

doi: 10.7690/bgzd.2025.01.004

压缩感知在装备故障预测与健康管理中的应用综述

许波, 马云飞

(武警部队士官学校军械系, 杭州 311403)

摘要: 针对海量状态监测数据时存在采集频率要求高、采集系统负荷大、监测数据冗余等问题, 通过对原始信号进行低维投影, 突破 Shannon-Nyquist 采样定理的限制, 极大缓解装备大数据造成的信息过载问题。围绕 PHM 5 层架构, 分别从压缩感知(compressive sensing, CS)概念、以及在信号修复与降噪、故障诊断、退化状态识别中的应用几个角度, 对已有成果进行总结, 指明现有研究存在问题, 提出相应的解决思路。该研究可为压缩感知的研究提供一定的参考。

关键词: 压缩感知; 装备状态监测; 数据采集; 稀疏表示; 故障诊断

中图分类号: TH165⁺.3 **文献标志码:** A

Application of Compressed Sensing in Equipment Fault Prediction and Health Management

Xu Bo, Ma Yunfei

(Department of Ordnance, Non Commissioned Officer Academy of PAP, Hangzhou 311403, China)

Abstract: Aiming at the problems of high acquisition frequency, heavy load of acquisition system and redundancy of monitoring data in massive condition monitoring data, the limitation of Shannon-Nyquist sampling theorem is broken through by low-dimensional projection of original signals, which greatly alleviates the problem of information overload caused by large data of equipment. Based on the five-layer architecture of PHM, this paper summarizes the existing achievements from the aspects of the concept of compressive sensing (CS) and its application in signal restoration and noise reduction, fault diagnosis, and degradation state identification, points out the existing problems in the existing research, and puts forward the corresponding solutions. This study can provide some reference for the research of compressed sensing.

Keywords: compressed sensing; equipment condition monitoring; data acquisition; sparse representation; fault diagnosis

0 引言

故障预测与健康管理(prognostics and health management, PHM)^[1]技术的发展使得装备管理者能够全面掌握装备状况, 并由此进行针对性维修决策, 大大提高了装备保障的科学性和有效性。想要在大型复杂装备机械传动系统上开展状态监测与健康评估, 需要借助更多种类、更大规模的数据。随着装备规模扩大、采样频率提高、传感器布置点增加、监测时间延长, 装备状态监测进入了“大数据时代”。海量状态监测数据将有助于装备全面评估与预测, 但也会带来一些缺点。

1) 特定装备部件对采集系统的采样频率提出了较高要求。根据 Shannon-Nyquist 定理采样频率需要达到信号最高频率 2 倍才能保证采集信息完整, 对于超高转速部件(例如航空发动机最高转速达 50 000 r/min), 普通采集系统很难达到要求^[2]。

2) 海量监测数据对采集系统、存储设备、传输

系统都会造成极大负担。例如对某型自行火炮下装 4 芯 CAN 总线单台连续监测 1 个月的数据量为 856 kB/min×60 min×4 h/d×30 d≈5.87 G, 需要高带宽传输系统、超大存储器。

压缩感知(CS)的提出为解决上述问题提供了新思路。研究人员发现对于装备采集信号, 在某种条件下即使不满足采样定理^[3]也能从观测值中恢复原始信号, 这就要求信号满足稀疏性(即信号大部分分量等于或近似等于 0)。与上述现象相关的研究, 定义为压缩感知或者稀疏采样。

1 压缩感知在装备 PHM 中的应用框架

将压缩感知应用于装备 PHM 中, 突破了 Shannon-Nyquist 采样定理的限制, 降低了采集开销; 通过在采集端压缩原始信号, 实际存储、传输和处理的是压缩信号, 从而缓解装备大数据造成的信息过载问题; 同时, 压缩感知利用非线性投影得

收稿日期: 2024-07-09; 修回日期: 2024-08-17

第一作者: 许波(1977—), 男, 安徽人。

通信作者: 马云飞(1992—), 男, 吉林人, 博士。

到压缩域少量观测值来反映原始信号主要信息，减少数据量的同时避免了冗余。

笔者参考开放体系架构下基于状态的维修 (open systems architecture for condition-based maintenance, OSA-CBM)、ISO 13373 至 ISO 13381

系列有关标准以及 IEEE 1232 系列标准，构建了 PHM 体系架构如图 1 所示。以我军装备维修保障需求为牵引，针对装备大数据带来的采集、传输、处理问题，结合装备状态监测与健康评估实际，将压缩感知引入 PHM 理论研究中。

