

文章编号: 2095-2163(2019)06-0214-03

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

基于卷积神经网络的天气现象识别方法研究

杨文佳, 朱海龙, 刘靖宇

(哈尔滨师范大学 计算机科学与信息工程学院, 哈尔滨 150025)

摘要:为实现基于图片的天气现象识别,本文提出一种基于卷积神经网络的天气现象识别技术。深度学习在图片分类方面表现出了巨大的优势,本文采用最新的卷积神经网络模型 DenseNet,自动提取图像中每种天气现象的特征,通过对同一地点拍摄的晴、阴、雨、雪4种天气进行训练、测试,得到最终的识别结果。实验结果表明,该方法对图片中天气的识别达到了预期的效果,并且相较于传统的方法减少了实验步骤,缩短了时间。

关键词:天气现象识别;深度学习;图片分类;卷积神经网络

Research of weather phenomena recognition method based on CNN

YANG Wenjia, ZHU Hailong, LIU Jingyu

(School of Computer Science and Information Engineering, Harbin Normal University, Harbin 150025, China)

【Abstract】 In order to realize the recognition of weather phenomenon based on pictures, this paper proposes a weather phenomenon recognition technology based on convolutional neural network. Deep learning has shown great advantages in image classification. This paper uses the latest convolutional neural network model densenet to automatically extract the characteristics of each weather phenomenon in the image, by the training and testing the weather in the same place, such as sunny, overcast, rain and snow, the final recognition result is obtained. The experimental results show that the method achieves the expected effect on the weather recognition in the picture, and reduces the experimental steps and shortens the time compared with the traditional method.

【Key words】 weather phenomenon recognition; deep learning; picture classification; convolutional neural network

0 引言

在现代道路交通中,恶劣的天气条件会对城市交通产生很大的影响。雾、雪和其它极端天气条件可能导致交通拥堵、驾驶员视野的模糊以及道路的湿滑会造成严重的交通事故。通过对天气和环境的实时检测,结合交通信息,可以有效减少恶劣天气对道路交通造成的影响,提高恶劣天气下的出行效率。因此,实现天气状况的实时预测在很多方面具有重要意义。

传统的天气现象检测方法中,主要是通过气象卫星检测结果,结合地面观测站建立的大气模型实现天气预测^[1-2]。该方法可以实现大范围的天气趋势预报,对小区域的实时天气预报准确度较低。通过布置大量的传感器,可以提高预测的精度,但传感器部署和维护的成本较高,实现难度大。视觉图像采集具有成本低、效率高等优点,如果将城市中大量部署的交通摄像头和网络摄像头结合起来,通过机器学习的方法,对摄像头采集到的户外图像进行处理,识别范围将会更加广泛。文献[3]通过图片中

HIS空间直方图等特征,判断辅助驾驶系统拍摄的图像是晴天还是雨天;文献[4]分析了天气现象对图像的影响,提取图像功率谱斜率、对比度、噪声等特征进行训练,建立决策树,并在非叶子节点构造SVM分类器,实现了对室外图像中的天气现象识别。但这些方法只能识别特定场景下拍摄的图片,而且训练过程复杂,无法满足越来越高的要求。

随着卷积神经网络^[5-7]的发展,其在图片分类方面的优势更加明显。因此,本文将卷积神经网络应用到基于图片的天气分类中。该方法借助卷积神经网络不用手工提取图像特征的优点,对拍摄于同一地点、不同时刻的4种天气图片进行训练、测试,取得了较好的结果。

1 DenseNet 模型

图片的移动、规模大小和变形对于CNNs的分类识别没有影响。在自然图像识别任务,特别是复杂的现实环境中的图像识别中,CNNs都有出色的表现。CNN的实现过程如图1所示。

基金项目:黑龙江省自然科学基金项目(F2018023)。

作者简介:杨文佳(1996-),女,硕士研究生,主要研究方向:人工智能、图像处理。

收稿日期:2019-09-15

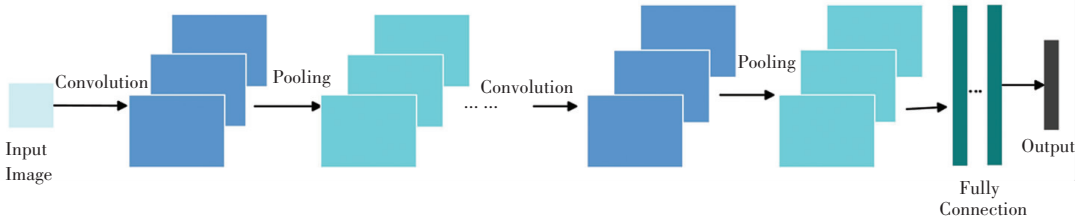


图 1 CNN 训练过程

Fig. 1 CNN training process

DenseNet^[8-9] 是 2017 年 CVPR 会议上提出的一种新的卷积神经网络模型,具有密集连接的网络结构。在该网络中,任何两层之间都有直接连接,网络每一层的输入是之前所有层输出的并集,该层所学习的特征图也会作为之后所有层的输入。DenseNet 的模型结构^[10]如图 2 所示。

