

# 图像数据增强技术研究综述

朱晓慧, 钱丽萍, 傅伟

(北京建筑大学 电气与信息工程学院, 北京 100044)

**摘要:**数据是人工智能训练的核心,而数据增强技术是保障数据充足、优良的方法之一,通过对已有数据的变换与学习,使数据进行“有丝分裂”,进而产生新样本扩大数据集。以数据增强技术为中心,首先介绍数据增强的基本概念和典型分类,然后从有监督和无监督数据增强两方面对增强方法进行详细论述,最后根据数据增强技术在视觉图像领域的应用阐述其实现效果,突出数据增强技术的应用价值,从而为数据增强技术相关研究提供参考。

**关键词:**数据增强;视觉图像;有监督;无监督;人工智能

**DOI:**10.11907/rjdk.202372

**中图分类号:**TP301

**文献标识码:**A

**开放科学(资源服务)标识码(OSID):**

**文章编号:**1672-7800(2021)005-0230-07



## Overview of Research on Image Data Enhancement Technology

ZHU Xiao-hui, QIAN Li-ping, FU Wei

(School of Electrical and Information Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China)

**Abstract:** Data is the core of artificial intelligence training, and data enhancement technology is one of the ways to ensure sufficient and good data. It uses the transformation and learning of existing data to make the data “mitotic”, and then expand the data set by generating new samples. The article focuses on data enhancement technology, first introduces the basic concepts and typical classifications of data enhancement, then discusses the enhancement methods in detail from two aspects of supervised and unsupervised data enhancement. Finally, according to the application of data enhancement technology in the field of visual images, the realization effect is explained, highlighting the application value of data enhancement technology, and providing important reference and summary for the research of data enhancement technology.

**Key Words:** data augmentation; visual image; supervised; unsupervised; artificial intelligence

### 0 引言

基于数据驱动的人工智能时代已出现一个明显趋势——那些具有丰富、廉价数据的领域更容易孕育出AI技术。但目前众多领域现有数据集大都存在规模较小、分布不均衡且采集、标注困难等突出问题,可以说数据的匮乏或昂贵往往是阻碍人工智能发展的直接原因。为解决这一问题,数据增强技术应运而生。数据增强的主要挑战是如何将现存的小规模数据集经由变化或学习,使数据拥有“自我繁殖”的能力,从而产生足量、合理且均衡的扩增数据。因此,国内外专家学者对其进行了大量研究,如今数

据增强技术在医学影像、视频影音及自然语言处理等领域都有着广阔的应用前景。

目前,国内针对数据增强技术进行全面综述的文献较少。文献[1]对基于深度神经网络的少样本学习方法进行全面总结,将数据增强作为其中一类方法进行介绍,但缺乏重点性和全面性;文献[2]对基于生成对抗网络的数据增强方法进行综述,但只介绍了数据增强中的生成对抗网络技术,同样不够全面。本文则对不同种类的数据增强技术进行全面调研,重点分析所采用的典型策略。根据数据增强方式的不同,将现有数据增强技术分为有监督和无监督两大类,对这两个类别的研究分别进行讨论,并将每个类别作进一步细分,对各个子类别进行具体介绍,最后阐

收稿日期:2020-11-07

基金项目:国家自然科学基金项目(61571144);北京建筑大学研究生创新项目(PG2020048)

**作者简介:**朱晓慧(1995-),女,北京建筑大学电气与信息工程学院硕士研究生,研究方向为网络安全;钱丽萍(1971-),女,博士,北京建筑大学电气与信息工程学院副教授,研究方向为智能信息处理和网络安全;傅伟(1995-),男,北京建筑大学电气与信息工程学院硕士研究生,研究方向为网络安全。

述各种数据增强技术在图像领域的应用。

1 数据增强及其典型分类

1.1 数据增强

数据增强也称为数据扩增,是一种扩充数据规模的有效方法。该技术的发展主要具有以下3方面重要意义:

(1)丰富数据集本身。将不断发展的数据增强技术应用于各种数据集上,很好地解决了目前数据集存在的规模小、质量差、不均衡且难以获取等问题,从数量和性能方面丰富了数据集本身,这是数据增强对数据集起到的最直接的作用。

(2)提升相应分类检测系统性能。通过数据增强获得

大量结构合理、种类多样的数据,很好地满足了深度学习模型对数据集数量和质量的高要求,减少了网络过拟合现象,从而得到泛化性能好的网络模型,对相应分类器、检测器等准确率的提升具有一定促进作用。

