

基于深度学习与 Dense SIFT 融合的人脸表情识别

彭玉青, 王纬华, 刘璇, 赵晓松, 魏铭

(河北工业大学计算机科学与软件学院, 天津 300400)

摘要: 为了准确高效地实现人脸表情识别, 提出将一种将卷积神经网络与 Dense SIFT 特征进行融合的混合模型, 该混合模型所用的网络结构是在深度可分离的卷积神经网络 MobileNet 的思想上加改进。在通道卷积(深度卷积)与空间卷积(点卷积)分离的基础上, 将 MobileNet 结构的点卷积部分使用多尺度卷积核, 保证了提取特征的丰富细微性, 更加适用于人脸表情特征提取; 同时引入 DenseNet 结构的思想, 提升了网络的性能。利用 Dense SIFT 的 128 维描述子对特征描述较丰富的优势。将其与改进的 MobileNet 网络在全连接层进行融合, 采用 Eltwise 层在全连接层元素之间做比较并取最大值, 以保证特征的多样性, 且更具代表性。在 FER2013 和 JAFFE 人脸表情数据集上运用该混合模型, 识别率可以达到 73.2% 和 96.5%。

关键词: 混合模型; MobileNet; 深度可分离; 多尺度卷积; Dense SIFT

中图分类号: TP391.9 **文献标识码:** A doi: 10.3969/j.issn.0253-2778.2019.02.004

引用格式: 彭玉青, 王纬华, 刘璇, 等. 基于深度学习与 Dense SIFT 融合的人脸表情识别[J]. 中国科学技术大学学报, 2019, 49(2): 105-111.

PENG Yuqing, WANG Weihua, LIU Xuan, et al. Facial expression recognition based on fusion of deep learning and dense SIFT[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2019, 49(2): 105-111.

Facial expression recognition based on fusion of deep learning and dense SIFT

PENG Yuqing, WANG Weihua, LIU Xuan, ZHAO Xiaosong, WEI Ming

(School of Computer Science and Software, Hebei University of Technology, Tianjin 300400, China)

Abstract: With the wide application of facial expression recognition in the field of human-computer interaction, accurate and efficient expression recognition methods are of particular important. A hybrid model that combines the convolutional neural network with Dense SIFT features is proposed. The network structure used in the hybrid model is improved in the idea of depth-separable convolutional neural network MobileNet. Based on the separation of channel convolution (depth convolution) and space convolution (point convolution), the multi-scale convolution kernel is used in the point convolution part of the MobileNet structure, which ensures the diversity and subtleness of the extracted features and is more suitable for facial expression feature extraction, and the introduction of DenseNet network structure ideas improve the performance of the network structure. Using Dense SIFT's 128-dimension descriptors to

收稿日期: 2019-06-15; **修回日期:** 2019-09-18

基金项目: 河北省教育厅青年基金(QN2017314); 河北省自然科学基金重点项目(F2016202144); 河北省自然科学基金面上项目(F2017202145)资助。

作者简介: 彭玉青(通讯作者), 女, 博士/教授。研究方向: 数据挖掘、图像处理、锁模式信息融合。E-mail: pengyuqing@scse.hebut.edu.cn

provide greater advantages for feature descriptions, the improved MobileNet network is integrated with its fully connected layer, and the Eltwise layer is used to compare the elements of the fully connected layer, taking the maximum value to ensure the diversity of features, as well as greater representation. Using this hybrid model on FER2013 and JAFFE face expression data sets, the recognition rate can reach 73.2% and 96.5%.