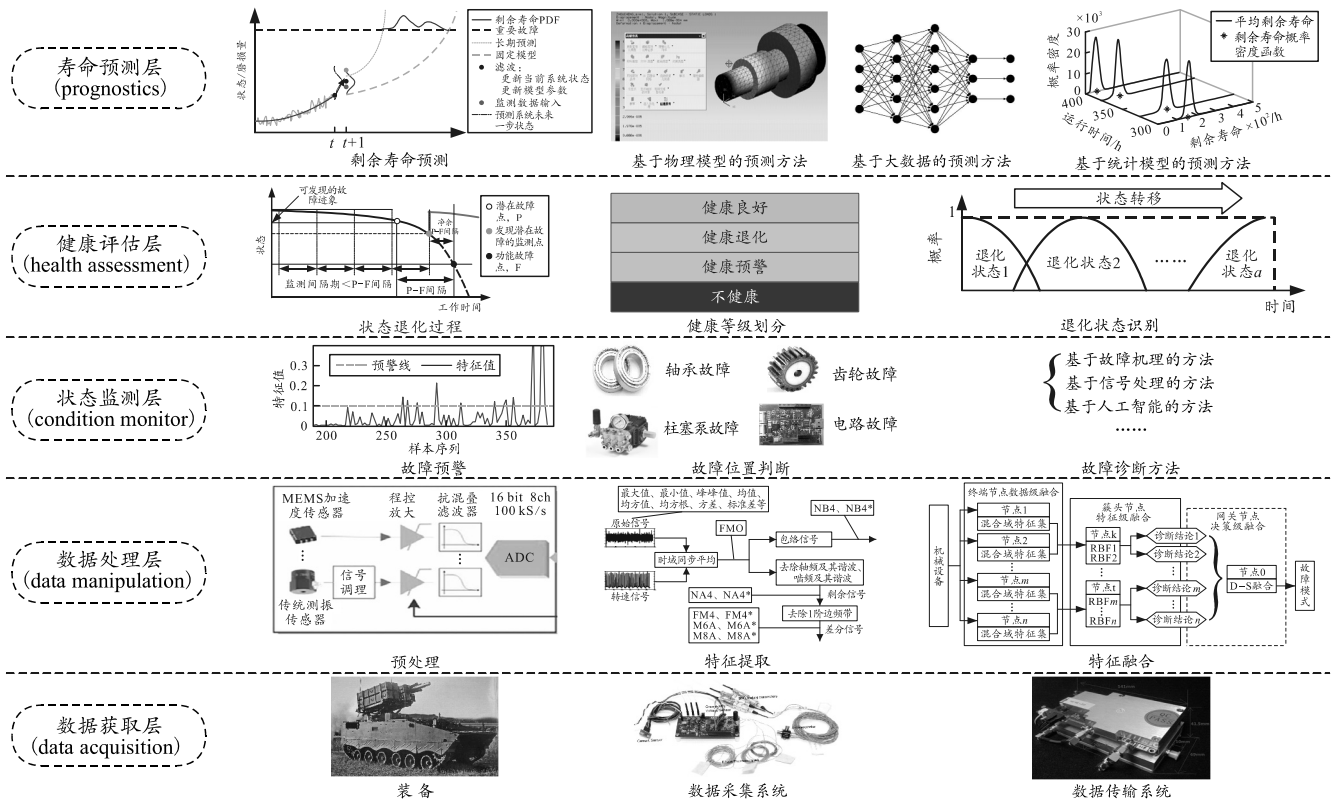


图 1 PHM 架构

现有研究主要围绕 PHM 体系架构前 5 层，研究内容包括机械振动信号压缩重构、机械振动信号修复与降噪、压缩信号故障诊断方法以及压缩感知在健康评估中的应用。如图 2 所示，根据压缩数据 990 是否重构，故障诊断可分为 2 类：1) 重构后利用重构数据进行诊断，如果一定的诊断成功率可以被接受，那么压缩信号可以极大降低传感器和传输代价，在故障诊断成功率和传输代价之间寻求一种平衡；2) 直接利用压缩数据进行故障诊断，由于压缩感知保留了原始信号中的有用信息，可以一定程度上从压缩信号中挖掘出装备故障信息。在装备健康评估上，也可以利用压缩感知模型构造出来的退化特征，实现状态监测与寿命预测。压缩感知技术对提高装备维修保障效率，丰富和发展我军装备状态监测和健康评估理论具有一定的理论意义和应用价值。

围绕 PHM 5 层架构，笔者从压缩感知在数据获取层、数据处理层、状态监测层和健康评估层 4 个

角度的应用进行介绍，并指明了现有研究存在的问题，针对问题提出相应的解决思路，以期对下一步压缩感知的研究提供一定的借鉴和参考。

2 压缩感知在数据获取层的应用

按照能否精确重构出原始信号，信号压缩算法分为无损压缩^[4]和有损压缩^[5-6] 2 种。无论是无损压缩还是有损压缩，都需要在前端采集系统先后完成信号的采集与压缩 2 个步骤，对于计算能力有限的前端节点来说是一个巨大的挑战。新提出的压缩感知理论，可以直接从原始模拟信号中获取低维观测值，即“边采集边压缩”。由此，研究人员开始尝试利用压缩感知解决机械振动信号的采集与监测问题^[7-10]。

信号重构可转化为范数优化问题。假设有 k -稀疏原始信号 $x(x \in RN)$ ，观测矩阵设置为 $\Phi \in RM \times N$ (其中 $M \ll N$)，则信号 x 在该矩阵上的线性投影 $y \in RM$ 可以作为压缩信号。根据线性代数理论， $y = \Phi x$ 描述的是一个欠定线性系统。

$$P_0: \min_x \|x\|_0 \quad \text{s.t. } y = \Phi x; \quad (1)$$

也可使用 l_p 范数进行优化:

