

# 基于粒子群算法的 SVM 飞机空调系统状态评估

李义勇<sup>1</sup>, 时建平<sup>1</sup>, 张灵杰<sup>2,3</sup>

(1. 北京博维航空设施管理有限公司, 北京 100621; 2. 电子科技大学, 成都 611731;  
3. 成都航空有限公司, 成都 610200)

**摘要:** 飞机空调系统对飞机和旅客都起着至关重要的作用, 对飞机 QAR (quick access recorder) 空调数据的健康评价进行预测, 可以保证乘客和机组的飞行舒适性、安全性, 以及电子电气设备工作的稳定性, 避免机械故障导致的航班延误或取消; 为提高空调系统状态监控 SVM 模型预测的准确度, 提出了一种基于粒子群算法的 SVM 空调状态评估方法; 通过实验结果可知, 使用 A320 飞机空调系统状态监控收集的样本数据进行预测分析, 提出的方法能够有效评估空调系统状态。

**关键词:** 空调系统; 状态评估; 支持向量机; 粒子群算法

## State Evaluation of SVM Aircraft Air Conditioning System Based on Particle Swarm Algorithm

LI Yiyong<sup>1</sup>, SHI Jianping<sup>1</sup>, ZHANG Lingjie<sup>2,3</sup>

(1. Beijing Bowei Aviation Facilities Management Co., Ltd., Beijing 100621, China;  
2. University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China;  
3. Chengdu Airlines Co., Ltd., Chengdu 610200, China)

**Abstract:** Aircraft air-conditioning system plays a vital role for both aircraft and passengers. Predicting the health evaluation of aircraft quick access recorder (QAR) air-conditioning data can ensure the flight comfort and safety of passengers and crew, which can also improve the stability of equipment operation to avoid the flight delay or cancellation caused by equipment failures. In order to improve the prediction accuracy of the support vector machine (SVM) model of air-conditioning system state monitoring, a SVM air-conditioning state evaluation method based on the particle swarm algorithm is proposed. The experimental results show that the proposed method can effectively evaluate the state of the air-conditioning system, the sample data collected by the A320 aircraft air-conditioning system state monitoring is used to conduct the predictive analysis.

**Keywords:** air conditioning system; state assessment; support vector machines; particle swarm algorithm

## 0 引言

空调系统在现代民用航空器的设计理念中是极其重要的系统。在 A320 系列飞机中, 空调系统是通过飞机机舱内外的空气进行循环, 以实现维持机舱内部正确的压力、合适的温度、适宜的空气新鲜度、保障电子电气设备工作环境正常等目的。由此保证乘客和机组的飞行舒适性、安全性, 以及电子电气设备工作的稳定性。为提高航空器的飞行速度、节省燃油消耗, 民用航空器正常情况下都是在万米高空穿梭, 在该高度层飞行将会面临着十分恶劣的外界环境, 低温、低压、极度缺氧等环境因素迫使航空器制造商对空调系统进行了非常严苛的设计, 以保障空调系统的可靠性。然而, 随着近年来民用航空器日利用率的不不断提升、民航市场的不断增大, 导致空调系统的相关故障率依旧长期处于高位。与此同时, 近年来民用航空领域与空调系统相关的非正常事件也层出不穷。2015 年 3 月, 东方航空一架客机在执行航班过程中因异常颠簸导致疑似客

舱释压, 期间多名旅客受伤。2018 年 7 月, 中国国际航空一架飞机执行香港到大连的航班, 空中由于空调故障导致客舱释压, 10 分钟内飞行高度紧急下降 25 000 英尺。

故障频发和各类非正常事件的时有发生, 让大家对空调系统更为重视。在航空公司内部, 机务工程师面对空调系统故障时故障处置也是格外小心谨慎的。通过分析可知, A320 飞机空调系统部件工作区域环境恶劣 (高温高振动区域)、长时间工作、部分航线空气质量不佳等, 是造成空调系统故障频发的主要原因。而 A320 飞机空调系统内部结构复杂, 系统内部各子系统数据相互交联, 难以快速准确的进行故障诊断和隔离。机务工程师面对空调故障时需要结合空客的故障处置手册 (TSM) 和自身的工作经验来进行综合判断, 导致对空调系统的故障处置不仅需要机务工程师具备极高的综合能力和专业素养, 还需要花费航空公司大量的财力和物力。此外, 空调系统故障大多为突发性故障, 其故障时间大多在飞行过程中, 在万米高空之上发生的故障难以做到明确

收稿日期: 2022-04-26; 修回日期: 2022-05-30。

作者简介: 李义勇 (1971-), 男, 山东青岛人, 大学本科, 工程师, 主要从事航空电气工程专业方向的研究。

引用格式: 李义勇, 时建平, 张灵杰. 基于粒子群算法的 SVM 飞机空调系统状态评估[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(11): 257-264.

当时的系统的相关参数和子系统状态，也难以在地面实现故障重现，从而难以实现对故障的准确处置，这也是长期困扰航空公司机务工程师的一个难点问题。

为了彻底解决航空公司对空调系统故障难以快速隔离准确处置的问题，国内部分航司开始了利用各类飞行数据对空调系统进行相关分析，但大多数还是停留在人工分析和手动数据筛选层面。

基于上述空调系统故障处置方面遇到的问题，本文结合 QAR 系统收集到的空调系统飞行参数，提出了一种基于粒子群算法的 SVM 空调状态评估方法，并通过实验进行预测分析，验证了提出的方法能够有效评估空调系统状态，以此协助航空公司机务工程师进行故障隔离及诊断和故障趋势预警的预测及分析，为机务工程师快速准确的对空调故障进行处置提供相关的技术支持。

### 1 飞机空调系统

空调系统对于现代的民用航空器来说是一个非常重要的系统。该系统通过空气循环技术，将引气系统接收的热空气转化为温度适宜的空调气，以此来维持飞机机舱的座舱高度、内部压力、客舱温度、电子电气设备工作环境、货舱通风和温度控制等相关功能。根据空客飞机空调系统的设计原理<sup>[1]</sup>，该系统通过飞机引气系统接收外界空气，通过 PACK 组件实现对引气热空气的冷却，冷却后的空气主要提供至区域温度控制、压力控制、电子电气设备通风、货舱通风和加温 4 个子系统，最终由压力控制系统的外流活门将空气排出机外。A320 飞机空调系统如图 1 所示。

