

基于二维小波包和 ν -SVR 的电能质量数据压缩

郑伟彦¹, 吴为麟²

(1. 杭州市电力局, 浙江 杭州 310009; 2. 浙江大学电气工程学院, 浙江 杭州 310027)

摘要: 将支持向量回归算法应用于电能质量数据压缩领域。将一维向量表示的电能质量原始数据进行二维重构, 获得二维表示的电能质量图像。再采用自适应小波包变换把二维电能质量图像分解到不同尺度的子空间, 并针对小波系数方向性采用不同的数据编码算法。低频系数采用 DPCM 编码。高频系数采用 ν 支持向量回归机算法, 用稀疏支持向量表示原始数据, 以达到去冗余, 数据压缩的效果。仿真实验证明提出算法的压缩效果与传统算法相比, 压缩性能有了明显的提高。

关键词: 电能质量; 二维重构; 二维小波包变换; ν 支持向量回归

A power quality data compression algorithm based on 2-d wavelet packet and ν -support vector regression

ZHENG Wei-yan¹, WU Wei-lin²

(1. Hangzhou Municipal Electric Power Bureau, Hangzhou 310009, China;

2. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: An artificial intelligence algorithm is applied to power quality data compression field. Power quality is reconstructed in 2-d way. By adopting the self-adaptive wavelet packet transform, 2-d power quality image is decomposed into subspaces with different dimensions. Different data organization methods are designed for wavelet coefficients in different directions. DPCM is used to code low frequency coefficients. And ν -SVR, which can control the compression ratio, is used to study the relativity of high frequency coefficients, namely, the raw data are represented by sparse support vector, which can remove redundancy and compress the data. Simulation testing proves that the compression ability of the proposed algorithm has improved apparently compared with the traditional algorithms.

Key words: power quality; 2-d reconstruction; 2-d wavelet packet transform; ν -support vector regression

中图分类号: TM71 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)23-0068-07

0 引言

未来智能电网建设管理将越来越依赖于实时监测系统采集的传输各个网点的录波数据。通常需要记录的电能质量事件分为两类: 一是稳态事件, 如谐波污染、闪变等; 二是故障暂态事件, 如电压暂降、暂升、低频振荡等。对于稳态事件, 需要记录事件特征值频谱分布; 对于暂态事件, 需要在时间和空间上对其定位并记录故障信号的奇异成分。通常做法是采用采样频率为1~4 MHz的录波器^[1], 随之而来的巨大的数据量必然造成数据存储、传输等困难, 因此研究一种高效压缩、又能保持电能质量事件特征细节的压缩方法就很有必要了。

电力系统数据压缩不同于其他领域的数据压缩, 通用的视频, 语音, 图像数据压缩技术^[2]并不

完全适用, 为了能够可靠分析电网状态, 压缩后存储的数据必须能够保留电能质量各个频段的扰动特征量。为此, 国内外学者在具有多分辨率的特性, 能够在时域频域定位故障特征的小波压缩算法的基础上, 已提出许多可行的方法。GEREK等人^[3-4]提出了用二维离散小波变换 (Discrete Wavelet Transform, DWT) 来分析和压缩电能质量扰动信号, 证明了二维小波压缩效果好于一维小波。ROBINSON等^[5]提出了结合支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 和离散余弦变换 (Discrete Cosine Transform, DCT) 的压缩算法, 在图像压缩领域获得了比JPEG算法更好的压缩效果。

本文在传统二维小波的金字塔分解法的基础上, 提出自适应的二维小波包分解, 提高了电能质量数据时域以及频域的分辨率; 同时针对小波系数

压缩的阈值选取提出了智能学习的概念: 通过 ν 支持向量回归 (ν -SVR, ν Support Vector Regression) 的学习能力筛选小波系数中的冗余数据。实验结果表明这是一个优秀的组合算法。