$$P_1: \min_x \|x\|_1 \quad \text{s.t. } y = \Phi x. \quad (2)$$

$$\|x\|_p = \left(\sum_{i=1}^N |x_i|^p \right)^{1/p}. \quad (3)$$

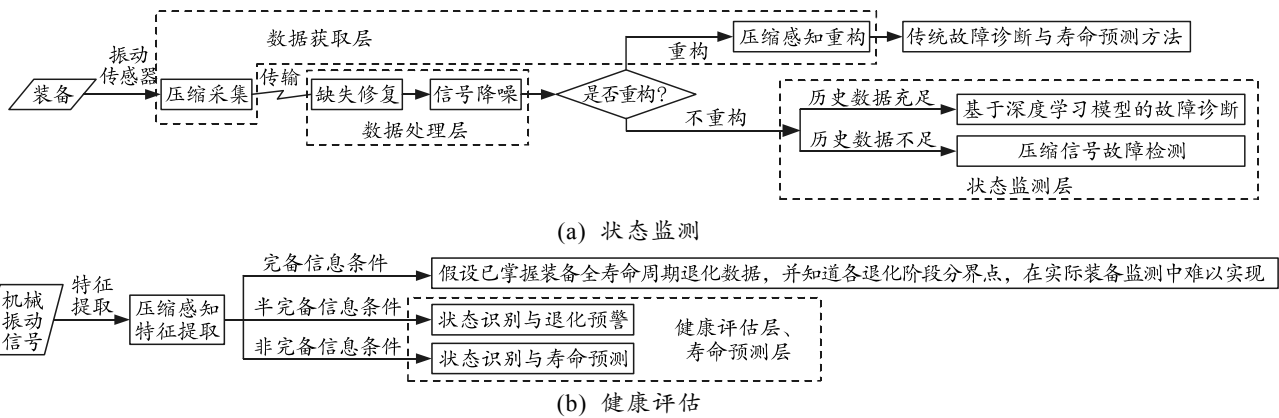


图 2 压缩感知在故障预测与健康管理 (PHM) 中的应用框架

根据图 3 范数逼近, 满足 $y = \Phi x$ 的点在一条直线上, 而 x 的 p 范数不断逼近该直线, 交点即为一个解, 在图中用箭头标出。

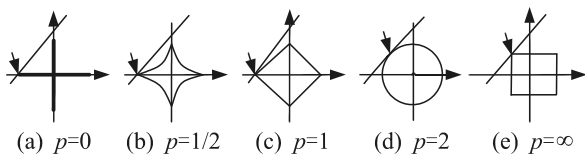


图 3 2 维情况下的压缩感知范数逼近

可以看出: $p=0, 1/2, 1$ 时获得的解在坐标轴上稀疏性较好; 而当 $p=2, \infty$ 时, 获得的解 2 个坐标均不为 0, 稀疏性较差; 因此, 在研究重构算法时通常采用 0-范数或者 1-范数, 分别对应贪婪和凸优化 2 种算法。

除了常规方法, 近年来出现许多基于深度网络 (包括 Recon-Net, DR²-Net, CSNet 等) 的压缩感知重构算法^[11-12]。针对装备振动信号, 文献[13]提出一种基于深度卷积生成对抗网络 (DCGAN) 的振动数据重建的深度学习方法, 直接学习压缩信号与原始信号之间的端到端映射, 不使用稀疏性假设或随机采样, 重构过程计算效率高, 但是重构网络模型为黑盒训练, 网络可解释性差。

3 压缩感知在数据处理层的应用

3.1 信号修复研究现状

装备实际运行过程中振动强烈, 可能造成传感器接触不良而产生数据丢失, 或者传输过程中受噪音、带宽干扰而发生丢包现象, 此时又不可能重新采样, 因此开展数据修复研究, 对于装备状态监测具有一定意义。

利用压缩感知进行信号修复的思想最早来源于图像修复^[14]。张新鹏^[15]考虑到压缩感知与数据恢复的相似性, 提出了将压缩感知用于数据修复的原理方法。余路等^[16]在此基础上, 利用过完备字典学习算法构造稀疏基, 优化了修复效果。Perepu 等^[17]提出一种基于自适应字典学习的缺失数据估计方法, 适用于具有对角线块稀疏性质的信号。此外, 压缩感知修复还被应用于结构健康监测 (structural health monitoring, SHM)^[18-20]领域。

3.2 基于稀疏表示的信号降噪研究现状

装备往往在变工况或重载荷条件下工作, 振动信号受外界噪音污染严重。此外由于装备机械部件很多, 多组轴承和齿轮相互啮合, 各部件的振动相互干扰, 因此采集到的信号必须经过降噪处理才能进一步利用。在机械振动信号降噪领域, 常用的方法包括集合经验模态分解^[21]、奇异值分解^[22]、随机共振^[23]等。

基于稀疏表示的振动信号降噪原理也来源于图像降噪, 在稀疏表示中, 将原始信号表示成给定字典上线性组合的过程称为稀疏分解。假设原始信号 $x \in R^n$, 冗余字典 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_m\}$, 则 x 可以表示为字典原子的线性组合:

