



文章编号:1671-251X(2017)02-0024-005

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2017.02.006

李一鸣,符世琛,李瑞,等.垮落煤岩性状识别研究[J].工矿自动化,2017,43(2):24-28.

垮落煤岩性状识别研究

李一鸣, 符世琛, 李瑞, 吴森

(中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院,北京 100083)

摘要:针对综放工作面垮落煤岩性状识别的技术问题,提出了一种基于连续小波变换和改进奇异值分解的识别方法。采用基于单边 Jacobi 的奇异值分解(SVD)方法对小波系数矩阵进行分解,得到与小波系数矩阵列向量位置对应的奇异值向量,并将奇异值向量作为神经网络的输入向量来识别落煤和落岩2种工况。现场试验结果表明,基于连续小波变换与SVD得到的奇异值向量可用于识别垮落煤岩,但基于连续小波变换与改进SVD得到的奇异值向量具有更高的识别率。

关键词:煤炭开采;综放工作面;垮落煤岩;煤岩性状识别;连续小波变换;奇异值分解;神经网络;SVD

中图分类号:TD67

文献标志码:A

网络出版时间:2017-01-22 10:27

网络出版地址:<http://www.cnki.net/kcms/detail/32.1627.TP.20170122.1027.006.html>

Research on identification of caving coal and rock traits

LI Yiming, FU Shichen, LI Rui, WU Miao

(School of Mechanical Electronic and Information Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing 100083, China)

Abstract: In order to recognize caving coal and rock traits in fully mechanized caving face, an identification method based on continuous wavelet transform and improved singular value decomposition (SVD) was proposed. The SVD method based on unilateral Jacobi is used to decompose wavelet coefficient matrix, so as to get singular value vectors corresponding to the column vector position of the wavelet coefficient matrix. The singular value vectors are used as input vector of neural network to identify two conditions of falling coal and falling rock. Field test results show that the singular value vectors acquired by the method based on continuous wavelet transform and SVD can be used to identify coal and rock, but the singular value vectors acquired by the method based on continuous wavelet transform and improved SVD has higher identification rate.

Key words: coal mining; fully mechanized caving face; caving coal and rock; identification of coal and rock traits; continuous wavelet transform; singular value decomposition; neural network; SVD

0 引言

目前,综放工作面开采中放煤工仍采用手动操

控电液换向阀的方式来控制顶煤垮落,极易造成顶煤的“欠放”或“过放”现象,严重影响综放工作面的采出率^[1]。垮落煤岩性状识别是解决这一问题的关

键,其实质是对综放工作面顶煤垮落过程中的煤及岩石进行判断,其关键是垮落煤岩性状的描述与自动识别理论^[2]。

国内外专家对煤岩性状识别做了大量研究,并取得了一定的成果,得到了时域特征指标^[3]、频谱^[4]、独立分量^[5]与小波包频带能量^[6]等表征煤岩性状的量及神经网络^[7]、遗传算法^[8]与支持向量机等分类模型。顶煤垮落过程中液压支架后尾梁的振动信号是非平稳、非线性信号,时域特征指标和频谱不适用于非平稳信号,不能准确地表征该振动信号;独立分量分析易受扰动和噪声的影响,实际效果不理想;小波包频带能量实际上是对小波时频分析方法的弱化,也不能细致地刻画该振动信号的特征。

连续小波变换作为一种时频分析工具,实现了信号在时间和尺度2个维度上的细致描述。连续小波变换的尺度和时间是连续变化的,尺度变化的连续性使尺度接近的成分可以更好地被分离开来,时间变化的连续性可以准确地定位尺度接近的成分^[9]。但原信号经连续小波变换后,得到的小波系数矩阵维数过大,需对小波系数矩阵进行再处理^[10]。奇异值是矩阵所固有的特征,可充分反映矩阵中所含的信息。因此,奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)可以将高维的小波系数矩阵压缩为低维的特征矢量。

本文对落煤和落岩2种工况下的液压支架后尾梁振动信号进行连续小波变换,得到小波系数矩阵,对该矩阵进行SVD分解,得到奇异值向量。传统SVD方法打乱了与奇异值向量对应的输入小波系数矩阵的列向量,使得该奇异值向量不能准确地表征后尾梁振动信号,因此,本文提出采用基于单边Jacobi的SVD方法对小波系数矩阵进行分解,得到与小波系数矩阵列向量位置对应的奇异值向量,并把采用传统方法和文本方法得到的奇异值向量作为神经网络的输入向量,对比其垮落煤岩性状识别结果。