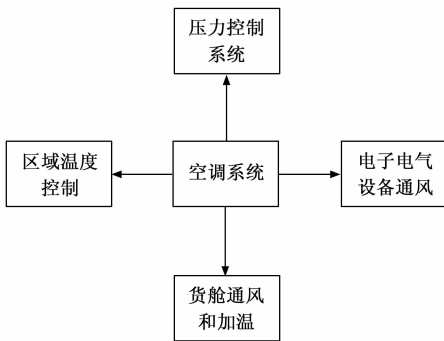


图 1 A320 飞机空调系统功用图

正常情况下，空调系统所需要的空气是由 A320 飞机的动力装置（发动机、APU）通过引气系统提供的。动力装置运转后，外界空气经过发动机的高压压气机或辅助动力装置（APU）的负载压气机进行增压升温成为高温高压的热空气，进而通过引气系统将热空气传递至空调系统。因此通过传递进入空调系统的热空气首先需要 PACK 组件的冷却调节，进而被转化为温度适宜的空调气。被调节的空调气可供向飞机机身部分，经飞机后部的外流活门释放到机外，以实现飞机内外的空气循环。由此可见空调系统中最核心的部件就是 PACK 组件。空调系统内部设计有两套用于冷却调节的 PACK 组件。正常情况下，PACK1 组件用

于飞机内部驾驶舱区域的冷却调节，PACK2 组件则用于飞机内部前、后客舱区域的冷却调节。当某个 PACK 组件由于故障导致组件整体失效，或者机组操作关闭该组件后，另一处于工作状态的 PACK 组件将同时保障驾驶舱、前客舱、后客舱区域的空调气供给。而在 PACK 内部，其主要的部件有流量控制活门（FCV）、热交换器、空气循环机（ACM）、冷凝器、再加热器、水分离器、旁通活门等。这些部件相互协调，在空调系统控制计算机（ACSC）的整体控制下，保障 PACK 出口温度满足下游用户的需求。

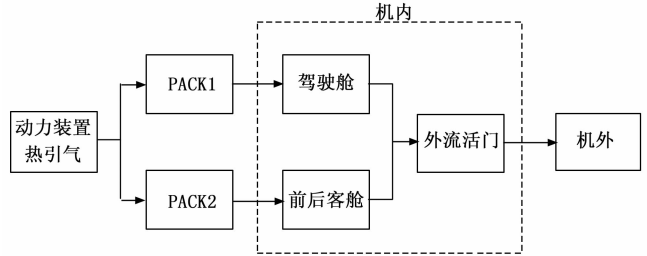


图 2 A320 飞机空调气路流程图

当前在工程应用方面，大部分航空公司对空调系统的状态研究仅仅局限于重要参数可视化呈现，设置逻辑预警值进行逻辑预警等方面，并未将其使用相关统计学、机器学习、深度学习等方面的理论进行深入研究和数据挖掘。而在理论研究方面，许多专家和学者对民用航空器的空调系统进行了较深层次的研究和分析。2011 年杜乔等人利用 RBF 神经网络对飞机空调系统进行故障诊断和预测，并通过优化提高了故障隔离率和故障诊断率<sup>[2]</sup>。2011 年 Jie He 等人使用递归扩展最小二乘（RELS）方法对空调系统内部的热交换器这一部件进行故障检测和故障隔离<sup>[3]</sup>。2015 年，吴成云使用 MATLAB 的 simulink 工具箱利用数学公式搭建空调系统仿真模型，并以此实现空调系统的故障诊断<sup>[4]</sup>。2015 年，王真寅利用故障树法对空调系统子部件系统进行了相关分析<sup>[5]</sup>。2016 年李冰月等人采用故障树方法实现对飞机空调系统故障的诊断归类<sup>[6]</sup>。2018 年孙见忠、李超役等人利用多元状态估计技术（MSET）和贝叶斯网络对空调系统的监测方法和故障诊断方法进行研究<sup>[7-10]</sup>。2019 年徐晓等人通过失效模式效应和临界性分析（FMECA）对飞机空调系统进行了故障诊断和故障隔离方法的研究<sup>[11]</sup>。

总的来说，随着对民用航空器空调系统研究的不断深入，对空调系统的研究方法也越来越多。这些研究方法虽然还未真正应用于民用航空器的维修领域，但在实验验证阶段已有较为全面的研究成果，并为民用航空器空调系统的监测和故障管理等工程应用提供一些新思路。

### 2 提出的方法

#### 2.1 A320 飞机空调状态系统的 SVM 算法设计

在 A320 飞机空调系统状态监控这一实际的工程应用中，大多样本数据为非线性的，因此无法直接通过线性可分支持向量机实现数据的分类问题。对于非线性问题，引入映射函数，将原始的样本数据转化为线性关系的变量，即可使用线

性支持向量机实现对原始样本数据的分离求解。图 3 为 A320 飞机空调系统状态监控 SVM 部分的算法流程图。在样本数据的读入和预处理完成后, 整个算法流程主要包括主成分分析实现数据降维和 SVM 算法实现两个部分。

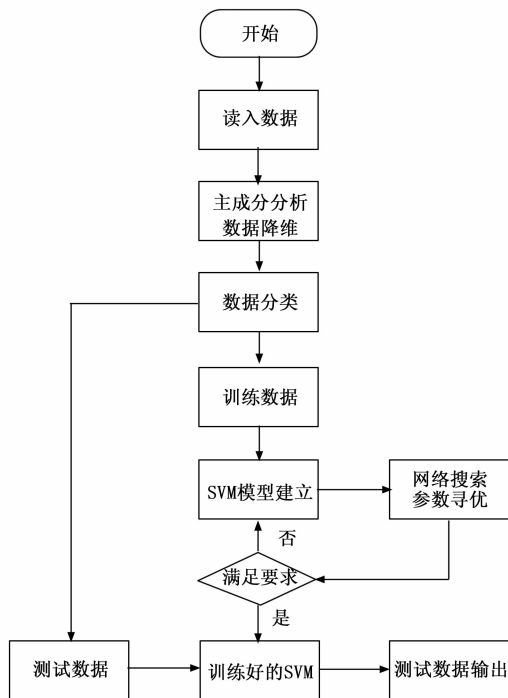


图 3 支持向量机算法流程图

由本文对 A320 飞机空调系统相关 QAR 数据的搜集、处理等方面的讨论可知, 原始的样本数据量较大, 共有 3 000 多组数据, 且每组数据中包含 12 个维度的相关信息。这和支持向量机设计要求样本数据较小的思想矛盾。如果直接使用原始数据进行 SVM 算法实现, 势必会严重影响算法的运行速度和 SVM 模型的整体性能。因此将原始数据读入和数据预处理完成后, 使用主成分分析方法, 对原始的样本数据进行降维处理, 能有效的减少样本数据容量, 为建立有效的 SVM 模型提供先决条件。

