

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.04.013

# 不相干约束项的判别字典表示电能质量扰动分类研究\*

沈跃 刘慧 李光武 刘国海

(江苏大学 电气信息工程学院 镇江 212013)

**摘要:**针对稀疏表示电能质量扰动识别中判别字典学习的冗余性,提出一种具备精简性和不相干约束项的判别字典学习电能质量扰动分类方法。首先,将不同电能质量扰动样本训练获得子字典,公共字典和判别字典。接着,利用判别字典优化方法求解出降维测试信号的稀疏表示。最后,利用稀疏表示重构方法求解测试样本,由冗余残差最小值确定电能质量扰动信号的类型。不相干约束项的判别字典学习方法是在训练字典的过程中直接驱使字典具有判别性,获得更加精简且具有判别性的稀疏字典来提升最终的识别性能。实验结果表明8类电能质量扰动信号在40、30、20 dB信噪比递减时,平均扰动识别率有所降低但平均识别精度仍高达96%以上。仿真实验结果表明该方法能有效的对不同电能质量扰动进行识别并提高识别结果的精确度,并且不相干约束项的判别字典算法更优化于判别字典学习算法的分类识别性能。

**关键词:** 电能质量;分类;稀疏表示;判别字典学习;不相干性;公共字典

**中图分类号:** TM712      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 470.40

## Research on power quality disturbances classification based on discriminative dictionary learning with structured incoherence

Shen Yue Liu Hui Li Guangwu Liu Guohai

(School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

**Abstract:** In order to solve the redundancy of discriminative dictionary learning (DDL) in the sparse representation of the power quality disturbance identification, the dictionary learning with structured incoherence (DLSI) is proposed to make discriminant dictionary more concise. Firstly, the various types of power quality disturbances are trained to obtain sub-dictionaries, public dictionary, and discriminant dictionary. Then, the sparse representation of the reduced dimension test signal is solved by the method of discriminative dictionary optimization. Finally, using sparse representation reconstruction method to solve the test samples, and the type of power quality disturbance signals are determined by the minimum of the residual error. DLSI could directly drive the discriminative dictionary to can discriminate various types of power quality disturbances, and could obtain a more compact and discriminative sparse dictionary to improve the final recognition rates for identification of power quality disturbances. The experimental results demonstrate that the average recognition rate is higher than 96% for identifying eight types of power quality disturbances, while the classification accuracy decreases slightly with the ratio of signal to noise ratio (SNR) varying from 40, 30 to 20 dB. The simulation results show that DLSI can effectively identify different types of power quality disturbance signals and improve the accuracy of the identification results, in the meantime, DLSI algorithm shows better classification and recognition performance than DDL algorithm.

**Keywords:** power quality; identification; sparse representation; discriminative dictionary learning; structured incoherence; public dictionary

## 1 引言

稀疏编码理论在机器学习和计算机视觉领域备受关

注,其在人脸识别、数字和纹理分类等分类识别方面的性能表现非常突出。Wright等人<sup>[1]</sup>提出的基于稀疏表示的分类(sparse representation based classification, SRC)是最为典型的代表。文献[2]将SRC引入到电能质量扰动识

别领域,对随机降维映射稀疏表示的电能质量扰动多分类进行了研究。与传统电能质量扰动识别方法<sup>[3-4]</sup>相比基于 SRC 的方法不需要精确提取的电能质量信号特征,只需将所有的训练样本组成字典,并利用稀疏重构最小误差就能实现对测试样本的分类识别。然而当训练样本较多时,直接使用所有训练样本组成的字典会带来巨大的计算复杂度,导致识别速度较慢。

字典学习(dictionary learning, DL)是稀疏学习的特殊模型,具有自适应性能的编码方式,能对给定信号进行可靠地表达。其中 KSVD 方法<sup>[5-6]</sup>从一个大规模的待训练样本集中训练出一个优化的小规模字典,可以去冗余加快识别速度。然而 KSVD 训练的字典仅保持了稀疏性不具备判别性不适用于分类问题。

对于分类问题,具有判别性的字典开始受到关注<sup>[7-10]</sup>。Yang 等人<sup>[11]</sup>提出了 Metaface Learning 方法,在每一个人的人脸数据上学习一个子字典,这样每个人就对应一个独立的子字典。然后把所有子字典直接级联起来获得一个判别字典。

受到判别字典的启发,本文根据电能质量扰动信号的特征将 Metaface Learning 方法应用于电能质量扰动分类中,提出了判别字典学习(discriminative dictionary learning, DDL)算法。基于这个思想,本文进一步拓展了判别字典,提出了基于子字典不相干的判别字典(structural incoherent dictionary learning method, DLSI)表示电能质量扰动分类算法。DLSI 算法引入了一个子字典不相干约束项<sup>[12]</sup>来驱使每一类的子字典相互之间变得无关,这样子字典就变得非常具有判别性。同时将不同子字典中相似的公共原子剔除,降低了判别字典的误差从而提高了电能质量扰动分类的准确率。

## 2 DDL 识别算法简介

假设电能质量扰动信号的采样点数为  $M$ ,那么就以采样值来定义一个列向量  $\mathbf{e} \in R^{M \times 1}$ ,表示一个电能质量扰动信号样本。假设第  $i$  类电能质量扰动信号具有  $n_i$  个训练样本,可将训练样本排列成矩阵形式  $\mathbf{E}_i = [e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{in_i}] \in R^{M \times n_i}$ ,矩阵的每一列代表一个训练样本。DDL 整体的算法框架如图 1 所示。

