

基于卷积神经网络与特征融合的天气识别方法

侯晓明 邱亚峰

Weather recognition method based on convolutional neural network and feature fusion

HOU Xiaoming, QIU Yafeng

引用本文:

侯晓明, 邱亚峰. 基于卷积神经网络与特征融合的天气识别方法[J]. 应用光学, 2023, 44(2): 323–329. DOI: 10.5768/JAO202344.0202004

HOU Xiaoming, QIU Yafeng. Weather recognition method based on convolutional neural network and feature fusion[J]. Journal of Applied Optics, 2023, 44(2): 323–329. DOI: 10.5768/JAO202344.0202004

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.5768/JAO202344.0202004>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于时空双流卷积神经网络的红外行为识别

Infrared behavior recognition based on spatio-temporal two-stream convolutional neural networks

应用光学. 2018, 39(5): 743–750 <https://doi.org/10.5768/JAO201839.0506002>

基于卷积神经网络的蛋胚活性精准检测方法研究

Research on accurate detection method of egg embryo activity based on convolutional neural network

应用光学. 2021, 42(2): 268–275 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0202003>

基于小波变换与卷积神经网络的图像去噪算法

Image denoising algorithm based on wavelet transform and convolutional neural network

应用光学. 2020, 41(2): 288–295 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0202001>

基于深度神经网络的太阳能电池组件缺陷检测算法研究

Research on detection algorithm of solar cell component defects based on deep neural network

应用光学. 2020, 41(2): 327–336 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0202006>

基于全卷积神经网络的图像去雾算法

Image defogging algorithm combined with full convolution neural network

应用光学. 2019, 40(4): 596–602 <https://doi.org/10.5768/JAO201940.0402003>

基于注意力机制与图卷积神经网络的单目红外图像深度估计

Depth estimation of monocular infrared images based on attention mechanism and graph convolutional neural network

应用光学. 2021, 42(1): 49–56 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0102001>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

文章编号: 1002-2082 (2023) 02-0323-07

基于卷积神经网络与特征融合的天气识别方法

侯晓明, 邱亚峰

(南京理工大学 机械工程学院, 江苏 南京 210094)

摘 要: 在太阳能热水器及太阳能电池等太阳能发电领域, 下雨、下雪、阴天等气候因素将严重影响发电效果, 而太阳能随动系统工作也必须消耗能量, 所以迅速判断当前的天气状况, 并设计自适应的开关随动系统极其重要。当天气状况为阴雨或者雪天时, 系统应当关闭从而减少能耗。鉴于传统的天气识别方法效率低、准确度差、计算量大的问题, 在公开的天气图像基础上创建了一个具有多种类别的天气分类集, 并提供了一种基于卷积神经网络与特征融合的天气图像识别技术。通过采用传统方式获取图像的颜色、纹理、形状 3 种特征作为整个模型的底层特征, 在原本的 VGG16(visual geometry group-16) 模型基础上进行了改进, 从而提取图像的深层特征, 最后将底层特征与深层特征融合起来在 Softmax 上进行输出, 总识别率达到 94%。

关键词: 随动系统; 卷积神经网络; 特征融合; 天气识别

中图分类号: TN957.52

文献标志码: A

DOI: 10.5768/JAO202344.0202004

Weather recognition method based on convolutional neural network and feature fusion

HOU Xiaoming, QIU Yafeng

(School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: In the field of solar power generation such as solar water heaters and solar cells, the climate factors such as rain, snow and cloudy days will seriously affect the power generation effect, and the work of solar servo system must also consume the energy. Therefore, it is extremely important to quickly judge the current weather conditions and design an adaptive on-off servo system. When the weather is rainy or snowy, the system should be shut down to reduce the energy consumption. In view of the problems of low efficiency, poor accuracy and large amount of calculation of traditional weather recognition methods, a weather classification set with multiple categories on the basis of public weather images was created, and a weather image recognition technology based on convolutional neural network and feature fusion was provided. By using the traditional way to obtain the color, texture and shape of the image as the bottom features of the whole model, it was improved on the basis of the original visual geometry group-16 (VGG16) model, so as to extract the deep features of the image. Finally, the bottom features and deep features were fused and output on Softmax, and the total recognition rate is 94%.

