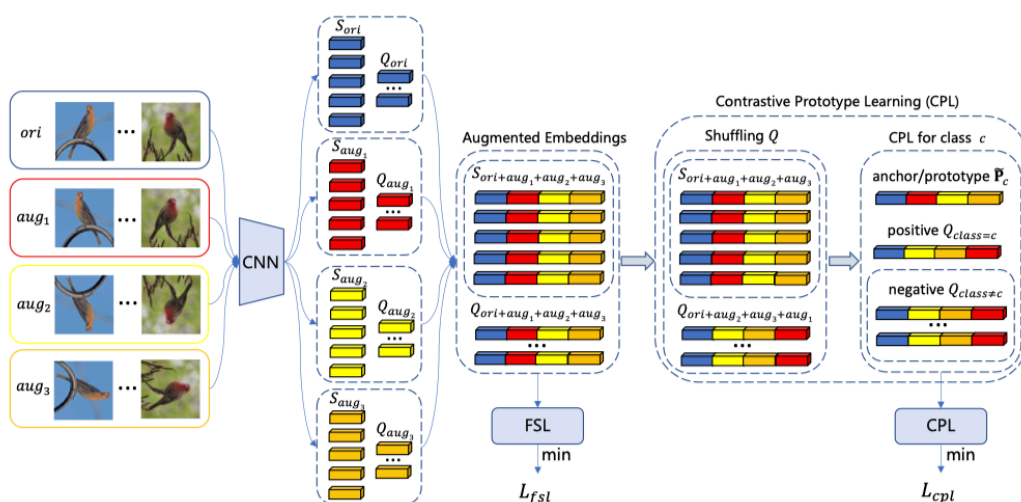


## 小样本学习研究 (Few-shot learning)

### 一、概述

最新的小样本学习 (FSL) 方法是基于元学习和场景训练。在每个元训练集中, 首先从内循环中的支持集构造区别性特征嵌入分类器, 然后使用用于模型更新的查询集在外环中进行评估。然而, 这种以查询集样本为中心的学习目标在解决支持集中缺乏训练数据的问题上有其内在的局限性。本文提出了一种新的基于增强嵌入的对比原型学习 (CPLAE) 模型。首先, 支持集和查询集都引入了数据扩充, 每个样本现在都表示为一个扩充嵌入 (AE), 由原始版本和扩充版本的串联嵌入组成。其次, 提出了一种基于支持集类原型的对比损失学习方法。以类原型为锚, CPL 旨在拉近同一类的查询样本, 拉近不同类的查询样本。这种支持集以样本为中心的损失是对现有以查询为中心的损失的高度补充, 充分利用了每集有限的训练数据。在多个基准上的大量实验表明, 我们提出的 CPLAE 模型达到了最先进的水平。

