

ICS
CCS

团 体 标 准

T/CIXXX-2022

工业物流系统关键装备智能故障诊断与运 维管理技术及应用指南

Intelligent fault diagnosis and operation maintenance
management technology and application guide for key equipment
of industrial logistics system

(征求意见稿)

2022-X-X 发布

2022-X-X 实施

中国国际科技促进会 发布

中国国际科技促进会(CIAPST)是1988年经中华人民共和国国务院科技领导小组批准而成立的全国性社会团体。制定团体标准、开展标准国际化和推动团体标准实施,是中国国际科技促进会的工作内容之一。任何团体和个人,均可提出制、修订中国国际科技促进会团体标准的建议并参与有关工作。

中国国际科技促进会标准按《中国国际科技促进会标准化管理办法》进行制定和管理。

中国国际科技促进会征求意见稿经向社会公开征求意见,并得到参加审定会议的80%以上的专家、成员的投票赞同,方可作为中国国际科技促进会标准予以发布。

在本标准实施过程中,如发现需要修改或补充之处,请将意见和有关资料寄给中国国际科技促进会标准化工作委员会,以便修订时参考。

任何团体和个人,均可对本标准征求意见稿提出意见和建议,牵头起草单位联系方式:
xsqanhui@hfut.edu.cn

中国国际科技促进会

地址:北京市海淀区中关村东路89号恒兴大厦13F

邮政编码:100190

电话:010-62652520 传真:010-62652520

网址:<http://www.ciapst.org>

目次

前 言	II
引 言	III
1 范围	1
2 规范性引用文件	1
3 术语和定义	1
3.1 多源信息 (multi-source information)	1
3.2 信噪比 (signal to noise ratio)	1
3.3 多源信息融合 (multi-source information fusion)	1
3.4 故障特征 (fault feature)	1
3.5 智能运维 (intelligent operation and maintenance)	2
4 总体设计	2
4.1 基本原则	2
4.2 工业物流系统关键装备智能故障诊断与运维管理总体思路介绍	2
4.3 关键装备及其典型故障模式	3
4.3.1 关键装备及其典型故障模式概述	3
4.3.2 堆垛机典型故障模式分析	3
4.3.3 穿梭车典型故障模式分析	4
4.4 关键装备多源信息故障特征提取与融合	4
4.4.1 关键装备多源信息分析概述	4
4.4.2 关键装备多源信息降噪技术	4
4.4.3 关键装备多源信息故障特征提取技术	5
4.4.4 关键装备故障特征融合技术	8
4.5 工业物流装备典型故障智能故障诊断技术	10
4.5.1 工业物流装备典型故障智能故障诊断技术概述	10
4.5.2 工业物流装备典型故障实时故障检测技术	11
4.6 工业物流典型装备智能运维技术	12

前 言

本文件按照 GB/TL. 1-2020《标准化工作导则第 1 部分：标准化文件的结构和起草规则》的规定起草。

某些内容可能涉及专利，本标准的发布机构不承担识别这些专利的责任。

本文件起草单位：安徽大学、合肥工业大学、重庆川仪自动化股份有限公司、重庆交通大学、重庆微标科技股份有限公司、西南交通大学、北方工业大学、重庆大学、杭州三海电子有限公司、欧亚高科数字技术有限公司、北京南瑞捷鸿科技有限公司、重庆中益建方新材料有限公司、电智汇（重庆）能源科技有限公司、湖北源和电力机电工程建设有限公司、安徽凌坤智能科技有限公司。

本文件主要起草人：黄大荣、许水清、米波、田野、张振源、黄德青、吴天舒、王晶、吴朋、卓玲佳、唐环、马万玉、段文彬、胡冲、杨庆军、吴华东、和显泽、陶松兵。

本文件为首次发布。

引言

为拓展工业物流系统关键装备智能故障诊断与运维管理技术的应用,以及进一步深化各交叉领域的研究,同时为了各个群体更为高效的,合作,本文件制定了工业物流系统关键装备智能故障诊断与运维管理技术及应用通用指南,今后将根据工业物流系统关键装备智能故障诊断与运维管理技术要求及发展情况适时修订。

本文件针对工业物流系统关键装备堆垛机和穿梭车,具体主要针对堆垛机的旋转机械装备(如电机、齿轮箱等)和穿梭车的驱动系统(如驱动单元等)。

本文件由中国国际科技促进会标准化工作委员会负责管理。由安徽大学负责具体技术指标的解释工作。若发现问题或有修改意见请及时联系安徽大学,以便今后的修改与补充。联系方式:合肥市经济技术开发区九龙路 111 号。邮编:230601。

工业物流系统关键装备智能故障诊断与运维 管理技术及应用指南

1 范围

本文件规定了在工业物流系统关键装备智能故障诊断与运维管理技术及应用的术语和定义、参数特征提取、实时故障检测、在线故障诊断与健康维护决策等关键技术。

本文件适用于在工业物流系统关键装备全生命周期健康检测与诊断研究、设计、技术路线，可作为工业智能运维设计与研究的技术依据。

2 规范性引用文件

本文件没有规范性引用文件。

3 术语和定义

下列术语和定义适用于本文件。

3.1

多源信息 (multi-source information)

