

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209177

# 改进 S 变换谱估计的动态手势肌电特征处理\*

李文国<sup>1,2</sup>, 罗志增<sup>1</sup>, 席旭刚<sup>1</sup>

(1. 杭州电子科技大学自动化学院 杭州 310018; 2. 咸亨国际(杭州)电气制造有限公司 杭州 310022)

**摘要:**手语是各种手势动态变化的一种复杂运动模式,手势特征处理效果直接关系到手语识别的准确性。本文提出一种基于改进 S 变换谱估计的动态手势肌电特征处理新方法。对采集的表面肌电信号进行 S 变换,引入优化因子调节时频分辨率并生成改进 S 变换谱;定义谱的时间和频率分量为二维随机变量,以改进 S 变换谱元素为二维随机变量样本,通过高斯核密度估计得到二维核密度函数。仿真和实验均表明,改进 S 变换谱估计方法有效抑制了白噪声,并使动态手势的肌电暂态突变特征得到加强。与经验模态分解、自排序熵、奇异值排序熵等方法对比,基于该方法的动态手势识别率分别提高了 10.0%、6.67% 和 11.67%,特征处理方法的效果明显。

**关键词:**表面肌电信号;改进 S 变换谱;高斯核密度估计;动态手势;肌电特征

**中图分类号:** TP391.4 TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

## Dynamic gesture sEMG feature processing based on estimation of the improved S-transform spectral

Li Wenguo<sup>1,2</sup>, Luo Zhizeng<sup>1</sup>, Xi Xugang<sup>1</sup>

(1. College of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China;

2. Xianheng International (Hangzhou) Electric Manufacturing Co., Ltd., Hangzhou 310022, China)

**Abstract:** The sign language is a complex motion pattern with dynamic changes in various gestures. The effect of gesture feature processing is directly related to the accuracy of sign language recognition. In this article, a new dynamic gesture feature processing method based on the estimation of improved S-transform (IST) spectral of surface electromyography (sEMG) is proposed. The collected sEMG signal is transformed by S-transform, the optimization factor is introduced to adjust the time-frequency resolution, and the IST spectrum is generated. The time and frequency components of the IST spectrum are defined as 2-D random variables, and the matrix elements of the IST spectrum are taken as 2-D random variables. The 2-D kernel density function is obtained by Gaussian kernel density estimation. Simulation and experiments show that the estimation method of the IST spectrum effectively suppresses white noise and strengthens the sEMG transient mutation characteristics of dynamic gestures. Compared with empirical mode decomposition, self-permutation entropy, and singular value permutation entropy, the accuracy of dynamic gesture recognition based on this method is improved by 10.0%, 6.67% and 11.67%, respectively.

**Keywords:** sEMG; improved S-transform spectral; Gaussian kernel density estimation; dynamic gesture; sEMG feature

## 0 引 言

目前全球约有 7 200 万名聋哑残疾人,手语成为他们生活交流的主要方式<sup>[1]</sup>。手语翻译可以使聋哑人和听力

正常人之间的交流更为顺畅,将大大提高聋哑人的社交参与度。表面肌电信号(surface electromyography, sEMG)是一种从肌体表皮募集的反映神经肌肉活动的生物电信号<sup>[2]</sup>,其中蕴藏着丰富的手势动作关联信息。sEMG 信号幅值代表肌肉活动水平,当静态手势切换动作时,相应肌

肉会出现短暂放松,便于分割;而动态手势切换时,会出现肌肉未完全放松就已切换至另一个手势,因此动态手势的特征提取是一项具有重要意义且富有挑战性的课题。

sEMG 作为一种典型的时变、非平稳信号,往往采用时频分析方法处理<sup>[3]</sup>。Tsai 等<sup>[4]</sup>采用短时傅里叶变换(short time Fourier transform, STFT)提取 sEMG 信号中的动作特征,不过 STFT 本身较难选择最优的窗函数和窗长度获得特征。许全盛等<sup>[5]</sup>采用 Wigner-Ville 分布分析 sEMG 信号实现对膝关节力矩的预测,但 Wigner-Ville 分布存在交叉项干扰,对 sEMG 暂态突变特征的检测效果受信号成分影响明显。如果将二代小波<sup>[6]</sup>和小波包变换<sup>[7]</sup>分别应用在手势动作特征处理上,能获取良好的局部细节特征,但时频聚集性不理想,影响动态手势特征提取效果。经验模态分解<sup>[8]</sup>(empirical mode decomposition, EMD)、变分模式分解<sup>[9]</sup>(variational mode decomposition, VMD)等也常用于 sEMG 特征提取,但均较难识别出动态手势的暂态突变特征。

