

# 控制与决策

Control and Decision

## 小样本下多稀疏表示分类器的决策融合方法

刘小峰, 舒仁杰, 柏林, 孙兵

引用本文:

刘小峰, 舒仁杰, 柏林, 等. 小样本下多稀疏表示分类器的决策融合方法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(8): 1984–1990.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1839>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 基于聚类簇结构特性的自适应综合采样法在入侵检测中的应用

Toward intrusion detection via cluster structure-based adaptive synthetic sampling approach

*控制与决策*. 2021, 36(8): 1920–1928 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1672>

### 一种基于节点嵌入表示学习的社区搜索算法

Community search algorithm based on node embedding representation learning

*控制与决策*. 2021, 36(8): 1970–1976 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1439>

### 嵌入重采样技术的C4.5决策树集成分类算法的临床医学预测

Clinical prediction of C4.5 decision tree classification algorithm with embedded resampling technique

*控制与决策*. 2021, 36(6): 1342–1350 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1247>

### 融合稀疏编码与深度学习的草图特征表示

A feature representation of sketch based on fusion of sparse coding and deep learning

*控制与决策*. 2021, 36(3): 699–704 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0941>

### 基于稀疏度阶数优化的杂波密度估计算法

A clutter density estimation algorithm by optimized sparsity order

*控制与决策*. 2020, 35(12): 2923–2930 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0429>

# 小样本下多稀疏表示分类器的决策融合方法

刘小峰<sup>†</sup>, 舒仁杰, 柏林, 孙兵

(重庆大学机械传动国家重点实验室, 重庆 400044)

**摘要:** 针对稀疏表示分类器的分类性能评估受样本数量影响较大, 特别是在小样本情况下其分类精度低导致的强烈证据冲突问题, 提出一种基于稀疏表示分类倾向性的决策融合方法. 该方法采用稀疏分解重构残差的相对大小对样本在各个类别间的分类倾向性进行量化表征; 通过求解残差异同概率, 对稀疏分类器的混淆矩阵进行修正, 提高了稀疏表示分类器分类性能评估的准确性; 利用修正后的混淆矩阵对各个证据源进行加权融合, 解决了小样本情况下的辨识精度低导致的高度证据冲突问题. 在轴承故障融合诊断实验中, 采用提出的方法对不同传感器信号的不同特征向量获得的稀疏表示分类器进行决策融合, 达到了轴承故障状态准确辨识的目的, 有效验证了所提出方法在小样本情况下进行目标分类识别的有效性与优势性.

**关键词:** 稀疏表示分类器; 重构残差; 证据冲突; 混淆矩阵

中图分类号: TP391

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.1839

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 刘小峰, 舒仁杰, 柏林, 等. 小样本下多稀疏表示分类器的决策融合方法[J]. 控制与决策, 2021, 36(8): 1984-1990.

## Decision fusion of multiple sparse representation-based classifiers in case of small samples

LIU Xiao-feng<sup>†</sup>, SHU Ren-jie, BO Lin, SUN Bing

(The State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** The reliability evaluation of sparse representation-based classifiers is greatly affected by the number of training samples, resulting in a strong evidence conflict problem in case of small samples. A conflict evidence fusion method for sparse representation-based classifiers is proposed based on the tendency of being classified into different categories. The method uses the sparse reconstruction errors to quantify the classification tendency of samples, and modifies the confusion matrix by solving the probability of difference of reconstruction errors to obtain the probability that the samples are classified into each category. The modified confusion matrix is used to weight and fuse the evidence sources to solve the problem of high evidence conflicts caused by the low accuracies of identification in case of small samples. In the experiment of bearing fault fusion diagnosis, this method is applied to fuse the sparse representation-based classifiers established from different eigenvectors of different observation signals. The experimental results effectively verify the advantages of the proposed method in solving the problem of high-level conflict evidence fusion in case of small samples.

**Keywords:** sparse representation-based classifier; reconstruction error; evidence conflict; confusion matrix

## 0 引言

决策融合算法利用异分类器在模式分类中的互补性, 对各分类器识别结果进行整合, 得到最后的判决结果, 是改善分类系统泛化能力和提高鲁棒性最有效的手段之一. 基于 D-S (dempster-shafer) 证据理论的决策融合算法能够将异分类器的互补信息融合, 减少分类系统的不确定性, 并利用冗余信息的融合提高系统的稳定性, 即使在某个分类器出现错误决策时也能产生合理的判决结果, 增强了系统的鲁棒

性<sup>[1-2]</sup>. 然而, D-S 理论在实际决策融合中往往会出现悖论结果, 针对该问题, 目前的处理方法主要分为两类<sup>[2]</sup>: 一类是基于冲突再分配思想的证据组合规则修改; 另一类是基于证据折扣或加权的证据源进行修正. 这两类方法的实施均需以可靠的证据体为基础确定冲突分配规则、证据折扣因子或证据加权平均系数. 因此, 在基于证据理论的多分类器决策融合系统中, 对分类器所做出的判断或提供的信息进行准确的评价直接关系到融合决策的稳健性.

收稿日期: 2019-12-31; 修回日期: 2020-04-15.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51975067, 51675064).

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: liuxfeng0080@126.com.

