

基于深度信念网络的民航发动机状态监测

吴禹倩, 李 静, 吴晓舟, 王华伟

(南京航空航天大学 民航学院, 南京 211100)

摘要: 民航飞机发动机设备构造精密、复杂, 其监测系统收集的数据中蕴含了丰富的故障信息; 传统发动机状态诊断依靠数据统计分析和机器学习模型, 但其在深入理解与归类信号特性方面的表现难以尽如人意; 此外近年兴起了多层神经网络降维算法——深度学习理论, 其通过模拟人脑分析过程建立由浅入深的算法模型, 数据处理效果较好; 将民航发动机自身特点与深度学习理论有机结合提出了基于深度信念网络发动机状态监测方法; 其优势在于克服了传统方法人工提取数据特征的不确定性与状态分类陷入局部最优的缺陷, 可对发动机参数进行自主学习与特征提取; 实验结果表明该算法具有出色的特征提取能力与分类准确率, 能够准确识别发动机的不同状态。

关键词: 发动机状态; 深度学习理论; 大数据处理

Civil Aviation Engine Health Condition Monitoring Based on DBN Deep Learning Theory

Wu Yuqian, Li Jing, Wu Xiaozhou, Wang Huawei

(School of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211100, China)

Abstract: Civil aircraft engine has precise and complicated structure. The data collected by monitoring systems contain abundant fault message. Traditional methods of monitoring engine's health condition are based on data statistics and machine learning model. However, its performance on deep-understanding and classifying characteristics of massive data didn't meet the requirement as we had expected. In addition, as the dimension reduction method of Neural Networks, deep learning, flourishing in recent years, builds up algorithm model which is able to process data effectively by simulating the structure of human brain. Combining the characteristics of engine with deep learning theory, the paper put forward a new method of monitoring engine's health condition. The advantageous conditions of the method include overcoming the uncertainty of characteristic extraction and deficiency of partial response. It's able to learn and classify the characteristics automatically. Result of the test shows that the method can not only extract characteristics from massive data, but also obtain high identification accuracy of different health conditions of engine.

Keywords: engine health condition; deep learning theory; big data analysis

0 前言

航空发动机是飞机的核心部件, 其性能优劣直接关系到飞机的整体状态及运行安全。发动机状态监测是识别发动机现有性能与降低事故征兆的重要方法, 然而其精密的构造与复杂的设备参数为发动机的状态监测与故障诊断带来了极大的技术难度, 因此基于多种性能参数的同步分析是解决发动机状态监测问题的有效途径。

在目前众多状态监测方法中, 普遍应用的支持向量机(support vector machine, SVM)及其改进方法^[1]取得了较好的研究成果, 其他一些与神经网络相关的算法诸如 BP 算法^[2]、模糊神经网络算法^[3]等均以其出色的非线性映射能力在发动机状态分析中崭露头角。然而这些方法往往需要借助特定函数模型确定各性能参数所对应的状态及其在最终决策中的

贡献, 存在参数选取与分类模糊度不确定性、局部极小和过度拟合等不足之处, 无法完全准确地反应发动机真实状态; 另一方面状态监测趋于复杂化, 模型的适用条件易被忽视, 导致操作困难, 特征学习的智能性与可靠性也不能得到凸显。

针对上述不足, 借助衍生于神经网络的 DBN 算法可较为出色地完成对民航发动机故障状态的识别。相比于传统神经网络算法, 其优势在于:

(1) 直接从发动机原始数据提取参数特征进行自主学习, 避免了传统方法的数据分析环节, 降低了特征提取难度, 摆脱了对机械经验的依赖;

(2) 建立多层神经网络叠加的深层模型, 在海量数据中自适应构建数据间隐含联系并逐层向上传递, 使特征不断迭代更新, 避免陷入局部最优;

