

# 融合零样本学习和小样本学习的 弱监督学习方法综述

潘崇煜, 黄 健, 郝建国, 龚建兴, 张中杰

(国防科技大学智能科学学院, 湖南 长沙 410073)

**摘 要:** 深度学习模型严重依赖于大量人工标注的数据, 使得其在数据缺乏的特殊领域内应用严重受限。面对数据缺乏等现实挑战, 很多学者针对数据依赖小的弱监督学习方法开展研究, 出现了小样本学习、零样本学习等典型研究方向。对此, 本文主要介绍了弱监督学习方法条件下的小样本学习和零样本学习, 包括问题定义、当前主流方法以及实验设计方案, 并对典型模型的性能进行对比。然后, 给出零-小样本学习的问题描述, 总结研究现状和实验设计, 并对典型方法的性能。最后, 基于当前研究中出现的问题对未来研究方向进行展望, 包括多种弱监督学习方法的融合与理论基础的探究, 以及在其他领域的应用。

**关键词:** 弱监督学习; 小样本学习; 零样本学习; 零-小样本学习

**中图分类号:** TP 391.41

**文献标志码:** A

**DOI:**10.3969/j.issn.1001-506X.2020.10.13

## Survey of weakly supervised learning integrating zero-shot and few-shot learning

PAN Chongyu, HUANG Jian, HAO Jianguo, GONG Jianxing, ZHANG Zhongjie

(College of Intelligence Science, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** The deep learning model relies heavily on a large amount of human-annotated data, which seriously restricts its application in special fields where data is scarce. Facing practical challenges such as lack of data, many researchers have conducted research on the weakly supervised learning method which is weakly data-dependent, and some typical research directions such as few-shot learning and zero-shot learning have emerged. In this regard, this paper mainly introduces the few-shot learning and zero-shot learning under the condition of the weakly supervised learning method, including the problem definition, the current mainstream methods and the experimental design scheme, and the classification performances of typical models are compared. Then, the problem description of zero-to-few-shot learning is given, the current research status and experimental design are summarized, and the performances of typical methods are compared. Finally, based on the problems in the current research, the future research direction is prospected, including the fusion of multiple weakly supervised learning methods and the exploration of theoretical basis, as well as the application in other fields.

**Keywords:** weakly supervised learning; few-shot learning; zero-shot learning; zero-to-few-shot learning

## 0 引 言

近年来,深度学习模型在诸多领域取得了引人瞩目的成就,如图像分类、语音识别、棋类对弈等。然而,包括深度学习在内,以大数据为基础的传统监督学习模型严重依赖

于大量人工标注的高质量标签数据,在很多领域内,由于数据缺乏,使得这些模型很难取得应有成效。针对数据缺乏的现实情况,当前很多研究<sup>[1-2]</sup>关注数据依赖性小的弱监督学习方法,如小样本学习、零样本学习等。

小样本学习试图在有限样本条件下实现对新类别或新

收稿日期:2020-01-10; 修回日期:2020-02-25; 网络优先出版日期:2020-03-18。

网络优先出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2422.TN.20200318.1046.030.html>

基金项目:国家自然科学基金(61906202)资助课题

引用格式: 潘崇煜, 黄健, 郝建国, 等. 融合零样本学习和小样本学习的弱监督学习方法综述[J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42(10): 2246-2256.

**Reference format:** PAN C Y, HUANG J, HAO J G, et al. Survey of weakly supervised learning integrating zero-shot and few-shot learning[J]. Systems Engineering and Electronics, 2020, 42(10): 2246-2256.

概念的有效认知。通过度量学习、样本生成等途径,已有一些方法在少量支持样本情况下实现了新概念识别。尽管取得了一定成效,但每个新类别中的几个支持样本仍然难以准确表征整个类别的特征分布,这使得小样本学习任务仍然充满了挑战性。

相对于小样本学习,零样本学习试图识别训练过程中从未见过的新类别概念。这需要额外的语义特征辅助信息,如训练集和待分类的测试集类别语义特征描述向量,借此实现从训练集向测试集类别的知识迁移。由于其内在固有的域适应及枢纽度问题<sup>[3]</sup>,零样本学习也面临着识别精度不高等问题。

基于零样本学习和小样本学习面临诸多的问题,正如文献<sup>[3]</sup>指出,在当前小样本学习中融合额外的语义文本信息是一个重要的研究方向,即零-小样本学习。零-小样本学习既包含了小样本学习中若干支持样本特征,同时考虑了语义特征辅助信息,可以有效提高弱监督机器学习的识别性能,同时也更加符合人类对新概念、新事物举一反三、多方融合的认知原理。

本文从小样本学习和零样本学习入手,重点开展了问题描述、典型方法介绍、实验设计以及性能对比。基于小样本学习和零样本学习之间的信息互补,本文介绍了零-小样本学习

这一新问题。在此基础上,本文指出了多种弱监督学习方法融合发展、基础理论探索以及多领域上扩展等重要发展方向。

## 1 小样本学习

小样本学习旨在通过有限样本对新的类别或者概念进行识别,本节首先给出明确问题描述,之后回顾目前主流方法和模型,最后介绍具体的实验设计和部分基准结果。

### 1.1 问题描述

给定由  $N_s$  个训练样本构成的训练集  $D_s = \{(I_i, z_i'), i = 1, 2, \dots, N_s\}$ , 其中  $I_i$  是第  $i$  个样本图像;  $z_i' \in C_s$  是其类别标签,  $C_s$  是训练集标签集合;  $D_s$  通常由大量训练样本构成。

在测试阶段,对于新的类别  $C_t$  (测试类别与训练集类别不同,即  $C_s \cap C_t = \emptyset$ ), 每个类别给定几个支持样本  $\{(I_j, z_j'), j = 1, 2, \dots, N_t\}$ , 小样本识别的任务是对新的测试样本图像  $I_k$  进行识别,确定其对应的类别标签  $z_k' \in C_t$ 。

### 1.2 当前主流模型

小样本学习领域目前已经出现很多方法和模型,这些方法可以概括为基于度量的方法、基于优化的方法、基于生成式模型的方法、基于图神经网络的方法以及基于记忆单元的方法。表 1 对这几种主流方法进行了简要列举和分析。

表 1 不同的小样本学习方法对比分析

Table 1 Comparison analysis of the different methods for few-shot learning

方法	机制	优点	缺点	适用范围
基于度量的方法	在某一度量空间中直接进行对比匹配	模型直观,易于理解	训练集样本数量要求相对较高,性能对模型结构敏感度高	支持样本数据量较大的情况
基于优化的方法	通过模型自适应优化使之适应新任务	模型具备快速适应新任务的能力	测试任务需和训练任务实验设置相同,灵活性较差	测试环境和训练环境具有相同设置的情况
基于生成式模型的方法	通过生成新类别样本,转化为监督学习问题	分步执行,易于追溯	生成样本代表性问题,模型训练困难	类别数及支持样本数量较小的情况
基于图神经网络的方法	通过边和节点迭代更新各样本及其之间关系	模型结构简单	计算量随支持样本数增加激增	类别数及支持样本数量较小的情况
基于记忆单元的方法	通过动态更新内存状态实现新类别学习	模型可动态更新	额外增加外置记忆单元,增大内存需求	类别数及支持样本数量较小的情况