主成分分析法 (PCA)<sup>[12-14]</sup>, 顾名思义, 就是通过对原始数据转化, 提取其中能表征主要特征成分的维度数据, 从而实现对高维数据降维、提高数据处理效率的目的。该算法的核心思想是将原始样本数据的  $n$  维特征维度的数据映射到全新的  $k$  维坐标中, 其  $k$  维坐标中两两互为正交, 同时  $k$  维的正交特征即是最终求解的主成分。

根据主成分分析的核心思想可知, PCA 得到的主成分和原始数据的变量之间存在以下关系:

- 1) 主成分是由原始数据通过正交变化而得到的。
- 2) 主成分的个数应当少于原始数据中的变量个数。
- 3) 在主成分分析中, 可根据设计者需求, 保留原始数据一定量的数据信息, 因此主成分中包含了大部分的原始数据中的相关信息, 在一定程度上可以使用含有主成分的数据代表原始样本数据。

4) 从空间上看各主成分之间是两两互为正交的, 因此可以推断, 各主成分之间也是互不相关的。

对原始数据进行主成分分析, 最常用的计算方法包括特征值分解法和奇异值分解法两种。如图 4 所示, 两种方法的主体计算思想都一致, 均是首先构造原始数据的协方差矩阵, 再通过特征值分解或奇异值分解的方法, 计算出协方差矩阵对应的特征值和特征向量, 并将特征值按照从大到小进行排序, 设计者可从中选择贡献率满足需求的前几个向量。被选出的特征向量按照行向量的形式排列重组, 即可构造出主成分分析中的特征向量矩阵, 该矩阵就是主成分分析中的转移矩阵。

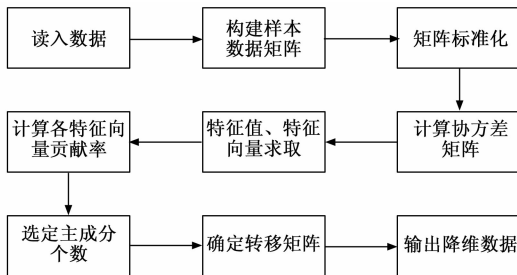


图 4 主成分分析流程图

本文基于 Matlab 平台对空调系统原始的 QAR 样本数据进行主成分分析, 在算法设计中, 设定主成分分析处理后的数据需要占用原始样本数据的累积贡献率的 95% 以上。分析结果如图 5 所示, 图中柱状图表示单一主成分对原始样本数据的贡献率, 折线表示前几组主成分的累积贡献率。由该图可知, 前三组数据的累积贡献率达到 97.95%, 即使使用主成分分析法 PCA 处理后产生的三组数据即可以涵盖原始数据中约 98% 的信息量。故在 A320 飞机空调系统状态评估的 SVM 模型设计中, 将使用主成分分析处理后得到的三组数据作为模型的数据输入。

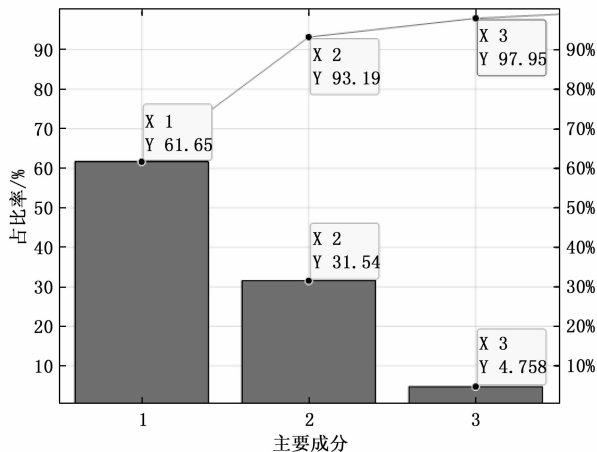


图 5 样本数据主成分分析结果

对 SVM 来说, 核函数的合理选择是能否建立有效合适的 SVM 模型最重要的条件。本文采用高斯径向基 (RBF) 函数作为 SVM 算法的核函数, 主要原因有以下几点: 一是 A320 飞机空调系统是一个典型的非线性系统, 而高斯径向

基函数能够较好的实现非线性映射；二是高斯径向基核函数和多项式核函数相比所需要调节的参数少，可有效降低 SVM 模型建立的难度以及模型内部的复杂度；三是高斯径向基核函数在数值计算上便于实现，没有比较困难的数值计算过程，能有效的规避计算机因内部数值计算的问题带来的计算效率低下，从而加快系统的计算效率和模型的建立过程；四是通过对高斯径向基核函数的深入学习，发现其不需要依赖先验知识，在任意分布下都具有良好的泛化能力。

在确定使用高斯径向基 (RBF) 函数作为 SVM 算法的核函数后，惩罚因子  $C$  以及该核函数的参数  $g$  的确定则是 SVM 模型建立的下一工作难点。不同的参数选择会对 A320 飞机空调系统状态监控 SVM 模型的预测结果和精度、预测速度等产生严重的影响。目前在 SVM 模型设计中，网格搜索和交叉验证方法是一种常见的参数确定方法。

