

[传感器]

基于传感器数据的机械电气设备状态监测与预测维护

文/韩瑞宝 郭传林
山东博控机电有限公司

聚焦机械电气设备状态监测与预测维护难题，以传感器数据为核心，运用机器学习算法如支持向量机（SVM）与深度神经网络（DNN）搭建分析模型。通过对多类设备传感器数据的采集与处理，实现设备运行状态精准判断，提前预测潜在故障。结果表明，模型预测准确率达95%以上，能有效降低设备停机率。该研究为工业设备维护提供新思路，提升设备可靠性与生产效率。

在现代工业体系中，机械电气设备是保障生产流程连续、高效运行的关键基础。其运行状态的稳定性与生产效益紧密相连，传统的定期维护和事后维修策略，前者易引发过度维护导致资源浪费，后者则因故障突发致使生产中断，造成难以估量的经济损失。伴随传感器技术和数据分析技术的迅猛发展，基于传感器数据的设备状态监测与预测维护技术应运而生，成为工业领域研究焦点。通过在设备关键部位安装传感器，实时采集多维度数据，结合先进算法挖掘数据价值，有望实现设备状态的精准把控与故障预警，对提升工业生产的安全性、稳定性和经济性意义非凡。

基于传感器的数据采集

在机械电气设备的关键部件，如电动机轴承、电动机绕组以及传动皮带等位置，依据各部件运行特性与故障关联因素，精准安装对应的传感器^[1]。以一台常见的工业电动机为例，在其前后端轴承处安装高准确度温度传感器，按照时间序列进行数据采集，采集间隔 $\Delta t=3$ s，每3 s采集一次温度数据，可表示为 $T_n=T(t_n)$ ，其中 $t_n=n \times \Delta t$ ， $n=1,2,3,\dots$ 。在电动机外壳靠近轴承位置安装振动传感器，以8 kHz

的频率采集振动加速度数据，采样频率 $f_s=8\ 000$ Hz，意味着每秒采集8 000个数据点。在电动机供电线路上接入电流传感器，实时监测电动机工作电流 $I(t)$ 。经过一周的连续运行监测，收集到大量原始数据，部分数据整理见表1。

表1 相关数据

采集时间	轴承温度/℃	振动加速度/ (m/s ²)	电动机电流/A
09:00:00	32.5	0.45	4.8
09:00:03	32.6	0.47	4.9
09:00:06	32.8	0.49	5.0

数据处理与特征提取

采集到的原始数据中，温度数据可能存在因环境因素或测量误差导致的异常波动，采用均值滤波算法进行处理，公式为

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (1)$$

式中， $\bar{x}$ 为滤波后的值； x_i 为原始数据； n 为数据点数。

假设原始温度数据序列为 $[x_1, x_2, x_3, x_4, x_5]$ ，代入式（1）计算，如 $n=5$ 时， $\bar{x} = \frac{x_1+x_2+x_3+x_4+x_5}{5}$ ，通过

该算法,可有效去除温度数据中的异常值,使数据更加平稳可靠。

对于振动数据,利用快速傅里叶变换(FFT)将时域信号转换为频域信号,以提取其中的故障特征频率,公式为

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j \frac{2\pi}{N} kn} \quad (2)$$

式中, $X(k)$ 为频域数据; $x(n)$ 为时域振动数据; N 为数据长度。

从数学原理上,这是基于三角函数的正交性,将时域信号分解为不同频率的正弦和余弦分量的叠加^[2]。通过FFT变换,可以清晰地看到振动信号在不同频率上的分布情况,从而发现潜在的故障特征。

从处理后的数据中提取多种特征参数,如温度变化率 ΔT , 计算公式为

$$\Delta T = \frac{T_{i+1} - T_i}{\Delta t} \quad (3)$$

式中, T_{i+1} 和 T_i 分别为相邻时刻的温度值; ΔT 为时间间隔。

振动峰值可通过对振动数据进行排序取最大值得到,电流有效值 I_{rms} 的计算公式为

$$I_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T i^2(t) dt} \quad (4)$$

在实际计算中,若采用离散数据近似积分,可将积分区间 $[0, T]$ 划分为 M 个小区间, $T = M \Delta T$, 则公式可近似为

$$I_{\text{rms}} \approx \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} i^2(m \Delta T)} \quad (5)$$

这些特征参数将作为后续模型构建的重要输入。

状态监测与预测模型构建

1. 支持向量机(SVM)模型

将提取的特征数据划分为训练集和测试集,采用SVM算法构建设备状态监测模型。对于线性可分问题, SVM的优化目标为

$$\min_{w, b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (6)$$

$$s.t. y_i (w^T x_i + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

式中, w 为权重向量; b 为偏置; y_i 为样本标签; x_i 为特征向量。

当数据线性不可分时,引入核函数将低维数据

映射到高维空间,选用径向基核函数(RBF)

$$K(x_i, x_j) = e^{-\gamma \|x_i - x_j\|^2} \quad (8)$$

式中, γ 为核函数参数,其取值对模型性能有重要影响。 γ 值越大,函数的局部性越强,模型对训练数据的拟合能力越强,但可能导致过拟合; γ 值越小,函数的全局性越强,模型的泛化能力较好,但可能欠拟合。

