

基于自适应特征比较的少样本学习算法

年福东^{1,2}, 束建华³, 吕 刚¹

(1. 合肥学院 先进制造工程学院, 合肥 230601; 2. 安徽大学 计算机科学与技术学院, 合肥 230601;
3. 安徽中医药大学 医药信息工程学院, 合肥 230008)

摘 要: 针对少样本学习问题, 提出基于自适应特征比较的算法. 通过元学习的策略, 在训练集中以基于自适应特征比较的方式学习到可用于直接判断查询图像与每一张训练图像类别相似度分数的知识; 利用学习到的知识, 在测试过程中将所有支撑图像与查询图像经过一遍前向计算, 选取与查询图像经特征比较最相似的一幅支撑图像的类别作为查询图像的类别. 算法由特征提取和特征比较两个卷积神经网络子模型组成, 分别实现图像空间到特征空间的转换和比较两个特征属于同一类别的相似度. 两个子模型组合成一个统一的网络通过端到端的方式进行训练, 在两个常用少样本学习公开评测集 Omniglot 和 miniImagenet 上的实验证明了提出的算法能够提升少样本学习的性能.

关键词: 少样本学习; 神经网络; 特征学习; 特征比较; 图像分类

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

Few-shot Learning Algorithm Based on Adaptive Feature Comparison

NIAN Fu-dong^{1,2}, SHU Jian-hua³, LV Gang¹

(1. School of Advanced Manufacturing Engineering, Hefei University, Hefei 230601, China;

2. School of Computer Science and Technology, Anhui University, Hefei 230601, China;

3. School of Medical Information Engineering, Anhui University of Chinese Medicine, Hefei 230008, China)

Abstract: In this paper, aiming at the problem of few-shot learning, an algorithm based on adaptive feature comparison is proposed. Through the strategy of meta learning, the knowledge which can be used to directly judge the similarity score between the query image and each training image is learned in the training set based on adaptive feature comparison. By using the knowledge learned, all supporting images and query images are calculated forward once in the test process, and the category of the support image which is most similar to the query image by feature comparison is selected as the query image category. The proposed algorithm consists of

收稿日期: 2020-04-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61902104); 安徽中医药大学自然科学基金重点项目(2019zrz10); 合肥学院人才科研基金项目(18-19RC54); 合肥学院科学研究发展基金项目(19ZR15ZDA)

作者简介: 年福东(1993—), 男, 安徽宿州人, 合肥学院先进制造工程学院讲师, 安徽大学计算机科学与技术学院博士后研究员, 博士, 硕士生导师, 主要从事计算机视觉、多媒体计算研究;

束建华(1981—), 女, 安徽庐江人, 安徽中医药大学医药信息工程学院副教授, 硕士, 硕士生导师, 主要从事计算机视觉、数据挖掘研究.

通讯作者: 吕 刚(1978—), 男, 安徽来安人, 合肥学院先进制造工程学院教授, 硕士, 硕士生导师, 主要从事数据挖掘研究.

feature extraction and feature comparison, which are two sub models of convolution neural network, which can realize the transformation from image space to feature space and compare the similarity of two features belonging to the same category. The two sub-models are combined into a unified network, which is trained in an end-to-end way. Experiments on two commonly used public evaluation datasets of Omniglot and miniimagenet show that the proposed algorithm can improve the performance of few-shot learning.

Key words: few-shot learning; neural network; feature learning; feature compare; image classification

随着深度学习技术的不断发展,以卷积神经网络为代表的方法在绝大多数计算机视觉任务中都获得了最佳的性能.然而,这些方法需要大量有标签的训练数据对模型进行训练.由于数据标注成本及难度的限制,对所有类别都进行大量标注不切实际,导致典型的基于卷积神经网络的视觉识别模型对于新的类别识别效果较差,从根本上限制其对新兴类别(如新消费设备)或稀有实例(如稀有动物)的适用性.相比之下,人类非常擅长根据极少量样本识别新的类别.例如,对于一名两岁的幼儿来说,给其观看“苹果”和“香蕉”的图片各一张,他就能准确分辨出超市货架上哪些水果分别是“苹果”和“香蕉”.如何让计算机具有这种人类能力在机器学习的领域中受到越来越多研究者的关注.从极少量有标注的图像数据中学习一个模型进而能识别新的图像类别,被称为少样本学习.

