

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2016.05.013

手指肌电信号稀疏分解重构与活动段特征提取研究^{*}

黄鹏程¹, 林 雪², 鲍官军³, 杨庆华^{3*}

(1. 金华职业技术学院 机电工程学院, 浙江 金华 321000; 2. 浙江省农业机械研究院, 浙江 金华 321000;
3. 浙江工业大学 特种装备制造与先进加工技术教育部/浙江省重点实验室, 浙江 杭州 310032)

摘要:针对传统信号处理方法在非平稳信号处理中的局限性,对稀疏分解思想和自适应过完备原子库进行了研究,提出了将稀疏分解思想应用到表面肌电信号处理中的方法。采用数据分割的方式,对原始信号进行了预处理。在正交匹配追踪算法的基础上,利用K均值-奇异值分解(K-SVD)算法构造了自适应过完备原子库,对分割后的各个样本块分别进行了稀疏分解,将其多维特征重构为一维稀疏系数。同时,以便于实际应用与连续控制为原则,对每个样本块的稀疏系数进行了重组,用单个特征值表征了样本块的多维特征。数据分析结果表明,重构后的一维稀疏系数可以保留四维原始信号的绝大部分能量,而重组后的特征值可以准确反映原始信号活动段的变化。

关键词:稀疏分解;正交匹配追踪;K均值-奇异值分解;多维表面肌电信号

中图分类号:TH39;TP242

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2016)05-0566-07

Sparse decomposition and reconstruction of finger EMG and feature extraction of active segment^{*}

HUANG Peng-cheng¹, LIN Xue², BAO Guan-jun³, YANG Qing-hua³

(1. Jinhua Polytechnic, Jinhua 321000, China; 2. Zhejiang Academy of Agricultural Machinery, Jinhua 321000, China; 3. Key Laboratory of E&M Zhejiang University of Technology, Ministry of Education & Zhejiang Province, Hangzhou 310032, China)

Abstract: Aiming at the limitation of traditional signal processing method in non-stable signal processing, Sparse Decomposition and self-adaptive overcomplete dictionary were studied. Sparse Decomposition was investigated in sEMG processing. And data partitioning was used in the signal preprocessing. Based on Orthogonal Matching Pursuit, the multi-dimensional characteristic of sample blocks was reconstructed to one-dimensional sparse coefficient by self-adaptive overcomplete dictionary. And the dictionary was built by K-SVD. Meanwhile, in order to facilitate practical application and continuous control, sample block sparse coefficients were recombined into single eigenvalue. The multi-dimensional characteristic of sample block was shown in this signal eigenvalue. The result of data analysis indicates that one-dimensional sparse coefficient inherits most energy from the original four-dimensional signal; the changes of original signal active segment could be reflected accurately by single eigenvalue.

Key words: sparse decomposition; orthogonal matching pursuit; K-SVD; multi-dimensional sEMG

0 引 言

随着人类科技的进步,以及对未知领域探索的深

入,不适合由人类承担的任务数量呈上升趋势,需要可代替人类执行任务的,具备较高灵活性的机器人。基于此,有学者提出仿生机器人的概念,仿生机器人是模

收稿日期:2015-11-27

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51405441);浙江省自然科学基金资助项目(Q15E050025)

作者简介:黄鹏程(1986-),男,浙江金华人,博士研究生,主要从事手指运动仿生康复器、自动化控制方面的研究。E-mail: 83285908@qq.com

通信联系人:杨庆华,男,教授,博士生导师。E-mail: 39092315@qq.com

仿自然界中生物的外部形状、运动原理和行为方式的系统,能从事生物特点工作的机器人,其控制算法和策略是目前研究的重点。

在传统的电机控制、新兴的仿生控制等控制算法和策略中,通过人体信号控制仿生机器人被认为是控制柔性较高、动作仿生度较好、实现可行性较大的控制方法之一。同时,与脑电信号等人体信号相比,肌电(electromyography, EMG)信号的提取较为容易,含杂度较低,特征区间较为明显,是目前应用最广的人体信号。

sEMG 信号是人体任意部位在发生动作变化时,伴随肌肉收缩产生的电信号,它与肌肉的活动状态和功能状态之间存在着不同程度的关联性,因而能在一定程度上反映神经肌肉的活动^[1]。同时,sEMG 信号的时域、频域等特征参数随着肌肉的活动状态和功能状态的变化而改变,表现为一种复杂的非平稳时间序列^[2]。因此,可以认为 sEMG 信号是一种典型的非平稳信号。再者,由于 sEMG 信号产生机理和采集方式,降噪和特征值提取成为影响其实际应用效果的关键因素。在降噪方面,从硬件电路的改进到多通道肌电信号的采集,进而采用模拟或数字滤波器、自适应滤波器和小波分析等软件方法,已发展成熟并取得良好的应用效果^[3-9]。因此,不同的活动状态和功能状态的肌电信号的特征值提取算法及其效果,直接影响着肌电信号的实际应用。但是,作为典型的非平稳信号,传统的时域分析和频域分析都无法区分其不同活动状态和功能状态的特征值^[10]。

