

·技术与方法·

基于重采样技术的肌电信号动作电位传导速度估计研究*

付 聪 练士龙 李 强

(西南科技大学信息工程学院 四川 绵阳 621010)

摘要 目的 本文针对表面肌电(sEMG)信号探讨动作电位传导速度(APCV)估计问题。方法 以生理学仿真 sEMG 信号为基础,采用基于互相关分析的时延估计技术来获取相应的 APCV 估计值,并利用重采样技术来提高估计的精度。结果 实验表明,针对重采样后的仿真信号,其 APCV 的估计误差得到了明显降低。结论 所采用方法能够有效获取满意的 APCV 估计效果。

关键词 动作电位传导速度 仿真 互相关 重采样

中图分类号: R318.04, R741.044 **文献标识码**: A **文章编号**: 1673-6273 (2011) 19-3774-03

The Re-sampling Technique Application in Action Potential Conduction Velocity Estimation of Surface Electromyography*

FU Cong, LIAN Shi-long, LI Qiang

(School of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, 621010, Mianyang, China)

ABSTRACT Objective: The action potential conduction velocity (APCV) estimation was explored in this paper. **Methods:** Based on a physiological model of sEMG signal, the APCV estimation result was acquired by using the time-delay estimation of cross correlation, and the re-sampling technique was utilized to improve the estimation performance. **Results:** The experimental results showed that the APCV estimation error could be reduced by the re-sampling technique. **Conclusion:** The APCV estimation performance could be satisfactorily acquired by the proposed method.

Key words: Action potential conduction velocity; Simulation; Cross correlation; Re-sampling

Chinese Library Classification: R318.04, R741.044 **Document code:** A

Article ID: 1673-6273 (2011) 19-3774-03

前言

肌电信号是激活运动单位的电位信息沿着肌纤维方向传播过程中所形成的运动单位动作电位与各种噪声因素综合影响的结果。由于运动单位是由其支配的肌纤维组成,那么,运动单位中所有肌纤维的传导速度 (Muscular Fiber Conduction Velocity, MFCV) 的综合影响也就形成了该运动单位的动作电位传导速度(Action Potential Conduction Velocity, APCV)。通过对运动单位 APCV 的研究能够帮助更好地了解神经肌肉系统的控制功能特性以及疲劳、病理机理等问题^[1,2]。

根据检测电极的不同,表面电极检测方式无需对肌肉组织造成破坏,有效克服了插入式电极的缺点。但由表面电极获得的表面肌电(surface Electromyography, sEMG)信号受噪声干扰较为明显,且动作电位波形的变异程度较高,这对精确获取动作电位波形信息造成了一定的困难^[1,3]。针对 sEMG 信号动作电位传导速度估计问题, Farina 和 Merletti 等人根据信号通道数的不同将估计方法总结为三大类^[1,2,4],即①基于单通道信号的传导速度估计方法,这类方法主要是根据信号频率变化特征来进行的,包括谱坑法^[5]、自相关方法等;②基于双通道信号的传导速度估计方法,这类方法以沿着肌纤维方向排列的两电极为基础,包括相差分析方法、互相关方法以及谱匹配算法等;③基

于多通道信号的传导速度估计方法,这类方法主要通过参数优化方法来获取估计结果,包括最大似然估计算法等。结合信号采集通道情况,就可合适的算法进行传导速度估计,但测量到的实际 sEMG 信号较为复杂,噪声干扰也会影响传导速度估计的正确性。

本文以双通道信号检测方式为基础,考虑到互相关技术的计算复杂度低且可以满足实时测量的需要并可通过重采样方式来提高估计的精度,故采用互相关技术来获取 sEMG 信号的 APCV 估计值,并通过生理学 sEMG 信号模型生成仿真信号,分析重采样技术对 APCV 估计的影响问题。

