

基于表面肌电的下肢肌肉功能网络构建及其应用研究

陈玲玲^{1,2} 李珊珊¹ 刘作军^{1,2} 张燕^{1,2}

摘要 在肌电控制下肢康复辅具研究中,合适的肌电采集位置是运动模式识别的前提与基础.针对目前肌电采集位置缺乏成熟理论依据和统一标准的问题,选取 90 个下肢肌电采集点作为节点,通过计算节点间的肌电相关性,构建下肢肌肉功能网络,证明其具有小世界特性.实验结果表明:不同运动模式的网络具有明显的拓扑结构差异,通过网络特性分析可以确定与模式关联度大的肌电采集位置,取得较好的运动模式识别结果.通过构建及分析下肢肌肉功能网络,深入了解下肢运动模式更替过程中的肌肉协同工作机制,为下肢康复辅具控制中肌电采集位置的确定提供了理论支持.

关键词 复杂网络,下肢肌肉功能网络,肌电信号,节点重要度,拓扑特性

引用格式 陈玲玲,李珊珊,刘作军,张燕.基于表面肌电的下肢肌肉功能网络构建及其应用研究.自动化学报,2017,43(3):407-417

DOI 10.16383/j.aas.2017.c160230

Construction of Lower Limb's Functional Muscle Network and Its Application Based on Surface EMG

CHEN Ling-Ling^{1,2} LI Shan-Shan¹ LIU Zuo-Jun^{1,2} ZHANG Yan^{1,2}

Abstract For myoelectric control study on lower limb rehabilitation aids, suitable electrode placements are the premise and foundation of movement pattern recognition. In response to the lack of mature theoretical basis and uniform standards for electrode placement, 90 acquisition points of lower limb are chosen as nodes, and a functional muscle network of lower limb is established by calculating correlations among those nodes. The characteristic of small work is also proved. The results show that there are obvious topology structure differences among different movement patterns. The collection locations which have close relationship with movement patterns can be selected through analysis of network features, and they may provide considerable precision for identification of movement patterns. Constructing and analyzing the functional muscle network may help to explore the collaborative work mechanism of muscles in transformation process, and provide theoretical support for selection of electromyography acquisition location.

Key words Complex networks, lower limb's functional muscle network, electromyography (EMG), node importance, topologic properties

Citation Chen Ling-Ling, Li Shan-Shan, Liu Zuo-Jun, Zhang Yan. Construction of lower limb's functional muscle network and its application based on surface EMG. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(3): 407-417

肌电信号 (Electromyography, EMG) 在激发肌肉活动时产生,是一种重要的运动生物力学信息,与人的期望动作直接相关,尤其是表面肌电信号以

其无创伤测量、易提取的优点,成为感知人体运动意图的理想信息源,广泛地应用于外骨骼助行机器人、假肢等下肢康复辅具控制^[1-3].

通过 EMG 可以在未做出动作前获取主动运动意图,相对于仅仅采集姿态、速度等运动力学信息的传统方法具有明显优势^[4-5].在肌电控制下肢康复辅具过程中,为了得到更好的模式识别结果,确定能更好地区分各模式的肌电信号采集位置非常重要.

虽然下肢表面 EMG 蕴含足够的信息以表达患者应对运动模式更替的意愿,但是目前肌电电极放置位置并没有成熟的理论依据和统一标准,缺乏对不同运动模式过程中全面动态 EMG 的变化与联系的理论层次解读.

通常是基于解剖学的已有知识,通过对下肢各主要肌群进行统计学分析或实验^[6-9],分析比较各肌群的 EMG 关联关系.例如,佟丽娜等^[6]利用健康

收稿日期 2016-03-01 录用日期 2016-08-15
Manuscript received March 1, 2016; accepted August 15, 2016
国家自然科学基金 (61174009, 61203323), 天津市应用基础与前沿技术研究计划 (13JCQNJC03400), 河北省高等学校科学技术研究项目 (Q2012079) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61174009, 61203323), Tianjin Research Program of Application Foundation and Advanced Technology (13JCQNJC03400), and Colleges and Universities in Hebei Province Science and Technology Research Project (Q2012079)