指堆垛机和穿梭车等关键设备的不同监测参数中，如驱动系统的电压、电流信号；机械系统中的振动信号、温度信号等。

3.2

信噪比 (signal to noise ratio)

指一个工业物流系统关键装备系统中信号与噪声的比例。其中，信号指的是来自设备外部需要通过这台设备进行处理电子信号，噪声是指经过该设备后产生的原信号中并不存在的无规则的额外信号（或信息），并且该种信号并不随原信号的变化而变化。

3.3

多源信息融合 (multi-source information fusion)

指对多个或者多种类型传感器采集的数据进行有效的综合，通过对信息的综合应用更加全面和准确的对监测对象进行有效解释。

3.4

故障特征 (fault feature)

指用检测程序对一个有故障的部件进行检测时所得到的输出响应。

3.5

智能运维 (intelligent operation and maintenance)

指将人工智能或其他高级分析技术应用于数据分析中,以建立关联并实时提供规范性和预测性答案,能够更快地解决问题,并帮助完全避免异常事件。

4 总体设计

4.1 基本原则

(1) 对标国家重大需求。以国家需求为研究命题导向,以研究成果转化落地为研究目标。

(2) 紧跟学科和工程前沿。以前沿科学技术驱动智能制造的发展创新。

(3) 密切联系实际工业场景,尤其是大型工业物流过程长周期自动化运行中存在多种危险因素,会导致事故发生,造成人员伤亡、环境损害、经济损失等,以安全性和可靠性为设计基础。

(4) 项目组应以设备运行过程中及时准确的发现异常、诊断故障、避免事故、确保安全为目标。

4.2 工业物流系统关键装备智能故障诊断与运维管理总体思路介绍

工业物流是国民经济中先导性、基础性、战略性和服务性的产业,被称为市场经济的“大动脉”。随着物流领域自动化和信息化技术的不断发展,智能物流技术得到了各个领域的广泛应用。堆垛机和穿梭车等作为智能物流领域的关键装备,使用频率不断增加,其安全可靠运行是保障整个工业物流系统运行的关键。一旦堆垛机和穿梭车等关键设备发生故障,将会导致整个物流系统停滞、甚至引发严重的事故灾难,威胁生命安全,造成巨大的经济损失。堆垛机和穿梭车等关键设备的健康监测诊断与应用一直是提高工业物流系统高效运行的关键途径和重点难点问题。

工业物流系统关键装备智能故障诊断与运维管理技术研究,应从堆垛机和穿梭车等关键设备的运行数据出发,逐步突破多源信息融合与特征提取、实时故障检测、在线故障诊断与健康维护决策等关键技术,实现堆垛机和穿梭车等关键设备的自主健康管理,在以上关键技术攻关成果的基础上,研发健康检测与诊断系统,最后,为贯彻产研相结合的理念,将该健康检测与诊断系统应用于数个工业物流装备系统中,以应用实践反馈作为改进方向,形成良性循环。

值得说明的是,本文件所提供的是一种面向工业物流系统关键装备(堆垛机和穿梭车等)的通用技术架构,所涵盖的应用对象为典型对象,即与如图 1 所示的状态参数相同或类似的