国内外学者对证据可靠性评估方法做了大量研究工作. 韩德强等<sup>[3]</sup>基于证据的不确定度进行证据可靠性评估,但仅仅依据不确定度较小就赋予较高的可靠度可能会导致决策失误;付耀文等<sup>[4]</sup>通过分析证据之间的一致性来确定证据可信性;Guo等<sup>[5]</sup>采用监督学习方法进行了证据静态可靠性评估,通过各证据间的一致性度量确定了证据的动态可靠性;Eloudi等<sup>[6]</sup>利用证据可靠度因子对证据进行折扣运算,提出了基于可传递信任模型的证据可信度评估方法;GaLina等<sup>[7]</sup>采用各种不确定性理论对传感器证据源进行了可靠性评估. 上述这些方法大多是基于证据间的关联关系来进行证据可信度的评估,即根据各证据间的冲突程度或差异性来刻画证据的可靠性. 而在多分类器决策融合中,仅从证据的外部关系反映分类器可靠性的方法往往会舍弃或弱化冲突证据自身对不同类别目标识别的能力,导致决策融合结果与实际相悖. 因此,有必要从分类器内部本身来评价其分类性能,这是衡量分类器可信度的一个重要因素.

混淆矩阵描述了样本数据的真实类别属性与识别结果的关系,是评价分类器性能的常用方法,它将信任度量融入到分类器的后验概率输出,在分类器决策融合中得到了广泛的应用. 杨威等<sup>[8]</sup>结合混淆矩阵的先验静态信息以及当前输出判决的动态信息,获得各个识别证据的可靠性因子;毕凯等<sup>[9]</sup>利用混淆矩阵构造了相关性度量矩阵,对基分类器集合进行子集划分,并从中选出了参与集成的分类器;Ko等<sup>[10]</sup>以混淆矩阵为基础,对不同未知样本采用不同分类器进行决策融合;陈睿等<sup>[11]</sup>采用随机参考分类器获得每个分类器分类能力的概率模型;米爱中等<sup>[12]</sup>构造了所有基分类器的混淆矩阵作为聚类算法的数据对象,提出了基于混淆矩阵和 $k$ -均值聚类算法的分类器选择方法. 需要指出的是,上述这些用于分类器性能评价的混淆矩阵直接来自于验证集合上获得的分类器分类精度,这往往需要以大量数据样本为支撑,在评价样本不足的情况下会因准确度的下降使得混淆矩阵中大量零值出现,进而导致分类器决策融合中的严重证据冲突现象.

基于稀疏表示的分类器(sparse representation-based classifier, SRC)已被广泛应用于图像识别、数字和纹理分类、故障诊断等领域中<sup>[13-15]</sup>. 稀疏表示分类方法强调使用分类错误、稀疏系数和重构残差进行模式识别,通常将计算出的稀疏系数映射到每个类别上,然后使用重构残差进行分类<sup>[15]</sup>. 由于稀疏表示分类器需采用不同状态下的样本进行字典的学习,其分

类性能的评估受评估样本数量的影响较大,特别是在小样本情况下评估结果的准确性不高,导致不同分类器间的强烈证据冲突现象. 稀疏分类器的证据源在不同训练样本的情况下存在较大的不确定性,不能完全依赖证据合成规则进行取舍或平衡来提高融合结果的分类识别精度,有必要排除样本大小的影响,提高稀疏分类器性能评估的准确性,进而达到多稀疏分类器的有效融合.

本文提出一种基于分类倾向性的证据源修正方法,从稀疏表示分类器的证据源本身出发,充分考虑其对每类样本识别能力的差异性,采用小样本下的概率分布逼近方法建立修正混淆矩阵,提高小样本情况下的证据可靠性评估的准确性,进而对各个稀疏分类器进行决策性融合,达到模式类别准确辨识的目的.

## 1 稀疏表示分类器

给定一个包含 $K$ 类 $\omega_i(i = 1, 2, \dots, K)$ ,每类 $n_i$ 个样本的训练样本集合. 设第 $i$ 类训练样本集矩阵为 $\Phi_i = [A_{i,1}, \dots, A_{i,j}, \dots, A_{i,n_i}] \in R^{m \times n_i}$ ,  $A_{i,j}(j = 1, 2, \dots, n_i)$ 为第 $i$ 类的第 $j$ 个训练样本列向量. SRC将 $A_{i,j}$ 称为原子,多个原子的组合构成字典,原子个数大于其维数构成过完备字典. 根据上述假设,属于第 $i$ 类的测试样本 $x_i = \sum_{j=1}^{n_i} A_{i,j}\theta_{i,j} = \Phi_i\theta_i$ ,其中 $\theta_i = [\theta_{i,1}, \theta_{i,2}, \dots, \theta_{i,n_i}]^T \in R^{n_i}$ 是组合系数. 全体训练样本集构成字典 $\Phi = [\Phi_1, \dots, \Phi_i, \dots, \Phi_K] \in R^{m \times n}$ ,  $n = \sum_{i=1}^K n_i$ ,则第 $i$ 类测试样本可以表示为

$$x = \Phi\theta \in R^m, \quad (1)$$

其中 $\theta$ 是测试样本 $x$ 在字典 $\Phi$ 上的稀疏表示向量,理想情况下, $\theta = [0, \dots, 0, \theta_{i,1}, \dots, \theta_{i,n_i}, 0, \dots, 0]^T$ ,只有 $\theta_{i,1}, \dots, \theta_{i,n_i}$ 不为0. 通过对下述最优化问题求解获得测试样本的稀疏表征方式<sup>[15]</sup>:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_0 &= \min \|\theta\|_0; \\ \text{s.t. } &\|x - \Phi\theta\| \leq \varepsilon. \end{aligned} \quad (2)$$