1 电能质量数据的二维小波变换

电能质量数据由原始采集到的一维向量重构为二维矩阵是能够采用二维小波变换的首要条件。国外和国内学者对此都进行了相关的研究, 具体原理和研究成果可见文献[3-4], 图1为电压暂降的转化后的灰度图。电力系统正常运行状态下表现出来二维图像在垂直方向上几乎没有改变, 二维重构好处是增加了录波数据周期内的相关性, 利于提高图像处理算法的压缩率。发生电能质量事件时重构图像中水平和垂直两个方向都会产生明显的突变, 即不仅可以观察到信号周期内的异常突变, 还可以观察到信号周期内的异常突变, 相比一维向量更有利于异常信号的保留。

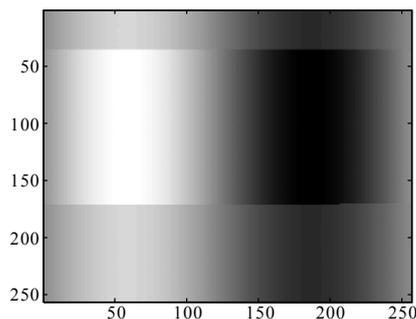


图1 电压暂降二维重构灰度图

Fig.1 2-D representation of voltage sag data

通过二维小波实现行变换和列变换^[2], 可以将有用数据和冗余数据分离。本文将讨论各种不同的分解方法对于电能质量数据的压缩性能的影响: 不同的分解算法, 其对应的能量紧缩性也不同。

1.1 金字塔分解

即塔式分解, 是将重构的扰动信号图像, 分解到低频和高频子空间: 低频子空间为LL, 高频信号又分解到水平HL, 垂直LH, 斜线HH 3个子空间, 因此第一层小波分解得到4个子空间; 同理, 第二层小波变换在对上一层的低频子空间LL的基础上进一步分解, 得到下一级的低频和高频子空间。依次类推, 图像经过 k 层分解就得到天然塔式结构组成的 $3k+1$ 个小波图像。如图2所示。

塔式分解, 算法描述简单而对称, 被绝大多数的小波处理图像文献采用, 其缺点是对于含有高频

扰动的电能质量事件图像, 分解得到的高频子空间频率和空间分辨率都不高, 在分析实际电力系统故障数据时并非最优选择: 对那些含高频扰动的故障发生的特征时间点或频率段不敏感。

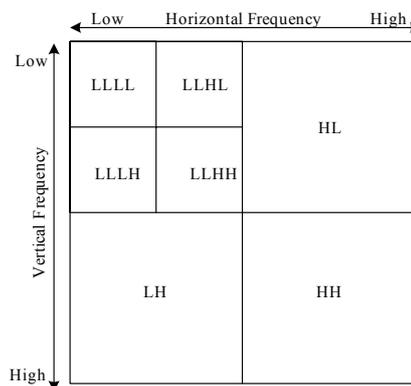


图2 金字塔分解

Fig.2 Classical tree construction of 2-D DWT

1.2 自适应小波包分解

自适应小波包分解的前提是全小波包分解: 就是将电能扰动图像, 先按塔式分解一样分解到4个子空间, 然后第二层分解是对4个子空间再次重复进行同样的工作, 就得到16个子空间; 整个过程分解 k 层, 得到 4^k 个小波图像。这样得到的每个子空间对应的不同的频段, 每个变换系数对应一个空间区域, 在这些区域内最大化提高频域以及时域分辨率, 使得随着分解尺度增大的频谱窗口进一步变细, 全小波包建立在分解基础上的扩展, 提供了更为丰富的信号分析手段, 方便我们找到最合适的信号的时频观察窗用于故障信号的压缩。

二维小波压缩需要以合适的优化准则对全小波包树选取最优二叉树: 调整的频域的分辨率即小波包树的结构来获得最优的分解, 再通过设置阈值的方法将不重要的小波系数设为零值。因此, 系数值接近0表明系数带有极少的信息量。反之小波系数具有很多非零值则表明系数带有较大的信息量。本文利用了附加代价函数^[6]用于测量二维小波系数的信息量, 其中 $s(i, j)$ 为小波系数熵值, i 为行数, j 为列数:

$$P = \sum_{i,j} |s(i, j)| \quad (1)$$

对于待分析电能质量图像做全小波包分解, 从分解最底层开始逐层构造小波包树, 自适应小波包优化算法如下。全小波包分解和自适应小波包分解如图3所示。

1) 计算节点的函数值(用 P_F 作为父节点代价函数)和此节点的4个子节点——分别为 P_A , P_H , P_V 和 P_D 。父节点是一个近似值或细节系数的二维阵列;它的子节点是经过小波分解后的4个子空间。