(3) 模型构建简单, 参数设置少, 通过较少的时间换取较高的状态识别准确度, 面对复杂监测任务时, 可以出色地完成对发动机状态的监测。

1 深度信念网络算法

1.1 深度学习介绍

深度学习的概念由 Hinton 等人于 2006 年提出, 起源于人工神经网络的研究^[4]。其动机在于模拟人脑的思维方式与学习

收稿日期: 2016-12-12; 修回日期: 2017-02-21。

基金项目: 国家自然科学基金青年基金(71401073)。

作者简介: 吴禹倩(1996-), 女, 主要从事飞行器适航技术方向的研究。

通讯作者: 王华伟(1974-), 女, 博士, 教授, 主要从事复杂系统可靠性分析与建模等方向的研究。

机制与来处理各类型数据, 构建深层次神经网络完成特征学习过程, 实现了从原始数据到特征识别的直接跳跃。深度学习已成为大数据分析的“利器”, 其在图像识别、文字处理、语音识别^[5-7]等诸多领域均有广泛的应用, 而算法的智能性、便捷性等优势将为越来越多行业的产品和服务产生深远影响。

1.2 DBN 算法

深度信念网络^[8] (deep belief network, DBN) 是一种无监督学习下的深度学习 (Deep Learning) 模型, 由多层单层限制性波尔兹曼机 (restricted boltzmann machine, RBM) 堆叠而成。

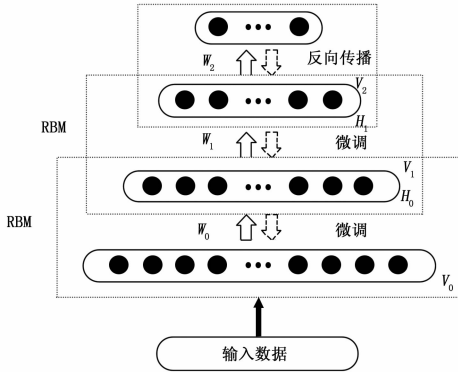


图 1 DBN 的模型结构

1.2.1 单层限制性波尔兹曼机

RBM 由可视层 (visible layer) 与隐藏层 (hidden layer) 组成: 分别用于输入训练数据与特征检测。层与层间通过权值 (w) 连接。其能量定义:

$$E(v, h | \theta) = - \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N v_i w_{ij} h_j - \sum_{i=1}^M a_i v_i - \sum_{j=1}^N b_j h_j \quad (1)$$

W_{ij} 为可视层节点 i 与隐含层节点 j 之间的连接权重; a_i , b_j 分别为可视层、隐藏层的偏置值。(v , h) 的联合概率密度:

$$p(v, h | \theta) = \frac{1}{Z(\theta)} e^{-E(v, h | \theta)} \quad (2)$$

式中, 归一化因子 Z :

$$Z(\theta) = \sum_{v, h} e^{-E(v, h | \theta)} \quad (3)$$

由于隐藏层节点状态与可视层节点的状态相互独立, 可视层与隐藏层的边缘概率密度:

$$p(v | h) = \prod_{i=1}^M p(v_i | h) \quad (4)$$

$$p(h | v) = \prod_{j=1}^N p(h_j | v) \quad (5)$$

根据可视层 (v) 构建与之相邻的隐藏层 (h), 其中隐藏层第 j 个节点的激活概率为:

$$p(h_j = 1 | v, \theta) = \sigma(b_j + \sum_i v_i w_{ij}) \quad (6)$$

同理根据隐藏层 (h) 构建接下来的可视层 (v), 其中可视层第 i 个节点的激活概率为:

$$p(v_i = 1 | h, \theta) = \sigma(a_i + \sum_j h_j w_{ij}) \quad (7)$$

采用对比散度算法对重构数据进行近似采样, 得到各参数

的更新规则为:

$$\Delta w_{ij} = \eta([v_i, h_j]_{data} - [v_i, h_j]_{recon}) \quad (8)$$

$$\Delta a_i = \eta([v_i]_{data} - [v_i]_{recon}) \quad (9)$$

$$\Delta b_j = \eta([h_j]_{data} - [h_j]_{recon}) \quad (10)$$

其中: $\langle \cdot \rangle_{data}$ 为训练样本集在定义分布上的期望; $\langle \cdot \rangle_{recon}$ 为重构后的模型定义分布上的期望。如此训练后每层 RBM 就能较为准确地提取上一层 RBM 的特征, 并根据隐藏层的特征还原各可视层, 进而逐层向上传递信息。