1) 首先建立多类别电能质量扰动信号模型(总类别数为  $K$ ),生成  $K$  类电能质量扰动目标训练样本集,  $\mathbf{E} = [\mathbf{E}_1, \mathbf{E}_2, \dots, \mathbf{E}_K] \in R^{M \times N}$ ,其中  $\forall j = 1, \dots, p$ 。为了达到稳定、精确的特征提取降维,对所有训练样本采用主成分分析 PCA 降维特征提取<sup>[13-14]</sup>,获得降维训练样本集  $\mathbf{Y} = [\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_K] \in R^{d \times N}$ ,其中  $\mathbf{Y}_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{in_i}] \in R^{d \times n_i}$ 。

2) 接着针对不同类别分别采用 KSVD 算法训练子字典,分别构建  $K$  类电能质量扰动信号

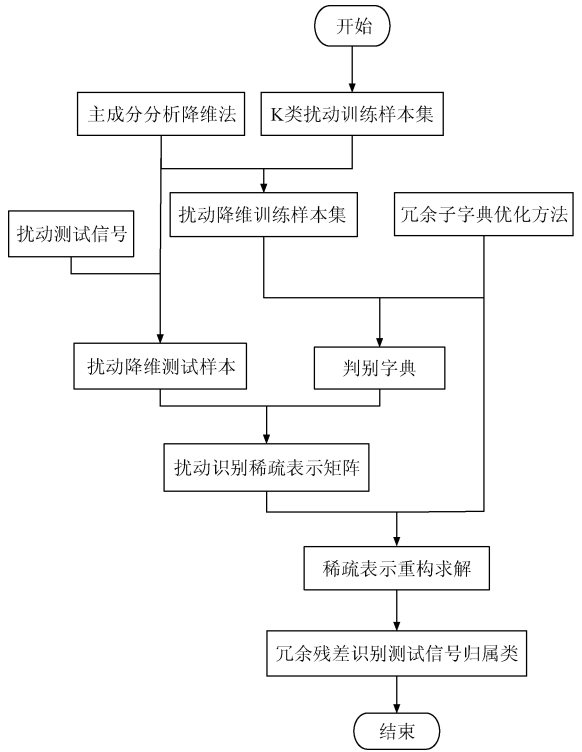


图 1 电能质量扰动识别方法的流程

Fig. 1 Flow chart of power quality disturbance identification method

典,分别构建  $K$  类电能质量扰动信号的子字典,然后再将各类的子字典级联成一个大的判别字典  $\mathbf{D} = [D_1, D_2, \dots, D_K]$ 。

3) 识别部分:输入扰动测试信号  $\mathbf{X}$  进行降维  $\mathbf{Y}_x$ , 获取扰动测试信号在判别字典下的稀疏表示矩阵  $\tilde{\mathbf{A}}$ 。

4) 最后基于压缩感知理论<sup>[15-18]</sup>利用  $K$  类电能质量扰动信号的字字典依次重构测试样本信号,将重构出的信号与原测试样本信号分别进行对比,并计算出残差  $\tilde{\mathbf{Y}}_i = \|\mathbf{Y}_i - \mathbf{D}_i \tilde{\mathbf{A}}\|_F^2$ ,由残差确定目标归属类  $identity(\mathbf{X}) = \arg \min_i (\|\mathbf{Y}_i - \mathbf{D}_i \tilde{\mathbf{A}}\|_F^2)$ 。

## 3 DLSI 识别新算法

采用 DDL 算法时,对每一类的电能质量扰动训练样本分别学习子字典,并且假设每一类的子字典能够很好地表达该类的所有测试样本,此时 DDL 算法能够在一定程度上提高分类准确率。然而,该方法忽略了一个内在的问题,就是这些学习到的子字典可能包含一些相似的公共原子。当这些公共原子交替地使用在稀疏表达的步骤中时,对于分类并没有好的促进作用,相反,还可能产生消极的影响。

为了解决这个问题,本文提出了基于子字典不相干

的 DLSI 表示电能质量扰动分类的算法。

首先,与 DDL 算法类似,针对每一类电能质量扰动类型学习一个相应的独立子字典。假设对第  $i$  类电能质量扰动类型学习子字典  $\mathbf{D}_i$  时,优化的问题是目标函数:

$$J_{D_i, A_i} = \underset{\mathbf{D}_i, \alpha_i}{\operatorname{argmin}} (\|\mathbf{Y}_i - \mathbf{D}_i \alpha_i\|_F^2 + \lambda \|\alpha_i\|_0) \quad (1)$$

s. t.  $\|d_j^i\|_2 \leq 1 \quad \forall j = 1, \dots, p$

式中:  $d_j^i$  表示第  $i$  类电能质量扰动类型对应的子字典的第  $j$  个原子,即子字典  $\mathbf{D}_i = [d_1^i, d_2^i, \dots, d_p^i] \in R^{d \times p}$  的第  $j$  列。其中  $\alpha_i$  为第  $i$  类电能质量扰动类型降维后的样本  $\mathbf{Y}_i$  在子字典  $\mathbf{D}_i$  上的稀疏表示矩阵,  $\lambda$  为用于平衡信号重构误差和稀疏程度的正则化参数,采用  $\lambda = 0.1$ 。通过上述方法获得各类的子字典  $\mathbf{D} = [\mathbf{D}_1, \mathbf{D}_2, \dots, \mathbf{D}_K]$ 。

在获得了各类电能质量扰动类型的子字典的基础上,本文引入公共字典和结构性无关的约束项<sup>[11]</sup>,提出的 DLSI 算法的模型为:

$$J_{D, A_i} = \underset{D, A_i}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^K \{r(\mathbf{D}, \mathbf{A}_i) + \lambda \|\mathbf{A}_i\|_0\} + \eta f(\mathbf{D}) \quad (2)$$