(3)拓展延伸价值。数据增强技术不断发展,现已广泛应用于众多领域。在数据至上的时代,从数据角度推动多个行业发展,这是数据增强技术带来的附加延伸价值,具有深远的意义。

1.2 典型分类

现有数据增强技术按照不同标准可划分为不同种类。其中较为典型的分类包括:根据数据集处理阶段分类、根据数据增强方式分类以及根据数据增强应用领域分类,具体如图1所示。

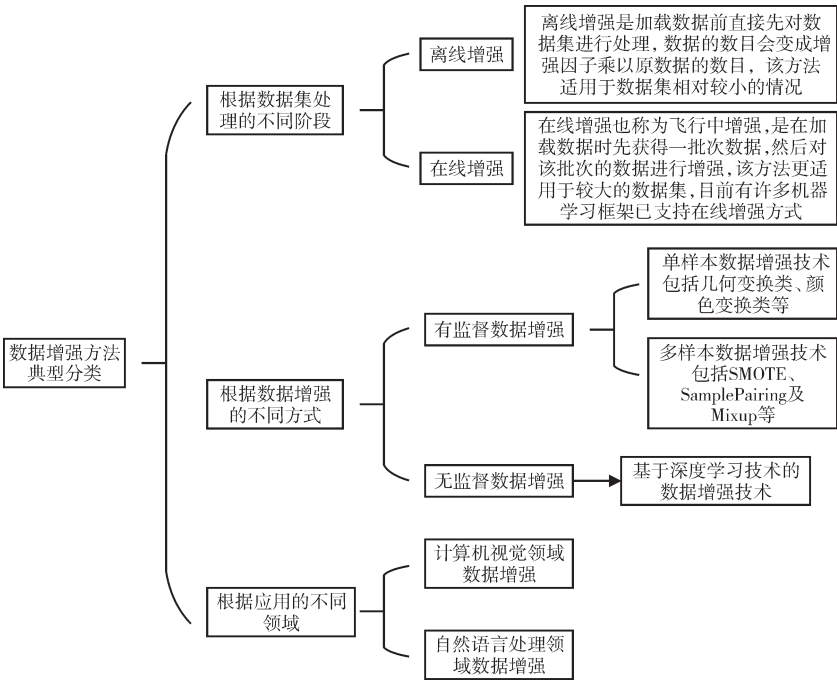


Fig. 1 Typical classification of data enhancement methods  
图1 数据增强方法典型分类

2 有监督数据增强

2.1 单样本数据增强

2.1.1 几何变换类

几何变换类主要从图像数据形态出发进行数据增强,包括翻转、旋转、裁剪、缩放变形以及仿射等操作。

(1)翻转(Flip)。包括水平翻转和垂直翻转,将图像的左右(或上下)部分以图像垂直(或水平)中轴线为中心进行镜像对换,显然该操作可以简单地增加样本数量。

(2)旋转(Rotation)。旋转操作是对翻转的进一步提升,一般以图像中心为旋转中心进行随机旋转(有正负角度约束),以此获得更多形态的图像数据。

(3)裁剪(Crop)。随机定义感兴趣区域,截取该区域图像并调整为原始图像尺寸。该操作相当于增加随机扰动,

可获取大批量的新数据。随机裁剪几乎是所有深度学习框架训练都会采用的数据增强方法,在 LeNet、AlexNet 及 VGG 等经典深度学习网络训练中均有所涉及。

(4)缩放变形(Zoom)。按照设定的比例缩小或放大图像数据,但该操作会改变图像大小,存在失真问题,但全卷积网络对于尺度没有严格要求。

(5)仿射。仿射类操作包括视觉变换操作和分段仿射操作,前者通过对图像应用随机的四点透视变换加以实现,后者则通过移动图像中点网格上的点及点周围区域加以实现。

上述方法都属于几何变换类数据增强方法,以此扩增数据最为简单、常用。但过多地使用这些变换方法会导致扩增的数据样本较为单一,且会产生大量无实际应用价值的样本,因此研究者们又从其他角度出发提出很多变换方法。

### 2.1.2 颜色变换类

上述几何变换类操作没有改变图像本身内容,只是选择图像的一部分或对像素进行了重布置,因此在增强样本的多样性方面存在欠缺。若通过改变图像本身的内容实现增强,则属于颜色变换类数据增强,常见操作包括噪声、模糊、颜色变换、随机擦除以及超像素法等。