$$x = Ds = \sum_{j=1}^m d_j s_j. \quad (4)$$

式中: 稀疏系数 $s = [s_1, s_2, \dots, s_m]^T$, 当 x 和 D 已知, 求解稀疏系数的过程称为稀疏求解。

事实上, 对于信号稀疏表示的研究早在压缩感知提出之前就已开始。Mallet、Donoho、Elad、Tropp 等学者对此已进行了大量研究工作, 关于稀疏表示

研究的时间轴可参见图 4。关于稀疏分解矩阵(又称稀疏基)设计,最基本的是采用一个标准正交基,如

快速傅里叶稀疏基(fast Fourier transform, FFT)、离散余弦稀疏基(discrete cosine transform, DCT)等。

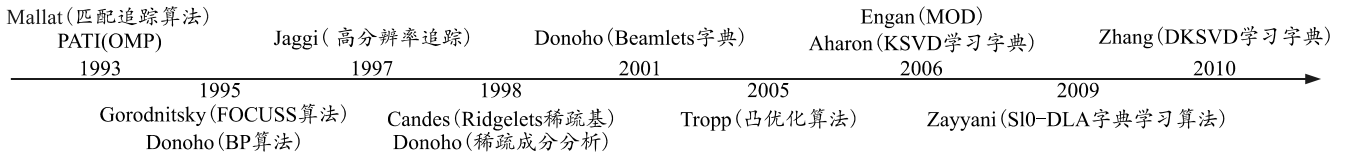


图 4 稀疏表示理论时间轴

在图像降噪中,自适应稀疏表示降噪是从 k 奇异值分解(k -means singular value decomposition, k -SVD)被提出开始的, Aharon 等^[24]提出自适应字典学习算法 k -SVD, 并将其应用于图像降噪中。随着稀疏表示与字典学习研究深入, 研究人员开始进行装备 1 维信号字典学习降噪。张新鹏^[15]提出了压缩感知信号降噪原理, 该思路与小波降噪类似, 但是能够避免阈值选取的问题。文献[25]根据 CS 理论对信号进行还原, 降低信号中的噪声, 再利用 AlexNet 网络, 以获得故障诊断效果。张峻宁等^[26]利用均值滤波器消除声发射信号中的噪音, 并利用模糊加权滤波处理提取均值信号后的本底信号, 再加上均值信号完成降噪过程。文献[27]提出一种多尺度策略和双稀疏字典结合的降噪方法, 移动标尺策略可以帮助获得多层多位置的信息, 结合使用双稀疏字典可以有效提高计算效率。

4 压缩感知在状态监测层的应用

由于压缩感知和故障诊断在机械振动领域均是研究的热点, 将压缩感知与机械故障诊断结合的文章层出不穷。笔者将基于压缩感知的机械故障诊断分为 3 类: 利用稀疏表示分类(SRC)进行故障识别、压缩采样故障特征检测以及基于深度学习的压缩数据故障诊断。

4.1 基于 SRC 的故障分类识别

继稀疏表示理论应用于图像降噪、图像超分辨率重建、图像修复之后, 基于稀疏表示的分类方法 SRC(也称稀疏编码)进行人脸识别, 相比支持向量机(support vector machine, SVM)效果更好。假设有 c 类机械故障, 训练样本集合 $D=[D_1, D_2, \dots, D_c]$, 对于测试样本 y , SRC 过程分为 2 步:

1) 将测试样本 y 在训练集 D 上进行 l_1 -范数稀疏编码:

$$\hat{\alpha} = \operatorname{argmin} \{ \|y - D\alpha\|_2 + \gamma \|\alpha\|_1 \}. \quad (5)$$

2) 利用下式实现分类:

$$\operatorname{identify}(y) = \operatorname{argmin}_i \{ e_i \}, \quad e_i = \|y - D_i \hat{\alpha}_i\|_2. \quad (6)$$

式中 $\hat{\alpha}_i$ 是第 i 类故障的稀疏编码值。

Tang 等^[28]提出一种基于随机降维映射和 SRC 结合的旋转机械故障识别方法, 有效提高了分类准确率, 适用于机械早期故障诊断。针对 l_1 范数 SRC 集中性和准确性不够高的问题, Yu 等^[29]提出一种 l_1 和 l_2 范数组合约束的方法, 即组稀疏策略。仿真和实际信号分类结果表明, 该方法相较于已有分类器具有一定优越性。Han 等^[30]将 SRC 用于旋转机械故障分类, 在不同噪声环境下鲁棒性均较优。王维刚等^[31]提出一种改进判别字典模型, 克服了传统字典判别性差和可解释性不强的弱点。文献[32]针对传统稀疏编码不够精细问题, 提出一种小波包频带稀疏编码算法, 对若干最优频带分别训练一个过完备稀疏字典, 并将待测试信号每个频带的压缩重构误差作为新的稀疏编码。

受到 SRC 分类启发, Smith 等^[33]在《Nature》杂志发表文章, 提出了移不变稀疏编码理论。余路等^[34]针对强噪声环境下的微弱故障诊断, 提出了移不变稀疏编码与改进字典相结合的方法。邓韬等^[35]提出一种区间平移稀疏编码(interval translation sparse coding, ITSC), 该方法实质上是一种更加快捷的基函数平移稀疏求解方法。Lin 等^[36]提出一种多压缩匹配追踪方法, 构造移不变字典稀疏表示故障引起的脉冲分量, 并通过求和代理策略整合多通道数据以增强噪音中的脉冲。

4.2 压缩采样故障特征检测

根据压缩感知理论, 装备有效信息保留在压缩采样信号中, 如果能够对压缩信号直接进行故障特征检测, 并在此基础上诊断分析, 则会大大提高装备状态监测的效率。新方法框架如图 5 所示。目前, 在压缩信号故障特征识别领域研究较深的是西安交通大学的陈雪峰团队和北京化工大学的唐刚团队。Du 等^[37]考虑一种直接从压缩信号中提取特征的算法, 由于特征识别仅从观测量中提取某些有用信息即可, 例如周期性冲击等, 因此新方法可以在

