

基于毫米波雷达的云中积冰区域研究

肖安虹^{1,2}, 王金虎^{1,2,3,4*}, 谢槟泽⁵, 王昊亮^{1,2}, 史嘉琪^{1,2}, 许俊辉^{1,2}

¹南京信息工程大学, 气象灾害预报预警与评估协同创新中心, 江苏 南京

²中国气象局, 气溶胶与云降水重点开放实验室, 江苏 南京

³中国科学院, 中层大气和全球环境探测重点实验室, 北京

⁴南京信大安全应急管理研究院, 江苏 南京

⁵国防科技大学气象海洋学院, 湖南 长沙

收稿日期: 2022年6月7日; 录用日期: 2022年7月5日; 发布日期: 2022年7月12日

摘要

飞机产生结冰现象会严重威胁飞机飞行安全。毫米波雷达具有高精度、高分辨率等优点且广泛分布在各大机场, 极大地提升了业务人员的判别速度。本文尝试利用遗传算法优化后的BP神经网络建立雷达观测数据与积冰指数间的非线性关系, 同时与支持向量机(SVM)分类结果进行对比, 结果表明通过遗传算法优化的BP神经网络具有较高的正确率、较低的虚警率以及漏报率, 为飞机能够穿越云层提供了安全保障。

关键词

毫米波雷达, 神经网络, 飞机积冰, 支持向量机

Study on Ice Accumulation Area in Cloud Based on Millimeter Wave Radar

Anhong Xiao^{1,2}, Jinhua Wang^{1,2,3,4*}, Binze Xie⁵, Haoliang Wang^{1,2}, Jiaqi Shi^{1,2}, Junhui Xu^{1,2}

¹Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing Jiangsu

²Key Open Laboratory of Aerosol and Cloud Precipitation, China Meteorological Administration, Nanjing Jiangsu

³Key Laboratory of Middle Atmosphere and Global Environment Observation, Chinese Academy of Sciences, Beijing

⁴Nanjing Xinda Institute of Safety and Emergency Management, Nanjing Jiangsu

⁵School of Meteorology and Oceanography, National University of Defense Technology, Changsha Hunan

Received: Jun. 7th, 2022; accepted: Jul. 5th, 2022; published: Jul. 12th, 2022

*通讯作者。

文章引用: 肖安虹, 王金虎, 谢槟泽, 王昊亮, 史嘉琪, 许俊辉. 基于毫米波雷达的云中积冰区域研究[J]. 建模与仿真, 2022, 11(4): 1011-1019. DOI: 10.12677/mos.2022.114093

Abstract

Aircraft icing will seriously threaten aircraft flight safety. Millimeter wave radar has the advantages of high precision and high resolution and is widely distributed in major airports, which greatly improves the discrimination speed of business personnel. This paper attempts to use the BP neural network optimized by genetic algorithm to establish the nonlinear relationship between radar observation data and icing index. At the same time, it is compared with the classification results of support vector machine (SVM). The results show that the BP neural network optimized by genetic algorithm has higher accuracy, lower false alarm rate and missing alarm rate, which provides a security guarantee for the aircraft to cross the clouds.