Key words: hybrid model, MobileNet, depth separable, multi-scale convolution, Dense SIFT

0 引言

人脸表情通常会带有大量的情感信息,能够反映一个人的态度情感,目前人脸表情识别已经成为人机交互领域的一个研究热点,涉及多学科研究,应用极其广泛,已经有很多进入了普通人的生活,如疲劳驾驶、网络教学、人机交互、医疗领域、娱乐行业。

人脸表情识别不同于其他图像识别,需要对面部进行细微的刻画,才能更加精确地识别分类。深度学习具有自适应学习特征表达的能力,其学到的特征较手工特征具有更优良的抽象表达和本质映射能力。运用深度学习进行人脸表情识别的研究在近几年逐步成为国内外学术界的热点课题, Mollahosseini 等^[1]利用 Inception 网络结构,构建了较深层的网络,以此来增强网络结构提取特征的能力,但是网络结构过于复杂、参数过多,出现梯度消失和过拟合问题。Jeond^[2]等使用 3 个卷积、3 个池化交替连接的方式进行表情识别,但是卷积网络结构较简单,提取特征不充分,会丢失掉人脸面部细微的特征。Zhang^[3]等提出一种新的深度神经网络驱动特征学习方法,从面部标志物中提取 SIFT 特征,将 SIFT 特征向量组成的特征矩阵作为 CNN 输入,以此进行多视角面部表情识别。AI_Shabi^[6]等将常规 CNN 与 SIFT 进行结合,最后使用 Aggregator 进行聚合,提高了表情识别率,但是对原始图像进行裁剪和翻转,将数据集大规模扩充,增大了训练的难度。Tang^[14]将深度卷积神经网络与支持向量机结合实现人脸表情识别,但识别率未达到较好的效果。

综合以上问题,本文提出了一种将改进的网络结构 MobileNet 和 Dense SIFT 特征向量相融合的识别方法,改进的 MobileNet 是将其点卷积部分(空间上进行)使用多尺度的卷积核,保证提取特征的细微丰富,引入 DenseNet 思想可提升网络性能;然后利用 Dense SIFT 的 128 维描述子的强特征描述能力,在卷积网络的全连接层对两种特征进行融合,用

Eltwise 层在元素之间做比较,取最大值,保证提取特征的多样性,且更具代表性;最后用 Softmax 分类器进行分类,在识别难度较大的 FER2013 数据集上进行实验,可达到 73.2% 的识别率,在 JAFFE 数据集上达到 96.5% 的识别率。

1 相关理论

1.1 卷积神经网络

卷积神经网络(CNN)是近年发展起来,并引起广泛重视的一种高效识别方法,CNN 已经成为众多科学领域的研究热点之一。在模式分类领域,其布局更接近于实际的生物神经网络,权值共享降低了网络的复杂性,特别是多维输入向量的图像可以直接输入网络这一特点避免了特征提取和分类过程中数据重建的复杂度,因而得到了广泛应用。卷积神经网络一般包含卷积层、池化层和全连接层,其通过逐层处理的方式有效地提取输入数据的特征,尤其是针对图像等二维数据输入。

(I) 卷积计算

卷积计算是卷积神经网络的核心,实现对特征的抽取和强化。在图像领域低层卷积层提取到的更偏向于颜色纹理等信息,而高层卷积层提取得到信息的过程更复杂,计算公式如下:

$$x_j^l = f\left(\sum_{i \in M_j} x_i^{l-1} * w_{ij}^l + B^l\right) \quad (1)$$

式中, x_i^{l-1} 表示第 $l-1$ 层神经元 i 的输出; M_j 表示神经元 j 对应的卷积核大小, w_{ij}^l 为与第 l 层神经元 i 的第 j 个输入对应的权值, B^l 表示第 l 层的偏置。

(II) 池化过程

池化的主要作用是减少参量和计算量,同时一定程度上抑制整个网络的过拟合,增强算法的鲁棒性和泛化能力,还可以实现平移不变性、旋转不变性和尺度不变性,因此一般情况下卷积层的后面会连接池化层。池化过程主要有平均池化、最大池化,计算公式如下:

$$x_j^l = f(\beta^l * \text{pooling_method}(x_i^{l-1}) + B^l) \quad (2)$$

式中, x_i^{l-1} 表示第 $l-1$ 层输出; β^l 表示第 l 层可训练参数, B^l 为第 l 层偏置。

(III) 激活函数

激活函数作为神经网络的一部分,为神经网络加入一些非线性因素,在复杂问题的解决方法上提供了更好的性能.常见的激活函数包括 Sigmoid、Tanh、ReLU 等。

1.2 SIFT 及 Dense SIFT 算法理论基础

SIFT 提取图像的局部特征,是在不同尺度空间上查找关键点(特征点),计算关键点的大小、方向、尺度信息,利用这些信息进行描述. SIFT 所查找的关键点十分突出,不会因光照、仿射变换和噪声等因素而变换的“稳定”特征点,如角点、边缘点、暗区的亮点以及亮区的暗点等. SIFT 特征在特征表示、匹配和识别上具有很大的优势。