不牺牲检测精度的情况下降低观测量。Wang 等^[38]针对故障频率与轴旋转频率成比例变换导致频谱拖尾的问题，提出一种时变余弦包字典，通过将信号投影到新字典来构造振动包络信号的稀疏系数谱。Lu 等^[39]提出一种非线性自适应字典学习算法，用于轴承早期故障诊断，避免了传统大计算量的匹配追踪算法。Wang 等^[40]针对噪音可能被误认为是故障波峰的情况，利用压缩感知理论使信号增强并降低数据维度，该方法能够利用正交匹配追踪算法从少量样本中检测到故障特征。Wang 等^[41]针对振动信号受环境影响大的问题，提出一种改进的快速迭代收缩阈值算法 (fast iterative shrinkage- thresholding algorithm, FISTA)。

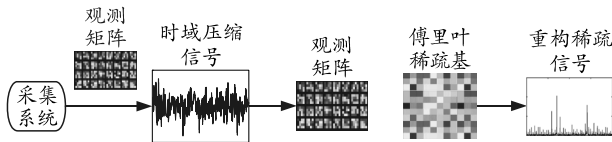


图 5 压缩故障特征识别基本原理

Liu 等^[42]提出一种从压缩感知数据中提取压缩特征的方法。由于压缩感知数据的能量等于奈奎斯特采样数据的能量。基于压缩感知数据的能量获得压缩特征，基本流程如图 6 所示。首先是信号滤波，此过程可以消除低频振动成分和其他小于给定频率成分的干扰，仅保留振动信息；其次是压缩采样，在此步骤中将滤波后的信号利用随机矩阵投影获得

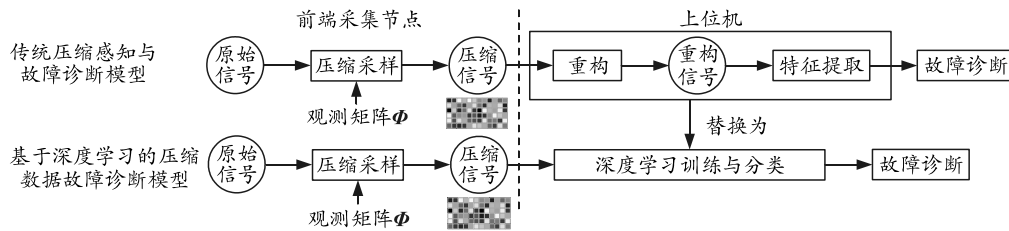


图 7 基于深度学习的压缩数据故障诊断模型与传统方法对比

需要特别指出的是，目前关于深度学习与压缩感知的研究，已经发展到针对压缩数据对深度学习模型进行相应改进。例如文献[55]提出一种改进卷积深度置信网络(CDBN)。标准的 CDBN 是一种新的分层生成模型，由多个卷积受限 Boltzmann 机器 (RBM) 构建。CRBM 是标准 RBM 的扩展，所有可见单位必须通过不同的权重参数与所有隐藏单位相关联。标准 CDBN 或 CRBM 中始终采用二进制可见单位，不适用于处理振动数据压缩信号。受高斯 RBM 的启发，使用高斯可见单位来改进标准 CRBM 模型，图 8 显示了改进的 CRBM 中的概率最大池操

作，采用新的归约技术，用于提高特征学习性能并简化计算。可以看出，改进后的 CRBM 模型包含高斯可见层 V 、二进制隐藏层 H 和池化层 P 。

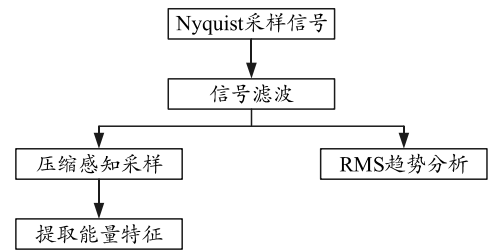


图 6 压缩感知数据能量特征提取流程

4.3 基于深度学习的压缩数据故障诊断

Hinton 等^[43]改进后的深度学习已经成为机器学习和人工智能领域的研究热点。由于多层网络结构，深度学习具有很强的自适应特征提取能力。典型模型包括卷积神经网络^[44] (convolutional neural network, CNN)、深度置信网络^[45] (deep belief network, DBN) 以及深度神经网络^[46] (deep neural network, DNN)。传统模型主要用于 2 维图像识别，为将其用于机械振动信号诊断，研究者提出了 1 维深度学习模型。受到深度学习和压缩感知启发，研究者提出了压缩数据故障诊断方法 (见图 7)：首先利用随机投影进行信号降采样；其次，深度网络来挖掘隐藏在压缩信号中的故障信息；最后进行自动特征提取与智能故障诊断。深度学习在装备故障诊断中的研究现状如表 1 所示。

作，采用新的归约技术，用于提高特征学习性能并简化计算。可以看出，改进后的 CRBM 模型包含高斯可见层 V 、二进制隐藏层 H 和池化层 P 。

5 压缩感知在健康评估与寿命预测层应用

装备退化状态识别是避免重大事故和提高装备利用率的重要途径。它通过状态识别结合预测，最大程度降低装备故障率，减少停机时间。传统退化状态识别存在以下不足：1) 采用时频域分析提取退化特征，使得挖掘非线性、弱故障和强耦合的退化状态十分困难；2) 根据先验知识选择退化状态等级，难以实现高精度和高效的等级划分。在压缩感