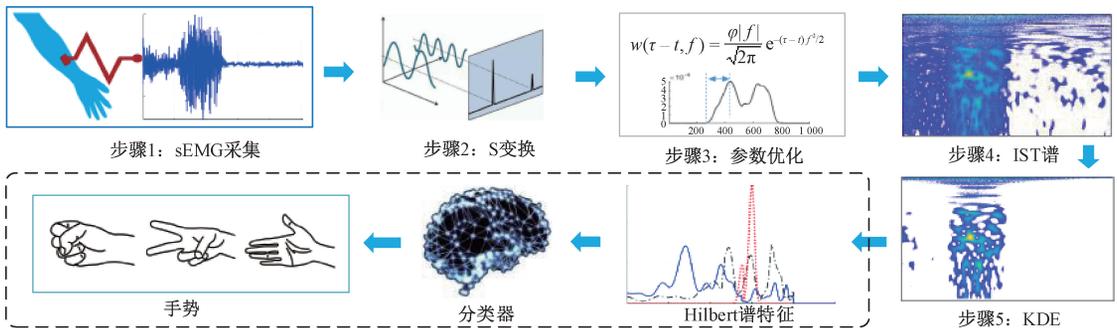


图1 方法设计示意图

Fig. 1 Schematic diagram of method design

## 1.2 IST 及动态手势分析适用性

对于 sEMG 信号  $x(t)$ , 其 S 变换  $S(\tau, f)$  定义为<sup>[11]</sup>:

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) w(\tau - t, f) e^{-i2\pi ft} dt \quad (1)$$

式中:  $w(\tau - t, f)$  为窗函数,  $\tau$  为该窗在时间轴上的平移因子。

$$w(\tau - t, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-(\tau-t)f^2/2} \quad (2)$$

显然 S 变换可近似为 STFT 与小波变换的一种综合变换,其多分辨率特性克服了 STFT 固定时频分辨率的缺陷;而对原信号的相位保持性则弥补了实小波变换相位信息缺乏的不足。此外,对于线性叠加信号  $x(t) = s(t) + n(t)$  ( $s(t)$  为有用信号,  $n(t)$  为噪声), 其 S 变换仍满足  $S\{x(t)\} = S\{s(t)\} + S\{n(t)\}$ , 克服了 Wigner-Ville 分布存在交叉项干扰的缺陷,非常适合用于分析非平稳信号。

S 变换是由 Stockwell 提出的一种非平稳信号时频分析方法<sup>[10]</sup>。鉴于上述时频分析方法存在的局限性,本文采用参数优化的改进 S 变换(improved S-transform, IST)对手势 sEMG 信号进行处理,使其对信号中的暂态非平稳特征更具有敏感性,在处理动态手势变化的 sEMG 突变信号方面更具独特优势。然而当信号中出现较强的扰动或噪声时,敏感的 IST 谱特性反而成为分离动态手势特征的劣势,因此提出一种 IST 谱核密度估计(kernel density estimation, KDE)的手势 sEMG 特征处理新方法(记为 IST-KDE),以提高特征的鲁棒性。该方法对手势动作的 sEMG 进行一种参数优化的 IST,并对 IST 谱采取高斯 KDE 得到二维核密度函数,很有效地抑制了干扰和噪声对手势暂态特征提取的影响,实现动态手势有效信号的分离和特征提取。

## 1 原理和方法

### 1.1 方法示意

IST-KDE 方法设计的示意图如图 1 所示。

根据 Heisenberg 测不准原理,时域和频域分辨率无法同时达到最高。S 变换窗宽度与频率反比,在低频段的时窗较宽,从而获得较高的频率分辨率,而高频段的时窗较窄可以获得较高的时间分辨率<sup>[12]</sup>。但在动态手势的 sEMG 信号分析中,低频成分对时间分辨率要求比较高,因此提出 IST 方法对窗函数进行优化,由动态手势 sEMG 信号的频率分布特点来获得更优的窗宽度。故本文引入调节因子  $\varphi$  得出:

$$w(\tau - t, f) = \frac{\varphi |f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-(\tau-t)f^2/2} \quad (3)$$

$\varphi > 1$  时,窗宽度与信号频率反比的变化速率加快; $\varphi < 1$  则减慢。上式中,  $\varphi$  可根据信号分析对时间频率的偏重不同而灵活调节,从而可以在时频域内使时频主成分优化分离,达到精确提取动态手势特征的目的。 $\varphi$  的确定详见第 2.1 节 IST 参数分析。

### 1.3 IST-KDE 方法

对 sEMG 信号  $x(t)$  进行采样,取数据长度为  $N$  的信号  $x(k), k = 1, 2, \dots, N$ 。

令二维随机变量  $\alpha = [\tau, f]^T, \tau$  为时间变量,取值范围为  $\{1, 2, \dots, N\}; f$  为频率变量,取值范围为  $\{1, 2, \dots, N/2\}$ 。

令  $\tau \rightarrow jT, f \rightarrow n/NT (T$  为采样周期),可以得到 IST 的离散形式为:

$$S(jT, n/NT) = \sum_{m=0}^{N-1} X\left(\frac{m+n}{NT}\right) e^{-\frac{2\pi^2 m^2}{n^2}} e^{\frac{i2\pi mj}{n^2}}, n \neq 0 \quad (4)$$