其中: $\|\cdot\|_0$ 为 $l^0$ 范数, $\varepsilon$ 为系数约束常量. $x$ 的重构残差为

$$E_i(x) = \|x - \Phi\delta_i(\hat{\theta}_0)\|_2. \quad (3)$$

其中 $\delta_i(\hat{\theta}_0)$ 是保留第 $i$ 类样本的稀疏向量而将其余样本稀疏向量赋为零得到的特征函数. 通过最小重构残差判别出的分类标签为

$$\text{identify}(x) = \arg \min E_i(x). \quad (4)$$

从式(4)可以看出, SRC的判别结果主要取决于重构残差的大小,而重构残差的大小依赖于测试样本与相

应类别字典的匹配程度,对应的重构残差越小说明测试目标与该类别越接近,则属于该类别的概率也越大. 噪声干扰的存在会降低样本与字典间的匹配程度,造成SRC鉴别能力的降低. 同样,当训练学习样本较少时,匹配得到的稀疏字典不能最大化地匹配样本的本征特征,降低了学习字典的匹配性,同样也会影响SRC的鉴别能力.

## 2 基于混淆矩阵的D-S证据融合

假设证据理论的融合系统由稀疏分类器集合  $L = \{\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_Q\}$  组成, 辨识框架为  $\Theta_0 = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_K\}$ , 每个分类器都将给出待识别目标属于每一类的支持度, 构成证据源. 每个稀疏分类器  $\varphi_q$  ( $q = 1, 2, \dots, Q$ ) 的识别率可以用一个  $K \times K$  的归一化混淆矩阵 (confusion matrix, CM)<sup>[16]</sup> 来表示, 即

$$C_q = \begin{bmatrix} r_{11}^q & r_{12}^q & \dots & r_{1K}^q \\ r_{21}^q & r_{22}^q & \dots & r_{2K}^q \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{K1}^q & r_{K2}^q & \dots & r_{KK}^q \end{bmatrix}. \quad (5)$$

其中: 元素  $r_{ij}^q = n_{ij}^q / \sum_{j=1}^K (i, j = 1, 2, \dots, K)$  表示样本中第  $i$  类样本被  $\varphi_q$  识别为第  $j$  类的概率,  $n_{ij}^q$  为  $\varphi_q$  将样本类别  $\omega_i$  的训练样本识别为类别  $\omega_j$  的样本数量.

假设  $\varphi_q$  将对象  $x$  分配给  $\omega_j$ , 则 D-S 证据融合框架下的基本可信度分配函数为

$$m_q(x \in \omega_i) = P(x \in \omega_i | \varphi_q(x) = \omega_j) = \frac{n_i r_{ij}^q}{n} / \sum_{l=1}^K \frac{n_l r_{lj}^q}{n}. \quad (6)$$

其中:  $\varphi_q(x)$  表示  $x$  输入到  $\varphi_q$  得到的识别标签,  $m_q(x \in \omega_i)$  表示经  $\varphi_q$  识别后对  $x$  实际属于  $\omega_i$  的信任度. 假设各分类器输出结果独立, 将  $Q$  个分类器得到的共  $Q$  条证据, 根据 Dempster 规则合成,  $x$  属于类别  $\omega_i$  的概率可以计算为

$$(m_1 \oplus \dots \oplus m_Q)(x \in \omega_i) = \frac{\prod_{q=1}^Q m_q(x \in \omega_i)}{\sum_{l=1}^K \prod_{q=1}^Q m_q(x \in \omega_l)}. \quad (7)$$

同理, 可以得到  $x$  属于其他类别的概率, 最大概率值所对应的模式类别即为  $x$  的最后辨识结果.  $\sum_{l=1}^K \prod_{q=1}^Q m_q(x \in \omega_l)$  表示证据冲突程度, 值越小则证据冲突越严重. 值得注意的是, 式(7)可靠性的前提是

式(5)中  $r_{ij}$  的准确性, 但  $r_{ij}$  是通过第  $i$  类样本被识别为第  $j$  类的样本统计概率所确定的, 概率值的准确性必然要以足够多的样本为基础, 因此式(5)中的传统混淆矩阵必然受到训练样本个数的制约. 在小样本的情况下, 训练样本被判别到每个模式类别的现象只体现单个样本的个体差异性, 不能代表一类样本的模式归属划分的普遍行为. 也就是, 如果没有足够样本为支撑, 混淆矩阵中每个元素并不能准确地表征样本的识别率, 混淆矩阵中大量 0 值的出现会造成后面决策融合中证据源的完全冲突现象.