知框架下，文献[56]提出一种声发射信号压缩特征用于评估轴承退化，新特征在随机投影后保留了原始信号全部能量，并且与传统退化特征趋势基本一致。文献[57]提出一种基于小波包变换和稀疏表示的重构残差特征用于机械故障识别，通过字典学习

找到信号简洁、高效的表达方式。文献[58]提出一种压缩感知 2 阶段退化状态监测方法。选取 3 种指标计算故障波形，实现原始信号维数的初步缩减，利用观测矩阵对信号进一步降维，并根据匹配理论开展故障检测，证明了滚动轴承存在故障。

表 1 深度学习在装备故障诊断中的研究现状

序号	模型	年份	文献内容
1	DBN	2018	李海平 ^[45] 将 DBN 引入机械设备诊断，分别针对旋转机械和往复机械，在复合与变工况条件下开展研究；DNN 模型在图像识别、语音分析等领域成功应用
2	CNN	2016	Ince 等 ^[47] 将特征提取与故障诊断结合提出 1 维 CNN 模型，该方法能够取代复杂的特征提取算法
3	CNN	2017	Wen 等 ^[48] 将 1 维振动信号转换为图像，之后使用传统 CNN 进行处理，并利用 3 大公开数据集进行验证
4	CNN	2018	吴春志等 ^[49] 利用坦克齿轮箱复合故障数据验证 1 维 CNN 模型
5	CNN	2019	朱会杰等 ^[50] 将原始数据直接输入 CNN 模型，利用振动信号时不变性，提出 CNN 权值求和与大尺度最大值池化策略
6	DNN	2015	雷亚国等 ^[46] 利用 DNN 训练机械频域信号，实现了齿轮多种工况、大量样本下故障诊断与健康状态识别
7	压缩感知+DNN	2017	文献[51]提出一种 CS-DNN 故障诊断方法：首先利用随机投影进行信号降采样；其次，构建堆叠自编码(stacked sparse autoencoders, SSAE)网络来挖掘隐藏在压缩信号中的故障信息；最后进行自动特征提取与智能故障诊断
8	压缩感知+CNN	2020	文献[52]利用 CNN “端-端”特性，建立了基于压缩信号的 CNN 故障诊断模型，并在此基础上提出一种参数优化方法 ^[53]
9	压缩感知+DNN	2018	Ahmed 等 ^[54] 对稀疏编码器的隐藏单元灵活约束来进行正则化，此外为了学习高度压缩测量值中的稀疏表示特征，将隐藏单元设置为大于输入样本的数量
10	压缩感知+DBN	2018	Shao 等 ^[55] 提出一种基于压缩感知的改进卷积深度置信网络(convolutional deep belief network, CDBN)，针对压缩数据特点构建高斯可见单元，并结合指数平滑强化对压缩数据的适应性

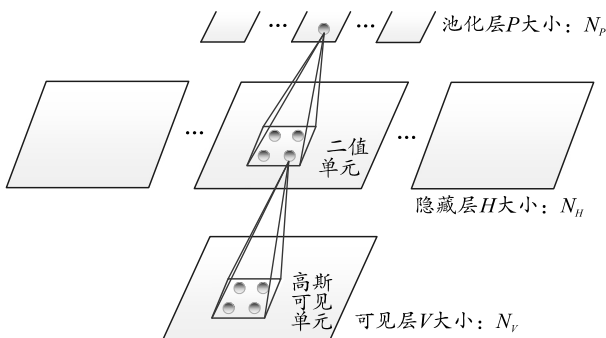


图 8 改进 CRBM 模型

压缩感知在寿命预测层的应用主要停留在对数据进行预处理，如文献[59]中，利用压缩感知对健康评估指标进行处理，达到提高采样频率、恢复缺失信息、消除噪声的目的。

6 结论

通过分析国内外研究，发现压缩感知理论及其在状态监测与健康评估领域的应用研究成果有很多，取得了显著进展，但仍有一些难点与不足：

1) 压缩信号直接故障诊断的研究仍处于起步阶段。压缩信号的重构算法往往会消耗大量计算时间，如果能直接对压缩信号开展特征提取、故障诊断，则极大地提高状态监测与健康评估效率。

2) 尽管稀疏表示理论已经在故障分类领域取得了显著成果，将压缩感知用于退化状态识别与寿

命预测的研究较少。

针对以上难点问题，笔者提出如下解决思路：

1) 将压缩感知引入装备故障预测与健康安全管理全过程，增加研究的连贯性与延续性。“压缩感知”有 2 种涵义：基于压缩数据的研究，包括压缩数据重构、压缩数据的故障诊断；基于压缩感知理论的研究，包括将压缩感知原理用于修复，将稀疏表示理论用于退化状态识别等。

2) 针对压缩数据故障诊断，可考虑 2 种不重构直接诊断的方法：利用深度学习模型从海量数据中自动提取特征，挖掘其中潜在的非线性关系，从而准确地识别出相应故障，这种方法需要大量装备历史数据；直接从压缩数据中检测周期性脉冲的特征频率，由于故障信息往往是稀疏的(例如轴不对中引起的谐波分量)，可以考虑在不牺牲精度的情况下，直接从压缩域检测故障频率。