式中:  $r(\mathbf{D}, \mathbf{A}_i)$  为重构误差项,即判别保真项,  $\|\mathbf{A}_i\|_0$  为稀疏性约束项,  $f(\mathbf{D})$  为本文提出的结构性无关的子字典不相干约束项;  $\lambda$  为正则化参数,平衡重构误差项与稀疏约束项之间的平衡;  $\eta$  为调节参数,调节不相干约束项在整个目标函数中的权重。以下主要讨论判别保真项及不相干约束项的设计问题。

### 3.1 判别保真项 $r(\mathbf{D}, \mathbf{A}_i)$

假设有  $K$  类电能质量扰动信号类型,在 DDL 算法中各类子字典直接级联构成的判别字典为  $\mathbf{D} = [\mathbf{D}_1, \mathbf{D}_2, \dots, \mathbf{D}_K]$ 。而在本文提出的 DLSI 算法中判别大字典为  $\mathbf{D} = [\mathbf{D}_1, \mathbf{D}_2, \dots, \mathbf{D}_K, \mathbf{D}_{K+1}] \in R^{d \times p}$ ,其中,  $\mathbf{D}_i \in R^{d \times p_i}$  表示第  $i$  类的子字典;特别地,将每一类子字典中包含的一些相似的原子组成公共字典,用  $\mathbf{D}_{K+1} \in R^{d \times p_{K+1}}$  表示,提出公共字典的概念。

这些公共原子虽然对于分类起不到促进作用,但是它们总是会出现在每一类电能质量扰动类型的稀疏表达的步骤中,可能会是重构数据的必要条件。因此不仅仅需要对每类电能质量扰动类型学习一个单独的子字典,还对所有的电能质量扰动类型学习一个公共的字典以表示那些没有分类识别性但又是重构数据必要的信息。此时有判别字典原子个数  $p = \sum_{i=1}^{K+1} p_i$ 。

首先,获得的判别字典  $\mathbf{D}$  应该具有表示任何类型电能质量扰动降维信号的能力,即  $\mathbf{Y}_i = \mathbf{D} \mathbf{A}_i$ ,在这里  $\mathbf{A}_i = [\alpha_1^i; \alpha_2^i; \dots; \alpha_i^i; \dots; \alpha_{K+1}^i] \in R^{p \times n}$  是第  $i$  类电能质量扰动类型降维后的样本  $\mathbf{Y}_i$  在判别字典  $\mathbf{D}$  上的稀疏表示矩阵,而  $\alpha_j^i$  表示第  $i$  类电能质量扰动类型对应的第  $j$  类子字典的稀疏表示系数,同时公共字典也一起表示了该训练样

本  $\mathbf{Y}_i$ 。因此本文又有  $\mathbf{Y}_i = \mathbf{D}_i \alpha_i^i + \mathbf{D}_{K+1} \alpha_{K+1}^i$ 。那么联合上述两项做重构误差项,得到 DLSI 算法的判别保真项更新如下:

$$\min r(\mathbf{D}, \mathbf{A}_i) = (\|\mathbf{Y}_i - \mathbf{D} \mathbf{A}_i\|_2^2 + \|\mathbf{Y}_i - \mathbf{D}_i \alpha_i^i - \mathbf{D}_{K+1} \alpha_{K+1}^i\|_2^2) \quad (3)$$

式中:  $\|\mathbf{Y}_i - \mathbf{D} \mathbf{A}_i\|_2^2$  反映了降维训练样本  $\mathbf{Y}_i$  在判别字典  $\mathbf{D}$  上的稀疏重构能力,保证了通过优化获得的判别字典具有信号表达的能力;  $\|\mathbf{Y}_i - \mathbf{D}_i \alpha_i^i - \mathbf{D}_{K+1} \alpha_{K+1}^i\|_2^2$  反映了子字典  $\mathbf{D}_i$  和公共字典  $\mathbf{D}_{K+1}$  单独表达第  $i$  类降维训练样本  $\mathbf{Y}_i$  的能力。

### 3.2 不相干约束项 $f(\mathbf{D})$

首先在 DLSI 算法的模型中引入子字典不相干的约束项  $\|\mathbf{D}_i^T \mathbf{D}_j\|_F^2$  ( $i \neq j$ ),同样的也将不相干性约束作用在子字典与公共字典之间,又引入新的不相干约束项:  $\|\mathbf{D}_i^T \mathbf{D}_{K+1}\|_F^2$  ( $i = 1, \dots, K$ )。

将上述两个不相干项进行合并获得了最终的不相干约束项:

$$f(\mathbf{D}) = \sum_{j=1, j \neq i}^K \|\mathbf{D}_i^T \mathbf{D}_j\|_F^2 \quad (4)$$

不相干约束项将子字典的不相干约束条件和公共字典不相干条件同时加入到字典学习训练的目标函数中,有效的降低了子字典间和公共字典的相干性,显著提高分类效果。

### 3.3 DLSI 模型的优化

把式(3)和(4)代入到式(2)中,可以得到 DLSI 模型的目标函数:

$$J_{D, A_i} = \underset{D, A_i}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^K (\|\mathbf{Y}_i - \mathbf{D} \mathbf{A}_i\|_2^2 + \|\mathbf{Y}_i - \mathbf{D}_i \alpha_i^i - \mathbf{D}_{K+1} \alpha_{K+1}^i\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{A}_i\|_0) + \eta \sum_{i=1, i \neq j}^K \|\mathbf{D}_i^T \mathbf{D}_j\|_F^2 \quad (5)$$

在目标函数(5)中,可以很容易地看出 DLSI 的算法在添加了子字典不相干约束项后使不同子字典之间变得相互无关,可以驱使字典更加具有判别性,同时引入的公共字典与子字典不相干约束项,降低了公共原子对分类任务的影响,再次使判别字典具有更大的判别性进而提高电能质量扰动的识别率。下面将讨论如何优化目标函数。