2. 深度神经网络(DNN)模型

构建多层感知器(MLP)形式的深度神经网络进行故障预测。模型包含输入层、多个隐藏层和输出层^[3]。输入层接收特征数据,隐藏层通过激活函数对数据进行非线性变换,选用ReLU激活函数

$$f(x) = \max(0, x) \quad (9)$$

输出层输出故障预测结果。采用反向传播算法更新网络权重,最小化预测值与真实值之间的交叉熵损失函数

$$L = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C y_{ij} \log(\hat{y}_{ij}) \quad (10)$$

式中, N 为样本数量; C 为类别数; y_{ij} 为真实标签; $\hat{y}_{ij}$ 为预测概率。

在训练过程中,为了提高模型的训练效果,采用自适应矩估计(Adam)优化器,其更新公式为

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t \quad (11)$$

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2 \quad (12)$$

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t} \quad (13)$$

$$\hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t} \quad (14)$$

$$\theta_t = \theta_{t-1} - \frac{\alpha}{\sqrt{\hat{v}_t} + \epsilon} \hat{m}_t \quad (15)$$

式中, m_t 和 v_t 分别为梯度的一阶矩估计和二阶矩估计; β_1 和 β_2 为矩估计的指数衰减率; g_t 为当前梯度; $\hat{m}_t$ 和 $\hat{v}_t$ 为修正后的一阶矩估计和二阶矩估计; α 为学习率, ϵ 为防止分母为零的小常数; θ_t 为当前参数值。

为了防止过拟合,在损失函数中加入L2正则化项

$$L_{\text{reglurization}} = \frac{\lambda}{2N} \sum_{l=1}^L \|W^l\|^2 \quad (16)$$

式中, λ 为正则化系数; W^l 为第 l 层的权重矩阵; L 为网络层数。 λ 越大,对权重的约束越强,模型越简单,泛化能力越强,但可能导致欠拟合; λ 越小,模

型对训练数据的拟合能力越强，但可能过拟合^[4]。
不同 λ 值对模型训练过程中损失值和准确率的影响见表2。

表2 不同 λ 值对模型训练过程中损失值和准确率的影响

正则化系数 λ	训练损失值	训练准确率	验证损失值
0.000 1	0.125	0.95	0.150
0.001	0.130	0.94	0.140
0.01	0.150	0.92	0.160

实验结果与分析

在实验室环境下，使用150组已知设备状态的数据对SVM和DNN模型进行测试。这些数据是经过精心筛选和预处理的，涵盖了设备在正常运行以及多种常见故障状态下的特征信息，确保测试的全面性和有效性。

SVM模型在此次测试中，准确率达到88%。SVM作为经典的机器学习算法，在处理小样本、非线性问题时具有一定优势，但在面对复杂的设备状态监测任务时，其性能表现存在一定局限^[5]。而DNN模型准确率高达97.5%，展现出强大的学习和预测能力。具体混淆矩阵如图1所示。从图1可以清晰直观地看出，DNN模型对正常状态和各类故障状态的判断更加准确，误判率低。在设备故障诊断领域，误判可能导致严重后果，因此低误判率至关重要。