Keywords

Millimeter Wave Radar, Neural Network, Aircraft Icing, Support Vector Machine

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

当飞机机体因过冷水滴冻结或水汽凝华而发生结冰现象称为飞机积冰。飞机积冰通常发生在含有过冷水滴的云、雾、冻雨或湿雪中。积冰会影响飞机的稳定性和操纵性,并使导航仪表和无线电通信设备失灵,严重时甚至导致飞行事故[1]。飞机积冰涉及许多方面,如飞机在穿越浓密云层、冻雨的环境中以及飞机播撒干冰进行人工增雨作业中等几种飞行情况[2] [3];因此,有效识别易产生飞机积冰的区域和气象条件,准确预报飞机积冰潜势区和积冰强度,对于保障飞行安全起着重要作用[4]。目前,许多学者对飞机积冰进行了相关的研究,在天气系统的研究上,陈静[5]等对洛阳到广汉的一次航线研究中,发现了冬季层状云中对流活动会造成严重的积冰;迟竹萍[6]统计分析了山东春秋季节增雨作业天气系统,发现低压槽和南方气旋系统容易出现积冰;张利平[7]利用 NCEP 再分析资料对新疆乌鲁木齐 ARJ21 试飞的积冰个例进行了分析,发现在中高层西南急流和中底层冷空气补充的形势下,2700 m 以下弱上升区更适合发生强积冰所需的温湿度条件。在探测方式上,由于卫星资料可以间接反演出液态水含量、云滴大小等与积冰相关的气象参数[8] [9] [10],许多学者利用卫星进行反演。如 Ellrod 等[11]发展了多光谱阈值法处理 GOES 卫星图像数据识别云顶可能存在的过冷水;Smith 等[12]利用卫星反演了云顶温度、云顶相态、液态水路径、有效粒子半径等参数计算积冰危险指数;袁敏等[13]利用大量 CloudSat 资料识别了飞机积冰环境中的过冷水滴分布。而在积冰预报方法研究上,王禹润等[14]利用成都双流机场的飞机积冰实例对比分析了 I_C 指数法、改进的 I_C 指数法以及 SCEM 法的正确率;齐晨等[15]利用大量飞机积冰实例成功构建了飞机积冰的模糊逻辑隶属度函数,正确率可达 80% 以上;张宇驰等[16]利用积冰指数计算出虹桥机场空域中的积冰强度。

综上所述,在探测方式上,多利用卫星资料反演对积冰区域进行划分,而本文为首次利用毫米波雷达探测数据,通过遗传算法优化的 BP 神经网络对云中粒子进行定性判断。最后通过支持向量机(SVM)分类结果进一步验证该神经网络是否具有好的泛化性能。

2. 数据来源

使用的毫米波雷达数据来源于英国 Chilbolton 观测场(51.1445°N, 1.4370°W)的 35 GHz Copernicus 雷达, 探空资料由怀俄明州立大学提供, 为英国 03354 观测站(53.00°N, 1.25°W)。

3. 算法介绍

3.1. I_C 积冰指数

气象领域飞机积冰多采用统计预报, 霜点法, 动力增温法, 数值预报等方法。本文利用国际民航组织推荐的飞机积冰指数 I_C :

$$I_C = 2(RH - 50) \times \frac{T(T+14)}{-49} \quad (1)$$

其中, RH 为相对湿度(%), T 为温度(°C), 公式的前半部分用相对湿度线性拟合水滴的数量及大小的增长过程, 公式的后半部分用温度的二次方来拟合水滴的增长率。当 RH 低于 50% 或 T 不在 -14°C~0°C 区间时则认为无积冰现象出现。积冰指数 I_C 输出范围为 0~100, 数值越大, 积冰越强。本文旨在尝试用毫米波雷达探测数据与积冰指数建立非线性关系, 从而对云中积冰区域进行划分。对云中积冰指数进行如下定义, 见表 1:

Table 1. Output results of neural network

表 1. 神经网络输出结果

积冰指数	神经网络输出
无积冰区域及积冰指数为负	0
积冰指数为正	1

3.2. 遗传算法优化 BP 神经网络

早在上世纪 20 年代, BP 神经网络便由外国学者提出。BP 神经网络在非线性问题的解决上具有非常好的性能。但 BP 学习算法对权值以及阈值的调整有一定的局限性, 导致训练无法收敛至全局最优, 为了改善 BP 神经网络, 本文利用遗传算法对 BP 神经网络进行优化。

在上世纪 60 年代, Holland 提出了一种通过模拟生物界自然选择和淘汰的繁衍规律产生的优化算法, 命名为遗传算法(Genetic Algorithms, GA)。该算法具有良好的并行全局搜索的性能。优化原理为通过遗传算法找出神经网络前期训练的最优解, 再通过 BP 神经网络的误差反向传递计算出具有最高精度的网络权值, 用最优的权值进行预测结果。遗传算法基本的操作分为三个步骤分别为:

1) 编码

又称种群初代化, 本文中个体采用实数编码, 通过计算输入层和隐含层的连接权值、隐含层的阈值与输出层的连接权值、输出层阈值个数进行叠加, 组成一个具有一定长度的个体编码。

2) 适应度函数

通过训练集训练 BP 神经网络后预测等到的个体初始权值与阈值, 把预测输出与期望输出之间的误差绝对值作为个体的最佳适应度, 因此适应度越小越好, 公式为:

$$T = |\alpha \sum A(i) - B(i)| \quad (2)$$

式中, T 为个体适应度, α 为系数, $A(i)$ 为 BP 神经网络第 i 个节点的期望输出, $B(i)$ 为第 i 个节点的预测输出。

3) 遗传算子操作

遗传算子操作又分为选择、交叉、变异。

① 选择操作

采用轮盘赌法，是一种基于适应度值的选择操作，具体公式如下：

$$f(i) = \alpha / T(i) \tag{3}$$

$$P(i) = f(i) / \sum_{j=1}^n f(j) \tag{4}$$

其中 $P(i)$ 为个体 i 的选择概率， α 为系数， n 为种群规模， $T(i)$ 为个体 i 的适应度。

② 交叉操作

采用实数交叉法，公式如下：

$$a(mj) = a(mj)(1-b) + a(nj)b \tag{5}$$

$$a(nj) = a(nj)(1-b) + a(mj)b \tag{6}$$

表示第 m 个染色体 $a(m)$ 与第 n 个染色体 $a(n)$ 在 j 位置上的交叉， b 为 $(0-1]$ 的随机数。

③ 变异操作

以一定的概率产生变异基因数，增加种群的可变性。

遗传算法优化 BP 神经网络简化流程如下图 1：

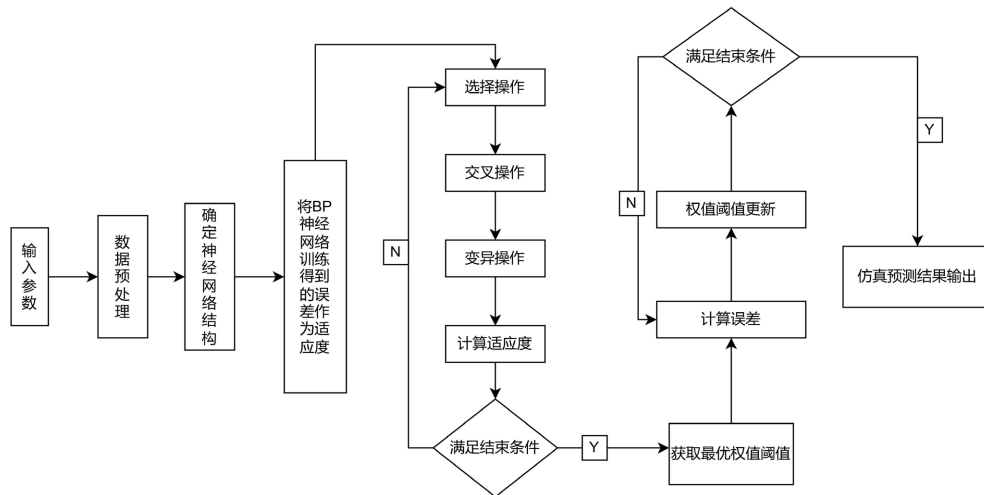


Figure 1. Flow chart of BP neural network optimized by genetic algorithm
图 1. 遗传算法优化 BP 神经网络流程图

4. 仿真结果及对比研究

4.1. 仿真结果

本文将毫米波雷达探测的 Z (雷达反射率因子)、 V (多普勒速度)、 W (谱宽) 作为输入参数，而输出参数则为积冰判定情况。本文的 BP 神经网络结构为简易的三层结构，即 3-10-1，该网络应有 40 个权值和 11 个阈值，对应遗传算法个体的编码长度则为 51。