(1)噪声。基于噪声的数据增强是指在原始图片基础上随机叠加一些噪声,主要包括高斯噪声、CoarseDropout、SimplexNoiseAlpha以及FrequencyNoiseAlpha等。其中,添加高斯噪声是最简单、常用的方法,其通过对图像添加符合高斯分布的噪声来实现;CoarseDropout方法则相对复杂,其通过在位置随机且面积大小可选定的矩形区域上丢失部分信息实现转换;SimplexNoiseAlpha方法是在产生连续单一噪声的掩模后,将掩模与源图像进行混合;FrequencyNoiseAlpha方法是在频域中用随机指数对噪声映射进行加权后,再向空间域进行转换。

(2)模糊。该操作通过减少各像素点值的差异实现像素的平滑化,主要包括简单、常见的高斯模糊,以及根据扭曲场平滑度与强度逐一移动局部像素点实现模糊效果的ElasticTransformation方法。

(3)颜色变换。颜色变换是指通过多种方法实现图像视觉角度可见的明显改变,包括向HSV空间每个像素添加或减少V值来改变色调饱和度的HSV对比度转换法、将图片从RGB颜色空间转换到另一颜色空间增加或减少颜色参数后再返回RGB颜色空间的RGB颜色扰动法、按给定概率值将部分或全部通道像素值从 $v$ 设置为 $255-v$ 的转换法,以及将图像从RGB转换为灰度空间再借由某一通道与原图混合的GrayScale法。

(4)随机擦除。顾名思义,该方法就是对图片上随机选取的一块区域进行图像信息擦除操作。

(5)超像素法。从像素角度出发,在最大分辨率处生成图像的若干超像素并调整到原始大小,再将原始图像中所有超像素区域按一定比例替换为超像素,其他区域不变。

上述为颜色变换类的数据增强方法,该方法一定程度上增加了数据样本的多样性与变化性。文献[3]采用颜色变换方法对从千岛湖海参养殖场采集的数据进行数据增强,提高了模型识别的准确率;文献[4]使用色彩增强方法对CompCars数据集进行增强处理;文献[5]利用增强模型对道路图像进行颜色空间转换,得到突出车道线的高对比度增强图像。颜色变换类数据增强方法在各领域研究中应用较为广泛,也取得了比较突出的成果。

## 2.2 多样本数据增强

### 2.2.1 SMOTE

SMOTE通过人工合成新样本处理样本不平衡问题,该方法基于插值,可以有针对性地为小样本类合成新样本。其作为多样本数据增强方法的一种得到了有效应用,并在不断优化完善的过程中涌现出大量改进方法。针对SMOTE在合成少数类新样本时存在的不足,文献[6]提出

一种改进的SMOTE算法GA-SMOTE,将遗传算法与SMOTE相结合,通过选择算子对少数类样本进行有区别的选择,并使用交叉、变异算子控制合成样本质量。该改进方法不仅能出色地实现新样本的整体合成,还能有效提高分类器性能。文献[7]介绍SMOTE算法在处理不平衡数据集过程中,存在采样有效性不足、模糊正负类边界、影响原始数据分布等缺陷。之后以此为基础,提出KM-SMOTE和RM-SMOTE两种优化策略。文献[8]在SMOTE算法及其改进版本BSMOTE两个具有代表性方法的基础上,提出DBSMOTE算法进行新的少数类样本生成。该方法以边界样本及其最邻近多数类样本的中点作为新样本合成来源,在拓宽少数类分类边界的同时,降低了生成噪声数据的可能性。

### 2.2.2 SamplePairing

SamplePairing方法主要用于数据增强,其核心原理简单,即随机从原训练集中抽取两张不同类别的图片,将其分别经过如翻转、移动等基础数据增强操作后,采用像素取平均值的方式叠加合成新数据样本,并选择原数据样本标签中的一种作为新数据标签。SamplePairing是一种高效的数据增强手段,满足奥卡姆剃刀原理,经其处理后的训练集规模可由 $N$ 扩增为 $N*N$ 。但该方法因可能引入不同标签样本而导致训练误差明显增加,且可解释性不强、缺少理论支撑,故对其的应用研究相对较少。

