



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 104899594 A

(43) 申请公布日 2015. 09. 09

(21) 申请号 201410081238. 1

(22) 申请日 2014. 03. 06

(71) 申请人 中国科学院沈阳自动化研究所
地址 110016 辽宁省沈阳市东陵区南塔街
114 号

(72) 发明人 韩建达 赵新刚 熊安斌 丁其川
赵忆文

(74) 专利代理机构 沈阳科苑专利商标代理有限
公司 21002

代理人 许宗富

(51) Int. Cl.
G06K 9/62(2006. 01)

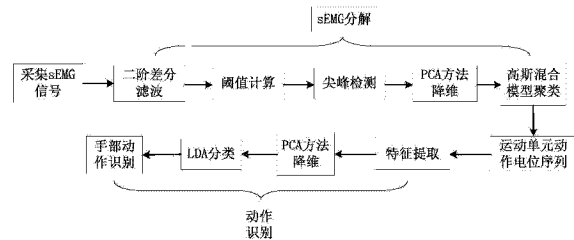
权利要求书3页 说明书7页 附图5页

(54) 发明名称

基于表面肌电信号分解的手部动作识别方法

(57) 摘要

本发明涉及一种基于表面肌电 (sEMG) 分解的手部动作识别方法, 所述方法包括两部分 :sEMG 信号分解得到运动单元动作电位序列 (MUAPT) ;以及基于 MUAPT 手部动作识别方法。其中 sEMG 信号分解由 sEMG 信号预处理、sEMG 尖峰检测及高斯混合模型 (GMM) 聚类组成 ;而基于 MUAPT 的手部动作识别包括特征提取、主成分分析 (PCA) 降维, LDA 分类等。本发明在仅仅使用一个通道 sEMG 的条件下, 利用 sEMG 信号分解得到的运动单元动作电位信息, 对手部动作进行识别, 有效提高了单通道 sEMG 识别率, 具有重要的理论意义和实际应用价值。



1. 一种基于 sEMG 分解的手部动作识别方法,其特征在于:

采集旋前方肌处 sEMG 信号;

采用二阶差分滤波方法对采集到的 sEMG 信号进行滤波;

对滤波后的 sEMG 信号,进行尖峰检测,得到的所有尖峰组成样本矩阵;

对样本矩阵采用 PCA 方法降维;

将降维后的样本矩阵采用高斯混合模型进行聚类,得到 MUAPT;

将得到的 MUAPT,采用滑动平均方法进行处理,提取相应特征,并组成特征向量;

对特征向量采用 PCA 降维;

降维后的样本利用 LDA 进行分类,得到不同的手部动作。

2. 根据权利要求 1 所述的基于 sEMG 分解的手部动作识别方法,其特征在于:所述采用的二阶差分滤波方法如下:

$$x_t = y_{t+2} - y_{t+1} - y_t + y_{t-1}$$

其中 y_t 是采集到的原始 sEMG 信号, x_t 是滤波后的 sEMG 信号, t 为采样时间。

3. 根据权利要求 1 所述的基于 sEMG 分解的手部动作识别方法,其特征在于:所述对滤波后的 sEMG 信号进行尖峰检测包括以下过程:

阈值的计算公式如下:

$$\alpha = c_1 \left[\frac{\sum_{t=1}^{T_1} x_t^2 I(\alpha, t)}{\sum_{t=1}^{T_1} I(\alpha, t)} \right]$$

其中, $c_1=3.5$, x_t 是滤波后的 sEMG 信号, $I(\alpha, t) = \begin{cases} 1, & \text{if } |x| < \alpha \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$;

记录滤波后的 sEMG 信号中,由下向上穿越阈值 α 的采样点 x_i ,以及与之邻近的由上向下穿越阈值的采样点 x_{i+k} ; x_i 到 x_{i+k} 中的最大值即为尖峰峰值:

$$\text{peak}_i = \max(x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+k})$$

其中, peak_i 为尖峰峰值;

确定尖峰峰值位置后,则一个尖峰由其相邻的八个采样点组成:

$$\text{spike}_i = \{\text{peak}_{i-3}, \dots, \text{peak}_i, \dots, \text{peak}_{i+4}\}$$

其中 spike_i 为一个尖峰。

4. 根据权利要求 1 所述的基于 sEMG 分解的手部动作识别方法,其特征在于:所述所有尖峰组成样本矩阵:

$$\text{SPIKE} = \begin{bmatrix} \text{peak}_{i-3}, \text{peak}_{i-2}, \text{peak}_{i-1}, \text{peak}_i, \text{peak}_{i+1}, \text{peak}_{i+2}, \text{peak}_{i+3}, \text{peak}_{i+4} \\ \text{peak}_{j-3}, \text{peak}_{j-2}, \text{peak}_{j-1}, \text{peak}_j, \text{peak}_{j+1}, \text{peak}_{j+2}, \text{peak}_{j+3}, \text{peak}_{j+4} \\ \dots \\ \text{peak}_{k-3}, \text{peak}_{k-2}, \text{peak}_{k-1}, \text{peak}_k, \text{peak}_{k+1}, \text{peak}_{k+2}, \text{peak}_{k+3}, \text{peak}_{k+4} \end{bmatrix}_{q \times 8}$$

其中, SPIKE 是所有尖峰组成样本矩阵, peak_i 为尖峰峰值, q 指 sEMG 信号中检测到的尖峰的个数。

5. 根据权利要求 1 所述的基于 sEMG 分解的手部动作识别方法,其特征在于:所述对样本矩阵采用 PCA 方法降维包括:

$$[pc1, score, latent] = princomp(SPIKE)$$

$$pcaSPIKE_{p \times D} = SPIKE_{p \times s} * pc1(:, 1:D)$$

其中, $princomp(\cdot)$ 是主元分析函数, $pc2$ 是主元分析投影矩阵, $latent$ 是协方差矩阵的特征值, $score$ 是 SPIKE 在主成分空间的投影表示, SPIKE 与 $pc1$ 的前 D 列相乘, 得到 $pcaSPIKE$ 矩阵。