## 3 基于重构残差概率分布的修正混淆矩阵

对于 SRC, 测试对象的重构残差表示其归属划分到每个模式类别的趋势, 这种趋势信息可用于评价分类器的可靠性, 得到量化性能更好的证据源. 在两个模式  $\Theta_1 = \{\omega_i, \omega_j\} (i \neq j)$  的辨识框架下, 第  $k$  类样本被分类到模式  $\omega_i$  的概率为

$$p_{i,j}^k(x) = P\{E_i(x) - E_j(x) < 0 | x \in \omega_k\}. \quad (8)$$

在缺少先验知识的前提下, 作为最大熵分布的高斯分布已成功用于许多实际应用中<sup>[17-18]</sup>, 如果只考虑噪声干扰, 边缘概率分布通常近似于高斯分布. 令  $X_{ij} = E_i(x) - E_j(x)$ , 它表示重构残差  $E_i(x)$  与  $E_j(x)$  的差值. 假设  $X_{ij}$  服从高斯正态分布, 则有

$$Y_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_{ij}}{S(X_{ij})} \sim t(n_k - 1). \quad (9)$$

其中:  $\bar{X}_{ij}$  和  $S(X_{ij})$  分别表示样本均值和样本标准差,  $n_k$  表示第  $k$  类样本的数量,  $t(n_k - 1)$  表示自由度为  $n_k - 1$  的  $t$  分布. 那么, 式(8)可以计算为

$$p_{i,j}^k(x) = P\left\{t(n_k - 1) < \frac{-\bar{X}_{ij}}{S(X_{ij})} \mid x \in \omega_k\right\}. \quad (10)$$

同理可计算得到  $p_{j,i}^k(x)$ , 且有

$$p_{j,i}^k(x) = 1 - p_{i,j}^k(x). \quad (11)$$

因此, 估算两类模式下的分类概率只需要获取样本的重构残差即可. 在小样本情况下, 为了最大化地利用训练样本, 采用留一法<sup>[19]</sup>, 即每次留下一个样本用于计算重构残差向量, 其余样本用来构造分类字典, 依此类推获取所有样本的重构残差向量.

尽管在  $\Theta_1 = \{\omega_i, \omega_j\}$  辨识框架下的  $\omega_k$  类样本的分类概率 ( $p_{i,j}^k(x), p_{j,i}^k(x)$ ) 不等于其在  $\Theta_0 = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_K\}$  辨识框架下的分类概率, 但是  $\Theta_1$  框架下的分类概率比值可以表征这两类样本在  $\Theta_0$  框架下的模式类别归属划分的倾向性. 对于总共  $K$  个模式的分类任务, 式(5)中第  $k$  类的样本被辨识为第  $i$  类的概率  $r_{ki}$  与第  $j$  类的概率  $r_{kj}$  之间的比值可作如下近似:

$$\frac{r_{ki}}{r_{kj}} \approx \frac{p_{i,j}^i(x)}{p_{i,j}^j(x)}. \quad (12)$$

将式(11)代入到(12)中,有

$$(1 - p_{i,j}^i(x)) \cdot r_{ki} - p_{i,j}^i(x) \cdot r_{kj} = 0. \quad (13)$$

于是从 $K$ 类样本模式下的二分类结果可得 $0.5K(K-1)$ 行形如式(13)的方程组,以及一个概率和方程.将这些方程整理可得方程组

$$\begin{cases} (1 - p_{1,2}^1(x)) \cdot r_{k1} - p_{1,2}^1(x) \cdot r_{k2} = 0, \\ \vdots \\ (1 - p_{1,k-1}^1(x)) \cdot r_{k1} - p_{1,k-1}^1(x) \cdot r_{k,k-1} = 0, \\ (1 - p_{1,k+1}^1(x)) \cdot r_{k1} - p_{1,k+1}^1(x) \cdot r_{k,k+1} = 0, \\ \vdots \\ (1 - p_{K-1,K}^{K-1}(x)) \cdot r_{k,K-1} - p_{K-1,K}^{K-1}(x) \cdot r_{k,K} = 0, \\ \sum_{i=1}^K r_{ki} = 1. \end{cases} \quad (14)$$

将其表示为

$$A \cdot R_k^T = \beta. \quad (15)$$

其中: $A \in R^{(\frac{K(K-1)}{2}+1) \times K}$ 为方程组左侧系数矩阵, $R_k = (r_{k1}, r_{k2}, \dots, r_{kK})$ 为混淆矩阵的第 $k$ 行, $\beta = (0, \dots, 0, 1)^T$ 为方程组右侧常数.式(15)是一个不相容的方程组,不相容方程组的解集可以通过求取其最小二乘解来估计,即

$$R_k^T = A_+ \cdot \beta. \quad (16)$$

那么对于 $K$ 类的训练样本,可以获得构成修正后的混淆矩阵的 $K$ 行 $R_k$ ,则修正混淆矩阵可表示为

$$RC = (R_1^T, R_2^T, \dots, R_K^T)^T. \quad (17)$$

由于式(17)中的修正混淆矩阵利用了样本归属为不同模式类别的趋势信息,并采用重构残差的差异值 $X_{ij}$ 的概率分布进行估计,在样本量不足的情况下,式(17)中的 $RC$ 比式(5)中的传统混淆矩阵的可信度更高,同时根据高斯分布概率计算得到的 $RC$ 中不存在0值现象,消除了完全证据冲突的现象.