式中:  $X(N)$  为  $x(t)$  的离散傅里叶变换。

由此得到相应的 IST 谱为  $|S(jT, n/NT)|$ 。

则  $\alpha$  表示 IST 谱的时间与频率变量。设  $\alpha$  为服从概率分布  $f(\cdot)$  的二维随机变量,  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N$  为  $\alpha$  的一组随机采样样本,则  $\alpha$  的 KDE 定义为<sup>[13]</sup>:

$$\hat{f}_h(a) = \frac{1}{Nh} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{a - a_i}{h}\right) \quad (5)$$

式中:  $h$  为窗宽,  $K(u)$  是核函数,  $u = (a - a_i)/h$ 。通常核函数的选择对 KDE 的准确性影响不会很大,本文选用零均值、单位标准差的二维高斯核函数,即  $K(u) = 1/\sqrt{2\pi} \exp(-u^2/2)$ 。

则 KDE 表示为:

$$\hat{f}_h(a) = \frac{1}{Nh} \sum_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\left(\frac{a - a_i}{h}\right)^2 / 2\right] \quad (6)$$

窗宽对核密度函数起着局部光滑的作用,是 KDE 准确性的关键因素。窗宽过小使估计的随机性影响增加,从而产生大量噪声估计;而窗宽过大,  $\hat{f}_h(a)$  过度平滑导致细节特征不能显示出来。最优窗宽计算参见文献[13],此处不再赘述。

估计得到的二维核密度函数  $\hat{f}(a)$  表示 IST 谱中时频点的分布情况;而相对于 IST 谱,  $\hat{f}(a)$  会对均匀分布的干扰和噪声进行有效地抑制,独立分布的有用信号特征得到有效增强。因此,  $\hat{f}(a)$  可近似为是 IST 谱经过一次平滑去噪的过程。

引入 Hilbert 瞬时能量谱 (instantaneous energy spectrum, IES) 和边际能量谱 (marginal energy spectrum, MES) 来表征  $\hat{f}(a)$  的时频分布情况,分别定义为:

$$\begin{cases} IES(\tau) = \int_{f_1}^{f_2} \hat{f}(\tau, f)^2 df \\ MES(f) = \int_{\tau_1}^{\tau_2} \hat{f}(\tau, f)^2 d\tau \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $[f_1, f_2]$  为信号的频率范围;  $[\tau_1, \tau_2]$  为信号的时间范围。

IES 反映了信号能量随时间的变化规律, MES 表示信号中不同频率成分的能量分布情况,分别体现了信号的时域和频域能量特征。

## 2 信号仿真分析

### 2.1 IST 参数分析

目前针对 S 变换的改进和优化缺乏理论依据,主要基于大量实验验证。在 IST 谱中,时间最大幅值图 (time maximum amplitude plots, TMAP) 为幅值最大点对应的时轴曲线图,能表征扰动变化幅值、起止时间等时域特征量;频率最大幅值图 (frequency maximum amplitude plots, FMAP) 为幅值最大点对应的频率轴曲线图,能表征频率含量、暂态突变扰动等频域特征量。而调节因子  $\varphi$  的取值直接影响时频分辨率的调节速率,进而影响这些特征量的精度,因此选取合适的  $\varphi$  至关重要。

假定手势动作中,握拳动作具备典型性, sEMG 在信号处理上有相同特性。本文在实验室环境下通过 Delsys 公司 Trigno 系统采集且经消噪处理的握拳手势动作的桡侧腕伸肌 sEMG 信号作为典型 sEMG,如图 2 所示。对其进行仿真以确定调节因子优化取值。

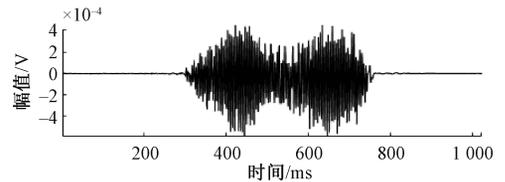


图 2 典型 sEMG 信号

Fig. 2 Typical sEMG signal

定义时域指标  $t_c$  为 TMA 曲线从幅值最小上升到最大所需的时间,  $t_c$  越小时域分辨率越高。定义频域指标  $f_d$  为从基频幅值最大值降至最小值的频差,  $f_d$  越小,则频域分辨率越高。现根据 TMA 和 FMA 曲线的  $t_c, f_d$  评价指标来确定参数  $\varphi$  的取值,使时频分辨率满足要求。

本文更加关注动态手势 sEMG 信号在低频段的时域分辨率,因此只需分析  $\varphi < 1$  的情况。经过多次实验并调整迭代参数,满足:

$$\varphi = 1/\sqrt{\Delta}, (1 < \Delta < 10) \quad (8)$$

其中,  $\Delta$  为迭代值,每次迭代步长为 0.5,分别计算  $t_c, f_d$  的值,如图 3 所示。图 3 中虚线为  $t_c$  值,实线为  $f_d$  值,为便于分析,图中仅显示  $1 < \Delta < 5$  情况下的值。随着  $\Delta$  值迭代增加(即  $\varphi$  值变小),  $t_c$  值变小  $f_d$  值变大,即时域分辨力变高,频域分辨率变低。当  $t_c$  值逐步变小时,  $f_d$  值未发生急剧变大对应的  $\varphi$  值为最优值,即本实验最优值为  $1/\sqrt{3}$ 。