2) 若子节点的代价函数值小于父节点的值(即 $P_A+P_H+P_V+P_D < P_F$)就将这些子节点包括到最佳树中,如果子节点的联合值大于或等于父节点的值,就去掉这些子节点,只保留父节点。

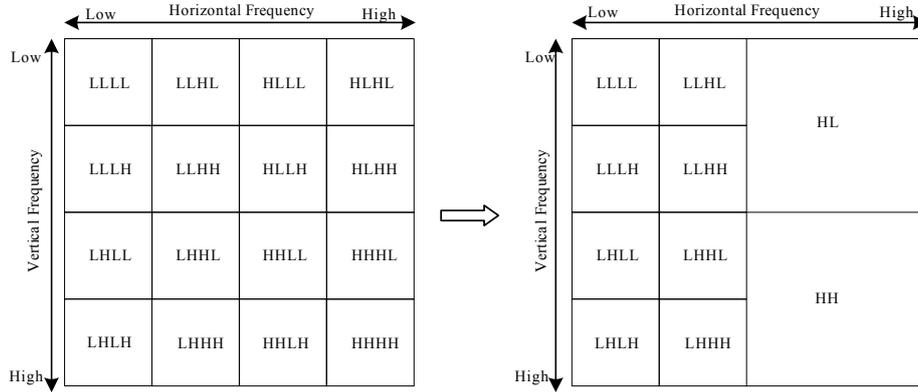


图3 全小波包分解和自适应小波分解

Fig.3 Full wavelet packet and optimal wavelet packet construction

由此决定哪些子带分裂可以略过,只对有高频扰动子带进行分裂计算,对平滑数据不做分解,用最少的小波系数提取出其中我们感兴趣的信息,达到压缩的最优化。代价函数构造简单,实现容易。通过自适应小波包分解,50 Hz 的电力系统基波信息被保留在低频子空间 LL 中,不同的高频子空间可以保留各种电能质量事件的特征信息:HL 子空间保留工频周期内的特征信息;LH 子空间保留工频周期期间的特征信息;HH 子空间同时保留周期内与周期期间的特征信息。如图4,对电压暂降的重构图像进行了2层自适应小波包分解,由于电压暂降主要是周期突变,主要特征信息发生在垂直方向上,因此第一层小波分解的高频子空间的 LH 包含大量的故障特征,根据自适应小波包算法进行了进一步的分解,而其他子空间的系数不包含对电力系统分析有用信息,对余下的子图的进一步分解不会提高压缩性能。

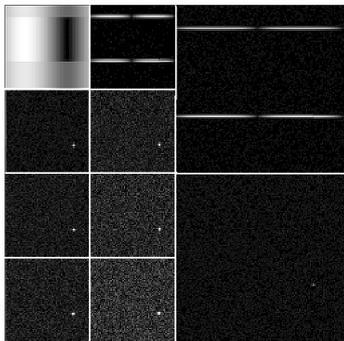


图4 电压暂降图像自适应小波包分解

Fig.4 Optimal wavelet packet decomposition of voltage sag

2 支持向量回归算法

SVM 是一种新型的机器学习方法,设计初衷是用于分类识别问题,回归问题是分类的扩展,即所有数据只分成一类。用于回归最早由 Vladimir Vapnik^[7]于 1996 年提出,称为支持向量回归(Support Vector Regression, SVR), SVR 可以学习输入输出样本之间的相关性,回归需要的数据是训练样本数据集的一个子集。