#### (1) 基于度量的方法

基于度量的方法核心思想是学习样本之间的相似度。孪生网络<sup>[4]</sup>是最早的基于度量学习的小样本学习模型,该模型通过卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)直接学习两个样本之间的相似度。之后,文献<sup>[5]</sup>提出了基于元学习的匹配网络,元学习是一种训练策略,具体算法流程如表 2 所示。

表 2 元学习训练范式

Table 2 Training paradigm of the meta-learning

算法 1	Episode-based meta training
步骤 1	在训练集中构建 $M$ -way $N$ -shot $Q$ -query 子任务数据集 $D^{tr}$ ;
步骤 2	基于设计好的模型及 $D^{tr}$ , 前向计算模型损失函数 $Loss$ ;
步骤 3	基于子任务损失函数 $Loss$ 更新模型参数;
步骤 4	返回步骤 1, 直至达到迭代次数。

匹配网络利用了双向长短时记忆(long short-term memory, LSTM)网络模型以及注意力机制来学习样本之间的度量函数。原型网络<sup>[6]</sup>也是一种典型的度量学习模型,将图像特征映射到一度量空间中,在该空间中,将同类多个样本均值作为代表该类别的原型样本点,对于待识别的样本,通过在多类的原型样本点之间进行最近邻距离实现分类,该方法直接用欧氏距离作为距离度量,仅学习图像编码网络。值得一提的是,文献<sup>[7-8]</sup>提出了包含图像编码模块及关系度量模块的关系网络,原始图像经过 CNN 编码模块形成图像特征向量,之后待测试样本与支持样本连接形成图像对,经过关系网络度量每一图像对的相似度。如图 1 所示<sup>[7]</sup>,该模型同时学习编码网络和度量函数,与以往使用某一固定度量函数不同,该模型通过训练学习了一个非线性的度量函数,提高了模型的适应性。

基于度量的小样本学习方法模型通常较为直观,易于理解,具备较强的可解释性,但往往需要大量训练数据,对

于训练集样本数量要求较高,且最终性能对模型结构敏感度较高,模型细节设计对性能影响较大。

## (2) 基于优化的方法

基于优化的方法依据元学习的思想,旨在学习一组元分类器,这些分类器可以在新的任务上通过参数微调实现较好的分类性能。最典型的优化方法是模型无关元学习(model-agnostic meta-learning, MAML)算法<sup>[9]</sup>,如图 2 所示,该方法通过大量训练数据学习到一组好的初始化参数,在新任务测试时,仅通过很少的参数迭代步数,模型即可自适应到该新任务上。基于元学习思想,之后又出现了很多基于优化的小样本学习方法,包括 meta network<sup>[10]</sup>、meta-SGD<sup>[11]</sup>、meta-learner LSTM<sup>[12]</sup> 以及其他变种<sup>[13]</sup>。

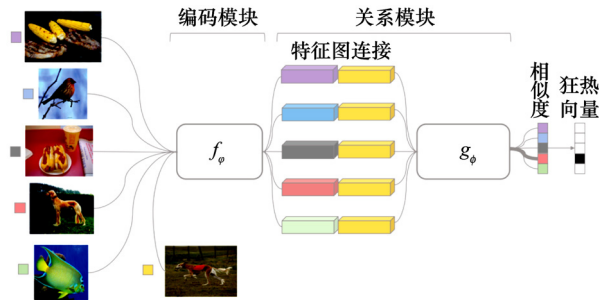


图 1 基于度量的小样本学习模型-关系网络

Fig. 1 Metric based model for few-shot learning-relation network

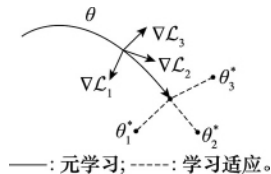


图 2 基于优化的方法-小样本学习方法-MAML 算法

Fig. 2 Optimization based method for few-shot learning-MAML algorithm

基于优化的小样本学习模型具备快速适应新任务的能力,但却存在明显的缺陷,即模型只能在固定任务上预训练和迁移,如在 5-way 1-shot 分类任务上训练的模型只能适应 5-way 1-shot 的任务,缺乏灵活性。

## (3) 基于生成式模型的方法

基于大量训练数据以及少量的支持样本,生成式模型期望生成大量新类别数据样本,进而将小样本学习转化为传统的监督学习。生成式模型通常由自动编码器以及其他学习模型构成<sup>[14]</sup>。典型的生成式模型如图 3 所示<sup>[15]</sup>。

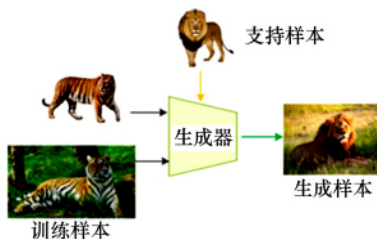


图 3 基于生成式模型的小样本学习方法

Fig. 3 Generative model based method for few-shot learning

通过类比训练集中多个样本之间的特征差异,在少量支持样本的基础上,生成器试图在新类别上生成更多样本。随后,在生成样本基础上训练常规分类器进行新类别识别。近年来,随着生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)<sup>[16]</sup> 的出现,基于 GAN 的小样本学习模型<sup>[17]</sup> 也层出不穷。

基于生成式模型的方法通常分为样本生成和分类器训练两部分分步进行,易于追溯,但却存在生成样本可信度不高、模型训练困难等问题。

## (4) 基于图神经网络的方法

在图神经网络模型<sup>[18]</sup> 中,以单个样本作为节点(Node),以样本间相似度作为边(Edge),通过神经网络模型迭代计算图模型的连接矩阵。如图 4 所示,以所有样本的特征向量作为节点状态,以样本间关系为边,迭代更新节点状态向量和邻接矩阵,最终推断出待识别样本与所有支持样本的相似度<sup>[19]</sup>。

由于将每个样本作为一个高维向量节点进行动态更新,基于图神经网络的方法<sup>[19-20]</sup> 在模型训练过程中会消耗大量内存空间,同时计算量会随着样本数量增加而激增。

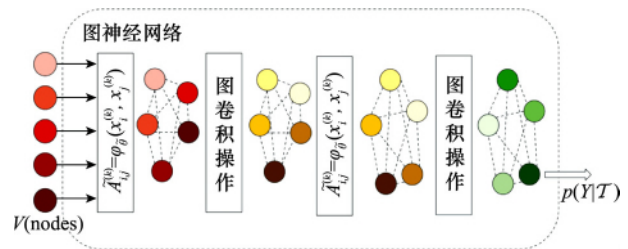


图 4 基于图神经网络的小样本学习方法

Fig. 4 Graph neural network based method for few-shot learning

## (5) 基于记忆单元的方法

基于外挂的记忆单元模块,一些方法试图通过在学习过程中持续更新内存状态来实现小样本学习甚至持续学习<sup>[21]</sup>,典型方法包括记忆增强网络(memory augmented neural network, MANN)<sup>[22]</sup>、记忆匹配网络(memory matching network, MMN)<sup>[23]</sup> 等。