1 原理与方法

本文是将动作电位的传导速度估计问题转化为通道间的波形时间延迟问题,再通过通道间距离与传输时间之间的关系来获取动作电位的传导速度估计值,即,已知两电极间距离(Inter-Electrode Distance, IED) s 情况下,估计出动作电位波形在此两电极间的传播时间,就可估计出相应的动作电位传导速度 $v=s/t^{[2,6-8]}$ 。

假设有两个随机信号序列 $x(t)$ 和 $y(t)$, 满足:

$$\begin{cases} x(t)=s(t)+n(t) \\ y(t)=s(t-T)+v(t) \end{cases} \quad (1)$$

* 基金项目 西南科技大学博士研究基金资助项目 (08zx0110)

作者简介 付聪 (1981), 男, 硕士, 主要研究方向 信号与信息处理、计算机应用。

电话 0816-6089080, E-mail: fucong@swust.edu.cn

(收稿日期 2011-04-07 接受日期 2011-04-30)

其中, $n(t)$ 和 $v(t)$ 为高斯随机噪声且均与源信号之间统计独立, T 为序列 $x(t)$ 和 $y(t)$ 间的延迟时间。利用互相关技术计算序列 $x(t)$ 和 $y(t)$ 间的相似性并估计延迟时间, 即有

$$R_{xy}(\tau) = R_x(\tau - T) + R_m(\tau) \tag{2}$$

由上式可知, 当且仅当 $\tau = T$ 时, $R_x(\tau)$ 取得最大值, 故通过寻求互相关系数最大值对应的时间值就可作为该两时间序列信号的时延估计值^[2,9]。

利用时延估计方法的前提是假设电极排列方向和肌纤维方向保持一致, 以确保通道间信号能够取得最大的波形相似性, 但当电极排列方向与肌纤维方向之间存在有夹角时, 还需修正因此夹角引起的动作电位传导速度估计偏差^[10,11]。

2 实验与分析

为定量考察 APCV 估计效果, 本文采用基于电生理过程的信号模拟模型来生成仿真 sEMG 信号, 其仿真过程如图 1 所示。该模型从细胞膜动作电位的数学描述出发, 仿真跨膜电流在容积导体中传播形成肌纤维动作电位的过程, 进而将运动单位所支配的所有肌纤维的动作电位进行叠加来形成运动单位动作电位, 并结合运动单位的募集与发放情况、电极配置方式以及噪声等因素来生成生理学仿真 sEMG 信号^[2,3]。

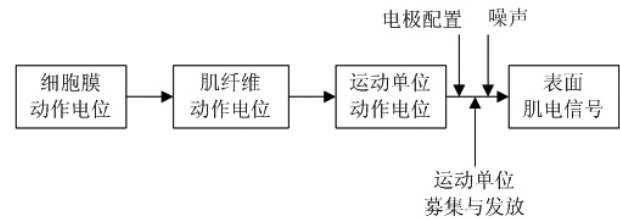


图 1 仿真 sEMG 信号的产生过程示意

Fig.1 Illustration of the simulated sEMG signal generation

由于 sEMG 信号主要分布在 20~500Hz 的频率范围内, 所以在进行信号采集时设置的采样率通常取为 1kHz 或 2kHz。而在进行时延估计时, 互相关技术对信号时域分辨率的要求较高, 如果直接使用正常采样数据进行分析, 所获取的时延估计误差较大。为解决这个问题, 可利用重采样技术提高检测信号的时域分辨率, 就可降低时延估计误差。在 APCV 估计实验过程中, 我们测试了两通道仿真信号在正常采样和重采样情况下的时延估计误差问题, 实验过程如图 2 所示。