2.1 SVM 回归原理

SVM 通过非线性映射 ϕ ,把输入的样本空间的数据 X 映射到高维特征空间 H 中,运用结构风险最小化原则构造最优决策函数,巧妙地使用核函数这个概念,完成高维特征空间中的点积运算,在映射空间中构造最优回归函数:

$$y = f(x) = w\phi(x) + b \quad (2)$$

式(2)中, w 为权重系数; b 为阈值(偏置),可以由最小化式(3)来得到。

$$\min_{\xi^{(*)} \in R^{2l}, \varepsilon, b \in R} \tau(w, \xi^{(*)}, \varepsilon) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \quad (3)$$

式(3)采用 Vapnik 的 ε 不敏感损失函数, C 是惩罚因子,引入拉格朗日乘子 α_i 和 α_i^* , ξ_i 是松弛变量,式(3)给出的回归函数就变成式(4)精确形式,也就是所求的最优回归超平面函数。

$$f(x, \alpha_i, \alpha_i^*) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x_j) + b \quad (4)$$

式(4)中 $K(x_i, x_j)$ 称为核函数,根据 Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 条件,式(3)解具有

稀疏性,即在式(4)中 $(\alpha_i - \alpha_i^*)$ 只有小部分数值是非零值,它们所对应的样本点称为支持最优回归超平面的支持向量,位于超平面的 ε 不敏感边界^[7]上或者在边界内,训练完成后只需要支持向量以及其权重系数就可以完全确定最优回归函数,用于拟合表示输入样本空间的数据曲线,从而达到数据压缩的目的。

2.2 v 支持向量回归

2.1 中介绍的是 ε -SVM算法,需要人工确定不敏感损失函数中的参数 ε ,然而很多情况下选择 ε 使得回归函数性能最优的理论还很不完善,文献[8-9]是通过大量实验样本测试来验证参数 ε 。为了解决这个问题,本文提出能够自动计算 ε 值的v-SVM用于数据压缩,引入参数 v ($0 < v < 1$),将所求的最优化问题修改为式(5):

$$\min_{\xi^{(*)} \in R^{2l}, \varepsilon, b \in R} \tau(w, \xi^{(*)}, \varepsilon) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \left(v\varepsilon + \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \right) \quad (5)$$

可以证明,v-SVM中参数 v 具有直观意义,若将支持向量个数记为 p 与训练样本个数记为 l ,则有 $v \leq p/l$ 。由式(4)从而引入Lagrange函数,对 ε 求偏导可得式子 $C \cdot v - \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) - \beta = 0$,由KKT条件知,当 $\varepsilon^* > 0$ 时, $\beta = 0$ 有 $v = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*)$,由于支持向量对应于 $0 \leq \alpha_i^{(*)} \leq \frac{C}{l}$,支持向量的个数为 p ,有

$$v = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) = \frac{1}{C} \cdot p \cdot \alpha_i^* \leq \frac{p}{l} \quad (6)$$

还可以证明^[10],当训练集中的样本个数 $l \rightarrow \infty$ 时, v 以概率1接近 p/l ,即 $\lim_{l \rightarrow \infty} v = p/l$ 。因此在大样本的回归中,可利用 v 来控制输出的支持向量的个数。

2.3 SVR 压缩小波系数

通常处理小波系数策略是:利用经验公式确定阈值,通过比较判断是否保留小波系数^[4],这样做的缺点是普适性不强,即对不同的电能质量数据压缩性能不一样。为此本文引入能够智能学习的支持向量机来筛选小波系数可以很好弥补经验公式的缺点。为了有效地保留重要信息,对不同的子空间小波系数,采用不同的压缩策略,对于最重要的低频子空间LL数据采用DPCM编码^[11],高频子空间数据通过训练v-SVM得到最优回归函数SVR来压缩。

2.3.1 小波系数重组

小波系数的信息包含符号和幅值,通常假设符号信息间没有相关性,采用熵编码^[11]进行记录。幅

值信息采用v-SVR压缩。由于小波系数在同一频率子空间上幅值相近,而在不同频率子空间上幅值差异很大,因此扫描顺序针对子空间极化方向:HL水平扫描小波系数,LH垂直扫描系数,HH对角扫描系数,如图5所示。重组后的训练数据之间相关性越高,v-SVR越能有效率地学习输入样本中的冗余,即减少输出的支持向量的数目。

