

Research on Airport Warning Methods of Heavy Fog Based on Deep Learning

Wei Li^{1,2}, Min Wei², Zhongli Guo³

¹Sichuan Airlines Technics, Chengdu Sichuan

²Department of Computer Science, Chengdu University of Information Technology, Chengdu Sichuan

³Southwest Regional Air Traffic Management Bureau CAAC, Chengdu Sichuan

Email: 3315585102@qq.com

Received: Jul. 2nd, 2020; accepted: Jul. 16th, 2020; published: Jul. 24th, 2020

Abstract

Heavy fog is an important weather phenomenon affecting visibility. It is closely related to the takeoff and landing of civil aviation flights. It plays an important role in reducing air accidents for accurate forecasting of fog weather. Deep learning has made great achievements in image classification and recognition. It is the research on monitoring and prediction of heavy fog, making full use of the feature to improve the accuracy of classification and prediction.

Keywords

Heavy Fog, Monitoring and Forecasting, Deep Learning

基于深度学习的机场大雾天气预警方法研究现状

李伟^{1,2}, 魏敏², 郭忠立³

¹四川航空股份有限公司工程技术分公司, 四川 成都

²成都信息工程大学计算机学院, 四川 成都

³民航西南地区空中交通管理局, 四川 成都

Email: 3315585102@qq.com

收稿日期: 2020年7月2日; 录用日期: 2020年7月16日; 发布日期: 2020年7月24日

摘要

雾是影响能见度的一种重要天气现象, 尤其是与民航航班的起降息息相关, 机场大雾天气的准确预报对

文章引用: 李伟, 魏敏, 郭忠立. 基于深度学习的机场大雾天气预警方法研究现状[J]. 计算机科学与应用, 2020, 10(7): 1367-1372. DOI: 10.12677/csa.2020.107141

民航业的生产具有极其重要的作用。大雾天气预报的必要性和准确性是降低意外事故的一个重要因素。深度学习技术在图像分类识别的各种任务中起着重要作用，充分利用深度神经网路模型的特征表达能力来提高分类和预测的精度，是大雾天气监测预报方面的一大突破。

关键词

机场大雾，监测预警，深度学习

Copyright © 2020 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

大雾是一种秋冬季节常见的灾害性天气现象，对国民经济、航空飞行、公路交通和军事活动有严重影响[1] [2] [3] [4] [5]。随着民航运输业的快速发展，双流国际机场航班流量越来越大，遇到恶劣天气时的航班延误现象也日益突出，尤其是冬季，大雾天气严重影响飞行安全和航班的正常起降。如发生在2016年12月份的双流机场持续五天四夜大雾天气，对航班影响最广，波及面最大，滞留旅客最多，也因此造成了不好的社会影响。因此，对机场进行大雾生、消演变的监测和预警，对防止和减少因雾造成的事故和损失具有重要的意义。所以能否准确地对大雾天气进行预报，及时提醒相关部门提前发布雾的预警信息，尽量做好大雾天气前的防范工作，成为有效预防交通事故发生的重要一环。

目前大雾天气的预报一般靠人工资料分析、人工监测和持续跟踪来预报大雾及其发展趋势。不同地区的大雾特点和形成机理不同，且不同于雷雨大风等强天气现象，出现大雾时的天气要素不明显，预报员需要分析多种观测资料来判断是否会起雾，这对预报员形成较大的预报压力，长期以来大雾天气预报一直是气象预报预测工作的难点。传统的统计预报方法由于气象因子的挑选过程繁杂，且手工设计的特征比较单一，使得模型在复杂的背景下不具有很好的泛化能力，进而影响了大雾预报的准确性。随着深度学习技术快速发展，深度神经网络模型的强大的特征表达能力使得数据中的相关特征能够被自动提取与学习，模型的学习性能被大大增加，使得其分类和预测效果也有了明显的提高。通过深度学习历史数据中的大雾形成的原因，对大雾天气进行预报是目前研究的方向[6] [7] [8]。

2. 深度学习技术研究现状

深度学习的概念源于人工神经网络的研究。深度学习是一种特征学习方法，把原始数据通过一些简单的但是非线性的模型转变成为更高层次的，更加抽象的表达。通过组合低层特征形成更加抽象的高层表示(属性类别或特征)，以发现数据的分布式特征表示[9]。深度学习在学习样本数据的内在规律和表示层次过程中，同时对获得的文字、图像和声音数据具有分析学习能力和解释能力，使得其在图像识别、语音识别、自然语言理解、天气预测、基因表达、内容推荐等方面取得了显著的成果[10]-[17]。现今，深度学习发现或学习描述数据内在规律或模式的信息特征，在图像分析的各种任务中起着至关重要的作用。