3) 压缩感知与迁移学习的结合。压缩感知与深度学习结合已经很普遍，但是在当前的工作条件下，通常很难获得装备大量带标记的样本。迁移学习的目的是通过实验室数据集训练，实现对实际环境测试集的故障诊断，进一步提高训练模型对于实际环境的适应能力。

4) 压缩感知在寿命预测中的进一步应用。由于信号修复是根据已有数据得到丢失数据，而寿命预

测是根据历史数据得到未来数据,其原理基本相似,因此下一步考虑将压缩感知信号修复原理应用。

参考文献:

- [1] 郑长松, 冯辅周, 张丽霞, 等. 装甲车辆故障诊断技术[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2019.
- [2] 李晶. 基于压缩感知的知信息表征的风电机组传动系统故障诊断方法研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2021.
- [3] 钟秉林, 黄仁. 机械故障诊断学: 第 3 版[M]. 北京: 机械工业出版社, 2006.
- [4] SHANNON C E. A mathematical theory of communication[J]. The Bell System Technical, 1948, 27(7): 379-423.
- [5] 王楠, 孟庆丰, 郑斌. 振动信号无线传输的数据压缩编码算法[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(2): 236-240.
- [6] WENG H, GAO J. Wavelet packet basis optimal selection in compressing vibration signals of a gearbox[J]. Recent Patents on Computer Science, 2016, 6(3): 218-226.
- [7] 王怀光, 张培林, 吴定海, 等. 基于提升小波的机械振动信号自适应压缩感知[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2016, 47(3): 771-776.
- [8] 马云飞, 白华军, 温亮, 等. 基于 Laplace 先验和稀疏块相关性的旋转机械振动信号贝叶斯压缩重构[J]. 兵工学报, 2021, 42(12): 2762-2770.
- [9] 王强. 机械振动信号压缩感知技术研究[D]. 南京: 陆军工程大学, 2017.
- [10] WANG H M, YANG S P, LIU Y Q, et al. Compressive sensing reconstruction for rolling bearing vibration signal based on improved iterative soft thresholding algorithm[J]. Measurement, 2023(210): 1-11.
- [11] 李彤, 肖锋, 张文娟, 等. 基于深度学习的压缩感知图像重构算法综述[J]. 微电子学与计算机, 2022, 39(12): 1-12.
- [12] 曾春艳, 叶佳翔, 王志锋, 等. 深度学习框架下压缩感知重建算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(17): 1-8.
- [13] DONG G S, WAN H P, LUO Y Z, et al. A fast sparsity-free compressive sensing approach for vibration data reconstruction using deep convolutional GAN[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023(188): 1-15.
- [14] 宁方立, 何碧静, 韦娟. 基于 lp 范数的压缩感知图像重建算法研究[J]. 物理学报, 2013, 62(17): 174212.
- [15] 张新鹏. 压缩感知及其在旋转机械健康监测中的应用[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2015.
- [16] 余路, 曲建岭, 高峰, 等. 基于过完备字典的缺失振动数据压缩感知重构算法[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(8): 1871-1877.
- [17] PEREPU S K, TANGIRALA A K. Reconstruction of missing data using compressed sensing techniques with adaptive dictionary[J]. Journal of Process Control, 2016, 47: 175-190.
- [18] KANG J, REN W X, XIE Y L, et al. An enhanced method to reduce reconstruction error of compressed sensing for structure vibration signals[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023(183): 1-18.
- [19] THADIKEMALLA V S G, GANDHI A S. A Data Loss Recovery Technique using Compressive Sensing for Structural Health Monitoring Applications[J]. KSCE Journal of Civil Engineering, 2018, 22: 38-43.
- [20] AMINI F, HEDAYATI Y, ZANDDIZARI H. Exploiting the inter-correlation of structural vibration signals for data loss recovery: A distributed compressive sensing based approach[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 152: 107473.
- [21] JIA Y C, LI G L, DONG X. A novel denoising method for vibration signal of hob spindle based on EEMD and grey theory[J]. Measurement, 2021, 169: 108490.
- [22] ZHU H, WANG C, CHEN H, et al. Pulsed eddy current signal denoising based on singular value decomposition[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University(Science), 2016, 21: 121-128.
- [23] QIAO Z, LEI Y, LI N. Applications of stochastic resonance to machinery fault detection: A review and tutorial[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122: 502-536.
- [24] AHARON A, ELAD M, BRUCKSTEIN A M. The K-SVD: An algorithm for designing of overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [25] GU H, LIU W Y, ZHANG Y, et al. A novel fault diagnosis method of wind turbine bearings based on compressed sensing and AlexNet[J]. Measurement Science and Technology, 2022, 33(11): 1-16.
- [26] 张峻宁, 张培林, 华春蓉, 等. 改进 K-SVD 算法在曲轴轴承 AE 信号的去噪研究[J]. 振动与冲击, 2017, 36(21): 150-156.
- [27] MA Y F, JIA X S. A new signal denoising method based on double dictionary learning and moving ruler strategy[J]. Measurement Science and Technology, 2021, 32: 035111.
- [28] TANG G, YANG Q, WANG H Q, et al. Sparse classification of rotating machinery faults based on compressive sensing strategy[J]. Mechatronics, 2015, 31: 60-67.
- [29] YU F J, ZHOU F. Classification of machinery vibration signals based on group sparse representation[J]. Journal of Vibroengineering, 2016, 18(3): 1540-1554.
- [30] HAN T, JIANG D, SUN Y, et al. Intelligent fault diagnosis method for rotating machinery via dictionary learning and sparse representation-based classification[J]. Measurement, 2018, 118: 181-193.
- [31] 王维刚, 刘占生. 基于改进判别字典学习的故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2016, 35(4): 110-114.