### 2.2.3 Mixup

Mixup是基于邻域风险最小化原则的数据增强方法,其使用线性插值得到新样本数据,是对SamplePairing的进一步延伸,也是一种对图像进行混类增强的算法,可将不同类别的图像混合以扩增训练数据。目前采用Mixup方法进行数据增强的研究已有很多,如文献[9]从对抗训练角度解释了Mixup工作机制,既证明了其有效性,又提出在其基础上改进的方案系列;文献[10]通过对Mixup的深入分析,确定其“manifold intrusion”的局限性,并针对此问题提出一种新颖的自适应版本Mixup,对原方法进行了一定改进;文献[11]也对Mixup方法进行了介绍与应用,由其训练的模型都具有很好的泛化能力。大量实验结果表明,Mixup可以改进深度学习模型在ImageNet数据集、CIFAR数据集、语音数据集和表格数据集中的泛化误差,减少模型对已损坏标签的记忆,增强模型对对抗样本的鲁棒性和稳定性。尽管有着较好的改进效果,但Mixup在偏差与方差平衡方面尚未有较好的解释。

## 3 无监督数据增强

传统数据增强方法大多是有监督形式,但这类方法完全由使用者定义,不是所有任务都适合。故为了获得更好的训练模型,无监督方式引起了人们关注,目前主要从生成新数据和学习增强策略两个方向进行探究。

### 3.1 生成新数据

通过模型学习数据分布,随机生成与训练数据集分布



一致的数据是无监督数据增强方法的重要组成部分。为了实现这种方式,生成对抗网络(Generative Adversarial Networks, GAN)因具有强大的学习与生成能力受到了部分专家学者关注<sup>[12]</sup>。生成对抗网络思想的诞生是受到博弈论中二人零和博弈的启发,通过两个参与者的对抗互相提升,其中包含两个模型:生成模型G和判别模型D。具体网络模型结构如图2所示。

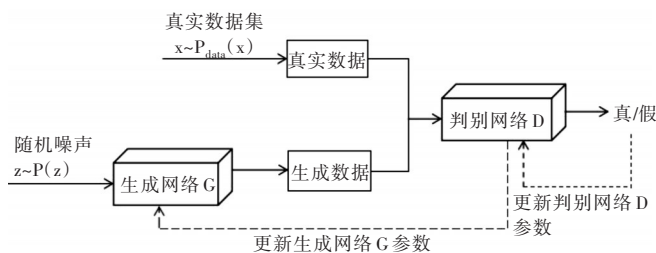


Fig. 2 Generative adversarial network model  
图2 生成对抗网络模型

GAN模型相比于FVBNs模型能够并行生成样本,而不需要逐维产生;相比于玻尔兹曼机、非线性ICA等生成模型对生成器的限制较少,能够收敛到纳什平衡,从而生成高质量的数据样本。正因具有这些优点,GAN在数据增强领域已得到广泛应用。如文献[13]提出使用生成对抗网络进行数据增强以解决不平衡数据问题,其生成的图像样本具有较好的多样性;文献[14]将生成对抗网络应用于生物领域癌症数据样本的生成,实现训练集样本规模的扩增,相比传统方法提高了识别准确率。生成对抗网络的应用使数据增强领域迎来了突破性发展。

### 3.2 学习增强策略

作为无监督数据增强的另一类研究方向,学习增强策略不需要人工干预,而是通过模型自主学习出适合当前任务的数据增强方法,其中以近年来提出的AutoAugment和PBA(Population Based Augmentation)方法最具代表性与创新性。

AutoAugment的提出主要出于对不同图像适用于不同增强手段的考虑,其基本思路是在强化学习的帮助下根据数据本身寻找最佳图像变换策略,对于不同任务的学习采取不同增强方法。该方法利用搜索算法自动搜索选取适合特定数据集的数据增强策略,且学习到的策略便于迁移到其他数据集上,具有泛化性,以此为基础还发展出Smart Augmentation方法,主要用来学习将多张图片进行组合的增强策略<sup>[15]</sup>。AutoAugment的提出为研究学者们开拓了思路,并在此基础上不断对其进行改进与完善。文献[16]将自动增强技术用于医学肿瘤数据增强,并与传统方法进行比较,得出该方法的有效性;文献[17]提出将贪婪自动增强作为一种高效的搜索算法,以此寻找最佳增强策略。实验结果表明,该方法可对数据集进行可靠的扩充,进而提高分类准确率。随着AutoAugment方法研究的不断深入与创新,其具有广阔的发展前景。