对象。

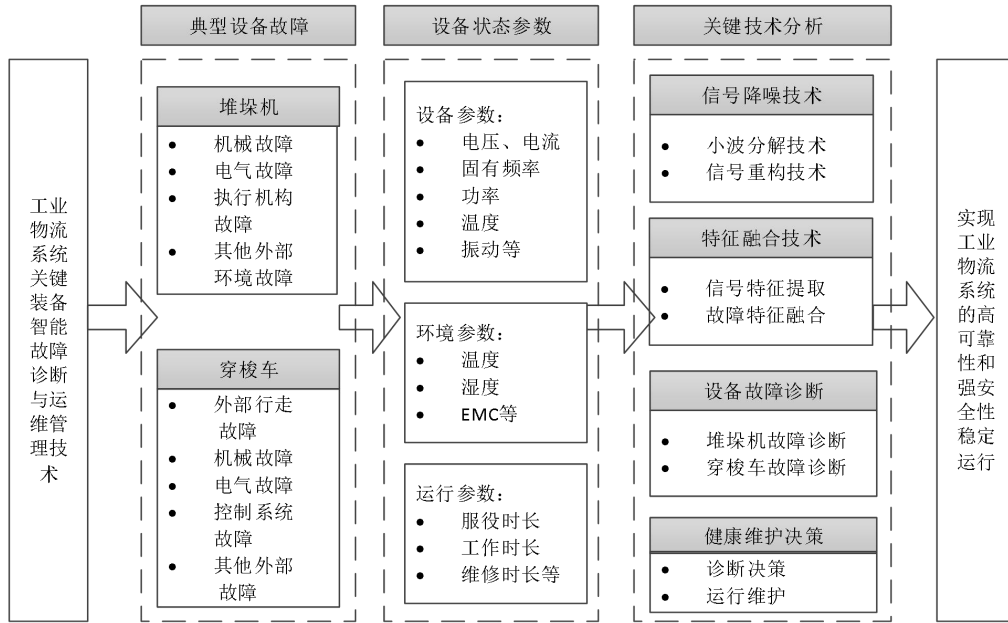


图 1 总体路线图

4.3 关键装备及其典型故障模式

4.3.1 关键装备及其典型故障模式概述

工业物流系统关键装备智能故障诊断与运维管理技术所选取的主要关键设备包括堆垛机、穿梭车，下文将分别进行分析论述。

4.3.2 堆垛机典型故障模式分析

堆垛机是工业物流系统中重要的设备，承担着成品托盘的的入库、出库、倒库和盘库等日常作业功能。在进行入库作业时，首先托盘组到达相应的入库台，通过网络通知上位机；然后上位机将相应的入库任务、分配的货位等信息发给堆垛机；最后堆垛机根据接收到的信息到指定入库台，再将托盘送到指定货位，完成托盘入库的所有操作后向上位机发送入库完成的消息。在进行出库作业时，首先上位机将相应的出库任务和货位信息发送给堆垛机；然后堆垛机根据接收到的信息运行到相应货位，将托盘取出送到指定的出库台，完成托盘出库的所有操作后向上位机发送出库完成的消息。一旦堆垛机发生故障将会直接影响工业物流系统的正常运转，甚至引发安全事故，威胁生命安全，造成巨大的经济损失。因此，对堆垛机进行故障分析、诊断至关重要。

堆垛机的故障形式主要有：机械故障、电气故障、执行机构故障以及其他外部环境造成的故障。机械故障是指由于系统设计不合理、系统长期运行发生的部件磨损所造成的机械结构故障，如轴承的内裂、外裂故障等；电气故障是指电路和控制系统故障，包括 PLC、驱

动电机、变频器、减速器等发生异常；执行机构故障是指运行机构、起升机构、伸叉机构故障；其他外部环境故障是指堆垛机运行过程中出现断电或供电不足等引起的系统停机等。

4.3.3 穿梭车典型故障模式分析

穿梭车作为工业物流系统中一种智能型轨道导引搬运设备，在工业物流系统中的应用日益广泛。它具有沿着固定路径动态移载的功能，可实现物料在不同站点之间的传送，使得自动化输送系统的设备布局更加紧凑、简捷。然而，在实际工业物流系统中，穿梭车的正常运行完全依赖于各组件装置的固有可靠性，对穿梭车缺少有效的状态监测与故障诊断，时常出现故障误报、漏报等现象，而且一旦发生故障，维修人员只能凭借个人经验逐一排查找出故障原因，故障处理效率低下，严重影响了整个工业物流系统的工作效率。

穿梭车的故障形式主要有：外部行走故障、机械故障、电气故障、控制系统故障等。外部行走故障主要是穿梭车在非低速行走时，由于近距光电开关、货物超出检测开关被触发，或者在弯道行走超速时造成的故障。电气故障主要包括电机驱动系统故障、变频器故障和空开或者热继电器故障等。机械故障主要包括驱动电机轴承故障、托盘卡住故障、行走滑轮故障、穿梭车啃轨故障和移栽/行走机械故障等。控制系统故障主要包括颜色传感器故障、认址故障、校准故障和上位调度计算机故障等。

4.4 关键装备多源信息故障特征提取与融合

4.4.1 关键装备多源信息分析概述

关键装备多源信息是工业物流系统关键装备智能故障诊断与运维管理技术研究的核心信息，对堆垛机和穿梭车在不同工程运行中产生的多源信息进行监测，能够为后续的故障检测与故障诊断技术研究奠定坚实的基础，从而建立起关键装备多源信息与装备健康状况的联系。堆垛机和穿梭车等关键设备的多源信息包括工作状态参数、历史维修数据、运行时间参数和环境因素参数等。其中工作状态参数包括电机驱动部分的振动参数、温度参数、噪声参数、电流参数和电压参数等；历史数据包括历史故障数据，使用年限和历史维修数据等；运行时间参数包括服役时长、工作时长和维修时长等；环境因素参数包括温度参数、湿度参数、噪声参数和振动参数等。这些多源数据在时间分布或者空间分布上存在较大差异，使得关键装备多源信息融合与故障特征提取的难度大大提升，需要研究具有针对性的多源信息融合与故障特征提取，以为后续故障检测及故障诊断研究奠定基础。本文件针对典型问题，给出了可行性技术策略。

4.4.2 关键装备多源信息降噪技术

工业物流关键装备运行环境复杂，实际工业物流场景往往具有强噪声的特点，使得检测

到的物流装备多源信息很可能被噪声掩盖，不利于后续的研究工作，故要实现多源信息的精确特征提取，需要首先消除多源信息的噪声干扰。针对该问题，考虑到小波变换中其小波系数在各个尺度间具有较强的相关性，特别在信号边缘相关性更加明显，而噪声对应的小波系数在各尺度间的相关性相对较弱，本文件根据故障信号和噪声在各个尺度空间相关性不同的特点，通过对小波系数取舍实现对噪声的滤波，提供了如下可行性技术方案：