SIFT 特征向量是 128 维的,这 128 维描述子对特征的描述比较丰富,包含具有较大区分度的特征表示,能够提取局部特征,并且能够在少量样本的情况下产生大量的 SIFT 特征向量,可以很方便地与其他形式的特征向量进行联合。

Dense SIFT 是 SIFT 的简化算法,该方法利用密集型网格代替传统 SIFT 特征中的关键点提取,可以将图片上预先人为设置好的点作为特征点,自主设定每相邻两个特征点之间的像素点间隔,明确所有的特征点的具体位置后,直接对特征点生成 128 维的特征向量。

Dense SIFT 的 128 维描述子对特征的描述更加丰富,比起 SIFT 算法仅仅提取图像局部关键点特征,Dense SIFT 提取的特征更加全面。

2 深度特征与 Dense SIFT 特征融合的混合模型

2.1 基于 MobilNet 结构的网络模型及其改进

MobileNet 是 Google 最近提出的一种小巧而高效的 CNN 模型,采用深度可分离的卷积方式,对通道卷积与空间卷积进行分离,结构包括深度卷积(通道上进行)和点卷积(空间上进行, 1×1 卷积核). 标准卷积的卷积核用在所有的输入通道上,而深度卷积针对每个输入通道都进行卷积操作,是深度级别的操作,而点卷积就是 1×1 普通的卷积,两种卷积图 1 所示. 对于深度可分离的卷积,首先采用深度卷积对不同输入通道分别卷积,然后采

用 1×1 点卷积将上面的输出结合。

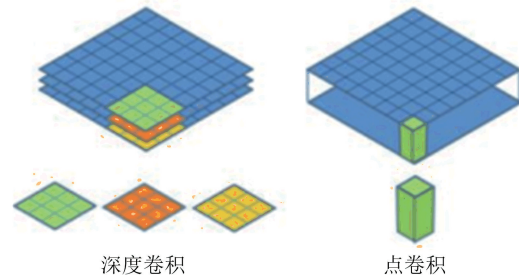


图 1 深度卷积和点卷积

Fig. 1 Depth convolution and Point convolution

对于人类表情识别问题,考虑到表情及其细微的特征,例如抬高嘴角或眼皮紧绷都是高兴的信号,这些细微的差异也许是肉眼无法看见的,因此在特征提取方面就要更加精细。

GoogleNet 中的 Inception 结构用局部稀疏结构覆盖密集成分,对前一层的特征图采用大小不同的卷积核进行卷积,提取出更多不同的特征,受 Inception 结构多尺度卷积核提取多种特征的启发,本文对 MobileNet 网络进行改进,将点卷积部分的 1×1 尺度的卷积核改成 $1 \times 1, 3 \times 3, 5 \times 5$ 尺度的拼接,考虑到较小的卷积核往往能提取到更加细微的特征,一个 5×5 卷积核的感受野和两个 3×3 的卷积核的感受野的范围是相同的,故用两个 3×3 的卷积代替一个 5×5 的卷积,保证了不同尺度卷积提取信息的差异性。

考虑到计算参数的问题,改进用 Eltwise 层将特征图在元素之间做比较,取最大值,这样不仅能够保证特征的多样性,还可以使得提取的特征更具代表性。

以上改进后的网络在宽度上进行了拓宽,再将其在深度上进一步改进,结合 DenseNet 结构中的 Dense 思想,在加深网络深度的同时,将输入信息等有用信息传递到更高层,提升了网络结构的性能. 与 DenseNet 网络相比,改进后的网络还是较浅层的网络,能保证信息的传递和防止梯度消失等问题。