## 4 实验验证

### 4.1 数据说明

实验数据选用XJTU-SY滚动轴承加速寿命实验数据集<sup>[20]</sup>,该实验数据的实验台如图1所示.平台由交流电动机、电动机转速控制器、转轴、支撑轴承、液压加载系统和测试轴承等组成,试验轴承为LDK UER204滚动轴承,两个PCB 352C33单向加速度传感器分别固定于测试轴承的水平 and 垂直方向上.实验中使用DT9837便携式动态信号采集器采

集振动信号,设置采样频率为25.6 kHz,采样间隔为1 min,每次采样时间为1.28 s.转速为2250 r/min,径向力为11 kN,记录并检查了4个滚动轴承状态的条件(正常状态样本由前2次采样信号截断获得,故障状态样本由最后2次采样信号截断获得,截断窗口均为1024个点),如表1所示.在每种类别下,60个样本平均分为两个数据集,即各包含每种类别30个样本的训练数据集 $D_{\text{training}}$ 和测试数据集 $D_{\text{test}}$ .

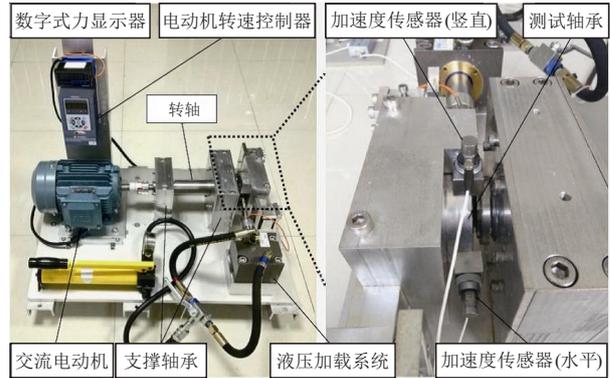


图1 XJTU-SY滚动轴承试验台

表1 实验数据集描述

故障类	故障状态	传感器	样本数量
$\omega_1$	正常状态	水平	60
		竖直	60
$\omega_2$	内圈失效	水平	60
		竖直	60
$\omega_3$	保持架失效	水平	60
		竖直	60
$\omega_4$	外圈失效	水平	60
		竖直	60

### 4.2 稀疏分类器建立

轴承的不同故障状态会导致振动信号特征的差异,从获取的轴承振动信号中提取包括均方根值、峰值指标、峰-峰值、波形指标、脉冲指标、裕度指标、峭度指标等11个时域特征指标 $s_1 \sim s_{11}$ <sup>[21]</sup>,归一化后组成时域参数向量 $S = \{s_1, \dots, s_{11}\}$ .同时提取包括重心频率、均方频率、均方根频率、频率方差及频域指标等13个频域特征指标 $p_1 \sim p_{13}$ <sup>[21]</sup>,归一化后构建频率参数向量 $P = \{p_1, \dots, p_{13}\}$ .分别以 $S$ 与 $P$ 组建的向量集为训练样本,根据第1节方法构建不同域的SRC分类器.基于水平加速度传感器的振动数据即可构建得到时域SRC分类器 $\varphi_1$ 与频域SRC分类器 $\varphi_2$ ,同理基于垂直方向传感器得到另外两个分类器 $\varphi_3$ 和 $\varphi_4$ .

### 4.3 混淆矩阵估计

以4个稀疏表示分类器 $\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \varphi_4$ 为基础,通过留一法计算出所有 $D_{\text{training}}$ 训练样本对应各类

的重构残差,采用本文方法计算新的混淆矩阵,如图2所示.

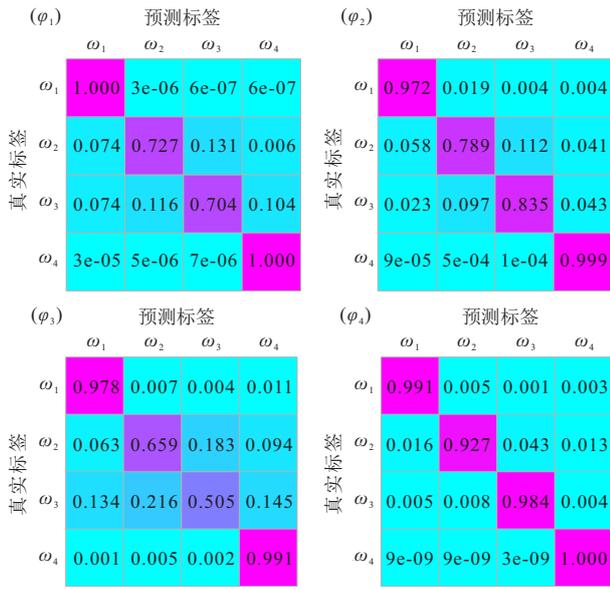


图2 SRC稀疏分类器的修正后新的混淆矩阵

在  $D_{test}$  中取出一个第3类样本进行测试,对两个传感器中的振动信号进行时域与频域的特征提取后组成特征向量集合,分别通过各自对应的分类器  $\varphi_1$ 、 $\varphi_2$ 、 $\varphi_3$ 、 $\varphi_4$  进行识别,相应的输出类别标签为  $\omega_2$ 、 $\omega_2$ 、 $\omega_3$ 、 $\omega_3$ . 利用所提出的方法,可以根据式(6)获得概率分配,然后根据式(7)计算融合识别结果,如表2所示,其最终识别结果为  $\omega_3$ ,与真实所属类别一致.

