

doi: 10.7690/bgzd.2026.03.008

# 基于动态故障树的广播电视传输设备故障状态识别

王 涛

(眉县融媒体中心, 陕西 宝鸡 722300)

**摘要:** 为解决海量数据传输任务使得广播电视传输设备的故障发生率持续上升, 导致设备故障状态识别准确度与效率下降的问题, 设计一种基于动态故障树的广播电视传输设备故障状态识别方法。通过小波包分解广播电视传输设备振动信号, 获取设备运行状态特征数据; 利用监督判别投影流形学习方法对获取的设备运行状态特征数据实行降维处理; 结合模糊集至动态故障树, 根据降维处理之后的特征数据完成广播电视传输设备的故障状态识别。实验结果表明: 该方法的广播电视传输设备故障状态识别准确度高、效率高、整体识别效果佳, 具有较高的实际应用价值。

**关键词:** 动态故障树; 设备故障状态识别; 模糊集; 数据降维; 小波包分解

**中图分类号:** TP23 **文献标志码:** A

## Radio and Television Transmission Equipment Fault Status Identification Based on Dynamic Fault Tree

Wang Tao

(Mei County Integrated Media Center, Baoji 722300, China)

**Abstract:** In order to solve the problem that the failure rate of radio and television transmission equipment continues to rise due to massive data transmission tasks, which leads to the decline of the accuracy and efficiency of equipment fault state identification, a fault state identification method of radio and television transmission equipment based on dynamic fault tree is designed. The characteristic data of radio and television transmission equipment operating conditions are obtained by wavelet packet decomposition of the vibration signal of the equipment, and the dimensionality of the obtained characteristic data is reduced by using the supervised discriminant projection manifold learning method; and the fault state identification of the radio and television transmission equipment is completed according to the characteristic data after dimensionality reduction by combining a fuzzy set with a dynamic fault tree. The experimental results show that the method has high accuracy, high efficiency and good overall recognition effect, and has high practical application value.

**Keywords:** dynamic fault tree; equipment fault state identification; fuzzy set; data dimension reduction; wavelet packet decomposition

### 0 引言

通信技术的迅猛发展, 使得广播电视传输设备系统变得越来越智能化与数字化。及时更新广播电视传输设备的故障状态识别方法是广播电视领域面对的重要课题<sup>[1-2]</sup>。海量的数据传输任务使得广播电视传输设备的故障发生率持续上升, 导致设备故障状态识别准确度与效率下降; 因此, 需要设计一种设备故障状态识别方法, 以进一步提高传输设备故障识别的效率和效果。

当前对于设备故障状态识别研究已取得了一定进展。王硕禾等<sup>[3]</sup>利用  $K$ -means 算法分割设备的红外图像, 提取红外图像特征并实行加权处理, 将处理后的红外图像描述子输入到支持变量机中完成设备故障状态的识别, 但该方法在实际应用中存在检

测效率低的问题。王化玲等<sup>[4]</sup>通过相关系数法量化表征提取到振动分量的故障敏感, 为提取到的信号特征构建特征样本集, 通过改进 KNNC 算法完成设备故障状态识别, 但该方法存在检测正确度较低的问题, 与理想的应用效果具有较大差距。王召广等<sup>[5]</sup>先对设备传感器参数实行赋值处理, 聚类传感器参数特征权值, 通过 LMBP 神经网络算法完成设备故障状态的识别, 但该方法实际应用效果差, 检测精确度较低。

保证广播电视传输设备的正常运行是广大维护人员的必要课题。上述故障识别方法不能较全面地识别广播电视传输设备故障状态, 方法中存在检测效率低、精确度低的问题。为解决上述问题, 提出基于动态故障树的广播电视传输设备故障状态识别方法, 可较全面地识别传输设备故障状态, 有望为传