6. 根据权利要求 1 所述的基于 sEMG 分解的手部动作识别方法,其特征在于:所述将降维后的样本矩阵采用高斯混合模型进行聚类,得到 MUAPT 包括以下过程:

$$obj = gmdistribution.fit(pcaSPIKE, k)$$

$$label = cluster(obj, pcaSPIKE)$$

其中, $gmdistribution.fit(\cdot)$ 为高斯混合模型训练函数, obj 为训练得到的高斯混合模型, 其中包含 M 个组元, 即将原始的 sEMG 信号分成了 M 类, $cluster(\cdot)$ 是聚类函数, 能够根据 obj 将 $pcaSPIKE$ 样本分为不同的类别, 以不同的 $label$ 表示出来, 其中 $label$ 是类别的标记;

将属于同一个类别的尖峰 $spike_i$ 按照其在原来 sEMG 信号中的先后顺序排列, 小于阈值的 sEMG 信号用 0 代替, 就分别构成了 M 个 MUAPT。

7. 根据权利要求 1 所述的基于 sEMG 分解的手部动作识别方法,其特征在于:所述滑动平均方法中,采用的时间窗为 N , 滑动窗为 $N/4$ 。

8. 根据权利要求 1 所述的基于 sEMG 分解的手部动作识别方法,其特征在于:所述相应特征包括绝对值积分 (IAV), 最大值 (MAX), 非零中值 (NonZeroMed), 非零中值序号 (Ind), 其计算公式如下:

$$IAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|$$

$$MAX = \max_{i=1, \dots, N} |x_i|$$

$$NonZeroMed = median(nonzeros(x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N))$$

$$Ind = \text{index of the NonZeroMed}$$

其中 x_i 是 sEMG 的第 i 个采样值, N 为时间窗的长度, $median(\cdot)$ 表示计算序列的中值, $nonzeros(\cdot)$ 表示计算序列的非零值, Ind 表示非零中值在原时间窗中所在的位置。

9. 根据权利要求 1 所述的基于 sEMG 分解的手部动作识别方法,其特征在于:所述特征向量为:

$$FV = \begin{bmatrix}
 IAV_{11} & IAV_{21} & \dots & IAV_{p1} \\
 MAX_{11} & MAX_{21} & \dots & MAX_{p1} \\
 NonZeroMed_{11} & NonZeroMed_{21} & \dots & NonZeroMed_{p1} \\
 Ind_{11} & Ind_{21} & \dots & Ind_{p1} \\
 IAV_{12} & IAV_{22} & \dots & IAV_{p2} \\
 MAX_{12} & MAX_{22} & \dots & MAX_{p2} \\
 NonZeroMed_{12} & NonZeroMed_{22} & \dots & NonZeroMed_{p2} \\
 Ind_{12} & Ind_{22} & \dots & Ind_{p2} \\
 \dots & \dots & \dots & \dots \\
 IAV_{1M} & IAV_{2M} & \dots & IAV_{pM} \\
 MAX_{1M} & MAX_{2M} & \dots & MAX_{pM} \\
 NonZeroMed_{1M} & NonZeroMed_{2M} & \dots & NonZeroMed_{pM} \\
 Ind_{1M} & Ind_{2M} & \dots & Ind_{pM}
 \end{bmatrix}^{4M \times p}$$

其中，M 表示分解得到的 MUAPT 的个数，p 为时间窗的个数，IAV 是绝对值积分，MAX 是最大值，NonZeroMed 是非零中值，Ind 是非零中值序号。

10. 根据权利要求 1 所述的基于 sEMG 分解的手部动作识别方法，其特征在于：所述对特征向量采用 PCA 降维过程包括：

$$[pc2, score, latent] = princomp(FV)$$

$$pcaFV_{p \times r} = FV_{p \times 4M} * pc2(:, 1:r)$$

其中，princomp(·) 是主元分析函数，pc2 是主元分析投影矩阵，latent 是协方差矩阵的特征值，score 是 SPIKE 在主成分空间的投影表示，特征向量 FV 与 pc2 的前 r 列相乘，得到降维后的矩阵 pcaFV。

11. 根据权利要求 1 所述的基于 sEMG 分解的手部动作识别方法，其特征在于：所述对降维后的样本利用 LDA 进行分类包括：

$$class = classify(sample, pcaFV, group)$$

其中，classify(·) 是 LDA 分类函数，sample 是待分类的数据样本，pcaFV 是降维后的矩阵，group 是对应所属的类别。

基于表面肌电信号分解的手部动作识别方法

技术领域

[0001] 本发明设计生物信号识别技术领域,具体涉及一种基于表面肌电信号分解的手部动作识别方法。

背景技术

[0002] 手部动作识别已经成为人机交互的重要方法之一,广泛应用于手语识别、假肢控制、体感游戏控制、遥操作等领域。基于肌电信号 (sEMG) 的手部动作识别方法,具有实时、便捷、无创的特点,且更适用于助老助残等康复领域,目前已经得到越来越广泛的关注。

[0003] 传统的手部动作识别方法,常利用多个通道的 sEMG 数据 [1-8],提取相应的时域 [4, 5]、频域 [6, 7]、时频域 [8] 的特征,利用特定的数据分类算法 [9-11],完成动作分类。

[0004] 目前,国内东南大学宋爱国(中国专利 CN103006358)提出一种基于 sEMG 最大值与最小值比例因子的方法,通过两通道的 sEMG,实现两个动作识别。杭州电子科技大学张启忠(中国专利 CN102930284)提出基于经验模态分解与分形的表面肌电信号模式识别方法,利用一个通道 sEMG 信号,识别展拳动作。太原科技大学郭一娜(中国专利 CN102631185A)提出利用经验模态分解与独立成分分析的方法,对多路 sEMG 信号进行分离,从而降低硬件复杂度。综上所述,目前的研究与应用中,未见到基于单通道 sEMG 分解的手势识别。

[0005] 由此可知,在实际应用中,要精确识别出多个不同手势,则需要多个通道 sEMG 信号。而传感器数量的增加,一方面造成系统复杂度提升,另一方面也带来了更大的噪声干扰,且由于肌肉形状与传感器体积的限制,使用更少的传感器,识别出更多的手势,是目前亟需解决的重要问题。

[0006] [1] 张旭,基于表面肌电信号的人体动作识别与交互,生物医学工程,中国科学技术大学,2010 年博士学位论文

[0007] [2] 赵章琰,表面肌电信号检测和处中若干关键技术研究,生物医学工程,中国科学技术大学,2010 年博士学位论文

[0008] [3] 杨大鹏,仿人型假手多运动模式的肌电控制研究,机械电子工程,哈尔滨工业大学,2011 年博士论文

[0009] [4] Ding, Q. C., Xiong, A. B., Zhao, X. G., and Han, J. D. (2011, October). A novel EMG-driven state space model for the estimation of continuous joint movements. In 2011 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), pp. 2891-2897.

