

基于非线性特征的表面肌电信号模式识别方法

张启忠* 席旭刚 罗志增

(杭州电子科技大学智能控制与机器人研究所 杭州 310018)

摘要: 该文提出一种计算非线性时间序列信号 Lyapunov 指数的新方法——球均值 Lyapunov 指数算法,用于肢体肌电信号的特征提取与分类。首先采用所提方法计算出肌电信号的 Lyapunov 指数,并与关联维组合构成输入特征向量,然后用二叉树法构造基于对支持向量机的多类分类器,对握拳、展拳、腕内旋、腕外旋 4 类动作模式进行分类识别。实验结果表明,该方法不仅具有比 Rosenstein 算法更强的抗干扰能力,而且在肌电信号的特征提取与分类应用中取得 96.0% 以上的识别率,适合于分析信噪比较低的混沌信号。

关键词: 模式识别; 表面肌电信号; 球均值李雅普诺夫指数; 对支持向量机

中图分类号: TP24

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)09-2054-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.01325

A Pattern Recognition Method for Surface Electromyography Based on Nonlinear Features

Zhang Qi-zhong Xi Xu-gang Luo Zhi-zeng

(Institute of Intelligent Control and Robotics, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: A new method named ball-averaged Lyapunov exponents method is presented to calculate Lyapunov exponents of nonlinear time-series signals. The method can be used as feature extraction and classification of electromyography. Firstly, the Lyapunov exponents of electromyography is calculated and it is combined with correlation dimension as input eigenvector. Then, multi-class classifier is constructed based on Twin Support Vector Machines (TSVM) with binary-tree. Finally, the four hand gestures (namely, radial flexion and ulnar flexion, hand opening and closing) are classified. The experimental results show that the method has stronger anti-jamming capability than Rosenstein method, and the recognition rate is above 96.0% in feature extraction and classification of electromyography. The proposed method is suitable for analyzing chaotic signals with lower signal-to-noise ratio.

Key words: Pattern recognition; Surface electromyogram; Ball-averaged Lyapunov exponents; Twin Support Vector Machine (TSVM)

1 引言

肌电信号多运动模式识别是肌电信号研究中的一个重要课题。如,在遥操作机器人研究领域,肌电信号可以作为遥作的输入接口信息源,利用操作者肢体上的表面肌电信号获取动作命令并结合其它传感装置协调控制远端的机械手^[1]。在生物医学工程领域,其成果可运用于肌电假肢的控制^[2]。

以混沌、分形理论作为数学工具,实现对肌电信号的多运动模式识别,在国内外已有研究。如,墨尔本理工大学的 Naik 等人^[3]提取手部肌电信号分维数特征,然后用支持向量机等方法进行运动模式的分类,取得了较高的识别率。宋卡大学的 Phinyomark 等人^[4]用临界指数法研究上臂弱肌电信

号的多模式分类问题,并把研究成果应用到人机接口技术中。王人成等人^[5]研究了在不同静荷载及运动模式下分数维的分布特征。Hu 等人^[6],邹晓阳等人^[7]利用肌电信号的分形维信号实现手臂运动模式的识别。张毅等人^[8]设计了一个基于前额表面肌电信号的智能轮椅。宋玲玲等人^[9]在多重分形分析用于肌电信号多运动模式识别方面也做了较多的工作,取得了一些有意义的成果。

本文讨论了利用肌电信号非线性特征实现手腕运动模式握拳、展拳及腕内旋、外旋的分类问题。以肌电信号的 Lyapunov 指数及关联维作为模式分类的特征值,由对支持向量机(Twin Support Vector Machine, TSVM)构成的二叉树结构分类器实现动作模式的分类。

2 非线性特征提取的数学原理

有效特征的选取是模式识别的关键。在相空间中,关联维反映了相点之间的关联程度,属于描述

2012-10-17 收到, 2013-05-21 改回

国家自然科学基金(61172134, 61201302)和浙江省自然科学基金(Y1111189, LY13F030017)资助课题

*通信作者: 张启忠 zqz@hdu.edu.cn

系统最终状态形成后复杂程度的“静态”特征；Lyapunov 指数度量了复杂系统的预测性，刻画了初始靠近的状态空间轨线的指数发散率，属于描述系统形成过程的“动态”特征。论文选用关联维和 Lyapunov 指数来表征表面肌电信号的特征，兼顾了相空间中系统的“静”、“动”特征。