Key words: servo system; convolutional neural network; feature fusion; weather recognition

引言

近年来, 我国社会经济发展十分迅速, 各种相应的能耗也在随之增加, 太阳能发电等新型清洁能源开始逐渐兴起^[1]。但太阳能发电的效率受到地形、云雨等自然环境的制约, 太阳能电池的制作

成本与实际发电量并未呈现一个较好的正相关关系, 只有当太阳光线与太阳能光伏板之间成直角关系时, 此时的发电量才能达到最大^[2]; 然而, 控制整个太阳能光伏板时刻保持与太阳关系呈直角关系本身也需要消耗电量, 设备长时间处于运行状

收稿日期: 2022-05-11; 修回日期: 2022-06-21

基金项目: 国防预研基金 (1171011485)

作者简介: 侯晓明 (1997—), 男, 硕士, 主要从事图像处理研究。E-mail: 1320279372@qq.com

通信作者: 邱亚峰 (1966—), 男, 博士, 副教授, 主要从事机械设计及理论、电子科学与技术研究。E-mail: njlghcn@sina.com

态,没有考虑阴雨天等因素的自身功耗问题。本文使用一种基于卷积神经网络与特征融合的天气图像识别技术,对当前场景进行拍摄,通过图像处理方法对当前天气进行实时判断,从而可控制设备的运行与停止^[3-4]。此外,J.C等人提出使用超像素掩码作为数据增强技术,创建了一个新的开源数据集,在使用通用图像在多类设置中对户外场景进行分类时,考虑不同的卷积神经网络架构用于特征提取过程,该方法可用于识别雨雪和雾,识别准确率能达到70%以上^[5]。

本文提出了一种基于卷积神经网络与特征融合^[6-7]的天气识别方法,通过TensorFlow创建模型,用于并行和分布式处理大量图片信息,提取图像的深层信息,然后与图像的底层特征颜色、纹理、形状融合^[8],用于训练Softmax分类器,从而实现对晴、阴、雨、雪4类天气的识别。

1 多类别天气分类数据集

目前公开的天气图像数据集非常有限。为了创建模型测试集,从Image2Weather^[9]和MWD(multi-class weather dataset)^[10]中选取了一些具有代表性的天气图像,并从互联网上收集了一些公开图像,创建了一个具有多种类别的天气分类集WIDS(weather image data set)^[11]。

分类集WIDS包括晴、阴、雨、雪4类图像,每类有5300张。由于包含大量重复目标和特征,会严重影响图像识别的准确度,因此需要对分类集WIDS进行初步加工处理。将分类集WIDS中的每张图片裁剪为4张大小均为128×128像素的图像,选取具有明显天气特征的图片,最终形成多类别天气分类数据集MWCDS(multi-class weather classification data set),每类图像有4000张。MWCDS数据集的样例如图1所示。