[0010] [5] Xiong, A., Chen, Y., Zhao, X., Han, J., and Liu, G. (2011, December). A novel HCI based on EMG and IMU. In 2011 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), pp. 2653-2657.

[0011] [6] Chang, K. M., Liu, S. H., Wang, J. J., and Cheng, D. C. (2013, July). Exercise muscle fatigue detection system implementation via wireless surface electromyography and empirical mode decomposition. In 35th Annual

International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), pp. 1001-1004.

[0012] [7] Singh, V. P., Kumar, D. K., Polus, B., and Fraser, S. (2007). Strategies to identify changes in SEMG due to muscle fatigue during cycling. *Journal of medical engineering & technology*, 31(2), 144-151.

[0013] [8] Li, W. G., and Luo, Z. Z. (2008, June). Wavelet transform and independent component analysis application to multi-channel SEMG processing. In *IEEE International Conference on Information and Automation*, 2008. ICIApp. 826-830.

[0014] [9] Xiong, A., Lin, G., Zhao, X., Han, J., & Liu, G. (2012, October). Feasibility of EMG-based ANN controller for a real-time virtual reality simulation. In *2012-38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, pp. 2699-2704.

[0015] [10] Naik, G. R., & Kumar, D. K. (2010). Twin SVM for gesture classification using the surface electromyogram. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 14(2), 301-308.

[0016] [11] Al-Timemy, A., Bugmann, G., Escudero, J., & Outram, N. (2013). Classification of Finger Movements for the Dexterous Hand Prosthesis Control with Surface Electromyography. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 608-618.

发明内容

[0017] 针对现有技术的不足,本发明提供一种基于单通道 sEMG 分解的高准确率手部动作识别方法。能够利用一个通道的 sEMG 信号,准确识别握拳、伸掌、捏食指、中指等手势动作。

[0018] 本发明为实现上述目的所采用的技术方案是:一种基于 sEMG 分解的手部动作识别方法,

[0019] 采集旋前方肌处 sEMG 信号;

[0020] 采用二阶差分滤波方法对采集到的 sEMG 信号进行滤波;

[0021] 对滤波后的 sEMG 信号,进行尖峰检测,得到的所有尖峰组成样本矩阵;

[0022] 对样本矩阵采用 PCA 方法降维;

[0023] 将降维后的样本矩阵采用高斯混合模型进行聚类,得到 MUAPT;

[0024] 将得到的 MUAPT,采用滑动平均方法进行处理,提取相应特征,并组成特征向量;

[0025] 对特征向量采用 PCA 降维;

[0026] 降维后的样本利用 LDA 进行分类,得到不同的手部动作。

[0027] 所述采用的二阶差分滤波方法如下:

[0028] $x_t = y_{t+2} - y_{t+1} - y_t + y_{t-1}$

[0029] 其中 y_t 是采集到的原始 sEMG 信号, x_t 是滤波后的 sEMG 信号, t 为采样时间。

[0030] 所述对滤波后的 sEMG 信号进行尖峰检测包括以下过程:

[0031] 阈值的计算公式如下:

$$[0032] \quad \alpha = c_1 \left[\frac{\sum_{t=1}^{T_1} x_t^2 I(\alpha, t)}{\sum_{t=1}^{T_1} I(\alpha, t)} \right]$$

[0033] 其中, $c_1=3.5$, x_t 是滤波后的 sEMG 信号, $I(\alpha, t) = \begin{cases} 1, & \text{if } |x| < \alpha \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$;

[0034] 记录滤波后的 sEMG 信号中, 由下向上穿越阈值 α 的采样点 x_i , 以及与之邻近的由上向下穿越阈值的采样点 x_{i+k} ; x_i 到 x_{i+k} 中的最大值即为尖峰峰值:

$$[0035] \quad \text{peak}_i = \max(x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+k})$$

[0036] 其中, peak_i 为尖峰峰值;

[0037] 确定尖峰峰值位置后, 则一个尖峰由其相邻的八个采样点组成:

$$[0038] \quad \text{spike}_i = \{\text{peak}_{i-3}, \dots, \text{peak}_i, \dots, \text{peak}_{i+4}\}$$

[0039] 其中 spike_i 为一个尖峰。

[0040] 所述所有尖峰组成样本矩阵:

[0041]

$$[0041] \quad \text{SPIKE} = \begin{bmatrix} \text{peak}_{i-3}, \text{peak}_{i-2}, \text{peak}_{i-1}, \text{peak}_i, \text{peak}_{i+1}, \text{peak}_{i+2}, \text{peak}_{i+3}, \text{peak}_{i+4} \\ \text{peak}_{j-3}, \text{peak}_{j-2}, \text{peak}_{j-1}, \text{peak}_j, \text{peak}_{j+1}, \text{peak}_{j+2}, \text{peak}_{j+3}, \text{peak}_{j+4} \\ \dots \\ \text{peak}_{k-3}, \text{peak}_{k-2}, \text{peak}_{k-1}, \text{peak}_k, \text{peak}_{k+1}, \text{peak}_{k+2}, \text{peak}_{k+3}, \text{peak}_{k+4} \end{bmatrix}_{q \times 8}$$

[0042] 其中, SPIKE 是所有尖峰组成样本矩阵, peak_i 为尖峰峰值, q 指 sEMG 信号中检测到的尖峰的个数。

[0043] 所述对样本矩阵采用 PCA 方法降维包括:

$$[0044] \quad [\text{pc1}, \text{score}, \text{latent}] = \text{princomp}(\text{SPIKE})$$

$$[0045] \quad \text{pcaSPIKE}_{p \times D} = \text{SPIKE}_{p \times 8} * \text{pc1}(:, 1:D)$$

[0046] 其中, $\text{princomp}(\cdot)$ 是主元分析函数, pc2 是主元分析投影矩阵, latent 是协方差矩阵的特征值, score 是 SPIKE 在主成分空间的投影表示, SPIKE 与 pc1 的前 D 列相乘, 得到 pcaSPIKE 矩阵。