1983 年, Grassberger 和 Procaccia 提出了计算时间序列广义维数谱的 G-P 算法^[10]。文献[11]对 G-P 算法中 q 阶关联积分的计算提出了一种快速的方法。算法中令 $q = 2$ 即为信号关联维。

计算 Lyapunov 指数的方法有两类, 系统分析法和轨道跟踪法。自 Wolf 提出轨道跟踪法以来, 推出了多种基于这一思想的计算方法。本文参考杨绍清等人^[12] 及 Kugiuntzis^[13] 的工作, 设计了一种基于轨道跟踪法的球均值 Lyapunov 指数法。步骤如下:

(1)相空间重构 设时间序列为 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 嵌入维数为 m , 时间延迟为 τ , 则可用 Takens 嵌入定理重构 m 维相空间:

$$\mathbf{X}_i = (x_i, x_{i+\tau}, \dots, x_{i+(m-1)\tau}), \quad i=1, 2, \dots, n-(m-1)\tau \quad (1)$$

式中 \mathbf{X}_i 为相空间中的第 i 个相点, 相点数为 $n-(m-1)\tau$ 。

(2)求取相点的中心及中心到边缘的最大伸展距离 d_{\max} 设定一数值 $r \leq d_{\max}$, 对以中心点为圆心半径为 r 超球内的所有点, 按相点建立时 i 的顺序逐点寻找其最近邻点, 建立点对 $(X_j, X_{\hat{j}})$, 这里 $j < \hat{j}$, 且 $|j - \hat{j}| > p$, p 为时间序列的平均值时间, 以保证相点 X_j 与 $X_{\hat{j}}$ 在两条不同的轨道上。

(3)计算点对 X_j 与 $X_{\hat{j}}$ 后各点之间的距离 $d_j(l)$

及 $d_j(0)$ 与 $d_j(l)$ 的扭角 $\text{ang}(l)$

$$d_j(l) = \left\| \mathbf{X}_{j+l} - \mathbf{X}_{\hat{j}+l} \right\| \quad (2)$$

$$\text{ang}(l) = \arccos \left(\frac{(\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_{\hat{j}}) [\mathbf{X}_{j+l} - \mathbf{X}_{\hat{j}+l}]^T}{\left\| \mathbf{X}_j - \mathbf{X}_{\hat{j}} \right\| \cdot \left\| \mathbf{X}_{j+l} - \mathbf{X}_{\hat{j}+l} \right\|} \right) \quad (3)$$

这里 $l = 1, 2, \dots, L$, L 可取小于 $m\tau$ 的常数。

求取 $\max(\text{ang}(l))$, 若其值不大于某一角度如 $b(80^\circ)$ ($0 < b < 1, b \propto m$), 称所对应的点对为有效点对, 可按(4)所描述方法计算轨道分离指数, 如扭角过大, 则为无效点对, 放弃用此点对计算分离指数。

(4)分离指数计算方法 设轨道分离指数为 λ , 则 $d_j(0)$ 与 $d_j(l)$ 满足关系 $d_j(l) \approx d_j(0)e^{\lambda(l\Delta t)}$ (Δt 为采样间隔), 对两边取自然对数得到 $\ln d_j(l) \approx \lambda(l\Delta t) + \ln d_j(0)$ 。

令 $y(l) = \frac{1}{\Delta t} \ln d_j(l)$, 则 $y(l) \sim l$ 曲线近似为一直线, 用最小二乘估计法计算其斜率 λ , 即可得点对所对应的轨道分离指数 λ 。

(5)统计有效点对的数目 K , 对所有轨道分离指数求平均, 即得球均值 Lyapunov 指数 δ 。

$$\delta = \frac{1}{K} \sum_{n=1}^K \lambda(n), \quad n = 1, 2, \dots, K \quad (4)$$