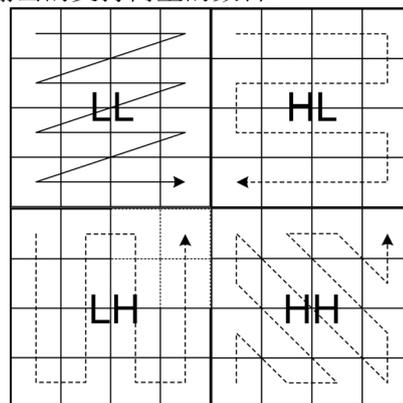


图5 针对不同子空间的小波系数采取不同扫描顺序
Fig.5 Scan orders for different sub-ban coefficient block

2.3.2 小波系数归一化

实验发现归一化后的小波系数用于v-SVR得到的权重系数相对数值比较小而且数值上也很接近,有利于后期的无损压缩,因此重组以后的小波系数根据公式(6)进行归一化处理。

$$s_n = (s - s_{\min}) / (s_{\max} - s_{\min}) \quad (7)$$

其中: s_{\max} 、 s_{\min} 是不同子空间中小波系数的最大、最小值; s 为原始数值; s_n 为归一化以后的数值。

2.3.3 压缩小波系数

本文采用的是v支持向量回归压缩小波系数,算法需要确定参数是 v 以及核函数。根据3.2证明,可以通过预设 v 控制压缩比;核函数选择非线性拟合能力最强的高斯函数,高斯函数待定参数只有一个 C 惩罚因子,应用经验公式^[12],选取:

$$C = \max(|\bar{y} + 3\sigma_y|, |\bar{y} - 3\sigma_y|) \quad (8)$$

式(8)中: \bar{y} 是输出样本空间的平均值; σ_y 是输出样本标准差,用输出样本的标准差来近似。

2.3.4 编码支持向量和权重系数

通过v-SVR,得到了支持向量和其对应的权重系数。支持向量是输入数据的一个子集,对应的权重系数为非零值,而非支持向量的权重系数为零,将其对应的样本点置零。这样处理过的小波系数就被大量置零,采用零游程编码和自适应算术编码进行混合编码^[11]分别对处理过的小波系数和权重系数做最后的无损压缩处理。

3 压缩实验及数据分析

算法程序在Matlab中编译通过，测试采用小波函数为bior4.4，是美国FBI应用于指纹图像压缩的小波函数，同时也是静态图像压缩国际标准（JPEG2000）推荐使用的滤波器组，特点是在进行数据压缩时，小波函数在时域和频域同时具有良好局域性、且对不规则信号灵敏，有着线性相位和良好的能量特性，保证信号重构的稳定和不失真。

3.1 压缩算法性能评估

为了对数据压缩算法的性能进行评估，定义了如下衡量指标。

1) 压缩比 CR

$$CR = S_{raw}/S_{cmp} \quad (9)$$

式(9)中： S_{raw} 为原始数据的长度； S_{cmp} 为压缩数据的长度。

2) 归一化均方误差 $nMSE$

$$nMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (X(i) - X_c(i))^2} \times 100\% \quad (10)$$

式(10)中： $x(i)$ 为归一化的原始信号； $x_c(i)$ 为归一化的重建信号； N 为信号长度。

3) 能量比 I_{power}

$$I_{power} = \left(\frac{\sum_{i=0}^{N-1} X_c(i)^2}{\sum_{i=0}^{N-1} X(i)^2} \right) \times 100\% \quad (11)$$