2 天气图像特征提取

本文通过提取图像的颜色、纹理、形状来作为图像的底层特征输入模型,通过卷积神经网络提取图像的深层信息,从而构建卷积神经网络与特征融合模型。

2.1 底层特征提取

2.1.1 颜色直方图

颜色直方图是图像中每个固定颜色范围列表中具有颜色像素数的表示,它通常用于灰度图像,直方图可以很直观地反应图像的明暗程度。图2

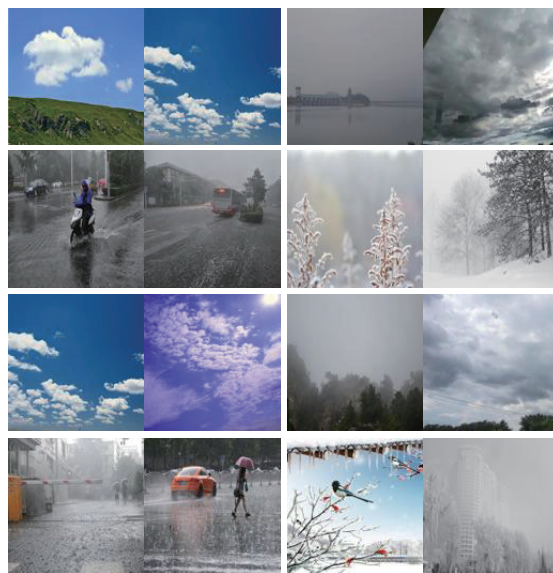


图1 MWCDS数据集样例

Fig. 1 MWCDS dataset samples

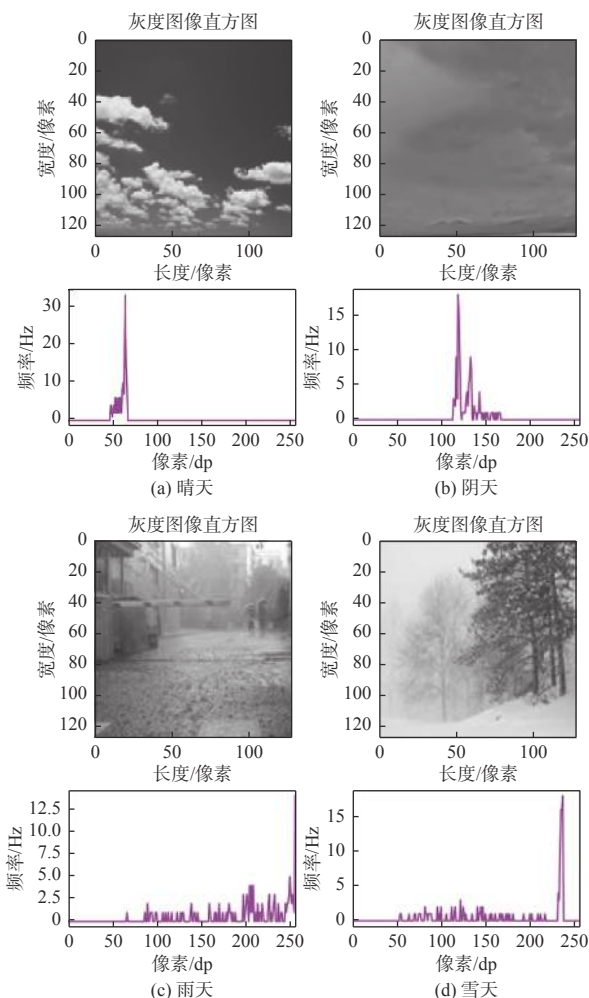


图2 不同天气状况下图像颜色直方图

Fig. 2 Image color histogram under different weather conditions

展示了随机选取的4种不同天气状况下的颜色直方图。

2.1.2 图像纹理

图像纹理可提供有关图像或图像选定区域中颜色或强度的空间排列信息。本文使用了共现矩阵的方法, 计算图像中具有特定值和偏移量的像素对出现的频率。不同天气状况下的图像纹理图如图3所示。