(1)对采集的中介轴承故障信号进行小波变换，设置分解尺度为 j ，采样点数为 T 。计算得小波相关系数 $W_f(j, t)$ ， $W_f(j, t)$ 表示在尺度 j ，位置 t 处的离散小波变换系数。

(2) 求出各个尺度与相邻尺度的相关系数 K_{cor} ，计算公式如下：

$$K_{\text{cor}} = W_f(j,t) \times W_f(j+1,t) \quad (4-1)$$

式中： $W_f(j, t)$ 和 $W_f(j+1, t)$ 为相邻的小波相关系数。

(3) 为使小波相关系数和小波系数具有可比性，能够将噪声与故障信号进行分离，需要对小波相关系数进行归一化处理，采用能量归一化相关系数 NK_{cor} 。

$$NK_{\text{cor}}(j,t) = K_{\text{cor}}(j,t) \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^T W_f^2(j,t)}{\sum_{i=1}^T K_{\text{cor}}^2(j,t)}} \quad (4-2)$$

(4) 将 $|NK_{\text{cor}}(j,t)|$ 和 $|W_f(j,t)|$ 进行比较，当 $|NK_{\text{cor}}(j,t)| \geq |W_f(j,t)|$ 时，则认为在该点处的小波变换是由信号产生的，将该点的位置和大小赋值给 $\overline{W}_f(j,t)$ ，然后将 $W_f(j, t)$ 和 $K_{\text{cor}}(j,t)$ 置为0；反之，认为该点由噪声引起的，则保持 $W_f(j, t)$ 和 $K_{\text{cor}}(j,t)$ 不变，将 $\overline{W}_f(j,t)$ 置0。

(5) 重复步骤 (1) - (4)，直到 $W_f(j, t)$ 中的点满足设定的噪声能量阈值为止。将各尺度下得到的 $\overline{W}_f(j,t)$ 进行信号重构，就可以得到空域相关降噪后的信号。

4.4.3 关键装备多源信息故障特征提取技术

在实现关键装备多源信息降噪的基础上，为了实现关键装备智能故障诊断，需获得多源信息的精细故障特征，然而关键装备的大多数多源信息，如振动信息等具有非平稳、非线性的特点，传统的线性和平稳信号处理方法不能准确提取出有效的故障特征，将无法表征真实的信息，不利于后续的故障检测与故障诊断研究。针对此问题，本文件提供了如下可行性方

案:

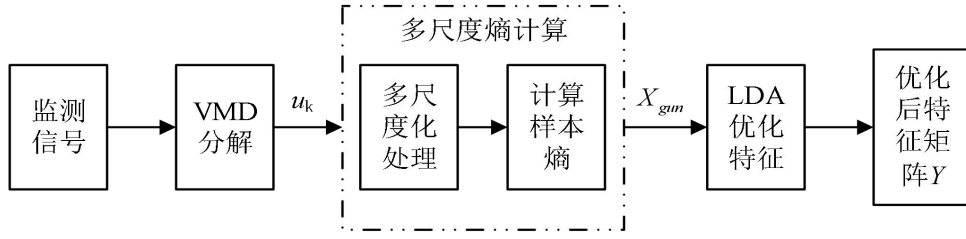


图2 关键装备多源信息故障特征提取技术

(1) 首先, 针对关键装备多源信号非平稳、非线性的本质特征, 利用变分模态分解算法(VMD)对多源信号进行分解,具体步骤如下:

1) 求取模态函数的解析信号, 对每个模态函数 $u_k(t)$ 进行希尔伯特变换, 即

$$\left[\sigma(t) + \frac{j}{\pi t} \right] u_k(t). \quad (4-3)$$

2) 对各模态解析信号预估中心频率 $e^{-j\omega_k t}$ 进行混合, 将每个模态的频谱调制到相应的基频带, 如下所示:

$$\left[\left(\sigma(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t}. \quad (4-4)$$

3) 计算以上解调信号的梯度的平方 L^2 范数, 估计出各模态分量的带宽. 建立约束变分模型为

$$\begin{aligned} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} & \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\sigma(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\}; \\ \text{s.t.} & \sum_k u_k(t) = f. \end{aligned} \quad (4-5)$$

其中: $u_k = \{u_1, u_2, \dots, u_K\}$ 表示分解得到的 K 个 IMF 分量, $\omega_k = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_K\}$ 表示各分量的中心频率。

(2) 然后, 在 VMD 完成故障信号分解的基础上, 对前 q 个分量 $u_k(t) (k=1, 2, \dots, q)$ 进行特征初步提取并进行特征优化。首先, 利用多尺度熵(MSE)进行初步特征提取, 具体步骤如下:

1) 输入信号为 VMD 分解的信号 u_k , 对此信号作粗粒化变换, 得到新的序列为

$$yn_i(\tau) = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} u_k(i),$$

$$j = 1, 2, \dots, \frac{L}{\tau}, k = 1, 2, \dots, q. \quad (4-6)$$

其中: L 表示信号长度, τ 表示尺度因子, u_k 信号被分割成 τ 段且每段长为 L/τ 的粗粒序列.