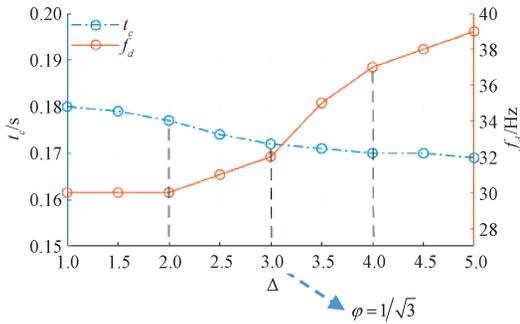


图3 评价指标的迭代值

Fig. 3 Iterative value of evaluation index

为便于理解,本文重点描述了调节因子取值为 $1/\sqrt{2}$ 、 $1/\sqrt{3}$ 和 $1/\sqrt{4}$ 情况下的评价指标求取过程。3种调节因子下分别对图2信号进行IST,得到的IST谱、TMA和FMA曲线如图4所示,计算 $t_c$ 、 $f_d$ 值如表1所示。由表1可知,当 $\varphi$ 取值从 $1/\sqrt{3}$ 减小到 $1/\sqrt{4}$ 时, $t_c$ 值减小趋势变缓, $f_d$ 值增加趋势变大,因此从中也说明 $\varphi$ 取值 $1/\sqrt{3}$ 是合适的。

## 2.2 方法性能评价

IST调节因子确定后,在IST-KDE方法性能评价仿真研究中,本文设计了一种在典型sEMG信号中加入限

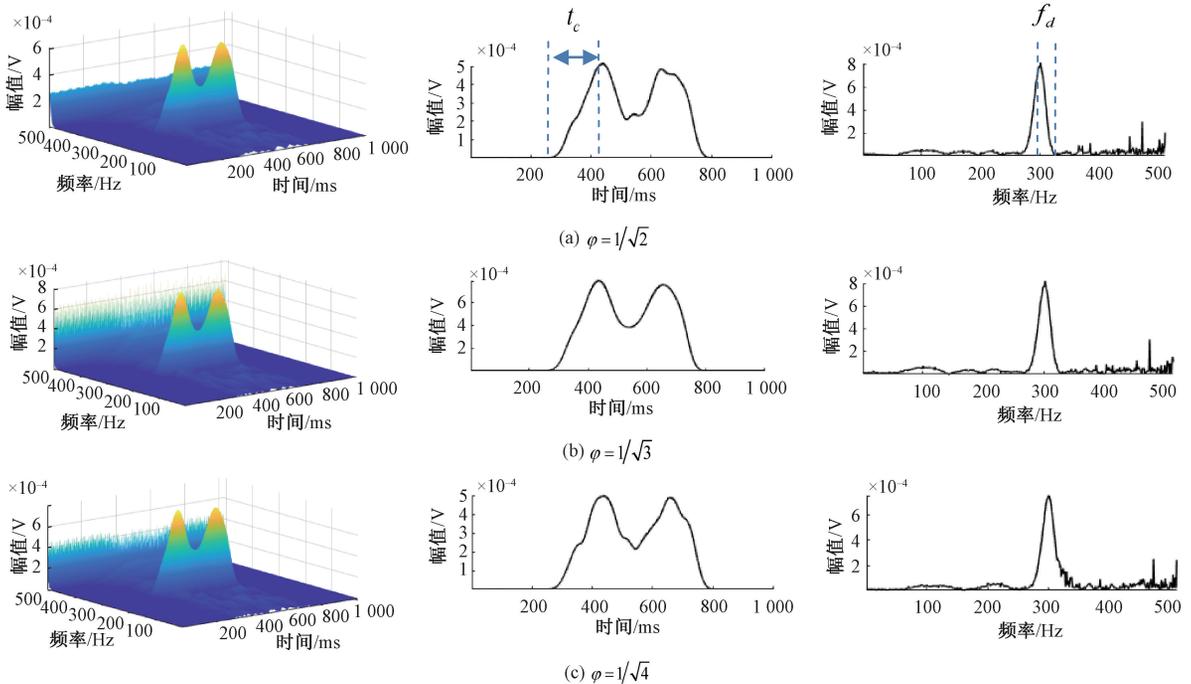


图4 3种调节因子下的IST谱、TMA和FMA曲线

Fig. 4 IST spectrum, TMA and FMA curves under 3 regulatory factors

表1 评价指标对比

Table 1 Comparison of evaluation indicators

| 评价指标      | $\varphi = 1/\sqrt{2}$ | $\varphi = 1/\sqrt{3}$ | $\varphi = 1/\sqrt{4}$ |
|-----------|------------------------|------------------------|------------------------|
| $t_c$ /s  | 0.177                  | 0.172                  | 0.170                  |
| $f_d$ /Hz | 30                     | 32                     | 37                     |

带白噪声的评价方法。对图2的典型sEMG施加100~500 Hz的限带高斯白噪声,如图5(a),得到测试sEMG信号,如图5(b)所示。

对图5(b)进行IST,得到IST谱如图5(d)所示,从中可以看出,IST对于信号中的暂态突变特征和噪声具有较强的分离能力,表明IST在动态手势特征信号处理方面具有较好的适用性。再对IST进行高斯KDE,得到二