根据优化函数的基本策略,假设目标函数中除了需要更新的变量是变化的,其他变量都是已知的,只考虑更新一个变量,此时的目标函数对于每一个需要更新的变量都是凸函数。因此,可以将目标函数式(5)的优化求解可分为两步:固定字典  $\mathbf{D}$  更新稀疏系数矩阵  $\mathbf{A}_i$  和固定稀疏系数矩阵  $\mathbf{A}_i$  更新字典  $\mathbf{D}$ 。

首先,固定字典  $\mathbf{D}$  更新稀疏系数矩阵  $\mathbf{A}_i$ ,可通过将式(5)中的目标函数  $J_{D, A_i}$  简化为一个稀疏编码问题求解

$\mathbf{A}_i = [\alpha_1^i; \alpha_2^i; \dots; \alpha_i^i; \dots; \alpha_{K+1}^i]$ 。在更新目标函数中的稀疏系数矩阵  $\mathbf{A}_i$  时,需要假设判别字典  $\mathbf{D}$  是已知的。为了数学变换上的简单,引入一个选择算子(selection operator)  $\mathbf{Q}_i = [\mathbf{q}_1^i, \dots, \mathbf{q}_j^i, \dots, \mathbf{q}_{p_i}^i] \in R^{p \times p_i}$ 。其中选择算子  $\mathbf{Q}_i$  的第  $j$  列应该具有如下形式:

$$\mathbf{q}_j^i = [0, \dots, 0, \underbrace{0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0}_{p_i}, \dots, 0]^\top$$

此时的  $\mathbf{Q}_i^\top \mathbf{Q}_i = \mathbf{I}$ ,  $\mathbf{D}_i = \mathbf{D} \mathbf{Q}_i$  以及  $\alpha_i^i = \mathbf{Q}_i^\top \mathbf{A}_i$ 。同时令  $\tilde{\mathbf{Q}}_i = [\mathbf{Q}_i, \mathbf{Q}_{K+1}]$ , 得到  $[\mathbf{D}_i, \mathbf{D}_{K+1}] = \mathbf{D} \tilde{\mathbf{Q}}_i$ 。这样目标函数可以进一步简化为:

$$J_{A_i} = \arg \min_{\mathbf{A}_i} \sum_{i=1}^K \{r_0(\mathbf{D}, \mathbf{A}_i) + \lambda \|\mathbf{A}_i\|_0\} + \eta f(\mathbf{D}) \quad (6)$$

式中:  $r_0(\mathbf{D}, \mathbf{A}_i) = \left\| \begin{bmatrix} \mathbf{Y}_i \\ \mathbf{Y}_i \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \mathbf{D} \\ \mathbf{D} \tilde{\mathbf{Q}}_i \tilde{\mathbf{Q}}_i^\top \end{bmatrix} \mathbf{A}_i \right\|_2^2$  此时的目

标函数可以通过求解一个压缩感知重构问题<sup>[19]</sup>来解决。其中 OMP 算法<sup>[20]</sup>运行速度较快且稳定性好,本文采用 OMP 算法进行化简函数的求解。

其次,固定稀疏系数矩阵  $\mathbf{A}_i$  更新字典  $\mathbf{D}$ 。为了更新字典  $\mathbf{D} = [\mathbf{D}_1, \mathbf{D}_2, \dots, \mathbf{D}_K, \mathbf{D}_{K+1}] \in R^{d \times p}$ , 通过类与类之间的关系对  $\mathbf{D}$  每个子字典进行逐一更新,也就是如果更新子字典  $\mathbf{D}_i$ , 本文就假设其他的子字典  $\mathbf{D}_j (j \neq i)$  是固定的。

更新子字典  $\mathbf{D}_i$ : 假设更新第  $i$  类电能质量扰动降维训练样本的字典  $\mathbf{D}_i$ , 此时其他的子字典以及公共字典  $\mathbf{D}_{K+1}$  都是固定的。为了简化目标函数便于对子字典的迭代更新计算,本文定义了一个辅助矩阵  $\mathbf{Q}_{/i} = [\mathbf{Q}_1, \dots, \mathbf{Q}_{i-1}, \mathbf{Q}_{i+1}, \dots, \mathbf{Q}_K, \mathbf{Q}_{K+1}]$ , 此时的不相干约束项可以简化为:

$$f_i(\mathbf{D}) = \sum_{j=1, j \neq i}^K \|\mathbf{D}_j^\top \mathbf{D}_j\|_F = \|\mathbf{D}_i^\top \mathbf{D} \mathbf{Q}_{/i}\|_F \quad (7)$$

同样的,判别保真项可以简化为:

$$r_i(\mathbf{D}, \mathbf{A}_i) = \|\mathbf{Y}_i - \mathbf{D} \mathbf{A}_i\|_2^2 + \|\mathbf{Y}_i - \mathbf{D}_i \alpha_i^i - \mathbf{D}_{K+1} \alpha_{K+1}^i\|_2^2 = \|\mathbf{Y}_i - \sum_{j=1, j \neq i}^{K+1} \mathbf{D}_j \alpha_j^i - \mathbf{D}_i \alpha_i^i\|_2^2 + \|\mathbf{Y}_i - \mathbf{D}_{K+1} \alpha_{K+1}^i - \mathbf{D}_i \alpha_i^i\|_2^2 \quad (8)$$

此时的目标函数简化为符合 KSVD 算法的问题,可以通过 KSVD 算法对子字典  $\mathbf{D}_i = [d_1^i, d_2^i, \dots, d_p^i] \in R^{d \times p_i}$  的每一个原子进行逐一的更新。