从毫米波雷达数据集中任意抽取 6000 组作为样本数据，利用 MATLAB 自带的插值函数 `interp` 对探空数据进行高度与时间的匹配，再由公式(1)计算云中积冰区域，对照表 1 进行重新赋值。选择前 5000

组作为训练集，进行网络训练，后 1000 组作为测试数据，作为泛化性能评估依据。采用 BP 算法为 L-M 反向传播算法(trainlm)构建神经网络，选择均方误差(MSE)作为误差指标，训练最大迭代次数为 200。此外遗传算法还需进化代数、种群规模、交叉概率、变异概率进行设置，分别为 50-50-0.4-0.1。

经过 50 次进化代数后，适应度曲线如下图 2。本文把预测输出与期望输出之间的误差绝对值作为个体的最佳适应度，随着迭代次数的增加，最佳适应度越来越小，表明种群适应度越来越高，其中最优染色体对应的个体适应度为 1071.3358。

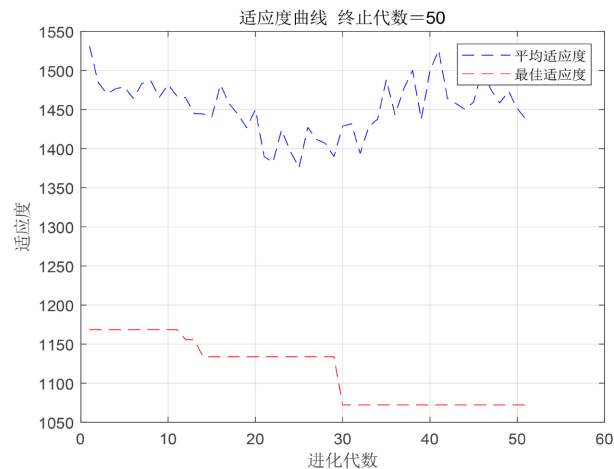
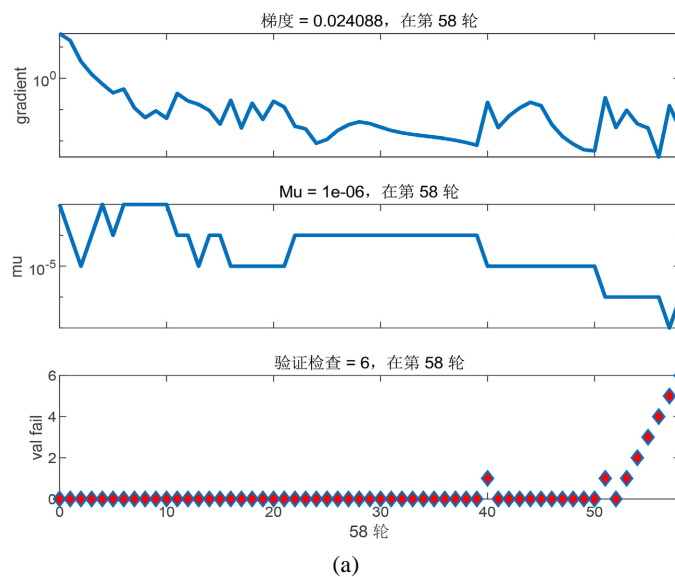
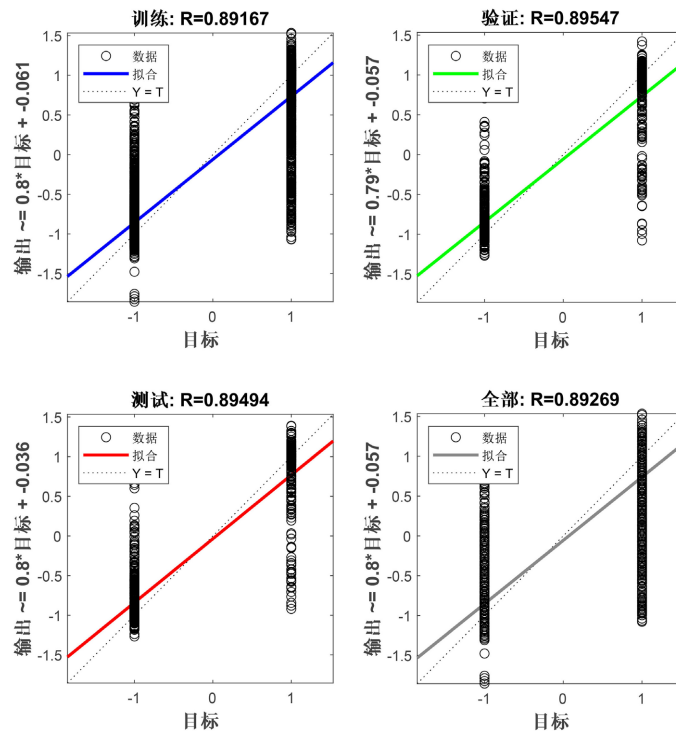


