

基于样本熵的肌电信号起始点检测研究

成 娟, 陈 勋, 彭 虎

(合肥工业大学医学工程学院生物医学工程系, 安徽合肥 230009)

摘 要: 该文提出了一种基于样本熵的动作肌电信号起始点检测方法, 为肌电信号应用于智能假肢控制、人机交互, 以及临床疾病诊断和评估等领域提供重要前提. 首先利用固定长度的滑动窗对动作肌电信号分帧, 然后计算每帧信号的样本熵值, 之后设定自适应阈值确定动作肌电信号的起始点. 实验结果表明, 样本熵能够有效表征动作肌电信号的开启模式, 对较短时间的肌肉收缩松弛有很好的连续性, 较之于其他常见的几类检测算法具有更好的抗噪声性能, 特别是对肌肉不自主收缩产生的尖锐毛刺信号具有优异的抑制性能.

关键词: 肌电; 起始点检测; 样本熵; TKE 算子

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2016)02-0479-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.02.032

An Onset Detection Method for Action Surface Electromyography Based on Sample Entropy

CHENG Juan, CHEN Xun, PENG Hu

(Department of Biomedical Engineering, School of Medical Engineering, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui 230009, China)

Abstract: Onset detection of action surface electromyography (sEMG) signals is important since it has great impact on the accuracy of subsequent sEMG analysis such as in prosthetic control, human computer interaction and clinical diagnosis and assessment, etc. This study presents a segment onset detection method based on sample entropy. Firstly, sEMG signals are framed by a fixed-length sliding window and the sample entropy of each frame is calculated. Afterwards, adaptive threshold is set to determine the starting point. Experimental results demonstrate the feasibility of sample entropy to characterize the switching property of action sEMG signals. Meanwhile, compared to moving average and Teager-Kaiser energy operator, the proposed method has advantages in better anti-jamming ability, not only in suppressing short muscular contraction relaxation intervals, but also in suppressing involuntary background spikes.

Key words: electromyography; onset detection; sample entropy; Teager-Kaiser energy operator

1 引言

动作肌电信号的起始点检测旨在从连续采集的肌电信号数据流中判断出动作开始的时刻. 它是肌电信号应用于智能假肢控制、康复训练和评估, 以及人机交互等领域的重要参数和重要前提^[1-5]. 常用的起始点检测方法主要是基于人工视觉和基于信号幅值的相关参数法^[6]. 人工视觉方法具有主观性并且只能手动实施, 而相关参数法主要有滑动均方根和滑动平均窗等, 具有低计算复杂度和可移植性等优点, 广泛应用于肌电信号的起始点检测^[7]. 但是, 随着应用领域的推广, 肌电信号容易受多方面因素的影响. 例如, 肌电电极与皮肤表面发生位移产生运动伪迹噪声, 神经疾病患者由于不自主的收缩和震颤产生尖锐背景毛刺信号, 某些

功能病变者完成某一动作时需要多次发力, 导致信号“断断续续”等. 此外, 由于肌肉疾病患者产生动作肌电信号幅值较弱, 甚至是肌电电极与皮肤长时间接触由于表面湿度变大肌电幅值变小, 这些均会使得相关参数法遭遇挑战^[8-11].

肌电信号起始点的检测算法没有统一标准, Vaisman L. 等提出了一种基于奇异谱的变化点分析算法, 取得了不错的效果. 但是当信号受到噪声干扰时, 尤其是干扰信号的变化大于动作信号的起始变化时, 该算法易造成虚警^[6]. 近年来, 一些能够描述肌电非线性特性和统计特性的起始点算法应运而生. 例如, TKE (Teager-Kaiser energy, TKE) 算子, 它能够兼顾信号的幅值和瞬时频率, 显著提升了起始点检测性能^[12]. 最大似然方法 (最初应用于线性时变系统的突变信号检测) 适用于

较低信噪比(SNR = 1)信号的端点检测,但是该方法要求噪声最好符合高斯分布^[13].与此同时,还有描述肌电频域和时频域特性的起始点检测算法,例如肌电爆发概率法(EMG Burst Presence Probability, EBPP)^[14].此外,描述肌电信号混沌特性的熵理论,例如信息熵、近似熵和样本熵等逐渐成为热点.