原始的 MobileNet 网络结构是深层次网络,改进后的网络结构如图 2 所示。

与原始网络相比,改进后的网络层数减少,标准的 3×3 卷积层连接深度卷积层,之后连接的是加入了 Inception 思想的结构,将两种尺度不同但有相同感受野的卷积方式所形成的特征图相融合,通过 Eltwise 对两种不同特征图取最大值运算,提取输入信息中更为明显的特征,最后加入 Dense 思想,提升网络性能. 改进后的网络结构命名为 Mob_Inc。

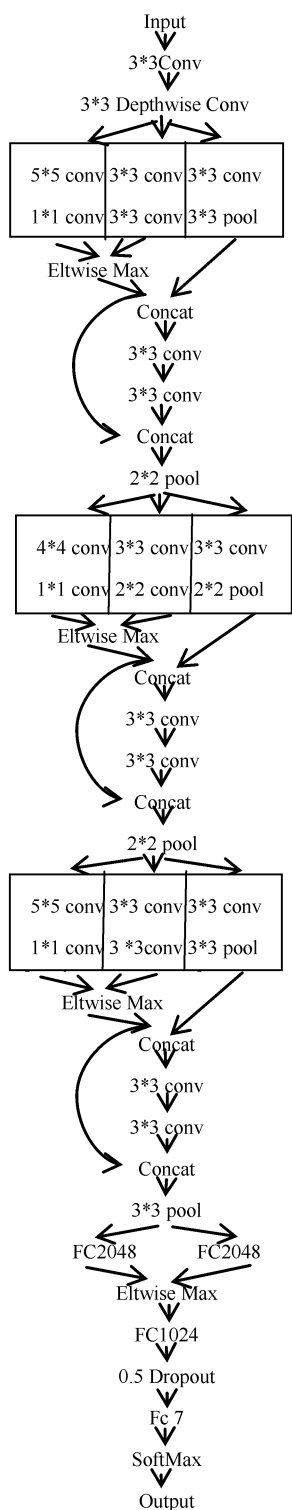


图 2 改进后的网络结构 Mob_Inc
Fig. 2 Improved network structure Mob_Inc

2.2 混合模型结构

为了更细致地描述人脸表情的细微特征,将上述改进的网络 Mob_Inc 与 SIFT 以及 Dense SIFT 分别结合形成混合模型. 借助改进的 MobileNet 网

络结构,利用 Inception 结构通过多尺度卷积核提取多样特征的思想,和 SIFT(Dense SIFT)的 128 维描述子提取丰富细致特征的能力,融合各自优势,进行表情识别. 混合模型如图 3 所示.