本文责任编辑 赵新刚

Recommended by Associate Editor ZHAO Xin-Gang

1. 河北工业大学控制科学与工程学院 天津 300130 2. 智能康复装置与检测技术教育部工程研究中心 天津 300130

1. School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130 2. Engineering Research Center of Intelligent Rehabilitation, Ministry of Education, Tianjin 300130

个体单侧 8 块主要肌群的表面 EMG 识别下肢踏车、行走和椭圆运动模式,通过分析 8 路信号的平均相似度及标准差,将 8 块肌肉减少到 3 块,最终准确率高达 91.67%。又如余青山等^[7]通过大量反复实验,选用 4 块大腿肌肉作为下肢 EMG 的来源,将一个步态周期细分为支撑前期、支撑中期等 5 种运动模式。He 等^[8]则通过分析坐下、蹲、上下楼及行走过程中的单侧 13 块肌肉,确定各种运动过程中的主要作用肌群。虽然以上肌肉采集位置的确定方法已经涵盖了下肢的大部分肌群,取得了较好的研究成果,但是仍未覆盖整个下肢表面。随着肌群个数的增加,统计学分析或实验的工作量将急剧增加,因此对整个下肢表面的 EMG 进行综合分析是比较不现实的,这就使得当前的运动模式识别结果有可能不是最理想的,有可能通过肌电位置优化进一步提高识别效果。

另一方面,为了全面、深入了解不同运动模式中的电生理过程,对运动模式做出准确的识别,需要采集多个通道的 EMG^[10-11],获取全面的动态肌电信息。但是肌肉之间又存在着严重的相似性,需要通过分析各通道间的耦合关系最大限度地减少电极数目。

常用主元分析法(Principal component analysis, PCA)根据各特征参数的贡献率降低特征参数维数^[12]。虽然对于特定信号效果很好,但是对各肌肉贡献率描述中无法体现时间信息。由于各肌肉在每个运动阶段的作用不同,贡献率也不同,可能两块肌电特性相似的肌肉贡献率都很大,也可能贡献率低的肌肉在某阶段运动描述中必不可少。所以,简单的 PCA 分析并不能完全揭示下肢肌肉的神经动力学关系。

复杂网络理论作为一种研究复杂系统动力学的有效方法,首先由 Watts 等^[13]和 Barabási 等^[14]提出,复杂网络的局部和全局特性能够清晰地刻画组成复杂系统的不同元素之间的相互关系和信息流动过程,在大脑功能认识^[15-16]、蛋白质相互作用网络^[17]、网络搜索、传染病控制及突发事件预报等方面提供了很好的科学理解和定量分析。尤其是脑功能网络,是复杂网络理论在神经科学中的重要应用,已经得到很多重要成果,并为揭示脑疾病的病理机制提供了新思路^[15-16]。

本文将复杂网络理论应用于下肢 EMG 分析,在下肢肌肉表面选取 90 个 EMG 采集点作为节点,构建下肢肌肉功能网络;通过网络拓扑属性分析^[18-19],证明下肢肌肉功能网络的小世界属性,总结其统计学特点;在网络层面分析不同运动模式过程中的拓扑结构差异和肌肉功能共异性,深入分析不同运动模式状态下肌肉功能结构的共异性,确定

与运动模式更替关联度大的肌群和电极位置。下肢肌肉功能网络构建与分析将揭示下肢 EMG 与运动模式更替之间的关系,为运动模式识别与调控提供可靠的理论支持。

1 下肢肌肉功能网络构建

依次记录两侧下肢的整个肌肉系统在 3 种运动模式(平地行走、上楼梯和下楼梯)过程中的表面 EMG,构建下肢肌肉功能网络,深入讨论各采集点与模式切换间的关系。

定义 1. 一个无向无权网络 $G = (V, E)$ 具有 n 个节点和 m 条边,其顶点集为 $V = \{V_1, \dots, V_n\}$,边集合为

$$E = \{E_j | E_j \in V \times V, j = 1, \dots, m\} \quad (1)$$

定义 2. 构造网络 G 的邻接矩阵 $A = (A_{ij})_{n \times n}$

$$A_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{若 } |C_{ij}| \geq TH \\ 0, & \text{若 } |C_{ij}| < TH \end{cases} \quad (2)$$