近些年,研究者提出一种新的信号表示理论:用称之为原子库的过完备冗余函数系统取代传统的基函数;而原子库的选择应尽可能好的符合原始信号,其构成可以没有任何限制,原子库中的元素被称为原子。从原子库中找到具有最佳线性组合的 m 项原子来表示信号,被称作是信号的稀疏逼近(Sparse Approximation)^[11]。稀疏分解思想在心电信号分析^[12]、语音信号分析^[13-14]、图像处理^[15]等领域的成功应用,体现了它在非平稳信号,尤其是多维非平稳信号处理方面的优越性。

针对传统分析方法无法区分 sEMG 信号的活动状态和功能状态等问题,本研究提出将上述稀疏分解的思想引入到 sEMG 信号的特征重构与活动段检测中,在保证重构特征信号能有效地体现原始信号特征的前提下,重组重构特征信号便于连续控制,以利于信号的实际应用。

1 基于 OMP 的信号稀疏分解

过完备信号稀疏表示方法始于 20 世纪 90 年代,

1993 年, Mallat 和 Zhang^[16]首次提出应用过完备冗余原子库对信号进行稀疏分解的思想,并引入匹配追踪算法(Marching Pursuit, MP)。MP 算法是一种贪婪算法,通过迭代,从过完备原子库(为 Hilbert 空间的一个冗余子集)中选出与信号或信号的残余量最为匹配的原子,然后将信号表示为这些最佳原子的线性组合。

假设原始信号为 f , 信号长度为 N , 则 $f \in H = RN$, $H = RN$ 是 N 维 Hilbert 空间, D 为过完备原子库。首先,从过完备原子库 $D = g_{\gamma} \gamma \in I$ 中选出与原始信号最为匹配的原子(也称最佳原子) g_{γ_0} , 满足以下条件:

$$|\langle f, g_{\gamma_0} \rangle| = \sup_{\gamma \in I} |\langle f, g_{\gamma} \rangle| \quad (1)$$

式中: $\langle f, g_{\gamma_0} \rangle$ —信号 f 与原子 g_{γ_0} 的内积。从信号空间角度出发,满足式(1)意味着 g_{γ_0} 是信号所在的 N 维 Hilbert 空间中和 f 方向最靠近的过完备原子库中的单位向量,即意味着 g_{γ_0} 是信号所在的 N 维 Hilbert 空间中和 f 最为匹配的过完备原子库中的单位向量。

信号因此可以分解为在最佳原子 g_{γ_0} 上的分量和残余两部分,即为:

$$f = \langle f, g_{\gamma_0} \rangle g_{\gamma_0} + R^1 f \quad (2)$$

式中: $\langle f, g_{\gamma_0} \rangle g_{\gamma_0}$ —信号 f 在原子 g_{γ_0} 上的分量或投影; $R^1 f$ —用最佳原子对原始信号进行最佳匹配后的残余。

对最佳匹配后的残余可以不断进行上面同样的分解过程,即:

$$R^k f = \langle R^k f, g_{\gamma_k} \rangle g_{\gamma_k} + R^{k+1} f \quad (3)$$

其中, g_{γ_k} 满足:

$$|\langle R^k f, g_{\gamma_k} \rangle| = \sup_{\gamma \in I} |\langle R^k f, g_{\gamma} \rangle| \quad (4)$$

结合式(1 ~ 4), 经过 M 步分解后, 原始信号被分解为:

$$f = \sum_{k=0}^{M-1} \langle R^k f, g_{\gamma_k} \rangle g_{\gamma_k} + R^M f \quad (5)$$

式中: $R^M f$ —原始信号分解为 M 个原子的线性组合后的残余信号, 用来表示原始信号所产生的误差, 残余信号越大则误差越大, 如残余信号为零, 则说明经分解后得到的稀疏系数与原始信号完全匹配。