1 振动信号特征提取方法

1.1 连续小波变换

小波变换的基本思想是用一簇具有局部化特征的函数来表示或逼近原信号。这一簇函数称为小波函数系,它是由基小波函数的伸缩和平移构成的。

若函数 $\Psi(x) \in L^2(R)$,其傅里叶变换 $\hat{\Psi}(\omega)$ 满

足如下容许性条件:

$$C_{\Psi} = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\hat{\Psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (1)$$

函数 $\Psi(x)$ 称为一个基小波或母波。由基小波函数通过伸缩、平移生成函数系 $\{\Psi_{a,b}(x)\}$ 。 $\Psi_{a,b}(x)$ 称为依赖于参数 a, b 的连续小波函数,简称为小波,其表达式为

$$\Psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad b \in R, a > 0 \quad (2)$$

式中: a 为尺度参数; b 为时移参数(也称为时间中心参数)。

对于任意空间 $L^2(R)$ 中的原信号 $f(x)$,其连续小波变换为

$$W_f(a, b) = \int_R f(x) \bar{\Psi}_{a,b}(x) dx = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_R f(x) \bar{\Psi}\left(\frac{x-b}{a}\right) dx \quad (3)$$

式中 $\bar{\Psi}_{a,b}(x)$ 是 $\Psi_{a,b}(x)$ 的复共轭函数。

由式(3)可知,原信号 $f(x)$ 的小波变换是一个二元函数。小波系数 $W_f(a, b)$ 表明的本质是原信号 $f(x)$ 在 $x=b$ 点附近按 $\Psi_{a,b}(x)$ 进行加权平均,体现的是以 $\Psi_{a,b}(x)$ 为标准 $f(x)$ 的变化快慢情况。参数 b 表示分析的时间中心,参数 a 体现的是以 b 为中心的附近范围的大小。因此,小波系数 $W_f(a, b)$ 就是小波基函数与原信号局部相似的系数,系数越大,表明信号局部与对应的小波基函数越相似。

1.2 改进SVD

设 $\mathbf{A}$ 是 $m \times n$ 的矩阵,必存在正交(或酉)矩阵 $\mathbf{U} \in \mathbf{C}^{m \times m}$ 和 $\mathbf{V} \in \mathbf{C}^{n \times n}$,使得 $\mathbf{A} = \mathbf{USV}^T$,其中 $\mathbf{S} = \begin{bmatrix} \Sigma & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$,且 $\Sigma = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r)$, $r = \text{rank}(\mathbf{A})$,其对角元素(矩阵 $\mathbf{A}$ 的奇异值)按照降序排列,即 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_r$ ^[11]。

由于奇异值按降序排列,打乱了原有的奇异值与输入矩阵的列向量的对应关系,使得按降序排列的奇异值构成的特征向量不能准确地与原矩阵对应。基于单边Jacobi的SVD方法可得到未经排序的原矩阵的奇异值向量。

由于 $\mathbf{A} = \mathbf{USV}^T$,则有 $\mathbf{AV} = \mathbf{US}$,观察到 $\mathbf{AV}$ 是一个正交阵,令 $\mathbf{B} = \mathbf{AV} = \mathbf{A}(J_{K1}, J_{K2}, \dots, J_{Kk})$,其中, J_K 为标准正交阵。则矩阵 $\mathbf{B}$ 相当于对原矩阵 $\mathbf{A}$ 进行一系列的单边Jacobi正交旋转,直到 $\mathbf{B}$ 的任意2列都正交为止^[12]。将得到的 $\mathbf{B}$ 矩阵作QR分解,得

$$\mathbf{B} = \mathbf{Q}\mathbf{R} \quad (4)$$

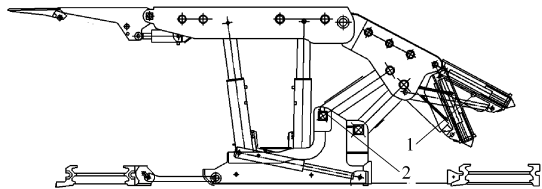
令 $U=Q, S=R$, 则实现了矩阵 A 的 SVD 分解, 且得到输入矩阵 A 的未经重排的奇异值向量。

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^T = \mathbf{O}\mathbf{R}\mathbf{V}^T \quad (5)$$

式中 $\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \Sigma & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$, 且 $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$, 其对角元素 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$ (矩阵 $\mathbf{A}$ 的奇异值) 按顺序对应输入矩阵 $\mathbf{A}$ 的列向量。

