

# 基于 CNN 的机场安检危险品自动识别研究

高 强,潘 俊,洪锐锋

(广州民航职业技术学院 计算机系,广东 广州 510403)

**摘 要:**机场安检是民航安全飞行的重要保障。针对机场安检危险品人工识别工作量大、效率低、易疲劳误判及危险品图像数据集不均衡导致识别准确率低的问题,提出一种基于 GAN 数据增强的卷积神经网络危险品自动识别模型。首先利用 GAN 使危险品图像数据集均衡化,然后将图像输入由 4 个卷积层、1 个全连接层构成的卷积神经网络模型进行训练,训练时引入随机失活优化技术,使模型得到更好的识别效果。在 2017 公安一所危险品图像数据集上的实验结果表明,经过均衡化处理后,模型的识别准确率达到 90.7%,较均衡化之前提高了 33.4%。另外,经过对比实验,模型的识别准确率分别比 GoogLeNet、AlexNet、ResNet 高出 5.8%、7.2% 和 5.4%。该模型具有较高的识别准确率及较好的实时性,对提升机场安检智能化水平具有积极意义。

**关键词:**危险品;CNN;自动识别;不均衡;GAN

**中图分类号:**TP391.41

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2019)10-0095-05

**doi:**10.3969/j.issn.1673-629X.2019.10.020

## Research on Automatic Recognition of Dangerous Goods in Airport Security Inspection Based on CNN

GAO Qiang, PAN Jun, HONG Rui-feng

(Department of Computer, Guangzhou Civil Aviation College, Guangzhou 510403, China)

**Abstract:** Airport security inspection is an important guarantee for civil aviation safety flight. According to the problems of heavy workload, low efficiency, easy fatigue misjudgment with artificial recognition and low recognition accuracy caused by imbalance of dangerous goods image dataset in airport security inspection, we propose a convolution neural network automatic recognition model for dangerous goods based on oversampling. Firstly, the GAN is used to equalize the dataset of dangerous goods image, and then the image is inputted into the convolution neural network model composed of four convolution layers and one full-connection layer for training. The stochastic deactivation optimization technique is introduced in the training to get better recognition effect. The experimental results on a dangerous goods image dataset of public security in 2017 show that the recognition accuracy of the model can reach 90.7% after equalization, which is 33.4% higher than that before equalization. In addition, the recognition accuracy of the model is 5.8%, 7.2% and 5.4% higher than that of GoogLeNet, AlexNet and ResNet respectively. The model has high recognition accuracy and great real-time performance, which is of positive significance to improve the level of airport security intelligence.

**Key words:** dangerous goods; CNN; automatic recognition; imbalance; GAN

## 0 引 言

机场安检是保障民航安全飞行的重要环节,关系着社会稳定。当前国际形势复杂严峻,与此同时机场客流量呈爆发式增长,而且危险品也更加多样化,这些因素都给安检的高质量和高效率带来了极大的挑战。目前,国内的机场安全检查危险品识别还依赖于 X 光机开机员人工识别。由于行李的摆放角度不同及物体的密度、体积不同,危险品的 X 光机图像特征千差万

别,即使是同一危险品,在 X 光机中呈现的图像也不尽相同,这给开机员准确识别危险品带来了巨大困难,非常容易出现失误,进而对民航安全造成隐患。另外,开机员识别危险品图像属于典型的重复性任务,长时间高强度、紧张度的工作,开机员大脑、身体都容易疲惫,这对危险品识别的准确率、效率都有很大影响。

在图像识别领域,卷积神经网络<sup>[1]</sup>(convolutional neural network, CNN)由于能够自动学习图像特征且

收稿日期:2018-11-20

修回日期:2019-03-21

网络出版时间:2019-06-26

基金项目:广东省高等教育教学改革项目(201401017);广州民航职业技术学院科学技术项目(2017X0205,2018X0202)