正交匹配追踪算法(Orthogonal Matching Pursuit, OMP) 是在 MP 算法基础上的一种改进算法。该算法选取最佳原子的方法和 MP 算法一样, 都是从过完备库中找出与原始信号或信号残差最为匹配的原子。不同的是, OMP 算法需要将所选原子利用 Gram - Schmidt 正交化方法进行正交化处理。

文献[11]指出, 在分解效果方面, OMP 的收敛速度比 MP 算法更快; 在稀疏精度相同的情况下, OMP 算法所用原子更少, 即更为稀疏; 在稀疏性相同时, OMP

算法得到的稀疏表示的精度更高。

2 过完备原子库

过完备原子库的构造和选择是稀疏分解的核心,直接影响着稀疏分解计算的复杂度和最终的稀疏效果。过完备原子库的构造主要有两种途径:基于先验知识,生成函数,通过平移、伸缩、调制等各种变换得到的固定原子库;基于每次迭代后稀疏分解结果不断自我训练更新得到的自适应原子库。

构造固定的原子库需要大量可靠的先验知识,同时字典一旦确定就不再改变,且固定原子库的冗余度也十分高。以典型的 Gabor 原子库为例,它的原子个数为 $52(M\log_2 N + N - 1)$,当信号长度 $N = 256$ 时,原子库中的原子个数为 119 756。随着信号长度的增加,原子个数也成倍的增加,虽然研究者们通过减少参数维数等方法减少原子个数,但庞大的原子库仍然影响着稀疏分解算法的计算效率。

K-SVD 算法是构造自适应原子库的训练算法,是 Aharon、Elad 和 Bruckstein 在 2005 年提出的^[17]。假设原始信号矩阵为 $F = \{f_i\}_{i=1}^N$,过完备原子库为 $D \in Rn \times K (K < n)$,稀疏系数为 $S = \{s_i\}_{i=1}^N, T_0 - si$ 中非 0 元素个数的上限。则 K-SVD 算法原子库训练的目标函数可表示为:

$$\min_{D, S} \{ \|F - DS\|_F^2 \} \text{ s. t. } \|s_i\|_0 \leq T_0; \forall i \quad (6)$$

K-SVD 原子库训练是一个逐次迭代的过程,原子库的更新是逐列进行的。其训练过程如下式所示:

$$\begin{aligned} \|F - DS\|_F^2 &= \\ \|F - \sum_{j=1}^K d_j s_T^j\|_F^2 &= \\ \|[Y - \sum_{j=1}^K d_j s_T^j] - d_k s_T^k\|_F^2 &= \\ \|E_k - d_j s_T^j\|_F^2 \end{aligned} \quad (7)$$

式中: s_T^k — S 的第 k 行。

因此,基于 K-SVD 的稀疏分解算法可总结为以下几步:

- (1) 初始化原始信号 F 和原子库 D ;
- (2) 基于原子库 D ,通过 OMP 算法对原子库中与原始信号匹配度最高的原子进行正交化处理;
- (3) 根据正交化后的原子,对原始信号进行稀疏分解,得到稀疏系数集合 S ;
- (4) 基于 K-SVD 算法和稀疏系数集合 S ,以式(7)为约束条件,更新原子库 D ;
- (5) 重复步骤(2)和(3),直到达到最大迭代次数,或者满足目标误差。

3 信号重构与活动段检测

3.1 肌电信号采集试验

由文献[18]可知,手指的弯曲动作会牵动人体前臂不同的肌肉或肌肉群。文献[19]指出,患者前臂处的完整肌肉有能力产生与健康者基本无异的肌电信号。基于以上理论,试验以一名健康受试者前臂相应肌群为对象,采集其手指弯曲时产生的肌电信号。为了能最大程度上表征手指动作的信号特征,同时保证采集的无损性,本研究采用四通道表面电极的采集方式。因此,采集到的信号为表面肌电信号,其本质与肌电信号相同。

肌电信号采集系统包括美国 NORXON 公司生产的 Myotrace 400 表面肌电仪,MyoResearch XP 肌电分析软件。该系统能实现多通道的肌电信号采集和预处理(降噪)功能。所采集的表面肌电信号为受试者右手食指做 $0^\circ \sim 90^\circ$ 弯曲时产生的信号,采集频率为 1 000 Hz,整个动作阶段持续 7 s,包括初始静止段、手指弯曲动作段和弯曲保持段 3 个不同阶段。