收稿日期: 2024-11-10; 修回日期: 2024-12-10

第一作者: 王 涛(1972—), 男, 陕西人。

统设备故障状态识别领域带来新的生机与活力，在广播电视网络安全领域及传输设备安全领域具有重要的应用价值。

## 1 广播电视传输设备运行状态特征提取

广播电视传输设备的振动信息可用于描述设备运行的状态特征，故先对采集到的设备时频域特征实行小波包分解，然后根据得到频带能量信息及信息熵描述广播电视设备的运行状态特征<sup>[6-7]</sup>。

对能量有限信号实行小波变换以获得其多个子空间信息  $I_{k+1}^l$ ：

$$I_{k+1}^l = I_k^{2l} \otimes I_l^{2^{l+1}}; k \in X, l \in X^+ \quad (1)$$

式中： $X$ 、 $X^+$ 为不同的能量信号集合； $I_o^o$ 为能量信号的空间尺度； $l$ 为分解层数。

子空间  $I_k^l$  所对应的小波函数公式为：

$$\left. \begin{aligned} \zeta_{2n}(y) &= \sqrt{2} \sum_{l=1}^m j(l) \zeta_n(2y-l) \\ \zeta_{2n+1}(y) &= \sqrt{2} \sum_{l=1}^m h(l) \zeta_n(2y-l) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中： $\zeta_n$ 为小波变换参数； $j(l)$ 与 $h(l)$ 分别为尺度函数与小波基函数。

重构信号  $d_k^m(y)$ ：

$$d_k^m(y) = \sum_{l=1}^m F_l^{k,m} \zeta_l^{k,m}(y) \quad (3)$$

式中  $F_l^{k,m}$  为小波包系数。

通过经过小波包分解后的能量信号  $x(y)$  的重构系数，计算各层能量值  $E(\omega)$  作为小波域信号特征的描述，其公式为：

$$E(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} |x(y)|^2 f y \quad (4)$$

式中  $f$  为该频带宽度。

假设  $E(\omega)$  的信息熵用  $r$  表示<sup>[8-9]</sup>，该值同样可以用来表示广播电视传输设备运行状态特征。则存在：

$$r = -\sum_{o=1}^{2^o} E_{z,o} \log_{2^o} E_{z,o} \quad (5)$$

式中  $E_{z,o}$  为小波域信号分解后的残余能量。

基于此完成广播电视传输设备振动信号的分解，并根据提取到频带能量信息描述设备状态特征。

## 2 设备状态特征的降维处理

因设备状态特征数据的幅值及单位不同，需对设备运行状态特征数据基于监督判别投影流形学习

方法实行降维处理<sup>[10-11]</sup>。

根据给定的训练样本高维空间数据的局部邻近关系，构建近邻矩阵  $J$ ：

$$J = \begin{cases} 0, & o \in M_d(k) \text{ 且 } k \in M_d(o) \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中： $x \in \{x_1, x_2, \dots, x_q\}$  为  $q$  个训练样本； $o \in M_d(k)$  且  $k \in M_d(o)$  为样本  $x_o$  和样本  $x_k$  互为近邻关系。

根据邻近矩阵的判别属性，利用数据集的类别标签及变流形无监督学习构建有监督判别矩阵  $D$ ：

$$D = \begin{cases} \exp(-\|x_o - x_k\|A), & x_o \text{ 和 } x_k \text{ 为同类近邻点} \\ \exp(-\|x_o - x_k\|A)(1 - \exp(-\|x_o - x_k\|A)), & x_o \text{ 和 } x_k \text{ 为异类近邻点} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中： $A$  为矩阵调节参数； $-\|x_o - x_k\|$  为欧氏距离。

通过近邻图计算局部散度矩阵，其公式为：

$$d_z = \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{q^2} \sum_{o=1}^q \sum_{k=1}^q d_{o,k} (x_o - x_k)(x_o - x_k)^T = \frac{1}{q^2} XL \quad (8)$$

式中： $L$  为拉普拉斯矩阵； $q$  为变量。

计算近邻矩阵  $J$  与拉普拉斯矩阵之和  $F$ ：

$$F = \begin{bmatrix} \sum_{l=0}^o J_{l,1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sum_{l=0}^o J_{l,2} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \sum_{l=0}^o J_{l,k} \end{bmatrix} \quad (9)$$