作者简介:高 强(1984-),男,硕士,讲师,CCF 会员(86821M),研究方向为计算机视觉、图像处理。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20190626.0829.030.html>

识别准确率高,在医学图像识别<sup>[2]</sup>、人眼识别<sup>[3]</sup>、蝴蝶种类识别<sup>[4]</sup>、遥感图像分类<sup>[5]</sup>以及人脸识别<sup>[6-7]</sup>、车辆检测<sup>[8-9]</sup>、交通标志识别<sup>[10]</sup>以及物体检测<sup>[11-12]</sup>等领域应用广泛。由于 GoogLeNet<sup>[13]</sup>、AlexNet<sup>[14]</sup>和 ResNet<sup>[15]</sup>等 CNN 模型在图像识别大赛的优异表现,许多研究人员将这些模型直接或者改进后应用于相关领域的图像识别中,如李勇等<sup>[16]</sup>采用跨连接 LeNet-5 网络对人脸表情进行了相关研究。

尽管 CNN 在不同领域的图像识别均取得了很好的效果,但在机场安检危险品领域的研究、应用尚存空白;另外,传统 CNN 均假定数据集中各类别图像数量均衡,在设计模型时,通常只关注模型的识别准确率、实时性,并未考虑数据集的不均衡对识别效果的影响。基于此,文中提出一种基于 GAN 数据增强的卷积神经网络危险品自动识别模型,并和 GoogLeNet、AlexNet、ResNet 模型的识别效果进行对比,以验证该模型的有效性。

文中的贡献如下:

(1)将 CNN 应用于安检危险品自动识别,对提升机场安检智能化水平具有积极意义;

(2)提出一种基于 GAN 数据增强的卷积神经网络危险品自动识别模型,解决了数据集不均衡导致识别率低、实时性差的问题。

## 1 基于 GAN 数据增强的卷积神经网络模型

本节将详细阐述基于 GAN 数据增强的卷积神经网络危险品自动识别模型。首先描述了利用 GAN 进行数据增强的实现原理,并利用其实现安检危险品数据集的均衡化;然后从卷积层、池化层、全连接层及优化技术、训练过程几个方面介绍 CNN 模型。

### 1.1 数据集均衡化

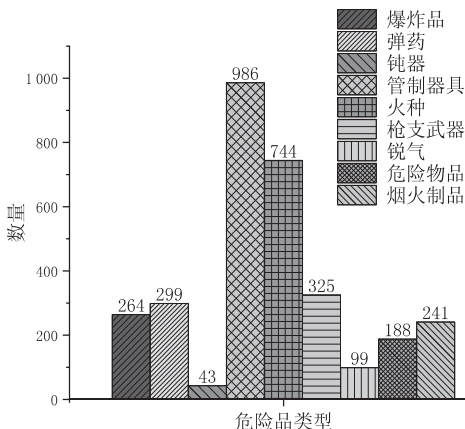
传统的机器学习识别算法均假定数据集的各类样本数量相近,但在现实情况中,各类样本数量并不均衡,通常将数量较多的类称为多数类,反之称为少数类。由于传统的识别算法忽略了数据集中各类样本数量的不均衡性,识别算法经常偏置向多数类,少数类具有很高的误识别比例。一般情况下,各类样本数量不均衡比例超过 1:4,识别算法会因为数据不均衡而无法满足识别要求。文中采用的危险品数据集各类样本数量如图 1(a)所示。