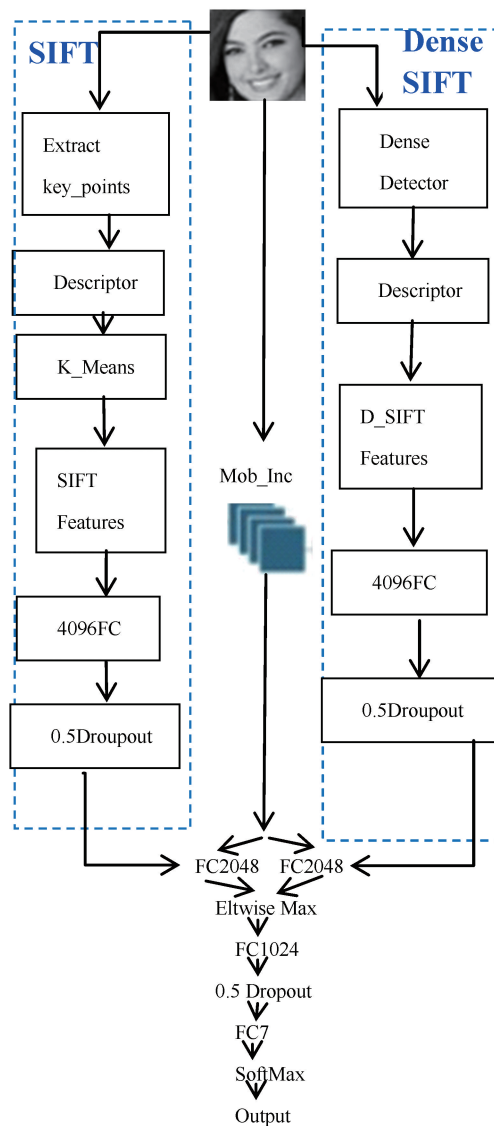


图 3 混合模型图

Fig. 3 Hybrid model diagram

本文所提混合模型,不仅仅是在全连接层进行简单融合^[6],还采用 Eltwise 层在全连接层元素之间做比较,取最大值,既能够保证特征的多样性,又能保证提取的特征更具代表性. 文献[6]将常规 CNN 与 SIFT (Dense SIFT) 结合后利用 Aggregator 进行聚合,并且将数据集扩大 10 倍,实验工序较复杂,相应地增加了训练的难度,而本文直接利用改进的 CNN 与 SIFT(Dense SIFT)结合,且数据集没有大规模扩充,与文献[6]相比,降低了实验的复杂度.

3 实验及结果分析

3.1 数据集及数据预处理

(I) FER2013 人脸表情库. 来源于 Kaggel 数据建模和数据分析竞赛平台, 图片大小为 48×48 , 共有 35 887 张, 数据集覆盖了光照、人脸姿态角度和地区人种的各种变化. 由于 7 种表情分布不均衡, 加上数据集像素本身较低以及受光照角度、部分遮挡等的影响, 使得识别难度较大, 在 Kaggle 表情识别大赛中, 第一名 Tang 等取得 71.1% 的成绩, 前五名分别是 69.2%、68.6%、67.4%、65.2%, 由此可以看出识别难度相对较大.

考虑到数据集较复杂, 存在头部倾斜、阴影等问题, 本文进行了预处理. 针对头部倾斜, 利用 OpenCV, 运用仿射变换进行人脸姿态纠正. 针对光照阴影问题, 对数据集进行直方图均衡化, 增强图像, 提高图像的对比度, 处理后的图像如图 4 所示.



图 4 原始数据和处理后数据对比图

Fig. 4 Comparison of raw data and processed data

(II) JAFFE 表情数据库. 共有 213 张图片, 像素 256×256 , 表情共分 7 种类型, 如图 5 所示.



图 5 三个数据集表情样例

Fig. 5 7 Expression samples of three datasets

3.2 实验分析

为了验证本文所提混合模型的有效性, 分别进行了以下 7 组实验.

实验 1 利用常规网络结构^[6]进行人脸表情识别. 网络参考文献^[6]中结构, 如表 1 所示, 网络共有 11 层, 使用连续卷积方式, 池化层均连接 dropout 层, 防止过拟合.

采用 CAFFE 深度学习框架, 动量设定为 0.9, 基础学习率为 0.01, 总共迭代 300 000 次, 每 1 000 次进行一次测试. 经过训练, FER2013 和 JAFFE 的

准确率分别在 68% 和 89.7% 左右, 可以看出用常规的网络识别效果并不理想.

表 1 常规 CNN 结构^[6]

Tab. 1 Structure of conventional CNN^[6]

Model	常规 CNN	
Type	kernal	num_output
Conv1	5×5	32
Conv2	3×3	32
Pool	5×5	
Conv3	3×3	64
Conv4	5×5	64
Pool	3×3	
Conv5	5×5	128
Conv6	3×3	128
Pool	3×3	
Fc_1		2048
Fc_2		7

实验 2 利用 MobileNet 网络结构进行人脸表情识别, 网络结构如表 2 所示.