式中 n 为有效点对的序号。

3 肌电信号拾取及 Lyapunov 指数计算方法对比

3.1 肌电信号拾取方法

论文的研究目标是实现肢体动作握拳、展拳、腕内旋与腕外旋的正确识别。由于 4 组动作的动力源肌肉均与尺侧腕伸肌及尺侧腕屈肌有关, 因此, 选取这 2 组肌肉为 sEMG 的拾取位置, 在其表面贴附一次性双极表面电极, 选用由美国 Noraxon 公司研制的新型便携式 MyoTrace400 肌电信号采集仪来获取信号, 仪器内置 10 Hz 到 500 Hz 的带通滤波器, 设置增益 1 k, 采样频率 2.5 kHz。实验者为 24 岁健康男性, 身高 172 cm, 体重 62 kg。实验时要求身体状况良好, 受试者 24 h 内未作剧烈运动, 以排除非实验要求的肌肉疲劳影响。每次试验需记录开始时间、所采集肌电信号的时刻等信息, 建立表面肌电信号数据库。图 1 为腕内旋动作对应的表面肌电信号。

3.2 Lyapunov 指数计算方法的比较

为验证球均值 Lyapunov 指数算法的抗噪性, 选用与 Rosenstein 法, 比较在不同信噪比下的计算结果。

首先, 用经典的 Logistic 及 Hénon 混沌系统进行验证。对系统加白噪声信号, 用两种方法计算其 Lyapunov 指数, 在选取的信噪比下重复实验 20 次, 结果如表 1 所示。单元格中值的前项为均值, 后项为标准差。

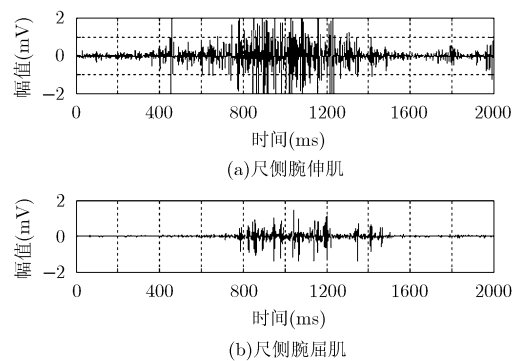


图1 腕内旋动作表面肌电信号图

表1 对典型混沌信号的比较结果

系统	指数理论值	SNR	Rosenstein 法	球均值法
Logistic $x_{i+1} = 4x_i(1-x_i)$	0.693	10	0.292 ± 0.116	0.341 ± 0.102
		20	0.370 ± 0.118	0.380 ± 0.098
		40	0.457 ± 0.105	0.543 ± 0.098
		60	0.573 ± 0.110	0.581 ± 0.087
		100	0.681 ± 0.096	0.683 ± 0.095
Hénon $x_{i+1} = 1 - 1.4x_i^2 + y_i$ $y_i = 0.3x_i$	0.418	10	0.280 ± 0.114	0.320 ± 0.099
		20	0.311 ± 0.102	0.371 ± 0.089
		40	0.341 ± 0.081	0.378 ± 0.068
		60	0.350 ± 0.073	0.382 ± 0.057
		100	0.393 ± 0.057	0.391 ± 0.051

结果显示：(1)在信噪比较低时，球均值 Lyapunov 指数计算方法比 Rosenstein 法计算所得误差小，而且，随着信噪比的增加，前者很快地接近理论值。(2)在同一信噪比下，球均值 Lyapunov 指数计算方法比 Rosenstein 法计算所得 Lyapunov 指数更小的标准差。

论文同时对 200 组从尺侧腕伸肌上取得的握拳肌电信号分别用上述两种方法计算其 Lyapunov 指数，算法所涉参数同 4.1 节。图 2 为直接从肌电仪所采集的信号提取的 Lyapunov 指数分布图，球均值 Lyapunov 指数的均值为 0.190，标准差为 0.030，而 Rosenstein 法求得指数的均值为 0.182，标准差为 0.071。图 3 为采用文献[14]所提消噪方法处理后取得的结果，球均值 Lyapunov 指数的均值为 0.192，标准差为 0.020，而 Rosenstein 法求得指数的均值为 0.187，标准差为 0.063。