少样本学习对于传统基于微调的训练策略来说最大的问题在于有标签样本不足导致严重过拟合,即训练集中准确率较高但测试集中准确率较低.数据增强是降低由于训练样本过少导致的过拟合影响的常用工程手段,但未从理论上解决少样本学习问题.因此,近年来的少样本学习方法通常将训练过程解耦到一个辅助的元学习阶段,通过在元学习阶段以良好的初始条件^[1]、嵌入式表示^[2-3]、优化策略^[4]等形式学习到可迁移的知识.随后,少样本学习问题被转化为根据学习到的优化策略对模型进行微调训练或者直接通过模型进行前向运算获得结果.前者需要更新从元学习步骤中得到的模型的权重而后者不需要.

已有少样本学习算法虽然一定程度上解决了问题,但其一般具有下列缺点之一:(1)需要复杂的推理机制,如文献[5,6];(2)具有复杂的循环神经网络结构,如文献[3,7];(3)需要微调更新元学习得到的模型参数,如文献[1,4];(4)距离度量预先设定不满足实际数据分布情况,如文献[2]预先设定欧氏距离.

为了克服上述缺点,本文提出了一种基于自适应特征比较的少样本学习算法.直接在元学习过程中学习到一个可直接度量测试图像和每一个有标签图像的相似度的模型.具体地说,本文将少样本学习任务看作是比较查询图像(测试图像)与全部有标签的图像的相似度的问题,选择相似度最大的有标签图像的类别作为查询图像的类别.算法模型包括两部分,一是图像自适应特征提取网络,用于提取查询图像和所有有标签图像的特征表示向量;二是特征相似度比较网络,用于计算两个图像特征向量属于同一类别的相似度分数.两个网络组合成一个统一的可端到端训练的框架.

1 少样本学习研究现状

这一部分从五个方面对现有典型少样本学习算法进行回顾.

1.1 基于数据增强的算法

数据增强是深度学习领域中对抗过拟合、增强模型泛化性常用的技术手段.早期的数据增强一般是通过平移、旋转、裁剪、颜色变换等方法增加训练样本的多样性.这类方法对于一般的视觉识别任务效果较为明显,但对于少样本学习这一每一类别有标签样本极少的场景效果有限.为了解决这一问题,Zhang等人^[8]利用对抗生成网络生成新的虚拟训练图像.但单纯地利用生成网络输出的虚拟图像可能对模型的训练起反作用,Wang等人^[9]在元学习过程中将生成模型和分类模型统一优化,促使生成网络生成的虚拟训练图像对少样本学习模型的训练起正向激励作用.除了图像增强,文献[10]研究对特征进行

增强.

1.2 基于微调训练的算法

文献[1]通过元学习得到适合的可在少样本数据集上进行微调的权重,从而在一定程度上降低由于有标签数据过少带来的显著过拟合问题.除了获得初始模型权重进行微调之外,文献[4]专门设计了用于少样本微调训练的基于长短时记忆单元的优化器.

1.3 基于循环神经网络记忆的算法

另一种少样本学习算法利用循环神经网络的记忆特性.如文献[3,7]认为循环神经网络的隐含层或者其他记忆结构可以从其他任务中“记住”目标任务所需要的部分“知识”.

1.4 基于表示学习的算法

目前应用比较广泛的是基于度量的少样本学习算法,如文献[2,3,11,12],旨在从嵌入表示空间(图像特征空间)中学习得到一组映射函数,使得图像可以通过距离度量学习,如最近邻或线性分类器,在映射空间中区分其所属类别.这类算法一般包含嵌入式表示学习和度量学习两个模块.

1.5 基于图神经网络的算法

随着图神经网络成为近年来机器学习领域的研究热点,部分工作尝试将图神经网络与少样本学习任务结合起来.文献[13]将所有样本表示为图神经网络中的节点,通过分类器对节点进行分类从而获得查询图像的类别.除了节点之外,文献[14]利用图神经网络的边表示样本集的类内与类间的相似性和差异性.

2 本文算法

2.1 问题定义

少样本学习问题中有三个数据集:训练集、支撑集和测试集.支撑集与测试集中的图像具有共同的标签空间,而训练集中的图像标签与支撑集/测试集无重合.少样本学习旨在从训练集中学习到可以识别出测试集图像属于支撑集某一类别的模型.若支撑集中任意 C 个类别的每一类都含有 K 张图像,则称对应的少样本学习问题是 C -way K -shot 任务.少样本学习任务中的 K 一般不超过 20.