1.2.2 深度信念网络

DBN 的运算过程为多层 RBM 累加, 原始数据作为低层 RBM 可视层, 所输出的 RBM 隐藏层亦为高一层 RBM 的可视层, 通过逐层传递, 自底向上的学习方式, 使特征识别效果逐层优化; 其次, 通过顶部设置 NN 网络, 接收 RBM 的输出特征向量作为它的输入特征向量, 有监督地将错误信息自顶向下传播至每一层 RBM, 微调整个 DBN 网络, 使 DBN 克服了传统神经网络因随机初始化权值参数而容易陷入局部最优和训练时间长等缺点。

2 深度信念网络算法在航空发动机状态监测的应用

2.1 发动机状态监测参数提取

民机发动机的故障状态主要由发动机的送修等级来评定, 通过提取发动机送修前的检测数据评定发动机的送修等级。其中发动机动低压压气机 (LPC)、低压涡轮 (LPT)、高压压气机 (HPC)、高压涡轮 (HPT)、燃烧室 (COMB) 等均对发动机状态造成不同程度的影响。鉴于其功能和结构的复杂性与交叉性, 同时提取发动机排气温度偏差值 (DEGT)、高压转子转速偏差值 (DN2)、燃油消耗量偏差值 (DWF)、低压转子振动偏差值 (ZVB1F)、高压转子振动偏差值 (ZVB2R) 等多种对发动机状态灵敏度高的参数进行综合分析, 完成发动机状态监测。

2.2 深度信念网络发动机状态监测模型的建立

基于深度置信网络 (DBN) 与自然网络 (NN) 相结合的数学模型, 提出一种直接从原始数据出发对民航发动机故障状态进行自适应分类识别的方法。

将发动机的实际工作数据的参数向量抽象为模型的输入层。其中 (I_1, I_2, \dots, I_5) 为输入特征向量, 有 $j=1, 2, \dots, 5$, 代表上述 5 个发动机工作参数, 即输入向量的节点数; 设 W_k 代表不同特征向量的权值, 有 $k=1, 2, \dots, 5$, 且 W 满足 $\|W_k\| = 1$; 设 I_z^i 为所有样本加权输入特征值:

$$I_z^i = \sum_{j=1}^n W_k^i I_j^i, i = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

将发动机的实际状态抽象为模型的输出层。根据实际发动机故障情况, 借助 VC (一般检查)、POH (性能恢复)、OH (翻修) 3 个送修等级^[9]判断发动机相关单元体和子系统的状态。由发动机运行状态设置输出层有 3 个神经元, 输出 $[1 \ 0 \ 0]$, $[0 \ 1 \ 0]$, $[0 \ 0 \ 1]$ 分别表明所属的状态类别为 VC、POH、OH。由此建立深度信念网络的输出层。

其次选取适当的 DBN 网络中间层数与各层节点数, 即可完成完整网络模型的构建。关于 DBN 网络两个隐含层节点数的确定, 如果隐含层节点数过少, 映射数目与精度不能得到

保证,网络未能达到理想训练效果;如果节点数过多,会使网络鲁棒性与泛化能力降低,且所需时间变长。在对航空发动机状态监测的实际操作中通过参考经验公式与经多次试验验证,选取隐含层数目 N 与恰当的隐含层节点数。