通过上述对经典混沌系统及实测肌电信号的 Lyapunov 指数计算表明，球均值 Lyapunov 指数具有较小的误差，环境干扰对特征值的影响更小，可直接从肌电仪采集的信号提取 Lyapunov 指数，不需做特殊的消噪处理。

4 肌电信号特征提取及模式识别结果

4.1 肌电信号特征提取结果

肌电信号转换到相空间时，延迟时间 τ 和嵌入维数 m 的计算采用 Kim 等人^[15]提出的 C-C 算法，结果为 $m = 4$ ， $\tau = 10$ 。计算球均值 Lyapunov 指数时，超球半径取 $r = 0.40 \times d_{\max}$ 。另一重要参数 b 取 0.4，它决定了可用于计算指数值的有效轨线的最大

扭角。表 2 为从肌电信号数据库中随机取得的 50 组肌电信号计算得到的球均值 Lyapunov 指数统计数据，表 3 为关联维统计数据。

两组肌肉上的肌电信号特征 Lyapunov 指数及关联维分别构成 2 维特征向量，可单独或组合用于动作模式的识别。图 4 为握拳与展拳两个动作对应球均值 Lyapunov 指数构成的 2 维特征向量在平面上的分布。图 5 为其关联维特征向量的分布。

4.2 模式识别结果

手腕动作的识别采用二叉树结构多类分类器^[16]。由于传统的支持向量机存在着当两类向量训练个数不平衡时，不能合理确定分类超平面的问题。

表2 表面肌电信号Lyapunov指数统计数据

动作模式	肌肉组	
	尺侧腕伸肌	尺侧腕屈肌
握拳	0.1910 ± 0.0183	0.1460 ± 0.0156
展拳	0.1431 ± 0.0153	0.1832 ± 0.0176
内旋	0.1425 ± 0.0161	0.1155 ± 0.0128
外旋	0.1123 ± 0.0116	0.1534 ± 0.0127

表3 表面肌电信号关联维统计数据

动作模式	肌肉组	
	尺侧腕伸肌	尺侧腕屈肌
握拳	5.52 ± 0.26	4.35 ± 0.30
展拳	4.61 ± 0.23	5.60 ± 0.26
内旋	3.45 ± 0.22	4.22 ± 0.24
外旋	4.20 ± 0.21	3.60 ± 0.23

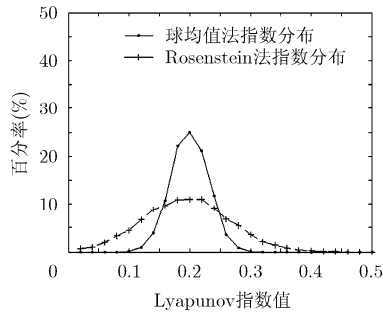


图 2 消噪前 Lyapunov 指数分布

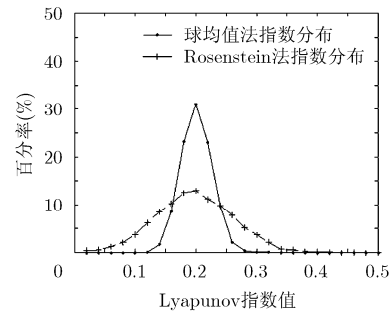


图 3 消噪后 Lyapunov 指数分布

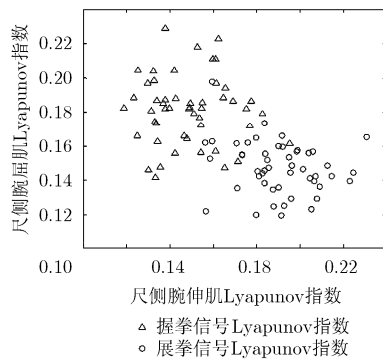


图 4 球均值 Lyapunov 指数分布图

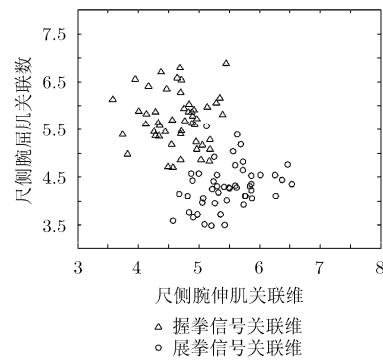


图 5 关联维数据分布图

Jayadeva 等人^[7]于 2007 年提出了对支持向量机 (TSVM)的概念以解决这一问题。因此，文中二叉树结构分类器单元分别采用传统的支持向量机及对支持向量机，以比较其分类效果。