## 2.2 基于粒子群的 SVM 算法的优化和改进

惩罚因子  $C$  和核函数参数  $g$  的选取会对依据 SVM 算法设计的 A320 飞机空调系统状态监控的预测结果和精度、预测速度等会有一定影响。虽然网格搜索和交叉验证法为惩罚因子和核函数参数的参数寻优提供的可行的便捷途径，但由于网格搜索是在一定分辨率下进行的遍历搜索，可能由于步长的原因导致搜索时跨过最优参数对应的搜索点，从而导致无法实现最优搜索。因此本节尝试使用智能算法领域广泛应用的粒子群搜索算法<sup>[15-18]</sup>对传统的 SVM 模型进行改进优化，力求通过粒子群优化算法，寻找惩罚因子  $C$  和核函数参数  $g$  的全局最优解，以此来提高 SVM 算法模型的预测结果和精度。

基于 SVM 算法对 A320 飞机空调系统状态监控模型建立的主要难点是对惩罚因子  $C$  和核函数参数  $g$  的合理选取。而粒子群算法作为一种智能优化算法，可通过对种群的不间断迭代，寻找种群中的全局最优解<sup>[19]</sup>。因此考虑在实验过程中，使用粒子群算法对 SVM 的惩罚因子  $C$ 、核函数参数  $g$  这一组合参数队进行优化，寻找全局最优解，从而有效的提高 SVM 对空调系统状态监控各输出维度的预测准确率。图 6 为使用粒子群搜索算法对 A320 飞机空调系统状态监控 SVM 模型优化的流程图，优化算法中主要步骤如下：

1) 读取搜集和整理的 A320 飞机空调系统样本数据  $S$ ，并随机产生一组惩罚因子、核函数参数的参数队  $(C, g)$  作为粒子的初始位置。设定粒子种群为 10，最大迭代次数为 100，终止迭代的误差为 0.1。

2) 将步骤 1 中的数据样本  $S$  进行  $v$  等分，得到互不包含的样本子集  $S_1, S_2, \dots, S_v$ ，其中每一份子集合数据数量相同，以用于最终交叉验证获取准确率。

3) 将步骤 2 中得到的  $v$  份数据子集，划分为 1 份作为测试级和其余  $v-1$  份组成的训练集，并根据当前的参数队  $(C, g)$ ，训练相应的 SVM 模型，并计算相应的预测准确率。随后再从  $v$  个子集中，选取另一份数据集合作为测试集，剩余的  $v-1$  个作为训练集重复上述操作，得到当前的预测准确率。最后经过  $v$  次相同的操作后即可得到该参数

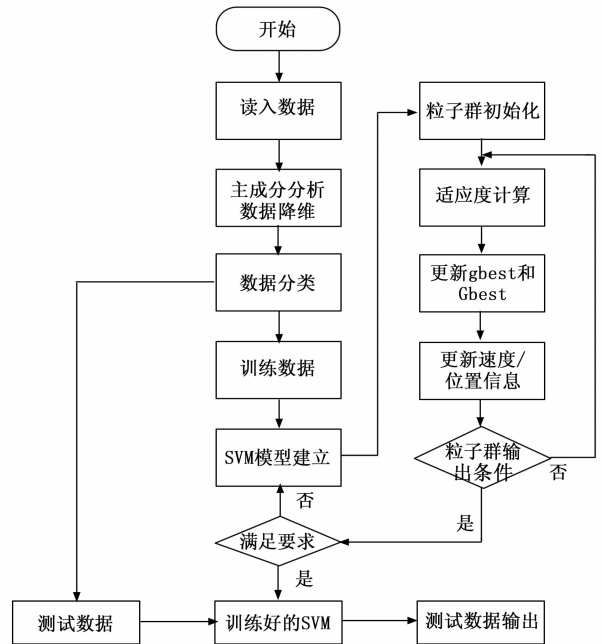


图 6 PSO-SVM 模型流程图

队  $(C, g)$  下的平均准确率，即交叉验证的平均准确率。在交叉验证中，使用平均预测准确率来作为验证 SVM 模型优劣的标准。

4) 将各参数队  $(C, g)$  下的交叉验证预测准确率作为适应度值，并由此计算和更新当前参数队  $(C, g)$  下的个体极值  $g_{best}$  和全局极值  $G_{best}$ ，同时根据获取的两类极值，按照粒子群搜索算法中的速度更新公式和位置更新公式即可完成粒子速度和位置信息更新。

5) 定义极值误差为  $\delta = abs(g_{best} - G_{best})$ ，当个体极值和全局极值的相对误差  $\delta$  满足终止迭代误差时，输出此时代的  $(C, g)$  值作为全局最优的参数队。即在当前的惩罚因子  $C$  和核函数参数  $g$  下，能建立最佳的 SVM 模型。

## 3 实验结果与性能评价指标

### 3.1 实验结果

在 Matlab 平台使用 LIBSVM 工具箱<sup>[20]</sup>建立 A320 空调系统状态监控的 SVM 模型，模型中使用高斯径向基 (RBF) 函数作为 SVM 模型的核函数，进行样本数据的分类预测和分析。本实验的样本数据为搜集和处理的空调系统 QAR 数据，数据容量为 3 500 组，其中原始数据的输入维度为 12，使用主成分分析后的数据输入维度为 3，预测输出的数据维度分为故障趋势预警和故障隔离及诊断两部分。为使实验结果便于观察，在划分测试集和训练集时将训练集样本数据设定为 3 400 组，测试集样本数据设定为 100 组。同时建立粒子群优化的 SVM 模型，粒子群优化算法的相关参数如下：粒子种群为 10，最大迭代次数为 100，终止迭代的误差为 0.1。其对比实验结果如下：

1) 飞机空调状态监控系统故障趋势预警部分的实验结果：

空调系统故障趋势预警部分共有 3 个维度的数据输出，

分别为压气机出口温度 (COT) 异常、组件流量 (PF) 异常、组件出口温度 (TP) 异常。分别用于监控上述三组参数是否处于潜在故障阶段。本小节以压气机出口温度 (COT) 异常进行实验结果的展示。

图 7~8 分别为使用网格搜索和交叉验证法, 对 SVM 参数队  $(C, g)$  选取的实验结果的等高线展示和 3D 视图展示。通过实验结果可知, 对于压气机出口温度异常, 使用网格搜索和交叉验证方法得到的最佳参数组合为惩罚因子  $C = 147.0334$ , 核函数参数  $g = 27.8576$ , 此时训练集的交叉验证准确率为 99.4%。