2.1. 卷积神经网络[18] (CNN)

卷积神经网络是一种多层神经网络，通过一系列方法，成功将数据量庞大的图像识别问题不断降维，最终使其能够被训练。其优秀的性能和泛化能力使得卷积神经网络被广泛应用在人脸识别，辅助驾驶，

动作捕捉、预报监测等[19] [20] [21]工作中。典型的卷积神经网络有：

2.1.1. LeNet [22]

LeNet 是第一个被广泛认识的卷积神经网络，LeNet 的实现确立了 CNN 的结构，其使用的卷积层、pooling 层、全连接层等结构在现代卷积神经网络中都能看到。但由于当时缺乏大规模的训练数据，且计算机硬件的性能较低，因此 LeNet 神经网络在处理复杂问题时效果并不理想。LeNet 主要用来进行手写字符的识别与分类，其识别精度已经能满足当时的个人和商用支票的识别[23] [24] [25]。

2.1.2. AlexNet [26]

在 LeNet 的基础上，AlexNet 加深了网络的结构，可以学习更丰富更高维的图像特征。与 LeNet 相比，AlexNet 在网络结构上使用了新的激活函数 Rectified Linear Unit (ReLU)，使用层叠的卷积层，即卷积层 + 卷积层 + 池化层来提取图像的特征，使用数据增强 Data Augmentation 抑制过拟合，并使用 GPU 加速网络的训练。自 2012 年 AlexNet 诞生之后，使得 CNN 成为图像识别分类的核心算法模型，带来了深度学习的大爆发[27]。

2.1.3. GoogLeNet [28] [29] [30]

GoogLeNet 是谷歌团队在 2014 年的 ImageNet 图像识别竞赛上研究出来的深度网络结构，其提出了 Inception 网络结构，就是构造一种“基础神经元”结构，来搭建一个稀疏性、高计算性能的网络结构。GoogLeNet 是在 AlexNet 后人工神经网络方面研究的一个里程碑，通过新的结构设计，不仅增加了网络的深度，还使用了对应的方法来降低梯度消失/爆炸造成的影响，使得网络能够完成训练[31]。

2.1.4. ResNet [32]/DenseNet [33]

ResNet 由 He Kaiming 等人在 2015 年提出，是在参考 VGG19 网络的基础上，通过短路机制加入了残差单元，有效缓解了梯度消失的影响，使得网络模型层数可以大大增加，这对整个深度学习领域产生了重大影响。Huang 等人提出一种新的网络模型 DenseNet，其利用稠密连接，将所有层直接连接在一起，每层的输入由所有之前层的特征映射组成，并将输出传输给后续层。这些特征映射通过深度级联聚合，加强了特征传递，减轻梯度消失的问题。

2.1.5. 循环神经网络(RNN)

循环神经网络[34] [35] (Recurrent Neural Network, RNN)是一类具有短期记忆能力的神经网络，该网络可以进行线性递归的神经网络，主要用来处理序列数据。在传统的神经网络模型中，是从输入层到隐含层再到输出层，层与层之间是全连接的，每层之间的节点是无连接的；RNN 网络中每个序列当前的输出与前面的输出密切相关。具体的表现形式为网络会对前面的信息进行记忆并应用于当前输出的计算中，即隐藏层之间的节点是有连接的。长短期记忆网络(LSTM)是一个典型的 RNN 时间递归网络，通常用于预测时间序列延续性相对较长的事件。苗开超等人基于 LSTM 网络构建了一个大雾临近预报模型，用于安徽省 81 个国家站的气象数据进行大雾逐小时预报实验，并证明结果明显优于 CNN 及传统机器学习算法[36]。