分类器中的 3 个支持向量机依次实现握拳、展拳、腕内旋及外旋的区分。以径向基(RBF)函数为核函数，其参数 σ 的确定采用奉国和^[8]提出的方法。在分类器的训练阶段，每类动作选取 80 组特征向量，其中 60 组作为训练集；20 组作为测试集。交叉检验调整参数直至能对测试集样本完全识别。

模式识别时，每组动作模式各取 100 对肌电信号，提取其球均值 Lyapunov 指数及关联维，作为动作模式识别的特征向量。以独立或组合方式输给多类分类器，分类器单元分别采用 SVM 和 TSVM，得到如表 4 所示的结果。

数据显示，组合特征的分类结果好于单独特征，分类器单元采用对支持向量机(TSVM)比采用传统的支持向量机有更好的分类结果。以 Lyapunov 指数与关联维组合作为输入特征，对支持向量机 (TSVM)作为分类器单元的模式识别方法对每类动作的识别率均达到 96.0%以上。

表 4 分类器识别率对照表(%)

动作	特征	TSVM	SVM
握拳	Lyapunov 指数	89.7	86.3
	关联维	87.8	86.0
	组合特征	98.0	95.6
展拳	Lyapunov 指数	89.0	85.6
	关联维	88.4	86.3
	组合特征	98.1	96.0
腕内旋	Lyapunov 指数	88.9	85.7
	关联维	86.7	85.2
	组合特征	96.0	93.0
腕外旋	Lyapunov 指数	87.9	85.4
	关联维	85.6	84.1
	组合特征	96.5	92.2

5 结论

本文研究了手部肌电信号 Lyapunov 指数的提取及其在动作模式识别中的应用问题。理论分析及实验表明，提出的球均值 Lyapunov 指数计算方法具有较好的抗噪性能，能从信噪比相对较低的肌电信号中计算出稳定的特征数据。以 Lyapunov 指数与关联维组合作为输入特征，对支持向量机(TSVM)