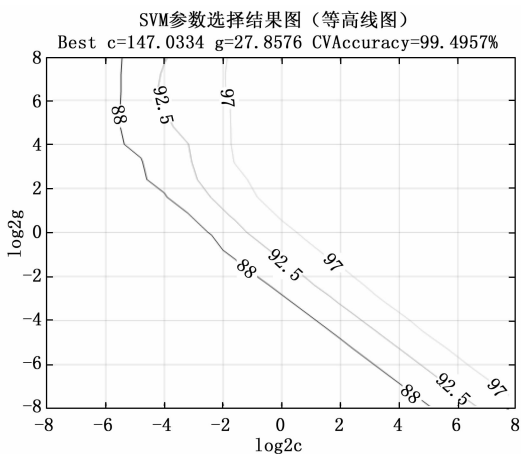


图 7 COT 异常 SVM 参数选择等高线图

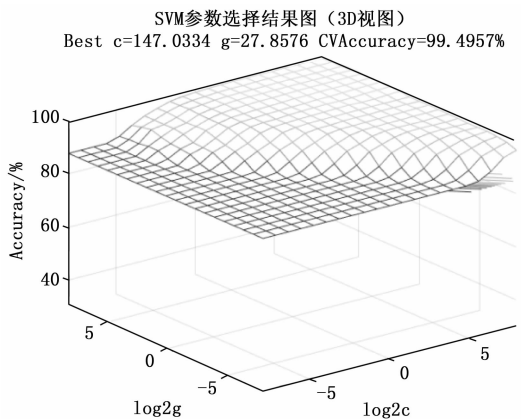


图 8 COT 异常 SVM 参数选择 3D 图

当惩罚因子  $C = 147.0334$ , 核函数参数  $g = 27.8576$  时, 建立 A320 飞机空调系统 COT 参数异常的支持向量机模型。预测结果如图 9 所示。由图可知, 使用该方法建立的 SVM 模型基本满足对 COT 参数异常的预测, 其中预测的准确率为 98%。

图 10 为使用粒子群搜索算法对上述 SVM 模型优化改进后的适应度变化曲线, 对于 A320 飞机空调系统故障趋势预警部分中压气机出口温度异常这一维度的输出, 使用粒子群算法进行全局寻优, 搜索的最佳参数组合为惩罚因子  $C = 157.4785$ , 核函数参数  $g = 10.4284$ 。而粒子群搜索算法优化的 SVM 模型其交叉验证准确率为 99.6%, 相对于网格搜索法略有提高。

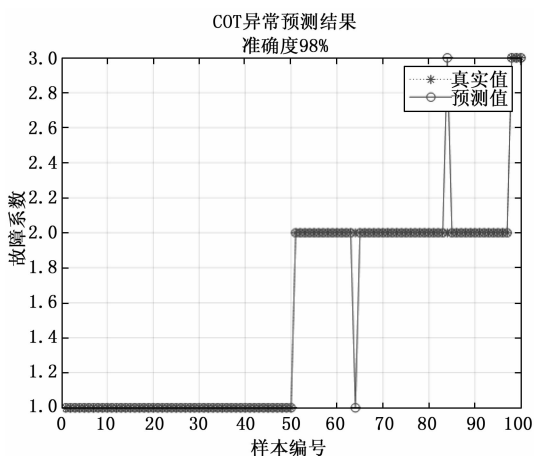


图 9 COT 异常 SVM 预测结果

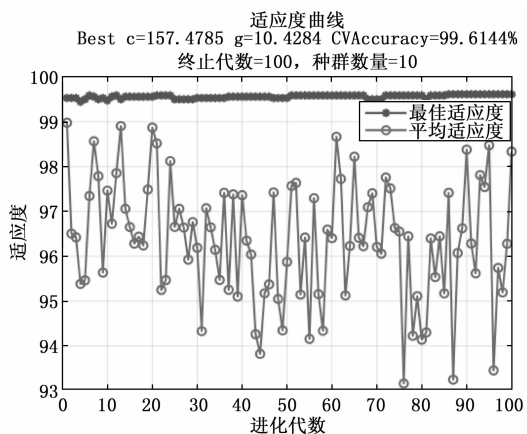


图 10 粒子群优化的 SVM 适应度曲线 (COT 异常)

当惩罚因子  $C = 157.4785$ , 核函数参数  $g = 10.4284$  时, 针对 A320 飞机空调系统压气机温度异常这一维度的输出数据建立粒子群优化的支持向量机模型。预测结果如图 11 所示。由图可知, 使用该方法建立的模型预测的准确率为 99%, 相对于网格搜索法建立的 SVM 模型准确率更高。

综上所述, 无论是交叉验证准确率还是实验预测结果, 使用粒子群搜索算法优化的支持向量机模型的准确率均高于网格搜索法。故在 A320 飞机空调系统故障趋势预警的实际预测中, 采用粒子群优化的支持向量机模型对压气机温度异常进行预测更加准确。

2) 飞机空调状态监控系统故障诊断及隔离部分的实验结果:

空调系统故障诊断及隔离部分共有 4 个维度的数据输出, 分别为组件关闭 (PACK OFF)、流量控制活门故障 (FCV Failure)、组件过热 (PACK OVHT)、组件调节故障。分别用于飞机空调可能出现的常见故障的诊断和隔离。本小节以组件过热为例进行实验结果的展示。

图 12、13 分别为使用网格搜索和交叉验证法, 对 SVM 参数队  $(C, g)$  选取的实验结果的等高线展示和 3D 视图展示。通过实验结果可知, 对于 PACK 组件过热, 使用网格