表2 各分类器的概率分配以及最终融合结果

预测标签	概率分配				融合概率
	$\varphi_1$	$\varphi_2$	$\varphi_3$	$\varphi_4$	
$\omega_1$	4e-06	0.021	0.006	0.001	4e-11
$\omega_2$	0.863	0.871	0.264	0.042	0.449
$\omega_3$	0.137	0.107	0.727	0.956	0.551
$\omega_4$	6e-06	6e-04	0.003	3e-09	2e-18

4.4 小样本下的证据修正

为了验证所提出方法在小样本情况下的性能,每个状态随机取出5个样本进行训练,分别采用留一法与本文提出的残差概率估计方法计算分类器  $\varphi_2$  的混淆矩阵,如表3所示 ( $n_i$  为每种类别的训练样本数). 可见在极少样本情况下,留一法得到的混淆矩阵中存在大量0值,严重证据冲突现象非常明显,而修正后的混淆矩阵中的0值现象已经得到了很好的抑制,这就更利于  $\varphi_2$  与其他SRC分类器的相互融合,达到多分类器的优势互补,取得较高的识别精度.

表3还给出了分类器  $\varphi_2$  在每类训练样本数为10和30时计算得到的传统混淆矩阵与修正混淆矩阵,可见传统混淆矩阵中0值仍然普遍存在,证据冲突严

表3 混淆矩阵比较

$n_i$	传统混淆矩阵	新的混淆矩阵
5	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.200 & 0.800 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.993 & 0.004 & 0.001 & 0.002 \\ 0.022 & 0.904 & 0.058 & 0.016 \\ 0.049 & 0.123 & 0.797 & 0.031 \\ 0.001 & 0.003 & 0.001 & 0.995 \end{bmatrix}$
10	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0.100 & 0.800 & 0.100 & 0 \\ 0 & 0.100 & 0.900 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.999 & 2e-6 & 2e-7 & 8e-7 \\ 0.075 & 0.823 & 0.071 & 0.031 \\ 0.023 & 0.106 & 0.841 & 0.030 \\ 4e-4 & 8e-5 & 7e-5 & 0.999 \end{bmatrix}$
30	$\begin{bmatrix} 0.967 & 0.033 & 0 & 0 \\ 0.034 & 0.800 & 0.133 & 0.033 \\ 0 & 0.100 & 0.867 & 0.033 \\ 0 & 0.033 & 0 & 0.967 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.972 & 0.020 & 0.004 & 0.004 \\ 0.058 & 0.789 & 0.112 & 0.041 \\ 0.023 & 0.097 & 0.835 & 0.043 \\ 9e-5 & 5e-4 & 1e-4 & 0.999 \end{bmatrix}$

重,妨碍了各分类器互补信息的有效利用. 在小样本情况下,修正混淆矩阵很好地解决了传统混淆矩阵中0值导致的证据完全冲突问题. 由于实际数据集的局部分类精度是固定的,要获得真实的识别率,必须使用足够多的评估样本. 因此,任何基于传统混淆矩阵的融合方法在小样本情况下都将失去其有效性.

尽管每种状态下的训练样本为10或30时,修正混淆矩阵与传统混淆矩阵的差异性只主要体现在趋近于0的极小值替代了传统混淆矩阵的零值,但极小值之间存在着数量级的差异,量化了SRC分类器对每类样本识别能力的差异性,有助于D-S证据融合中的分类器在每个模式辨识中的优势互补. 为了更进一步地说明这些极小值在分类融合中的贡献,将  $\varphi_1 \sim \varphi_4$  各自对应的传统混淆矩阵中的0值统一替换成极小值  $1e-4$  后形成Laplace平滑混淆矩阵. 分别采用各个稀疏分类器的传统混淆矩阵、平滑混淆矩阵与修正混淆矩阵进行SRC分类器决策融合得到的识别结果如表4所示.

表4 基于不同混淆矩阵的状态识别精度 %

训练样本数/状态	5	10	20	30
传统混淆矩阵	75.6	83.9	89.7	92.3
Laplace平滑混淆矩阵	86.8	92.8	93.6	95.4
修正混淆矩阵	91.2	95.1	96.2	97.0

由表4可见,尽管Laplace平滑混淆矩阵通过设置统一的极小值,避免了0值出现,可以解决证据完全冲突的问题,但是并没有体现样本的模式分类倾向性,没有最大化地利用每个SRC分类器对不同模式的辨识能力,因此平滑混淆矩阵融合得到的识别精度高于传统混淆矩阵但低于修正混淆矩阵. 由此可见,修正混淆矩阵中残差概率分布计算出的极小值对提高决策融合识别精度是不可或缺的.