2.2 基于自适应特征比较的少样本分类

本文提出的基于自适应特征比较的少样本学习算法框架如图 1 所示.通过元学习的策略在训练集中学习到可用于判断查询图像与支撑图像类别相似度分数的知识;随后在测试过程中将所有支撑图像与查询图像经过一遍前向计算,选取与查询图像比较最相似的一幅支撑图像的类别作为查询图像的类别.算法具体介绍如下.

2.2.1 1-shot 情形

图 1 所示的算法框架由两大子模型组成,分别是特征提取模型 f_{φ} 和特征比较模型 g_{φ} . f_{φ} 实现从图像空间到特征空间的转换, g_{φ} 计算两个特征属于同一类别的相似度.

在训练阶段,令 S 表示训练时任取 C 类图像且每一类选取 K 张图像所组成的一个批次训练图像的集合 $S = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^m$ ($m = K \times C$),再选取对应类别的 n 张图像组成查询集 $Q = \{(x_j, y_j)\}_{j=1}^n$;图像 x_i 和 x_j 经过特征提取模型变为 $f_{\varphi}(x_i)$ 和 $f_{\varphi}(x_j)$;任意两张图像特征连接在一起组成特征集合 $F = \{[f_{\varphi}(x_a), f_{\varphi}(x_b)]\}$.特征比较模型计算拼接之后的两个图像特征属于同一类别的分数: $R = g_{\varphi}(F)$,即两张图片 x_a 和 x_b 属于同一类别的分数 $r_{a,b} = g_{\varphi}([f_{\varphi}(x_a), f_{\varphi}(x_b)])$.在处理标签时,若两张图像属于同一类别,其分数置为 1,否则置为 0.

在测试阶段,无需和训练过程一样计算支撑集内图像之间的类别相似度,只需将测试图片的特征和支撑集内所有的图片特征两两比较即可.测试图像 x_j 对应的类别 y_j 为特征比较模型输出的分数最高的拼接特征组合所对应的支撑集图片的类别.

2.2.2 K-shot 情形

K -shot 情形从原理角度来看可以和 1-shot 情形采用完全相同的计算方式.但由于训练阶段在特征比较模型之前需要将当前训练批次内所有训练图像和查询图像的特征进行两两拼接.当 K 值稍大时,计

算将极其占用显存且耗时.为解决这一问题,本文的算法将属于同一类图片经特征提取模型得到的特征图按位相加,即每一类生成的特征图的尺寸和 1-shot 情形保持一致.