与子字典  $\mathbf{D}_i$  不同,公共字典  $\mathbf{D}_{K+1}$  对所有类中数据有着重构的作用。因此,对于子字典和公共字典的更新是不同的。

更新公共字典  $\mathbf{D}_{K+1}$ : 根据上述定义的辅助矩阵  $\mathbf{Q}_{/i} = [\mathbf{Q}_1, \dots, \mathbf{Q}_{i-1}, \mathbf{Q}_{i+1}, \dots, \mathbf{Q}_K, \mathbf{Q}_{K+1}]$  可知,在更新公共字典时辅助矩阵为  $\mathbf{Q}_{/K+1} = [\mathbf{Q}_1, \dots, \mathbf{Q}_{i-1}, \mathbf{Q}_{i+1}, \dots, \mathbf{Q}_K]$ , 此时的不相干约束项简化为:

$$f_{K+1}(\mathbf{D}) = \sum_{j=1, j \neq i}^K \|\mathbf{D}_j^\top \mathbf{D}_j\|_F = \mathbf{D}_{K+1}^\top \mathbf{D} \mathbf{Q}_{/K+1} \quad (9)$$

同样地,判别保真项可以简化为:

$$r_{K+1}(\mathbf{D}, \mathbf{A}_i) = \|\mathbf{Y}_i - \mathbf{D} \mathbf{A}_i\|_2^2 + \|\mathbf{Y}_i - \mathbf{D}_i \alpha_i^i - \mathbf{D}_{K+1} \alpha_{K+1}^i\|_2^2 = \|\mathbf{Y}_i - \sum_{j=1}^K \mathbf{D}_j \alpha_j^i - \mathbf{D}_{K+1} \alpha_{K+1}^i\|_2^2 + \|\mathbf{Y}_i - \mathbf{D}_i \alpha_i^i - \mathbf{D}_{K+1} \alpha_{K+1}^i\|_2^2 \quad (10)$$

通过 KSVD 算法对公共字典  $\mathbf{D}_{K+1}$  的每一个原子进行逐一的更新。总体而言, DLSI 算法优化迭代步骤如下。

输入:  $K$  类电能质量扰动降维训练样本集为  $\mathbf{Y} = [\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_K] \in R^{d \times N}$  及每个降维训练样本  $y_j^i$  归属类别的标签  $i$ 。初始化时设定收敛误差最小值  $J_s$ , 以及迭代最大次数  $T$ 。

输出: 更新后的判别字典  $\mathbf{D}$ 。

1) 初始化判别字典  $\mathbf{D}$ : 由 DDL 算法求得的  $K$  类电能质量扰动信号的字字典, 公共字典初始化为 0 矩阵。

2) 更新稀疏系数矩阵  $\mathbf{A}_i$ : 即固定字典  $\mathbf{D}$  引入选择算子计算化简后, 再利用 OMP 算法迭代通过公式(6)求解  $\mathbf{A}_i (i = 1, 2, \dots, K)$ 。

3) 更新判别字典  $\mathbf{D}$ : 首先, 更新子字典  $\mathbf{D}_i$ 。固定稀疏系数矩阵  $\mathbf{A}_i$ , 同时固定非更新类的其余子字典, 再引入辅助矩阵计算化简后, 使用 KSVD 中的算法逐一更新字典  $\mathbf{D}_i (i = 1, 2, \dots, K)$  的每个原子。

4) 然后更新公共字典  $\mathbf{D}_{K+1}$ 。固定稀疏系数矩阵  $\mathbf{A}_i$  以及子字典  $\mathbf{D}_i$ , 利用数学计算化简目标函数, 使用 KSVD 算法更新公共字典  $\mathbf{D}_{K+1}$ 。最后, 子字典  $\mathbf{D}_i$  和公共字典  $\mathbf{D}_{K+1}$  级联在一起组成判别字典  $\mathbf{D}$ 。

5) 若相邻两次迭代的目标函数  $J_{D, A_i}$  之间的误差小于收敛误差最小值  $J_s$ , 或者已经达到了迭代最大次数  $T$ , 则算法停止, 输出更新后的判别字典  $\mathbf{D}$ 。否则, 跳转步骤 2)。

## 4 仿真实验

### 4.1 不同识别分类法的性能比较

面对目前多种电能质量扰动识别的方法, 本文 SRC、DDL 和子字典不相干的 DLSI 三种分类方法做了测试, 用以证明本文所提出的方法是电能质量扰动识别中较为稳定的优化算法, 能达到较好的识别效果。

为了测试 3 种方法应用于电能质量扰动分类的性能, 假设用 MATLAB 仿真生成 8 类电能质量扰动信号为训练样本, 采用同种降维方式 PCA 降维方法做对比试验, 同时选取不同维数进行测试, 多次识别结果如图 2 所示。

从图 2 中可以看出采用 SRC 算法的最佳识别率是 94.8%, 而对于 DDL 和 DLSI 算法来说最好的识别率都

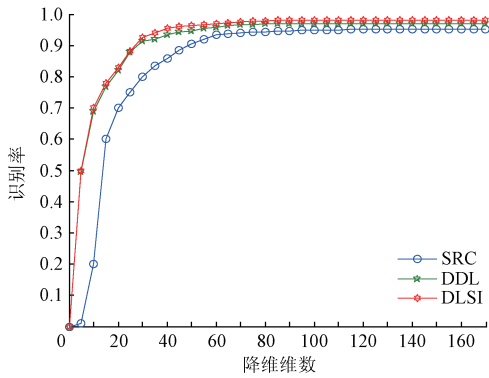


图 2 平均识别率随降维维数的变化趋势  
Fig. 2 The changing trend of average recognition rate vs. reduced dimension