采集试验如图 1 所示。



图 1 肌电信号采集试验图

表面肌电信号如图 2 所示。

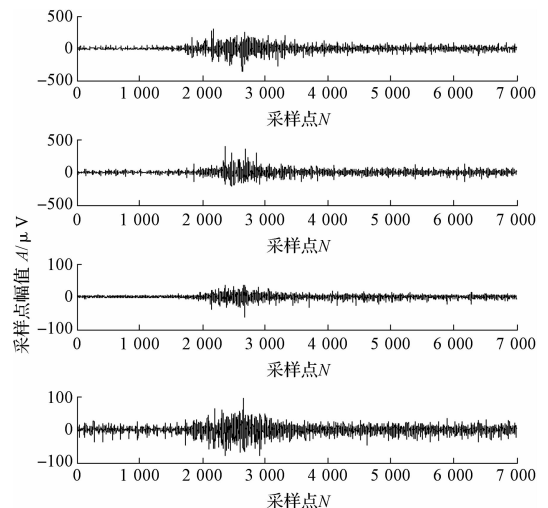


图 2 四通道表面肌电信号

3.2 信号重构

信号重构是指,在给定的条件和已知的部分数据已含有信号全部信息的前提下,对信号进行重组。如果实际情况能符合以上条件,研究人员就可以利用部分数据来重构整个信号的特征^[20]。因此,笔者以3.1节中所采集的四维表面肌电信号为原始信号,通过特定的重构算法,将其重组为一组包含原始信号信息

的重构信号,在理论上是可行的。

考虑到原始信号的数据长度对算法实际处理效果和计算效率的影响,本研究采用数据流分割法对原始信号进行预处理。数据流分割是针对连续肌电信号流的预处理方法,采用一个固定宽度为 W 的滑动分析窗口,以一定的滑动增量 ΔW 截取原始信号,得到一连串数据长度相等的信号样本块,并对样本块逐一分析,以反映原始信号的变化趋势。数据分割示意图如图3所示。

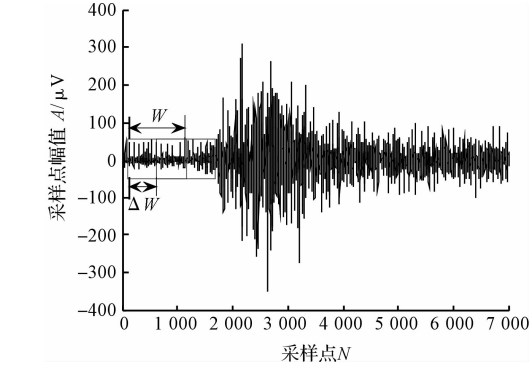


图3 数据分割图

以往表面肌电信号研究结果表明,当信号长度为200 ms – 300 ms 时,算法的处理效果和计算效率均在可接受的范围之内^[21]。基于以上先验知识,取窗口宽度 $W=256$,滑动增量 $\Delta W=128$,分割后得到的样本块1如图4所示,即原始信号(图2)采样点 $N \in [1,256]$ 的信号段。

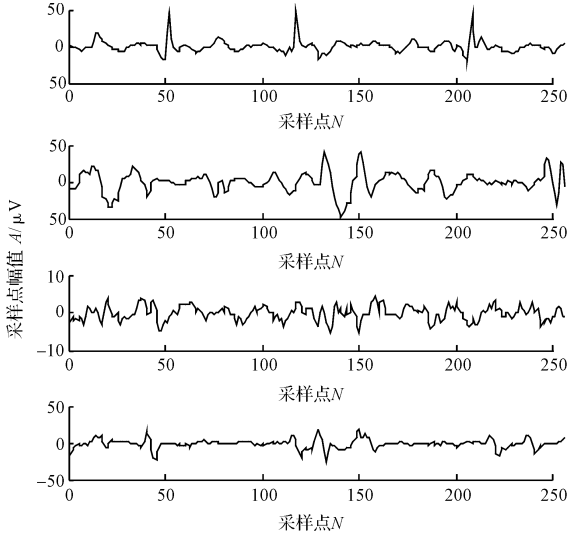


图4 样本块1

四通道表面电极的采集方式决定了某采样时刻,手指的动作状态特征由4个不同肌肉部位产生的表面肌电信号表示。因此,信号重构的第一步:把某采样时刻的4个采样点所包含的动作信息分解(或整合)到若干个稀疏系数中,用稀疏系数来表示该时刻的手指动作状态。同时,用稀疏分解残余量的能量来衡量稀疏分解误差。

考虑到字典优化算法的迭代次数和最终稀疏系数个数对稀疏分解误差和程序运行时间的影响,取迭代次数 $I=30$,最终稀疏系数个数 $K=10$ 。此时稀疏分解误差 E 如图5所示。