进一步推导出全局散度矩阵  $D_m$ ：

$$D_m = \frac{\sum_{o=1}^q \sum_{k=1}^q (1 - D_{o,k})(x_o - x_k)(x_o - x_k)^T}{2q^2} \quad (10)$$

建立矩阵  $S$  的函数模型  $K(S)$ ，以使判别向量投射于低维子空间，其公式为：

$$K(S) = \max \frac{K_M(S)}{K_Z(S)} = \max \frac{\text{tr}\{S^T D_m S\}}{\text{tr}\{S^T D_z S\}} \quad (11)$$

式中： $K_M(S)$  为高维数据函数； $K_Z(S)$  为低维数据函数<sup>[12]</sup>。

计算正交矩阵  $S$  的特征向量  $S_1$ ，其公式为：

$$S_1 = \arg \min \frac{s^T CZC^T s}{s^T CFC^T s} \quad (12)$$

式中： $S=[s_1, s_2, \dots, s_l]$  为正交基矩阵； $C$ 、 $Z$ 、 $F$  为广义特征方程变量。

进一步推导出  $S_q$  的特征向量，其公式为：

$$S_q = \arg \min \frac{s_q^T C Z C^T}{s_q^T C F C^T} = O。 \quad (13)$$

式中  $O$  为单位矩阵。

结合上述分析构建设备状态特征的降维处理模型，该模型的具体描述为：

$$\max \frac{\text{tr}\{S^T D_m S\}}{\text{tr}\{S^T D_s S\}} \text{ s.t. } S^T S = O。 \quad (14)$$

最终通过约束目标函数模型公式完成数据从高维空间到低维空间的投射，实现广播电视传输设备运行状态特征数据的降维处理。

### 3 广播电视传输设备的故障状态识别

依据降维后的广播电视设备运行状态特征数据，结合模糊集与动态故障树模型，完成广播电视传输设备的故障状态识别<sup>[13-15]</sup>。模糊集具有良好的容错能力、组织能力及描述能力，将其与动态故障树相结合，提升了动态故障树的模糊处理能力，保证故障状态识别精准度与整体效率。

#### 3.1 状态指标评定

首先建立状态集，以对“安全”“预警”“异常”“故障”4个指标实行状态评判。

状态集公式为：

$$B = \{B_1, B_2, B_3, B_4\}。 \quad (15)$$

式中： $B_1$ 为“安全”； $B_2$ 为“预警”； $B_3$ 为“异常”； $B_4$ 为“故障”。为方便计算，选用数值代替4个指标：

$$B = \{1, 0.75, 0.5, 0.25\}。 \quad (16)$$

#### 3.2 隶属度函数

通过模糊集优化隶属度函数。动态故障树的变量即为降维后的设备运行数据，其可分为“低等安全”“中等安全”“高等安全”3种状态。

“低等安全”的隶属度函数公式为：

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \leq s \\ f(x), & x > s, \text{非增} \end{cases}。 \quad (17)$$

式中： $x$ 为变量实测值； $s$ 为变量的阈值。

“高等安全”的隶属度函数公式为：

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \leq s \\ f(x), & x > s, \text{非减} \end{cases}。 \quad (18)$$

“中等安全”的中间型模糊函数公式为：

$$s(x) = \begin{cases} 0, & x = s \\ f(x) = (x-s)/(b-s), & b > x > s \\ 1, & x = b \end{cases}。 \quad (19)$$