3. 机场大雾天气的监测预报研究现状

随着民航运输业的持续快速发展，航班量日益增多，而秋冬季的大雾天气日渐成为影响飞机航班正常的主要因素，因此对机场大雾天气的监测预报具有非常大的应用价值。

3.1. 大雾天气传统监测预报方法

近年来，大量国内外专家参与到该课题的研究，整体来看常用的研究方法有：1) 动力预报。该预报

通过各项要素与回归相结合,采用事件概率回归方法预报雾的消散,从而对雾的预报实现定量化[37] [38]。

2) 统计预报。利用机器学习对大雾监测数据进行归纳并建立预测模型,从而提高大雾天气预报的精度。Mark R 等人利用 PBL 模型在选定的有雾和无雾的区域夜空建立预测模型,并将其输出与大雾气象学相组合,生成决策树来提高该地区的浓雾预报精度[39]。在航空预报及临近预报领域,Wantuch F 等人利用决策树建立同一时间序列里历史资料中与预报对象实际气象参量的统计关系,即完全预报法模型,预报结果非常好[40]。在我国,陈荣泉等人选取 11 个与雾天气事件相关的气象要素,通过主成分分析方法得到新的公共因子,然后构建 Logistics 回归预报模型,其对有雾和无雾的判别效果较为理想[41]。陈健等人基于 PP 法统计 ECMWF 模式输出产品与大雾之间的相关性,全市和分区的分别确定与大雾密切相关的高影响因子,利用等级分类和逐步回归建立大雾预报模型[42]。

3.2. 基于深度学习的统计预报

随着机器学习在各领域的应用,深度学习网络模型较强的特征学习能力被应用到气象信息分类和预报中,对预报精度的提高起到了极大的促进作用。在国外,最初利用人工神经网络模型进行意大利米兰地区冬季气象的能见度预报,且效果优于传统方法[43]。Bremnes 等人通过扩展标准概率神经网络方法,使用多个模型获得一个平均的输出来提高能见度的预报[44]。Marzban 等人将数值模型输出与地面观测数据相结合,并把数据映射到 39 个不同的神经网络,结果表明神经网络的性能普遍由于逻辑回归和 MOS 模型[45]。在国内,周永江等人利用气温、气压、大气可降水量及同期 PM 2.5 数据等气象参数,建立一种融合时序网络和回归网络的雾霾预测模型,对雾霾天气检测及预报,证明引入气象参数的融合网络模型较单一网络模型适应性强、准确度高[46]。李帷韬结合迁移学习和闭环控制理论,构件可区分性测度指标和认知决策信息系统,实现多层次差异化的特征空间和分类准则并进行重构,提高大雾天气认知精度[47]。史达伟等人选取连云港地区 2014~2016 年逐小时气象观测数据,采用机器学习中的多种算法对能见度低于 50 米的特强浓雾建立气象要素诊断模型,并证明 LSVM 算法对于特强浓雾的诊断模型测试效果最好,但算法可理解度较低、复杂度较高,不如 CART 算法易于使用[48]。

结合 IGS 中心获取的 BJFS 站。在一定精度范围内可准确预测 PM_{2.5} 的变化,时效性达 3 h。本文结论验证了卫星导航技术应用于雾霾天气监测及预报的可行性。

4. 结束语

提高机场大雾天气短临预报的准确性,在保证航空飞行安全以及人们生命财产安全方面的重要性备受瞩目。随着大数据时代下深度学习技术的发展,越来越多的气象人开始研究如何利用深度学习的优势,结合气象要素数据、大雾形成机理,构建更加完善的网络预测模型,以提高预报准确性。但研究工作暂时还处于初步阶段,将深度学习应用于大雾天气监测预报是未来气象领域的一个研究方向。

参考文献

- [1] 韩婷婷. 基于深度学习的大雾短临预报研究[D]: [硕士学位论文]. 合肥: 安徽大学, 2019.
- [2] 张序, 黄昕月, 兰梓洲, 等. 从极端天气事件演变规律看双流机场低能见度运行安全[J]. 成都信息工程大学学报, 2018, 33(4): 470-476.
- [3] 张序, 罗凤娥, 周川, 秦意, 俎振洲. 浓雾天气背景下昆明长水机场签派放行研究[J]. 航空科学技术, 2019, 30(10): 50-55.
- [4] Bari, D., Bergot, T. and Khelifi, M.E. (2016) Local Meteorological and Large Scale Weather Characteristics of Fog over the Grand Casablanca Region, Morocco. *Journal of Applied Meteorology & Climatology*, **55**, 1731-1745. <https://doi.org/10.1175/JAMC-D-15-0314.1>
- [5] 陈玉蓉. 四川盆地低能见度天气的变化分析及其对机场运行的影响[D]: [硕士学位论文]. 天津: 中国民航大学,