样本熵(Sample Entropy, SampEn)是由 Richman and Moorman 于 2000 年提出^[15],通过衡量时间序列复杂性度量信号中产生新模式的概率大小. SampEn 克服了数据偏差,具有更强的抗噪能力和优异的一致性,同时采用较少的数据段即可得到稳定的熵值^[15,16].目前 SampEn 已广泛应用于语音信号的端点检测^[17]、肌电信号和脑电的特征提取和分类识别等研究^[18-21].一方面,受神经肌肉控制系统的支配,不同动作的肌电信号具有特定的模式,而放松时的基线信号一般是噪声序列,这两类信号产生新模式的概率不同,序列的复杂度也不同;另一方面,随着研究领域的拓展,肌电信号容易受到各种噪声的影响.为此,本文充分挖掘样本熵的复杂度表征能力和抗噪能力,探索其检测复杂背景下动作肌电信号起始点的可行性,通过 4 种动作肌电信号实例,对比该方法和其他几种常见方法的准确性和鲁棒性.

2 方法

图 1 为基于样本熵的动作肌电信号起始点检测流程图.首先对肌电信号进行幅值离差归一化(主要考虑到肌电信号起始点的检测更加关注“有或无”而非肌电信号的绝对幅值大小),其次对归一化的肌电信号进行 64 点滑动窗分帧,计算每帧信号的 SampEn 值.之后设定自适应阈值 Th ^[17]对 SampEn 进行整流得到 En,将低于 Th 的 SampEn 值置 0,保留大于 Th 的 SampEn 值.当某时刻整流后的 En 值大于 0,并且连续的 150 个 En 值均大于 0 时,该时刻即判定为肌电信号活动段的起始点.

2.1 样本熵计算

设每帧信号 $\{x(i)\}$,其中 $i = 1, 2, \dots, N$, N 为数据长度总和. SampEn 计算公式为^[15,19]:

(1) 将每帧信号序列中连续 m 个值构成一个 m 维矢量,其中 $i = 1, 2, \dots, N - m + 1$:

$$X(i) = [x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)] \quad (1)$$

(2) 定义 $X(i)$ 与 $X(j)$ 的距离 $d[X(i), X(j)]$ 为两者对应元素中差值最大的:

$$d[X(i), X(j)] = \max_{\substack{k=0 \sim m-1 \\ i \neq j}} |x(i+k) - x(j+k)| \quad (2)$$

(3) 给定相似容差 r ,对于每一个 $i \leq N - m$,统计 $d[X(i), X(j)] < r$ 的个数(也称模板匹配数),并对距离

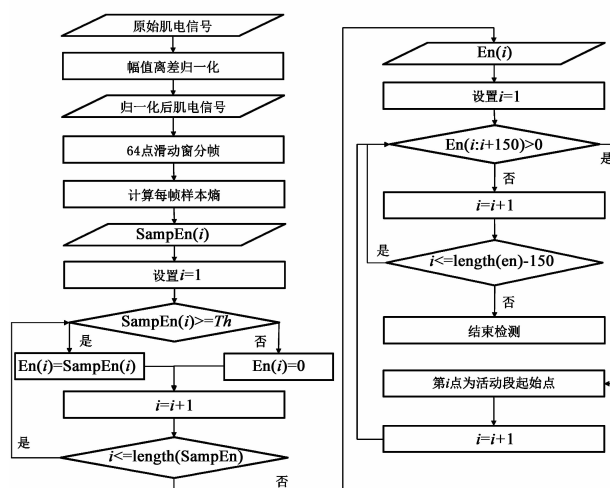


图 1 基于样本熵的动作肌电信号起始点检测示意图

总数 $N - m - 1$ 求均值,得到所有 $N - m$ 条件下的模板匹配数,对矢量个数总和 $N - m$ 求平均,记为 $B^m(r)$:

$$B^m(r) = \frac{1}{N - m} \sum_{i=1}^{N-m} \text{num}(d[X(i), X(j)] < r) \quad (3)$$