[0047] 所述将降维后的样本矩阵采用高斯混合模型进行聚类, 得到 MUAPT 包括以下过程:

$$[0048] \quad \text{obj} = \text{gmdistribution.fit}(\text{pcaSPIKE}, k)$$

$$[0049] \quad \text{label} = \text{cluster}(\text{obj}, \text{pcaSPIKE})$$

[0050] 其中, $\text{gmdistribution.fit}(\cdot)$ 为高斯混合模型训练函数, obj 为训练得到的高斯混合模型, 其中包含 M 个组元, 即将原始的 sEMG 信号分成了 M 类, $\text{cluster}(\cdot)$ 是聚类函数, 能够根据 obj 将 pcaSPIKE 样本分为不同的类别, 以不同的 label 表示出来, 其中 label 是类别的标记;

[0051] 将属于同一个类别的尖峰 spike_i 按照其在原来 sEMG 信号中的先后顺序排列, 小于阈值的 sEMG 信号用 0 代替, 就分别构成了 M 个 MUAPT。

[0052] 所述滑动平均方法中, 采用的时间窗为 N , 滑动窗为 $N/4$ 。

[0053] 所述相应特征包括绝对值积分 (IAV), 最大值 (MAX), 非零中值 (NonZeroMed), 非零中值序号 (Ind), 其计算公式如下:

$$[0054] \quad IAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|$$

$$[0055] \quad MAX = \max_{i=1, \dots, N} |x_i|$$

[0056] $NonZeroMed = \text{median}(nonzeros(x_1, x_2, \dots, x_1, \dots, x_N))$

[0057] Ind = index of the NonZeroMed

[0058] 其中 x_i 是 sEMG 的第 i 个采样值, N 为时间窗的长度, $\text{median}(\cdot)$ 表示计算序列的中值, $nonzeros(\cdot)$ 表示计算序列的非零值, Ind 表示非零中值在原时间窗中所在的位置。

[0059] 所述特征向量为:

$$[0060] \quad FV = \begin{bmatrix} IAV_{11} & IAV_{21} & \dots & IAV_{p1} \\ MAX_{11} & MAX_{21} & \dots & MAX_{p1} \\ NonZeroMed_{11} & NonZeroMed_{21} & \dots & NonZeroMed_{p1} \\ Ind_{11} & Ind_{21} & \dots & Ind_{p1} \\ IAV_{12} & IAV_{22} & \dots & IAV_{p2} \\ MAX_{12} & MAX_{22} & \dots & MAX_{p2} \\ NonZeroMed_{12} & NonZeroMed_{22} & \dots & NonZeroMed_{p2} \\ Ind_{12} & Ind_{22} & \dots & Ind_{p2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ IAV_{1M} & IAV_{2M} & \dots & IAV_{pM} \\ MAX_{1M} & MAX_{2M} & \dots & MAX_{pM} \\ NonZeroMed_{1M} & NonZeroMed_{2M} & \dots & NonZeroMed_{pM} \\ Ind_{1M} & Ind_{2M} & \dots & Ind_{pM} \end{bmatrix}^T_{4M \times p}$$

[0061] 其中, M 表示分解得到的 MUAPT 的个数, p 为时间窗的个数, IAV 是绝对值积分, MAX 是最大值, NonZeroMed 是非零中值, Ind 是非零中值序号。

[0062] 所述对特征向量采用 PCA 降维过程包括:

[0063] $[pc2, score, latent] = \text{princomp}(FV)$

[0064] $pcaFV_{p \times r} = FV_{p \times 4M} * pc2(:, 1:r)$

[0065] 其中, $\text{princomp}(\cdot)$ 是主元分析函数, $pc2$ 是主元分析投影矩阵, $latent$ 是协方差矩阵的特征值, $score$ 是 SPIKE 在主成分空间的投影表示, 特征向量 FV 与 $pc2$ 的前 r 列相乘, 得到降维后的矩阵 $pcaFV$ 。

[0066] 所述对降维后的样本利用 LDA 进行分类包括:

[0067] $class = \text{classify}(sample, pcaFV, group)$

[0068] 其中, $\text{classify}(\cdot)$ 是 LDA 分类函数, $sample$ 是待分类的数据样本, $pcaFV$ 是降维

后的矩阵, group 是对应所属的类别。

[0069] 本发明具有以下有益效果及优点:

[0070] 1. 本发明利用一个通道的 sEMG 信号, 正确识别五个手部动作, 在实际应用中, 能够有效减少传感器数量, 提高系统的实用性。

[0071] 2. 本发明采用二阶差分滤波对肌电信号进行预处理, 能够有效滤除环境噪声对表面肌电的影响;

[0072] 3. 本发明利用阈值检测的方法, 检测有效的 MUAP 尖峰, 并进行 PCA 降维及 GMM 聚类, 将一个通道 sEMG 分解为多个 MUAPT;

[0073] 4. 本发明提取 MUAPT 的时频域特征, 组建特征向量, 并使用 PCA 算法对特征向量降维, 减小计算量, 提高数据的稳定性;

[0074] 5. 本发明利用分解得到的多个 MUAPT 及 LDA 分类方法进行手势动作分类, 提高了单通道 sEMG 分类的精度, 能够应用于假肢控制等等场合, 具有较高的实际应用价值。

附图说明

[0075] 图 1 是本发明方法流程图;

[0076] 图 2 是本发明的滤波后的 sEMG 及检测到的尖峰;

[0077] 图 3 是本发明的属于 5 个不同类别的 MUAP;

[0078] 图 4 是本发明的 spikes 形成 MUAPT 示意图;

[0079] 图 5 是本发明的 5 个不同类别对应的 MUAPT;

[0080] 图 6 是本发明的手部动作分类结果。

具体实施方式

[0081] 下面结合附图及实施例对本发明做进一步的详细说明。

[0082] 如图 1 所示为本发明的方法流程图, 采集旋前方肌处的 sEMG 信号 y_t , 并进行二阶差分滤波, 方法如下:

$$[0083] \quad x_t = y_{t+2} - y_{t+1} - y_t + y_{t-1}$$

[0084] 其中 x_t 是滤波之后的 sEMG 信号, 下标 t 为采样时间。

[0085] 对滤波后的 sEMG 信号 x_t , 进行尖峰检测, 其阈值 α 的计算公式如下:

$$[0086] \quad \alpha = c_1 \left[\frac{\sum_{t=1}^{T_1} x_t^2 I(\alpha, t)}{\sum_{t=1}^{T_1} I(\alpha, t)} \right]$$

[0087] 其中, c_1 是经验常数, 等于 3.5, $I(\alpha, t) = \begin{cases} 1, & \text{if } |x| < \alpha \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$, 超过该阈值即认为有尖