表 2 MobileNet 网络结构

Tab. 2 Network structure of MobileNet

Type /Stride	Filter Shape
Conv/s2	$3 \times 3 \times 3 \times 32$
Conv dw/s1	$3 \times 3 \times 32$ dw
Conv /s1	$1 \times 1 \times 1 \times 32 \times 64$
Conv dw/s2	$3 \times 3 \times 64$ dw
Conv /s1	$1 \times 1 \times 1 \times 32 \times 64$
Conv dw/s1	$3 \times 3 \times 32$ dw
Conv /s1	$1 \times 1 \times 1 \times 32 \times 64$
Conv dw/s2	$3 \times 3 \times 32$ dw
Conv /s1	$1 \times 1 \times 1 \times 32 \times 64$
Conv dw/s1	$3 \times 3 \times 32$ dw
Conv /s1	$1 \times 1 \times 1 \times 32 \times 64$
Avg Pool/s1	$3 \times 3 \times 32$ dw
FC /s1	$1 \times 1 \times 1 \times 32 \times 64$
Softmax/s1	$3 \times 3 \times 32$ dw

本实验使用 MobileNet 部分网络结构, 3×3 标准卷积之后连接深度卷积和点卷积, 其交替连接各 5 层, 网络共有 13 层, 在深度卷积之后连接 BN 层和 Relu 激活函数. 实验参数与实验 1 相同, 经过训

练, FER2013 和 JAFFE 的准确率分别在 69.5% 和 93.4% 左右, 相较于实验 1 的常规 CNN, 本实验所使用网络层数加深, 提取特征能力加强, 识别率有所提升.

实验 3 改进的 MobileNet 网络结构 Mob_Inc 人脸表情识别. 本实验探究了 MobileNet 改进后的结构对识别率的影响, 实验参数与实验 1 相同, 在每个全连接层之前加入 dropout 层, 防止过拟合, 网络结构如图 2 所示. 经过训练, FER2013 和 JAFFE 的准确率分别在 71.5% 和 94.8% 左右, 相较于实验 1 的常规网络模型和实验 2 的 MobileNet 网络模型准确率都有明显提高.

由此可以看出, 与常规网络模型和 MobileNet 网络模型相比, 改进后的 MobileNet 结构, 结合了 Inception 结构的思想, 使用尺度不同的卷积核提取特征时, 能获得更多不同的特征, 保证了提取特征的多样性. 在卷积计算时保证了局部感受野范围上的统一性, 在获取到的特征处理方式上, 不是传统的简单拼接, 而是使用特征元素的取最大值操作, 获取更明显的特征, 因此有着更高的识别精度.

实验 4 Mob_Inc 与 SIFT 结合的人脸表情识别. 网络结构如图 3 左半部分所示. 实验探究了本文所提 Mob_Inc 与 SIFT 结合的方法对表情识别率的影响.

FER2013 和 JAFFE 的准确率分别在 71.8% 和 93.8% 左右, 实验结果与实验 2 接近, 由此可见, 本文将卷积神经网络 Mob_Inc 与 SIFT 进行结合, 相比于实验 2, 结果有提升但并不是很显著, 原因分析为 SIFT 对人脸关键点进行特征提取, 会丢失一部分纹理等细微的特征, 对表情识别有一定的影响.

此外, 与文献[6]中在 FER2013 数据集上将常规 CNN 与 SIFT 结合相比, 本实验识别率较好, 可以看出本文所提混合模型的有效性.

实验 5 Mob_Inc 与 Dense SIFT 结合的人脸表情识别. 混合模型结构如图 3 右半部分所示, 训练结果为 FER2013 和 JAFFE 的准确率分别在 73.2% 和 96.5% 左右, 结果得到明显的提升, 这是因为 Dense SIFT 较 SIFT 能够提取更细致丰富的表情特征. 本实验在 FER2013 数据集上的识别率也好于文献[6]中将常规 CNN 与 Dense SIFT 结合的实验, 进一步证明了本文所提混合模型的有效性.

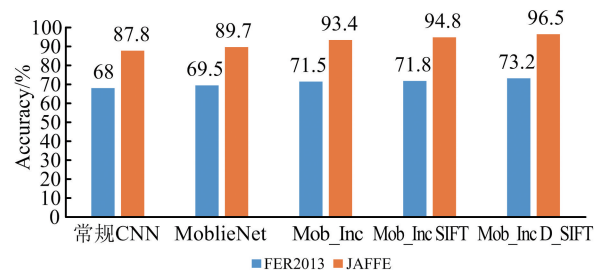


图 6 识别率对比图

Fig. 6 Comparison of recognition accuracy

从图 6 的两个数据集分别进行的 5 组实验的准确率对比图可以看出, 本文在 MobileNet 结构基础上改进的网络结构能够有效提高表情识别的准确率, 运用改进的网络结构与 Dense SIFT 进行融合更进一步提升了识别效果.