维核密度函数如图5(e)所示。可以看出,由于核密度函数良好的扰动与噪声抑制作用,手势暂态特征显著增强,更利于动态手势sEMG信号的特征提取。

为了定量分析该方法对手势特征处理的效果,将该二维核密度函数对频率变量进行积分得到的sEMG信号,如图5(f)所示,与二代小波、EMD和VMD的消噪处理效果进行对比,并引入均方根误差(root mean square error, RMSE)和信噪比(signal to noise ratio, SNR)作为性能评价标准。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x(i) - x'(i))^2} \quad (9)$$

$$SNR = 10 \lg \left( \frac{\sum_{i=1}^N x(i)^2}{\sum_{i=1}^N (x(i) - x'(i))^2} \right) \quad (10)$$

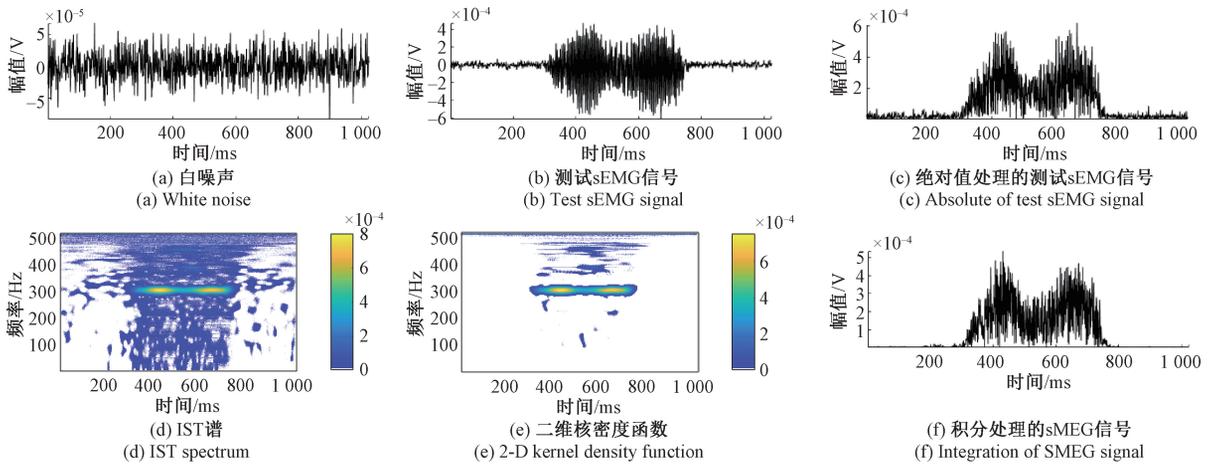


图5 测试 sEMG 信号的 IST-KDE 处理  
Fig. 5 IST-KDE of test sEMG signal

式中:  $x(i)$  为绝对值处理的测试 sEMG 信号,如图 5(c);  $x'(i)$  为二维核密度函数对频率变量积分处理后的 sEMG 信号。降噪效果对比如表 2 所示。

表 2 信号处理方法对比

Table 2 Comparison of signal processing methods

| 序号 | 信号处理方法              | RMSE                      | SNR     |
|----|---------------------|---------------------------|---------|
| 1  | 二代小波 <sup>[6]</sup> | $3.257\ 0 \times 10^{-4}$ | 14.152  |
| 2  | EMD <sup>[8]</sup>  | $8.088\ 6 \times 10^{-4}$ | 12.557  |
| 3  | VMD <sup>[9]</sup>  | $1.660\ 5 \times 10^{-3}$ | 8.304 1 |
| 4  | IST-KDE             | $2.024\ 6 \times 10^{-4}$ | 17.979  |

由表 2 数据可知,IST-KDE 方法在动态手势 sEMG 信号的降噪效果要优于二代小波方法、EMD 和 VMD。IST-KDE 较其他方法有着更小的 RMSE,和更大的 SNR,且能更好完成动态手势 sEMG 信号的特征提取。

### 3 实验结果和分析

#### 3.1 实验准备

实验招募年龄范围为 20~30 岁的 8 位健康志愿者,其中 7 男 1 女。实验前志愿者对 3 种手势进行动作规范性训练,再分别按如下两种不同方式执行 3 种手势:

- 1) 从手势 1、手势 2 至手势 3 的每个动作执行完后完全静息再执行下一个;
- 2) 从手势 1、手势 2 至手势 3 连续动态变化。

实验过程如图 6 所示,分别重复 5 次。通过 Trigno 实时记录桡侧腕伸肌的 sEMG 信号,共采集静态手势、动态手势(各包含 3 种手势)sEMG 数据各 120 例,其中静态手势、动态手势各随机取 60 例为训练样本,另 60 例作为测试样本。