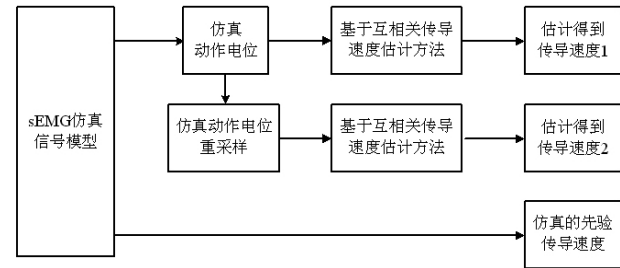


图 2 重采样对 APCV 估计的影响实验流程示意

Fig.2 Illustration of the APCV estimation with re-sampling technique

具体实验过程中, 肌肉组织仿真为 12mm×6mm 的矩形区域并与 2mm 厚的皮下组织构成容积导体, 一个仿真运动单位

在该肌肉组织内随机分布, 电极采用差分电极配置方式且电极间距离 IED 参数设置为 20mm, 仿真信号的采样率设置为 2kHz, 并将运动单位中所有肌纤维的传导速度的平均值作为该运动单位的仿真先验传导速度。通过误差分析来判断正常采样与重采样条件下的 APCV 估计效果, 且 APCV 估计误差定义为

$$\text{error} = \frac{|CV_{\text{stimulation}} - CV_{\text{simulation}}|}{CV_{\text{simulation}}} \tag{3}$$

其中, $CV_{\text{simulation}}$ 表示仿真的先验传导速度值, $CV_{\text{stimulation}}$ 表示获得的 APCV 估计值。

针对 2kHz 采样率下的两通道仿真动作电位波形, 利用互相关技术估计出波形间的时延, 进行 100 次的统计实验, 获得的 APCV 估计误差曲线如图 3(a) 所示。从图中可以看出, 统计测试下的 APCV 估计误差主要分布在 3% 左右。将动作电位波形重采样至 20kHz 以提高信号的时域分辨率, 利用互相关技术同样进行 100 次的统计实验, 得到的 APCV 估计误差曲线如图 3(b) 所示。从图中可以看出, 针对重采样后的仿真信号波形, 统计测试下的 APCV 估计误差主要分布在 0.3% 左右。对比两组测试结果, 可以明显地看出, 利用重采样数据计算得到的 APCV 估计误差比正常采样数据几乎小了 10 倍, 也就更加逼近于仿真先验值。因此, 利用重采样的信号进行互相关分析能够提高时延及传导速度估计的准确度。

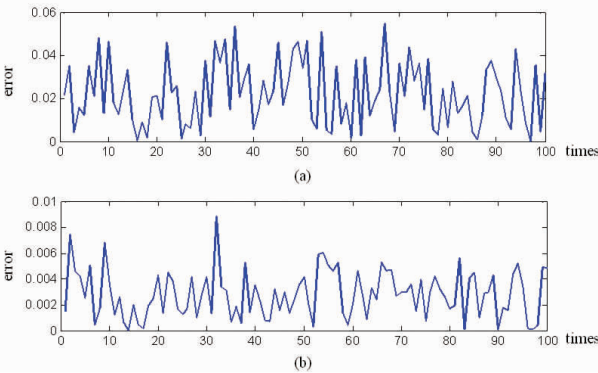


图 3 动作电位传导速度估计实验误差: (a)2kHz 采样率, (b)20kHz 重采样

Fig.3 APCV estimation error: (a) 2kHz with sampling rate, (b) 20kHz with re-sampling technique

3 讨论

本文通过仿真 sEMG 信号并利用基于互相关技术的时延估计方法来定量分析运动单位的 APCV 估计情况。仿真实验结果表明, 通过对仿真信号进行重采样处理能够有效降低 APCV 的估计误差。

肌电信号 APCV 是描述神经肌肉系统控制功能特性的重要参数, 能够应用于肌疲劳、病理等问题的辅助判断。但肌电信号 APCV 估计受到生理、采集系统等多种因素的影响^[1,2]。结合 sEMG 信号的生理形成过程, 运动单位动作电位波形传导速度受到其包含的所有肌纤维动作电位波形传导速度的综合影响; 而对于 sEMG 信号中的叠加波形来说, 其传导速度受到包含的

运动单位动作电位波形传导速度影响。从检测 sEMG 信号中精确获取单类运动单位动作电位信息是目前研究的一个难题^[1,3],也就难以获取准确的单类运动单位的 APCV 值。另外,由于人体肌肉组织生理及功能特性的复杂性,关于运动单位的研究中还有一些问题有待完善解决,也对肌电信号的研究造成了一定的困难^[12],并且,信号采集过程中所引入的干扰噪声也加大了 APCV 估计的难度^[13]。