## 4 图像领域应用及性能分析

### 4.1 医学图像

由于医学数据本身的隐私性、复杂性以及添加专家标注的困难性,探究恰当、有效的数据增强方法是十分必要的。目前数据增强技术已被应用于肝脏组织CT、脑部MRI及胸部X射线等医学图像增强。

文献[18]利用DCGAN成功生成肝脏病变组织CT图像,并与经典数据增强方法进行比较,实验结果表明,利用GAN生成的图像对数据集进行增强能够将分类准确率提升7%;文献[19]在肺结节病变组织生成过程中,使用DCGAN生成真实性较高的结节图像;同样,文献[20]针对肺结节病变问题,也提出使用DCGAN进行数据增强,该方法不仅克服了随机剪裁、图像缩放等操作造成的图像尺寸与病变位置变化的问题,而且还能生成质量高、形状多样的肺结节图像,且该方法生成速度更快、成本更低。针对脑部MRI图像样本数量少的问题,文献[21]通过具有跳跃连接结构的自编码器对脑部MRI图像进行降噪处理,并采用DCGAN生成图像,在病理特征和图像质量两方面都与真实图像具有较高相似度;文献[22]采用左右翻转和旋转方法对MRI图像进行增强,然后将增强后的数据样本用于医学图像分割领域,极大地提高了分割精度。另外,文献[23]运用改进的GAN方法扩充胸部X射线数据集,并通过图灵测试验证其有效性;文献[24]运用GAN增强胸部X射线图像数据集,并将其应用于卷积神经网络训练,可实现对心血管异常的分类,相较于传统数据增强方法,用GAN进行数据增强能实现更高的分类准确率。数据增强在医学领域的具体应用远不止这些,但由此足以看出数据增强在该领域运用的广泛性和必要性。

医学图像数据增强汇总分析如表1所示,可看出目前生成对抗网络数据增强在医学领域应用较多,且效果很好。

### 4.2 人脸表情图像

人脸表情识别方法使得计算机能够感知人类情感,如今在计算机视觉、模式识别、心理学及认知科学等领域都得到了广泛应用。然而,现有的人脸表情数据库规模较小且数据量不均衡。为解决该问题,文献[25]采用添加噪声、裁剪等传统方法合成新样本,为识别系统的训练提供大量数据;文献[26]比较了分别采用调整大小、裁剪、添加噪声及调整对比度等单一方法取得的效果,还分析了结合使用这些技术实现的性能提升;文献[27]的模型中也引入图像随机翻转、旋转和裁剪等数据增强方法以克服小数据问题。

传统针对图像识别任务的数据增强方法,如进行几何或像素颜色变换存在图像相似度过高的问题,无法增加图像特征的多样性。因此,文献[28]提出一种基于约束性循

Table 1 Summary analysis of medical image data enhancement

表 1 医学图像数据增强汇总分析

参考文献	年份	医学方向	增强方法	数据集	评价标准	增强效果
文献[18]	2018	肝脏病变	GAN 经典数据增强	从 Sheba 医学中心收集的肝脏病变数据	增强后用于分类的分类灵敏度和特异性	灵敏度为 85.7%, 特异性为 92.4% 灵敏度为 78.6%, 特异性为 88.4%
文献[19]	2018	肺结节病变	GAN	肺图像数据库联盟图像集 (LIDC-IDRI)	生成结节识别率(FRR)和真实结节识别率 (TRR)	生成高质量肺结节图像
文献[20]	2019	肺结节病变	GAN	-	-	-
文献[21]	2018	脑 MRI	GAN	美国国立衰老研究所提供的 528 张 T1 加权脑 MRI 图像	独立评价者对图像的质量评分	新样本与真实样本相似度高
文献[22]	2019	脑 MRI	左右翻转和旋转	从 ADNI 库中获得 100 组脑部 MRI 图像和已分割的海马体标签	图像分割后的精确度	相比无增强, 分割精度得到提升
文献[23]	2018	胸部 X 射线	GAN	-	-	-
文献[24]	2019	胸部 X 射线	GAN	美国 NIH 临床数据库的胸部 X 射线数据集	IS、FID 以及图灵测试	短时间生成纹理特征相似度高、满足图灵测试的样本

注:“-”表示未明确提及

环一致生成对抗网络(CCycleGAN)的方法,从本质上扩展人脸表情数据集;文献[29]提出的 StarGAN 模型架构有效解决了现有方法在处理两个以上域时扩展性和鲁棒性有限的问题,实现了仅依靠单个模型对多个域中图像转换生成的目标。基于此,文献[30]提出一种静态图像数据增强