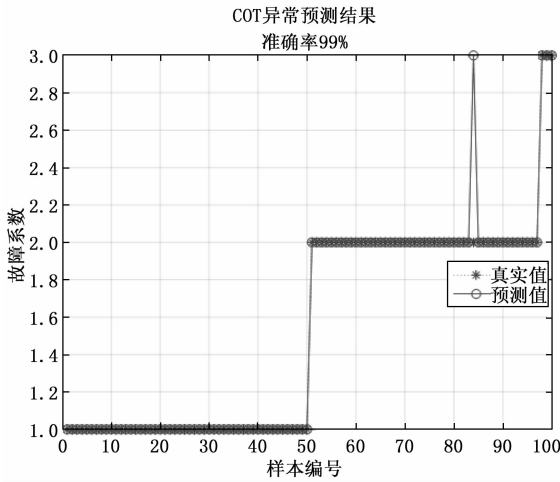


图 11 COT 异常 PSO-SVM 预测结果

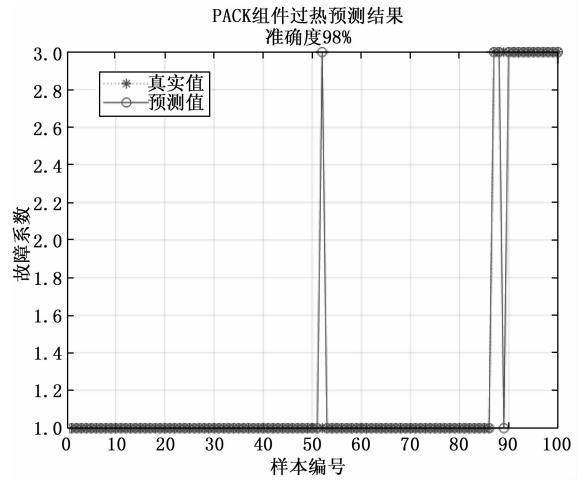


图 14 PACK 组件过热警告 SVM 预测结果

搜索和交叉验证方法得到的最佳参数组合为惩罚因子  $C = 9.944$ ，核函数参数  $g = 256$ ，此时训练集交叉验证准确率为 99.59%。

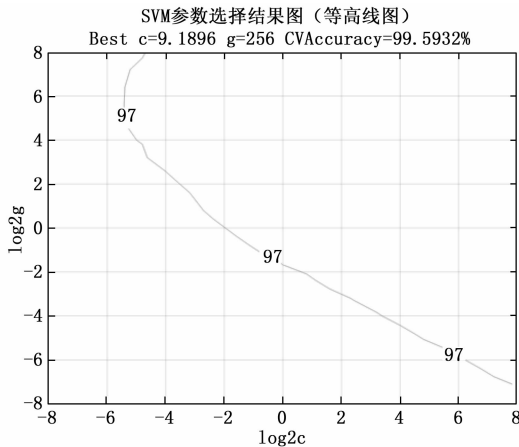


图 12 PACK 组件过热警告 SVM 参数选择等高线图

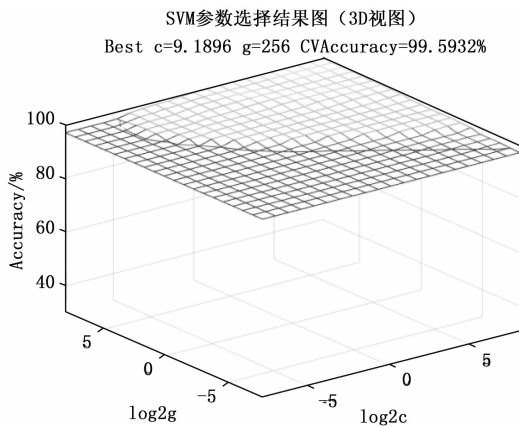


图 13 PACK 组件过热警告 SVM 参数选择 3D 图

当惩罚因子  $C = 9.944$ ，核函数参数  $g = 256$  时，建立 A320 飞机空调系统 PACK 过热的支持向量机模型。预测结果如图 14 所示。由图可知，使用该方法建立的 SVM 模型基本满足对 PACK 组件过热的预测，其中预测的准确率为 98%。

图 15 为使用粒子群搜索算法对上述 SVM 模型优化改进后的适应度变化曲线，对于 A320 飞机空调故障诊断和隔离部分中 PACK 过热这一维度的输出，使用粒子群算法，进行全局寻优，搜索得到的最佳参数组合为惩罚因子  $C = 9.944$ ，核函数参数  $g = 256$ ，此时的交叉验证的准确率为 99.61%，相对于网格搜索法有大幅度提高。

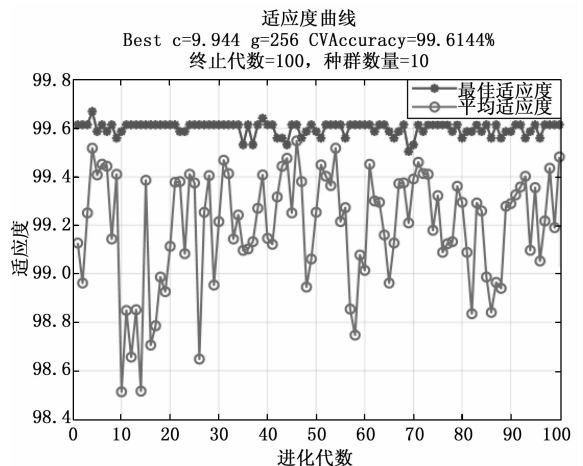


图 15 粒子群优化的 SVM 适应度曲线 (PACK 组件过热警告)

当惩罚因子  $C = 9.944$ ，核函数参数  $g = 256$  时，针对 A320 飞机空调系统 PACK 过热这一维度的输出数据建立粒子群优化的支持向量机模型。预测结果如图 16 所示。由图可知，使用该方法建立的模型预测的准确率为 99%，相对于网格搜索法建立的 SVM 模型准确率略有提高。

综上所述，无论是交叉验证准确率还是测试集数据预测准确率的结果，使用粒子群搜索算法优化的支持向量机模型的准确率均高于网格搜索法。故在 A320 飞机空调系统故障诊断和隔离的实际预测中，采用粒子群优化的支持向量机模型对 PACK 组件过热进行预测更为准确。