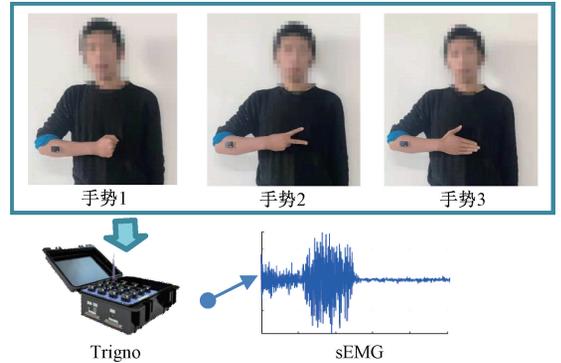
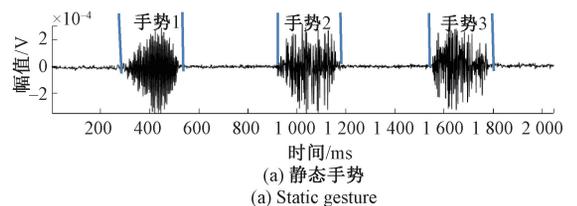


图 6 实验过程  
Fig. 6 Experimental process

#### 3.2 动态手势识别实验

动态手势切换时,会出现肌肉未完全放松就已切换至另一个手势,导致动态手势的有效信号分离和特征提取困难。本文采用 IST-KDE 方法成功提取动态手势特征后,输入深度置信网络(deep belief network, DBN)分类器进行手势识别,并与其他几种方法进行对比。

图 7(a) 是静态手势 1~3 独立的 sEMG 信号;图 7(b) 是动态手势 1~3 连续的 sEMG 信号。其中,  $t_1$ 、 $t_2$ 、 $t_3$  分别为动态手势切换过程的波动信号,对手势分离形成了干扰。



(a) 静态手势  
(a) Static gesture

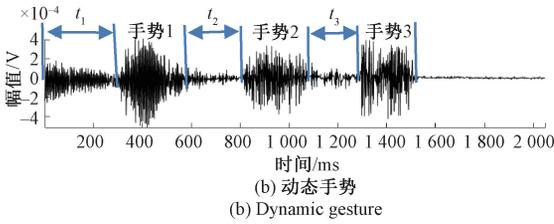


图7 3种手势的sEMG信号

Fig. 7 sEMG signals of three gestures

的IST谱。经过观察可知,虽然IST有较强的突变特征分离能力,可以分离出静态手势的特征,但是在扰动或噪声比较强的条件下,还是不能完全把动态手势特征从手势变化过程中分离出来。

图8(c)、(d)分别是图8(a)、(b)经过KDE后的核密度函数。经过KDE后,动态手势的暂态特征得到增强,信号也进一步平滑,动态手势成功得到分离。对两幅图进一步的分析,发现动态手势和静态手势经过IST-KDE方法处理后凸显一定的时频相似性。特征更直观清晰,利于后一步的特征分析和提取研究。

以手势1为例阐述IST-KDE方法的处理过程。图8(a)和(b)分别是图7中静态手势1和动态手势1

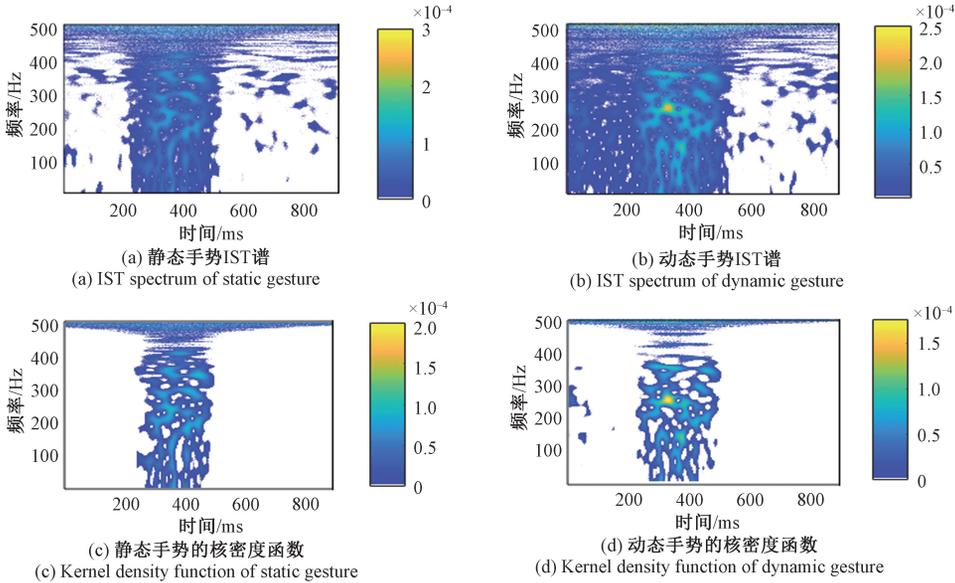


图8 手势1的sEMG信号IST-KDE处理过程

Fig. 8 IST-KDE processing process of sEMG signal of gesture 1

对3种以静态方式和动态方式完成的手势分别采用IST-KDE处理特征,再进行MES和IES运算,结果如图9、10所示。对比图9和10,发现经过IST-KDE方法处理后的动态手势和静态手势在频率和能量分布上具有极高相似性,MES和IES的特征足以使其划分为同一种手势,大大提升了对动态手势的可识别性。同时,在MES图中,手势3主要能量分布在低频区,手势1主要能量分