峰 spike 出现。

[0088] 记录 x_t 由下向上穿越阈值 α 的采样点 x_i , 以及与之邻近的由上向下穿越阈值的采样点 x_{i+k} 。尖峰峰值即为 x_i 到 x_{i+k} 中的最大值:

$$[0089] \quad \text{peak}_i = \max(x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+k})$$

[0090] 确定尖峰峰值位置后, 则一个尖峰由其相邻的八个采样点组成:

$$[0091] \quad \text{spike}_i = \{\text{peak}_{i-3}, \dots, \text{peak}_i, \dots, \text{peak}_{i+4}\}$$

[0092] 而小于阈值的 sEMG 信号, 将由 0 代替。图 2 点划线即为检测到的 sEMG 尖峰。

[0093] 将检测到的所有尖峰组成样本矩阵:

$$[0094] \quad SPIKE = \begin{bmatrix} peak_{i-3}, peak_{i-2}, peak_{i-1}, peak_i, peak_{i+1}, peak_{i+2}, peak_{i+3}, peak_{i+4} \\ peak_{j-3}, peak_{j-2}, peak_{j-1}, peak_j, peak_{j+1}, peak_{j+2}, peak_{j+3}, peak_{j+4} \\ \dots \\ peak_{k-3}, peak_{k-2}, peak_{k-1}, peak_k, peak_{k+1}, peak_{k+2}, peak_{k+3}, peak_{k+4} \end{bmatrix}_{q \times 8}$$

[0095] 其中, q 指 sEMG 信号中检测到的尖峰的个数。

[0096] 对样本矩阵 SPIKE 采用 PCA 方法降成 3 维:

[0097] $[pc1, score, latent] = princomp(SPIKE)$

[0098] $pcaSPIKE_{p \times 3} = SPIKE_{p \times 8} * pc1(:, 1:3)$

[0099] 其中, $princomp(\cdot)$ 是主元分析函数, 能够计算得到 SPIKE 矩阵的降维投影矩阵 pc1; latent 是协方差矩阵的特征值; score 是 SPIKE 在主成分空间的投影表示。

[0100] SPIKE 与 pc1 的前 D 列相乘, 得到 pcaSPIKE 矩阵, 以达到降维的目的。

[0101] 对降维后的样本矩阵 pcaSPIKE 采用高斯混合模型进行聚类:

[0102] $obj = gmdistribution.fit(pcaSPIKE, k)$

[0103] $label = cluster(obj, pcaSPIKE)$

[0104] 其中, $gmdistribution.fit(\cdot)$ 为高斯混合模型训练函数, obj 即为训练得到的高斯混合模型, 其中包含 M 个组元, 即聚类类别的个数为 M, 本实验中 M=5。cluster(\cdot) 根据 obj 将 pcaSPIKE 样本分为不同的类别, 以不同的 label (label=1, 2, ..., 5) 表示出来。图 3(a-e) 即是属于不同类别的 MUAP, 图例中的数字分别表示属于这一个类别的尖峰的数量, 圈划线是这个类别所有 MUAP 的平均值, 也称为该类别的 MUAP 模板 (Template)。

[0105] 将属于同一个类别 (label) 的尖峰 $spike_i$ 按照其在原来 sEMG 的位置顺序排列, 可形成不同的运动单元动作电位序列 (MUAPT), 示意图见图 4, 在本发明中, sEMG 分解将构成 5 个 MUAPT, 可认为 sEMG 由最显著的 5 个 MUAPT 组成。见图 5。

[0106] 将得到的 5 个 MUAPT 提取特征, 以 800ms 的时间窗, 200ms 的滑动窗进行处理, 提取相应特征, 包括绝对值积分 (IAV), 最大值 (MAX), 非零中值 (NonZeroMed), 非零中值序号 (Ind), 其计算公式如下:

$$[0107] \quad IAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|$$

$$[0108] \quad MAX = \max_{i=1, \dots, N} |x_i|$$

[0109] $NonZeroMed = median(nonzeros(x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N))$

[0110] Ind = index of the NonZeroMed

[0111] 其中 x_i 是 sEMG 的第 i 个采样值, N 为时间窗的长度。median(\cdot) 计算序列的中值, nonzeros(\cdot) 计算序列的非零值, Ind 表示非零中值在原时间窗中所在的位置。

[0112] 将上述特征组成特征向量 (Feature Vector)

$$[0113] \quad FV = \begin{bmatrix} IAV_{11} & IAV_{21} & \dots & IAV_{p1} \\ MAX_{11} & MAX_{21} & \dots & MAX_{p1} \\ NonZeroMed_{11} & NonZeroMed_{21} & \dots & NonZeroMed_{p1} \\ Ind_{11} & Ind_{21} & \dots & Ind_{p1} \\ IAV_{12} & IAV_{22} & \dots & IAV_{p2} \\ MAX_{12} & MAX_{22} & \dots & MAX_{p2} \\ NonZeroMed_{12} & NonZeroMed_{22} & \dots & NonZeroMed_{p2} \\ Ind_{12} & Ind_{22} & \dots & Ind_{p2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ IAV_{1M} & IAV_{2M} & \dots & IAV_{pM} \\ MAX_{1M} & MAX_{2M} & \dots & MAX_{pM} \\ NonZeroMed_{1M} & NonZeroMed_{2M} & \dots & NonZeroMed_{pM} \\ Ind_{1M} & Ind_{2M} & \dots & Ind_{pM} \end{bmatrix}^{T}_{20 \times p}$$

[0114] 其中, $20=4 \times 5$, 表示分解得到的 5 个 MUAPT, 每个提取 4 个特征, p 为时间窗的个数。

[0115] 将 FV 利用 pca 降到 r 维, 本实验中 $r=7$:

[0116] $[pc2, score, latent, tsquare] = princomp(FV)$

[0117] $pcaFV_{p \times 7} = FV_{p \times 20} * pc2(:, 1:7)$

[0118] 降维后的样本 $pcaFV$ 利用 Linear discrimination analysis(LDA) 进行分类, 得到不同的手部动作。

[0119] $class = classify(sample, pcaFV, group)$

[0120] 其中, $classify(\cdot)$ 是 LDA 分类函数, $sample$ 是待分类的数据样本, $pcaFV$ 是待分类的训练样本和 $group$ 是对应所属的类别。分类的结果见图 6 和表 1。

	Rest	FC	PS	IFP	MFP
动作总个数	1532	96	96	96	96
分类正确的动作个数	1239	94	90	68	69
正确率	0.809	0.979	0.938	0.708	0.719
平均正确率	83.1%				

