Anaconda上创建实验环境Avalanche		注意Python版本
下载Avalanche库 pip install avalanche-lib[all]		

增量学习需要注意的问题

- 如何避免过拟合?
 - 正则化: L1和L2
 - 早停止:
 - 数据增强: 旋转、平移、缩放
 - Dropout: 随机删除神经元
 - 稀疏表示: 减少特征之间的冗余信息
 - 集成学习: 多个模型加权平均, 提高泛化能力
- 如何处理新数据和旧数据之间的差异
 - 更新参数适应新的数据分布
 - 增量学习算法: IPCA、ILDA
 - 数据增强技术: 旋转、平移、缩放
 - 迁移学习技术: 知识蒸馏、迁移学习