为了探究本文所提混合模型收敛速度问题, 分析了在 FER2013 数据集上前 10 000 次迭代时混合模型和常规网络^[6]收敛速度的差异. 如图 7 所示, 本文所提出的 Mob_Inc 与 Dense SIFT 结合的混合模型在迭代第 4 000 时已经收敛, 收敛速度明显好于常规 CNN. 由此可见, 改进后的 MobileNet 与 Dense SIFT 结合, 性能得到了大幅提升, 更适用于人脸表情的分类.

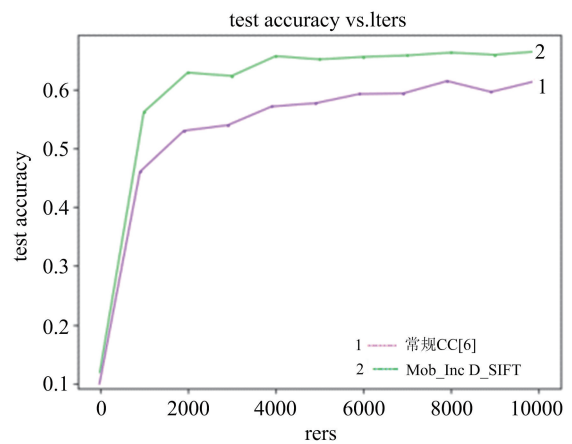


图 7 前 10000 次迭代识别率对比图

Fig. 7 Comparison of the first 10000 iteration recognition rate

实验 6 Mob_Inc 与 Dense SIFT 结合的混合模型与相同数据集下其他文献对比. 为了验证本文模型的有效性, 将本文模型与运用 FER2013 和 JAFFE 数据集的其他文献进行间空对比. 由表 3, 4 可以看出, 本文提出的混合模型在识别率上有一定的优势. 在 FER2013 数据集上文献[6]识别效果优于本文, 但是其数据集进行了大规模扩充, 预处理较繁琐, 增加了训练难度.

表 3 本文与其他文献准确率比较(FER2013)

Tab. 3 Comparison with other literatures(FER2013)

文献	方法	准确率/%
Ali Mollahosseini, 2016 ^[1]	改进 Inception	66.4
Jinwoo J, 2016 ^[2]	CNN+数据集扩充	70.74
Mundher AI_Shabi, 2017 ^[6]	CNN+SIFT+Aggregator	73.4
产文涛, 2016 ^[7]	VGGnet 微调	68.32
刘旷, 2016 ^[12]	子网络集成	65.03
Tang, 2013 ^[14]	CNN+SVM	71.3
本文模型	Mob_Inc+Dense SIFT	73.2

表 4 本文与其他文献准确率比较(JAFFE)

Tab. 4 Comparison with other literatures(JAFFE)

文献	方法	准确率/%
G. W, 2012 ^[16]	Radial encoded Gabor jets	89.67
Y. Hu, 2016 ^[17]	Local curvelet transform	94.65
李勇, 2018 ^[18]	跨连接 CNN	94.37
M. Kyperountas, 2010 ^[19]	Salient feature vectors	85.92
X. Zhao, 2015 ^[20]	Deep belief network	90.95
Mlakar, 2015 ^[21]	Oriented gradient feature vector	87.82
本文模型	Mob_Inc+Dense SIFT	96.5

实验 7 混合模型在两个数据集上各类表情识别率与其他方法对比。

本实验测试了 FER2013 和 JAFFE 两个数据集运用常规 CNN 网络模型^[6]的方法和运用本文混合模型对应的每类表情的识别率,测试结果如图 8、图 9 所示。由图可以看出,本文改进的网络模型 Mob_Inc 与 Dense SIFT 结合的混合模型在 7 种表情识别率中较其他文献中的两种方法都有所提高,证明了本文所提出的混合模型在人脸表情识别上的有效性。