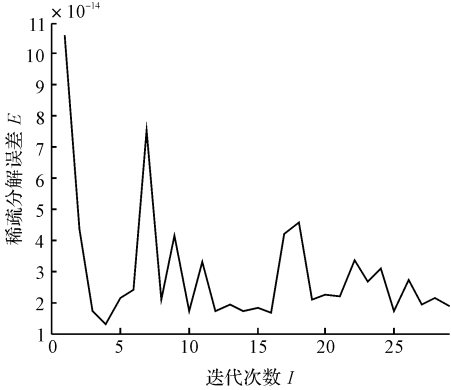


图5 $K=10$ 时的稀疏分解误差

稀疏分解结果如图6所示。

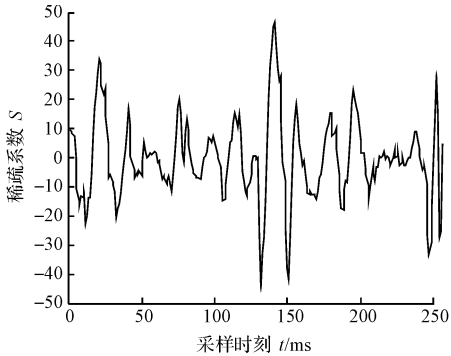


图6 样本块1稀疏分解结果

3.3 活动段检测

活动段检测是多通道表面肌电信号模式识别过程中重要的一环,其目的是在连续采集的多通道肌电信号数据流中提取出对应于动作执行时的信号,称为活动段^[22](Active Segments)。

3.3.1 活动段分类

本研究将一个完整的动作过程分为3个活动段:起始阶段、动作阶段和保持阶段,活动段示意图如图7所示。活动段检测以样本块为对象,以稀疏分解理论为基础,用一组稀疏系数表征样本块中四组采样点所具有的特征;通过对样本块稀疏系数的重组,反映不同

活动段之间稀疏系数的特征差异;同时,通过重组稀疏系数后得到的样本块特征值反映原始信号的变化趋势。

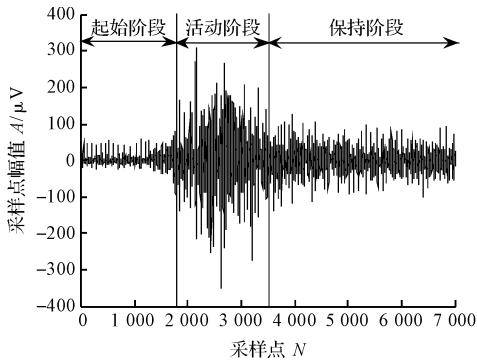


图 7 活动段示意图

3.3.2 稀疏系数重组

为了使信号的稀疏表示更为简洁,同时便于表面肌电信号的实际控制,本研究提出用样本块特征值(即重组后的稀疏系数)来表征信号样本块。基于以上目的,对样本块的稀疏系数 S 作绝对平均化处理,即取其绝对值的平均值,重组后稀疏系数只包含一个值。而如图 2 所示的包含 7 000 个采样点的原始信号,经过稀疏分解、系数重组后,被重构为只包含 53 个样本块特征值的重组信号。重组信号与原始信号其中一维的对比图如图 8 所示。

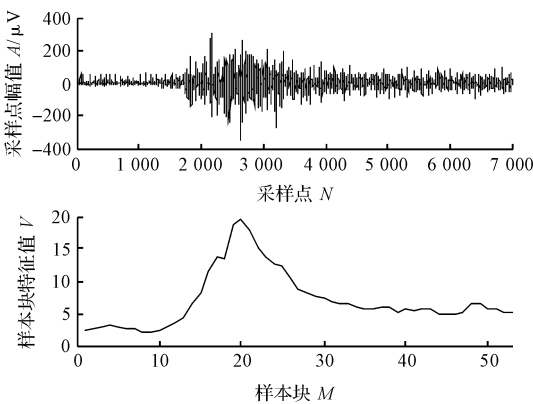


图 8 重组后稀疏系数与原始信号对比图

其中,样本块 M 与采样点 N 的对应关系如下所示:

$$N \in [1 + \Delta W \cdot (M - 1), W + \Delta W \cdot (M - 1)] \quad (8)$$

由图 8 的对比可知,重组信号与原始信号的活动段基本保持一致。因此,认为重组后的稀疏系数,即样本块特征值,可以表征信号不同活动段的特征。对于信号长度大于分析窗口宽度,即可以被分割成 $M(M > 1)$ 个样本块的原始信号,在保证信号特征的前提下,只包含样本块特征值的重组信号更利于实际控制:只需根据重组信号中样本块特征值的变化