通过 RBM 算法训练得到各层的连接权值,并将本层 (h_1) 输出参数(权值与偏移量)作为下一层 (I_2) 输入,根据层数重复上述步骤得到完整 DBN 网络,在最终输出层后设置 NN 网络,对已分类特征进行微调,进一步提高准确性。结束训练,通过已训练的 DBN+NN 网络完成对原始数据特征的分类识别。

该训练方法流程图如图 2 所示。

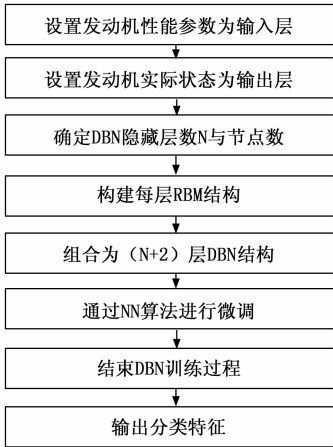


图 2 DBN 的训练模型

3 算例

为验证所提出方法的有效性,以民机发动机为研究对象,通过对真实数据进行了维修级别分析。选取 CF6-80C2A5 型发动机维修数据^[10],分别用 DBN+NN、深度学习算法、BP 神经网络、SVM 算法进行性能监测,并将结果进行了比较和分析。

3.1 实验数据选取及评测指标

在此以 A300 飞机上的 CF6-80C2A5 型发动机维修数据为例,采集某航空公 1999-2004 年期间该类型发动机送修前的状态参数及送修后的送修等级信息,构建 DBN+NN 状态监测网络,验证所提出算法的有效性。

在网络的输入层神经元个数(为 DEGT、DN2、DWF、ZVB1F、ZVB2R 共 5 个特征)、输出层神经元个数(为 VC、POH、OH 共 3 种状态)已知的前提下,通过实验验证完成隐层层数、各层节点数等参数的选取,建立与优化对应的 DBN 模型。

表 1 优化后 DBN+NN 网络参数

每组训练数据	30	网络层数	4
输入层节点数	4	输出层节点数	1
第一隐层节点数	3	第二隐层节点数	3
训练精度	0.001	最大迭代次数	1000

其次根据历史监测数据建立网络的训练样本。数据总数为 250,取前 240 个数据进行建模,后 10 个数据进行外推预测验

证。采用准确率(Precision)、运行时间(Time)来评价算法的识别分析效果,其中准确率(P)反应算法对于数据识别的精度,运行时间(T)反应了算法的复杂程度。

3.2 PNN、DBN、BP、SUV 算法对比实验

BP、SVM、PNN 算法为另外 3 种常用神经网络方法,在发动机状态监测领域与其他数据分类领域等有广泛的应用。在相同环境下借助 DBN 算法与 BP、SVM、PNN 算法对所采集数据进行对比实验,通过比较各算法的正确率验证本文提出算法的有效性。

通过对比分析可以看出,PNN 算法的正确率较 DBN 算法而言存在明显差距,DBN 算法的分类准确率总体比 BP、SVM 另外两种算法高出 5% 左右。从算法设计上来说,DBN 算法能较为准确且直观地识别数据的特征与进行分类;就程序的灵活性而言,从运行结果可以看出 DBN 算法灵活性较高,能够较为容易地更改隐藏层节点数及迭代次数,从而能较为灵活地选择出更符合要求的参数。

表 2 各算法样本及正确率

测点 测试数 算法	1	2	3	4	5	6	7	8	样本 总数	诊断 正确率
	30	30	30	30	30	30	30	30	240	
PNN	20	17	19	14	18	20	19	18	145	60.41%
DBN	29	27	26	28	27	30	24	28	219	91.25%
BP	23	24	23	25	26	24	27	26	196	81.67%
SVM	27	26	23	27	23	25	24	28	203	84.58%