在 97% 以上,而且当降维维数较低时 ( $n < 20$ ),识别率有所下降,但仍高于 SRC 算法。总之,判别字典学习算法在识别性能上更有优势。从曲线变化中可以看出,当降维维数  $n \geq 30$  时,用判别字典学习算法得到的识别结果基本令人满意。而 SRC 算法需要  $n \geq 60$  时才是令人满意的。

### 4.2 字典原子数的影响性能比较

DLSI 新算法中的一个重要参数是子字典  $D_i$  中的原子数  $p_i$ 。为了简化实验,将所有的子字典中的原子数  $p_i$  ( $i = 1, 2, \dots, K + 1$ ) 均设为相等,并以 SRC 和 DDL 为基准方法,分析本文的算法 DLSI 在取不同原子数  $p_i$  时的识别性能。利用 MATLAB 仿真生成含有 8 类电能质量扰动信号的训练样本,其中在每一类训练样本中随机选择  $p_i$  个训练样本作为 SRC 方法的字典原子,并进行 10 次试验得到平均识别率。图 3 所示为 DLSI 和 SRC、DDL 方法取不同字典原子数时的识别率。

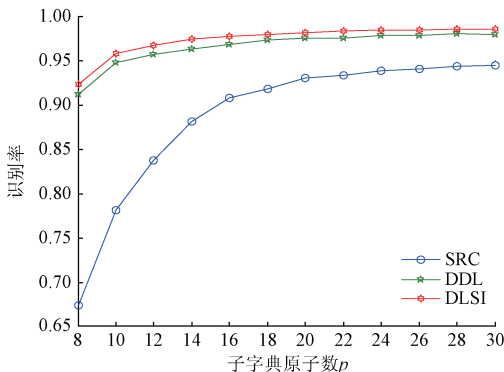


图 3 平均识别率随不同原子数的变化趋势  
Fig. 3 The changing trend of average recognition rate vs. different atomic numbers

从图 3 可以看出, SRC 算法的识别率随着每类训练的原子数目的减少而急剧降低,因为 SRC 直接用训练样

本字典,性能与字典原子数成正比关系。

相比于判别字典学习算法,由于考虑到系数的稀疏分布特性以及子字典之间的判别性,故在字典原子很少时,依然有很强的识别能力。当字典原子数  $p_i = 12$  时, DLSI 和 DDL 算法有较高的识别率,而 SRC 算法在  $p_i = 24$  时才基本达到满意的识别率。总体来说, DLSI 较 SRC、DDL 算法提高了约 3.0%、0.5%,并且 DLSI 算法比 DDL 算法的分类识别准确率更高。

## 5 实验验证

假设用 MATLAB 仿真生成 8 类电能质量扰动信号为训练样本(电压暂态振荡、电压暂态脉冲、电压正常、电压暂升、电压暂降、短时谐波、电压中断、电压缺口)。通过对降维训练样本判别字典的训练过程来阐明 DLSI 算法模型可以很好地把 8 类电能质量扰动测试样本的子字典和公共字典分别训练出来,其中第  $i$  类 ( $i = 1, \dots, 8$ ) 电能质量扰动训练信号在训练子字典过程中的不相干约束项为  $f(D) = \sum_{j=1, j \neq i}^8 \|D_i^T D_j\|_F^2$ 。

利用 MATLAB 产生含有 8 类电能质量扰动信号的训练样本集  $E = [E_1, E_2, \dots, E_8] \in R^{M \times N}$ , 电能质量信号的基波频率为 50 Hz, 采样率为 1 600 Hz, 数据采样值长度  $M$  为 320 点, 每类训练样本个数  $n_1 = n_2 = \dots = n_8 = 500$ , 总的训练样本个数  $N = n_1 + n_2 + \dots + n_8 = 4\ 000$ 。这 8 类电能质量扰动训练样本都包含一个公共原子如图 4 所示, 由图 4 可以看出该公共原子为正常电压信号  $e = \sin(2\pi ft)$ , 同样的当加入 40、30、20 dB 信噪比时最终训练得到的公共原子依旧为图 4 所示。

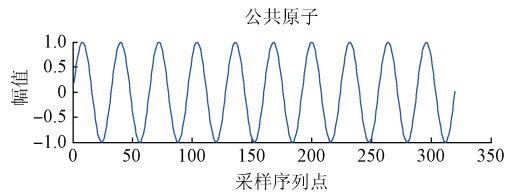


图 4 公共字典中的公共原子  
Fig. 4 Public atoms in public dictionaries

通过 MATLAB 仿真生成的基本电能质量数据信号特征的模板,本文可以加入均值为 0 方差为 0.01 的高斯白噪声来合成测试数据,如图 5 所示。这个 8 类电能质量数据都包含一个公共特征,都是以正常电压为基值。如图所示,本文用虚线表示电压正常基值,即公共原子。第 1 类电压暂升中除了包含基值还包含暂升的特征,如图中所示虚线与实线的不同。类似的,剩下的 7 类电能质量扰动测试样本同样也包含基值正常电压的公共原子和自身的独特特征的字字典原子。因此,本文的 DLSI 算