其中, C_{ij} 为节点 i 和节点 j 间的 Pearson 系数, TH 为阈值。如果 $A_{ij} = 1$, 表示节点 i 与 j 之间有连边,否则 $A_{ij} = 0$, 表示节点 i 与 j 之间无连边。

1.1 定义网络节点

将人体下肢与运动模式变化相关的肌肉系统分为 10 个区域,左腿和右腿的 EMG 采集点分布情况相同,以左侧下肢为例,如图 1 所示,左侧下肢分为 5 个区域。在两侧下肢肌肉表面均匀选取 $n = 90$ 个 EMG 采集点作为节点,记作 $V1 \sim V90$,如表 1 所示。

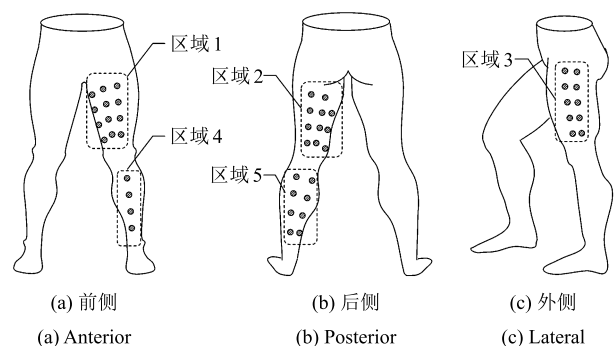


图 1 左腿肌电电极放置位置

Fig. 1 EMG electrodes placement of left leg

1.2 基于移动窗的 EMG 分段

相对于上肢而言,下肢的运动更具有周期性特点,一个步态周期定义为从脚跟着地开始到同侧脚跟

表 1 肌电电极分区与分布情况
Table 1 The partition and distribution of EMG electrodes

区域	个数	节点	名称	位置	分布情况
1	12	V01~V12	LTF1~LTF12	左侧大腿前侧	四排三列
2	11	V13~V23	LTP1~LTP12	左腿大腿后侧	三列 (三排一列 + 四排两列)
3	10	V24~V33	LTL1~LTL10	左腿大腿外侧	五排两列
4	4	V34~V37	LCF1~LCF4	左侧小腿前侧	纵向排列
5	8	V38~V45	LCP1~LCP8	左腿小腿后侧	四排两列
6	12	V46~V57	RTF1~RTF12	右侧大腿前侧	四排三列
7	11	V58~V68	RTP1~RTP12	右腿大腿后侧	三列 (三排一列 + 四排两列)
8	10	V69~V78	RTL1~RTL10	右腿大腿外侧	五排两列
9	4	V79~V82	RCF1~RCF4	右侧小腿前侧	纵向排列
10	8	V83~V90	RCP1~RCP8	右腿小腿后侧	四排两列

再次着地结束 (图 2(a)), 可以分为支撑相和摆动相两个部分. 采集不同步速下 (*Fast* : 1.75 m/s; *Normal* : 1.25 m/s; *Slow* : 0.75 m/s) 股直肌的表面 EMG, 计算其均方根, 如图 2(b) 所示, 在整个运动周期内, EMG 呈周期性变化, 股直肌在支撑相末期至摆动相中期、摆动相末期至支撑相中期两阶段起作用, 肌电信号比较活跃, 并随步速增加而增加. 而股二头肌 EMG 的均方根 (图 2(c)) 在摆动相中末期、首次触地至承重反应结束过程中起作用.

由于数据采集点来自双侧下肢, 所以仅记录并分析支撑相 (从脚跟着地开始到同侧脚尖离地结束) 过程的 EMG.

选取采集点支撑相的 i 的 EMG 样本数据, 采用移动时间窗进行处理, 将其分为 w 段信号, 进行去除零点漂移、滤波等预处理后, 通过提取时间窗内的特征向量, 用于下肢肌肉功能网络构建. 为了便于兼顾过程的时变性和信息的完整性, 选择移动窗的窗口长度 $h = 150$ ms, 步长 $S = 50$ ms, 采样频率 2000 Hz.