式中  $b$  为变量的极大值。

#### 3.3 基于模糊集的故障树节点

包含  $l$  个变量的动态故障树的变量节点集公式为：

$$\{G_1, G_2, \dots, G_l\}。 \quad (20)$$

式中第  $o$  个变量状态矩阵公式为：

$$G_o = [t_{o1}, t_{o2}, t_{o3}, t_{o4}]。 \quad (21)$$

式中  $t_{ok}$  ( $o=1, 2, \dots, l; k=1, 2, 3, 4$ ) 为  $G_o$  的登记状态隶属度。

结合上述分析搭建单因素模糊状态矩阵  $T$ ，则存在：

$$T = \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} & t_{13} & t_{14} \\ t_{21} & t_{22} & t_{23} & t_{24} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ t_{l1} & t_{l2} & t_{l3} & t_{l4} \end{bmatrix}。 \quad (22)$$

利用  $T$  获取变量状态矩阵  $G_o$  的权重值，具体步骤为：

1) 对比变量状态矩阵  $G_o$  和动态故障树节点  $G$  的重要性。

2) 根据判定规则描写判断矩阵  $J$ ，变量状态矩阵  $G_o$  和动态故障树节点  $G$  的对比结果可以用  $J_{ok}$  ( $o=1, 2, \dots, l$ ) 描述。

3) 判断信息层中元素的重要性。度量该信息构成判别矩阵，检验判别矩阵的一致性。若一致，则最大特征值可以用于特征量权重的描述；若不一致，则对判别矩阵实行处理，使其满足一致性。

4) 求取  $J$  的最大特征根  $\mu$  的特征向量  $[e_1, e_2, \dots, e_l]$ ，即用于描述权重值，最后得到指标权重集公式为：

$$J e^T = \mu e^T。 \quad (23)$$

#### 3.4 故障状态识别

对模糊状态集采用  $\max$ - $\min$  合成运算计算动态故障树节点评判等级的模糊矩阵  $Q$ ，其公式为：

$$Q = e^o T。 \quad (24)$$

式中： $e$ 为隶属度； $T$ 为模糊状态矩阵。

模糊矩阵  $Q$  中各元素公式为：

$$q_o = \bigvee_{k=1}^l (e_o \wedge t_{ok}), \quad o=1, 2, \dots, l; k=1, 2, 3, 4。 \quad (25)$$

式中： $e_o$ 为矩阵元素； $t_{ok}$ 为矩阵  $T$  的元素； $\wedge$ 为下确界； $\bigvee$ 为上确界。

归一化处理模糊判断矩阵  $Q$ ，得到矩阵  $Q'$ ，最后计算动态故障树节点的评分，其公式为：

$$D = Q' B^T。 \quad (26)$$

基于此，完成基于动态故障树的广播电视传输

设备故障状态识别方法的设计。

### 4 实验与分析

为验证基于动态故障树的广播电视传输设备故障状态识别研究方法的整体有效性，对其完成如下测试。

在 Matlab7.0 软件环境, 选用 Nessus、OpenV AS 漏洞扫描器实行实验测试。设置主电源故障、主处理器故障、光缆尾纤故障、电缆故障 4 种故障状态信息如表 1 所示。

表 1 4 种故障状态信息

故障类型	样本数量	故障类型	样本数量
主电源故障	30	光缆尾纤故障	30
主处理器故障	30	电缆故障	30

#### 1) 性能评价。

将笔者所提方法、文献[3]方法和文献[4]方法作为实验对比方法，通过比较不同方法的精确率、召回率以及  $F_1$  值来检验不同方法的应用效果。

精确率和召回率可以用于多故障识别方法对于某单一故障的识别能力，根据其互相制约的特点，折中计算精确率和召回率作为  $F_1$  值比较多故障识别方法的总体性能。

精确度  $A$  的计算公式为：

$$A = Y_A / (Y_A + G_A) \quad (27)$$

式中： $Y_A$  为正确识别的个数； $G_A$  为其他类被分到该类的数量。

召回率  $T$  的计算公式为：

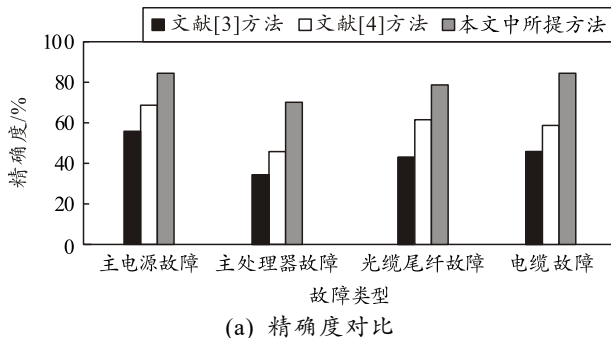
$$T = \frac{Y_A}{Y_A + G_M} \quad (28)$$