方法,通过修改 StarGAN 模型的重构误差构造新目标函数,利用生成器生成同一个人的不同面部表情,以更好地实现多种人脸表情图像风格之间的转换。人脸表情图像数据增强汇总分析如表 2 所示。

Table 2 Summary analysis of facial expression image data enhancement

表 2 人脸表情图像数据增强汇总分析

参考文献	年份	增强方法	创新之处	数据集	评价标准	增强效果
文献[25]	2015	添加噪声、裁剪等	将数据增强作为预处理操作,结合卷积网络进行识别	扩展的 Cohn-Kanade 数据集(CK+)	分类准确率	提高分类准确率
文献[26]	2017	裁剪、调整对比度、添加噪声等	比较分析单一及组合方法使用效果	JAFPE、CK+和 MUG	准确度平均值	提高 CNN 模型性能,可满足面部表情识别等复杂任务的要求
文献[27]	2019	随机翻转、旋转、裁剪等	从多角度比较增强后的识别效果	CK+和 JAFPE	平均识别率、训练与测试时间	提升分类平均识别率
文献[28]	2019	GAN	利用自动编码器结构实现映射,在判别器基础上增加分类器	FER2013 和 CK+	不同识别方法的识别率	减少训练耗时,样本情感表达更加自然
文献[29]	2017	GAN	有效处理两个域及以上数据	CK+		实现多种人脸表情图像风格之间的转换
文献[30]	2019	GAN	修改重构误差	CK+、JAFPE	图像视觉比较、识别准确率	生成的人脸表情在嘴巴、鼻子和眼睛等关键部位更加自然

#### 4.3 行人监控安防图像

在自动驾驶、智能监控、行人分析和智能机器人等领域,行人检测技术是其中的关键环节。目前基于深度学习的行人检测方法都需要在大量有标注数据的情况下进行训练才能取得理想效果。如文献[31]使用随机颜色失真、随机扩展、随机裁剪、随机插值调整图片大小、水平翻转等传统方法增加训练量,以提高行人检测模型的准确率。然而行人样本图像的生成不仅需要行人图像自身足够真实,还要能够与背景环境自然融合,鉴于这两点要求,若直接

采用普通生成式模型将难以满足实际需求;文献[32]提出一种新颖的自动化生成带标注行人数据的方法——PS-GAN,其是第一个把生成对抗网络用于行人或物体检测类任务的数据增强模型,可提高检测准确率;文献[33]提出基于生成对抗网络的铁路周界行人样本生成算法,生成图像与原图像基本相似,有较好的泛化性能且能更好地兼顾环境;文献[34]为解决行人数据集规模小的问题,也提出基于 GAN 的数据增强方案。行人样本图像数据增强汇总分析如表 3 所示。

Table 3 Summary analysis of pedestrian sample image data enhancement  
表 3 行人样本图像数据增强汇总分析

参考文献	年份	增强方法	数据集	评价标准	增强效果
文献[31]	2019	随机颜色失真、随机扩展、随机裁剪等	PRW_VOC数据集	检测准确率和速率	准确率较原始数据集提高 20%
文献[32]	2018	GAN	Cityscapes	检测精度、误检率	生成的行人样本逼真,且与背景环境高度融合
文献[33]	2019	GAN	铁路周界行人样本	图像视觉效果、检测准确率	有效生成不同情况下的铁路周界现场训练样本

4.4 讨论

无论是医学还是行人安防等领域图像,数据增强方法本质上都是相似的:传统直观的方法是对不同信号进行裁剪、拼接、交换、旋转、拉伸等,基于深度学习模型的方法主要是生成与原数据相似的数据。有监督增强方法大多应用于各领域的分类检测任务,而无监督增强方法既在分类检测任务中有所应用,也在独立数据样本生成任务中有所涉及。但无论在哪个领域,只要选取适合的数据增强方法,均能起到一定的效果。

5 结语

本文综述了数据增强技术采用的主要方法及其应用研究,具体从有监督和无监督两方面进行介绍,并介绍了数据增强技术在图像领域的应用。数据增强技术作为快速解决数据不平衡或数据缺失问题的一种强有力的工具,展现出极大的价值和潜力。数据增强方法作为缓解图像数据集不足等问题的有效措施已得到较广泛的应用,对具体方法的选择与已有数据及任务目标息息相关。在后续研究中,如何通过分析已有数据及要完成任务,选择更合适或运用更恰当的数据增强方法成为研究者们需要进一步探究的问题。

参考文献:

[1] LI X Y, LONG S P, ZHU J. Survey of few-shot learning based on deep neural network [J]. Application Research of Computers, 2020 (8): 2241-2247.  
李新叶, 龙慎鹏, 朱婧. 基于深度神经网络的少样本学习综述 [J]. 计算机应用研究, 2020(8):2241-2247.