基于记忆单元的小样本学习方法模型,如图 5 所示,可动态更新,但需额外增加外置记忆单元,增大了内存需求,同时也增加了如读写控制器等复杂模型组件<sup>[22]</sup>。

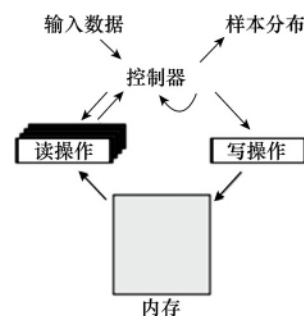


图 5 基于记忆单元的小样本学习-MANN

Fig. 5 Memory unit based method for few-shot learning-MANN

### 1.3 实验设计

#### (1) 数据集

当前,小样本学习的公共数据集主要是 Omniglot 以及 miniImagenet。其中,Omniglot<sup>[24]</sup>是手写字符号数据集,包含 50 个大类,共 1 623 个类别符号,每个类别只有 20 个样本图像。miniImagenet<sup>[5]</sup>是图像领域公共数据集 ImageNet 的一部分,包含 100 个类别,每个类别包含 600 个图像样本,在小样本学习中具体划分为 64 类用于训练集,16 类用于验证集,其余 20 类用于测试集。

#### (2) 实验设置

如表 2 所示,小样本学习普遍采用元学习训练范式,在训练阶段和测试阶段构建分类子任务,称为  $M$ -way  $N$ -shot  $Q$ -query 分类子任务,即每一个实验轮次中,对于  $M$  类分类类别,每一类别提供  $N$  个支持样本,同时提供  $Q$  个测试样本用于参数调整(训练阶段)或准确率评估(测试阶段)。在模型训练阶段,通过多个轮次迭代,实现模型参数的调整。在模型测试阶段,采用多个轮次分类准确率取平均值的方法,评估模型最终的分类型准确率。当前研究通常在 Omniglot 数据集上采用 5/20-way 1/5-shot 的分类子任务,在 miniImagenet 数据集上采用 5-way 1/5-shot 的分类子任务。

表 3 几种典型小样本学习模型在 miniImagenet 数据集上的性能对比

Table 3 Performance evaluations of the several typical models for few-shot learning on miniImagenet data sets

模型	特征提取器结构	5-way 1-shot/%	5-way 5-shot/%
Prototypical Network <sup>[6]</sup>	64(3)-64(3)-64(3)-64(3)	49.42	68.20
Matching Network <sup>[5]</sup>	Inception Network	46.6	60.0
Relation Network <sup>[7]</sup>	64(3)-64(3)-64(3)-64(3)	57.02	71.07
MAML <sup>[9]</sup>	32(3)-32(3)-32(3)-32(3)	48.70	63.11
MTL <sup>[25]</sup>	ResNet-12	61.2	75.5
$\Delta$ -encoder <sup>[26]</sup>	VGG16	59.9	69.7
MM-Net <sup>[23]</sup>	64(3)-64(3)-64(3)-64(3)	53.35	66.97
GNN <sup>[19]</sup>	64(3)-96(3)-128(3)-256(3)	50.33	66.41
EGNN <sup>[27]</sup>	64(3)-96(3)-128(3)-256(3)	—	66.85
IDeMe-Net <sup>[28]</sup>	ResNet-18	59.14	74.63

#### (3) 典型方法性能对比

表 3 列出了小样本学习领域当前几种典型模型在 miniImagenet 数据集上的识别准确率对比。可以看出,大部分方法在 5-way 1-shot 分类识别中都取得了超过 50% 的准确率,表明仅依靠少量标签样本识别新类具有一定的实践性。同时,随着支持样本的增加(由 1-shot 增加为 5-shot),识别率取得了明显的提高,表明支持样本数量对最终识别效果有决定性作用。最后,不同模型不仅设计思想及模型构成不同,而且在图像处理中最基本的特征提取器结构也存在很大区别(如表 3 特征提取器所列),因此模型性能之间存在较大差异。

## 2 零样本学习

零样本学习<sup>[29-30]</sup>旨在通过文本描述信息对新的类别或者概念进行识别,本节首先给出明确问题描述,之后回顾目前主流方法和模型,最后介绍具体的实验设计和部分基准结果。

### 2.1 问题描述

给定由  $N_s$  个训练样本构成的训练集,  $D_s = \{(I_i, z_i^s)\}$ ,  $i=1, 2, \dots, N_s$ , 其中  $I_i$  是第  $i$  个样本图像,  $z_i^s \in C_s$  是其类别标签,  $C_s$  是训练集标签集合。零样学习的任务是对测试样本  $I_k$  进行识别,将其划分到新的类别  $C_t$  中,即确定其对应的类别标签  $z_k^t \in C_t$ , 其中测试类别与训练集类别不同,即  $C_s \cap C_t = \emptyset$ 。除此之外,零样本学习为所有类别提供了额外的文本信息作为特征描述,即为  $C_s$  和  $C_t$  中的每个类别  $z_i^s$  提供了一个类别特征描述向量  $u_{z_i^s}$ 。

借助于通用的类别特征描述向量,零样本学习期望实现从已知的训练样本类别到新的测试样本类别之间的知识迁移。在零样本学习中,类别描述向量作为知识迁移的桥梁,通常是由人工标注的属性向量构成,如形状、颜色、尺寸、材质等训练集和测试集类别通用属性,也有一些研究使用文本理解领域成熟的词向量作为特征描述向量<sup>[3]</sup>。

### 2.2 当前主流模型

针对零样本学习问题,国内外学者提出了很多方法,整体上可分为度量学习方法、相似度学习方法、基于流形结构的方法以及基于生成式模型的方法。表 4 对这几种主流方法进行了简要列举和分析。

表 4 不同零样本学习方法对比分析

Table 4 Comparisons of the different methods for zero-shot learning

方法	机制	优点	缺点	适用范围
度量学习方法	在某一特征空间中 进行最近邻匹配	模型直观,易于理解	模型性能受度量空间 影响较大	训练集数量较大
兼容性学习方法	直接计算两个特征空间 向量的相似度	模型简单, 计算量较小	训练集数据量 要求较高	训练集数量较大
基于流形结构的方法	在特征空间中进行 流形结构迁移	模型能够整体考虑 类别间关联关系	不同特征空间的流形结构 存在异构性,较难迁移	训练数据和测试数据 类别结构相似度较高
基于生成式模型的方法	通过生成新类别样本, 转化为监督学习问题	分步执行,易于追溯	生成样本代表性问题, 模型训练困难	类别数及支持样本 数量较小的情况