2) 给定模式维数 m 和相似容限 $r(r>0)$, 形成 m 维向量为

$$U_m(i) = (yn_i(\tau), yn_{i+1}(\tau), \dots, yn_{i+m-1}(\tau)),$$

$$i = 1, 2, \dots, L-m. \quad (4-7)$$

3) 计算 $U_m(i)$ 与 $U_m(j)$ 间距离

$$d_{ij} = d(U_m(i), U_m(j)) = \max |U_m(i+v) - U_m(j+v)|,$$

$$v = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, L-m+1 \text{ 且 } i \neq j. \quad (4-8)$$

4) 统计 $U_m(i)$ 与 $U_m(j)$ 间距离小于 r 的个数 G , 并与总数 $L-M+1$ 作比, 即

$$C_m(i) = \frac{G}{L-m+1}. \quad (4-9)$$

5) 计算 $C_m(i)$ 的均值, 即

$$\Phi_m(i) = \frac{1}{L-m+1} \sum_{i=1}^{L-m+1} C_m(i). \quad (4-10)$$

6) $m \rightarrow m+1$, 重复步骤 1)~步骤 5) 计算 $\Phi_{m+1}(i)$ 。

7) 计算样本熵估计值, 即

$$\text{SampEn}(m, r, L) = -\ln \frac{\Phi_{m+1}}{\Phi_m}. \quad (4-11)$$

重复上述步骤, 可得不同尺度上的样本熵值, 即为 MSE。令由每种轴承状态下的前 q 个分量的 MSE 组成的特征矩阵为 $X_{g \times n}$, 其中 g 为轴承故障样本个数, n 为选取 VMD 分解分量个数, 即 $n=q$ 。

(3) 最后, 采用线性判别分析 (LDA) 方法对 MSE 特征进行降维抽取, 以获得新的最优特征, 具体如下:

假设特征矩阵 $X_{g \times n}$ 由上述提取的故障多尺度熵组成, 故 $X_{g \times n} = (x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(g)})^T$,

其中 $x^{(i)} = (x_1^{(i)}, x_2^{(i)}, \dots, x_n^{(i)})$.

定义类内离散度矩阵为

$$S_w = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^{n_j} (x_i^j - \text{me}_j)(x_i^j - \text{me}_j)^T. \quad (4-12)$$

其中: c 表示故障种类, x_i^j 表示第 j 类的第 i 个向量, me_j 表示第 j 类的样本均值, 表示为

$$\text{me}_j = \frac{1}{g_j} \sum_{i=1}^{g_j} x_i^j, j=1, 2, \dots, n. \quad (4-13)$$

定义类间离散度矩阵为

$$S_b = \sum_{j=1}^c (\text{me}_j - \text{Me})(\text{me}_j - \text{Me})^T, \quad (4-14)$$

其中 Me 表示总体样本均值。

设故障特征 $X_{g \times n}$ 降维投影矩阵为

$$W_{n \times d} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{d1} & w_{d2} & \dots & w_{dn} \end{bmatrix}. \quad (4-15)$$

其中: d 表示降维的目标维数, 一般设置为 2 或者 3; $W_{n \times d}$ 通过 Fisher 准则求取。

为保证 $W_{n \times d}$ 是保证特征提取的最佳投影特征, 定义求取规则如下。

引理 2 使类间散度 $W^T S_b W$ 最大, 类内散度 $W^T S_w W$ 最小的投影特征即最佳投影特征。规则定义如下:

$$J(W) = \operatorname{argmax} \frac{|W^T S_b W|}{|W^T S_w W|}. \quad (4-16)$$

式 (4-16) 表明, 最佳降维矩阵 $W_{n \times d}$ 对应 $J(W)$ 特征值最大的特征矩阵。

设轴承故障多尺度熵特征向量 $X_{g \times n}$ 经过最佳投影向量 $W_{n \times d}$ 后的特征矩阵为 Y , 即

$$Y = X_{g \times n} W_{n \times d}. \quad (4-17)$$

4.4.4 关键装备故障特征融合技术

工业物流关键装备在出现故障后, 大多数故障特征较为微弱, 仅靠单一传感器或者单一

类型信号无法准确获取其故障信息。针对此问题，本文件提供了基于故障特征融合的信息融合技术，首先从每个传感器采集的数据中提取各自故障特征，再对提取的故障特征进行信息融合为故障识别提供故障参量，具体提供了如下可行性方案：