由图 1(a)所知,危险品数据集中各类别数量不均衡性较为明显,因此,在设计卷积神经网络模型之前,需要对数据集不均衡问题进行处理。

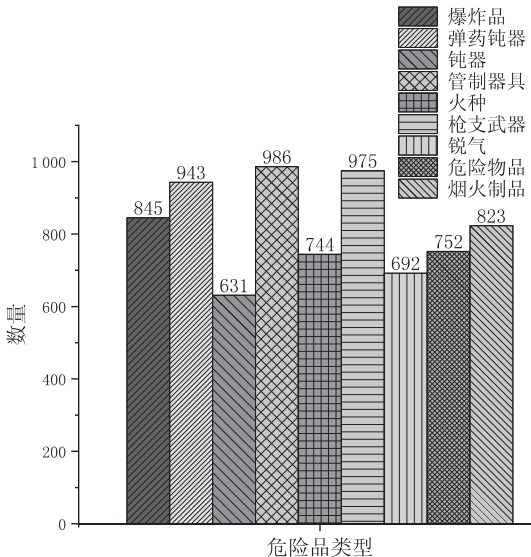
Goodfellow 等在 2014 年提出生成式对抗网络 (generative adversarial networks, GAN)<sup>[17]</sup>这一深度学习

模型。GAN 能够根据已有样本数据,生成高质量目标数据,可以使得样本数据得以扩充,弥补训练样本数据不足的缺陷,对深度学习具有重大意义。Radford 等将 GAN 和 CNN 相结合,提出了深度卷积生成对抗网络 DCGAN<sup>[18]</sup>,该模型采用步幅卷积、微步副卷积、批标准化、LReLU 等操作,具有训练过程稳定、易收敛及生成样本多样性丰富的优点,成为目前使用率最高的模型。

文中采用 DCGAN 实现数据集均衡化,将少数类图像通过 DCGAN 网络进行扩充,以实现训练样本数据均衡化。经过 DCGAN 均衡化后的数据集各类样本数量如图 1(b)所示。



(a) 原始数据集中各类危险数量



(b) 采用 GAN 均衡化后的各类危险品数量

图 1 危险品类型及数量

### 1.2 卷积神经网络模型

危险品图像数据集经过 GAN 进行均衡化处理后,将输入卷积神经网络模型进行识别。模型由 5 个隐藏层构成,前 4 层是 Conv<sub>1</sub>、Conv<sub>2</sub>、Conv<sub>3</sub>和 Conv<sub>4</sub>卷积层,其中每层又分为卷积层(C)、激活层(R)和池化层(P),将 Conv<sub>4</sub>中 P<sub>4</sub>的输出结果进行扁平化操作后,与第 5 层全连接层 FC<sub>5</sub>进行连接,最后输出 9 类危险品识别概率,其结构如图 2 所示。

卷积层:输入  $C_1$  的危险品图像大小为  $100 * 100 * 3$ 。 $C_1$ 、 $C_2$  使用  $5 * 5$  大小的卷积核,卷积核个数分别为 32、64;  $C_3$ 、 $C_4$  使用  $3 * 3$  大小的卷积核,卷积核个数均为 128;  $C_1$ 、 $C_2$ 、 $C_3$ 、 $C_4$  的卷积移动步长均为 1。

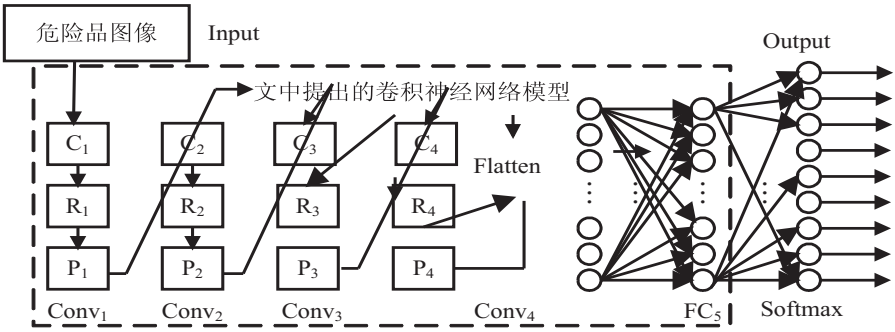


图 2 卷积神经网络模型

激活层:  $R_1$ 、 $R_2$ 、 $R_3$  和  $R_4$  均使用 ReLU 激活函数,该函数将所有负值都变为 0,而正值不变,这种单侧抑制操作使得 ReLU 激活函数具有稀疏激活性和收敛速度快的优点。其函数表达式如下:

$$y = f(x) = \begin{cases} x & \text{if } x > 0 \\ 0 & \text{if } x \leq 0 \end{cases} \quad (1)$$