3.2 实验流程

完整的 ν -SVR 电能质量压缩算法流程如图 6。

为了验证本文算法的有效性和通用性，进行了大量的算例分析。按照表 1 所示的扰动模型，生产

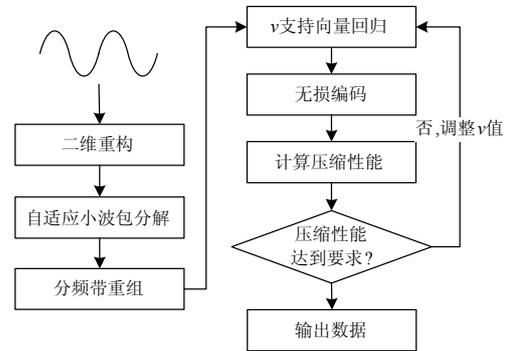


图 6 自适应小波包和 ν -SVR 压缩算法流程图

Fig.6 Flowchart of the proposed algorithm

随机的稳态电能质量事件和暂态电能质量事件，实例样本采用电机启动电压电流录波数据。所有样本数据的采样率调整为 12.8 k，加入 45 db 背景白噪声，以 1 个基频周期的采样数据为一行排列，每个周期采样 256 个点，采样 256 周期，从而形成 256×256 的二维矩阵。利用二维小波分解 2 层后，利用 ν -SVR 进行压缩。压缩实验中每种电能质量事件数据生成 200 个样本，压缩性能为 200 个样本压缩测试的平均值。

3.3 实验数据分析

为了检验算法压缩效果，对于稳态电能质量事件取谐波数据为特例，随机抽取两个工频周期 128 点的数据，用傅里叶变换计算原始信号和重构信号的基波和谐波分量，比较其幅值和相位误差，如表 2。对于暂态电能质量事件，取电压暂降数据为特例，提取故障时刻原始数据，重构数据以及残差数据对比图如图 7。

表 1 电能扰动信号模型

Tab.1 Disturbance signal models

扰动类型	扰动模型	受控参数
电压暂降	$x(t) = A\{1 - \alpha[u(t - t_1) - u(t - t_2)]\} \sin(\omega t)$ $t_1 < t_2$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.9$ $T \leq t_2 - t_1 \leq 8T$
电压瞬升	$x(t) = A\{1 + \alpha[u(t - t_1) - u(t - t_2)]\} \sin(\omega t)$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.5$ $T \leq t_2 - t_1 \leq 8T$
电压中断	$x(t) = A\{1 + \alpha[u(t - t_1) - u(t - t_2)]\} \sin(\omega t)$	$0.9 \leq \alpha \leq 0.99$ $T \leq t_2 - t_1 \leq 8T$
脉冲振荡	$x(t) = A\{1 + \alpha[u(t - t_1) - u(t - t_2)]\} \sin(\omega t)$	$-0.5 \leq \alpha \leq -0.1$ or $0.1 \leq \alpha \leq 0.5$ $t_2 - t_1 = 0.01T$
谐波	$x(t) = A[\sin(\omega t) + \alpha_3 \sin(3\omega t) + \alpha_5 \sin(5\omega t)]$	$0.1 \leq \alpha_3 \leq 0.2$ $0.05 \leq \alpha_5 \leq 0.1$

表 2 谐波压缩的重构误差

Tab.2 Harmonics' frequency spectrum and reconstructed by SVM

样本编号	基波幅值	基波相角	3 次谐波幅值	3 次谐波相角	5 次谐波	5 次谐波相角
	误差/%	误差/(°)	误差/%	误差/(°)	幅值误差/%	误差/(°)
谐波信号 01	0.34	0.11	0.67	0.22	0.55	0.84
谐波信号 02	0.30	0.07	0.58	0.31	0.43	0.76

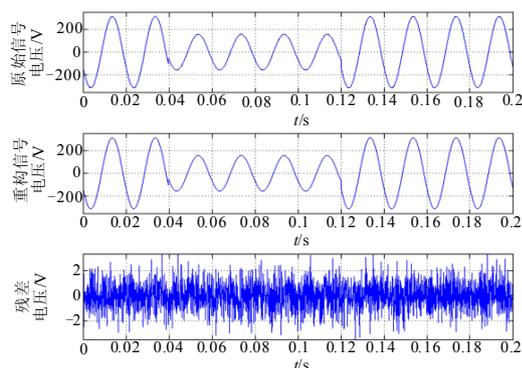


图 7 电压暂降原始信号和重构信号对比图

Fig.7 Voltage sag and reconstructed data by SVM

表 3 为不同小波分解方式的对比实验, 不同的

表 3 故障信号压缩的评价指标

Tab.3 Experimental results of different decomposition algorithms for PQ event data compressions

