

深度学习在乌鲁木齐机场能见度预测中的应用

朱国栋

中国民用航空新疆空中交通管理局气象中心, 新疆 乌鲁木齐

收稿日期: 2022年4月25日; 录用日期: 2022年5月24日; 发布日期: 2022年5月31日

摘要

机场能见度是民航机场运行的重要天气指标, 现有的业务主要通过经验预报、数值预报释用来预报机场能见度。本文尝试使用深度学习方法, 利用2000年至2021年乌鲁木齐机场冬季的逐小时能见度观测资料, 构建机场能见度的回归预测模型。通过不同的时长的因子训练可以看到, 其中过去48 h能见度作为因子训练的模型, 其主导能见度的平均绝对误差为322 m左右, 逐小时预测结果能够较好地预测机场能见度的维持、变化过程, 可以作为机场能见度预测的参考产品。

关键词

深度学习, 机场能见度, 回归预测

The Application of Deep Learning in Urumqi Airport Visibility Forecast

Guodong Zhu

Meteorological Center of Xinjiang Air Traffic Management Bureau, Urumqi Xinjiang

Received: Apr. 25th, 2022; accepted: May 24th, 2022; published: May 31st, 2022

Abstract

Airport visibility is an important weather indicator for the operation of civil aviation airports. The existing business mainly uses empirical forecasting and numerical forecast interpretation to forecast airport visibility. This paper use the deep learning method to construct a regression prediction model of airport visibility by using the hourly visibility observation data of Urumqi Airport in winter from 2000 to 2021. Through the factor training of different durations, it can be seen that the model with the visibility in the past 48 hours as the factor training has an average absolute error of about 322 m. The hour-by-hour prediction results can better predict the maintenance and change process of airport visibility. It can be used to forecast airport visibility.

Keywords

Deep Learning, Airport Visibility, Regression Prediction

Copyright © 2022 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

机场能见度是决定机场航班能否起飞、降落的重要气象要素,雾、霾、烟及沙尘等大气污染物是导致机场能见度变差的主要原因。历史资料统计显示,北疆沿天山一带为雾多发区,同时随着城市发展和工业建设,各类污染物也逐渐加剧此区域雾霾天气的形成。乌鲁木齐机场地处天山山脉北麓,受此区域气候特征影响,冬季频繁出现大雾天气[1][2],导致新疆区域内大面积航班延误、取消,严重影响新疆区域民航运行的正常,也给飞行安全、公司效益、民众出行带来极大的影响。

乌鲁木齐机场冬季低能见度天气的发生,通常与特殊的地理特征和适宜的低空层结和水汽分布相关,现有的预测手段主要以分析上下游气象要素、空中气象要素分布特征,利用气候统计特征进行主观预报。结合低能见度天气的预测方法,国内学者尝试通过数值模拟、模式释用等方法,模拟大雾的发生、维持、消散机理,但由于低层地形条件复杂、气象要素变化大等问题,无法进行准确的业务化预报[3]-[9]。随着探测资料精度提高,机器学习及大数据挖掘技术的发展,机场能见度方面的预测逐渐开始结合大数据分析法和深度学习法,构建预测模型,开展能见度的客观要素预报[10][11][12][13][14],例如采用BP神经网络对能见度预测具有较高的精度和模型泛化能力[15]深度学习作为近几年发展较快的处理非线性问题的方法,在图像分类、语音识别等领域取得较好的效果,本文通过引入深度学习构建机场能见度预测模型,为业务人员提供客观的能见度预测产品。

2. 深度学习方法简介

深度学习(Deep Learning)是机器学习的重要分支,随着近些年计算机性能提升以及GPU加速技术的广泛应用,深度学习在车牌识别、购物推荐、搜索引擎等实际案例中取得较好的效果。早期的人工神经网络中,受限计算能力,其中函数的非线性运算组合水平较低,而深度学习可以将非线性运算组合水平设置较高的层次,用于更好的描述训练样本中因子间的非线性关系。鉴于深度学习在解决非线性问题的优势,本文尝试通过深度学习法,来进行机场能见度的预测。

对神经网络而言,深度指的是网络学习得到的函数中非线性运算组合水平的数量[16][17]。当前神经网络的学习算法多是针对较低水平的网络结构,将这种网络称为浅结构神经网络,如一个输入层、一个隐层和一个输出层;与此相反,将非线性运算组合水平较高的网络称为深度结构神经网络,如一个输入层、三个隐含层和一个输出层的神经网络。通常认为MLP模型的层数(包含一个输入层,一个输出层和一个以上的隐含层)超过三层就是深层神经网络,如图1所示。