趋势,设定合适的阈值,便可准确地确定信号活动段的起始位置。

3.3.3 连续动作的活动段检测

在表面肌电信号的实际应用中,除了单个动作的控制之外,还需要对其进行连续动作的控制。图 9 所示表面肌电信号的采集方式与 4.1 节所述相同,采集频率为 1 000 Hz,整个动作阶段持续 70 s。此段表面肌电信号表征的动作是:右手食指连续弯曲 7 次,最大弯曲角度为 90° 。

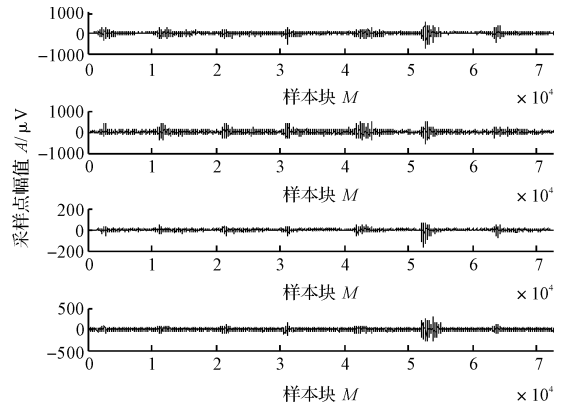


图 9 连续动作表面肌电信号

以图 9 所示的连续动作表面肌电信号为原始信号,处理步骤如下:

- (1) 初始化原始矩阵和原子库;
- (2) 稀疏分解,同时基于分解结果更新原子库;
- (3) 重复(2),直至满足误差要求,得到最终稀疏系数矩阵;
- (4) 稀疏系数重组,得到特征量矩阵。

处理结果如图 10 所示。

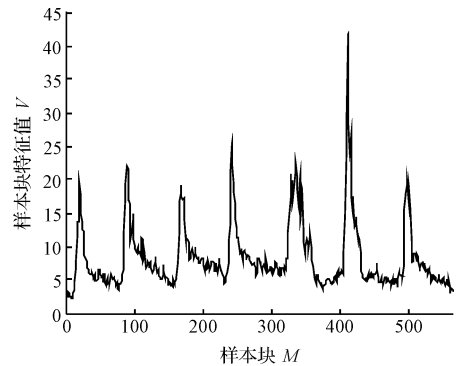


图 10 连续动作重组系数

对比图 9 和图 10 可知,在处理对象为连续动作的表面肌电信号时,重组稀疏系数(特征值 V)仍然能准确地反映原始信号的特征变化:

- (1) 原始信号的第二维与重组系数的对比图如图 11 所示,从图 11 中可以看出,原始信号的第 5 个活动段

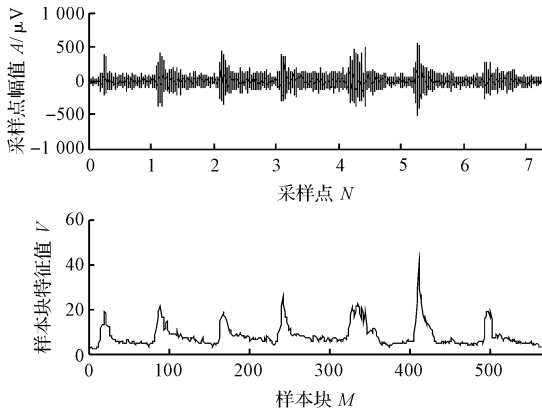


图 11 重组系数(特征值)对比图

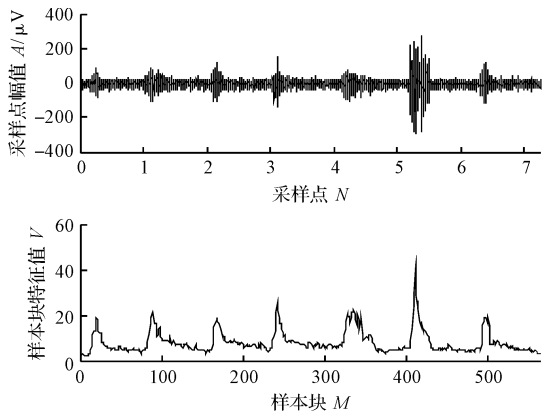


图 12 重组系数(特征值)对比图

出现了一定程度上的信号紊乱,可能是在信号采集过程中,受试者动作不稳定引起的;而在重组系数图中,第5个活动段的系数波动,准确地反映出了原始信号的紊乱;