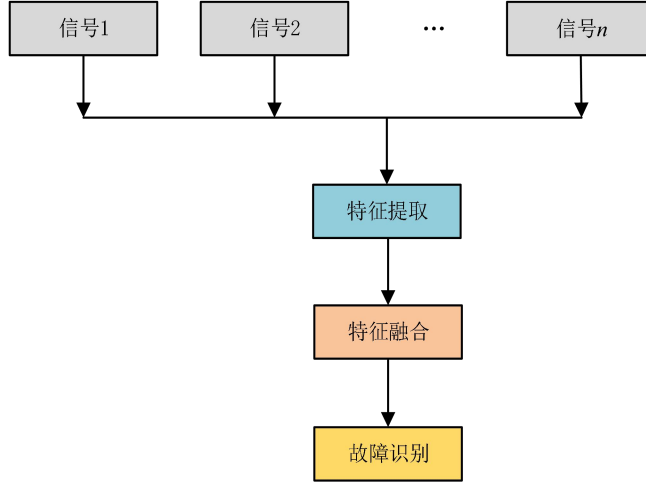


图3 关键装备故障特征融合技术

(1) 首先，记故障特征集为样本集 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 。计算样本点 x_i 与其附近样本点的距离，取最近的 K 个样本点构成局域拓扑结构。样本点计算距离公式如下：

$$d_{ij} = \left[\sum_{k=1}^D |x_{ik} - x_{jk}|^p \right]^{\frac{1}{p}}$$

式中： d_{ij} —— 第 i 个样本 x_i 与第 j 个样本 x_j 的距离。

(2) 在确定样本 x_i 及其邻域样本点后，要确定局部的拓扑结构即样本点与 K 个近邻点的线性关系及其权重系数。 x_i 的线性组合关系表示如下：

$$x_i = N_i w_{ij}$$

式中： N_i —— $D \times k$ 的矩阵 $N_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}]$ ；

w_{ij} —— 样本点 x_i 与其邻近点 x_{ij} 之间的权重系数。

(3) 在以上基础上，利用如下的均方差作为回归问题的损失函数，即

$$\Phi(W) = \sum_i \left\| x_i - \sum_{j=1}^k w_{ij} x_{ij} \right\|^2$$

式中 $x_{ij} (j=1, 2, \dots, K)$ 是样本点 x_i 的第 j 个近邻点。

同时，并采用拉格朗日乘法法，可求得局部最优的重构权值矩阵，即

$$w_{ij} = \frac{\sum_{m=1}^k (q_{jn}^i)^{-1}}{\sum_{p=1}^k \sum_{q=1}^k (q_{pq}^i)^{-1}}$$

通过上述分析，实现故障特征信息的降维融合。

4.5 工业物流装备典型故障智能故障诊断技术

4.5.1 工业物流装备典型故障智能故障诊断技术概述

堆垛机和穿梭车是工业物流系统的关键设备，最容易发生故障。一旦堆垛机和穿梭车发生故障，将直接影响物流作业存取货物关键环节，也将影响整个物流系统的正常运转，甚至对整个企业的生产造成严重影响。然而大型工业物流系统中的堆垛机和穿梭车设备数量庞大，仅靠人工定期检修是一个十分耗时费力的任务，且往往不能及时发现并诊断故障，从而导致大面积设备长期停工，造成巨大经济损失。因此，研究堆垛机和穿梭车等典型工业物流设备的故障实时检测技术具有十分重要的意义，该技术能够实时监测设备状态数据，进而通过模型的方法进行故障实时检测，以便快速准确检测到故障的发生。本文件提供了如图 2 所示的实时故障检测框架。