[2] FU J M, LI L, ZHENG R, et al. Survey of network attack detection based on GAN [J]. Netinfo Security, 2019, 19(2): 7-15.  
傅建明, 黎琳, 郑锐, 等. 基于 GAN 的网络攻击检测研究综述 [J]. 信息网络安全, 2019, 19(2): 7-15.

[3] GUO X Y, HU M, WANG W S, et al. Sea cucumber automatic identification based on deep learning in unstructured environment [J]. Journal of Beijing Information Science & Technology University (Natural Science Edition), 2019(3): 27-31.  
郭祥云, 胡敏, 王文胜, 等. 基于深度学习的非结构环境下海参实时识别算法 [J]. 北京信息科技大学学报(自然科学版), 2019 (3): 27-31.

[4] JIANG J, XIONG C Z. Data augmentation with multi-model ensemble for fine-grained category classification [J]. Journal of Graphics, 2018, 39 (2): 68-74.

蒋杰, 熊昌镇. 一种数据增强和多模型集成的细粒度分类算法 [J]. 图学学报, 2018, 39 (2): 68-74.

[5] WANG C. Research on monocular vision based driving safety information detection and recognition for intelligent vehicles [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2016.  
王超. 面向智能车辆的单目视觉行车安全信息检测与识别方法研究 [D]. 南京: 南京理工大学, 2016.

[6] WANG C X, ZHANG T, MA C S. Improved SMOTE algorithm for imbalanced datasets [J]. Journal of Frontiers of Computer Science & Technology, 2014(6): 91-98.  
王超学, 张涛, 马春森. 面向不平衡数据集的改进型 SMOTE 算法 [J]. 计算机科学与探索, 2014(6): 91-98.

[7] CHEN B. The improvement and application of SMOTE algorithm for unbalanced data sampling [D]. Nanning: Guangxi University, 2015.  
陈斌. SMOTE 不平衡数据过采样算法的改进与应用 [D]. 南宁: 广西大学, 2015.

[8] LI X. Research of imbalanced data classification based on the minority samples recombination [D]. Changsha: Hunan University, 2016.  
李轩. 基于少数类样本重组的不平衡数据分类研究 [D]. 长沙: 湖南大学, 2016.

[9] ARCHAMBAULT G P, MAO Y, GUO H, et al. Mixup as directional adversarial training [EB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1906.06875>.

[10] GUO H, MAO Y, ZHANG R. Mixup as locally linear out-of-manifold regularization [C]. The AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2019: 3714-3722.

[11] LIANG D, YANG F, ZHANG T, et al. Understanding mixup training methods [J]. IEEE Access, 2018, 6: 58774-58783.

[12] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets [C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2014: 2672-2680.

[13] LI Z. Imbalanced data enhancement algorithm based on GAN and its application research [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2019.  
李哲. 基于 GAN 的不平衡数据增强算法及其应用研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2019.

[14] LIU Y F, ZHOU Y, LIU X, et al. Wasserstein GAN-based small-sample augmentation for new-generation artificial intelligence: a case study of cancer-staging data in biology [J]. Engineering, 2019, 5(1): 21.  
刘宇飞, 周源, 刘欣, 等. 基于 Wasserstein GAN 的新一代人工智能小样本数据增强方法——以生物领域癌症分期数据为例 [J]. Engineering, 2019, 5(1): 21.

[15] LEMLEY J, BAZRAFKAN S, CORCORAN P. Smart augmentation learning an optimal data augmentation strategy [J]. IEEE Access, 2019, 7: 5858-5869.