2 现场试验

顶煤放落试验是在中煤朔州担水沟煤矿 9201 综放工作面进行,该工作面煤层硬度 $f=2\sim 3$,煤层顶板硬度为 6。试验用记录仪为 YHJ(C)矿用便携式测振记录仪^[13]。振动加速度传感器选用 GBC1000 加速度传感器。振动加速度传感器通过磁力吸座吸附于 39 号液压支架后尾梁背部,便携式测振记录仪布置于 40 号放顶煤液压支架两立柱之间,如图 1 所示。振动加速度传感器通过电缆与测振记录仪连接。放煤开始后,一人操作测振记录仪开始采集信号,同时另一人记录 2 种工况的时间,从而较准确地得到 2 种工况下的振动信号。



1—振动加速度传感器测点;2—便携式测振仪位置

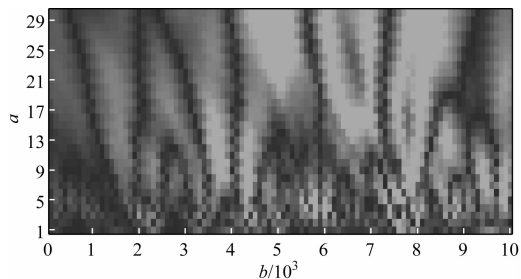
图 1 测试仪器布置

3 垮落煤岩性状识别

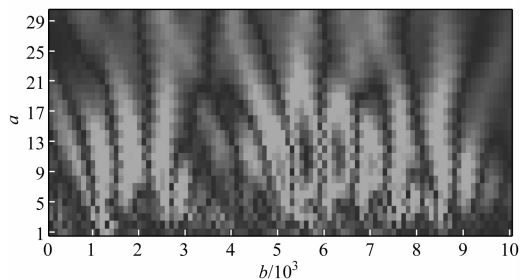
3.1 一维振动信号连续小波变换

对落煤和落岩 2 种工况下的振动信号进行连续小波变换,小波函数选择 db3,由于采样频率为 10 kHz,信号长度为 1 s,故连续小波变换中的平移参数 b 可从 1~10 000 连续变化,尺度参数 a 从 1~30 连续变化,则得到的小波系数矩阵 $\mathbf{A}$ 是一个 $30 \times 10\,000$ 的矩阵。2 种工况下的小波系数分布如图 2 所示。由图 2 可知,顶煤垮落时,尺度参数 a 和时移参数 b 在 $[5 \sim 17, 3\,500 \sim 4\,500]$, $[21 \sim 29, 4\,500 \sim 5\,500]$, $[13 \sim 29, 6\,000 \sim 7\,000]$ 和 $[1 \sim 25, 7\,500 \sim 8\,000]$ 范围内,小波系数较大,尤其在 $[19 \sim 27, 6\,500 \sim 7\,000]$ 和 $[13 \sim 17, 8\,000]$ 范围内,小波系

数最大;顶板岩石垮落时, a 和 b 在 $[3 \sim 17, 500 \sim 3\ 000]$ 和 $[5 \sim 19, 5\ 000 \sim 9\ 000]$ 范围内,小波系数较大,尤其在 $[7 \sim 15, 5\ 500 \sim 6\ 500]$ 范围内,小波系数最大。2 种工况下的小波系数分布有明显的差异,因此,小波系数矩阵可作为 2 种工况下振动信号的特征。但小波系数矩阵维数过大,需对小波系数矩阵进行再处理。



(a) 顶煤垮落



(b) 顶板岩石垮落

图 2 2 种工况下的小波系数分布

3.2 小波系数矩阵 SVD 分解

由于奇异值可充分地反映矩阵中所含的信息,所以,由小波系数矩阵的奇异值向量构成的特征向量可以表征垮落煤岩。对 $30 \times 10\,000$ 的小波系数矩阵进行 SVD 分解,得到的 9 个变量的奇异值向量组成一个特征向量,实现了小波系数矩阵的压缩^[14]。落煤样本和落岩样本各取 30 组,分别对其振动信号的小波系数矩阵进行 SVD 分解,得到的奇异值向量构成特征向量 λ ,部分数据见表 1,由表 1 可看出,特征向量 λ 按降序排列,打乱了对应输入小波系数矩阵的列向量的位置,破坏了如图 2 所示的小波系数分布,使得该特征向量不能准确地表征垮落煤岩。因此,用基于单边 Jacobi 的 SVD 方法对 30 组落煤样本和 30 组落岩样本的小波系数矩阵进行分解,得到未经排序的奇异值向量,其构成的特征向量 σ 部分数据见表 2。图 3 为特征向量 λ 的平均值,图 4 为特征向量 σ 的平均值。由图 3 可以看出,落岩样本的特征向量 λ 平均值在维数 1—6 略大于落煤样本,在维数 7—9 特征向量 λ 均趋近于 0,因