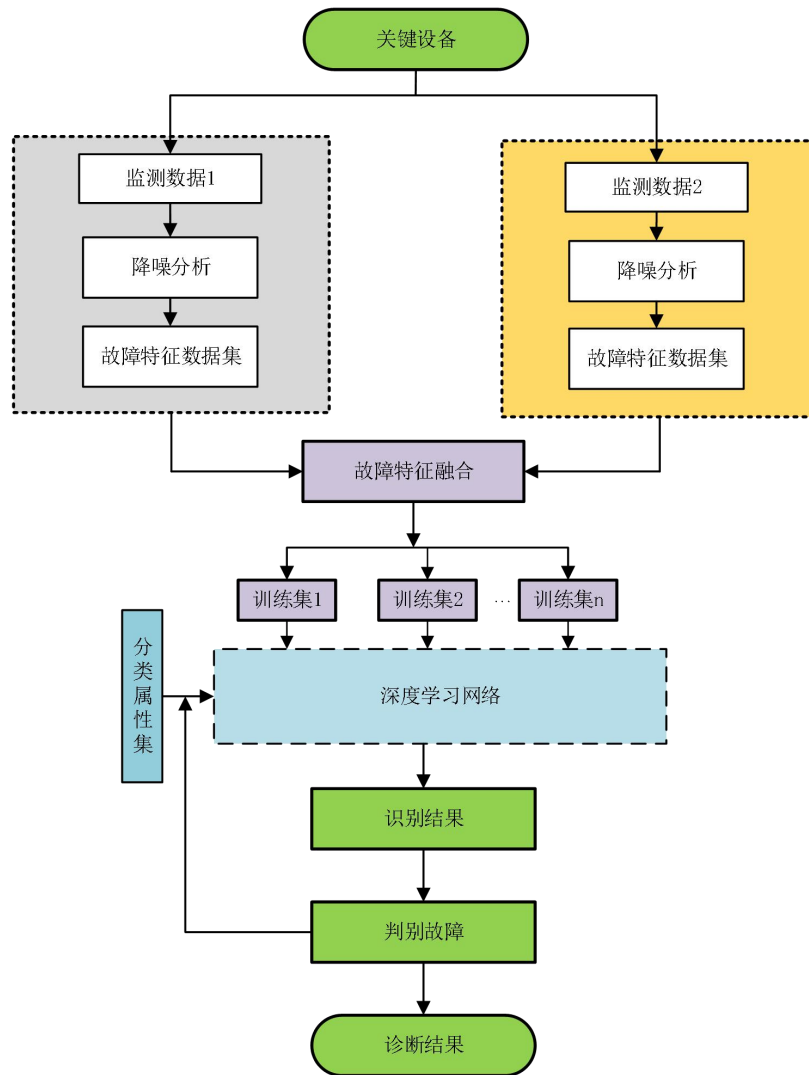


图 4 实时故障检测框架

4.5.2 工业物流装备典型故障实时故障检测技术

在实际工业物流场景下，堆垛机和穿梭车等典型装备监测数据流持续输出，采用离线的故障检测技术难以满足实际需求，因此，有必要研究设计一种在线的实时故障检测技术，本文件提供一种可行性解决方案：

（1）多源信号的采样与样本划分：通过不同的传感器采集堆垛机和穿梭车等典型装备的不同类型的信号。针对这些不同类型的信号，利用等长的窗口进行划分，得到信号的样本。为了数据增强处理，采用重叠切片方法，即划分样本的窗口长度小于单个样本信号。

（2）多源信号的降噪处理：根据故障信号和噪声在各个尺度空间相关性不同的特点，通过对小波变换中的小波系数取舍实现对噪声的滤波。

（3）多源信号的故障特征提取与融合：针对多源信号的非平稳非线性的特点，首先利用 VMD 对信号进行分解；然后，利用多尺度熵进行初步特征提取；其次，利用 LDA 对初步特

征进行优化，获得优化后的故障特征。在此基础上，利用局部线性嵌入算法进行故障特征融合。

(4) 数据集构建：将上述融合故障特征量按顺序堆叠成一个多通道样本，将所有样本进行同样的操作构造多通道样本数据集。创建好多通道数据集后，将数据集划分为训练集和测试集。

(5) 注意力增强卷积神经网络设计与训练：本文件设计利用注意力增强卷积神经网络实现堆垛机和穿梭车等典型装备的在线诊断。注意力增强卷积神经网络的性能与卷积层的数量和大小密切相关。其中卷积核尺寸大小需要根据一些基本的设计来确定，相对小卷积核来说，大卷积核可以提高感受野。注意力增强卷积神经网络中包含注意力增强卷积层，它可以通过多头注意力机制关注全局感受野。因此，注意力增强卷积神经网络具有强大的自适应提取和融合特征的能力。在设计时，注意力增强卷积层的注意力机制头数目等于输入多通道特征模量数。其余卷积层采用小尺寸的卷积核，目的是加深网络，从而更好地学习特征，提高网络的表达能力。

(6) 工业物流系统典型装备实时故障诊断：利用测试集验证注意力增强卷积神经网络模型故障诊断的有效性，并使用交叉验证方式来评估模型的性能。同时为了验证模型的泛化能力，通过不同信噪比的信号来测试模型。在此基础上，通过实时处理多源监测数据，实现工业物流系统典型装备的实时故障诊断。

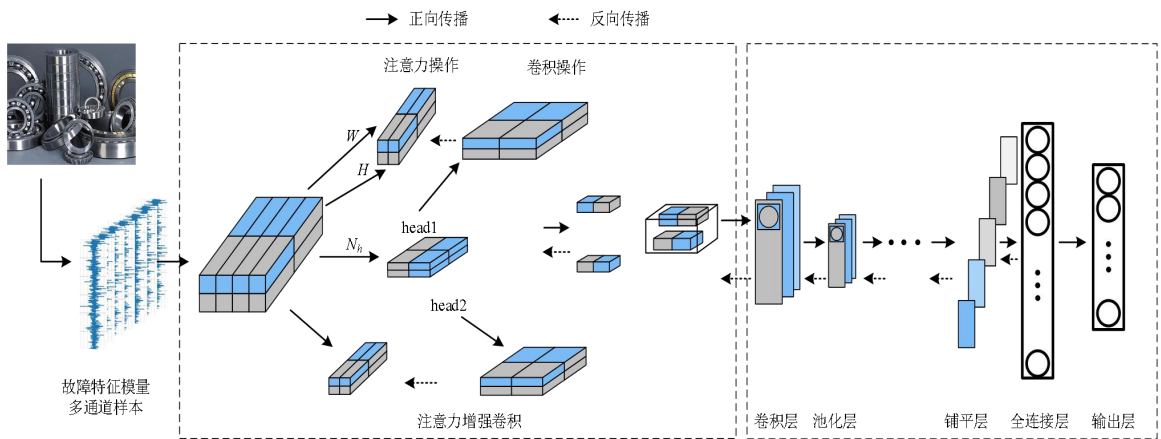


图5 工业物流装备典型故障实时故障检测技术

4.6 工业物流典型装备智能运维技术

考虑实际工业物流场景中，堆垛机和穿梭车等关键设备往往具有多样性，对现场多设备的运维需要一个科学的运维系统。本文件提供一种如图5所示智能运维系统，在图中对整个运维过程的关键环节进行抽象图示，整个智能运维平台主要有数据接入层、网络传输层、数