### 3) 预测准确度展示：

将上述对空调系统压气机出口温度异常和 PACK 组件

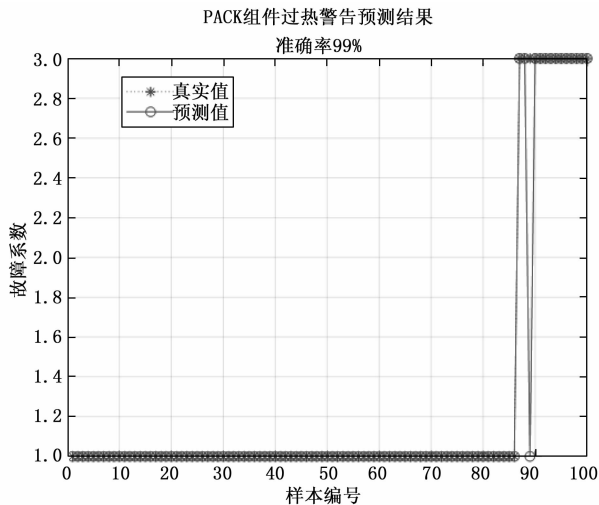


图 16 PACK 组件过热警告 PSO-SVM 预测结果

超温的实验方法和结果分析分别用于故障趋势预警部分、故障诊断和隔离部分剩余的 5 个维度输出, 即可得到各输出的支持向量机模型预测准确度, 如表 1 所示。

表 1 支持向量机模型预测准确度

预测准确度	趋势预警			故障隔离			
	COT 异常	PF 异常	TP 异常	PACK OFF	FCV 故障	PACK 过热	调节故障
SVM	94.4%	82.6%	93.9%	96.0%	95.7%	98.0%	80.0%
PSO-SVM	94.4%	84.2%	94.7%	97.0%	97.4%	99.0%	83.0%

### 3.2 性能评价指标

表 2 为根据 100 组测试数据集使用两种方法预测后得到的评价指标。由于在机器学习理论中对于分类问题的性能指标计算主要针对二分类问题。因此对于故障趋势预警部分的指标计算中, 将输出为监控和故障的数据视为一类数据。由该表可知, 粒子群优化后的支持向量机模型对于 A320 空调系统故障趋势预警和故障诊断及隔离部分 7 个维

表 2 SVM 模型与 PSO-SVM 模型性能指标比较

状态监控	算法类别	准确率	精确率	召回率	F1
COT 异常	SVM	94.4%	100.0%	75.8%	0.86
	PSO-SVM	94.6%	100.0%	78.7%	0.88
PF 异常	SVM	83.0%	96.3%	77.6%	0.86
	PSO-SVM	85.0%	98.2%	79.1%	0.88
TP 异常	SVM	94.0%	95.7%	91.7%	0.94
	PSO-SVM	95.0%	95.7%	93.8%	0.95
PACK OFF	SVM	96.0%	100.0%	84.0%	0.91
	PSO-SVM	97.0%	100.0%	88.0%	0.94
FCV 故障	SVM	95.7%	100.0%	84.0%	0.91
	PSO-SVM	97.4%	96.5%	100.0%	0.98
PACK 过热	SVM	98.0%	92.9%	92.9%	0.93
	PSO-SVM	99.0%	100.0%	92.9%	0.96
PACK 调节故障	SVM	80.0%	97.2%	64.8%	0.78
	PSO-SVM	83.0%	100.0%	68.5%	0.81

度输出的预测准确率、召回率、F1 值都较普通的 SVM 模型有一定的提高。因此粒子群优化的 SVM 模型网络能更好的预测 A320 飞机空调系统状态监控中的各项状态。

### 4 结束语

通过收集和整理的 A320 飞机空调系统的样本数据, 本文重点使用支持向量机分类算法对故障趋势预警和故障诊断及隔离两部分进行分析和研究。为避免样本数据量过大对 SVM 算法实现带来的低时效性, 首先采用主成分分析方法对原始的样本数据进行处理, 保证其原始数据信息量的条件下, 对样本数据进行合理的降维, 减少数据容量。然后基于 MATLAB 平台, 通过 LIBSVM 工具箱对主成分分析处理后的数据, 进行 A320 飞机空调系统状态监控 SVM 模型的建立: 选定高斯径向基 (RBF) 函数作为该 SVM 模型的核函数, 通过网格搜索和交叉验证方法得到模型中惩罚因子和核函数参数参数队 (C, g) 的最佳取值。但网格搜索法受到网格分辨率等因素的影响, 可能无法获取全局最优的参数队 (C, g), 导致分类精度和预测准确度相对不高。为提高 A320 飞机空调系统状态监控 SVM 模型分类精度、预测的准确度, 采用粒子群搜索算法 (PSO) 进行原始 SVM 模型进行优化和改进, 得到全局最优的参数队 (C, g)。最后, 通过实验结果对比可知, 使用 A320 飞机空调系统状态监控收集的样本数据进行预测分析, 无论对于故障趋势预警部分的三分类问题, 还是故障诊断与隔离部分的二分类问题, 粒子群搜索算法优化的 SVM 模型的各项性能指标均略高于普通的 SVM 模型。

此外, 粒子群搜索优化的 SVM 模型在 A320 飞机空调系统的应用能为航空公司机务工程师在飞机空调系统状态评价时提供一种新思路, 也能辅助工程师在故障诊断和隔离时进行快速准确的处置相关故障。

#### 参考文献:

- [1] AIRBUS. A318, A319, A320, A321 Aircraft Maintenance Manual [Z]. 2022.
- [2] 杜 乔, 韩 强. 基于 RBF 神经网络的 A320 引气系统故障诊断研究 [J]. 工业仪表与自动化装置, 2011 (2): 65-67.
- [3] HE J, ZHU L, ZHAO J Q, et al. Fault diagnosis of aircraft heat exchangers based on RELS method. IEEE, 2011.
- [4] 吴成云, 汪光文, 李革萍, 等. 民用飞机空调系统仿真分析 [J]. 航空动力学报, 2015, 30 (9): 2073-2079.
- [5] 王真寅. 波音 737 飞机空调系统与故障排除方法研究 [D]. 郑州: 郑州大学, 2015.
- [6] 李冰月. 基于 FMECA 和 FTA 的机载制冷系统故障分析 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2016.
- [7] SUN J D, et al. Integration of scheduled structural health monitoring with airline maintenance program based on risk analysis [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability, 2017, 232 (1).
- [8] SUN J D, et al. A data-driven health indicator extraction method for aircraft air conditioning system health monitoring [J].

Chinese Journal of Aeronautics, 2019.