此,以特征向量 λ 表征的落岩样本和落煤样本可能有交叉。由图4可以看出,在维数2,3,5,6,9落岩样本的特征向量 σ 平均值和落煤样本均有明显的

差异。因此,以特征向量 σ 表征的落岩样本和落煤样本有明显的线性可分性。

表1 特征向量 λ 部分数据

工况	λ_1	λ_2	λ_3	λ_4	λ_5	λ_6	λ_7	λ_8	λ_9
落煤	4.798 7	2.383 7	1.919 3	1.024 3	0.827 5	0.257 1	0.093 6	0.043 5	0.006 9
	2.887 2	1.135 9	1.027 2	0.500 3	0.406 1	0.069 5	0.057 6	0.006 9	0.003 4
	2.800 8	1.208 9	0.776 4	0.625 8	0.348 0	0.081 8	0.041 4	0.009 8	0.001 6
落岩	3.585 7	1.360 8	1.255 0	0.634 9	0.416 8	0.116 0	0.062 3	0.026 0	0.001 4
	3.344 5	1.197 5	1.045 1	0.470 4	0.311 5	0.084 4	0.036 5	0.011 6	0.006 6
	7.794 5	3.585 6	2.818 9	1.873 3	1.191 9	0.216 2	0.166 5	0.080 7	0.018 2

表2 特征向量 σ 部分数据

工况	σ_1	σ_2	σ_3	σ_4	σ_5	σ_6	σ_7	σ_8	σ_9
落煤	0.257 1	0.827 5	0.093 6	2.383 7	4.798 7	1.024 3	1.919 3	0.043 5	0.006 9
	0.000 0	0.455 0	0.004 2	0.006 9	1.027 2	0.000 9	1.135 9	0.000 4	0.003 4
	0.081 8	1.208 9	0.041 4	0.000 0	2.713 6	0.000 2	0.348 0	0.625 8	0.000 6
落岩	0.026 0	0.001 4	3.585 7	0.634 9	0.116 0	0.062 3	1.360 8	1.255 0	0.416 8
	0.483 2	0.000 0	0.470 4	0.311 5	0.006 6	0.036 5	0.084 4	0.000 0	1.197 5
	0.216 2	0.018 2	3.585 6	7.794 5	0.000 0	1.873 3	0.166 5	0.080 7	2.815 4

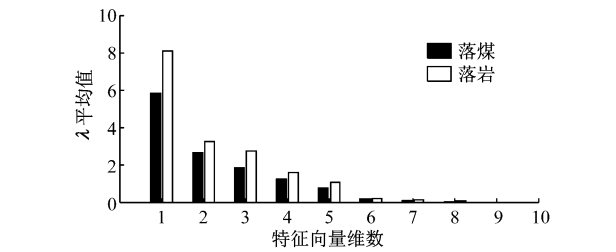


图3 特征向量 λ 的平均值

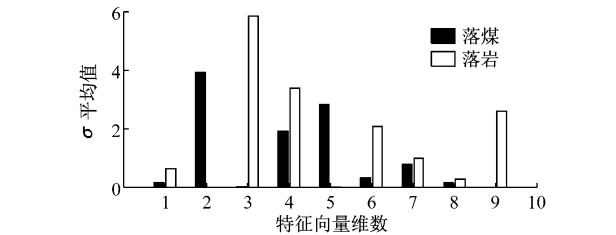


图4 特征向量 σ 的平均值

3.3 神经网络训练与预测

神经网络是由大量处理元素(神经元)所组成的网络计算系统。线性可分的网络主要有感知机和线性神经网络,线性不可分的网络有BP神经网络和径向基神经网络等。单层感知机是一个具有1层神经元、采用阈值型激活函数的前向网络。通过对网络权值的训练,使感知机对一组输入矢量的响应达到元素为0或1的目标输出,从而实现对输入矢量

分类的目的。BP神经网络是一个利用误差反向传播算法对网络进行训练的单向传播多层网络。根据Kolmogorav定理,对于任何一个非线性函数,都可以用一个3层结构的BP网络来实现^[15]。因此,BP神经网络初步选择3层,即输入层、输出层和1个隐含层。

落煤样本和落岩样本各取30组,其中50组作为训练样本,10组作为验证样本。其特征向量 λ 作为BP神经网络的输入向量,特征向量 σ 作为单层感知机的输入向量。规定1代表落岩,0代表落煤。