[0122] 表 1

[0123] 其中黑点表示 LDA 分类出的手势动作, 虚线表示实际的手势动作, 纵坐标中 MFC, IFP, PS, FC, Rest 分别表示捏中指、捏食指、伸掌、握拳以及休息等五个手部动作。可以看到, 应用基于 sEMG 分解的手部动作识别方法的精度很高, 达到 83.1%。

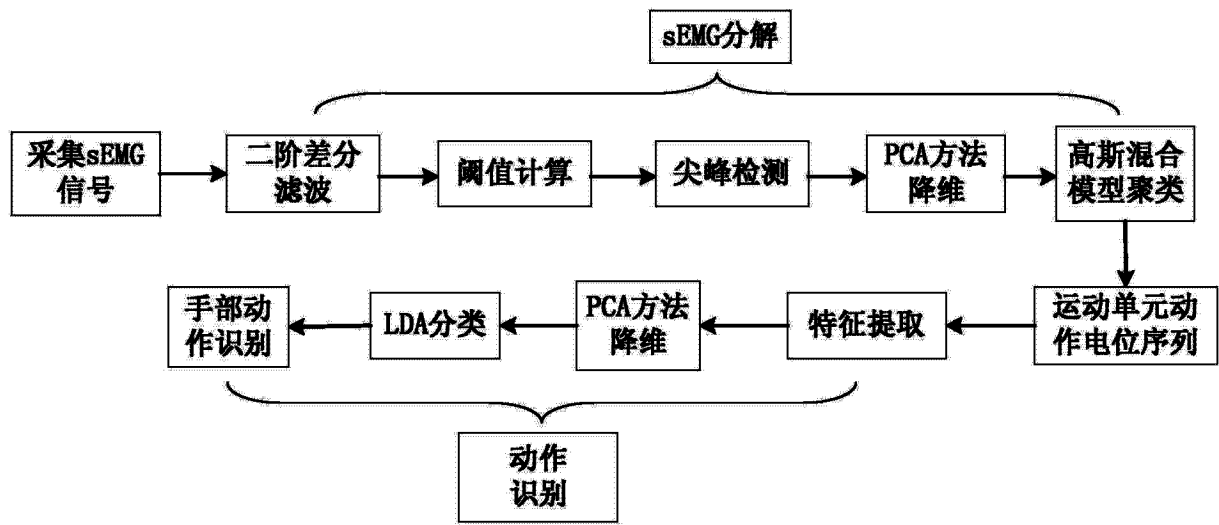


图 1

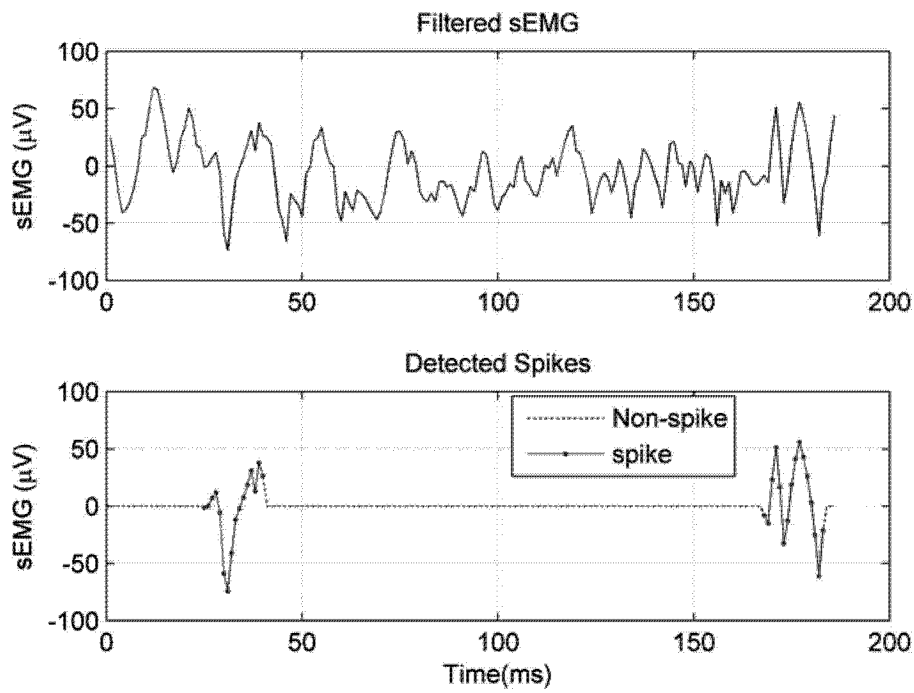
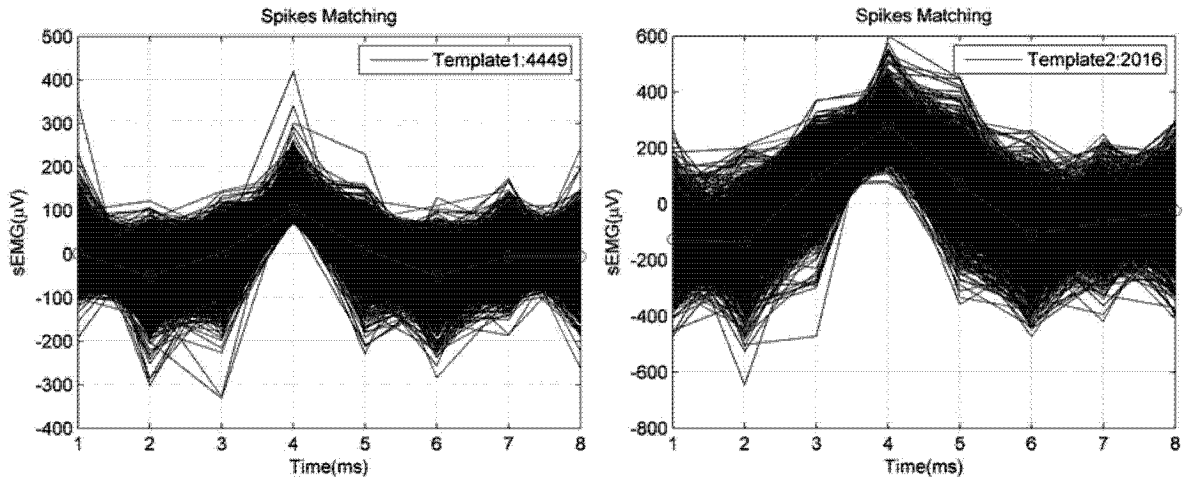
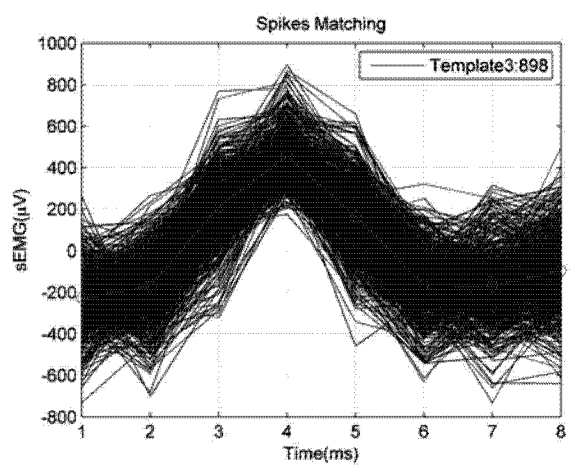