### (1) 度量学习方法

度量学习方法旨在找到一个度量空间,在该空间中样本的图像特征和其对应的语义向量在某种度量下距离最小。最基本的方法是直接将语义向量空间作为度量空间<sup>[31-33]</sup>,将图像特征映射到语义向量空间,在该空间中进行最近邻分类,直接使用欧氏距离或者余弦距离作为度量函数。有研究表明<sup>[34]</sup>,将图像特征空间作为度量空间,能够有效减轻零样本学习中固有的域适应以及枢纽度问题<sup>[3]</sup>。在此基础上,以图像特征空间作为度量空间的深度嵌入模型(deep embedding model, DEM)<sup>[35-36]</sup>等模型被提出,如图 6 所示<sup>[35]</sup>,原始图像经过 CNN 网络编码到图像特征空间,语义向量经多层感知机(multi-layer perceptron, MLP)映射到同一特征空间,在该度量空间中基于最近邻分类。除了图像特征以及语义特征空间本身,一些方法探索了寻找隐空间作为度量空间,如 EXEM<sup>[37]</sup>、隐性属性字典(latent attribute dictionary, LAD)<sup>[38]</sup>学习、耦合字典学习(coupled dictionary learning, CDL)<sup>[39]</sup>、公共嵌入空间<sup>[40-41]</sup>以及共享特征相对属性空间<sup>[42]</sup>。在这些方法中,除了度量空间不同,空间映射函数也各有不同,包括线性变换<sup>[31,38-39,43]</sup>以及非线性变换,如支持向量回归(support vector regression, SVR)<sup>[37]</sup>以及神经网络模型<sup>[35]</sup>。度量学习方法中最重要的问题是设计目标(损失)函数,关系到模型的整体性能。

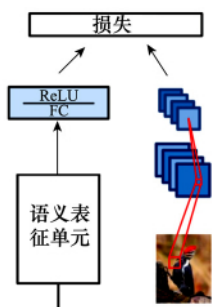


图 6 基于度量的零样本学习

Fig. 6 Metric based zero-shot learning

基于度量学习的方法在某一特征空间中基于最近邻规则进行分类,模型直观、易于理解,然而模型性能因度量空间选择而变化较大,适用于训练集数量较大的情况。

### (2) 兼容性学习方法

与学习空间映射函数不同,兼容性学习方法直接学习图像空间和语义空间向量的相似度。最基本的方法是直接利用双线性函数将图像空间和语义空间向量转换为相似度标量,如极端零样本学习采样方法(embarrassingly sample approach to zero-shot learning, ESZSL)<sup>[44]</sup>、深度图像-嵌入语义(deep visual-semantic embedding, DeViSE)模型<sup>[45]</sup>、结构化联合嵌入(structured joint embedding, SJE)<sup>[46]</sup>以及属性标签嵌入(attribute label embedding, ALE)<sup>[47]</sup>。其他一些方法利用了非线性的函数转换,如隐形嵌入(latent

embedding, LatEm)<sup>[48]</sup>以及关系网络<sup>[7]</sup>。

基于兼容性学习的方法模型如图 7 所示<sup>[46]</sup>,较为简单,计算量较小,但对训练集数据量要求较高。

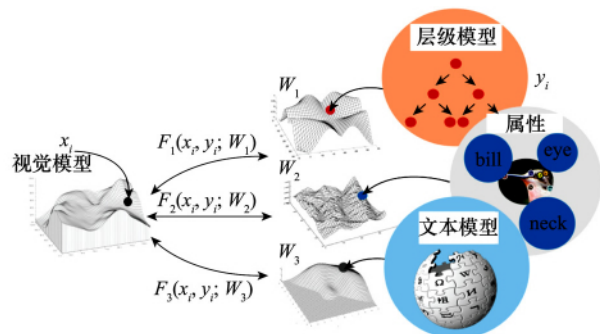


图 7 基于兼容性的零样本学习

Fig. 7 Compatibility based zero-shot learning

### (3) 基于流形结构的方法

一些研究从流形学习<sup>[49]</sup>的角度出发,探索语义空间与图像特征空间的流形结构,企图通过学习训练集中的流形结构,迁移到新的测试类别中去。如图 8 所示,模型在语义空间中学习各个类别特征向量间的流形结构,基于流形学习思想,将该结构迁移到视觉特征分类器模型空间中。典型方法包括跨模态迁移(cross-modal transfer, CMT)<sup>[50]</sup>、数据遗失问题(missing data problem, MDP)<sup>[51]</sup>、语义嵌入凸组合(convex combination of semantic embeddings, CONSE)<sup>[52]</sup>、双向隐嵌入(bidirectional latent embedding, BiDiLEL)<sup>[53]</sup>、相关知识迁移(relational knowledge transfer, RKT)<sup>[54]</sup>、生成分类器(synthesized classifiers, SYNC)<sup>[49]</sup>以及局部敏感的流形保持方法<sup>[55]</sup>。

基于流形结构的零样本学习方法<sup>[49]</sup>,如图 8 所示,能够考虑到类别间的关联关系,但不同特征空间的流形结构存在异构性,通常难以迁移。

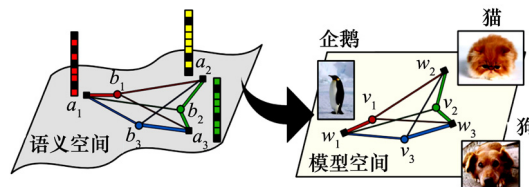


图 8 基于流形结构的零样本学习

Fig. 8 Manifold structure based zero-shot learning

### (4) 基于生成式模型的方法

最近一些研究基于生成样本的思想,借助于生成式网络,经训练集训练,在新类别上生成图像特征样本甚至原始二维图像,将零样本学习转化为监督学习分类问题加以解决。典型方法包括未知类别样本生成(unseen visual data synthesis, UVDS)<sup>[56]</sup>、ZSL 对抗生成式方法(generative adversarial approach for ZSL, GAZSL)<sup>[57]</sup>、特征生成网络(feature generating networks, FGN)<sup>[58]</sup>、ZSL 样本生成方



法(synthesized examples ZSL, SE-ZSL)<sup>[59]</sup>、保留语义的对抗式嵌入网络(semantics-preserving adversarial embedding networks, SP-AEN)<sup>[60]</sup>等。

基于生成式模型的方法<sup>[61]</sup>,如图 9 所示。

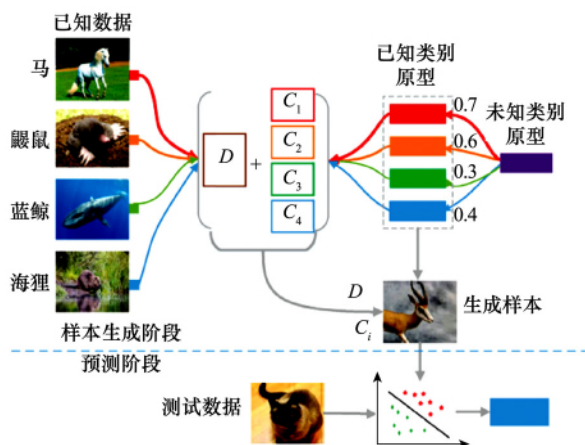


图 9 基于生成式模型的零样本学习

Fig. 9 Generative model based zero-shot learning

该方法通常分为样本生成和分类器训练两部分。在样本生成阶段,基于训练样本及其对应的文本描述信息,在新类别文本描述向量条件下,生成新类别的图像样本。在分类器训练阶段,基于生成的样本训练分类器并对测试样本进行在线识别。基于生成式模型的方法分步进行,易于追溯,但同样存在生成样本代表性不高、模型训练困难等问题。

### 2.3 实验设计

#### (1) 数据集及实验设置

当前零样本学习研究中常用的数据集包括动物属性标记(animals with attributes, AWA)<sup>[62]</sup>数据集、CUB(CUB-200-2011)<sup>[63]</sup>以及 ImageNet 2010<sup>[64]</sup>等。表 5 详细列出了这些数据集统计信息以及在零样本学习中的固定测试集/训练集类别数划分。