1.3 特征提取

选择 EMG 采集点 i ($i = 1, 2, \dots, n$) 的第 t ($t = 1, 2, \dots, w$) 时间窗, 设时间窗内的 h 个 EMG 数据为 $x_{it} = \{x_{it}(1), x_{it}(2), \dots, x_{it}(h)\}$, 计算 x_{it} 的 8 个时域和频域特征向量, 包括最大值 (Ma_{it})、绝对值平均 (Mav_{it})、标准差 (Std_{it})、均方根 (RMS_{it})、能量 (V_{it})、平均功率频率 (MPF_{it})、中值频率 (MFP_{it})、峰值频率 (F_{it}).

$$Ma_{it} = \max \{x_{it}(1), x_{it}(2), \dots, x_{it}(h)\} \quad (3)$$

$$Mav_{it} = \sum_{q=1}^h \frac{|x_{it}(q)|}{h} \quad (4)$$

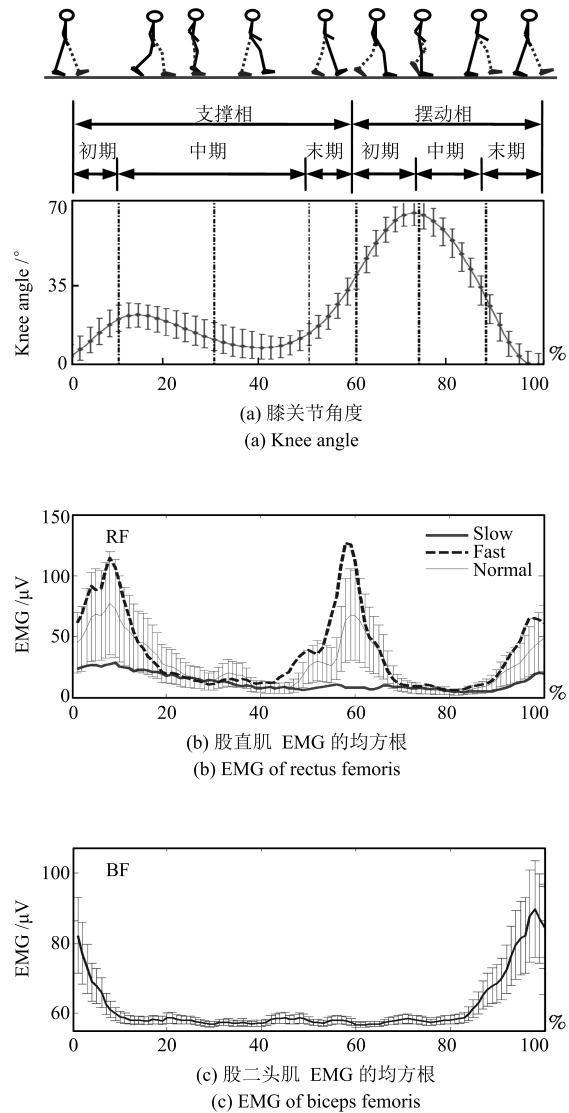


图 2 一个步态周期膝关节角度与 EMG
Fig.2 The knee angle and EMG of a gait stride

$$Std_{it} = \sqrt{\frac{\sum_{q=1}^h [x_{it}(q) - \bar{x}_{it}]^2}{h-1}} \quad (5)$$

其中, $\bar{x}_i = \sqrt{\sum_{q=1}^h x_{it}^2(q)/h}$.

$$RMS_{it} = \sqrt{\frac{\sum_{q=1}^h x_{it}^2(q)}{h}} \quad (6)$$

$$V_{it} = \sum_{q=1}^h |x_{it}| \quad (7)$$

$$MFP_{it} = \frac{\int_0^\infty f \times s_{it}(f) df}{\int_0^\infty s_{it}(f) df} \quad (8)$$

$$MFP_{it} = 0.5 \int_0^\infty s_{it}(f) df \quad (9)$$

$$F_{it} = \max [s_{it}(f)] \quad (10)$$

其中, $s_{it}(f)$ 为功率谱密度函数.

比较发现, 增加时域或频域特征向量的个数对于复杂网络的连边影响很小. 经过多次试验与对比, 选取绝对值平均 (Mav_{it})、均方根 (RMS_{it})、能量 (V_{it})、中值频率 (MFP_{it}) 四个特征值构建复杂网络.