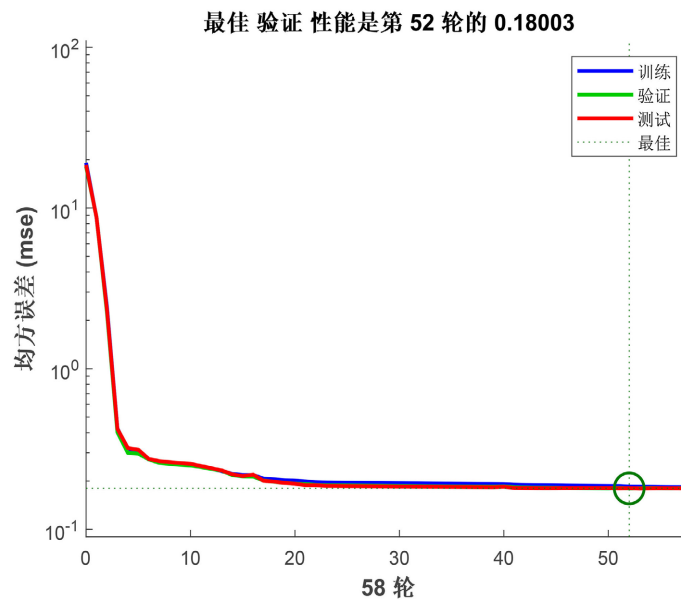
Figure 2. Population fitness curve
图 2. 种群适应度曲线

为方便说明，以下将遗传优化后的神经网络统称为该神经网络。该神经网络性能输出结果如下图 3。经多次比较预测结果，在迭代次数为 58 次时，输出结果与实际最相符。图 3(a)为设置参数输出结果，在达到 58 次迭代后，为避免该神经网络陷入过学习状态就终止了训练。图 3(b)中回归系数 R 说明该神经网络与实际输出之间的相关性，该值越大说明相关性越高，为 0.89 左右。图 3(c)纵轴为均方误差，表明随着迭代次数的增加，预测输出与实际输出之间的期望值相近，在迭代 58 次后，均方误差达到最小值。





(b)



(c)

Figure 3. Performance output of BP neural network optimized by genetic algorithm. (a) Network parameter output; (b) Fitting output; (c) Iterations output

图 3. 遗传算法优化 BP 神经网络后各性能输出。(a) 网络参数输出结果; (b) 拟合情况输出结果; (c) 迭代次数输出结果

5000 组训练集经该神经网络输出结果如下图 4(a), 其中正确率为 94.24%。1000 组测试集经该神经网络输出结果如下图 4(b), 其中正确率为 90.5%。说明该神经网络具有较好的数据泛化性能。