3. 深度学习模型构建

3.1. 资料预处理及因子构建

本文使用乌鲁木齐机场2000年至2021年11月至次年3月的历史观测资料,通过数据清洗和质量控

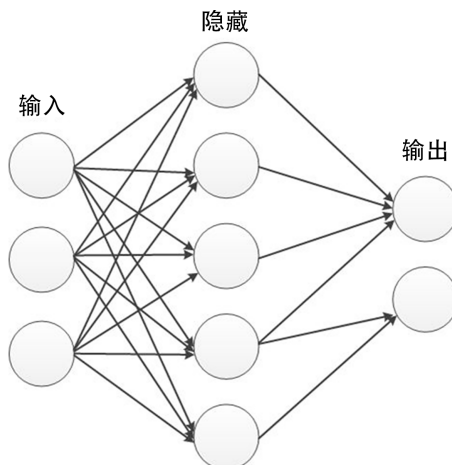


Figure 1. Schematic diagram of three-layer neural network

图 1. 三层神经网络示意图

制，插值填补缺测资料，获得乌鲁木齐机场逐小时能见度数据，合计 195,024 条数据记录。考虑逐小时能见度为预测对象，本文采用过去 n 小时的主导能见度作为预报因子，利用这些数据构建样本数据进行建模训练。

3.2. 预测模型训练

通过构建差异化的资料样本，基于不同时长的机场能见度资料构建样本，具体见表 1。为提高模型训练效率，评估模型预测效果，将历史样本数据中 80%的数据作为训练样本，采用开源深度学习工具包 TensorFlow 和 Keras 进行建模运算，进行模型训练，利用剩余的数据检测模型预测结果的误差。

Table 1. Construction list of predictors

表 1. 预报因子构建列表

序号	过去 n 小时取值	预报因子数量
1	n = 6	6
2	n = 9	9
3	n = 12	12
4	n = 24	24
5	n = 36	36
6	n = 48	48
7	n = 60	60
8	n = 72	72
9	n = 84	84
10	n = 96	96
11	n = 108	108
12	n = 120	120

4. 模型预测结果检验

4.1. 不同模型的预测效果对比

通过利用过去 n 小时的主导能见度作为资料样本的因子，其中 n 取值见图 2 所示，通过参数寻优和模型训练，获得基于历史时段机场能见度的预测模型，具体模型预测能力如下所述：模型预测机场能见度的平均绝对误差分布在 300~400 m 区间内，选取不同时间长度的因子获得的模型，平均绝对误差随着时间范围增加而增大。选取过去 48 小时能见度资料构建的因子模型平均绝对误差最小，仅为 322 m。

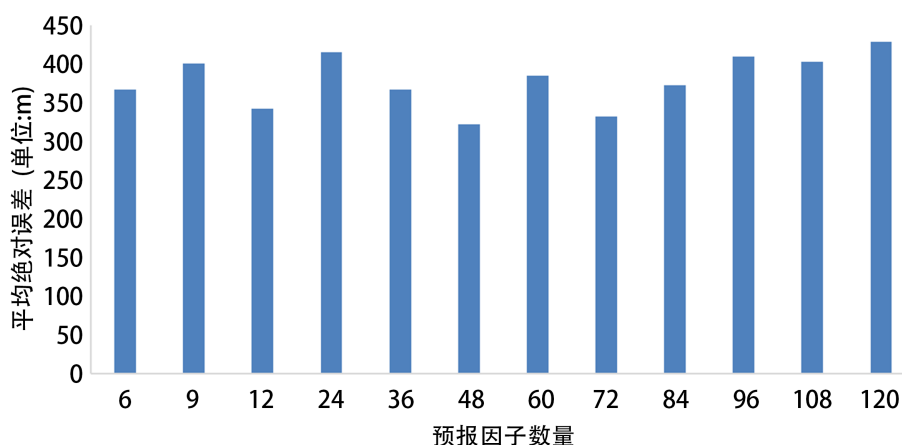


Figure 2. Comparison of prediction effects of different models on dominant visibility
图 2. 不同模型对主导能见度的预测效果对比

4.2. 不同量级的机场能见度预测效果检验

通过统计间隔 1000 m 量级的机场能见度预测效果可以看到，模型预测的机场能见度平均绝对误差大部分为 700 m 以内。为对比不同因子对机场能见度的预测效果，下面将会分析 5000 m 以内的机场能见度预测效果，具体见表 2：

Table 2. Comparison of the mean absolute errors of airport visibility forecasting (unit: m)

表 2. 机场能见度预测平均绝对误差对比(单位 m)