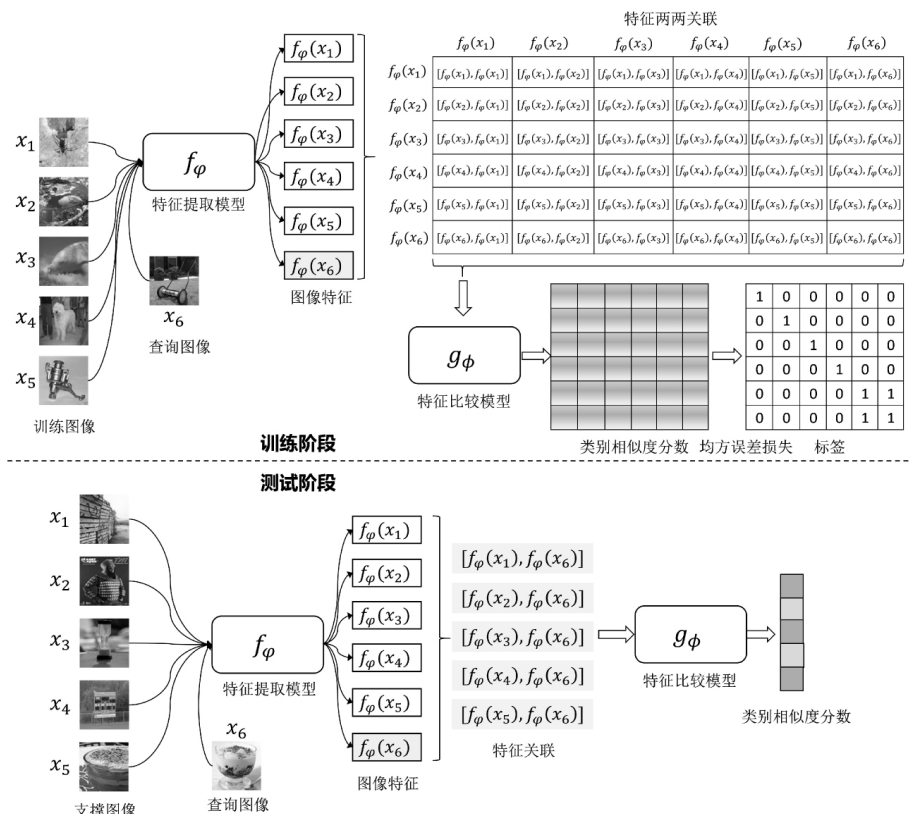


图1 基于自适应特征比较的少样本学习算法框架

2.3 自适应特征提取模型

图1所对应的特征提取模型结构如图2所示.其有两个子模块组成:卷积自编码模块和普通卷积模块.一幅输入图像分别经过两个模块得到的特征进行连接作为输入图像的特征表示,使其既具有可分辨性又具有可重构性,体现了学习到的特征表示的自适应性.模型的每一层的具体参数已标注在图中.

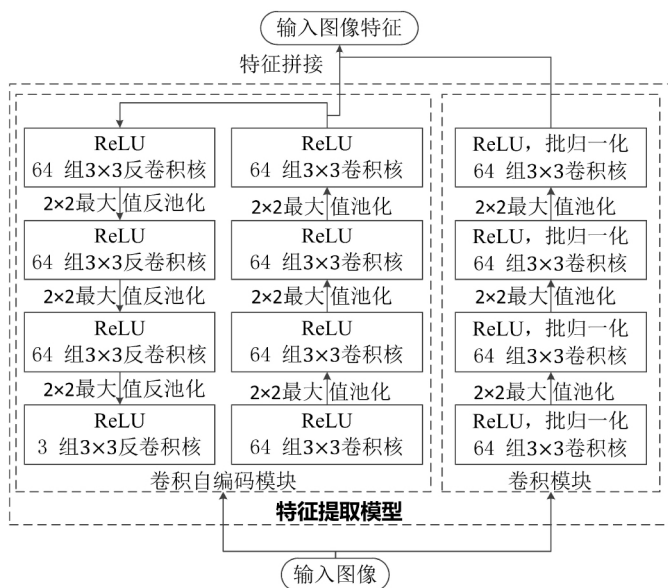


图2 特征提取模型结构

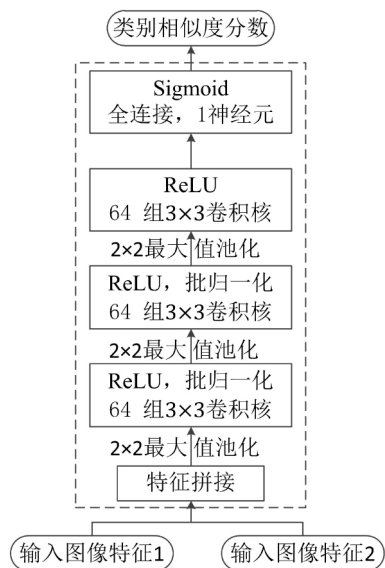


图3 特征比较模型结构

2.4 自适应特征比较模型

图 1 所对应的特征比较模型结构如图 3 所示.模型的输入为两个特征向量,输出为这两个特征向量属于同一类别的分数.模型的每一层的具体参数已标注在图中,其中 Sigmoid 函数的作用是将相似度分数归一化至区间 $[0, 1]$.

2.5 损失函数

如前所述,有两个地方需要计算损失函数以监督模型参数的优化.一是特征提取模型的卷积自编码部分,记输入图像为 x ,卷积自编码模块的重构图像为 x' ,则损失函数为:

$$L_1 = \sum_{x \in S \cup Q} ||x - x'||_2 \quad (1)$$

二是特征比较模型需要对训练批次内的所有图像的两两类别相似度误差进行计算作为监督信号,本文采用均方误差损失,公式如下:

$$L_2 = \sum_{a \in S \cup Q} \sum_{b \in S \cup Q} (r_{a,b} - 1(y_a == y_b))^2 \quad (2)$$

注意公式(2)虽然形式上与文献[12]相似,但内涵完全不同.文献[12]仅考虑查询图像与训练图像类别相似性,公式(2)还同时考虑了训练图像内部之间的类别相似性,可以有效的提升特征提取模型的表示能力.除此之外,文献[12]无法保证距离的对称性,即 $r_{a,b} \neq r_{b,a}$,其特征比较模型学习到的并非真正的距离度量;而从图 1 和公式(2)可以看出,本文提出的算法强制约束 $r_{a,b} = r_{b,a}$,使得学习到的两个特征的相似度比较模型符合真正的距离度量原则.