- 2019.
- [6] Dutta, D. and Chaudhuri, S. (2015) Nowcasting Visibility during Winter Time Fog over the Airport of a Metropolis of India: Decision Tree Algorithm and Artificial Neural Network Approach. *Natural Hazards*, **75**, 1349-1368. <https://doi.org/10.1007/s11069-014-1388-9>
- [7] Weymouth, G.T., Newham, P., Potts, R., et al. (2015) Fog Forecasting for Melbourne Airport Using a Bayesian Decision Network. *Weather and Forecasting*, **30**, 1218-1233. <https://doi.org/10.1175/WAF-D-15-0005.1>
- [8] 张超, 金光, 江先亮. 面向海岛环境的海雾能见度监测系统应用研究[J]. 传感技术学报, 2018(8): 1287-1294.
- [9] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- [10] 张荣, 李伟平, 莫同. 深度学习研究综述[J]. 信息与控制, 2018, 47(4): 385-397, 410.
- [11] Minar, M.R. and Naher, J. (2018) Recent Advances in Deep Learning: An Overview.
- [12] Lee, J.H., Shin, J. and Realff, M.J. (2018) Machine Learning: Overview of the Recent Progresses and Implications for the Process Systems Engineering Field. *Computers and Chemical Engineering*, **114**, 111-121. <https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2017.10.008>
- [13] Sun, R.-Y. (2020) Optimization for Deep Learning: An Overview. *Journal of the Operations Research Society of China*, **8**, 249-294. <https://doi.org/10.1007/s40305-020-00309-6>
- [14] Saleh, A. (2020) A Deep Neural Network to Distinguish COVID-19 from other Chest Diseases Using X-Ray Images. *Current Medical Imaging*. <https://doi.org/10.2174/1573405616666200604163954>
- [15] 郑远攀, 李广阳, 李晔. 深度学习在图像识别中的应用研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(12): 20-36.
- [16] Kratzwald, B., et al. (2018) Deep Learning for Affective Computing: Text-Based Emotion Recognition in Decision Support. *Decision Support Systems*, **115**, 24-35. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2018.09.002>
- [17] 黄立威, 江碧涛, 吕守业, 等. 基于深度学习的推荐系统研究综述[J]. 计算机学报, 2018, 41(7): 1619-1647.
- [18] 张荣, 李伟, 平莫同. 深度学习研究综述[J]. 信息与控制, 2018, 47(4): 385-397.
- [19] 姚群力, 胡显, 雷宏. 深度卷积神经网络在目标检测中的研究进展[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(17): 1-9.
- [20] 张顺, 龚怡宏, 王进军. 深度卷积神经网络的发展及其在计算机视觉领域的应用[J]. 计算机学报, 2019, 42(3): 453-482.
- [21] 张新钰, 高洪波, 赵建辉, 等. 基于深度学习的自动驾驶技术综述[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2018, 58(4): 438-444.
- [22] Suk, H.I., Lee, S.W. and Shen, D. (2014) Hierarchical Feature Representation and Multimodal Fusion with Deep Learning for AD/MCI Diagnosis. *NeuroImage*, **101**, 569-582. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2014.06.077>
- [23] Bouti, A., Mahraz, M.A., Riffi, J., et al. (2019) A Robust System for Road Sign Detection and Classification Using LeNet Architecture Based on Convolutional Neural Network. *Soft Computing*, **24**, 6721-6733. <https://doi.org/10.1007/s00500-019-04307-6>
- [24] 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.
- [25] 汪雅琴, 夏春蕾, 戴曙光. 基于 LeNet-5 模型的手写数字识别优化方法[J]. 计算机与数字工程, 2019, 47(12): 3177-3181.
- [26] Krizhevsky, A., Sutskever, I. and Hinton, G.E. (2017) ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Communications of the ACM*, **60**, 84-90. <https://doi.org/10.1145/3065386>
- [27] Basyoun, T.M. and Mahmoud, E.A. (2020) Breast Infrared Thermography Segmentation Based on Adaptive Tuning of a Fully Convolutional Network. *Current Medical Imaging*, **16**, 611-621. <https://doi.org/10.2174/1573405615666190503142031>
- [28] Krizhevsky, A., Sutskever, I. and Hinton, G.E. (2012) ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. In: *International Conference on Neural Information Processing Systems*, Curran Associates Inc., Nevada, 1097-1105.
- [29] Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., et al. (2014) ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge. *International Journal of Computer Vision*, **115**, 211-252. <https://doi.org/10.1007/s11263-015-0816-y>
- [30] Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., et al. (2014) Going Deeper with Convolutions. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Boston, 7-12 June 2015, 1-9. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7298594>
- [31] 张选, 胡晓娟. 基于 GoogLeNet 和 ResNet 的深度融合神经网络在脉搏波识别中的应用[J]. 计算机系统应用, 2019, 28(10): 15-26.
- [32] He, K.M., Zhang, X.Y., Ren, S.Q., et al. (2015) Deep Residual Learning for Image Recognition. *CVPR*, Boston, 7-12