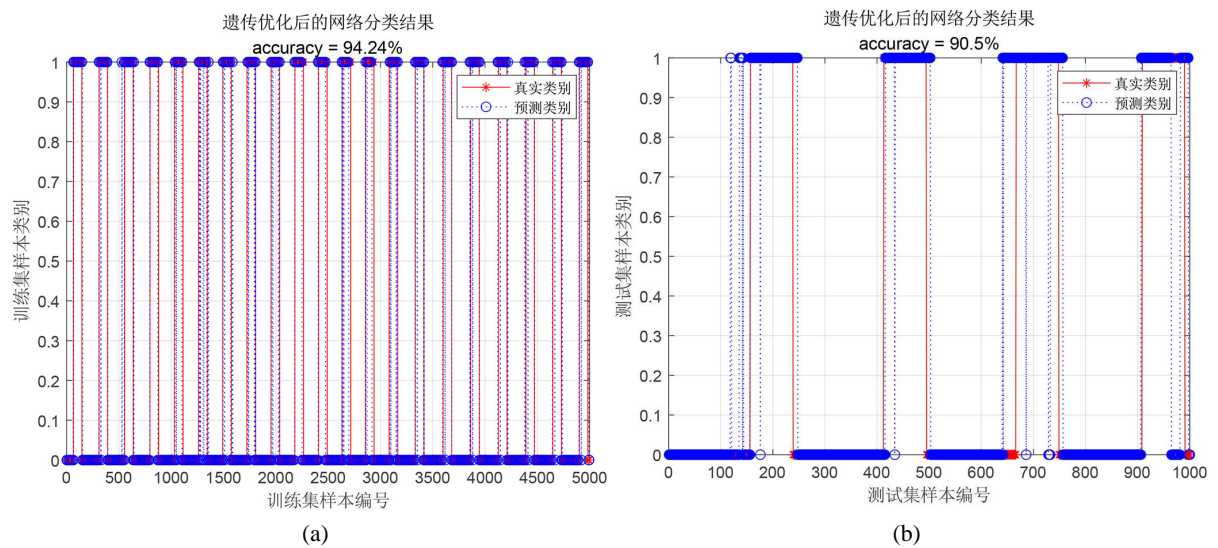


Figure 4. Optimization of BP neural network output results by genetic algorithm. (a) Training set output; (b) Test set output
图 4. 遗传算法优化 BP 神经网络输出结果。(a) 训练集输出结果; (b) 测试集输出结果

4.2. 支持向量机对比

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是Cortez和Vapnik于1995年首先提出的, SVM本质上是一个二分类分类器,在解决小样本的非线性模式中具有较好的性能,本文为进一步说明该神经网络对这一分类问题的性能,下面将网络分类精度与支持向量机的结果进行对比。选择高斯核函数(RBF)作为支持向量机的内核函数。按表2进行重新赋值。

Table 2. Output results of support vector machine
表 2. 支持向量机输出结果

积冰指数	支持向量机输出
无积冰区域及积冰指数为负	-1
积冰指数为正	1

支持向量机预测结果如图5所示,其中5000组训练集经支持向量机预测结果如图5(a),其中正确率为91.44%。1000组测试集经支持向量机预测结果如图5(b),其中正确率为89.9%。

为了统计方便,对字母进行以下定义: A 为“实际积冰粒子,预测为积冰粒子”, B 为“实际积冰粒子,预测为非积冰粒子”, C 为“实际非积冰粒子,预测为积冰粒子”, D 为“实际非积冰粒子,预测为非积冰粒子”。定义正确率为