模型,将数据集中的训练集进行训练获得模型,利用模型获得单张图片的识别结果。

2 实验

由于缺乏大规模的天气数据集,本文使用互联网上获得的小规模图片,这些图片拍摄于同一地点的不同时间段,可以分为 4 个类别:晴天、阴天、降雨和降雪,所有图片的分辨率均为 224×224。因为数据集较少,本文将数据集中 60% 的图片作为训练集,全部图片作为验证集,经过多次迭代获得训练模型。4 种样本天气图像如图 3(a)~图 3(d) 所示。

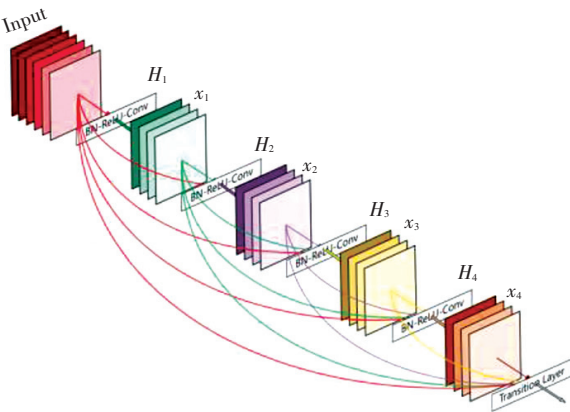


图 2 DenseNet 模型结构图

Fig. 2 DenseNet model structure diagram

设第 L 层的变换函数为 H_L , 输出为 Y_L , 可以用下式表示 DenseNet 每一层的变换:

$$Y_L = H_L([Y_0, Y_1, \dots, Y_{L-1}]) \quad (1)$$

DenseNet 与其它网络最主要的不同是:

(1) 网络中的每一层都直接与前面层相连,实现特征的重复利用。

(2) 网络的每一层都设计的特别“窄”,每层都只学习非常少的特征图,从而达到降低冗余性的目的。其中网络密集连接是基于网络设计“窄”的前提,否则在训练过程中会出现欠拟合的现象。

与此同时,DenseNet 还有如下优点:

(1) 省参数。在 ImageNet 数据集^[11-12]上实验达到相同的识别率,DenseNet 的参数量是 ResNet^[13]的一半。模型越小可以明显的减小带宽,大大减少支出。

(2) 省计算。相较于其它神经网络模型,DenseNet 的计算量只有其它神经网络模型的一半。

鉴于 DenseNet 的各种优势,本文选其作为训练

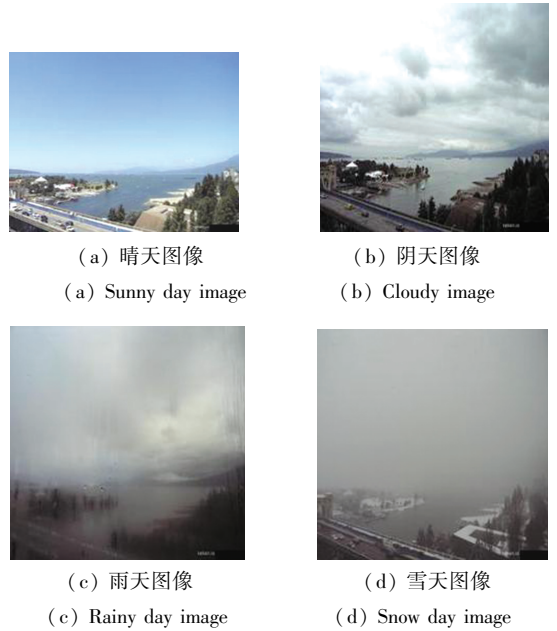


图 3 样本图像数据

Fig. 3 Sample image data

为了保证实验的准确性,本文提出的算法是基于 tensorflow 后端的 keras 深度学习库的开源代码。在 Anaconda 平台下使用 python3.6 进行编程。实验中用到的 DenseNet 模型共 709 层,在该结构中使用全局池化层(GAP)来替代全连接层,学习率设为 0.001,使用权值衰减防止过拟合,权值衰减设定为 0.0001。