### 4.5 稳定性分析

为了验证所提出方法在不同数目训练样本情况下的分类稳定性,取每个状态特征子集3~30个训练样本,分别采用4个独立稀疏分类器、传统证据融合方法与本文方法对测试样本集进行分类,结果如图3所示.从图3可以看出,所有分类器的识别精度随着训练样本数量的增加都呈上升趋势,但所提出的方法的识别精度明显高于其他方法.此外本文提出的方法与平滑混淆矩阵融合方法的曲线都趋于平缓,这意味着这两种方法其对训练样本数量的依赖性较低,但是所提出方法的精度始终高于平滑混淆矩阵融合方法,特别是在训练样本较小的情况下,该方法的性能明显优于其他算法.传统混淆矩阵融合方法的识别精度曲线非常陡峭,这意味着训练样本的数量严重影响其识别精度.如果仅使用单个SRC分类器,不同传感器不同特征域的互补性未被利用,识别结果存在很多不确定性.

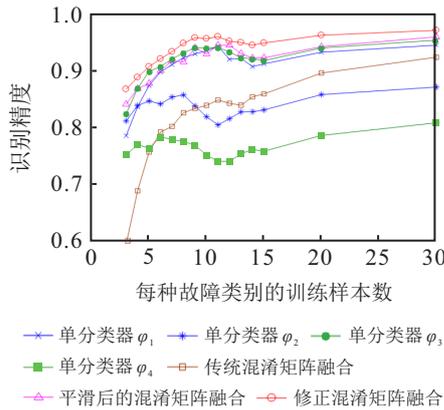


图3 基于SRC分类方法的精度比较

为了进一步评估修正混淆矩阵在不同的稀疏表示分类器中的应用以及鲁棒性,使用相同的训练样本和测试样本来执行K-SVD<sup>[22]</sup>分类器和LC-KSVD<sup>[23]</sup>分类器.训练样本数变化时的性能比较结果如图4和图5所示(图例与图3相同).在该实验结果中显示,随着训练样本数量的变化,修正的混淆矩阵融合总是比其他传统方法表现更好,占有最高的精度.可以观察到,图4和图5中的曲线趋势与图3相似,这表明修正

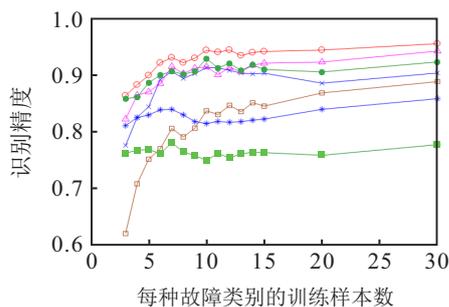


图4 基于K-SVD分类方法的精度比较

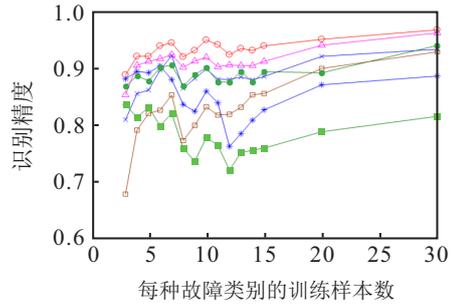


图5 基于LC-KSVD分类方法的精度比较

混淆矩阵适用于所有基于重构残差或稀疏系数的分类器.结果证明,基于修正混淆矩阵可以更准确地表征稀疏分类器的性能,尤其是在训练样本严重不足时,其优势性更加明显.

### 5 结论

本文利用稀疏分解重构误差对样本在稀疏分类器中的分类倾向性进行量化评估,采用重构残差之差的概率分布值进行混淆矩阵的修正,从而消除样本不足引起的证据严重冲突现象.在轴承故障诊断中的应用结果表明,该方法解决了小样本情况下辨识精度不高、单一域特征在故障诊断中提供的信息量不足、多特征分类信息难以有效融合等问题.本文方法有待进一步扩展与深入的方面包括:寻找更好的证据融合算法以提高识别精度,针对重构残差的不同概率分布估计混淆矩阵,针对不同的稀疏表示分类器设计特定的组合方法等.

### 参考文献(References)

- [1] 侯平智, 张明, 徐晓滨, 等. 基于K近邻证据融合的故障诊断方法[J]. 控制与决策, 2017, 32(10): 1767-1774. (Hou P Z, Zhang M, Xu X B, et al. Fault diagnosis based on KNN evidence fusion[J]. Control and Decision, 2017, 32(10): 1767-1774.)
- [2] 柯小路. 证据理论中信任函数的合成方法研究与应用[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2016: 14-16. (Ke X L. A Research on combination of belief functions with applications in evidence theory[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2016: 14-16.)
- [3] 韩德强, 邓勇, 韩崇昭, 等. 利用不确定度的冲突证据组合[J]. 控制理论与应用, 2011, 28(6): 788-792. (Han D Q, Deng Y, Han C Z, et al. Conflict evidence combination by using uncertainty degree[J]. Control Theory & Applications, 2011, 28(6): 788-792.)
- [4] 付耀文, 贾宇平, 杨威, 等. 传感器动态可靠性评估于证据折扣[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(1): 212-216. (Fu Y W, Jia Y P, Yang W, et al. Sensor dynamic reliability evaluation and evidence discount[J]. Systems Engineering and Electronics, 2012, 34(1): 212-216.)
- [5] Guo H W, Shi W K, Deng Y. Evaluating sensor reliability