表 3 不同算法的监测诊断结果

组数 正率率 分类	1	2	3	4	5	6	7	8
	66.67	56.67	63.33	46.67	60.00	66.67	63.33	60.00
PNN	96.67	90.00	86.67	93.33	90.00	100.0	80.00	93.33
DBN+NN	76.67	80.00	76.67	83.33	86.67	80.00	90.00	86.67
BP	90.00	86.67	76.67	90.00	76.67	83.33	80.00	93.33
SVM								

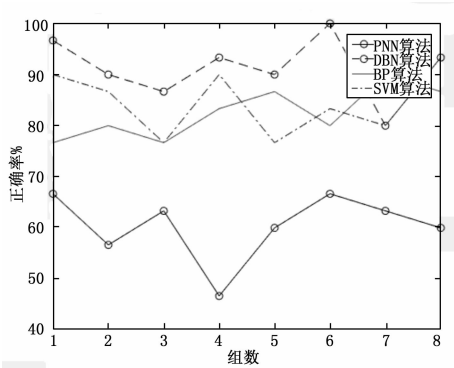


图 3 不同算法的监测诊断结果正确率

4 总结

文章从深度学习理论出发,介绍了深度学习中常用的深度信念网络(DBN)理论知识;并将深度学习理论与航空发动机

非线性数据特征结合, 建立 DBN 网络 (无监督性学习算法) 与 NN 网络 (有监督性学习算法) 共同作用的发动机状态分类与识别的监测方法。相比于传统发动机状态检测方法, 该法直接从原始数据出发进行分析, 摆脱对人工提取特征的依赖, 具有自主识别特征、避免陷入局部最优、分类准确率高等诸多优势。以实际发动机状态监测数据为例对所提出算法进行实际应用验证, 在与以往状态分析方法对比后证明该方法兼具快速性、强鲁棒性等特点, 有较强的泛化能力, 能够获得较高的状态识别准确率, 具有广阔应用前景。

参考文献:

- [1] Fei Chengwei, Bai Guangchen. 改进 FSVM 在发动机振动故障融合分析中的应用 [J]. Issue: 15, 2012, 31 (15): 171-174.
- [2] 李训亮, 门 路, 周 山. GA-BP 神经网络在航空发动机状态监测中的应用研究 [J]. 计测技术, 2011, 31 (4): 5-6.
- [3] 刘玉兵, 张宗扬, 谭 华, 等. 基于模糊神经网络发动机状态监测警报系统的建立 [J]. 润滑与密封, 2009, 34 (7): 74-76.
- [4] Hinton G E, Osindero S, Teh Y W. A fast learning algorithm for

(上接第 27 页)

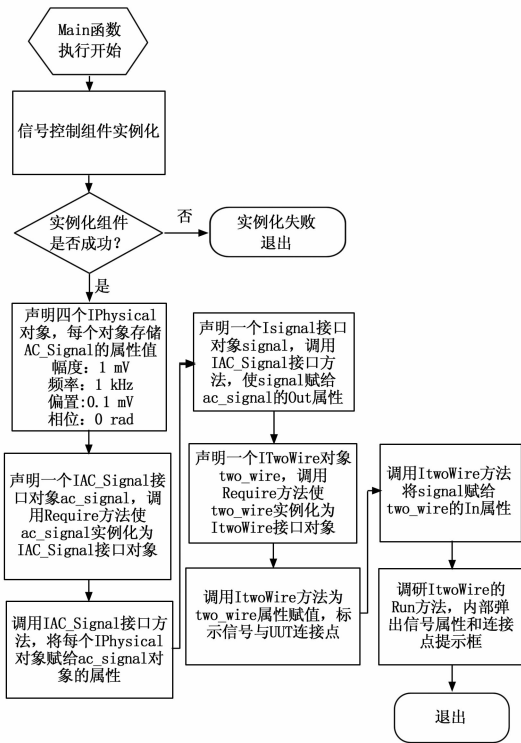


图7 测试程序流程图

引脚信息。并调用 ISignal 接口对象的 Run 方法匹配相应的仪器驱动从而控制仪器进行测试。

5 实验结果

经过实际测试, AC_SIGNAL 信号组件对象实例化后可以有效保存信号参数并将信号参数传递给 IVI 仪器驱动机制。IVI 仪器驱动机制根据 AC_SIGNAL 信号组件对象解析信号类型、信号参数等信息, 并根据解析的信号信息调用相应的仪器驱动函数, 从而控制仪器进行相应操作。根据实验结果得

deep belief nets [J]. Neural Computation, 2006, 18 (7): 1527-1554.