所以,总损失函数为:

$$L = L_1 + L_2 \quad (3)$$

3 实验结果与分析

3.1 数据集及评价指标

3.1.1 数据集

本文在两个常用的少样本学习公开数据集 Omniglot 和 miniImagenet 进行实验,具体介绍如下:

1) Omniglot^[5]: 包含来自 50 个不同字母表的 1 623 类不同的手写字符.1 623 类字符中的每一个都是由 20 个不同的人通过亚马逊的 Turk 平台在线绘制的.选取其中 1 200 类字符作为训练集,剩余 423 类数据作为测试集.

2) miniImagenet^[3]: 包含 60 000 张彩色图像,共 100 个类别,每一类含 600 张图像.与文献[4]保持一致,分别选取 64 类、16 类、20 类图像作为训练集、验证集和测试集.

3.1.2 评价指标

与文献[12]的评价步骤保持一致,采用平均分类准确率作为评价标准.具体地说,在 Omniglot 数据集上计算测试集中随机 1 000 个测试批次的平均分类准确率,在 miniImagenet 数据集上计算测试集中随机 600 个测试批次的平均分类准确率.

3.2 实验细节

利用开源深度学习框架 PyTorch 进行算法实现,所有的实验都使用 Adam^[15] 优化算法且初始学习率设置为 0.001,每 10 000 个批次强制学习率降低一半.此外,所有的模型都使用随机初始化权重从头开始训练且没有使用任何外部数据.

与文献[12]的数据设置保持一致,对于 Omniglot 数据集,训练时图像进行 90° 、 180° 、 270° 的随机旋转增强,所有的输入图像都被缩放到 28×28 ;对于每一个类别,5-way 1-shot 任务含 19 张查询图像,5-way 5-shot 任务含 15 张查询图像,20-way 1-shot 任务含 10 张查询图像,20-way 5-shot 任务含 5 张查询图像.对于 miniImagenet 数据集,所有的输入图像都被缩放到 84×84 ;对于每一个类别,5-way 1-shot 任务含 15 张查询图像,5-way 5-shot 任务含 10 张查询图像.

3.3 结果分析

由于本文提出的算法没有微调训练,为了有效且公平地验证提出的算法的有效性,本文将同样无需

微调训练的多种常用少样本学习算法作为基线方法进行对比,包括 Matching Nets^[3], Meta Nets^[16], Prototypical Nets^[2], Relation Net^[12].

3.3.1 本文相关算法对比实验

1) 特征提取模型对结果的影响

为了评估本文算法提出的特征提取模型的有效性,表 1 报告了本文所提出算法框架采用不同特征提取模型的少样本分类准确率.其中基线模型采用文献[12]的结构,与之比较本算法所提取的特征提取模型含有卷积自编码模块,其他结构保持一致.从表 1 中可以看出本文算法提出的特征提取模型可以提升少样本学习的准确率.

表 1 不同特征提取模型的少样本分类准确率

算法	Omniglot 数据集				miniImagenet 数据集	
	5-way	5-way	20-way	20-way	5-way	5-way
	1-shot	5-shot	1-shot	5-shot	1-shot	5-shot
基线模型	99.6%	99.8%	97.6%	99.1%	50.44%	65.32%
本文模型	99.6%	99.9%	97.8%	99.1%	51.1%	66.7%

2) 特征比较模型对结果的影响.

为了评估本文算法提出的特征比较模型的有效性,表 2 报告了不同特征比较模型的少样本分类准确率.其中基线模型采用文献[12]的结构,文献[12]在训练阶段进行特征比较时仅约束批次内查询图像与训练图像类别相似性,忽视了训练图像内部的类别关系,本文的损失函数同时对两者进行约束,其他结构保持一致.从表 2 中可以看出本文算法提出的特征比较模型可以大幅度提升少样本学习的准确率.

表 2 不同特征比较模型的少样本分类准确率

算法	Omniglot 数据集				miniImagenet 数据集	
	5-way	5-way	20-way	20-way	5-way	5-way
	1-shot	5-shot	1-shot	5-shot	1-shot	5-shot
基线模型	99.6%	99.8%	97.6%	99.1%	50.44%	65.32%
本文模型	99.7%	99.8%	98.1%	99.2%	53.3%	67.40%

3.3.2 本文算法与已有算法对比实验

表 3 报告了本文算法与已有的典型少样本学习算法的准确率对比结果.从中可以看出本文的算法在绝大多数少样本学习任务上都优于已有算法.虽然同时可以看出本文的算法在部分任务上不是最优的,但由于本文所提出的如图 1 所示的方法框架无需向其他算法一样需要复杂的结构或训练过程,表明了本文算法的巨大发展潜力.