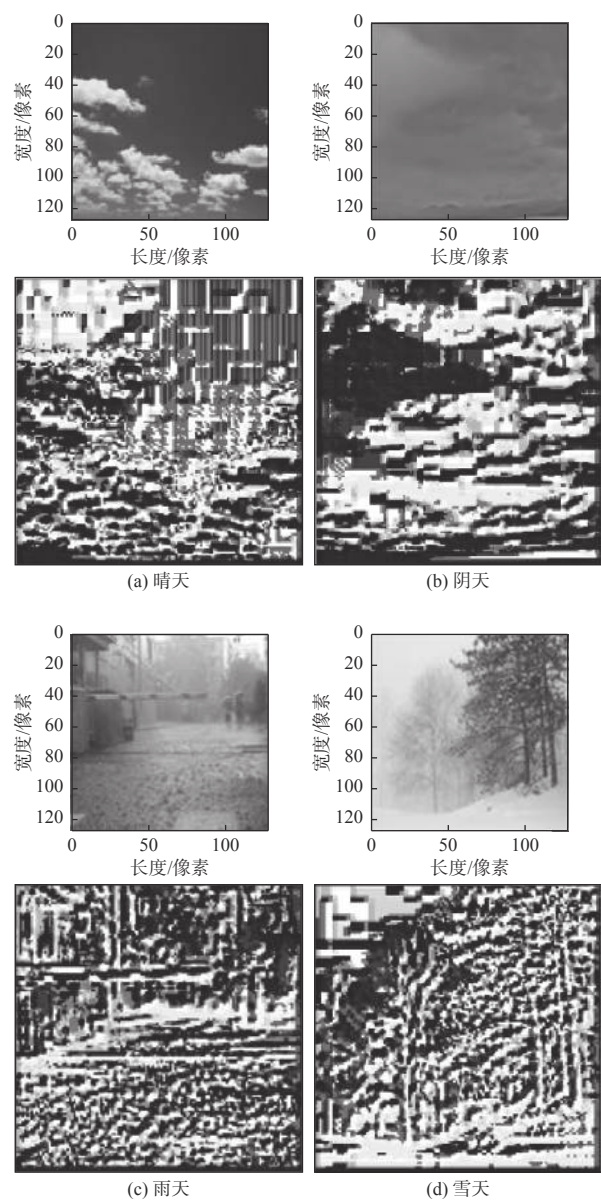


图3 不同天气状况下图像纹理图

Fig. 3 Image texture diagram under different weather conditions

2.1.3 图像形状

不同的天气状况下天气图像具有不同的属性, 其所包含的图形具有不同的形状, 本文利用轮廓检测方法中的轮廓逼近方法提取不同天气图像中

的形状特征。图4给出了不同天气状况下的图像形状特征图。

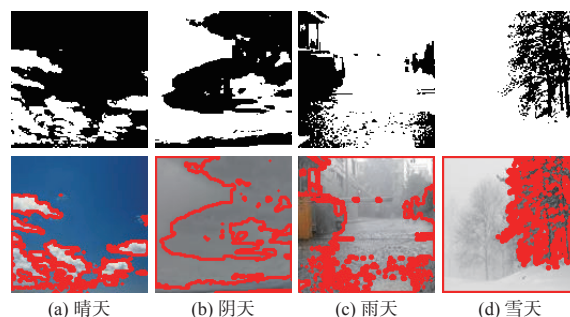


图4 不同天气状况下图像形状特征图

Fig. 4 Image shape feature diagram under different weather conditions

2.2 创建卷积神经网络模型提取深层特征

2.2.1 卷积层激活函数

卷积层激活函数可以把当前特征空间通过一定的线性映射转换到另一个空间, 让数据能够更好地被分类。相比于其他激活函数, ReLU(linear rectification function)^[12] 函数收敛速度快, 计算复杂度低, 其公式如式(1):

$$f(x) = \max(1, x) \quad (1)$$

ReLU 函数的神经元输出为

$$\max(0, w^T x + b) \quad (2)$$

2.2.2 损失函数

在优化和决策理论中, 损失函数是将一个或多个变量映射到一个实数上的函数, 该实数直观地表示与相关联的一些“成本”事件, 其公式^[13]为

$$J(\theta) = -\frac{1}{m} \left[\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^k 1\{y^{(i)} = j\} \lg \frac{\exp(\theta_j^T x^{(i)})}{\sum_{l=1}^k \exp(\theta_l^T x^{(i)})} \right] + \frac{\lambda}{2} \sum_{i=1}^k \sum_{j=0}^n \theta_{ij}^2 \quad (3)$$

为了使用最优算法, 对 $J(\theta)$ 求导, 梯度如式(4):

$$\nabla_{\theta_j} J(\theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [x^{(i)}(1\{y^{(i)} = j\} - p(y^{(i)} = j|x^{(i)}; \theta))] + \lambda \theta_j \quad (4)$$

从而, Softmax 回归模型^[14]可以通过最小化 $J(\theta)$ 实现。

2.2.3 优化器

为了对模型进行进一步优化, 使用了 Adam^[15] 优化器, 该优化器是对 AdaGrad(adaptive gradient descent) 和 RMSProp(root mean square propagation)^[16-17] 的更新。在 Adam 优化算法中, 使用梯度和梯度二

阶矩运行的平均值。给定参数 $w^{(t)}$ 和损失函数 $L^{(t)}$, t 表示当前训练迭代索引。相关公式如下。

目标函数 $J(\theta)$ 对 θ 求导得梯度 g_t :

$$g_t = \nabla_{\theta} J(\theta_{t-1}) \quad (5)$$

式中: θ 为网络的参数, 表示权重; $J(\theta)$ 为待优化的目标函数。

梯度 g_t 前二阶矩估计 $m_w^{(t+1)}$ 和 $v_w^{(t+1)}$ 的公式为

$$m_w^{(t+1)} = \beta_1 m_w^t + (1 - \beta_1) \nabla_w L^{(t)} \quad (6)$$

$$v_w^{(t+1)} = \beta_2 v_w^t + (1 - \beta_2) (\nabla_w L^{(t)})^2 \quad (7)$$

式中: β_1 和 β_2 分别是一阶矩和二阶矩衰减系数。

当训练迭代次数为0时, 需要对一阶和二阶矩估计进行偏差修正, 如式(8)和式(9)所示:

$$\widehat{m}_w = \frac{m_w^{(t+1)}}{1 - \beta_1} \quad (8)$$

$$\widehat{v}_w = \frac{v_w^{(t+1)}}{1 - \beta_2} \quad (9)$$

更新步长 $w^{(t+1)}$ 如式(10)所示:

$$w^{(t+1)} = w^{(t)} - \eta \frac{\widehat{m}_w}{\sqrt{\widehat{v}_w} + \varepsilon} \quad (10)$$

式中: ε 为常数, Kingma 等人^[15]通过实验确定当 $\varepsilon = 10^{-8}$ 时效果最好; η 表示学习率, 可根据具体情况调整, 本文将其设置为0.000 2。

2.2.4 CNN 模型建立

基于上述选定的模型卷积层激活函数、损失函数以及优化器, 在 Russakovsky 构建的 VGG16 模型^[18]基础上进行改进, 去掉原本的全连接层, 添加2个本文设计的全连接层 FCL1 和 FCL2, 设置 FCL1 和 FCL2 输出神经元个数分别为 4 096、2 048。整个 CNN(convolutional neural network) 网络模型如图 5 所示。

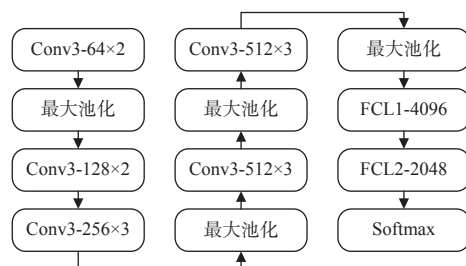


图 5 CNN 模型图

Fig. 5 Diagram of CNN model

改进的 VGG16 模型 VGG16-IM(visual geometry group-16-improvement) 的 2 个全连接层 FCL1 和 FCL2 的训练参数个数分别为 25 690 112 和 12 845 056, 在 Russakovsky 构建的 VGG16 模型中, 原本 3 个全

连接层训练量分别为 102 760 448、16 777 216 和 4 096 000。通过对比可以看出, 改进后的 VGG16-IM 模型大大减少了训练量, 训练效率可明显提高。

3 天气图像特征融合

3.1 特征融合方法

刘渭滨等人^[19]提出了一种级联融合方法, 可以将自己手动提取的图像特征与深度学习提取的深层特征进行特征融合, 达到很好的识别效果, 如式(11)所示:

$$F = [F_C, F_T, F_S, F_{FCL1}, F_{FCL2}] \quad (11)$$

式中: F_C 表示颜色特征; F_T 表示纹理特征; F_S 表示形状特征; F_{FCL1} 表示从 VGG16-IM 全连接层中提取的 FCL1 特征; F_{FCL2} 表示从 VGG16-IM 全连接层中提取的 FCL2 特征。

3.2 天气图像特征融合

底层特征是手动提取的颜色、纹理、形状特征, 每个特征是 256 维, 共有 768 维。深层特征是通过改进的 VGG16-IM 模型提取到的 FCL1 和 FCL2, 共有 6 114 维。将这 5 种提取到的特征进行融合, 共形成 6 912 维天气图像特征。

本文提出的基于卷积神经网络与特征融合的天气识别方法中的特征融合模块是在 TensorFlow 中实现的, 通过其内置函数对颜色、纹理、形状、FCL1 和 FCL2 特征进行级联融合。