(4) 将矢量维度 m 改为 $m + 1$,得到 $B^{m+1}(r)$:

$$B^{m+1}(r) = \frac{1}{N - m} \sum_{i=1}^{N-m} \text{num}(d[X(i), X(j)] < r) \quad (4)$$

那么,对于每帧数据长度为 N 的肌电信号,其对应的样本熵值为:

$$\text{SampEn}(m, r, N) = \ln \left[\frac{B^m(r)}{B^{m+1}(r)} \right] \quad (5)$$

由此可以看出 SampEn 取决于 N, m 和 r, r 一般取 $0.1 - 0.25\text{SD}(X)$ ^[15],其中 SD 为信号的标准差.当 X 为每帧数据时,相似容差是局部的;当 X 为某一段完整的数据时,相似容差 r 是全局的.图 2 所示为 4 种不同的肌电信号(信号的具体说明见 2.2)的 SampEn 值随着单一参数变化(N, m 和 r)时的表现规律.其中图 2(a)选取数据长度 $N = 64$,矢量维度 $m = 2$;图 2(b)选取相似容差 $r = 0.25\text{SD}$,矢量维度 $m = 2$;而图 2(c)选取相似容差 $r = 0.25\text{SD}$,数据长度 $N = 64$.从图 2 中不难发现,当相似容差 $r < 0.2\text{SD}$ 时, SampEn 一致性较差,但是 r 并不是越大越好,当 $r > 0.6\text{SD}$ 时 SampEn 描述信号中产生新模式概率大小的能力下降. SampEn 的一致性几乎不受 m 值的影响,但较大的 m 值会带来较多的计算开销,所以 m 一般取值为 2.此外, SampEn 对数据长度 N 的要求不高, N 越大,计算得到的 SampEn 值越平滑稳定,一致性越好,时间开销随之增加.但是 N 也不能过小,例如当 $N < 64$ 时, SampEn 易波动.综合考虑,设定滑动窗帧长为 64(本文中肌电信号采样率为 1kHz,即为 64ms 数据),帧移为 1,相似容差 $r = 0.25$.为了对比算

法的有效性,滑动平均窗和滑动 TKE 算子选择相同的 帧长和帧移。

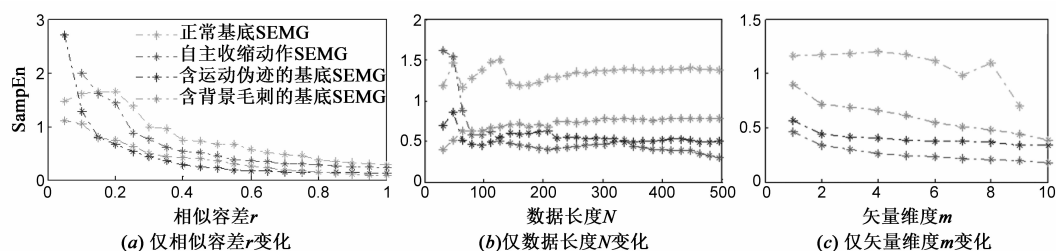


图2 SampEn随不同参数变化示意图

2.2 性能验证

肌电信号起始点检测的有效性体现在准确性和及时性。为此,我们首先构造一个半合成的动作肌电信号,即该信号的动作起始点已知,从而确定所提算法的相关参数。同时,对 4 种真实肌电信号的起始点分析,验证样本熵检测起始点的有效性。

半合成的动作肌电信号是这样构成的:选择 4 种实验信号,每种实验信号选取 10 个片段,第一种为安静状态下执行伸掌的肌电信号;第二种为受试者放松时产生的正常基底信号,不包含特别的噪声;第三种为该信号一般包含运动伪迹噪声的基底信号;第四种为脑卒中患者未执行任何动作的基底信号,但是该信号包含患者由于不自主收缩而产生的尖锐毛刺噪声。所有信号的持续时间均为 0.5s。因此半合成的肌电信号即为将第一种信号分别嵌入到剩余三种信号当中,从而精确地知道动作信号的起始点时间为 0.5s。