表 3 本文算法与已有算法的准确率比较

算法	Omniglot 数据集				miniImagenet 数据集	
	5-way	5-way	20-way	20-way	5-way	5-way
	1-shot	5-shot	1-shot	5-shot	1-shot	5-shot
文献[12]	99.6%	99.8%	97.6%	99.1%	50.44%	65.32%
文献[3]	98.1%	98.9%	93.8%	98.5%	43.56%	55.31%
文献[16]	99.0%	—%	97.0%	—%	49.21%	—%
文献[2]	98.8%	99.7%	96.0%	98.9%	49.42%	68.20%
本文算法	99.7%	99.9%	98.2%	99.3%	54.52%	68.10%

4 结语

本文提出的基于自适应特征比较的少样本学习算法,通过元学习的策略,在训练集中以基于自适应特征比较的方式学习到可用于直接判断查询图像与每一张训练图像类别相似度分数的知识;利用学习到的知识,在测试过程中将所有支撑图像与查询图像经过一遍前向计算,选取与查询图像经特征比较最相似的一幅支撑图像的类别作为查询图像的类别。相比已有算法有四大优点,一是模型结构简单,二是可以自适应地提取图像的特征表示,三是特征比较模型所自动学习到的度量准则能同时约束查询图像和训练图像以及训练图像之间的类别相似度,四是可端到端地直接输出测试图像属于每一个类别的分数。实验结果充分证明了本文提出的算法的合理性与有效性。

[参考文献]

- [1] FINN C, ABBEEL P, LEVINE S. Model-agnostic Meta-learning for fast adaptation of deep networks[C]//Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning-Volume 70. JMLR. org 2017: 1126-1135.
- [2] SNELL J, SWERSKY K, ZEMEL R. Prototypical Networks for few-shot learning[C]//Advances in neural information processing systems. 2017: 4077-4087.
- [3] VINYALS O, BLUNDELL C, LILICRAP T, et al. Matching Networks for one shot learning[C]//Advances in neural information processing systems. 2016: 3630-3638.
- [4] RAVI S, LAROCHELLE H. Optimization as a model for few-shot learning[C]// International Conference on Learning Representations. 2017.
- [5] LAKE B, SALAKHUTDINOV R, GROSS J, et al. One shot learning of simple visual concepts[C]//Proceedings of the annual meeting of the cognitive science society. 2011 33(33): 2568-2573.
- [6] LI F, FERGUS R, PERONA P. One-shot learning of object categories[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence 2006 28(4): 594-611.
- [7] SANTORO A, BARTUNOV S, BOTVINICK M, et al. Meta-learning with Memory-augmented neural networks[C]//International conference on machine learning, 2016: 1842-1850.
- [8] ZHANG R, CHE T, GHAHRAMANI Z, et al. Metagan: An adversarial approach to few-shot learning[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, 2018: 2365-2374.
- [9] WANG Y X, GIRSHICK R, HEBERT M, et al. Low-shot learning from imaginary data[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition 2018: 7278-7286
- [10] CHEN Z, FU Y, ZHANG Y, ET AL. Multi-level semantic feature augmentation for one-shot learning[J]. IEEE Transactions on Image Processing 2019 28(9): 4594-4605.
- [11] KOCH G, ZEMEL R, SALAKHUTDINOV R. Siamese Neural networks for one-shot image recognition[C]//ICML deep learning workshop, 2015: 1-8.
- [12] SUNG F, YANG Y, ZHANG L, et al. Learning to compare: relation network for few-shot learning[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 1199-1208.
- [13] GARCIA V, BRUNA J. Few-shot Learning with graph neural networks[C]// The International Conference on Learning Representations, 2018: 1-13.
- [14] KIM J, KIM T, KIM S, et al. Edge-labeling graph neural network for few-shot learning[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 11-20.
- [15] KINGMA D P, BA J. Adam: a method for stochastic optimization[C]// The International Conference on Learning Representations, 2015: 1-15.
- [16] MUNKHDALAI T, YU H. Meta Networks[C]//Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning-Volume 70. JMLR. org 2017: 2554-2563.

[责任编辑 马云彤]