布在较高频区,手势2主要能量集中300 Hz区域,具有较大类间距,易于分类器识别。为验证本方法特征的可识别性,选取训练样本和测试样本分别60例,把3种静态手势和动态手势特征输入到DBN进行训练和分类,识别率与EMD、自排序熵和奇异值排序熵等特征选取方法进行对比,结果如表3所示。

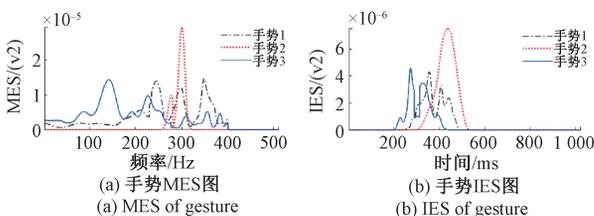


图9 静态手势特征提取

Fig. 9 Feature extraction of static gesture

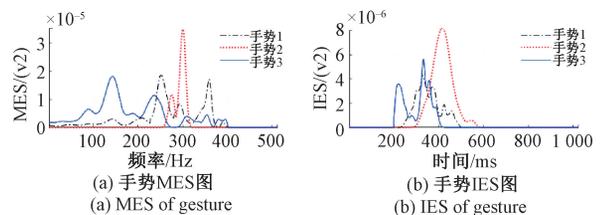


图10 动态手势特征提取

Fig. 10 Feature extraction of dynamic gesture

表 3 手势识别方法对比  
Table 3 Comparison of gesture recognition methods

| 序号 | 特征处理                   | 分类器 | 静态手势平均识别率      | 动态手势平均识别率      |
|----|------------------------|-----|----------------|----------------|
| 1  | EMD <sup>[14]</sup>    | SVM | 93.33% (56/60) | 83.33% (50/60) |
| 2  | 自排序熵 <sup>[15]</sup>   | SVM | 91.66% (55/60) | 86.66% (52/60) |
| 3  | 奇异值排序熵 <sup>[16]</sup> | DBN | 93.33% (56/60) | 81.66% (49/60) |
| 4  | IST-KDE                | DBN | 95.00% (57/60) | 93.33% (56/60) |

从表 3 发现,基于 EMD、自排序熵和奇异值排序熵等特征处理方法虽然在静态手势也有较好的识别率,但在动态手势识别方面明显不如 IST-KDE。IST-KDE 较其他方法在动态手势暂态突变特性提取上具有独特的优势,以致能准确分离出动态变化手势中的有效信号段,所以取得了最高的动态手势识别率,达到 93.33%,与信号稳定的静态手势识别率并无显著差异,这为连续手语识别奠定了良好基础。

## 4 结 论

连续手语识别是手语翻译实用化的最大瓶颈,其中动态手势识别是关键。本文深入探讨了基于 sEMG 的 IST-KDE 动态手势特征处理方法。该方法先对采集的 sEMG 信号进行 S 变换,引入优化因子调节时频分辨率,来更好的满足动态手势的时频特征;定义 IST 谱的时间和频率分量为二维随机变量,以谱矩阵元素为二维随机变量样本并进行 KDE,得到核密度函数。仿真和实验结果表明,IST-KDE 在有效抑制白噪声的同时,使动态手势的暂态突变特征得到了加强,以致能更加准确的分离出动态变化手势中的有效信号段。将 IST-KDE 处理特征与 EMD、自排序熵和奇异值排序熵等特征进行对比,虽然在静态手势识别上并无明显优势,但动态手势识别率分别提高了 10.0%、6.67% 和 11.67%。

手语是各种手势动态变化的一种复杂运动模式,本文提出一种基于改进 S 变换谱估计的动态手势 sEMG 特征处理新方法,目前的工作虽然是以小样本的少数几个手势为目标,但为连续手语识别提供了一种相对可行的解决方案,在未来的研究工作中,将继续扩大手势数量和样本数量深化研究工作。

基于 sEMG 动态手势特征处理取得的成果和进步,不仅具有学术研究价值,且对推动手语翻译的智能化创造了极为有利的条件。

## 参考文献

[ 1 ] YANG X D, CHEN X, CAO X, et al. Chinese sign language recognition based on an optimized tree-structure framework[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health

Informatics, 2017, 21(4): 994-1004.