3 方法

采用 Delsys Trigno Wireless EMG System (Delsys Inc. Natick, MA 01760) 采集 sEMG 数据,该系统拥有 16 通道肌电传感器和 48 通道加速度传感器,设置肌电信号的采样率为 1KHz。以单通道 sEMG 信号为研究对象,共设计了 4 种动作场景:(1) 相对静态的动作执行环境,伸掌,电极安放在桡侧腕伸肌处;(2) 相对动态的动作执行环境,健康人走路,电极安放在右腿腓肠肌的外侧;(3) 病理步态动作执行环境,运动障碍者走路,右腿半腱肌为电极安放位置;(4) 背景毛刺噪声动作执行环境,脑卒中病人执行手势同时伴随不自主的肌肉收缩,电极安放在桡侧腕伸肌处。每个动作场景均有 5 位受试者参与实验,每次重复动作 20 次,每个场景共获得 100 个活动段。前两个动作场景实验数据来源于健康受试者,而运动障碍者和脑卒中患者招募于安徽医科大学的神经康复科,并由患者监护人签署知情同意书。研究方法经伦理审查委员会审查通过。

3.1 半合成的肌电信号起始点检测

首先,局部相似容差和全局相似容差的样本熵用于检测正常基底和含有噪声基底的半合成的肌电信号

起始点,相似容差均取 $r = 0.25SD(X)$ 。同时,滑动平均窗法和滑动 TKE 算子法也应用于相同的半合成肌电信号,具体检测结果如图 3 所示。

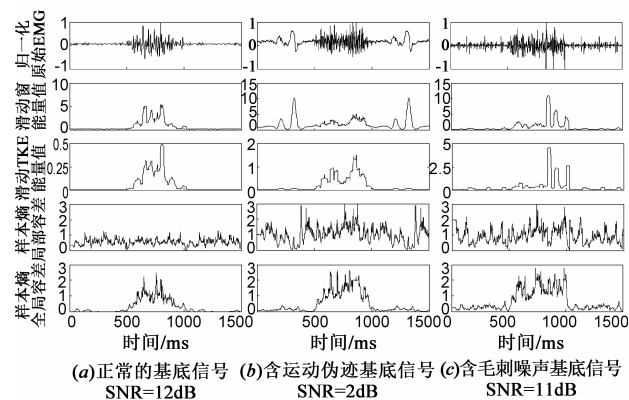


图3 三种半合成肌电信号以及利用滑动窗、滑动TKE算子和样本熵(局部相似容差和全局相似容差)求得的相应值。(a)正常的半合成肌电信号;(b)含运动伪迹的半合成肌电信号;(c)含尖锐毛刺噪声的半合成肌电信号。

从图 3 中发现,滑动平均窗、滑动 TKE 算子和全局相似容差的样本熵对于正常基底的半合成肌电信号均具有良好的起始点检测能力(图 3(a)所示),但是滑动平均窗算法无法适应具有较宽范围的运动伪迹噪声信号(图 3(b)所示)。尽管 TKE 算子能够很好地抑制运动伪迹噪声,但是它无法适应具有尖锐毛刺噪声的活动段起始点检测(图 3(c)所示)。纵观全局相似容差的样本熵在三种情况下均有良好表现,能够抑制各种噪声,并且在起始点(0.5s)处有非常明显的跳跃信号,显示了样本熵具有优异的动作活动段信号表征能力。此外,由于肌电信号长度较短时,信号不平稳,局部相似容差变化大,导致基于局部相似容差的样本熵表征活动段起始点的能力弱,故不采用。实验中发现,自适应阈值 Th 中 λ 较小(0.01 - 0.1)时,起始点检测较为准确且延迟时间 $< 30ms$ 。

3.2 真实肌电信号起始点检测

3.2.1 相对静态的动作执行环境

图 4 为握拳动作的起始点检测示意图,其中图 4(a)为归一化的肌电信号,黑色虚线为理论上的动作起始点,黑色圆点为算法检测的起始点。从中发现,三种

方法均能很好地检测动作起始点,且均具有良好的起始点响应能力.并且发现,样本熵主要依赖信号的复杂度和产生新模式概率的大小,对幅值的变化并不绝对敏感;而滑动平均窗算法是信号幅值的直观反映,最容易受幅值的影响.