### 二、模型架构



合理利用了对比学习, 开创性的应用于小样本领域, 同时对特征进行增强。

### 三、实验结果

Method	Backbone	miniImageNet		tieredImageNet	
		5-way 1-shot	5-way 5-shot	5-way 1-shot	5-way 5-shot
MatchingNet [Vinyals et al., 2016]	Conv4-64	43.56 ± 0.84	55.31 ± 0.73	—	—
ProtoNet <sup>†</sup> [Snell et al., 2017]	Conv4-64	52.79 ± 0.45	71.23 ± 0.36	53.82 ± 0.48	71.77 ± 0.41
MAM [Finn et al., 2017]	Conv4-64	48.70 ± 1.84	63.10 ± 0.92	51.67 ± 1.81	70.30 ± 0.08
RelationNet [Sung et al., 2018]	Conv4-64	50.40 ± 0.80	65.30 ± 0.70	54.48 ± 0.93	71.32 ± 0.78
IMP [Allen et al., 2019]	Conv4-64	49.60 ± 0.80	68.10 ± 0.80	—	—
DN4 [Li et al., 2019b]	Conv4-64	51.24 ± 0.74	71.02 ± 0.64	—	—
DN PARN [Wu et al., 2019]	Conv4-64	55.22 ± 0.84	71.55 ± 0.66	—	—
PN+rot [Gidaris et al., 2019]	Conv4-64	53.63 ± 0.43	71.70 ± 0.36	—	—
CC+rot [Gidaris et al., 2019]	Conv4-64	54.83 ± 0.43	71.86 ± 0.33	—	—
Centroid [Afrasiyabi et al., 2020]	Conv4-64	53.14 ± 1.06	71.45 ± 0.72	—	—
Neg-Cosine [Liu et al., 2020]	Conv4-64	52.84 ± 0.76	70.41 ± 0.66	—	—
FEAT [Ye et al., 2020]	Conv4-64	55.15 ± 0.20	71.61 ± 0.16	—	—
CPLAE (ours)	Conv4-64	<b>56.83 ± 0.44</b>	<b>74.31 ± 0.34</b>	<b>58.23 ± 0.49</b>	<b>75.12 ± 0.40</b>
ProtoNet <sup>†</sup> [Snell et al., 2017]	Conv4-512	53.52 ± 0.43	73.34 ± 0.36	55.52 ± 0.48	74.07 ± 0.40
MAML [Finn et al., 2017]	Conv4-512	49.33 ± 0.60	65.17 ± 0.49	52.84 ± 0.56	70.91 ± 0.46
Relation Net [Sung et al., 2018]	Conv4-512	50.86 ± 0.57	67.32 ± 0.44	54.69 ± 0.59	72.71 ± 0.43
PN+rot [Gidaris et al., 2019]	Conv4-512	56.02 ± 0.46	74.00 ± 0.35	—	—
CC+rot [Gidaris et al., 2019]	Conv4-512	56.27 ± 0.43	74.30 ± 0.33	—	—
CPLAE (ours)	Conv4-512	<b>57.46 ± 0.43</b>	<b>75.69 ± 0.33</b>	<b>61.56 ± 0.50</b>	<b>80.03 ± 0.38</b>
ProtoNet <sup>†</sup> [Snell et al., 2017]	ResNet-12	62.41 ± 0.44	80.49 ± 0.29	69.63 ± 0.53	84.82 ± 0.36
TADAM [Oreshkin et al., 2018]	ResNet-12	58.50 ± 0.30	76.70 ± 0.38	—	—
MetaOptNet [Lee et al., 2019]	ResNet-12	62.64 ± 0.61	78.63 ± 0.46	65.99 ± 0.72	81.56 ± 0.63
MTL [Sun et al., 2019]	ResNet-12	61.20 ± 1.80	75.50 ± 0.80	65.62 ± 1.80	80.61 ± 0.90
AM3 [Xing et al., 2019]	ResNet-12	65.21 ± 0.49	75.20 ± 0.36	67.23 ± 0.34	78.95 ± 0.22
Shot-Free [Ravichandran et al., 2019]	ResNet-12	59.04 ± 0.43	77.64 ± 0.39	66.87 ± 0.43	82.64 ± 0.43
Neg-Cosine [Liu et al., 2020]	ResNet-12	63.85 ± 0.81	81.57 ± 0.56	—	—
Distill [Tian et al., 2020]	ResNet-12	64.82 ± 0.60	82.14 ± 0.43	71.52 ± 0.69	86.03 ± 0.49
DSN-MR [Simon et al., 2020]	ResNet-12	64.60 ± 0.72	79.51 ± 0.50	67.39 ± 0.82	82.85 ± 0.56
DeepEMD [Zhang et al., 2020]	ResNet-12	65.91 ± 0.82	82.41 ± 0.56	71.16 ± 0.87	86.03 ± 0.58
FEAT [Ye et al., 2020]	ResNet-12	66.78 ± 0.20	82.05 ± 0.14	70.80 ± 0.23	84.79 ± 0.16
CPLAE (ours)	ResNet-12	<b>67.46 ± 0.44</b>	<b>83.22 ± 0.29</b>	<b>72.23 ± 0.50</b>	<b>87.35 ± 0.34</b>

在小样本领域常用的两个数据集上 mini-ImageNet 和 tiered-ImageNet 达到了最好的结果。

#### 四、代码说明

基于 pytorch, gpu 大小在 10G 左右即可。真正使用时可以将数据集、预训练模型等地址进行适当调整。

#### 五、工作说明

这是我本学期自己的一篇工作, 已被 UAI2021 录用。

Yizhao Gao, Nanyi Fei, Guangzhen Liu, Zhiwu Lu, Tao Xiang, Songfang Huang: Contrastive Prototype Learning with Augmented Embeddings for Few-Shot Learning, UAI2021