4 CNN 与特征融合模型

经过以上分析, 本文设计的基于卷积神经网络与特征融合的天气识别方法模型如图 6 所示。

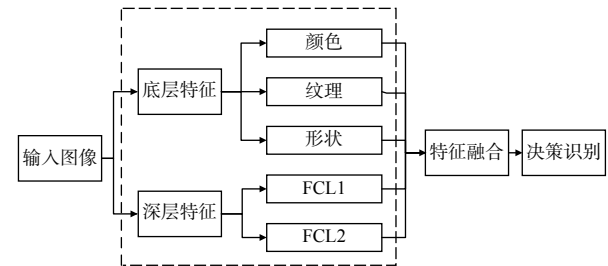


图 6 天气识别方法模型图

Fig. 6 Model diagram of weather recognition method

5 实验结果分析

5.1 实验环境

实验硬件、软件环境如表 1 所示。

表 1 实验硬件与软件环境

Table 1 Experimental hardware and software environment

硬件/软件	型号
处理器	AMD Ryzen 7 5800H
内存	2×16 GB DDR4
显卡	NVIDIA GeForce RTX 3060
硬盘	1T SSD PCIe NVMe TLC
操作系统	Windows
框架	TensorFlow
CUDA	CUDA 11.1
Anaconda	Anaconda3-5.2.0(python3.6)

5.2 评价指标与结果

在上述实验环境下, 每类天气图像样本容量为 4000 张, 对其中的 80% 进行训练, 20% 进行测试, 初始设置训练迭代次数为 20, 识别准确率 R_{acc} 计算公式如式 (12) 所示:

$$R_{acc} = \frac{N}{N_a} \times 100\% \quad (12)$$

式中: N 为识别正确的图像数量; N_a 为识别图像的总数量^[20]。每类天气图像测试结果如表 2 所示。

表 2 测试集实验结果

Table 2 Experimental results of test set

天气(样本数)	识别结果				正确率/%
	晴天	阴天	雨天	雪天	
晴天(800)	745	34	0	21	93.1
阴天(800)	26	753	12	9	94.1
雨天(800)	18	12	770	0	96.3
雪天(800)	34	18	7	741	92.6

从表 2 可以看出, 基于卷积神经网络与特征融合的天气识别方法总体识别准确率可以达到 94% 以上。

为了验证训练集样本数量以及训练迭代次数对实验结果的影响, 通过更改样本的数量以及训练迭代次数进行了对比实验, 实验结果如图 7、图 8 所示。可以看出, 实验结果的准确度整体上随着训练迭代次数的增加而逐渐增大, 在迭代次数达到 20 次时增长较为缓慢。损失与准确度呈相反的趋势, 在训练迭代次数达到 20 次之前, 损失降低幅度较为明显, 当迭代次数达到 20 次以后下降趋势缓慢。本文选择 20 次作为实验的训练迭代次数, 既能满足实验结果尽可能的准确, 又在很大程度上节省了运算时间与内存消耗, 提高了识别效率。