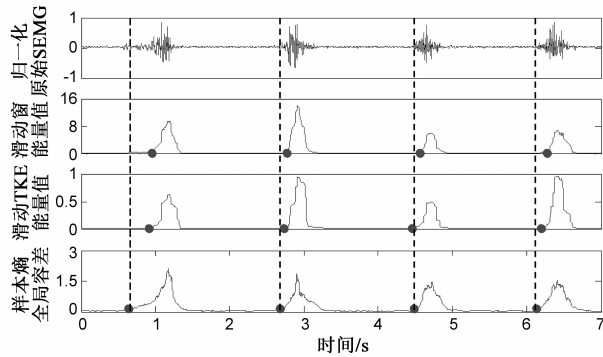


图4 相对静态环境下握拳动作的起始点检测

3.2.2 相对动态的动作执行环境

表面肌电电极一般利用双面胶或腕带进行固定.动作执行时由于肌肉的旋转偏移,或与较硬平面发生碰撞,甚至动作本身程度剧烈等,均可能导致肌电电极与皮肤的接触阻抗瞬间发生剧烈变化,产生干扰信号.以正常人的走路动作为例,一个跨步周期中,当前脚掌离地的瞬间会和地面发生弹跳,该弹跳使得小腿腓肠肌处的肌电信号产生运动伪迹(图5(a)中箭头所示),三种算法的起始点检测结果如图5所示.由于运动伪迹噪声的宽度较大且幅值较大,采用传统的滑动窗算法无疑将该运动伪迹干扰信号错认为是“活动段”(图5(b)中浅色圆点所示),并且该干扰信号的能量包络宽度与正常的动作能量包络宽度相当,无法进一步利用动作持续时间阈值等进行删除.样本熵能够较好地抑制干扰信号,此时可以取较大值 λ ,过滤幅值较低的虚假活动段.TKE算子对此类干扰信号具有最好的抑制能力,同时能够真实反映动作肌电信号的起始点.

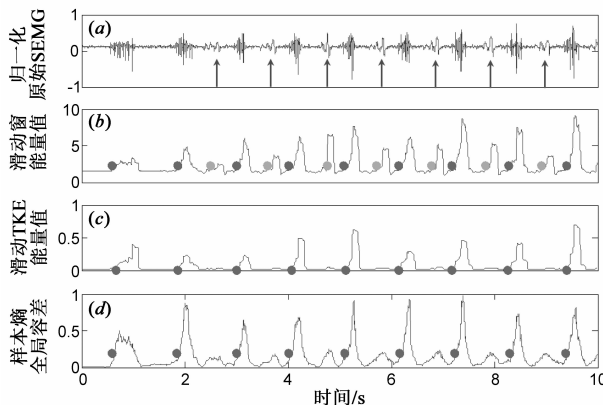


图5 相对动态环境下正常走路动作的起始点检测

3.2.3 病理步态动作执行环境

步行是生活自理的基础,步态康复训练是运动障碍患者康复中的重要环节.异常步态的检测与分析对于提供某些疾病的特异性诊断指标、评估神经肌肉控制策略以及康复效果具有重要价值.然而,由于神经肌肉协同异常或运动障碍等原因,患者的步态行为相对困难,持续时间变长^[8],且由于神经肌肉控制策略的变化导致在一个步态周期完成过程中需要多次发力,导致步态肌电信号“断断续续”.对比三种方法检测患者步态活动段起始点的结果(如图6所示),滑动窗算法容易将一个完整的活动段分割识别为多个活动段,而TKE算子基本能正确检测活动段,但是TKE算子容易将短暂的“特异”活动段丢失.样本熵性能最佳,一方面,表征“断断续续”信号的连续性能更好,具有更大的阈值选择空间;另一方面,能有效表征幅值较小的肌电信号(如图6(d)浅色圆点起始点所示),对于患者步态周期之间可能的特异性指标更加敏感.