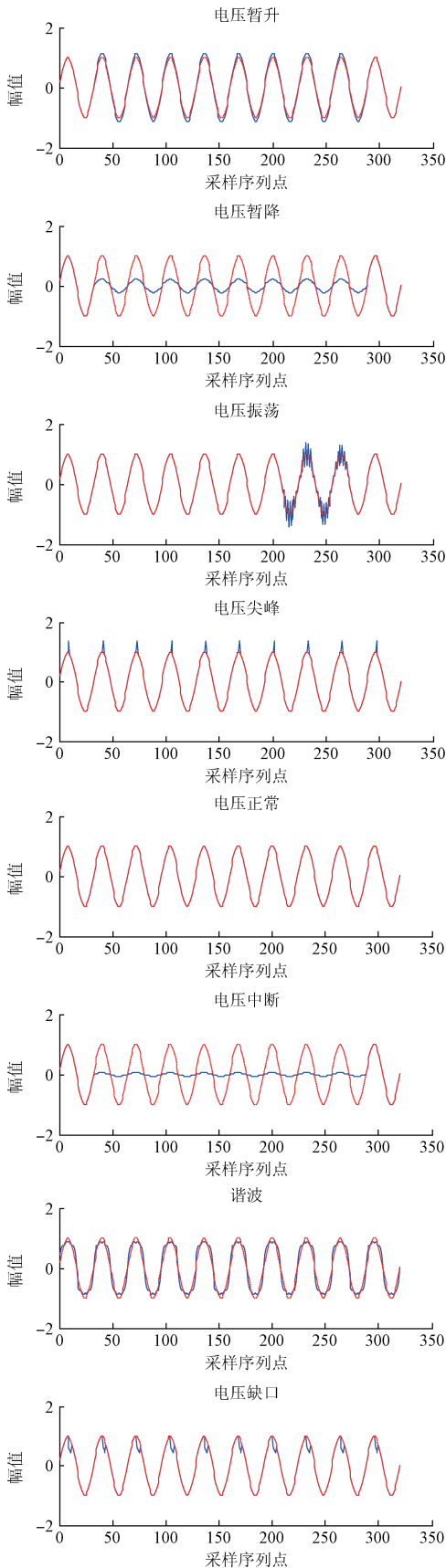


图5 八类电能质量扰动信号子字典原子与公共原子

Fig.5 8 kinds of PQD sub dictionary atoms and public atoms

法对于分离电能质量数据子字典原子和公共字典原子具有较好的效果。

DLSI 算法模型除了能很好的把多类电能质量扰动测试样本的子字典原子和公共字典原子分别寻找并训练出来外,同时在整个判别字典的学习过程中,对不同类型子字典中原子的进行不相干性的筛选,如图6所示,电压暂降的某一原子与电压中断的某一原子过度相干,此时的这两个原子对识别任务不仅起不到分类效果,反而还会有消极影响,因此在训练过程中丢弃掉过度相干性的子字典原子,以便提高分类识别准确率。

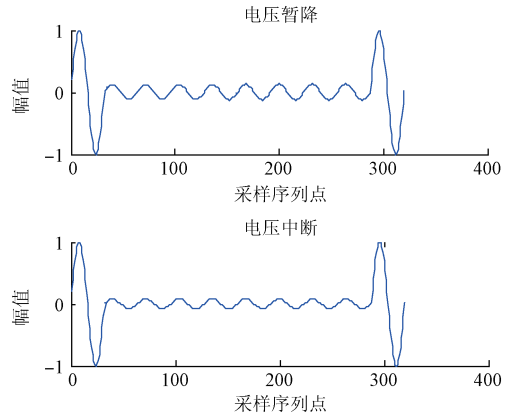


图6 过度相干性的子字典原子

Fig.6 Sub dictionary atoms of over coherence

表1所示为电能质量扰动检测实验统计结果在40、30、20 dB信噪比下的分类准确率,可以看出随着信噪比的降低识别准确率有所降低,但平均识别精度仍达96%以上。

表1 DLSI方法的电能质量扰动识别测试结果  
Table 1 PQD recognition result based on DLSI

扰动类型	分类准确率/%		
	40 dB	30 dB	20 dB
电压暂升	97.750	97.375	97.125
电压正常	96.000	94.250	93.875
电压暂降	97.125	96.875	96.625
电压中断	97.250	96.750	96.125
电压振荡	98.500	97.500	95.875
电压谐波	97.875	98.125	95.875
电压尖峰	97.875	96.875	97.250
电压缺口	98.375	98.500	97.750
平均正确率/%	97.594	97.031	96.312

## 6 结论

本文利用稀疏表示对不同类型电能质量扰动训练样本依次训练各种类型的子字典,再对子字典进行原子不相干约束以及公共字典的学习,最终获得判别字典。此

时的判别字典是由电能质量扰动信号本身的性质决定,可以根据信号本身的特征灵活选取,尽可能的符合逼近信号的结构。判别字典的维度精简、字典原子个数较少,数据量减少,计算更简单快速。基于压缩感知理论,判别字典作为稀疏变换基,求解残差最小值识别归属类别,可以实现各类电能质量扰动的识别。仿真实验结果表明,该方法能有效的对不同电能质量扰动进行识别,能大大降低信号识别过程的复杂度并提高识别结果的精确度。研究结果表明本文的 DLSI 电能质量扰动识别算法更优化于 DDL 算法的分类识别性能。