$$C_{OR} = \frac{A+D}{A+B+C+D} \times 100\% \quad (7)$$

虚警率

$$F_{AP} = \frac{C}{C+D} \times 100\% \quad (8)$$

漏报率

$$D_{FR} = \frac{B}{A+B} \times 100\% \quad (9)$$

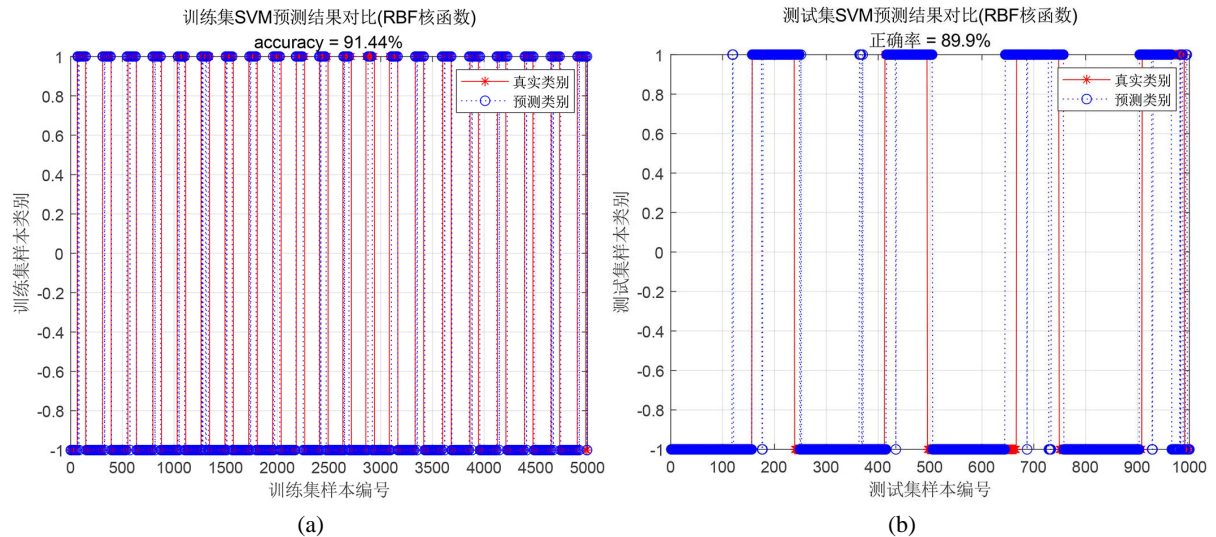


Figure 5. Support vector machine output. (a) Training set output; (b) Test set output
图 5. 支持向量机输出结果。(a) 训练集输出结果; (b) 测试集输出结果

两种方法预测结果如下表 3。从预测结果对比可知, 两种方法对应的分类精度都较高, 在 90% 左右, 然而对于相同的测试数据以及泛化评估数据, 基于高斯核函数的 SVM 方法对数据的分类精度略低于遗传算法优化的 BP 神经网络分类精度。通过两种方法对比, 说明无论是遗传算法优化后的 BP 神经网络还是 SVM, 对于数据的外推, 正确率下降幅度较小, 但虚警率有较大的上升, 同时漏报率却下降明显, 较实际应用, 更希望于较低的漏报率。通过两种方法的对比, 不仅反映出该神经网络具有良好的数据泛化性能, 且间接说明了毫米波雷达探测数据能够与云中积冰区域建立相应的非线性关系。

Table 3. Comparison of classification accuracy of different methods
表 3. 不同方法的分类精度对比

网络类型	数据类型	C_{OR}	F_{AP}	D_{FR}
优化神经网络	样本数据	94.24%	2.50%	11.96%
	泛化评估数据	90.5%	10.12%	8.23%
支持向量机	样本数据	91.44%	3.43%	17.42%
	泛化评估数据	89.9%	9.97%	10.37%

5. 结论

本文基于毫米波雷达探测资料, 通过遗传算法优化后的 BP 神经网络对云中粒子是否具有积冰性进行了定性判断, 并通过数据外推与支持向量机预测对比, 得出以下结果:

1) 该神经网络对云中粒子是否具有积冰性做出了较准确的判断, 数据外推结果表明该神经网络具有较高的正确率、较低的虚警率以及漏报率, 对比支持向量机(SVM)预测结果相差不大。