图 2

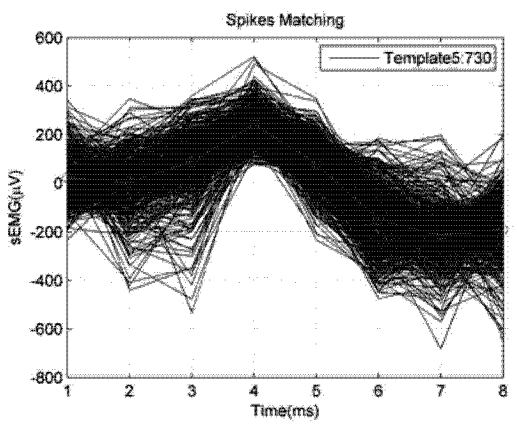


(a)

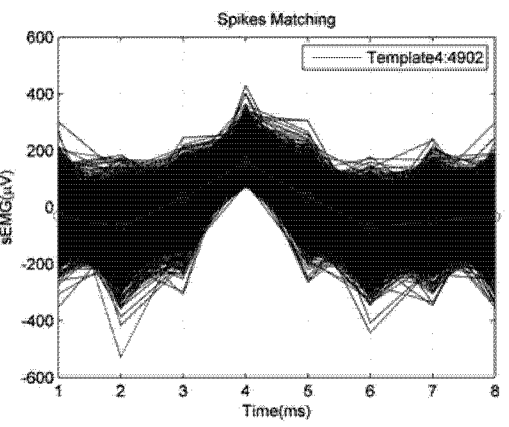
(b)



(c)



(d)



(e)

图 3

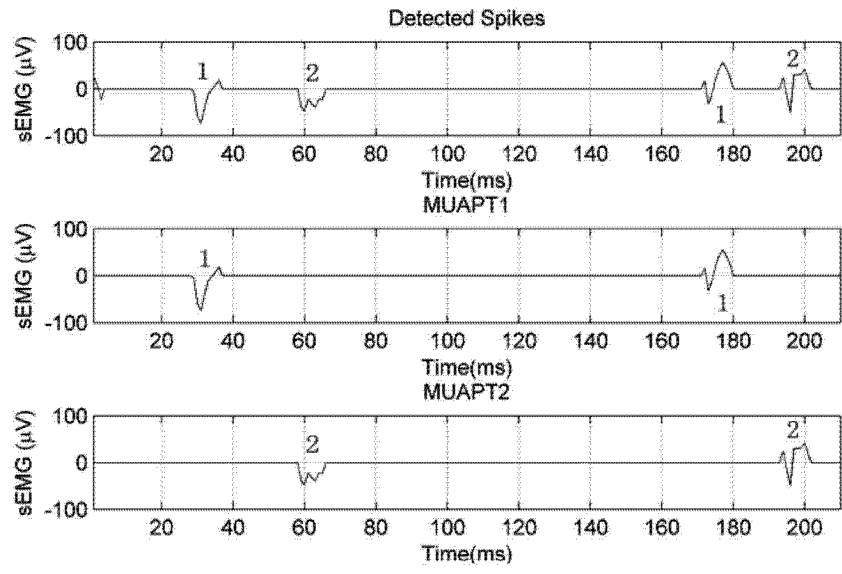
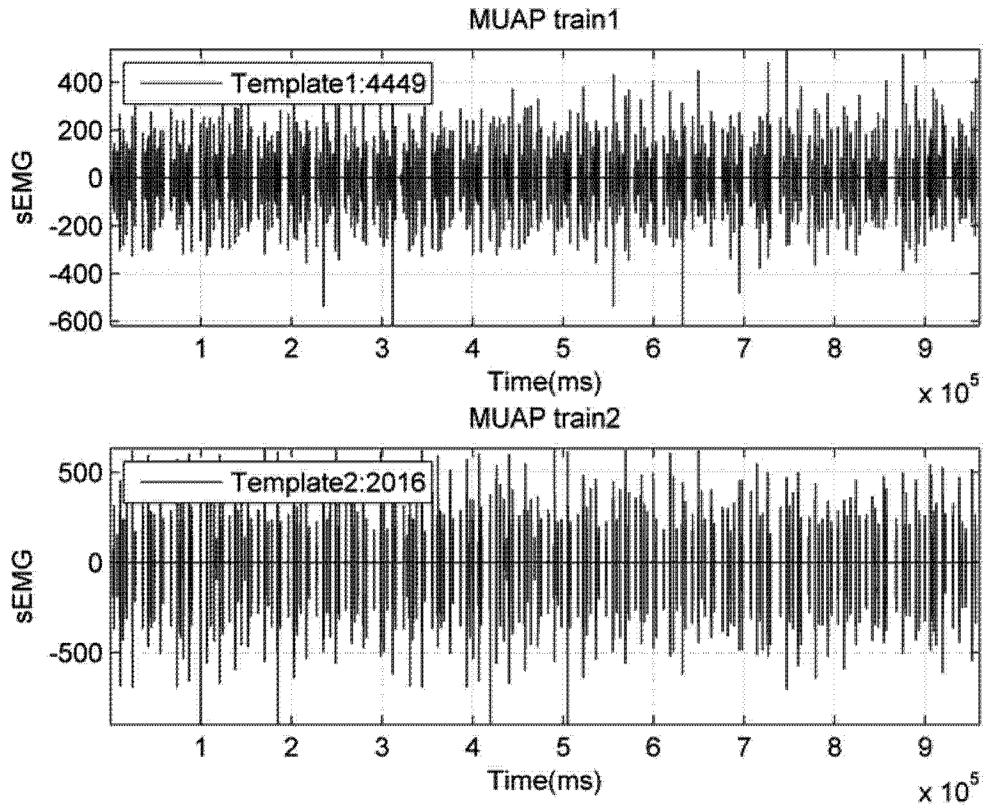