- [ 2 ] 潘喜福,滕召胜,张甫,等. 基于肌电和肌阻抗的吞咽信号同步测量方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(10): 178-186.  
PAN X F, TENG ZH SH, ZHANG F, et al. Swallowing signal synchronous measurement method based on EMG and EIM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(10): 178-186.
- [ 3 ] 刘光达,董梦坤,张守伟,等. 基于 KPCA-SVM 的表面肌电信号疲劳分类研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(10): 1-8.  
LIU G D, DONG M K, ZHANG SH W, et al. Research on fatigue classification of surface EMG signal based on KPCA and SVM[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(10): 1-8.
- [ 4 ] TSAI A C, LUH J J, LIN T T. A novel STFT-ranking feature of multi-channel EMG for motion pattern recognition[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(7): 3327-3341.
- [ 5 ] 许全盛,李世明,李强,等. 基于表面肌电信号 Wigner-Ville 分布的人体膝关节力矩预测[J]. 北京体育大学学报, 2016, 39(11): 57-61.  
XU Q SH, LI SH M, LI Q, et al. Prediction of human knee joint moment based on wigner-ville distribution of sEMG signals[J]. Journal of Beijing Sport University, 2016, 39(11): 57-61.
- [ 6 ] 席旭刚,朱海港,罗志增. 基于 EEMD 和二代小波变换的表面肌电信号消噪方法[J]. 传感技术学报, 2012, 25(11): 1488-1493.  
XI X G, ZHU H G, LUO ZH Z. De-noising method of the semg based on EEMD and second generation wavelet transform[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2012, 25(11): 1488-1493.
- [ 7 ] 陈思佳,罗志增. 基于长短时记忆和卷积神经网络的手势肌电识别研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(2): 162-169.  
CHEN S J, LUO ZH Z. Research on gesture EMG recognition based on long short-term memory and convolutional neural network [J]. Chinese Journal of

- Scientific Instrument, 2021, 42(2): 162-169.
- [ 8 ] 席旭刚, 武昊, 罗志增. 基于EMD自相关的表面肌电信号降噪方法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(11): 2495-2500.
- XI X G, WU H, LUO ZH Z. De-noising method of the sEMG based on EMD autocorrelation [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35 ( 11 ): 2495-2500.
- [ 9 ] XIAO F Y, YANG D, LV Z M, et al. Classification of hand movements using variational mode decomposition and composite permutation entropy index with surface electromyogram signals[J]. Future Generation Computer Systems, 2020, 110: 1023-1036.
- [ 10 ] STOCKWELL R G, MANSINHA L, LOWE R P. Localization of the complex spectrum: The S transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, 44(4): 998-1001.
- [ 11 ] CHEN P, ZHANG Q. Classification of heart sounds using discrete time-frequency energy feature based on S transform and the wavelet threshold denoising [ J ]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 57, 101684.
- [ 12 ] 全惠敏, 戴瑜兴, 王鹏人. 基于广义S变换的声发射信号分析及定位[J]. 电子学报, 2010, 38(2): 371-375.
- QUAN H M, DAI Y X, WANG P R. Acoustic emission analysis and location based on generalized S-transform[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(2): 371-375.
- [ 13 ] 张晓英, 张晓敏, 廖顺, 等. 基于聚类与非参数核密度估计的风电功率预测误差分析[J]. 太阳能学报, 2019, 40(12): 3594-3604.
- ZHANG X Y, ZHANG X M, LIAO SH, et al. Prediction error analysis of wind power based on clustering and non-parametric kernel density estimation [ J ]. Acta Energeiae Solaris Sinica, 2019, 40( 12 ): 3594-3604.
- [ 14 ] 庞春颖, 王小甜, 孙晓琳. 一种基于改进经验模态分解的癫痫病电识别新方法[J]. 中国生物医学工程学报, 2013, 32(6): 663-669.

PANG CH Y, WANG X T, SUN X L. A new method of epileptic EEG identification based on improved EMD[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2013, 32(6): 663-669.

- [ 15 ] 谢平, 魏秀利, 杜义浩, 等. 基于自排序熵的表面肌电信号特征提取方法[J]. 模式识别与人工智能, 2014, 27(6): 496-501.
- XIE P, WEI X L, DU Y H, et al. Feature extraction method of sEMG based on auto permutation entropy[J]. PR & AI, 2014, 27(6): 496-501.
- [ 16 ] LI W G, LUO Z Z, JIN Y, et al. Gesture recognition based on multiscale singular value entropy and deep belief network[J]. Sensors, 2021, 21: 119.

## 作者简介



**李文国**, 2005年于杭州电子科技大学获得学士学位, 2009年于杭州电子科技大学获得硕士学位, 现为杭州电子科技大学在读博士生, 主要研究方向为生物电信号的处理与识别。

E-mail: wgli\_hz@163.com

**Li Wenguo** received his B. Sc. degree from Hangzhou Dianzi University in 2005, and M. Sc. degree from Hangzhou Dianzi University in 2009. He is currently a Ph. D. student at Hangzhou Dianzi University. His main research direction is bioelectric information processing and recognition.



**罗志增** (通信作者), 1985年于电子科技大学获得学士学位, 1989年于杭州电子科技大学获得硕士学位, 1998年于浙江大学获得博士学位, 现为杭州电子科技大学博士生导师。主要研究方向为多信息融合、生物医学信号处理、智能机器人等。

E-mail: luo@hdu.edu.cn

**Luo Zhizeng** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from the University of Electronic Science and Technology of China in 1985, M. Sc. degree from Hangzhou Dianzi University in 1989, and Ph. D. degree from Zhejiang University in 1998. He is currently a Ph. D. advisor at Hangzhou Dianzi University. His main research interests include multi-information fusion, biomedical signal processing, intelligent robots, etc.