(2)原始信号的第四维与重组系数的对比图如图12所示,从图12中可以看出,原始信号的第6个活动段的幅值出现了大幅度增加,其产生原因是在采样过程中,受试者的动作幅度过大;而在重组系数图中,第6个活动段的系数也明显增大。因此,可以认为,根据多维原始信号中任意一维的变化,特征值都可以准确地在其系数大小中反映出来。

4 结束语

本研究提出将稀疏分解算法引入到多维表面肌电信号的分析处理中,并构造基于K-SVD算法的自适应完备原子库。数据分析表明,原始信号经过稀疏分解后,其残余信号所包含的能量极低,即稀疏分解后的重构信号保留了原始信号绝大部分能量,其重构效果显著。

为了便于多维表面肌电信号的实际控制,本研究提出重组稀疏系数理论。通过重组后得到的特征值与原始信号的对比可以看出:仅用一个值来表示一段固定信号长度的样本块是可行的;同时,多维表面肌电信号中任意

一维的特征变化也可以在系数的具体数值中体现出来。

参考文献(References):

- [1] MERLETTI R, FARINA D, GAZZONI M, et al. Surface electromyography: A window on the muscle, a glimpse on the central nervous system[J]. *Europa Medicophysica*, 2001(37):57-69.
- [2] 李强. 表面肌电信号的运动单位动作电位检测[D]. 合肥:中国科学技术大学生命科学学院,2008,4.
- [3] BARATTA R V, SOLOMONOW M, ZHAU B H, et al. Methods to reduce the variability of EMG Power spectrum estimates[J]. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 1998,8(5):279-285.
- [4] CLANCY E A, MORIN E L, MERLETTI R. Sampling, noise-reduction and amplitude estimation issues in surface electromyography[J]. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 2002;12(1):1-16.
- [5] Farina D, Fortunato E, Merletti R. Noninvasive estimation of unit conduction velocity distribution using linear electrode arrays[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2000,47(3):380-388.
- [6] MERLO A, FARINA D, MERLETTI R. A fast and reliable technique for muscle activity detection from surface EMG signals[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2003,50(3):316-323.
- [7] ORTOLAN R L, MORI R N, PEREIRA R R, et al. Evaluation of adaptive/non-adaptive filtering and wavelet transform techniques for noise reduction in EMG mobile acquisition equipment[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2003,11(1):60-69.
- [8] 丁祥峰,孙怡宁,孙启柱. 表面肌电检测中消除工频干扰的方法[J]. *北京生物医学工程*, 2006,25(1):63-66.
- [9] 罗志增,张清菊,蒋静坪. 表面肌电信号的小波消噪改进算法[J]. *浙江大学学报工学版*, 2007,41(2):213-216.
- [10] 康晨晖,崔玲丽,王婧,等. 基于信号特征的复合字典多原子匹配算法研究[J]. *机械工程学报*, 2012,48(12):1-6.
- [11] 王建英,尹忠科,张春梅. 信号与图像的稀疏分解及初步应用[M]. 成都:西南交通大学出版社,2006.
- [12] 王春光,孙即祥. 基于稀疏分解的心电信号特征波检测及心电数据压缩[D]. 长沙:国防科技大学电子科学与工程学院,2009,1.
- [13] 李雨昕,尹忠科. 语音信号MP稀疏分解快速算法及在语音识别中的初步应用[D]. 成都:西南交通大学信息学院,2009.
- [14] 曾信雁,赵国华,黄坚. 电梯语音识别外招串行通信板设计[J]. *轻工机械*, 2014,32(2):61-65.
- [15] Vanderghyest P, Frossard P. Efficient image representation by anisotropic refinement in matching pursuit[C]// *Proceedings of IEEE on ICASSP*, Salt Lake City, UT, USA:[s,m], 2001:1757-1760.

- [16] Mallat S, Zhang Z. Matching pursuit with time-frequency dictionaries[J]. **IEEE Trans. on Signal Processing**, 1993,41(12):3397-3415.
- [17] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A M. K-SVD and its non-negative variant for dictionary design[J]. **Proceedings SPIE The international society for optical Engineering**, 2005(5914):327-339.
- [18] UNGER F, WESTEDT U, HANEFELD P, et al. Poly (ethylene carbonate): A thermoelastic and biodegradable biomaterial for drug eluting stent coatings[J]. **Journal of Controlled Release**, 2007,117(3):312-321.
- [19] ERIKSSON L, SEBELIUS F, BALKENIUS C. Neural con-

trol of a virtual prosthesis [C]//Proceedings of the 8th International Conference on Artificial Neural Networks, Perspectives Neural computing Skovde, Sweden: Springer London, 1998:905-910.