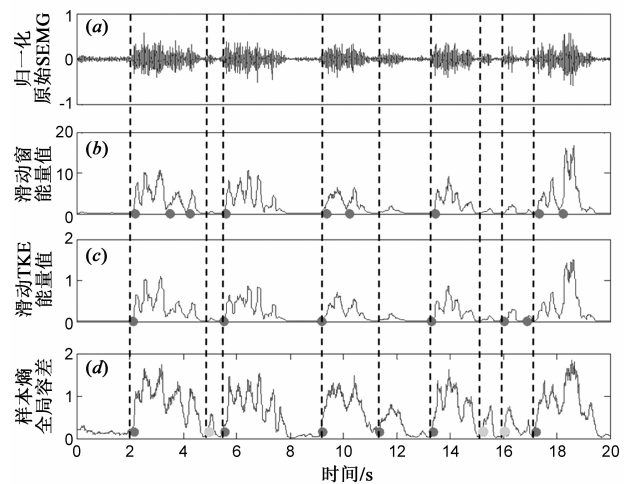


图6 病理步态动作执行环境下肌电信号活动段检测

3.2.4 背景毛刺噪声动作执行环境

动作肌电信号在脑卒中、帕金森等病人的康复训练和机理研究中扮演重要角色.然而这些病人由于疾病会产生不自主的肌肉收缩,导致背景产生尖锐毛刺噪声,如图7(a)所示.图7给出了三种算法进行此类动作信号的起始点检测结果,图7(d)中横线表示为 $\lambda = 0.1$ 时的自适应阈值.从图中不难发现,移动窗算法和TKE算子均不能适应频繁的尖锐毛刺噪声,无法判断动作的起始点.而样本熵可以将不自主的肌肉收缩看成一种模式,该模式相对于动作肌电信号的复杂度和随机性均要小,因此可以一定程度地抑制背景毛刺噪声,即便是在频繁的不自主收缩条件下,其动作肌电信号起始点的“上升沿”也很明显.

表1所示为4种运动场景下,利用三种算法得

到的起始点检测结果. 其中,相对静态的动作执行环境下,三种方法均能够 100% 检测伸掌的起始点,并且延迟时间 $< 12\text{ms}$. 这主要得益于伸掌的肌肉收缩强度较大,动作信号幅值明显且信号的“开关”干净利落. 正常步态时, TKE 算子和样本熵都能很好地抑制运动伪迹噪声的干扰, TKE 算子的性能相对最优. 而移动平均窗算法则无法适应这种干扰,错误地将干扰检测为虚假活动段多达 101 个. 病理步态时,样本熵较好地适应了由于多次发力造成一个活动段内动作肌电信号的“断断续续”性,而移动平均窗算法由于对肌肉收缩的开关较为敏感,特别容易将一个活动段按照发力的次数错误地识别为多个活动段,造成活动段的虚假个数剧增(86 个). 由于移动窗算法和 TKE 算子不能适应背景毛刺噪声的肌电信号活动段的起始点检测,在该执行环境中,只统计样本熵算法的起始点检测结果. 不难发现,样本熵很好地抑制背景毛刺噪声.