池化层:  $P_1$ 、 $P_2$ 、 $P_3$  和  $P_4$  均使用核大小为  $2 * 2$ 、步长为 1 的最大值池化操作。

全连接层:  $FC_5$  以  $P_4$  扁平化处理的结果作为输入,其含 1 024 个神经元;  $FC_5$  与最后的输出层 output 进行全连接, output 含有 9 个神经元。

模型在训练过程中,经过卷积、池化操作时,图像特征图大小变化如表 1 所示。

表 1 各卷积层输入、输出特征图大小

卷积层	输入特征图	输出特征图
Conv <sub>1</sub>	100 * 100 * 3	50 * 50 * 32
Conv <sub>2</sub>	50 * 50 * 32	25 * 25 * 64
Conv <sub>3</sub>	25 * 25 * 64	13 * 13 * 128
Conv <sub>4</sub>	13 * 13 * 128	7 * 7 * 128

1.3 模型优化技术

1.3.1 损失函数

模型的损失函数采用交叉熵代价函数。交叉熵代价函数不仅可以克服方差代价函数更新权重过慢的问题,还可以避免梯度消散,其公式如下:

$$c = -\frac{1}{n} \sum_x [y \ln a + (1 - y) \ln(1 - a)] \quad (2)$$

其中,  $c$  为损失值;  $n$  为训练样本总数;  $a$  为神经元的实际输出;  $y$  为期望输出。

1.3.2 优化函数

模型的优化函数采用自适应矩估计 (adaptive moment estimation, Adam) 函数。Adam 利用梯度的一阶矩估计和二阶矩估计动态调整每个参数的学习率,其收敛速度更快,学习效果更为有效,而且可以纠正其他优化技术中存在的学习率消失、收敛过慢或高方差

的参数更新导致损失函数波动较大等问题。Adam 函数公式如式 3 ~ 式 7 所示。

$$m_t = u * m_{t-1} + (1 - \mu) * g_t \quad (3)$$

$$n_t = \nu * n_{t-1} + (1 - \nu) * g_t^2 \quad (4)$$

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \mu^t} \quad (5)$$

$$\hat{n}_t = \frac{n_t}{1 - \nu^t} \quad (6)$$

$$\Delta \theta_t = \frac{\hat{m}_t}{\sqrt{\hat{n}_t} + \varepsilon} * \eta \quad (7)$$

其中,  $m_t$  和  $n_t$  分别为梯度的一阶矩估计和二阶矩估计;  $\hat{m}_t$  和  $\hat{n}_t$  是对  $m_t$  和  $n_t$  的矫正;  $u$  和  $\nu$  是超参数,通常  $u$  设置为 0.9,  $\nu$  设置为 0.995;  $\eta$  为学习率,文中其值设置为 0.001;  $\Delta \theta$  为梯度;  $\varepsilon$  用来保证分母不为 0。

1.3.3 随机失活

为了提高泛化能力,降低过拟合风险,模型在全连接层采用 dropout 随机失活策略。dropout 是一种为防止神经网络过拟合的正则化方式,它在神经网络训练的过程中随机抛弃隐藏层部分神经节点的输出值,在反向传播更新权值参数时,不需要更新与该节点相连的权值。dropout 的工作原理如图 3 所示。