表 5 零样本学习常用数据集

Table 5 Data sets for zero-shot learning

数据集	类别总数	样本总数	训练集/测试集类别数	类别描述特征向量
AWA	50	304 75	40/10	85-D Attributes
CUB	200	117 88	150/50	312-D Attributes
ImageNet 2010	1 000	大于 $1.2 \times 10^6$	800/200	500-D Word Embedding

关于类别描述特征向量,AWA 和 CUB 数据集分别包含 85 维和 312 维的类别属性描述向量(Attributes),对于 ImageNet 2010 大型数据集,当前研究多采用大规模无标签文本训练词向量(Word Embedding)的方式,为每个类别生成高维的词向量表征<sup>[49]</sup>。

值得注意的是,在零样本学习中,由于缺少大量标签

数据训练图像特征提取网络,当前研究中,图像特征通常采用预训练的 CNN 图像特征,即调用在 miniImageNet 数据集上预训练的 CNN 模型,在训练集/测试集图像上直接提取特征,常用的预训练模型包括 GoogLeNet<sup>[65]</sup>以及 VGGNet<sup>[66]</sup>等。

零样本学习中,训练集和测试集类别不同,在训练集上训练模型,在测试集类别中进行性能评估,通常采用分类任务,以分类准确率作为模型评估指标。

#### (2) 典型方法性能对比

表 6 列出了零样本学习领域当前几种典型模型的性能对比。可以看出,在仅有新类别语义特征描述的情况下,模型能够实现新概念识别分类,在 AWA 数据集 10 分类问题上取得了高达约 90% 的准确率,在 CUB 数据集 50 分类问题上取得了高达 60% 的准确率,甚至在 ImageNet 大型数据集 200 分类问题上取得了超过 60% 的 Top 5 准确率。与小样本学习类似,不同方法不仅模型设计思想不同,而且底层图像特征提取器结构也有所不同,因此各方法之间存在较大性能差异。

表 6 几种典型零样本学习模型的性能对比

Table 6 Classification performance comparisons of the several typical models for zero-shot learning

模型	特征提取器结构	AWA/%	CUB/%	ImageNet 2010 (hit@5)/%
ALE <sup>[47]</sup>	SIFT	48.5	26.9	—
SJE <sup>[46]</sup>	GoogLeNet	60.1	29.9	—
LatEm <sup>[48]</sup>	GoogLeNet	72.5	45.6	—
SAE <sup>[67]</sup>	GoogLeNet	57.9	44.8	—
RKT <sup>[54]</sup>	GoogLeNet	82.43	46.24	—
CDL <sup>[39]</sup>	ResNet-101	69.9	54.5	—
DeViSE <sup>[45]</sup>	Alexnet	—	—	31.8
AMP <sup>[68]</sup>	AlexNet	66.0	—	41.0
EXEM <sup>[38]</sup>	GoogLeNet	76.5	58.5	—
LAD <sup>[38]</sup>	VGGNet-19	82.48	56.63	—
SE-ZSL <sup>[59]</sup>	VGGNet-19	83.8	60.3	—
DEM <sup>[35]</sup>	Inception-V2	88.1	59.0	60.7
SYNC <sup>[49]</sup>	GoogLeNet	72.9	54.7	—
MFMR <sup>[69]</sup>	GoogLeNet	79.8	47.7	—
UVDS <sup>[56]</sup>	VGGNet-19	82.12	45.72	—

## 3 零-小样本学习

与小样本学习和零样本学习类似,零-小样本学习借助于通用的类别特征描述,在少量支持样本条件下实现对新类别或概念的识别,本节首先给出明确问题描述,其次介绍当前的研究现状,最后介绍具体的实验设计和部分基准结果。

#### 3.1 问题描述

给定由  $N_s$  个训练样本构成的训练集  $D_s = \{(I_i^s, z_i^s),$

$u_{z_i}^s$ ),  $i=1,2,\dots,N_s$ }, 其中,  $I_i$  是第  $i$  个样本图像,  $z_i^s \in C_s$  是其类别标签,  $C_s$  是训练集标签集合,  $u_{z_i}^s$  是类别  $z_i^s$  对应的类别特征描述向量。  $D_s$  通常由大量训练样本构成。

基于上述训练集, 零-小样本学习旨在分类识别新类别样本。在测试阶段, 对于每一个新类别提供了少量支持样本  $\{(I_j, z_j^t), u_{z_j}^t, z_j^t \in C_t, C_s \cap C_t = \emptyset, j=1,2,\dots,N_t\}$ , 且所有的新类别的特征描述向量是已知的。对于给定的测试样本  $I_t$ , 零-小样本学习的任务是识别其类别标签  $z_j^t \in C_t$ 。

### 3.2 研究现状

为了更好地识别训练过程中未见过的新类别, 一些学者在小样本学习的基础上增加类别属性特征描述向量, 探索了文本信息辅助的小样本学习问题, 即本文所述的零-小样本学习。

文献[47]最早提出融合零样本学习和小样本学习是提高机器智能的有效途径。之后, 零-小样本学习问题逐渐被关注<sup>[56]</sup>, 并且出现了初步的研究工作。其中, 文献[48]设计了多注意力网络, 借助语义特征描述, 利用图像局部特征, 研究了语义信息辅助的小样本学习。基于生成式模型的思想, 文献[47]提出对偶三角网络, 基于类别语义信息生成新的样本特征; 文献[70]在变分自编码器模型中增加多模态交叉配准损失函数, 在新的隐特征空间中生成更多新样本, 提出跨模态分布式变分自编码器 (cross-modal and distribution aligned variational autoencoder, CADA-VAE), 实现了零-小样本条件下的数据增强。尽管出现了很长时间, 但零-小样本学习领域尚未被充分研究。以上部分工作仍然依赖于预训练的 CNN 图像特征, 在一些特定领域内, 标签数据有限, 难以开展预训练工作, 这些方法的可行性较差。

值得一提的是, 最近的研究工作<sup>[71]</sup>为零-小样本学习提供了有益探索。自适应模态混合机制 (adaptive modality mixture mechanism, AM3) 模型如图 10 所示。

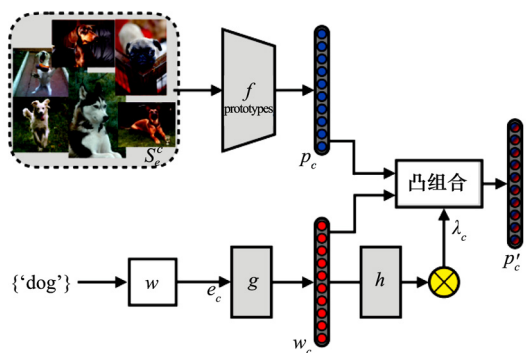


图 10 零-小样本学习模型 (AM3)