由于特征向量 λ 后3个变量趋近于零,所以,以特征向量 λ 的前6个变量组成新的特征变量作为BP神经网络的输入向量,于是BP神经网络输入层神经元个数为6。期望输出值为0或1,因此,输出层神经元个数为1。隐含层神经元个数对网络的性能有较大的影响,由于目前没有很好的方法确定隐含层神经元个数,所以,采取逐次训练方法,比较隐含层神经元个数从1~20的误差,最终确定误差最小的隐含层神经元个数为7。隐含层和输出层激活函数分别选择双曲正切S型函数(tansig)和对数S型函数(logsig)。

同理,特征向量 σ 有9个变量,于是单层神经网

络输入层神经元个数为 9,输出层个数为 1。激活函数选择阈值型函数(hardlim)。

将 10 组验证样本的特征向量 λ 输入训练好的 BP 神经网络进行识别,10 组验证样本的特征向量 σ 输入训练好的单层感知机进行识别,其结果对比见表 3。由表 3 可知,将特征向量 λ 作为 BP 神经网络的输入时有较好的识别率,该特征向量可以表征垮落煤岩;特征向量 σ 输入单层感知机后,识别率达到 100%,即特征向量 σ 可以更准确地表征垮落煤岩。且特征向量 σ 输入的网络模型为单层感知机,即其表征的落煤样本和落岩样本具有很好的线性可分性,验证了图 4 的结论。

表 3 特征向量 λ 与特征向量 σ 的网络预测结果对比

特征向量	各层神经元个数			训练结果	
	输入层	隐含层	输出层	误诊个数/ 验证样本数	识别率/ %
λ	6	7	1	2/10	80
σ	9	0	1	0/10	100

4 结语

开展了综放开采现场顶煤垮落和顶板岩石垮落 2 种工况下液压支架后尾梁振动信号的采集试验,并对 2 种工况下的振动信号进行连续小波变换,得到其小波系数分布。针对综放开采现场液压支架后尾梁振动信号的特点,提出了一种基于连续小波变换与 SVD 的垮落煤岩识别新方法。针对 SVD 的缺陷,提出了一种基于单边 Jacobi 的 SVD 方法,其奇异值向量可以更好地表征垮落煤岩,垮落煤岩线性可分,可以简化分类模型的设计与训练。

参考文献:

[1] 朱世刚.综放工作面煤岩性状识别方法[D].北京:中国矿业大学(北京),2014.

[2] 王保平.放顶煤过程中煤矸界面自动识别研究[D].济南:山东大学,2012.

[3] 薛光辉,赵新赢,柳二猛,等.基于振动信号时域特征的综放工作面煤岩识别[J].煤炭科学技术,2015,43(12):92-97.

[4] 张守祥,张艳丽,王永强,等.综采工作面煤矸频谱特征[J].煤炭学报,2007,32(9):971-974.

[5] 刘伟,华臻,张守祥.基于小波和独立分量分析的煤矸界面识别[J].控制工程,2011,18(2):279-282.

[6] 赵栓峰.多小波包频带能量的煤岩界面识别方法[J].西安科技大学学报,2009,29(5):584-588.

[7] 王保平,王增才,张万枝.基于 EMD 与神经网络的煤岩界面识别方法[J].振动、测试与诊断,2012,32(4):586-590.

[8] 何爱香,王平建,魏广芬,等.基于 Mel 频率倒谱系数和遗传算法的煤矸界面识别研究[J].工矿自动化,2013,39(2):66-71.

[9] 刘刚,屈梁生.应用连续小波变换提取机械故障的特征[J].西安交通大学学报,2000,34(11):74-77.

[10] 李国宾,关德林,李廷举.基于小波包变换和奇异值分解的柴油机振动信号特征提取研究[J].振动与冲击,2011,30(8):149-152.

[11] 段向阳,王永生,苏永生.基于奇异值分解的信号特征提取方法研究[J].振动与冲击,2009,28(11):30-33.

[12] YEN J, WANG L. An SVD-based fuzzy model reduction strategy [C]//Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Fuzzy Systems, New Orleans, LA, 1996:835-841.

[13] 薛光辉,吴森,周斌,等.矿用便携式数据记录仪的研制[J].煤炭科学技术,2004,32(5):52-54.

[14] 赵学智,陈统坚,叶邦彦.奇异值分解对连续 Morlet 小波变换的压缩和提纯[J].机械工程学报,2015,51(16):57-70.

[15] 邓广涛,马念杰,贾明魁.人工神经网络在煤巷顶板岩性识别中的应用[J].采矿与安全工程学报,2006,23(2):182-186.