扰动类型	金字塔分解			自适应小波包分解		
	CR	nMSE/%	I _{power} /%	CR	nMSE/%	I _{power} /%
电压暂降	50.244 4	0.043 9	99.065 0	50.280 2	0.023 8	99.301 5
电压暂升	50.271 7	0.038 2	99.057 0	50.203 6	0.029 9	99.302 9
电压中断	50.038 1	0.099 0	99.011 0	50.222 9	0.067 2	99.352 2
脉冲振荡	50.274 0	0.079 5	99.017 8	50.117 7	0.054 9	99.227 1
谐波	50.189 7	0.318 7	98.023 1	50.196 6	0.219 9	98.373 6
实测电压	50.047 3	0.144 6	99.041 3	50.009 5	0.101 0	99.212 1
实测电流	50.089 5	3.081 8	93.024 6	50.083 1	2.087 7	96.327 6

表 4 故障信号压缩的评价指标

Tab.4 Experimental results of different threshold algorithms for PQ event data compressions

扰动类型	全局硬阈值			ν -SVR 阈值法		
	CR	nMSE/%	I _{power} /%	CR	nMSE/%	I _{power} /%
电压暂降	54.582 4	0.105 3	99.007 5	58.141 1	0.101 3	99.008 9
电压暂升	53.981 2	0.099 6	99.003 8	59.258 2	0.101 0	99.008 1
电压中断	50.047 4	0.099 3	99.009 9	55.258 2	0.103 1	99.010 9
脉冲振荡	53.110 1	0.097 3	99.012 7	58.106 5	0.104 6	99.008 3
谐波	37.370 9	0.100 4	98.999 3	42.832 1	0.099 9	99.000 2
实测电压	48.792 0	0.100 2	99.007 4	50.809 3	0.100 5	99.206 1
实测电流	16.798 0	0.100 4	98.067 7	17.910 2	0.100 3	98.018 0

4 结语

本文对将二维重构的电能质量图像进行了自适应的二维小波包分解, 相对于金字塔分解, 新算法的高频子空间的时频域的分辨率进一步细化, 能够更好地定位电能质量事件的高频特征量。

再通过 ν -SVR 算法学习输入输出数据集之间相关性来达到压缩目的, 相对全局硬阈值等经验算

电能质量事件数据分别用自适应小波包与金字塔各分解, 得到小波系数都输入 ν -SVR 进行压缩, 压缩过程中通过调整参数 ν , 控制压缩比为 50 (CR 浮动的限值为 1%)。实验结果表明: 在压缩比一定时, 自适应小波包可以得到更好的重构精度, 即更小的 nMSE 并保留更多的信号能量。

表 4 为不同阈值处理算法的对比实验, 用 ν -SVR 和全局硬阈值法对小波分解的系数进行压缩。通过调节 ν 和全局阈值门限, 将压缩精度 nMSE 控制在 0.1% (nMSE 上下浮动的限值为 1%), 可以看出 ν -SVR 相比于全局硬阈值算法, 在压缩精度为定值时, 有更大的压缩比 CR。

法, 在电能质量数据压缩的领域引入了数据挖掘^[12]的概念, 利用智能学习机进行有效数据和冗余数据筛选工作, 而非采用传统公式计算阈值后判断小波系数是否保留, 使得压缩算法具有智能性和自适应性。

参考文献

- [1] ROBERTSON D C, CAMPS O I. wavelets and electromagnetic power system transients[J]. IEEE

Transactions on Power Delivery, 1996, 11 (2) : 1050-1058.

[2] BAHISHAM YUNUS, LI Hai-yu. Analysis of power quality waveform for data transmission efficiency over IEC 61850 communication standard[C]. //First International Power and Energy Conference. 2006 : 161-166.

[3] ÖMER NEZİH GEREK, DOĞAN GÖKHAN ECE. 2-D Analysis and compression of power-quality event data[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2004, 19 (2) : 791-797.