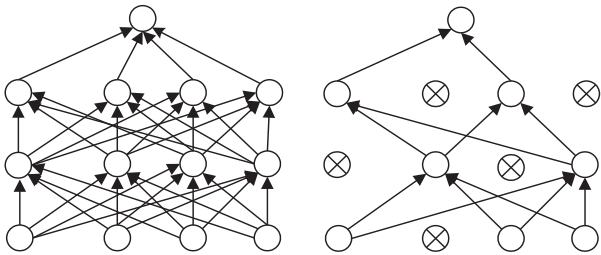


图 3 dropout 工作原理

2 实验验证

2.1 实验平台及数据集

实验在 Dell Precision Tower T7920 工作站上进行,采用 python3.5+TensorFlow1.6 实现卷积神经网络。工作站配置为 CPU: Intel Xeon Silver 4114, 10 核 20 线程,

主频 2.2 GHz;GPU:NVIDIA Geforce GTX 1080TI,显存 11G;内存 64 GB,操作系统:Ubuntu 16. 04 LTS (64 位)。

为验证提出模型的有效性,实验采用的数据集来源于 2017 公安一所(全国最终版)危险品图像库。该数据集包含 3 225 幅、共计 9 种类型的危险品图像,分别为爆炸品、弹药、钝器、管制器具、火种、枪支等武器、

锐器、危险物品、烟火制品。

将来源于 2017 公安一所(全国最终版)危险品图像库的数据集称为数据集 I(9 个类别、3 225 幅图像),将数据集 I 采用 GAN 进行均衡化处理后得到的数据集称为数据集 II(9 个类别、7 391 幅图像)。数据集 I、II 均分为训练集和验证集。数据集 I、II 中的危险品图像如图 4 所示。

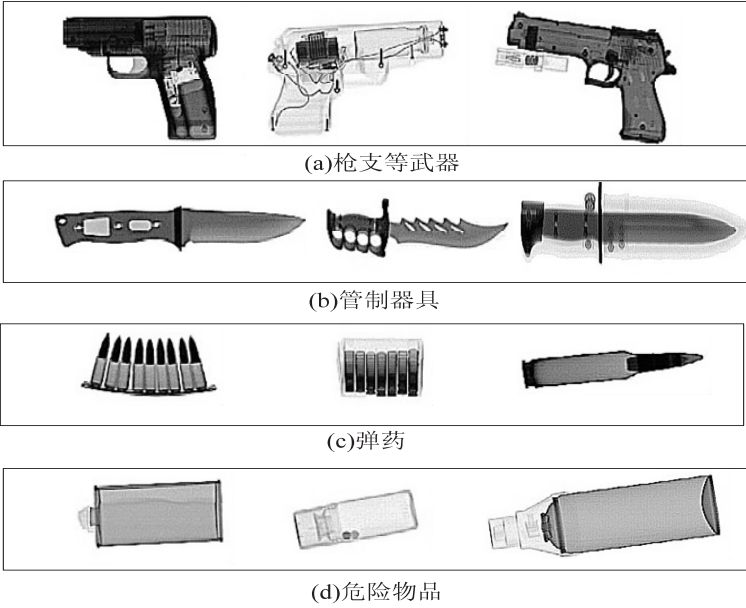


图 4 数据集 I、II 中的危险品图像(部分)

2.2 有效性验证

将数据集 I、数据 II 分别输入文中提出的卷积神经网络模型进行训练、验证,以测试模型的有效性。实验参数为:训练集、验证集分别占 80%、20%,批次大小为 25,迭代次数为 48,dropout 参数设置为 0.3。