- in classification problems based on evidence theory[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2006, 36(5): 970-981.
- [6] Elouedi Z, Mellouli K, Smets P. Assessing sensor reliability for multisensor data fusion within the transferable belief model[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2004, 34(1): 782-787.
- [7] GaLina L R, Vincent N. Reliability in information fusion: Literature survey[C]. Proceedings of the 7th International Conference on Information Fusion. Stockholm, 2004: 1158-1165.
- [8] 杨威, 贾宇平, 付耀文. 传感器可靠性相异的信任函数理论融合识别算法研究[J]. 信号处理, 2009, 25(11): 1766-1770.  
(Yang W, Jia Y P, Fu Y W. Research on fusion recognition algorithm for different reliable sensors based on the belief function theory[J]. Signal Processing, 2009, 25(11): 1766-1770.)
- [9] 毕凯, 王晓丹, 姚旭, 等. 一种基于 Bagging 和混淆矩阵的自适应选择性集成[J]. 电子学报, 2014, 42(4): 711-716.  
(Bi K, Wang X D, Yao X, et al. Adaptively selective ensemble algorithm based on Bagging and confusion matrix[J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(4): 711-716.)
- [10] Ko A H R, Sabourin R, Britto J. From dynamic classifier selection to dynamic ensemble selection[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(5): 1718-1731.
- [11] 陈睿, 黄海军, 黄雯, 等. 基于边缘分类能力的动态集成选择算法[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(6): 1698-1702.  
(Chen R, Huang H J, Huang W, et al. Dynamic ensemble selection based on classifier competence of margin[J]. Application Research of Computers, 2015, 32(6): 1698-1702.)
- [12] 米爱中, 张盼. 一种基于混淆矩阵的分类器选择方法[J]. 河南理工大学学报: 自然科学版, 2017, 36(2): 116-121.  
(Mi A Z, Zhang P. A method of classifier selection based on confusion matrix[J]. Journal of Henan Polytechnic University: Natural Science, 2017, 36(2): 116-121.)
- [13] Zhao C, Feng Z P, Wei X K, et al. Sparse classification based on dictionary learning for planet bearing fault identification[J]. Expert Systems with Applications, 2018, 108: 233-245.
- [14] Bai T X, Li Y F. Robust visual tracking using flexible structured sparse representation[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2014, 10(1): 538-547.
- [15] 唐彪, 金炜, 符冉迪, 等. 多稀疏表示分类器决策融合修正距离的图像检索[J]. 光电子·激光, 2018, 29(9): 1003-1011.  
(Tang B, Jin W, Fu R D, et al. Image retrieval using corrected distance via decision fusion of multiple sparse representation classifiers[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2018, 29(9): 1003-1011.)
- [16] Deng X Y, Liu Q, Deng Y, et al. An improved method to construct basic probability assignment based on the confusion matrix for classification problem[J]. Information Science, 2016, 340/341: 250-261.
- [17] De Angelis A, De Angelis G, Carbone P. Using Gaussian-uniform mixture models for robust time-interval measurement[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(12): 3545-3554.
- [18] Wan X J, Liu L C, Xu Z B. Fault diagnosis of rolling bearing based on optimized soft competitive learning Fuzzy ART and similarity evaluation technique[J]. Advanced Engineering Informatics, 2018, 38: 91-100.
- [19] 刘学艺, 李平, 郜传厚. 极限学习机的快速留一交叉验证算法[J]. 上海交通大学学报, 2011, 45(8): 1140-1145.  
(Liu X Y, Li P, Gao C H. Fast leave-one-out cross-validation algorithm for extreme learning machine[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2011, 45(8): 1140-1145.)
- [20] 雷亚国, 韩天宇, 王彪, 等. XJTU-SY 滚动轴承加速寿命试验数据集解读[J]. 机械工程学报, 2019, 55(16): 1-6.  
(Lei Y G, Han T Y, Wang B, et al. XJTU-SY rolling element bearing accelerated life test datasets: A Tutorial[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(16): 1-6.)
- [21] 柏林, 闫康, 刘小峰. 基于状态追踪特征相空间重构的轴承寿命预测方法[J]. 振动与冲击, 2019, 38(23): 119-125.  
(Bo L, Yan K, Liu X F. Bearing life prediction method based on phase space reconstruction of state tracking features[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(23): 119-125.)
- [22] Yang M, Zhang L, Yang J, et al. Metaface learning for sparse representation based face recognition[C]. IEEE International Conference on Image Processing. Hong Kong: IEEE, 2010: 1601-1604.
- [23] Jiang Z L, Lin Z, Davis L S. Label consistent  $K$ -SVD: Learning a discriminative dictionary for recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(11): 2651-2664.

## 作者简介

刘小峰(1980—), 女, 教授, 博士生导师, 从事工程信号处理、设备监测与故障诊断、智能测试与仪器等研究, E-mail: liuxfeng0080@126.com;

舒仁杰(1995—), 男, 硕士生, 从事机械设备监测与故障诊断、非平稳信号处理的研究, E-mail: 545268656@qq.com;

柏林(1972—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能测试理论与技术、虚拟仪器、智能控制与计算机协同监控等研究, E-mail: Bolin0001@aliyun.com;

孙兵(1987—), 男, 博士生, 从事机械设备监测与故障诊断、智能测试仪器的研究, E-mail: sunbing2016@foxmail.com.

(责任编辑: 齐 霖)