- [20] 李衍达,常 迥. 信号重构理论及其应用[M]. 北京:清华大学出版社,1991.
- [21] 陈歆普,朱向阳. 基于肌电信号的多模式人机接口研究[D]. 上海:上海交通大学机械与动力工程学院,2011.
- [22] 张 旭,杨基海. 基于表面肌电信号的人体动作识别与交互[D]. 合肥:中国科学技术大学生命科学学院,2010.

[编辑:张 豪]

本文引用格式:

黄鹏程,林 雪,鲍官军,等. 手指肌电信号稀疏分解重构与活动段特征提取研究[J]. 机电工程,2016,33(5):566-572.

HUANG Peng-cheng, BAO Guan-jun, LIN Xue, et al. Sparse decomposition and reconstruction of finger EMG and feature extraction of active segment[J]. **Journal of Mechanical & Electrical Engineering**, 2016,33(5):566-572.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>

(上接第 562 页)

图 3 的硬度分布表明,随着扫描速度的增加,熔覆区的硬度增加。这主要是因为,在相同的功率下,随着扫描速度的增加,熔池冷却加快,碳元素烧损降低,晶粒及碳化物细化,固溶体中的溶质浓度提高,相当于起到了细晶强化、固溶强化和弥散硬化的效果。堆积过程中,由于重熔、退火、回火等作用,长条状的碳化物基本消失,重新析出的碳化物组织细小,因此搭接区硬度增加。

3 结束语

本研究进行了不同工艺参数下高铬铸铁激光熔覆实验,结果表明,高铬铸铁粉末经激光熔覆后,熔覆层组织细密,无裂纹、气孔等缺陷。熔覆层与基体呈冶金结合,熔合线附近形成一层平面晶,熔合线上方为胞状树枝晶,树枝晶间分布着碳化物;当扫描速度较慢时,熔覆层中的骨状碳化物分布在晶界上,当扫描速度比较快时,碳化物呈现针状,均匀分布;随着扫描速度的增加,在多种强化机理的共同作用下,熔覆区平均硬度从 388 HV0.2 逐渐增加到 580 HV0.2,可大大提高熔覆层性能。

参考文献 (References):

- [1] 宋 量. 矿山耐磨铸件的现状和发展[J]. 铸造技术,

2009,30(2):295-298.

- [2] SINATORA A, POHL M, WALDHERR E U. Wear induced martensite in high chromium cast iron [J]. **Scripta Mater**, 1995,32(6):857-861.
- [3] WANG J, ZUO RL, SUN ZP, et al. Influence of secondary carbides precipitation and transformation on hardening behavior of a 15Cr1Mo1.5V white iron[J]. **Mater Charac**, 2005,55(3):234-250.
- [4] 王 均,曾 明,杨宏山. 不同热处理对一种高铬铸铁组织的影响[J]. 材料热处理学报,2005,26(6):75-79.
- [5] 陈长军,徐 星,张敏等. 高铬铸铁轧辊激光熔覆研究[J]. 应用激光,2011,31(5):391-395.
- [6] 许春伟,李 炎,魏世忠,等. 液-固双金属复合界面研究新进展[J]. 热加工工艺,2006,35(20):70-73.
- [7] 崔庆喜. 包覆铸造双金属抗磨铸件的试验与生产[J]. 特种铸造及有色合金,1988,8(4):67-69.
- [8] 管 平,胡祖尧,杜月春. 双液双金属耐磨零件铸造新工艺研究[J]. 热加工工艺,2005,34(7):52-54.
- [9] 张 伟. 激光熔覆 Fe45 与超细 VC 复合涂层的组织和性能[J]. 材料热处理学报,2016,37(2):197-201.
- [10] 张 伟,郑炉玉. 激光堆焊 F325 合金粉/铜丝的组织与硬度研究[J]. 应用激光,2013,33(5):473-476.
- [11] 傅 强,金振俊,汤 军,等. 齿轮轴激光熔覆轴变形的数值分析[J]. 机电工程,2012,29(5):497-511.
- [12] 周卫家,张 伟,姚建华. 应用激光堆焊技术对磨损轴件的修复工艺[J]. 机电工程,2004,21(11):45-47.

[编辑:李 辉]