经过 48 轮次的训练后,训练集损失值下降情况、验证集识别准确率分别如图 5、图 6 所示。

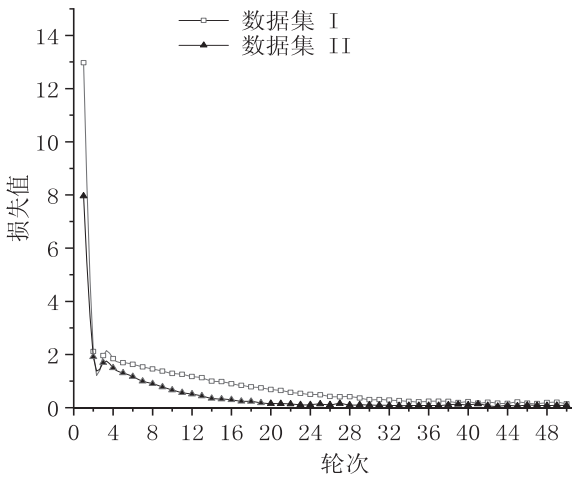


图 5 损失值下降

由图 5 和图 6 可以得出,提出的卷积神经网络模型在数据集 II 比数据集 I 上损失值下降更快、更趋向于 0,说明模型在数据集 II 上具有更好的收敛性,证明

了 GAN 实现数据集均衡化的有效性。另外,在每轮迭代过程中,数据集 II 的识别准确率均高于数据集 I,并且在经过 33 迭代后,数据集 II 上的平均识别准确率稳定在 90. 7%,高于数据集 I 的平均识别准确率 57. 3%,证明了该卷积神经网络模型的有效性。

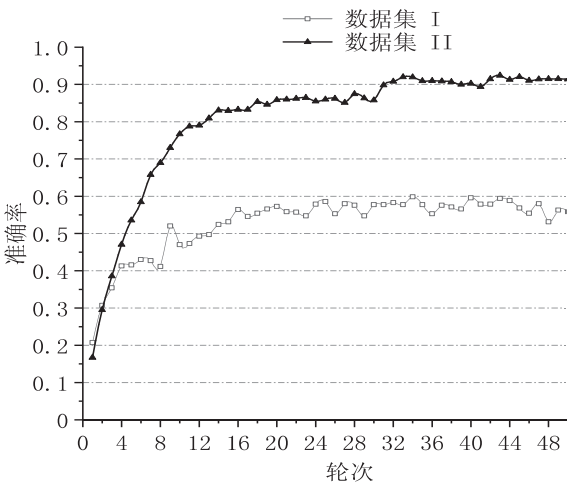


图 6 识别准确率

2.3 方法效果对比

为了进一步验证提出的卷积神经网络模型(myCNN)的有效性,将 myCNN 与 GoogLeNet、AlexNet、ResNet 在数据集 II 上进行识别效果对比实验,结果如表 2 所示。



表 2 数据集 II 的识别准确率 %

模型名称	识别准确率
GoogLeNet	84.9
AlexNet	83.5
ResNet	85.3
myCNN	90.7

由表 2 可知,在数据集 II 上,myCNN 的识别准确率分别比 GoogLeNet、AlexNet、ResNet 高出 5.8%、7.2% 和 5.4%,进一步证明了 myCNN 的有效性。

3 结束语

对“基于不平衡数据集的机场安检危险品自动识别问题”进行了研究,提出了一种基于 GAN 数据增强的卷积神经网络模型。该模型针对数量非均衡分布的危险品图像,能够准确实现自动识别,为实现危险品自动识别提供了一种方法。下一步将该模型迁移到复杂环境(如多危险品遮挡、重叠等),并对模型的有效性 & 产生的新问题进行研究。

参考文献:

[1] ZEILER M D,FERGUS R. Visualizing and understanding convolutional networks [ C ]//European conference on computer vision. [ s. l. ] :Springer,2014:818-833.

[2] 唐智川,张克俊,李 超,等. 基于深度卷积神经网络的运动想象分类及其在脑控外骨骼中的应用 [ J ]. 计算机学报,2017,40(6):1367-1378.

[3] 黄 斌,陈仁文,周秦邦,等. SR-CNN 融合决策的眼部状态识别方法 [ J ]. 哈尔滨工程大学学报,2018,39(7):1223-1238.

[4] 谢娟英,侯 琦,史颖欢,等. 蝴蝶种类自动识别研究 [ J ]. 计算机研究与发展,2018,55(8):1609-1618.