[16] LOSKEN A, HART A M, DUTTON J W, et al. The expanded use of autoaugmentation techniques in oncoplastic breast surgery [J]. Plas-



- tic and Reconstructive Surgery, 2018, 141(1): 10-19.
- [17] NAGHIZADEH A, ABAVISANI M, METAXAS D N. Greedy auto-augment[EB/OL]. <http://arxiv.org/abs/1908.00704>.
- [18] FRID-ADAR M, KLANG E, AMITAI M, et al. Synthetic data augmentation using GAN for improved liver lesion classification[C]. 2018 IEEE 15th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2018), 2018: 289-293.
- [19] CHUQUICUSMA M J M, HUSSEIN S, BURT J, et al. How to fool radiologists with generative adversarial networks? a visual turing test for lung cancer diagnosis[C]. 2018 IEEE 15th international symposium on biomedical imaging (ISBI 2018), 2018: 240-244.
- [20] QI Y J, GU J H, LI W X, et al. Data augmentation of lung nodules based on generative adversarial network[C]. Proceedings of the 23rd Annual Conference on New Network Technologies and Applications in 2019 of the Network Application Branch of China Computer Users Association, 2019: 5.
- 戚永军, 顾军华, 梁位勋, 等. 基于生成对抗网络的肺结节图像数据增强方法[C]. 中国计算机用户协会网络应用分会 2019 年第二十三届网络新技术与应用年会论文集, 2019: 5.
- [21] BERMUDEZ C, PLASSARD A J, DAVIS L T, et al. Learning implicit brain MRI manifolds with deep learning[C]. The International Society for Optical Engineering, 2018: 10547.
- [22] LIU C, XIAO Z Y, DU N M. Application of improved convolutional neural network in medical image segmentation[J]. Journal of Frontiers of Computer Science & Technology, 2019, 13(9): 1593-1603.
- 刘辰, 肖志勇, 杜年茂. 改进的卷积神经网络在医学图像分割上的应用[J]. 计算机科学与探索, 2019, 13(9): 1593-1603.
- [23] MADANI A, MORADI M, KARARGYRIS A, et al. Chest X-ray generation and data augmentation for cardiovascular abnormality classification[C]. Sanjose: SPIE Medical Imaging, 2018.
- [24] YU H, YU N N. Enhancement of chest X-ray image data by using fast convergence GAN based on multi-dimensional convolution and residual unit[J]. Signal Processing, 2019, 35(12): 2045-2054.
- 于贺, 余南南. 基于多尺寸卷积与残差单元的快速收敛 GAN 胸部 X 射线图像数据增强[J]. 信号处理, 2019, 35(12): 2045-2054.
- [25] LOPES A T, DE AGUIAR E, OLIVEIRA-SANTOS T. A facial expression recognition system using convolutional networks[C]. 2015 28th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images, IEEE, 2015: 273-280.
- [26] PITALOKA D A, WULANDARI A, BASARUDDIN T, et al. Enhancing CNN with preprocessing stage in automatic emotion recognition[J]. Procedia Computer Science, 2017, 116: 523-529.
- [27] LI K. Facial expression recognition based on shallow convolutional neural network[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2019.
- 李宽. 基于浅层卷积网络的人脸表情识别方法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2019.
- [28] YU S N. Research on facial expression recognition based on generative adversarial networks[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2019.
- 余胜男. 基于生成对抗网络的人脸表情识别方法研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2019.
- [29] CHOI Y, CHOI M, KIM M, et al. StarGAN: unified generative adversarial networks for multi-domain image-to-image translation[C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE, 2018: 8789-8797.
- [30] SUN X, DING X L. Data augmentation method based on generative adversarial networks for facial expression recognition sets[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(4): 115-121.
- 孙晓, 丁小龙. 基于生成对抗网络的人脸表情数据增强方法[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(4): 115-121.
- [31] ZHU X R. Research on multi-camera pedestrian detection and person re-identification method[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2019.
- 朱绪冉. 多摄像机行人检测与行人重识别方法研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2019.
- [32] OUYANG X. The generative adversarial network for data augmentation in pedestrian detection[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2018.
- 欧阳鑫. 用于行人检测数据增强的生成对抗网络[D]. 武汉: 华中科技大学, 2018.
- [33] KONG X B, SHEN Z Z, CHEN S J. A GAN-based algorithm for generating samples of pedestrians in high-speed railway perimeter environment[J]. Railway Signalling & Communication, 2019, 55(7): 57-61.
- 孔祥斌, 沈志忠, 陈树骏. 基于生成对抗网络的铁路周界行人样本生成算法[J]. 铁道通信信号, 2019, 55(7): 57-61.
- [34] ZHONG Z, ZHENG L, ZHENG Z, et al. Camera style adaptation for person re-identification[C]. Salt Lake City: 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018.

(责任编辑: 黄 健)