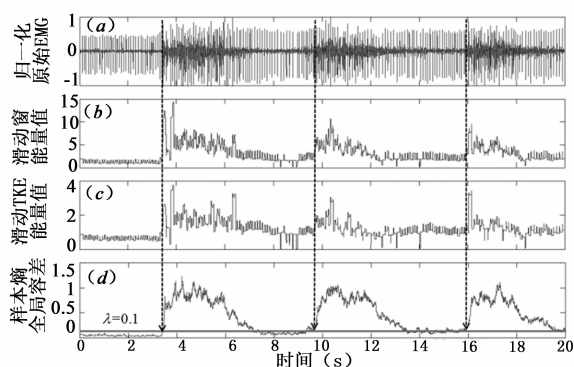


图7 背景毛刺噪声动作执行环境下动作肌电信号的起始点检测

表 1 四种运动场景肌电信号活动段起始点检测结果

场景	方法	正确个数	虚假个数	漏检个数	延迟时间 (ms)	阈值 λ
1	滑动窗	100	0	0	11.12 ± 5.57	0.03
	TKE	100	0	0	10.50 ± 5.34	0.03
	SampEn	100	0	0	10.50 ± 5.91	0.1
2	滑动窗	100	101	0	26.72 ± 13.19	0.05
	TKE	100	1	0	23.50 ± 14.79	0.05
	SampEn	100	7	0	22.71 ± 15.31	0.1
3	滑动窗	86	86	14	29.40 ± 19.43	0.05
	TKE	93	2	7	28.67 ± 12.38	0.05
	SampEn	98	13	2	28.88 ± 9.84	0.1
4	滑动窗	*	*	*	*	*
	TKE	*	*	*	*	*
	SampEn	93	2	7	37.09 ± 24.05	0.1

4 结束语

本文充分挖掘样本熵表征时间序列复杂度和随机不确定性的能力,提出了一种基于样本熵的动作肌电信号起始点检测算法,实现了 4 种不同运动场景下动作肌电信号起始点的有效检测. 实验结果表明,通过选择合适的相似容差 r (本文选择全局相似容差) 和帧长,样本熵能够表征动作肌电信号的“开关模式”,并且该算法相比于成熟的移动平均窗算法和 TKE 算子具有更好的检测性能,抗干扰性能强,特别是背景毛刺噪声的应用环境中. 此外,样本熵对于较短时间的肌肉收缩松弛有很好的连续性,拥有较大的阈值选择空间,受偶然因素的影响较小,活动段检测结果稳定. 尽管在背景运动伪迹噪声环境下样本熵算法较之 TKE 算子性能稍逊,但是该算法几乎可以在肌电信号无任何预处理或无任何先验知识的前提下实现动作肌电信号起始点的有效检测.

目前动作肌电信号已经广泛应用于人机交互、手语手势动作识别研究、康复工程等领域,对于不同的应用领域,采用的起始点检测算法可以不同. 例如,在背景比较干净的动作肌电信号起始点检测研究中,传统的移动平均窗算法和 TKE 算子均性能良好,且相比于样本熵,这两种算法的时间开销较小. 但是,当动作肌电信号广泛应用于康复诊断和康复训练时,肌电信号伴随不自主的肌肉收缩产生频繁的背景毛刺噪声,滑动窗算法和 TKE 算子再也无法适应,而样本熵能够有效地解决此类起始点检测问题. 由于 TKE 算子特别擅长高斯分布的背景噪声抑制, TKE 算子对于背景是运动伪迹噪声的步态行为动作起始点检测具有优异的性能.

由于不同类型的动作肌电信号的样本熵值具有一定的统计分布规律,利用样本熵特征可以进行动作的分类识别研究,针对样本熵的这一特点,接下来尝试将其运用于连续手语手势动作识别研究中,用于解决两类动作过渡时产生的运动插入问题,实现连续手语手势动作肌电信号的起始点检测. 同时,肌电和加速度的结合也是模式识别、人机交互和康复工程等领域的研究热点,如何充分挖掘两类信息在活动段检测方面的互补优势,实现起始点的有效检测也是未来的研究方向之一.

致谢

感谢合肥工业大学的实验数据志愿者,以及中国科学技术大学电子科学与技术系陈香博士和张旭博士提供的脑卒中患者实验数据.