## 参考文献

- [ 1 ] WRIGHT J Y, YANG A, GANESH A, et al. Robust face recognition via sparse representation [ J ]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2) :210-227.
- [ 2 ] 沈跃, 刘国海, 刘慧. 随机降维映射稀疏表示的电能质量扰动多分类研究 [ J ]. 仪器仪表学报, 2011, 32(6) : 1371-1376.
- SHEN Y, LIU G H, LIU H. Study on classification method of power quality disturbances based on random dimensionality reduction projection and sparse representation [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(6) : 1371-1376.
- [ 3 ] 沈跃, 刘国海, 刘慧. 基于改进 S 变换和贝叶斯相关向量机的电能质量扰动识别 [ J ]. 控制与决策, 2011, 26(4) : 587-591.
- SHEN Y, LIU G H, LIU H. Classification identification of power quality disturbances based on modified S-transform and Bayes relevance vector machine [ J ]. Control and Decision, 2011, 26(4) : 587-591.
- [ 4 ] 韩晓慧, 杜松怀, 苏娟, 等. 基于参数优化的最小二乘支持向量机触电流检测方法 [ J ]. 农业工程学报, 2014, 30(23) : 238-245.
- HAN X H, DU S H, SU J, et al. Determination method of electric shock current based on parameter-optimized least squares support vector machine [ J ]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(23) : 238-245.
- [ 5 ] RUBINSTEIN R, PELEG T, ELAD M. Analysis K-SVD: A dictionary-learning algorithm for the analysis sparse model [ J ]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(3) : 661-677.
- [ 6 ] ZHANG Q, LI B. Discriminative k-svd for dictionary learning in face recognition [ C ]. CVPR, IEEE, 2010: 2691-2698.
- [ 7 ] JIANG Z, LIN Z, DAVIS L S. Learning a discriminative dictionary for sparse coding via label consistent k-svd [ C ]. CVPR, IEEE, 2011: 1697-1704.
- [ 8 ] YANG M, ZHANG L, FENG X, et al. Fisher discrimination dictionary learning for sparse representation [ C ]. ICCV, 2011: 543-550.
- [ 9 ] KONG S, WANG D. A brief summary of dictionary learning based approach for classification [ C ]. CoRR, 2012: abs/1205.6544.
- [ 10 ] 沈跃, 张瀚文, 刘国海. 基于判别字典学习的电能质量扰动识别方法 [ J ]. 仪器仪表学报, 2015, 36(10) : 2167-2173.
- SHEN Y, ZHANG H W, LIU G H. Power quality disturbance identification method based on discriminative dictionary learning [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(10) : 2167-2173.
- [ 11 ] YANG M, ZHANG L, YANG J, et al. Metaface learning for sparse representation based face recognition [ C ]. ICIP, IEEE, 2010: 1601-1604.
- [ 12 ] RAMIREZ I, SPRECHMANN P, SAPIRO G. Classification and clustering via dictionary learning with structured incoherence and shared features [ C ]. CVPR, 2010: 3501-3508.
- [ 13 ] 余付平, 冯有前, 范成礼, 等. 基于主成分分析的字典学习 [ J ]. 控制与决策, 2013, 28(7) : 1109-1112.
- YU F P, FENG Y Q, FAN CH L, et al. Dictionary learning based on principle component analysis [ J ]. Control and Decision, 2013, 28(7) : 1109-1112.
- [ 14 ] 翟旭平, 杨兵兵, 孟田. 基于 PCA 和混合核函数 QPSO-SVM 频谱感知算法 [ J ]. 电子测量技术, 2016, 39(9) : 87-90.
- ZHAI X P, YANG B B, MENG T. Spectrum sensing based on PCA and QPSO-SVM with mixed kernel [ J ]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(9) : 87-90.
- [ 15 ] TSAIG Y, DONOHO D L. Extensions of compressed sensing [ J ]. Signal Processing, 2006, 86(3) : 533-548.
- [ 16 ] 胡文强, 齐向阳. 基于分布式压缩感知的双通道 SAR GMTI [ J ]. 国外电子测量技术, 2016, 35(7) : 17-22.
- HU W Q, QI X Y. Dual-channel SAR GMTI based on distributed compressive sensing [ J ]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016, 35(7) : 17-22.
- [ 17 ] 尹宏鹏, 刘兆栋, 柴毅, 等. 压缩感知综述 [ J ]. 控制与决策, 2013, 28(10) : 1441-1445.
- YIN H P, LIU ZH D, CHAI Y, et al. Survey of compressed sensing [ J ]. Control and Decision, 2013, 28(10) : 1441-1445.
- [ 18 ] 孙斌, 马春晖, 金心宇, 等. 传感器网络中基于压缩感知的压缩域目标跟踪算法研究与应用 [ J ]. 电子测

量与仪器学报, 2016, 30(11) :1617-1625.

SUN B, MA CH H, JIN X Y, et al. Research and application of target tracking algorithm based on compressed domain in wireless sensor network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(11) :1617-1625.

- [19] 李坤, 马彩文, 李艳. 压缩感知重构算法综述[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(S1) : 225-232.

LI SH, MA C W, LI Y. Survey on reconstruction algorithm based on compressive sensing[J]. Infrared and Laser Engineering, 2013, 42(S1) : 225-232.

- [20] TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory. 2007, 53(12) : 4655-4666.

### 作者简介



**沈跃**, 1978 年出生, 2001 年于江苏理工大学获得学士学位, 分别于 2004 年和 2012 年于江苏大学获得硕士学位和博士学位, 现为江苏大学副教授, 主要研究方向为电能质量检测与分析、农业信息化与自动化、嵌入式系统等。

E-mail: shen@ujs.edu.cn

**Shen Yue** was born in 1978, received B. Sc. from Jiangsu University of Science and Technology in 2001, M. Sc. and Ph. D. both from Jiangsu University in 2004 and 2012, respectively. Now he is an associate professor and M. Sc. supervisor in School of Electrical and Information, Jiangsu University. His main research interests include power quality analysis, agricultural information automation, and embedded system.



E-mail: amity@ujs.edu.cn

**刘慧**, 2001 年于江苏理工大学获得学士学位, 分别于 2004 年和 2009 年获得江苏大学硕士学位和博士学位。现为江苏大学副教授, 主要研究方向为电能质量检测与分析、农业信息化与自动化、生物医学信号处理等。

**Liu Hui** received B. Sc. from Jiangsu University of Science and Technology in 2001, M. Sc. and Ph. D. both from Jiangsu University in 2004 and 2009, respectively. She is currently an associate professor and M. Sc. supervisor in School of Electrical and Information, Jiangsu University. Her research interests include power quality analysis, agricultural information automation, and biomedical signal processing.