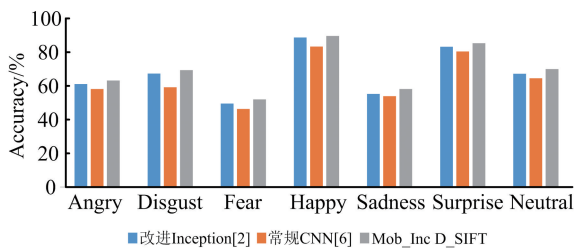


图 8 本文与其他方法各类识别率对比图(FER2013)

Fig. 8 Comparison of 7 expression recognition rates of other literatures(FER2013)

4 结论

针对表情特征提取不充分、识别率低下的问题,本文构建了一种将深度卷积网络与 Dense SIFT 相融合的混合模型。该模型的卷积网络是在 MobileNet 结构基础上进行改进,在其点卷积部

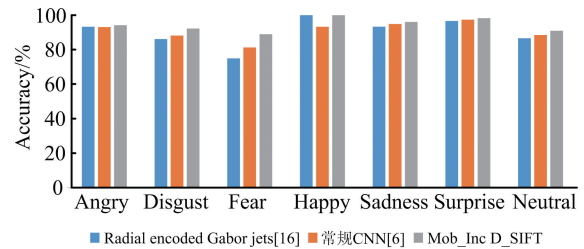


图 9 本文与其他方法各类识别率对比图(JAFFE)

Fig. 9 Comparison of 7 expression recognition rates of other literatures(JAFFE)

分融入了 Inception 结构的多尺度卷积核的思想,将不同尺度卷积方式所形成的特征图融合起来,提取出输入信息中更为细微的特征,且引入 DenseNet 结构思想,提升了网络性能,最后利用 Dense SIFT 的 128 维描述子对特征描述较丰富的优势,将其与改进的 MobileNet 网络融合,有效地提升了表情识别率,最终在 ERR2013 和 JAFFE 人脸表情数据库中分别取得 73.2%和 96.5%的准确率。相比常规网络模型和 MobileNet 结构识别率有较大提升,证明了本混合模型的有效性。

参考文献(References)

- [1] 刘建红. 基于 Hadoop 平台的聚类算法并行化研究[D]. 长春: 吉林大学, 2017.
- [2] 郑淑蓉, 吕庆华. 中国电子商务 20 年演进[J]. 商业经济与管理, 2013, (11): 5-16.
- [3] 伍星, 何中市, 黄永文. 产品评论挖掘研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(36): 37-41.
- [4] 罗慧钦, 陆向艳, 张雄宝, 等. 基于隐朴素贝叶斯的商品评论情感分类方法[J]. 计算机工程与设计, 2017, 38(1): 203-208.
- [5] 董祥和. 基于情感特征向量空间模型的中文商品评论倾向分类算法[J]. 计算机应用与软件, 2016, 33(8): 319-322.
- [6] 王刚, 杨善林. 基于 RS-SVM 的网络商品评论情感分析研究[J]. 计算机科学, 2013, 40: 274-277.
- [7] 王丹丹, 祖颖, 朱平. AABC-SVM 模型及其在商品评论情感分类中的应用[J]. 计算机应用与软件, 2017, 34(9): 33-37.
- [8] 李斌. 基于聚类挖掘技术在电子商务网站中的应用[J]. 电脑知识与技术, 2014(5): 1147-1149.
- [9] 罗好. 聚类数据挖掘在商场中的应用及 K-means 聚类算法改进研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2005.
- [10] 郑丹, 王潜平. K-means 初始聚类中心的选择算法[J]. 计算机应用, 2012, 32(8): 2186-2188.
- [11] 邱荣太. 基于 Canopy 的 K-means 多核算法[J]. 微计算机信息, 2012, 28(9): 486-487.
- [12] 唐晨馨. 基于层次化 AP 聚类的商品评论数据标签化[D]. 江门: 五邑大学, 2017.