Fig. 10 Model (AM3) for zero-to-few shot learning

包含图像流和文本流两条路径, 上部分表示图像信息流, 下部分表示文本信息流, 通过可自适应调整的权重因子

加权, 形成最终的类别原型。该模型提出了多模态信息自适应利用机制, 可以在文本特征和图像特征中自适应调节权重因子, 借助于跨模态信息来增强小样本学习性能。

### 3.3 实验设计

#### (1) 数据集及实验设置

当前零-小样本学习仍处于初始探索阶段, 相关的研究十分有限。在零-小样本学习中, 除了若干新类别支持样本外, 还需要额外的类别语义特征描述向量作为辅助信息。当前研究主要是在 miniImageNet<sup>[6]</sup> 以及 tieredImageNet<sup>[72]</sup> 数据集上展开, 其类别语义信息是通过预训练词向量提取得到的。

与小样本学习类似, 零-小样本学习也采用表 1 所列的元学习训练范式。在训练阶段, 通过已知类别的训练样本图像、类别标签以及类别描述向量训练模型参数。在测试阶段, 在少量新类别支持样本及其类别描述向量信息辅助下, 对大量测试样本进行分类识别, 并统计识别正确率, 作为最终的模型评价指标。当前常用的实验设置为 5-way 1/5-shot 图像分类子任务。

#### (2) 典型方法性能对比

表 7 列出了零-小样本学习典型方法的分类性能。可以看出, 在语义特征信息辅助下, 仅提供 1 个支持样本就可以在 miniImageNet 数据集上取得 65% 的识别率。除各方法使用的图像特征提取器结构不同之外, 值得一提的是, DeViSE, 鲁棒半监督视觉语义嵌入 (robust semi-supervised visual-semantic embeddings, ReViSE) 以及 CADA-VAE 模型使用了预训练的 CNN 图像特征, 而 AM3 系列方法是端到端的模型参数训练, 无需使用预训练图像特征。

表 7 几种典型零-小样本学习模型在 miniImageNet 及 tieredImageNet 数据集上的分类性能

Table 7 Classification performance evaluations of the several typical models for zero-to-few-shot learning on the data sets of miniImageNet and tieredImageNet

模型	特征提取器结构	miniImageNet		tieredImageNet	
		5-way 1-shot	5-way 5-shot	5-way 1-shot	5-way 5-shot
DeViSE <sup>[45]</sup>	Alexnet	56.99	72.63	61.78	77.17
ReViSE <sup>[73]</sup>	GoogLeNet	57.23	73.85	62.77	77.27
CADA-VAE <sup>[70]</sup>	ResNet-101	61.59	75.63	63.16	78.86
AM3-ProtoNets++ <sup>[71]</sup>	ResNet-12	65.21	75.20	67.23	78.95
AM3-TADAM <sup>[71]</sup>	ResNet-12	65.30	78.10	69.08	82.58

## 4 未来研究方向

### 4.1 多种弱监督学习方法融合发展

当前弱监督机器学习研究主要集中在零样本学习以及小样本学习上, 而对于文本信息辅助的零-小样本学习研究还很薄弱。零-小样本学习既包含了少量支持样本, 同时又

融合了文本信息,具备跨模态学习的独特优势,相对于零样本学习和小样本学习,性能获得了显著提升<sup>[71,73]</sup>。从人类认知角度看,人类识别新类别或者新概念会通过少数样本归纳总结,同时结合多种认知模式进行综合理解,如“未见其人,先闻其声”“字如其人”等都是多种认知模式综合作用的结果。综合实际需求和学术研究,零-小样本学习将是弱监督学习和人类认知结合的重要研究方向。

除此之外,零样本学习可以和主动学习相结合,提升主动学习效果。零样本学习可以融入到终身学习系统中,在仅有相关信息描述的情况下,持续学习新的任务。当前,强化学习迅速发展,结合弱监督机器学习,强化学习系统可以更好地应对新任务、新场景,甚至新领域。

#### 4.2 弱监督机器学习的理论基础探究

当前,弱监督机器学习领域内研究大多在统一数据集下展开,甚至训练集/测试集的划分都是固定的。如零样本学习实验中,绝大多数研究在 AWA 数据集采用固定 40 类训练,指定 10 类测试;在 CUB 上固定 150 类训练,指定 50 类测试。实验数据相对固定,在这种数据设置下训练的模型在其他数据上的有效性,即模型的泛化能力值得考究。可考虑使用传统大规模数据集训练的有效方式,如 5 折交叉验证等方式来进行弱监督机器学习实验验证,充分测试模型在多种数据条件下的综合性能。

同时,实验设置应当更加切合实际应用,如当前小样本和零样本学习大多只在未见过的新类别上进行分类性能测试,然而在实际应用中,往往测试样本来源于新类别以及训练集中的类别,如何提升这种广义分类问题上的性能也是重要的研究方向。

另一方面,尽管零样本和小样本学习对于训练数据的数目要求很低,但是前期的模型预训练直接影响其最终性能,当前大多数模型繁琐复杂,如何在保证正确率的前提下,尽量降低模型复杂度也是非常值得研究的工作。

当前的研究主要是启发式探索和验证性实验,缺乏足够的理论基础,对于一些关键问题需要开展更多的理论分析,如零样本学习中如何选择辅助性信息,从训练集向未见过的测试样本迁移过程中,什么信息和知识更有效,在学习过程中,如何抑制不相关信息,避免负向迁移等。科学的理论分析和充足的实验证明将更有益于弱监督机器学习发展。

#### 4.3 弱监督机器学习在其他领域任务上的应用

当前的弱监督机器学习研究主要集中在计算机视觉领域,包括字符识别、图像分类等。这主要得益于视觉信息易于获取,且在传统深度学习领域已有大量研究,很多成熟的技术可直接迁移到弱监督学习中来。当前针对几个主流的实验数据集,如 miniImageNet 等,已经取得了很高的识别率,性能提升空间很小。因此,应当开发更广泛的任务应用,如图像检索、目标跟踪、手势识别、图像标注、视觉问答、视频事件检测等。例如,如何将粗粒度的动物分类任务

中学习到的知识迁移到细粒度的狗品种分类任务中去。另外,应当从多种数据源获取大规模多样化数据集,设置更加切近现实应用的实验基准。

除了计算机视觉,弱监督机器学习应当逐步扩展到其他领域。在自然语言处理中,可针对文本翻译、语言建模等开展研究;在推荐系统方面,依据少量样本进行相关推荐是一个值得研究的课题;在医学研究中,罕见药品发现将为医药研制提供创新途径。尤其是在机器人控制领域,依靠少量人工指导甚至依靠传统经验进行增强学习的智能学习方法将为机器人复杂运动规划与控制提供有效途径,当前典型的应用包括小样本模仿学习、视觉导航、机器人运动连续控制等。

## 5 结束语

本文从弱监督机器学习方法入手,主要介绍了小样本学习、零样本学习的问题定义,当前主流方法以及实验设计方案,之后给出了零-小样本学习问题描述及当前研究现状,最后对下一步研究方向进行了总结展望。