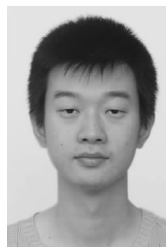
参考文献

- [1] 罗志增,李文国. 基于小波变换和盲信号分离的多通道肌电信号处理方法[J]. 电子学报,2009,37(4):823-827.
Luo Zhizeng, Li Wenguo. A method of multi-channel EMG disposal based on wavelet transform and blind signal separation[J]. Acta Electronica Sinica,2009,37(4):823-827 (in Chinese)
- [2] Zhang X, Barkhaus PE, Rymer WZ. et al. Machine learning for supporting diagnosis of amyotrophic lateral sclerosis using surface electromyogram[J]. IEEE Trans on Neur Syst Rehab Eng,2014,22(1):96-103.
- [3] 陈歆普. 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,2011.
- [4] 谢燕江,杨智,范正平等. 应用小波变换去除膈肌肌电图信号中的心电干扰[J]. 电子学报,2010,38(2):366-370.
Xie Yanjiang, Yang Zhi, Fan Zhengping, et al. Application of wavelet to the cancellation of ECG interference in diaphragmatic EMG[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(2):366-370. (in Chinese)
- [5] Oskoei MA, Hu HS. Myoelectric control systems: a survey[J]. Biomed Signal Process and Control,2007,2(4):275-294.
- [6] Vaisman L, Zariffa J, Popovic M R. Application of singular spectrum-based change-point analysis to EMG-onset detection[J]. Journal of Electromyography and Kinesiology, 2010,20(4):750-760.
- [7] 张旭. 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,2010.
- [8] 李飞. 基于表面肌电信号的小儿脑瘫步态肌肉协同分析[D]. 合肥:中国科学技术大学,2013.
- [9] Antuvan C W, Ison M, Artemiadis P. Embedded human control of robots using myoelectric interfaces[J]. IEEE Trans on Neur Syst Rehab Eng,2014,22(7):820-827.
- [10] Cheng J, Chen X, Shen M. A framework for daily activity monitoring and fall detection based on surface electromyography and accelerometer signals[J]. IEEE Journal of Biomed and Health Informatics,2013,17(1):38-45.
- [11] Li Yun, Chen Xiang, Zhang Xu, et al. A sign-component-based framework for Chinese sign language recognition using accelerometer and sEMG data[J]. IEEE Trans on Biomed Eng,2012,59(10):2695-2704.
- [12] Li X, Zhou P, Aruin AS. Teager-Kaiser energy operation of surface EMG improves muscle activity onset detection[J]. Ann Biomed Eng,2007,35(9):1532-8
- [13] Qi X, Yazhi Q, Lei Y, et al. An adaptive algorithm for the determination of the onset and offset of muscle contraction by EMG signal processing[J]. IEEE Trans Neur Syst Rehab Eng,2013,21(1):65-73.
- [14] Liu J, Ying D, Rymer WZ, EMG burst presence probability: A joint time-frequency representation of muscle activity and its application to onset detection[J]. Journal of Biomechanics,2015,48(6):1193-1197.
- [15] Richman J S, Moorman J R. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy[J]. American Journal of Physiology Heart and Circulatory Physiology,2000,278(6):2039-2049.
- [16] 陈伟婷. 基于熵的表面肌电信号特征提取研究[D]. 上海:上海交通大学,2008.
- [17] 雷雄国,曾以成,李凌. 基于近似熵的语音端点检测[J]. 声学技术,2007,26(1):121-125.
Lei Xiongguo, Zeng Yicheng, Li Ling. Noisy speech endpoint detection based on approximate entropy[J]. Technical Acoustics,2007,26(1):121-125. (in Chinese)
- [18] 王彦春,梁德群,王演. 基于图像模糊熵邻域非一致性的过渡区提取与分割[J]. 电子学报,2008,36(12):2445-2449.
Wang Yanchun, Liang Dequn, Wang Yan. Transition region extraction and segmentation based on image fuzzy entropy neighborhood unhomogeneity[J]. Acta Electronica Sinica,2008,36(12):2445-2449. (in Chinese)
- [19] Kosmidou V E, Hadjileontiadis L. Using sample entropy for automated sign language recognition on sEMG and accelerometer data[J]. Medical Biological Eng Computing, 2010,48(3):255-267.
- [20] Zhang C, Wang H, Fu R. Automated detection of driver fatigue based on entropy and complexity measures[J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems,2014,5(1):168-177.
- [21] Burden, A. How should we normalize electromyograms obtained from healthy participants? What we have learned from over 25 years of research[J]. Journal of Electromyography and Kinesiology,2010,20(6):1023-1035.

作者简介



成娟女,1986年生于江苏盐城. 中国科学技术大学电子科学与技术系博士. 研究方向为生物医学信号处理和人机交互.



陈勋(通信作者)男,1987年生于湖北随州. 英属哥伦比亚大学电子与计算机工程系博士. 研究方向为生物医学信号处理,移动健康监护.
E-mail: xun.chen@hfut.edu.cn