- [32] 马云飞, 贾希胜, 胡起伟, 等. 基于小波包频带稀疏编码的非完备信息条件下轴承状态识别[J]. 振动与冲击, 2021, 40(23): 288-294.
- [33] SMITH E C, LEWICKI M S. Efficient auditory coding[J]. Nature, 2006, 439(7079): 978-982.
- [34] 余路, 曲建岭, 高峰, 等. 基于改进稀疏编码的微弱振动信号特征提取算法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(3): 711-717.
- [35] 邓韬, 林建辉, 黄晨光, 等. 基于索引冗余字典的轴承故障组稀疏分类方法研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(7): 1-8.
- [36] LIN H B, TANG J M, MECHEFSKE C. Impulse detection using a shift-invariant dictionary and multiple compressions[J]. Journal of Sound and Vibration, 2019, 449(9): 1-17.
- [37] DU Z, CHENG X, ZHANG H, et al. Feature identification with compressive measurements for machine fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 65(5): 977-987.
- [38] WANG J, QIAO W, QU L. Wind Turbine Bearing Fault Diagnosis Based on Sparse Representation of Condition Monitoring Signals[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2018(99): 1.
- [39] LU Y, XIE R, LIANG S Y. Bearing fault diagnosis with nonlinear adaptive dictionary learning[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 102: 4227-4239.
- [40] WANG H, KE Y, LUO G, et al. Compressed sensing of roller bearing fault based on multiple down-sampling strategy[J]. Measurement science & Technology, 2016, 27(2): 025009.
- [41] WANG Q, MENG C, MA W, et al. Compressive sensing reconstruction for vibration signals based on the improved fast iterative shrinkage-thresholding algorithm[J]. Measurement, 2019, 142: 68-78.
- [42] LIU C, WU X, MAO J L, et al. Acoustic emission signal processing for rolling bearing running state assessment using compressive sensing[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 114: 519-526.
- [43] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313(5786): 504-507.
- [44] 刘国增. 基于卷积神经网络的变工况下滚动轴承故障诊断与退化趋势预测研究[D]. 南京: 陆军工程大学, 2019.
- [45] 李海平. 基于深度置信网络的机械设备故障诊断方法研究[D]. 南京: 陆军工程大学, 2018.
- [46] 雷亚国, 贾峰, 周昕, 等. 基于深度学习理论的机械装备大数据健康监测方法[J]. 机械工程学报, 2015, 51(21): 49-56.
- [47] INCE T, KIRANYAZ S, EREN L, et al. Real-Time Motor Fault Detection by 1D Convolutional Neural Networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(11): 7067-7075.
- [48] WEN L, LI X, GAO L, et al. A new convolutional neural network based data-driven fault diagnosis method[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 65(7): 5990-5998.
- [49] 吴春志, 江鹏程, 冯辅周, 等. 基于一维卷积神经网络的齿轮箱故障诊断[J]. 振动与冲击, 2018, 37(22): 51-56.
- [50] 朱会杰, 王新晴, 芮挺, 等. 基于平移不变 CNN 的机械故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(5): 45-52.
- [51] SUN J D, YAN C H, WEN J T. Intelligent Bearing Fault Diagnosis Method Combining Compressed Data Acquisition and Deep Learning[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 67(1): 185-195.
- [52] MA Y F, JIA X S, BAI H J, et al. A new fault diagnosis method based on convolutional neural network and compressive sensing[J]. Journal of mechanical science and technology, 2019, 33(11): 1-12.
- [53] 马云飞, 贾希胜, 白华军, 等. 基于 1 维 CNN 参数优化的压缩振动信号故障诊断[J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42(9): 1911-1919.
- [54] AHMED H O A, WONG M L D, NANDI A K. Intelligent condition monitoring method for bearing faults from highly compressed measurements using sparse over-complete features[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 99: 459-477.
- [55] SHAO H D, JIANG H K, ZHANG H Z, et al. Rolling bearing fault feature learning using improved convolutional deep belief network with compressed sensing[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 100(1): 743-765.
- [56] LIU C, WU X, MAO J L, et al. Acoustic emission signal processing for rolling bearing running state assessment using compressive sensing[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 91(7): 395-406.
- [57] WANG C, GAN M, ZHU C A. Fault feature extraction of rolling element bearings based on wavelet packet transform and sparse representation theory[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2018, 29: 937-951.
- [58] WANG H Q, KE Y L, LUO G G, et al. A Two-Stage Compression Method for the Fault Detection of Roller Bearings[J]. Shock and Vibration, 2016(4): 1-11.
- [59] HE N, QIAN C, SHEN C, et al. A fusion framework for lithium-ion batteries state of health estimation using compressed sensing and entropy weight method[J]. ISA transactions, 2022(135): 585-604.