		$0 \leq \text{Vis} < 1000$	$1000 \leq \text{Vis} < 2000$	$2000 \leq \text{Vis} < 3000$	$3000 \leq \text{Vis} < 4000$	$4000 \leq \text{Vis} < 5000$
6	train	417.47	426.69	572.96	661.20	519.15
	test	500.28	335.26	497.96	647.47	523.14
9	train	429.66	453.54	601.91	691.24	581.13
	test	516.15	357.57	540.46	675.81	597.21
12	train	413.77	420.99	565.01	657.40	520.65
	test	496.66	333.25	504.57	663.96	536.44
24	train	393.23	401.40	538.06	647.95	531.51
	test	449.13	329.17	508.73	676.52	573.77
36	train	503.97	482.94	611.41	678.84	532.43
	test	596.06	408.04	588.07	708.65	609.92
48	train	416.79	419.56	551.99	651.93	511.29
	test	469.61	356.74	532.55	665.09	591.38

Continued

60	train	419.06	434.52	577.78	671.03	550.70
	test	492.08	359.21	545.43	685.84	604.47
72	train	449.86	447.45	577.89	663.60	525.76
	test	523.78	383.90	557.45	690.95	606.21
84	train	524.96	474.38	585.91	654.43	518.80
	test	632.11	427.50	592.73	699.60	603.12
96	train	433.83	430.88	560.87	652.18	531.52
	test	499.06	364.70	526.49	666.67	590.07
108	train	500.13	471.67	590.88	664.89	545.77
	test	603.93	410.48	561.05	673.03	584.71
120	train	419.03	418.97	549.98	647.24	532.50
	test	510.58	366.19	521.52	671.63	570.75

从表 2 的平均绝对误差对比分析可以看到, 5000 m 以内的机场能见度预测结果中, 平均绝对误差均在 400~700 m 之间分布; 其中 1000 m 以内的平均绝对误差最小, 过去 24 小时能见度资料构建的因子模型的平均绝对误差为 393 m。

4.3. 低能见度天气过程预测

结合不同因子训练的模型对比结果, 采用过去 48 小时的能见度作为因子进行训练的模型相对较好, 本文选取乌鲁木齐机场 2022 年 2 月 13 日至 16 日一次低能见度过程, 采用过去 48 小时能见度资料构建的因子模型进行预测评估, 实况与预测结果对比如下图 3 所示:

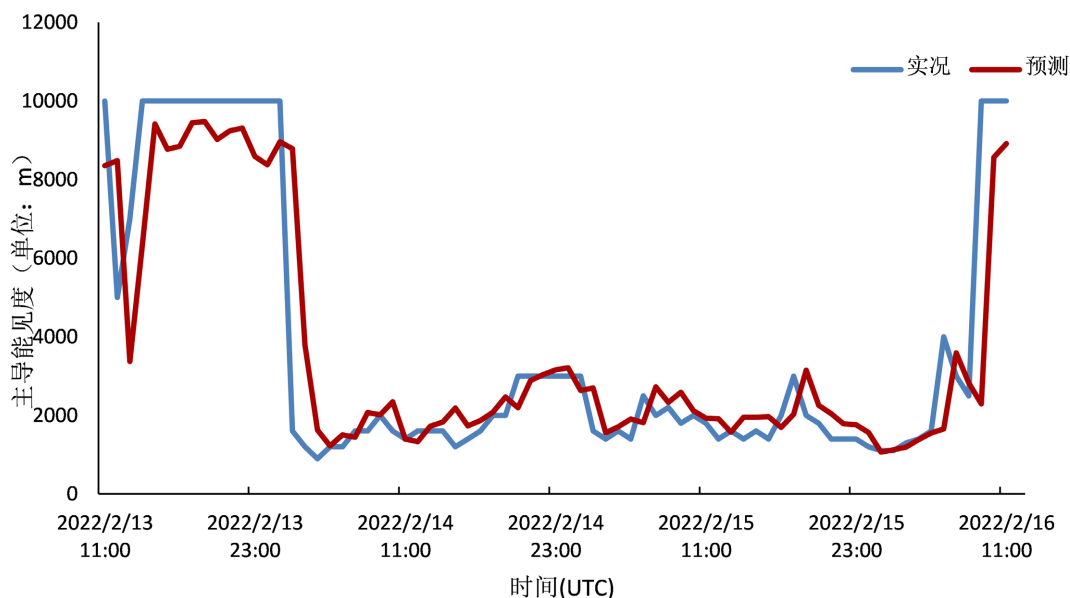


Figure 3. Comparison of forecast effects of low-visibility weather processes at Urumqi Airport from February 13 to February 16, 2022

图 3. 乌鲁木齐机场 2022 年 2 月 13 日至 2 月 16 日低能见度天气过程预测效果对比

这里选取乌鲁木齐机场2022年2月13日至16日的能见度进行预测,天气过程机场能见度变化较大,2月14日2时能见度由10,000 m突然将至2000 m,而后在1500 m至3000 m区间波动,最后在2月16日8时迅速转好至1000 m,此次天气过程中能见度变化幅度大,且低能见度持续时间长,采用过去48小时能见度资料构建的因子模型进行预测模拟。