目前的传导速度估计研究大多针对的是肌肉持续恒力收缩过程, Mesin 和 Farina 等人还针对较为复杂的肌肉组织^[14]和动态收缩^[15]进行了实验分析,进一步拓展了 sEMG 信号传导速度分析的领域,该项研究也还存在许多需要进行深入探讨的工作。

参 考 文 献(References)

- [1] R.Merletti, P.Parker. Electromyography: physiology, engineering, and noninvasive application[M]. Wiley-IEEE Press, 2004, 1-232
- [2] 付聪. 表面肌电信号的动作电位传导速度估计研究 [D]. 电子科技大学硕士论文, 2010
C.Fu. The study on the action potential conduction velocity estimation of surface electromyography[D]. Dissertation for Master's Degree of University of Electronic Science and Technology of China, 2010(In Chinese)
- [3] 李强. 表面肌电信号的运动单位动作电位检测 [D]. 中国科学技术大学博士论文, 2008
Q.Li. Study on the detection of motor unit action potentials in surface electromyography [D]. Dissertation for Doctor's Degree of University of Science and Technology of China, 2008(In Chinese)
- [4] D.Farina, R.Merletti. Methods for estimating muscle fibre conduction velocity from surface electromyographic signals[J]. Medical and Biological Engineering and Computing, 2004, 42(4): 432-445
- [5] 梁政, 杨基海, 叶殊, 等. 基于高阶谱的肌纤维传导速度谱坑法检测 [J]. 北京生物医学工程, 2004, 23(2): 127-131.
Z.Liang, JH.Yang, Z.Ye, et al. Spectrum dip estimator of muscle fiber conduction velocity based on high order spectra[J]. Beijing Biomedical Engineering, 2004, 23(2): 127-131(In Chinese)
- [6] MM. Lowery, CL.Vaughan, PJ.Nolan, et al. Spectral compression of the electromyographic signal due to decreasing muscle fiber conduction velocity [J]. IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, 2000, 8(3): 353-361
- [7] TI.Arabadzhiev, GV.Dimitrov, NA.Dimitrova. The cross-correlation and phase-difference methods are not equivalent under noninvasive estimation of the motor unit propagation velocity [J]. Journal of Electromyography and Kinesiology, 2004, 14(3): 295-305
- [8] D.Farina, R.Merletti. Comparison of algorithms for estimation of EMG variables during voluntary isometric contractions [J]. Journal of Electromyography and Kinesiology, 2000, 10(5): 337-349
- [9] 李勇, 徐震等. MATLAB 辅助现代工程数字信号处理[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2002: 111-113, 233-234
- [10] T.Sadoyama, T.Masuda, H.Miyano. Optimal conditions for the measurement of muscle fibre conduction velocity using surface electrode arrays[J]. Medical and Biological Engineering and Computing, 1985, 23: 339-342
- [11] D.Farina, C.Cescon, R.Merletti. Influence of anatomical, physical, and detection-system parameters on surface EMG [J]. Biological Cybernetics, 2002, 86(6): 445-456
- [12] RM.Enoka, AJ.Fuglevand. Motor unit physiology: some unresolved issues[J]. Muscle & Nerve, 2001, 24(1): 4-17
- [13] EA.Clancy, EL.Morin, R.Merletti. Sampling, noise-reduction and amplitude estimation issues in surface electromyography [J]. Journal of Electromyography and Kinesiology, 2002, 12(1): 1-16
- [14] L.Mesin, L.Damiano, D.Farina. Estimation of average muscle fiber conduction velocity from simulated surface EMG in pinnate muscles [J]. Journal of Neuroscience Methods, 2007, 160(2): 327-334
- [15] D.Farina, D.Falla. Estimation of muscle fiber conduction velocity from two-dimensional surface EMG recordings in dynamic tasks[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2008, 3(2): 138-144