## 参考文献:

- [1] 张越, 夏鸿斌. 基于弱监督预训练 CNN 模型的情感分析方法[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(13): 27-33.  
ZHANG Y, XIA H B. Sentiment analysis method based on pre-training convolutional neural networks by distant supervision[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(13): 27-33.
- [2] 段萌, 王功鹏, 牛常勇. 基于卷积神经网络的小样本图像识别方法[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(1): 224-229.  
DUAN M, WANG G P, NIU C Y. Method of small size image recognition based on convolution neural network[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 39(1): 224-229.
- [3] FU Y, XIANG T, JIANG Y, et al. Recent advances in zero-shot recognition: toward data-efficient understanding of visual content[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2018, 35(1): 112-125.
- [4] KOCH G, ZEMEL R, SALAKHUTDINOV R. Siamese neural networks for one-shot image recognition[C]//Proc. of the International Conference on Machine Learning, 2015.
- [5] VINAYALS O, BLUNDELL C, LILLICRAP T, et al. Matching networks for one shot learning[C]//Proc. of the Neural Information Processing Systems, 2016: 3637-3645.
- [6] SNELL J, SWERSKY K, ZEMEL R S, et al. Prototypical networks for few-shot learning[J]. Neural Information Processing Systems, 2017: 4077-4087.
- [7] SUNG F, YANG Y, ZHANG L, et al. Learning to compare: relation network for few-shot learning[C]//Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 1199-1208.
- [8] 汪荣贵, 郑岩, 杨娟, 等. 代表特征网络的小样本学习方法[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(9): 1514-1527.  
WANG R G, ZHENG Y, YANG J, et al. Representative feature networks for few-shot learning[J]. Journal of Image and



- Graphics, 2019, 24(9): 1514–1527.
- [9] FINN C, ABBEEL P, LEVINE S, et al. Model-agnostic meta-learning for fast adaptation of deep networks[C]//Proc. of the International Conference on Machine Learning, 2017: 1126–1135.
- [10] MUNKHDALAI T, YU H. Meta networks[C]//Proc. of the International Conference on Machine Learning, 2017: 2554–2563.
- [11] LI Z G, ZHOU F W, CHEN F, et al. Meta-SGD: learning to learn quickly for few shot learning[J]. arXiv preprint arXiv: 1707.09835, 2017.
- [12] RAVI S, LAROCHELLE H. Optimization as a model for few-shot learning[C]//Proc. of the International Conference on Learning Representations, 2017.
- [13] LEE Y, CHOI S. Gradient-based meta-learning with learned layerwise metric and subspace[C]//Proc. of the International Conference on Machine Learning, 2018: 2927–2936.
- [14] WANG Y, GIRSHICK R, HEBERT M, et al. Low-shot learning from imaginary data[C]//Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 7278–7286.
- [15] HARIHARAN B, GIRSHICK R. Low-shot visual recognition by shrinking and hallucinating features[C]//Proc. of the International Conference on Computer Vision, 2017: 3037–3046.
- [16] SALVARIS M, DEAN D, TOK W H, et al. Generative adversarial networks[J]. arXiv preprint arXiv: 1406.2661, 2014.
- [17] GAO H, SHOU Z, ZAREIAN A, et al. Low-shot learning via covariance-preserving adversarial augmentation networks[J]. arXiv preprint arXiv: 1810.11730, 2018.
- [18] BATTAGLIA P W, HAMRICK J B, BAPST V, et al. Relational inductive biases, deep learning, and graph networks[J]. arXiv preprint arXiv: 1806.01261, 2018.
- [19] SATORRAS V G, ESTRACH J B. Few-shot learning with graph neural networks[J]. arXiv preprint arXiv: 1711.04043, 2017.
- [20] LIU Y, LEE J, PARK M, et al. Learning to Propagate Labels: transductive propagation network for few-shot learning[J]. arXiv preprint arXiv: 1805.10002, 2018.
- [21] KAISER L, NACHUM O, ROY A, et al. Learning to remember rare events[J]. arXiv preprint arXiv: 1703.03129, 2017.
- [22] SANTORO A, BARTUNOV S, BOTVINICK M, et al. One-shot learning with memory-augmented neural networks[J]. arXiv preprint arXiv: 1605.06065, 2016.
- [23] CAI Q, PAN Y W, YAO T, et al. Memory matching networks for one-shot image recognition[C]//Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 4080–4088.
- [24] LAKE B M, SALAKHUTDINOV R, GROSS J, et al. One shot learning of simple visual concepts[C]//Proc. of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society, 2011.
- [25] SUN Q R, LIU Y Y, CHUA T, et al. Meta-transfer learning for few-shot learning[C]//Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 403–412.
- [26] SCHWARTZ E, KARLINSKY L, SHTOK J, et al. Delta-encoder: an effective sample synthesis method for few-shot object recognition[C]//Proc. of the Neural Information Processing Systems, 2018: 2845–2855.
- [27] KIM J M, KIM T, KIM S, et al. Edge-labeling graph neural network for few-shot learning[C]//Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 11–20.
- [28] CHEN Z T, FU Y W, WANG Y X, et al. Image deformation meta-networks for one-shot learning[C]//Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 8680–8689.
- [29] 张鲁宁, 左信, 刘建伟. 零样本学习研究进展[J]. 自动化学报, 2020, 46(1): 1–23.
- ZHANG L N, ZUO X, LIU J W. Research and development on zero-shot learning[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(1): 1–23.
- [30] 冀中, 汪浩然, 于云龙, 等. 零样本图像分类综述: 十年进展[J]. 中国科学: 信息科学, 2019, 10(49): 1299–1320.
- JI Z, WANG H R, YU Y L, et al. A decadal survey of zero-shot image classification[J]. Scientia Sinica (Informationis), 2019, 10(49): 1299–1320.
- [31] PALATUCCI M, POMERLEAU D A, HINTON G E, et al. Zero-shot learning with semantic output codes[C]//Proc. of the Neural Information Processing Systems, 2009: 1410–1418.
- [32] 吴凡, 王康. 基于属性平衡正则化的深度零样本学习[J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(10): 165–170.
- WU F, WANG K. Deep zero-shot learning based on attribute balancing regularization[J]. Computer Applications and Software, 2018, 35(10): 165–170.
- [33] 陈祥凤, 陈雯柏. 度量学习改进语义自编码零样本分类算法[J]. 北京邮电大学学报, 2018, 41(4): 69–75.
- CHEN X F, CHEN W B. Improving semantic autoencoder zero-shot classification algorithm by metric learning[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2018, 41(4): 69–75.
- [34] SHIGETO Y, SUZUKI I, HARA K, et al. Ridge regression, hubness, and zero-shot learning[C]//Proc. of the European Conference on Machine Learning, 2015: 135–151.
- [35] ZHANG L, XIANG T, GONG S G, et al. Learning a deep embedding model for zero-shot learning[C]//Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 3010–3019.
- [36] 冯鹏, 虞红娅, 乔凌峰, 等. 基于反向投影的 zero-shot learning 目标分类算法研究[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(11): 3291–3294.
- FENG P, TUO H Y, QIAO L F, et al. Research on zero-shot object classification based on reversed projection[J]. Application Research of Computers, 2017, 34(11): 3291–3294.
- [37] CHANGPINYO S, CHAO W, SHA F, et al. Predicting visual exemplars of unseen classes for zero-shot learning[C]//Proc. of the International Conference on Computer Vision, 2017: 3496–3505.
- [38] JIANG H J, WANG R P, SHAN S G, et al. Learning discriminative latent attributes for zero-shot classification[C]//Proc. of the International Conference on Computer Vision, 2017: 4233–4242.
- [39] JIANG H J, WANG R P, SHAN S G, et al. Learning class prototypes via structure alignment for zero-shot recognition[C]//Proc. of the European Conference on Computer Vision, 2018: 121–138.