从图 9 中可以看出, 增大样本数量可以提高模

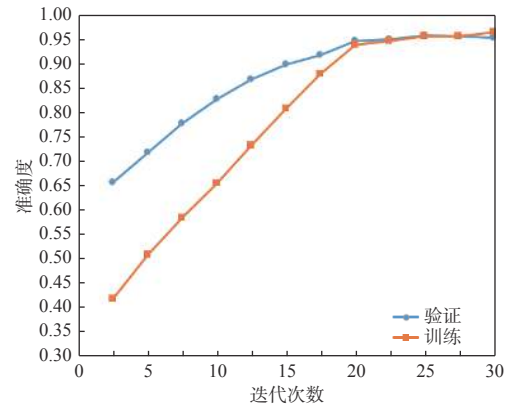


图 7 训练迭代次数与准确度之间关系

Fig. 7 Relationship between training iteration times and accuracy

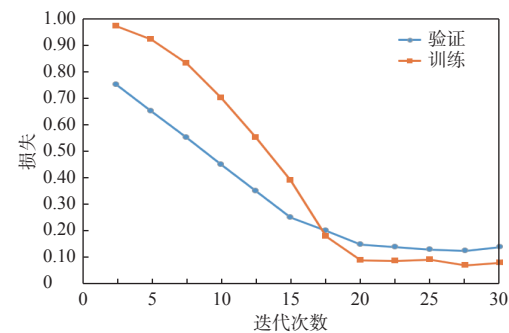


图 8 训练迭代次数与损失之间关系

Fig. 8 Relationship between training iteration times and loss

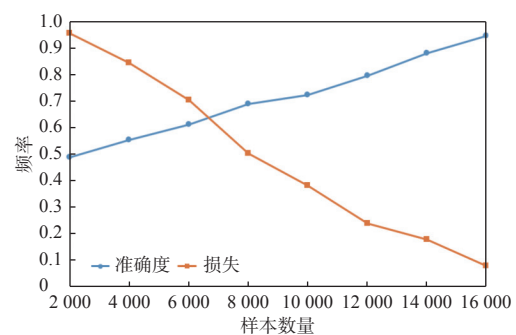


图 9 样本数量与准确度、损失关系

Fig. 9 Relationship between sample quantity, accuracy and loss

型的识别准确度, 降低模型的损失, 但是过大的样本数量会增大机器运行负荷, 降低模型的识别效率, 因此, 样本数量应适宜即可。

5.3 实例实验

为了验证模型在实际应用场景中识别的准确性, 从现场采集了晴天、阴天、雨天以及雪天图像各 20 张, 经过加工处理后组成验证集进行实验, 部分验证集图像如图 10 所示。

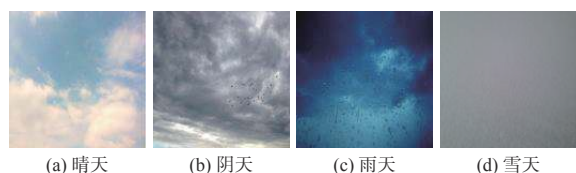


图 10 部分验证集图像

Fig. 10 Images of partial validation set

将验证集图像输入识别模型得到实验结果如表 3 所示。

表 3 验证集实验结果

Table 3 Experimental results of validation set

天气(样本数)	识别结果				正确率/%
	晴天	阴天	雨天	雪天	
晴天(20)	19	1	0	0	95.0
阴天(20)	0	20	0	0	100.0
雨天(20)	0	1	19	0	95.0
雪天(20)	0	0	0	20	100.0

从实验结果可以看出, 本文构建的识别模型在实际应用场景中识别准确率达到 95% 以上, 满足太阳能随动系统的控制精度要求, 对于降低太阳能自发电系统自身能耗方面具有一定的意义。

6 结论

本文提出的基于卷积神经网络与特征融合的天气识别方法, 构建了一个多类别天气分类数据集, 利用传统的识别方法提取图像的颜色、纹理、形状作为底层特征, 在 VGG16 模型的基础上进行改进, 添加了 2 个全连接层, 使用 ReLU 函数作为池化层的激活函数, 与底层特征进行特征融合, 在 Softmax 函数上进行结果输出, 最后使用 Adam 算法对结果进行优化。通过实验得出, 对于绝大多数天气图像识别问题, VGG16-IM 模型的识别准确度可达到 94% 以上, 并且通过增加训练迭代次数以及增加样本容量可以进一步提高模型的识别准确度。

参考文献:

[1] 路绍琰, 吴丹, 马来波, 等. 中国太阳能利用技术发展概况及趋势[J]. 科技导报, 2021, 39(19): 66-73.
LU Shaoyan, WU Dan, MA Laibo, et al. Development situation and trend of solar energy utilization technology in China[J]. Science & Technology Review, 2021, 39(19): 66-73.

[2] 韩晨, 李明杰. 热力型向日葵太阳能随动系统设计[J]. 科技与创新, 2021(18): 63-64.
HAN Chen, LI Mingjie. Design of thermal sunflower solar servo system[J]. Science and technology innovation, 2021(18): 63-64.
[3] 蔡荣山, 杨勇, 张虹, 等. 太阳能电池自动实时逐日系统设计[J]. 可再生能源, 2016, 34(6): 797-802.
CAI Rongshan, YANG Yong, ZHANG Hong, et al. Design of solar cell automatic real-time day-to-day system[J]. Renewable Energy Resources, 2016, 34(6): 797-802.
[4] 罗毅欣. 智能逐日控制系统设计与实现[D]. 沈阳: 东北大学, 2011.
LUO Yixin. Design and implementation of intelligent day-to-day control system[D]. Shenyang: Northeastern University, 2011.
[5] VILLARREAL GUERRA J C, KHANAM Z, EHSAN S, et al. Weather classification: a new multi-class dataset, data augmentation approach and comprehensive evaluations of convolutional neural networks [C]// 2018 NASA/ESA Conference on Adaptive Hardware and Systems (AHS). USA: IEEE, 2018.
[6] 杨文佳, 朱海龙, 刘靖宇. 基于卷积神经网络的天气现象识别方法研究[J]. 智能计算机与应用, 2019, 9(6): 214-216.
YANG Wenjia, ZHU Hailong, LIU Jingyu. Research on weather phenomenon recognition method based on convolutional neural network[J]. Intelligent Computer and Applications, 2019, 9(6): 214-216.
[7] 王辉. 基于特征融合的视频单样本人脸识别技术研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2017.
WANG Hui. Research on video single sample face recognition technology based on feature fusion[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2017.
[8] 蔡伟, 徐佩伟, 杨志勇, 等. 复杂背景下红外图像弱小目标检测[J]. 应用光学, 2021, 42(4): 643-650.
CAI Wei, XU Peiwei, YANG Zhiyong, et al. Dim and small target detection in infrared image under complex background[J]. Journal of Applied Optics, 2021, 42(4): 643-650.
[9] CHU W T, ZHENG X Y, DING D S. Camera as weather sensor: estimating weather information from single images[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2017, 46(4): 233-249.
[10] LIN D, LU C W, HUANG H, et al. RSCM: region selec-