- [5] Ji S, Xu W, Yang M, et al. 3D convolutional neural networks for human action recognition [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions, 2013, 35 (1): 221-231.
- [6] Sun Y, Wang X, Tang X. Deep learning face representation by joint identification-verification [J]. CoRR, 2014; abs/1406. 4773.
- [7] Karpathy A, Toderici G, Shetty S, et al. Large-scale video classification with convolutional neural networks [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. Piscataway, NJ: IEEE, 2014: 1725-1732.
- [8] Hinton G E, Osindero S, Teh Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets [J]. Neural Computation, 2006, 18 (7): 1527-1554.
- [9] 张海军. 民航发动机性能评估方法与视情维修决策模型研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2007.
- [10] GE Transportation, CF6-80C2A5 Worksopce Planning Guide [Z]. General Electric Company, 2001.

出, 信号组件能有效保存信号参数信息并且通过 IVI 仪器驱动机制解析信号信息, 从而控制相应仪器驱动, 证明该信号组件设计模型可行, 为解决信号参数传递与测试需求存储提供了技术支持。

6 结束语

本文在 STD 标准的基础上, 研究信号组件静态模型与动态模型, 给出信号组件的设计方案。以某激励信号为例, 调用所设计的信号组件进行测试验证, 达到了预期测试效果。该模型将 COM 组件技术有效地应用在自动测试系统软件平台中, 以标准化接口的形式为测试程序提供服务。当信号组件升级时, 只需要修改信号组件的接口实现, 测试程序不需要做任何修改, 提高测试程序可移植性。

参考文献:

- [1] 于劲松, 李行善. 美国军用自动测试系统的发展趋势 [J]. 测控技术, 2001, 12: 1-3.
- [2] 苏孝彰, 田 凌. 自动测试系统中面向信号的仪器 UUT 建模方法 [J]. 仪表技术与传感器, 2012, 10: 34-36.
- [3] 戴豪民, 牛双诚, 张光轶, 等. 面向信号自动测试系统信号组件的设计 [J]. 现代电子技术, 2009 (5): 60-62.
- [4] 马登武, 马 羚, 吕晓峰. 面向信号 ATS 软件平台的信号组件研究与设计 [J]. 计算机测量与控制, 2012 (4): 1126-1128.
- [5] 齐少华. TPS 程式开发环境与仪器管理模块的研究与实现 [D]. 成都: 电子科技大学, 2013.
- [6] 肖 杰. 面向信号的自动测试系统中的仪器建模及控制功能实现 [D]. 成都: 电子科技大学, 2012.
- [7] 张 祯. 面向信号测试系统中信号组件及运行时技术的研究与实现 [D]. 成都: 电子科技大学, 2014.
- [8] 张俊峰, 赵锦成, 刘金宁. 基于 XML 的自动测试系统信号描述方法研究 [J]. 测控技术, 2011 (1): 87-89.
- [9] 钱 锋, 孟 晨, 朱 俊. 基于 STD 标准的信号构建方法研究 [J]. 仪表技术, 2008 (9): 36-38.
- [10] 钟建林, 何 友, 齐玉东. 基于 IEEE1641 标准的自动测试系统体系结构 [J]. 计算机测量与控制, 2009 (5): 854-856.
- [11] 罗 锦, 苏振中, 孟 晨. 自动测试系统软件设计标准化研究 [J]. 仪表技术, 2009 (8): 71-73.