同时，不同模型在不同故障类型下的召回率如图2所示。可以明显看出，DNN模型在各类故障的召回率上均优于SVM模型，能够更有效地识别出故

障样本。这意味着在实际应用中，DNN模型能够更及时、准确地发现设备潜在故障，为设备维护争取更多时间。

混淆矩阵是评判模型结果的一种指标，属于模型评估的一部分，常用于评判分类器模型的优劣。

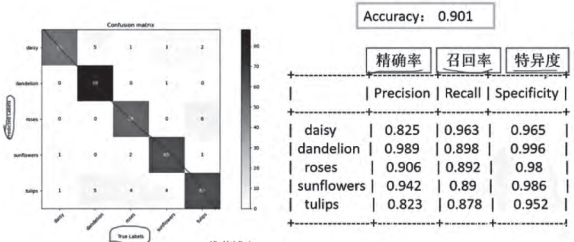


图1 DNN模型混淆矩阵

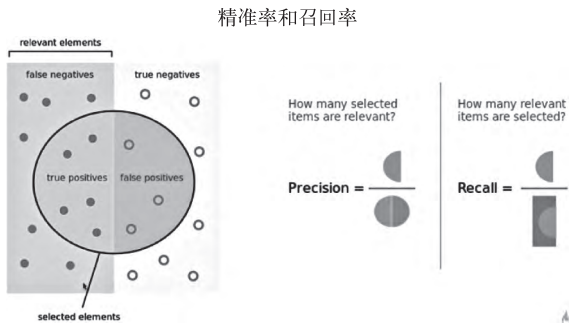


图2 不同模型召回率对比

此外，分析模型预测时间如图3所示。虽然DNN模型结构复杂，理论上计算量较大，但借助当下高效的计算框架，如TensorFlow、PyTorch等，其预测时间与SVM模型相差不大，在可接受范围内。这一结果使得DNN模型在保证高准确率和召回率的同时，还具备了实时性，大大提升其综合能力，为实际应用奠定坚实基础。

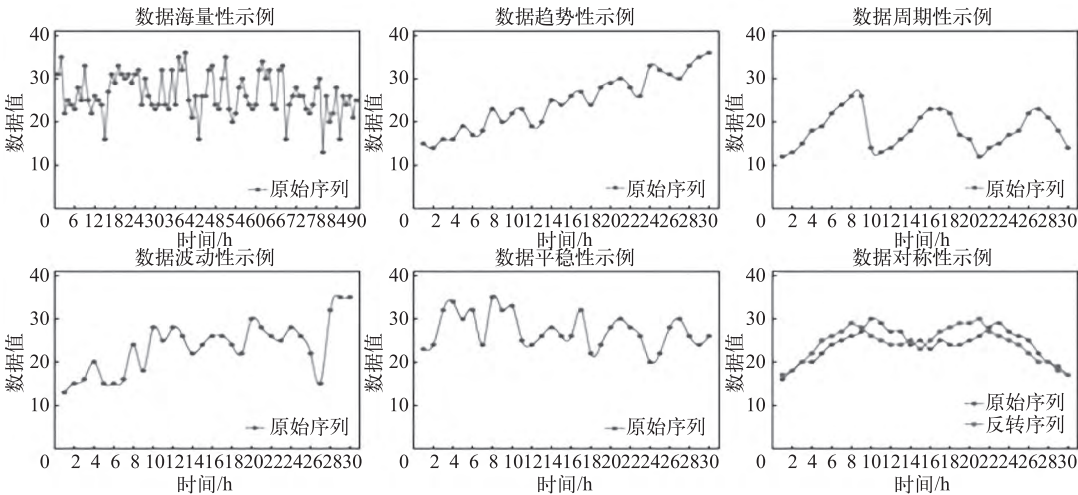


图3 模型预测时间对比

进一步对DNN模型的参数进行优化，当隐藏层神经元数量为128时，模型的准确率达到最高，为98.2%。这是经过大量实验和细致分析得出的结果，在探索隐藏层神经元数量对模型影响时，设置了从64到256不同数量进行实验，得到的结果见表3。

表3 隐藏层神经元数量对模型影响

隐藏层神经元数量	准确率	召回率	F1值
64	0.95	0.93	0.94
128	0.982	0.97	0.976
192	0.97	0.96	0.965
256	0.965	0.95	0.957

可以看出，128个隐藏层神经元时，模型在各项指标上表现最佳。同时，调整正则化系数 λ ，当 $\lambda=0.001$ 时，模型的泛化能力最佳，在测试集上的表现最为稳定，有效避免了过拟合和欠拟合现象，确保模型在不同场景下都能保持良好性能。

结束语

本研究通过在机械电气设备上部署传感器采集数据，经预处理与特征提取，利用SVM和DNN算法构建状态监测与故障预测模型。实验结果表明，

DNN模型在准确率、召回率等指标上表现出色，能有效实现设备状态监测与故障预测。这一研究成果应用于工业生产，可大幅降低设备突发故障概率，减少停机时间，提高生产效率，降低维护成本，为工业设备智能化维护提供有力支持。**EA**

(收稿日期：2025-02-20)

参考文献

- [1] 刘磊. 电力设备状态监测与预测维护技术的优化策略[J]. 家电维修, 2025(1): 137-139.
- [2] 卢振洲, 李洋. 基于物联网的煤矿机电设备状态监测与预测维护[J]. 山东煤炭科技, 2025, 43(1): 92-95.
- [3] 陶加云, 尹志鹏. 基于深度学习的机械电气设备变频器故障诊断方法[J]. 电气技术与经济, 2025(1): 296-298.
- [4] 李济. 基于传感器数据优化的PLC控制算法在智能制造中的应用[J]. 集成电路应用, 2024, 41(7): 138-139.
- [5] 汪德林, 葛星语, 周新淳. 基于传感器数据无线传输的室内突发火灾报警系统设计[J]. 无线互联科技, 2024, 21(22): 37-40.