图 4



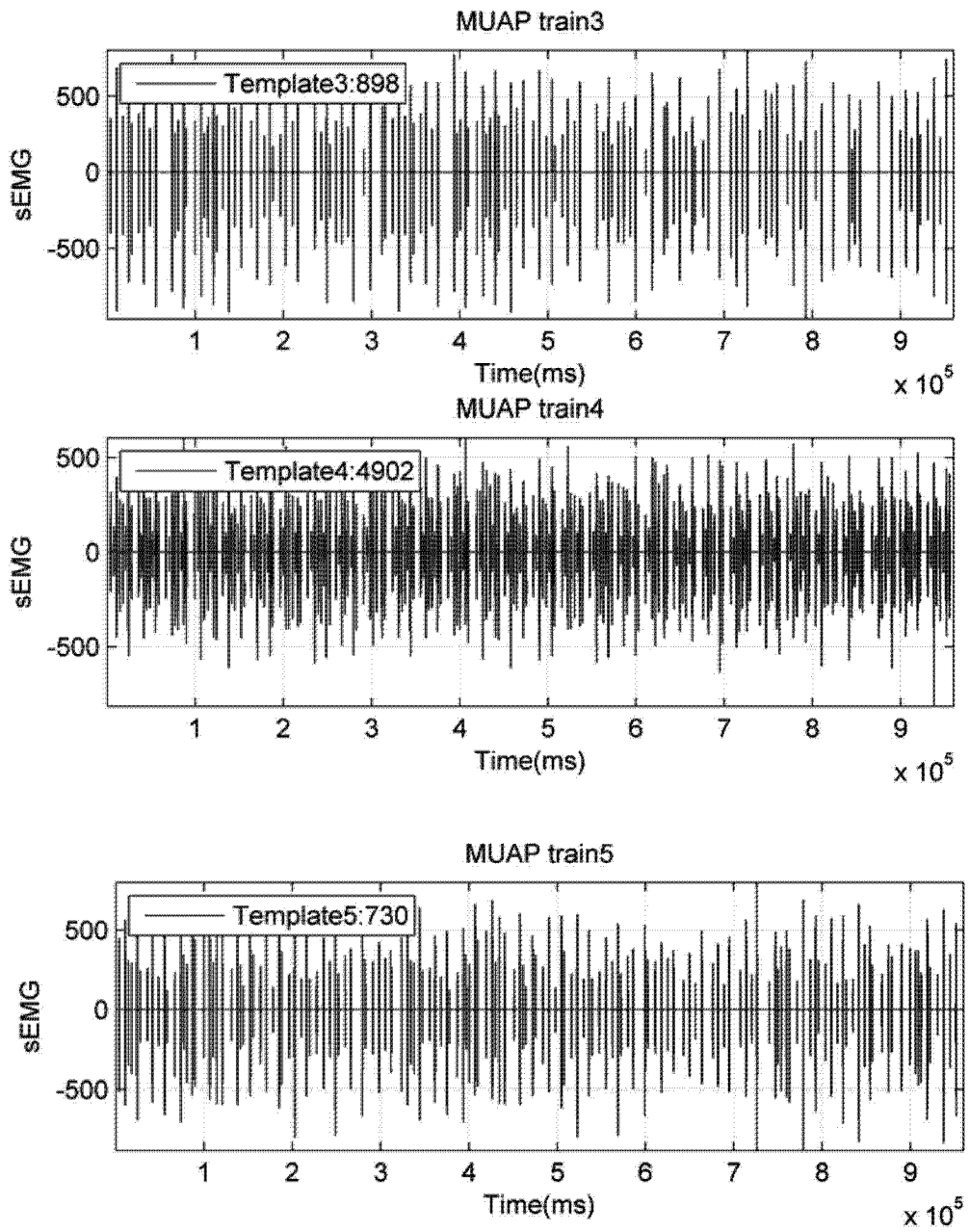


图 5

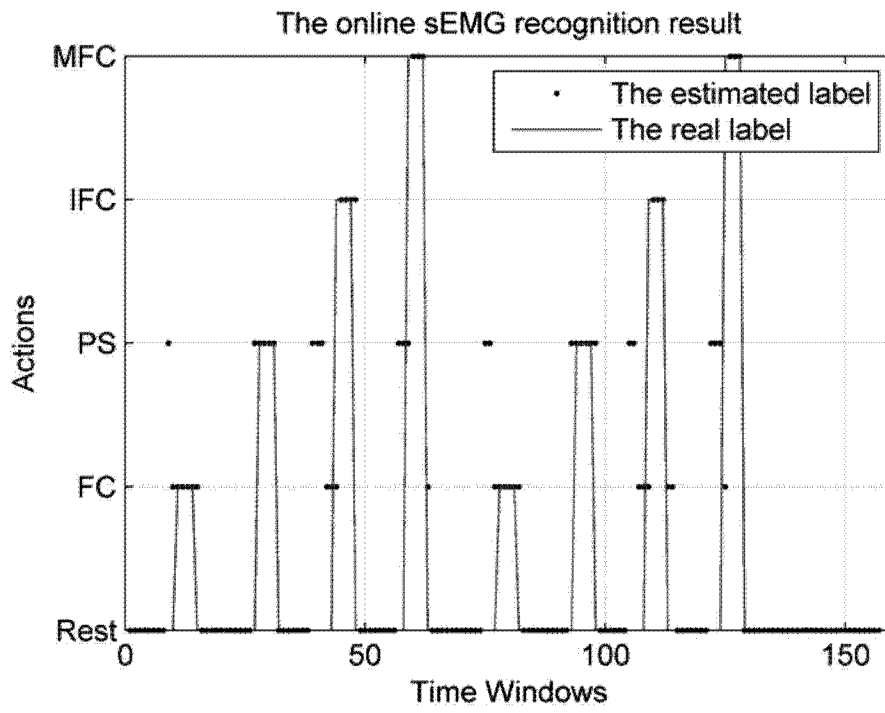


图 6