[5] 刘雨桐,李志清,杨晓玲. 改进卷积神经网络在遥感图像分类中的应用 [ J ]. 计算机应用,2018,38(4):949-954.

[6] 李昆仑,李尚然,王 琳,等. 核协同近邻表示的人脸识别算法 [ J ]. 小型微型计算机系统,2018,39(10):2320-2325.

[7] 吴 尧,邱卫根. 基于改进的深度卷积神经网络的人脸识别 [ J ]. 计算机工程与设计,2017,38(8):2246-2250.

(上接第 58 页)

workshop on audio/visual emotion challenge. Mountain View, California, USA: ACM,2017:11-18.

[14] 宋梦姣. 基于深度学习的微博文本情感分析研究 [ D ]. 南京:南京大学,2018.

[15] 焦晨晨. 基于深度学习的情感词向量生成模型研究 [ D ]. 北京:北京邮电大学,2016.

[16] 闫晓东,黄 涛. 基于情感词典的藏语文本句子情感分类 [ J ]. 中文信息学报,2018,32(2):75-80.

[17] 张 俊,李应兴. 基于情感词典的藏文微博情感分析研究

[8] 曹诗雨,刘跃虎,李辛昭. 基于 Fast R-CNN 的车辆目标检测 [ J ]. 中国图象图形学报,2017,22(5):671-677.

[9] 宋焕生,张向清,郑宝峰,等. 基于深度学习方法复杂场景下车辆目标检测 [ J ]. 计算机应用研究,2018,35(4):1270-1273.

[10] 孙 伟,杜宏吉,张小瑞,等. 基于 CNN 多层特征和 ELM 的交通标志识别 [ J ]. 电子科技大学学报,2018,47(3):343-349.

[11] GIRSHICK R,DONAHUE J,DARRELL T,et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [ C ]//IEEE conference on computer vision and pattern recognition. [ s. l. ] :[ s. n. ],2013:580-587.

[12] REN Shaoqing,HE Kaiming,GIRSHICK R,et al. Faster R-CNN:towards real-time object detection with region proposal networks [ J ]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence,2017,39(6):1137-1149.

[13] SZEGEDY C,LIU Wei,JIA Yangqing,et al. Going deeper with convolutions [ C ]//IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Boston,MA,USA:IEEE,2014:1-9.

[14] KRIZHEVSKY A,SUTSKEVER I,HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks [ C ]//Proceedings of the 25th international conference on neural information processing systems. Lake Tahoe,Nevada:Curran Associates Inc. ,2012:1097-1105.

[15] HE Kaiming,ZHANG Xiangyu,REN Shaoqing,et al. Deep residual learning for image recognition [ C ]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. [ s. l. ] :IEEE,2016:770-778.

[16] 李 勇,林小竹,蒋梦莹. 基于跨连接 LeNet-5 网络的面部表情识别 [ J ]. 自动化学报,2018,44(1):176-182.

[17] GOODFELLOW I J,POUGET-ABADIE J,MIRZA M,et al. Generative adversarial networks [ C ]//Advances in neural information processing systems. [ s. l. ] :[ s. n. ],2014:1087-1095.

[18] RADFORD A,METZ L,CHINTALA S. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks [ C ]//International conference on learning representations. San Francisco,CA,USA:Morgan Kaufmann Publishers,2014:1067-1077.

[ J ]. 硅谷,2014(20):220.

[18] 杨 志. 基于词典与机器学习的藏文微博情感分析研究 [ J ]. 软件,2017,38(11):46-48.

[19] 袁 斌. 藏文微博情感分类研究与实现 [ D ]. 兰州:西北民族大学,2016.

[20] 李苗苗. 藏文文本情感分析方法研究 [ D ]. 拉萨:西藏大学,2017.

[21] 普次仁,侯佳林,刘 月,等. 深度学习算法在藏文情感分析中的应用研究 [ J ]. 计算机科学与探索,2017,11(7):1122-1130.