在代码中调用了绘图模块,训练结果的准确率

和损失会以曲线图的形式表现出来,如图4和图5所示(红色为训练结果,蓝色为验证结果)。在该实验中共训练迭代20次,在第十次迭代之后,准确率逐渐增长缓慢,趋于稳定。

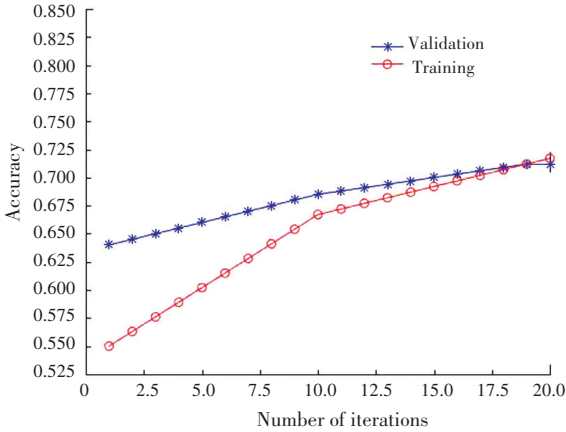


图4 训练和验证准确率

Fig. 4 Training and verification accuracy

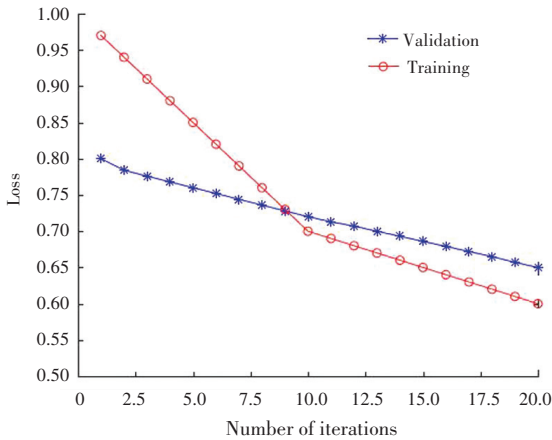


图5 训练和验证损失值

Fig. 5 Training and verification loss values

通过测试实验,可以获得数据集中每张图片的天气识别结果。该方法对晴天和阴天的识别率高于雨天和雪天。通过图片分析发现,雨雪天错误率较高的主要原因是图片的数量较少,降雨过程中形成的水雾影响了图片的质量。

3 结束语

本文提出了一种基于卷积神经网络的天气现象识别方法,相较于传统的机器学习识别方法,该方法省去了手动提取图像中各类天气特征的步骤,大大节省了识别时间。由实验结果可知,该方法在对图

像中的天气现象进行识别时取得了不错的结果,为接下来的研究打下了基础。由于本文使用的是小样本,而卷积神经网络在大量样本时才能获得更加准确的识别率。在接下来的工作中,可在以下几个方面作出改进:

(1) 扩充数据集的大小,可以在固定位置设置摄像头,固定间隔时间拍摄图片,对每张图片中的天气现象进行手工标记。

(2) 利用多种神经网络进行天气识别,将获得的多个结果进行融合,以期得到更准确的结果。

参考文献

- [1] NARASIMHAN S G, NAYAR S K. Contrast restoration of weather degraded images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(6):0-724.
- [2] NARASIMHAN S G, NAYAR S K. Vision and the Atmosphere [J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 48(3):233-254.
- [3] ROSER M, MOOSMANN F. Classification of weather situations on single color images [C]// 2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. IEEE, 2008.
- [4] 李骞, 范茵, 张璟, 等. 基于室外图像的天气现象识别方法[J]. 计算机应用, 2011, 31(6):1624-1627.
- [5] 常亮, 邓小明, 周明全, 等. 图像理解中的卷积神经网络[J]. 自动化学报, 2016, 42(9).
- [6] RAZAVIAN A S, AZIZPOUR H, SULLIVAN J, et al. CNN Features off-the-shelf: an Astounding Baseline for Recognition [J]. 2014.
- [7] SHIN H C, ROTH H R, GAO M, et al. Deep Convolutional Neural Networks for Computer - Aided Detection: CNN Architectures, Dataset Characteristics and Transfer Learning [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2016:1-1.
- [8] HUANG G, LIU Z, MAATEN L V D, et al. Densely Connected Convolutional Networks [C]// CVPR. IEEE Computer Society, 2017.
- [9] HUANG G, LIU S, LAURENS V D M, et al. CondenseNet: An Efficient DenseNet using Learned Group Convolutions [J]. 2017.
- [10] IANDOLA F, MOSKEWICZ M, KARAYEV S, et al. DenseNet: Implementing Efficient ConvNet Descriptor Pyramids [J]. Eprint Arxiv, 2014.
- [11] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks [C]// NIPS. Curran Associates Inc. 2012.
- [12] 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.
- [13] SZEGEDY C, IOFFE S, VANHOUCKE V, et al. Inception-v4, Inception-ResNet and the Impact of Residual Connections on Learning [J]. 2016.