June 2015, 770-778.

- [33] Huang, G., Liu, Z., Weinberger, K.Q., et al. (2016) Densely Connected Convolutional Networks. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Honolulu, 21-26 July 2017, 2261-2269.
<https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.243>
- [34] Mikolov, T., Karafiat, M., Burget, L., et al. (2010) Recurrent Neural Network Based Language Model. *11th Annual Conference of the International Speech Communication Association Makuhari*, Chiba, 26-30 September 2010, 1045-1048.
- [35] Salehinejad, H., Sankar, S., Barfett, J., et al. (2018) Recent Advances in Recurrent Neural Networks.
- [36] 苗开超, 韩婷婷, 王传辉, 等. 基于 LSTM 网络的大雾临近预报模型及应用[J]. 计算机系统应用, 2019, 28(5): 215-219.
- [37] Roman-Cascon, C., et al. (2016) Forecasting Radiation Fog at Climatologically Contrasting Sites: Evaluation of Statistical Methods and WRF. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **142**, 1048-1063.
<https://doi.org/10.1002/qj.2708>
- [38] Fisher, E.L. and Caplan, P. (2010) An Experiment in Numerical Prediction of Fog and Stratus. *Journal of the Atmospheric Sciences*, **20**, 425-437. [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1963\)020<0425:AEINPO>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1963)020<0425:AEINPO>2.0.CO;2)
- [39] Mark, R., Jarvis, H.E., Fuelberg, P. and Ruscher, H. (2002) Improving Forecasts of Dense Fog over North Florida. *18th WAF/14th NWP*, Boston, 29 July-2 August, 218-221.
- [40] Wantuch, F., Bottyan, Z., Tuba, Z., et al. (2015) Statistical Methods and Weather Based Decision Making in Meteorological Support for Unmanned Aerial Vehicles (UAVs). *2013 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*. Atlanta, 28-31 May 2015, 203-207.
- [41] 陈荣泉, 彭端, 赖燕冰, 等. 基于 Logistic 回归的肇庆市区雾天气的预报模型[J]. 广东气象, 2019, 41(2): 19-23.
- [42] 陈健, 周后福, 周文麟, 等. 合肥市大雾预报方法的建立与应用[J]. 沙漠与绿洲气象, 2020(2): 98-104.
- [43] Pasini, A., Pelino, V. and Potesta, S. (2001) A Neural Network Model for Visibility Nowcasting from Surface Observations: Results and Sensitivity to Physical Input Variables. *Journal of Geophysical Research*, **106**, 14951-14959.
<https://doi.org/10.1029/2001JD900134>
- [44] Bremnes, J.B. and Michaelides, S.C. (2007) Probabilistic Visibility Forecasting Using Neural Networks. *Pure & Applied Geophysics*, **164**, 1365-1381. <https://doi.org/10.1007/s00024-007-0223-6>
- [45] Marzban, C., Leyton, S. and Colman, B. (2006) Ceiling and Visibility Forecasts via Neural Networks. *Weather & Forecasting*, **22**, 466-479. <https://doi.org/10.1175/WAF994.1>
- [46] 周永江, 姚宜斌, 颜笑, 等. 融合 GNSS 气象参数的 BP 神经网络雾霾预测研究[J]. 大地测量与地球动力学, 2019, 39(11): 1148-1152.
- [47] 李帷韬, 韩慧慧, 焦点, 等. 基于深度迁移学习的大雾等级智能认知方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020(2): 88-96.
- [48] 史达伟, 李超, 史逸民, 等. 基于机器学习的大雾天气背景下特强浓雾本地化诊断研究[J]. 灾害学, 2018, 33(2): 193-199.