作为多类分类器单元的模式识别方法能取得较高的动作模式识别率。

参 考 文 献

- [1] Ajoudani A, Tsagarakis N, and Bicchi A. Tele-impedance: teleoperation with impedance regulation using a body-machine interface[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2012, 31(13): 1642-1656.
- [2] 席旭刚, 李仲宁, 罗志增. 基于相关性分析和支持向量机的手部肌电信号动作识别[J]. *电子与信息学报*, 2008, 30(10): 2315-2319.
Xi Xu-gang, Li Zhong-ning, and Luo Zhi-zeng. SEMG movement pattern recognition of hand based on correlation analysis and SVM[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, 30(10): 2315-2319.
- [3] Naik G R, Kumar D K, and Arjunan S P. Towards classification of low-level finger movements using forearm muscle activation: a comparative study based on ICA and fractal theory[J]. *International Journal of Biomedical Engineering and Technology*, 2011, 6(2): 150-162.
- [4] Phinyomark A, Phukpattaranont P, and Limsakul C. Fractal analysis features for weak and single-channel upper-limb EMG signals[J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(12): 11156-11163.
- [5] 王人成, 黄昌华, 常宇, 等. 表面肌电信号的分形分析[J]. *中国医疗器械杂志*, 1999, 23(3): 125-127.
Wang Ren-cheng, Huang Chang-hua, Chang Yu, et al. Fractal dimension analysis of the surface EMG[J]. *Chinese Journal of Medical Instrumentation*, 1999, 23(3): 125-127.
- [6] Hu Xiao, Wang Zhi-zhong, and Ren Xia-mei. Classification of forearm action surface EMG signals based on fractal dimension[J]. *Journal of Southeast University (English Edition)*, 2005, 21(3): 324-329.
- [7] 邹晓阳, 雷敏. 基于多尺度最大李雅普诺夫指数的表面肌电信号模式识别[J]. *中国生物医学工程学报*, 2012, 31(1): 7-12.
Zou Xiao-yang and Lei Min. Pattern recognition of surface electromyography signal based on multi-scale maximal lyapunov exponent[J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2012, 31(1): 7-12.
- [8] 张毅, 代凌凌, 罗元. 基于 SEMG 控制的智能轮椅无障碍人机交互系统[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2011, 39(Suppl. II): 264-267.
Zhang Yi, Dai Ling-ling, and Luo Yuan. Information accessibility human-machine interaction of intelligent wheelchair based on SEMG[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science)*, 2011, 39(Suppl. II): 264-267.
- [9] 宋玲玲, 奚日辉, 吴小丹. 多重分形分析在肌电信号识别中的应用[J]. *微计算机信息*, 2008, 24(5-1): 272-273, 260.
Song Ling-ling, Xi Ri-hui, and Wu Xiao-dai. The application of multifractal in SEMG pattern recognition[J]. *Microcomputer Information*, 2008, 24(5-1): 272-273, 260.
- [10] Grassberger P and Procaccia I. Measuring the strangeness of strange attractors[J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1983, 9(1): 189-208.
- [11] 张启忠, 席旭刚, 罗志增. 多重分形分析在肌电信号模式识别中的应用[J]. *传感技术学报*, 2013, 26(2): 282-288.
Zhang Qi-zhong, Xi Xu-gang, and Luo Zhi-zeng. The application of multifractal in EMG pattern recognition[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2013, 26(2): 282-288.
- [12] 杨绍清, 章新华, 赵长安. 一种最大李雅普诺夫指数估计的稳健算法[J]. *物理学报*, 2000, 49(4): 636-640.
Yang Shao-qing, Zhang Xin-hua, and Zhao Chang-an. A robust method for estimating the largest lyapunov exponent [J]. *Acta Physica Sinica*, 2000, 49(4): 636-640.
- [13] Kugiuntzis D. State space reconstruction parameters in the analysis of chaotic time series — the role of the time window length[J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1996, 95(1): 13-28.
- [14] 罗志增, 沈寒霄. 基于 Hermite 插值的小波模极大值重构滤波的肌电信号消噪方法[J]. *电子与信息学报*, 2009, 31(4): 857-860.
Luo Zhi-zeng, and Shen Han-xiao. Hermite interpolation-based wavelet transform modulus maxima reconstruction algorithm's application to EMG de-noising[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(4): 857-860.
- [15] Kim H S, Eykholt R, and Salas J D. Nonlinear dynamics, delay times, and embedding windows[J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1999, 127(1): 48-60.
- [16] 张启忠, 席旭刚, 罗志增. 基于表面肌电信号形态特征的多模式识别研究[J]. *传感技术学报*, 2012, 25(12): 1636-1642.
Zhang Qi-zhong, Xi Xu-gang, and Luo Zhi-zeng. Study on multi-pattern recognition based on sEMG morphological characteristics[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2012, 25(12): 1636-1642.
- [17] Jayadeva, Khemchandani R, and Chandra S. Twin support vector machines for pattern classification[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(5): 905-910.
- [18] 奉国和. SVM 分类核函数的参数选择比较[J]. *计算机工程与应用*, 2011, 47(3): 123-124, 128.
Feng Guo-he. Parameter optimizing for Support Vector Machines classification[J]. *Computer Engineering and Applications, Computer Engineering and Applications*, 2011, 47(3): 123-124, 128.

张启忠: 男, 1967 生, 博士, 讲师, 研究方向为模式识别、生物医学信息检测、机器人技术。
席旭刚: 男, 1975 生, 副教授, 研究方向为生物医学信息检测、模式识别和机器人技术。
罗志增: 男, 1965 生, 教授, 博士生导师, 研究方向为机器人技术、传感器及多信息融合等。