通过模型预测可以看到,48 h单要素模型的预测效果相对更好,尤其是在长时间持续能见度3000 m至1500 m时,单要素预测的能见度平均绝对误差达到10 m,同时模型能够预测出当日能见度持续、变差以及好转的趋势,可以作为业务人员预测能见度的客观参考。

虽然模型能够较好地预测机场能见度,但是逐个时刻分析也可以看到,在机场能见度好转和变差的时间预测,与实际天气情况还存在差异。

5. 结语

1) 通过对比检验发现,采用过去48小时能见度资料构建的因子模型,机场能见度平均绝对误差可达322 m左右,能够较好地预测乌鲁木齐机场能见度演变过程,可以作为机场能见度客观预报的参考。

2) 预测模型对低能见度天气出现、消散的时刻预测存在一定偏差,对于低能见度维持预测效果较好,后续需要深入研究模型预测输出结果,改进天气出现和消散时间预测效果。

3) 考虑乌鲁木齐机场冬季低能见度天气成因复杂,本文的历史能见度资料训练构建预测模型,未考虑天气形式、风、相对湿度、温度等气象要素,导致模型预测效果不稳定,且在能见度转换时机预测具有一定的滞后性问题。在后续研究中,应当着重开展将影响低能见度天气的其他气象要素作为训练样本,改善模型的预测效果,提高产品的可用性。

参考文献

- [1] 朱蕾,朱国栋. 乌鲁木齐机场近30年低能见度天气特征分析[J]. 中国民航飞行学院学报, 2012, 23(5): 27-30. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1009-4288.2012.05.006>
- [2] 朱蕾,朱国栋. 支持向量机方法在机场跑道视程预报中的应用[J]. 暴雨灾害, 2010, 29(2): 171-175. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2010.02.012>
- [3] 李沛,王式功,尚可政,等. 基于神经网络逐级分类建模的北京地区能见度预报[J]. 兰州大学学报(自然科学版), 2012, 48(3): 52-57. <https://doi.org/10.3969/j.issn.0455-2059.2012.03.009>
- [4] 王恺,赵宏,刘爱霞,等. 基于风险神经网络的大气能见度预测[J]. 中国环境科学, 2009, 29(10): 1029-1033. <https://doi.org/10.3321/j.issn:1000-6923.2009.10.005>
- [5] 陈会芝,郝丽萍,谢娜,等. 信息数字化与雾的细化预测[J]. 自然灾害学报, 2009, 18(5): 151-156. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-4574.2009.05.023>
- [6] 朱国栋. 基于SVM方法的乌鲁木齐国际机场多要素预测[J]. 沙漠与绿洲气象, 2011, 5(4): 40-43. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-0799.2011.04.010>
- [7] 彭士涛,胡焱弟,周然,毛天宇,白志鹏,谢以扬. 人工神经网络在城市能见度短期预报中的应用[C]//中国颗粒学会第六届学术年会暨海峡两岸颗粒技术研讨会论文集. 上海: 中国颗粒学会, 2008: 82-85.
- [8] 邵振平. 郑州机场能见度变化特征及雾的成因分析[J]. 气象与环境科学, 2014, 37(1): 75-82. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1673-7148.2014.01.012>
- [9] 贺皓,罗慧. 基于支持向量机模式识别的大雾预报方法[J]. 气象科技, 2009, 37(2): 149-151. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-6345.2009.02.005>
- [10] 曹治强,吴兑,吴晓京,等. 1961~2005年中国大雾天气气候特征[J]. 气象科技, 2008, 36(5): 556-560. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-6345.2008.05.009>
- [11] 杨晶轶. 成都双流机场低跑道视程特征及其与气象要素的关系[J]. 高原山地气象研究, 2018, 38(2): 90-95.
- [12] 张俊. 浦东机场: 低云低能见度天气预报思路建立[J]. 中国航班, 2021(13): 1-3.
- [13] 谭晓晴,罗斯琼,舒乐乐,李晓旭,王景元,曾礼,董晴雪,陈自航. 基于机器学习的土壤温度预估研究综述[J].

高原气象, 2022, 41(2): 268-281.

- [14] 程建新. 基于深度学习超分辨率的气象预报系统研究[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 武汉大学, 2021.
<https://doi.org/10.27379/d.cnki.gwhdu.2021.000054>
- [15] 李俊敏, 何光勤. 基于 BP 神经网络的机场能见度预测[J]. 中国科技信息, 2021(3): 39-41+44.
- [16] 黄晋, 李保强, 吕明燕, 丁伟杰. 基于 VGG 卷积神经网络的机场能见度预测[J]. 集成电路应用, 2022, 39(3): 58-59. <https://doi.org/10.19339/j.issn.1674-2583.2022.03.022>
- [17] 刘建伟, 刘媛, 罗雄麟, 等. 深度学习研究进展[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(7): 1921-1930+1942.
<https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-3695.2014.07.001>