- [40] 冀中, 谢于中, 庞彦伟. 基于典型相关分析和距离度量学习的零样本学习[J]. 天津大学学报, 2017, 50(8): 813–820.  
JI Z, XIE Y Z, PANG Y W. Zero-shot learning based on canonical correlation analysis and distance metric learning[J]. Journal of Tianjin University, 2017, 50(8): 813–820.
- [41] 秦牧轩, 荆晓远, 吴飞. 基于公共空间嵌入的端到端深度零样本学习[J]. 计算机技术与发展, 2018, 11(28): 44–47.  
QIN M X, JING X Y, WU F. End-to-end deep zero-shot learning based on co-space embedding[J]. Computer Technology and Development, 2018, 11(28): 44–47.
- [42] 乔雪, 彭晨, 段贺, 等. 基于共享特征相对属性的零样本图像分类[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(7): 1563–1570.  
QIAO X, PENG C, DUAN H, et al. Shared features based relative attributes for zero-shot image classification[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2017, 39(7): 1563–1570.
- [43] 鲁亚男, 鲁林溪, 杜东航. 零样本学习在图像分类中的应用[J]. 电子技术与软件工程, 2018(12): 69–69.  
LU Y N, LU L X, DU D F. The applications of zero-shot learning in image classification[J]. Electronic Technology & Software Engineering, 2018(12): 69–69.
- [44] ROMERAPAREDES B, TORR P H. An embarrassingly simple approach to zero-shot learning[C]//Proc. of the International Conference on Machine Learning, 2015: 2152–2161.
- [45] FROME A, CORRADO G S, SHLENS J, et al. DeViSE: a deep visual-semantic embedding model[C]//Proc. of the Neural Information Processing Systems, 2013: 2121–2129.
- [46] AKATA Z, REED S, WALTER D J, et al. Evaluation of output embeddings for fine-grained image classification[C]//Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 2927–2936.
- [47] AKATA Z, PERRONNIN F, HARCHAOUI Z, et al. Label-embedding for image classification[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(7): 1425–1438.
- [48] XIAN Y, AKATA Z, SHARMA G, et al. Latent embeddings for zero-shot classification[C]//Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 69–77.
- [49] CHANGPINYO S, CHAO W, GONG B, et al. Synthesized classifiers for zero-shot learning[C]//Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 5327–5336.
- [50] SOCHER R, GANJO M, MANNING C D, et al. Zero-shot learning through cross-modal transfer[C]//Proc. of the Neural Information Processing Systems, 2013: 935–943.
- [51] ZHAO B, WU B, WU T, et al. Zero-shot learning posed as a missing data problem[C]//Proc. of the International Conference on Computer Vision, 2017: 2616–2622.
- [52] NOROUZI M, MIKOLOV T, BENGIO S, et al. Zero-shot learning by convex combination of semantic embeddings[J]. arXiv preprint arXiv:1312.5650, 2013.
- [53] WANG Q, CHEN K. Zero-shot visual recognition via bidirectional latent embedding[J]. International Journal of Computer Vision, 2017, 124(3): 356–383.
- [54] WANG D, LI Y, LIN Y, et al. Relational knowledge transfer for zero-shot learning[C]//Proc. of the National Conference on Artificial Intelligence, 2016: 2145–2151.
- [55] 马丽红, 谭学仕. 共有结构假设下流形正则图的零样本分类方法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(15): 153–160.  
MA L H, TAN X S. Zero-shot classification with manifold regularization graph based on common structure assumption[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(15): 153–160.
- [56] LONG Y, LIU L, SHAO L, et al. From zero-shot learning to conventional supervised classification: unseen visual data synthesis[C]//Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 6165–6174.
- [57] ZHU Y, ELHOSEINY M, LIU B, et al. A generative adversarial approach for zero-shot learning from noisy texts[C]//Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 1004–1013.
- [58] XIAN Y, LORENZ T, SCHIELE B, et al. Feature generating networks for zero-shot learning[C]//Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 5542–5551.
- [59] VERMA V K, ARORA G, MISHRA A K, et al. Generalized zero-shot learning via synthesized examples[C]//Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 4281–4289.
- [60] CHEN L, ZHANG H, XIAO J, et al. Zero-shot visual recognition using semantics-preserving adversarial embedding networks[C]//Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 1043–1052.
- [61] JI Z, WANG J, YU Y, et al. Class-specific synthesized dictionary model for zero-shot learning[J]. Neurocomputing, 2019, 329: 339–347.
- [62] LAMPERT C H, NICKISCH H, HARMEILING S, et al. Attribute-based classification for zero-shot visual object categorization[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(3): 453–465.
- [63] WAH C, BRANSON S, WELINDER P, et al. The caltech-UCSD birds-200-2011 dataset[J]. Advances in Water Resources, 2011.
- [64] DENG J, DONG W, SOCHER R, et al. ImageNet: a large-scale hierarchical image database[C]//Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2009: 248–255.
- [65] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y, et al. Going deeper with convolutions[C]//Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2015.
- [66] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. arXiv preprint arXiv:1409.1556, 2014.
- [67] KODIROV E, XIANG T, GONG S, et al. Semantic autoencoder for zero-shot learning[C]//Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 4447–4456.
- [68] FU Z, XIANG T, KODIROV E, et al. Zero-shot object recognition by semantic manifold distance[C]//Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 2635–2644.
- [69] XU X, SHEN F M, YANG Y, et al. Matrix tri-factorization with manifold regularizations for zero-shot learning[C]//Proc. of the

- Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 2007 – 2016.
- [70] SCHONFELD E, EBRAHIMI S, SINHA S, et al. Generalized zero-and few-shot learning via aligned variational autoencoders[C]// Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 8247 – 8255.
- [71] XING C, ROSTAMZADEH N, ORESHKIN B N, et al. Adaptive cross-modal few-shot learning[C]// Proc. of the Neural Information Processing Systems, 2019: 4848 – 4858.
- [72] REN M, RAVI S, TRIANTAFILLOU E, et al. Meta-learning for semi-supervised few-shot classification[J]. arXiv preprint arXiv:1803.00676, 2018.
- [73] TSAI Y H, HUANG L, SALAKHUTDINOV R, et al. Learning robust visual-semantic embeddings[C]// Proc. of the International Conference on Computer Vision, 2017: 3591 – 3600.

## 作者简介:

潘崇煜(1992 –), 男, 博士研究生, 主要研究方向为机器学习、人工智能。

E-mail: 13548971657@163.com

黄 健(1971 –), 通信作者, 女, 研究员, 博士, 主要研究方向为分布式仿真、任务规划。

E-mail: nudtjHuang@hotmail.com

郝建国(1974 –), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为仿真工程。

E-mail: 504343990@qq.com

龚建兴(1976 –), 男, 副研究员, 博士, 主要研究方向为任务规划。

E-mail: fj\_gjx@qq.com

张中杰(1988 –), 男, 讲师, 博士, 主要研究方向为数据挖掘。

E-mail: zjiezhang@hotmail.com