- [9] LIC Y, SUN J Z, ZUO H F. Fault Detection for Air Conditioning System of Civil Aircraft Based on Multivariate State Estimation Technique [C] // International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control.
- [10] 李超役. 民用飞机空调系统健康评估与故障诊断方法研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2018.
- [11] 徐 晓. B737NG 空调系统原理及故障诊断方法的研究 [D]. 成都: 西南交通大学, 2019.
- [12] 张 琪, 吴亚锋, 徐 建. 主成分分析与遗传神经网络在制冷系统故障诊断中的应用 [J]. 计算机测量与控制, 2016, 24 (9): 23-27.
- [13] 曹艳华, 陈春良, 齐蕴光, 等. 基于 PCA-BP 神经网络的装甲车辆柴油机状态评估 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 20 (7): 1892-1894.
- [14] 廖坤锐, 陈卫兵, 杨 雪. 基于 PCA 和粒子群优化算法的焊点缺陷识别 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (5): 190

-194.

- [15] 刘元芳. 航空发动机气路故障的智能诊断方法研究 [D]. 厦门: 厦门大学, 2018.
- [16] 赵梦娜. 基于 SVM 和 BP 神经网络的量化策略研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2021.
- [17] 彭宇红. 基于 PSO-LSSVM 机器学习的居民出行需求预测方法及应用 [D]. 北京: 北京交通大学, 2020.
- [18] 李树林, 王 琨, 郝艳军. 基于粒子群优化方法的电力系统状态向量估计模型 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (5): 184-188.
- [19] VAPNIK V. The nature of Statistical Learning Theory [M]. New York: Springer, 1995.
- [20] RAJESHWARI R, MANDAL S, RAJASEKARAN. Compressive strength prediction of SCC containing fly ash using SVM and PSO-SVM models [J]. Journal of Structural Engineering (Madras), 2021, 48 (1): 1-11.

(上接第 245 页)

验证结果表明, 采用本文介绍的全脉冲生成技术, 可按照设计预期动态产生相应特征的全脉冲数据。

### 3 结束语

本文提出了一种复杂体制信号全脉冲动态生成技术, 并在某项目上进行了验证, 证明了该方法的有效性。

本技术基于输入的信号特征参数 (载频类型、载频变化范围等) 产生各类复杂体制信号全脉冲数据流, 可随着外部场景数据的变化依据仿真节拍动态更新全脉冲数据, 并具有以下优势。

1) 逼真性高: 该技术综合考虑了天线方向图、天线扫描方式、空间传输衰减、信号时频特性、信号到达时间、脉冲交错排序等因素对全脉冲信号产生的影响, 使仿真生成的全脉冲数据与真实战场环境中的全脉冲具有更高的一致性;

2) 适应性强: 该技术可适应各种复杂体制雷达信号的全脉冲数字生成, 由于算法计算 RF、PRI、PW 逻辑独立 (除连续波), 故可产生 50 余种不同体制的信号, 可适应目前绝大多数类型的信号;

3) 可扩展性强: 该技术整体算法具备开放式的处理架构, 对于新体制信号可快速派生各类新体制信号的全脉冲。

#### 参考文献:

- [1] ADAMY D, 王 燕, 朱 松. 电子战基础 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2009.
- [2] 吴 琳, 郑志娟, 许 琪. 基于全脉冲样本匹配的雷达分选技术 [J]. 电子侦察干扰, 2016, 37 (7): 4-5.
- [3] 李 峥. 全脉冲处理体系结构 [M]. 成都: 电子对抗国防科技重点实验室中国电子科技集团公司第二十九研究所, 2010.
- [4] 祁建清, 姜秋喜, 黄建冲. 关于“雷达全脉冲信号分选”的数学模型设计与分析 [J]. 电子对抗, 1998 (4): 15-16.

- [5] 乐 剑, 陈 蓓. 一种雷达信号全脉冲数据特征提取方法 [J]. 中国电子科学研究院学报, 2009, 4 (3): 288-289.
- [6] 国 强, 张兴周, 李 峥. 一种新的雷达全脉冲信号特征提取方法 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2006, 38 (1): 130-131.
- [7] 杨利峰, 姜勤波. 雷达全脉冲的数字分析方法研究 [J]. 电子信息对抗技术, 2008, 23 (3): 7-8.
- [8] 安 红, 杨 莉. 雷达电子战系统建模与仿真 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2017.
- [9] 方 剑. 电子战仿真之七: 天线仿真 [J]. 电子战技术文选, 2000 (2): 34-35.
- [10] 王 燕. 电子战仿真之十: 威胁天线方向图仿真 [J]. 电子战技术文选, 2000 (5): 18-19.
- [11] 李云刚, 吴 京, 周一宇, 等. 电磁环境仿真中雷达天线的数学建模 [J]. 航天电子对抗, 2003 (5): 27-30.
- [12] 张 扬, 张培珍, 李 勇. 机载火控雷达天线方向图的设计与仿真 [J]. 现代电子技术, 2009, 310 (23): 11-12.
- [13] 关成准, 张 磊, 谭顺成, 等. 相控阵天线方向图仿真与分析 [J]. 海军航空工程学院学报, 2019, 34 (3): 277-279.
- [14] 练学辉, 张 然, 杨玉亮, 等. 一种被动相控阵雷达全脉冲信号生成仿真技术 [J]. 雷达与对抗, 2016, 36 (1): 38-39.
- [15] 石紫璇, 顾 浩, 朱士龙. 全脉冲幅度信息的分析与特征提取 [J]. 指挥控制与仿真, 2009, 31 (3): 43-44.
- [16] [美] DAVID L. ADAMY, 朱 松, 王 燕. 电子战进阶 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2009.
- [17] 熊 健. 特殊体制雷达信号仿真技术研究 [J]. 电子对抗技术, 1997 (5): 17-19.
- [18] 韦 高, 许家栋, 温 浩. 微波宽频带复杂雷达信号及背景雷达信号仿真 [J]. 弹箭与制导学报, 2005 (4): 108-109.
- [19] 张华杰. 通用脉冲雷达信号仿真软件设计与实现 [J]. 火力与指挥控制, 2021, 46 (2): 97-100.
- [20] 张 然, 杨玉亮, 丁 春. 基于被动机械扫描雷达的全脉冲仿真器 [J]. 中国雷达, 2016, (1): 24-26.