据存储层、数据服务层、应用服务层。其中，数据接入层是整个智能运维平台的数据来源，主要用于采集堆垛机和穿梭车的关键监测参数；网络传输层主要用于数据的传输，可采用有线或者无线的方式，通过数据通信网将数据传输至中心服务器；数据存储层主要用于对数据进行管理和共用，数据存储层集成了各相关系统的数据，对接入的数据以相同的格式规范进行存储，实现基础数据的集成管理，并支持智能运维平台各种应用的访问，实现数据资源的共享；数据服务层主要负责建立各种需要的分析模型及算法，通过对各类数据进行深入分析挖掘，实现智能化服务；业务应用层实现数据的集成化、可视化展示，提高各设备和相关系统和设备运行的安全性，保证各类设备和相关系统处于实时监控状态，实现工业物流系统关键装备的智能运维管理。

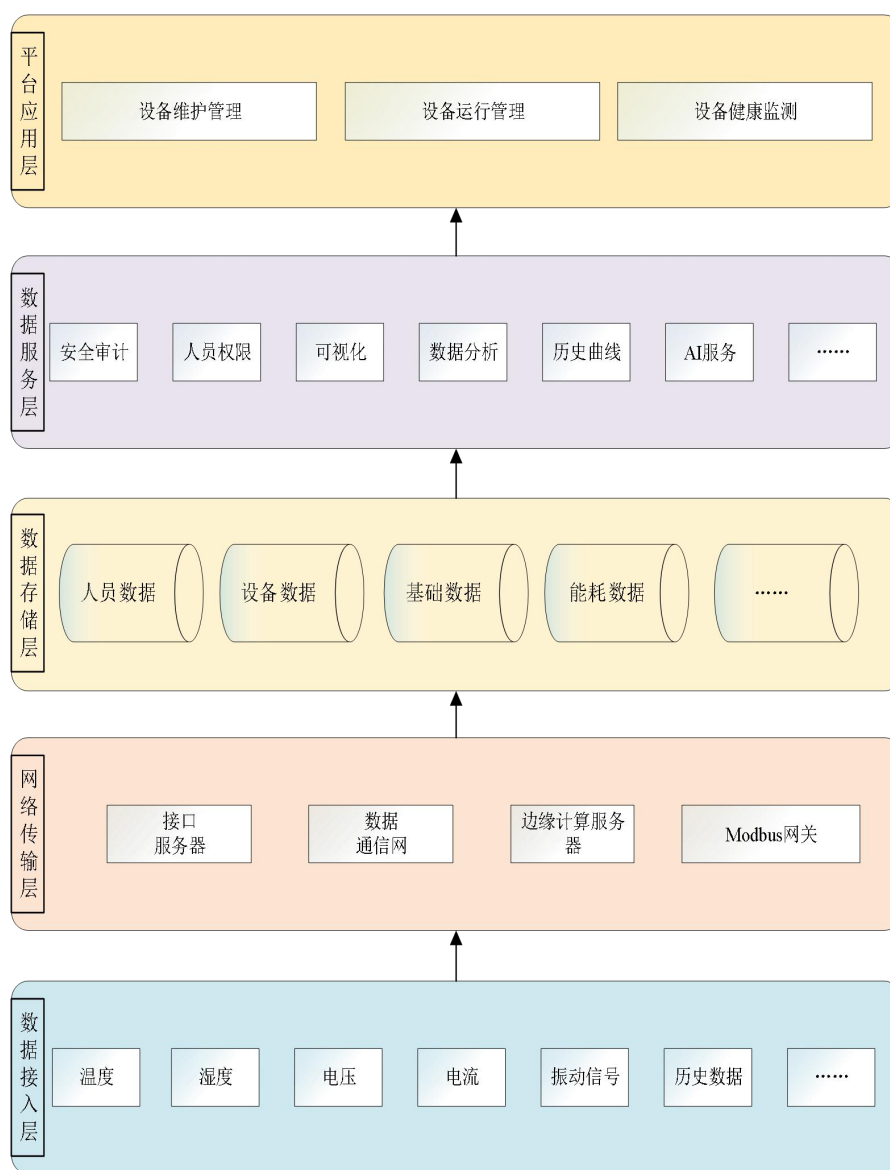


图 6 工业物流典型装备智能运维系统架构