式中  $G_M$  为该类被分到其他类的数量。

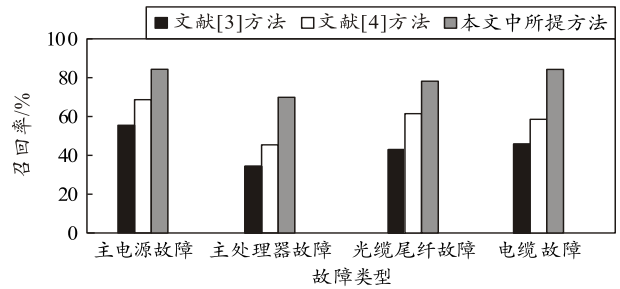
$F_1$  值  $G_1$  的计算公式为：

$$G_1 = \frac{2AT}{A+T} \quad (29)$$

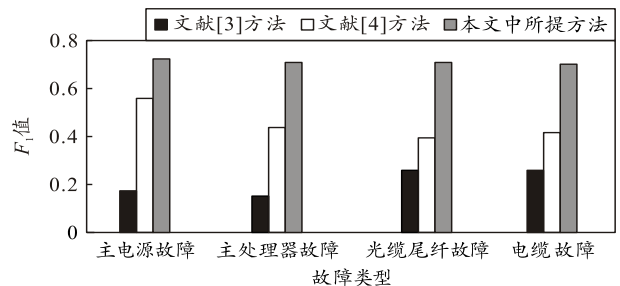
采用本文中所提方法、文献[3]方法和文献[4]方法对其完成故障状态识别，其各指标对比如图 1 所示。



(a) 精确度对比



(b) 召回率对比



(c)  $F_1$  值对比

图 1 3 种方法的性能对比

分析图 1 可知：文献[3]方法的精确度在 45% 左右，召回率在 40% 左右， $F_1$  值在 0.25 左右；文献[4]方法的精确度在 60% 左右，召回率在 40% 左右， $F_1$  值在 0.5 左右；本文中所提方法的精确度可达 80% 左右，召回率在 65% 左右， $F_1$  值在 0.7 左右，皆高于文献[3]方法和文献[4]方法，表明本文中所提方法对于广播电视传输设备故障状态识别的整体性能更好。

#### 2) 识别效率。

采用本文中所提方法、文献[3]方法和文献[4]方法对其完成故障状态识别，其识别时间的比较结果如图 2 所示。

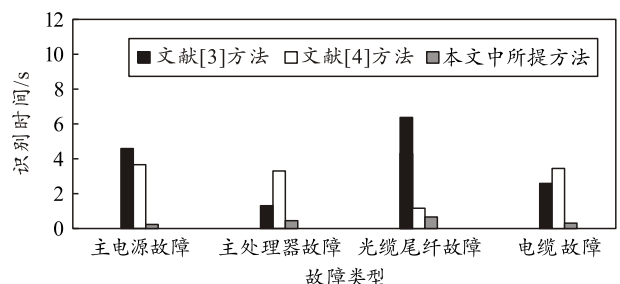


图 2 3 种方法的故障状态识别时间结果对比

分析图 2 可知：文献[3]方法对于不同故障类型的故障状态识别时间忽高忽低，文献[4]方法对于光缆尾纤类故障识别时间最长，且效率极低，而本文中所提方法的故障状态识别时间始终低于文献[3]方法和文献[4]方法，表明本文中所提方法的故障识别效果更好。