[4] 赵艳粉, 杨洪耕. 二维离散小波变换在电能质量检测数据压缩中的应用[J]. 电力系统自动化, 2006, 30 (15) : 51-55.
ZHAO Yan-fen, YANG Hong-geng. Data compression method using 2-dimensional discrete wavelet transform for power quality detection[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30 (15) : 51-55.

[5] ROBINSON J, KECMAN V. Combining support vector machine learning with the discrete cosine transform in image compression[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14 (4) :950-958.

[6] GONZALEZ R C, WOODS R E. Digital image processing[M]. Second edition. 北京: 电子工业出版社.

[7] DRUCKER H, BURGESS C J C, KAUFMANN L, et al. Support vector regression machines[M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1997.

[8] 赵楠楠, 孙红星, 徐心和. 基于小波变换和svm的图象压缩仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2006, 18 (11) : 3034-3037.
ZHAO Nan-nan, SUN Hong-xing, XU Xin-he. Approach of image compression based on wavelet transform and SVM[J]. Journal of System Simulation, 2006, 18 (11) : 3034-3037.

[9] 李元诚, 焦润海, 李波. 一种基于支持向量机的小波图像压缩方法[J]. 北京航空航天大学学报. 2006, 32 (5) : 598-602.
LI Yuan-cheng, JAO Run-hai, LI Bo. Wavelet image compression based on support vector machines[J]. Journal of Beijing University Aeronautics and Astronautics, 2006, 32 (5) : 598-602.

[10] 邓乃扬, 田英杰. 数据挖掘中的新方法:支持向量机[M]. 北京: 科学出版社, 2004.

[11] SALOMON DAVID, 吴乐南. 数据压缩原理与应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.

[12] VLADIMIR CHERKASSKY, MA Yunqian. Practical selection of SVM parameters and noise estimation[J]. Neural Networks, 2004, 17 (1) : 113-126.

[13] NELLO CRISTIANINI, JOHN SHAWE-TAYLOR. An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods[M]. Cambridge University Press, 2000.

收稿日期: 2009-11-07; 修回日期: 2010-03-09
 作者简介:
 郑伟彦 (1981-), 男, 博士研究生, 从事电能质量数据分析和挖掘研究; E-mail: zhweiyang@gmail.com
 吴为麟 (1944-), 男, 教授, 博导, 研究方向为电能质量, 电力电子在电力系统中的应用。E-mail: eewuwl@zju.edu.cn

(上接第 67 页 continued from page 67)

[11] 覃剑, 陈祥训, 郑健超, 等. 利用小波变换的双端行波测距新方法[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(8): 6-10.
QIN Jian, CHEN Xiang-xun, ZHENG Jian-chao, et al. A new double terminal method of traveling wave fault location using wavelet transform[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(8): 6-10.

[12] 蒋涛, 陆于平. 不受波速影响的输电线路单端行波故障测距研究[J]. 电力系统自动化, 2004, 24(12): 29-32.
JIANG Tao, LU Yu-ping. Study of fault locating based on single terminal traveling waves avoiding wave speed influence[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 24(12): 29-32.

[13] 李泽文, 曾翔君, 徐小箐, 等. 输电线路双端行波故障定位新算法[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(15): 40-43.
LI Ze-wen, ZENG Xiang-jun, XU Xiao-qing, et al. New fault location algorithm based on double terminal traveling waves for transmission lines[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(15): 40-43.

[14] 熊小伏, 林金洪. 基于小波重构的电力电缆故障测距方法[J]. 电网技术, 2003, 27(6): 36-38.
XIONG Xiao-fu, LIN Jin-hong. A wavelet reconstruction based fault location method for power cables[J]. Power System Technology, 2003, 27(6): 36-38.

[15] 葛哲学, 沙威. 小波分析理论与 Matlab7 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.

收稿日期: 2009-12-30; 修回日期: 2010-08-23
 作者简介:
 郭亮 (1982-), 男, 硕士研究生, 从事电网调度自动化工作; E-mail: bayernkicker@126.com
 吕飞鹏 (1968-), 男, 教授, 从事电力系统继电保护和故障信息处理智能系统研究。