2) 通过成功地构建该神经网络, 拟合了毫米波雷达探测数据与云中积冰粒子的非线性关系, 为云中积冰强度划分奠定了理论依据, 同时为飞机穿越云层时提供安全保障。

本文的研究工作尚有一定的不足,首先是飞机积冰实际情况十分复杂,文中仅对飞机积冰环境中的云粒子进行了定性分析,飞机是否产生积冰现象还需综合判定。其次是计算积冰指数的公式仅反映云中积冰环境,而非云中积冰粒子。最后是云中粒子数量非常庞大,本文只抽取了部分数据,尚不足以全面反映云中积冰粒子的性质。

基金项目

国家自然科学基金项目(41905026);江苏省自然科学基金资助项目(BK20170945);南京信息工程大学人才启动基金资助项目(2016r028);江苏省333工程高层次人才培养资助(第三层次)。

参考文献

- [1] 刘凤林, 孙立潭, 李士君. 飞机积冰诊断预报方法研究[J]. 气象与环境科学, 2011, 34(4): 26-30.
- [2] 张宇飞. 浅析飞机积冰与航空安全[J]. 科技风, 2013(14): 194-197.
- [3] 裘燮纲, 韩风华. 飞机防冰系统[M]. 南京: 南京航空航天大学, 1996.
- [4] 刘开宇, 申红喜, 李秀连, 梁爱民. “04.12.21”飞机积冰天气过程数值特征分析[J]. 气象, 2005(12): 23-27.
- [5] 陈静, 吕环宇. 一次对流不稳定条件下飞机积冰的天气动力诊断分析[J]. 气象, 2006, 32(12): 66-71.
- [6] 迟竹萍. 飞机空中积冰的气象条件分析及数值预报试验[J]. 气象科技, 2007, 35(5): 714-718.
- [7] 张利平, 朱国栋, 韩磊. 航空器遭遇严重积冰天气分析[J]. 飞行学院学报, 2014, 25(6): 57-61.
- [8] Rauber, R. and Tokay, A. (1991) An Explanation for the Existence of Supercooled Water at the Top of Cold Clouds. *Journal of the Atmospheric Sciences*, **48**, 1005-1023.
[https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1991\)048<1005:AEFTEO>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1991)048<1005:AEFTEO>2.0.CO;2)
- [9] Minnis, P. (1995) Cloud Optical Property Retrieval (Subsystem 4.3), Clouds and the Earth's Radiant Energy System (CERES) Algorithm Theoretical Basis Document: Cloud Analyses and Radiance Inversions (Subsystem 4). NASA, Washington DC, 135-176.
- [10] Curry, J.A. and Liu, G. (1992) Assessment of Aircraft Icing Potential Using Satellite Data. *Journal of Applied Meteorology*, **31**, 605-621. [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(1992\)031<0605:AOAIPU>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1992)031<0605:AOAIPU>2.0.CO;2)
- [11] Ellrod, G. and Nelson, J.P. (1996) Remote Sensing of Aircraft Icing Regions Using GOES Multispectral Imager Data. *15th Conference on Weather Analysis and Forecasting*, Norfolk, 19-23 August 1996, 9-12.
- [12] Smith, W.L., Minnis, P., Fleeger, C., et al. (2012) Determining the Flight Icing Threat to Aircraft with Single-Layer Cloud Parameters Derived from Operational Satellite Data. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, **51**, 1794-1810. <https://doi.org/10.1175/JAMC-D-12-057.1>
- [13] 袁敏, 段炼, 平凡, 等. 基于 CloudSat 识别飞机积冰环境中的过冷水滴[J]. 气象, 2017, 43(2): 206-212.
- [14] 王禹润, 张军辉. 飞机积冰预报算法的研究与个案分析[J]. 气候变化研究快报, 2020, 9(5): 515-529.
- [15] 齐晨, 金晨曦, 郭文利. 基于模糊逻辑的飞机积冰预测指数[J]. 应用气象学报, 2019, 30(5): 619-628.
- [16] 张宇驰, 张序, 陈琳. 基于指数计算积冰强度域划分[J]. 长沙航空职业技术学院学报, 2017, 17(2): 83-89.