- tion and concurrency model for multi-class weather recognition[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(9): 4154-4167.
- [11] 左杰格, 柳晓鸣, 蔡兵. 基于图像分块与特征融合的户外图像天气识别[J]. *计算机科学*, 2022, 49(3): 197-203.
ZUO Jiege, LIU Xiaoming, CAI Bing. Outdoor weather image recognition based on image segmentation and feature fusion[J]. *Computer Science*, 2022, 49(3): 197-203.
- [12] HAHNLOSER R, SARPESHKAR R, MAHOWALD M, et al. Digital selection and analogue amplification coexist in a cortex-inspired silicon circuit[J]. *Nature*, 2000, 405(6789): 947-951.
- [13] 周志华. 机器学习[J]. 中国民商, 2016, 25(3): 93-106.
ZHOU Zhihua. Machine learning[J]. *China Non-Governmental*, 2016, 25(3): 93-106.
- [14] 徐嘉杰, 卢兆军, 袁飞, 等. 基于深度神经网络和SoftMax分类器的台区负荷分类识别方法[J]. *电气自动化*, 2021, 43(6): 102-104.
XU Jiajie, LU Zhaojun, YUAN Fei, et al. Classification and recognition method of station area load based on deep neural network and SoftMax classifier[J]. *Electrical Automation*, 2021, 43(6): 102-104.
- [15] KINGMA D P, BA J L. Adam: a method for stochastic optimization[C]// International Conference on Learning Representations, 2015(ICLR 2015). [S. l.]: Arxiv, 2015: 1-25.
- [16] 陇盛, 陶蔚, 张泽东, 等. 基于AdaGrad的自适应NAG方法及其最优个体收敛性[J]. *软件学报*, 2022, 33(4): 1231-1243.
LONG Sheng, TAO Wei, ZHANG Zedong, et al. Adaptive NAG method based on AdaGrad and its optimal individual convergence[J]. *Journal of Software*, 2022, 33(4): 1231-1243.
- [17] 叶美彤. 非凸随机设定下两类RMSProp算法的收敛性[D]. 长春: 东北师范大学, 2021.
YE Meitong. Convergence of two kinds of RMSProp algorithms under nonconvex random setting[D]. Changchun: Northeast Normal University, 2021.
- [18] RUSSAKOVSKY O, DENG J, SU H, et al. Imagenet large scale visual recognition challenge[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2015, 115(3): 211-252.
- [19] 刘渭滨, 邹智元, 邢薇薇. 模式分类中的特征融合方法[J]. 北京邮电大学学报, 2017, 40(4): 1-8.
LIU Weibin, ZOU Zhiyuan, XING Weiwei. Feature fusion method in pattern classification[J]. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 2017, 40(4): 1-8.
- [20] 李鹏程, 吕昌峰, 于向茹, 等. 基于分区域特征提取的单张图像天气识别[J]. 济南大学学报(自然科学版), 2020, 34(4): 321-327.
LI Pengcheng, LYU Changfeng, YU Xiangru, et al. Weather recognition of single image based on sub region feature extraction[J]. *Journal of the University of Jinan(Natural Science Edition)*, 2020, 34(4): 321-327.