提取 EMG 采集点 i 的第 t 时间窗的特征值, 构建矩阵 T_{it} :

$$T_{it} = (Mav_{it}, RMS_{it}, V_{it}, MFP_{it}) \quad (11)$$

其中, i 表示 EMG 采集点的标号.

EMG 采集点 i 的特征值构建 $w \times 4$ 的矩阵 T_i :

$$T_i = (Mav_i, RMS_i, V_i, MFP_i) \quad (12)$$

对矩阵 T_i 进行归一化处理, 得到 T'_i :

$$T'_i = (mav_i, rms_i, v_i, mfp_i) \quad (13)$$

所有 EMG 采集点的每个特征向量构成一个 $w \times n$ 的特征矩阵 M_p ($p = 1, 2, 3, 4$), $M_1 = mav$, $M_2 = rms$, $M_3 = v$, $M_4 = mfp$.

1.4 连边的生成

计算特征矩阵 M_p 的任意两列向量间的 Pearson 系数

$$C_{pij} = \frac{\sum_{t=1}^w \{[M_{pi}(t) - \langle M_{pi} \rangle] \times [M_{pj}(t) - \langle M_{pj} \rangle]\}}{\sqrt{\sum_{t=1}^w [M_{pi}(t) - \langle M_{pi} \rangle]^2} \times \sqrt{\sum_{t=1}^w [M_{pj}(t) - \langle M_{pj} \rangle]^2}} \quad (14)$$

其中, C_{pij} 为肌电采集点 i 和肌电采集点 j 间的第

p 个特征值的 Pearson 系数, M_{pi} 和 M_{pj} 分别为第 p 个特征值的矩阵 M_p 的第 i 列和第 j 列 ($i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, n$), $M_{pi}(t)$ 和 $M_{pj}(t)$ 分别为向量 M_{pi} 和 M_{pj} 的第 t 行元素, $\langle M_{pi} \rangle$ 和 $\langle M_{pj} \rangle$ 分别为向量 M_{pi} 和 M_{pj} 的 w 个元素的平均值.

肌电采集点 i 和肌电采集点 j 间的 Pearson 系数

$$C_{ij} = \frac{1}{4} \sum_{p=1}^4 C_{pij} \quad (15)$$

计算 n 个 EMG 采集点间的 Pearson 系数构成一个对称矩阵 $C = (C_{ij})_{n \times n}$, 评价各肌电采集点间的相关程度.

构建下肢 EMG 网络, 把每个采集位置看作一个节点, 分析任意两点间的相关性, 如果两点间的相关系数大于给定阈值 TH , 则认为两点间有功能性连接, 各采集点间的连接关系代表网络连边.

如果阈值取得过小, 那么可能建立起一个完全连通的下肢肌肉功能网络图, 对于肌电电极采集点分析没有任何意义; 如果阈值取得过大, 则可能建立一个过于稀疏的网络, 致使大量有用信息丧失, 所以阈值选择对于网络构建至关重要.

2 网络拓扑属性分析

2.1 阈值确定与稀疏度

选取合适的阈值并在连接强度大于阈值的节点间建立连接边. 阈值的选择直接影响邻接矩阵边的生成和下肢肌肉功能网络的拓扑结构, 不同的阈值会导致网络规模和网络结构发生明显变化, 以下楼梯为例, 如图 3 所示, 构建不同阈值 TH 的下肢肌肉功能网络, 分析得到阈值 TH 与稀疏度 S_p 间的函数关系.

$$S_p = -0.72 TH + 0.674 \quad (16)$$

即阈值与网络稀疏度成反比关系, 阈值越大, 网络越稀疏, 相应的节点之间的连边越少, 各节点之间的联系较分散; 反之, 阈值越小, 网络越密集, 相应节点之间的连边越多, 各节点之间联系越紧密.

式 (16) 中, 在阈值 $TH = 0.75$ 时, 网络稀疏度为 0.2, 如图 3 (b) 所示, 网络可以分为两个社团结构; 而当阈值过大时, 稀疏度过小, 如图 3 (a) 所示, 虽然也可看大体的社团分布情况, 但是会出现 9 个孤立点, 致使有些连接被忽视; 当阈值过小时, 稀疏度较大, 如图 3 (c) 和图 3 (d) 所示, 过于密集的网络结构致使社团结构不明显, 结构趋向于随机.

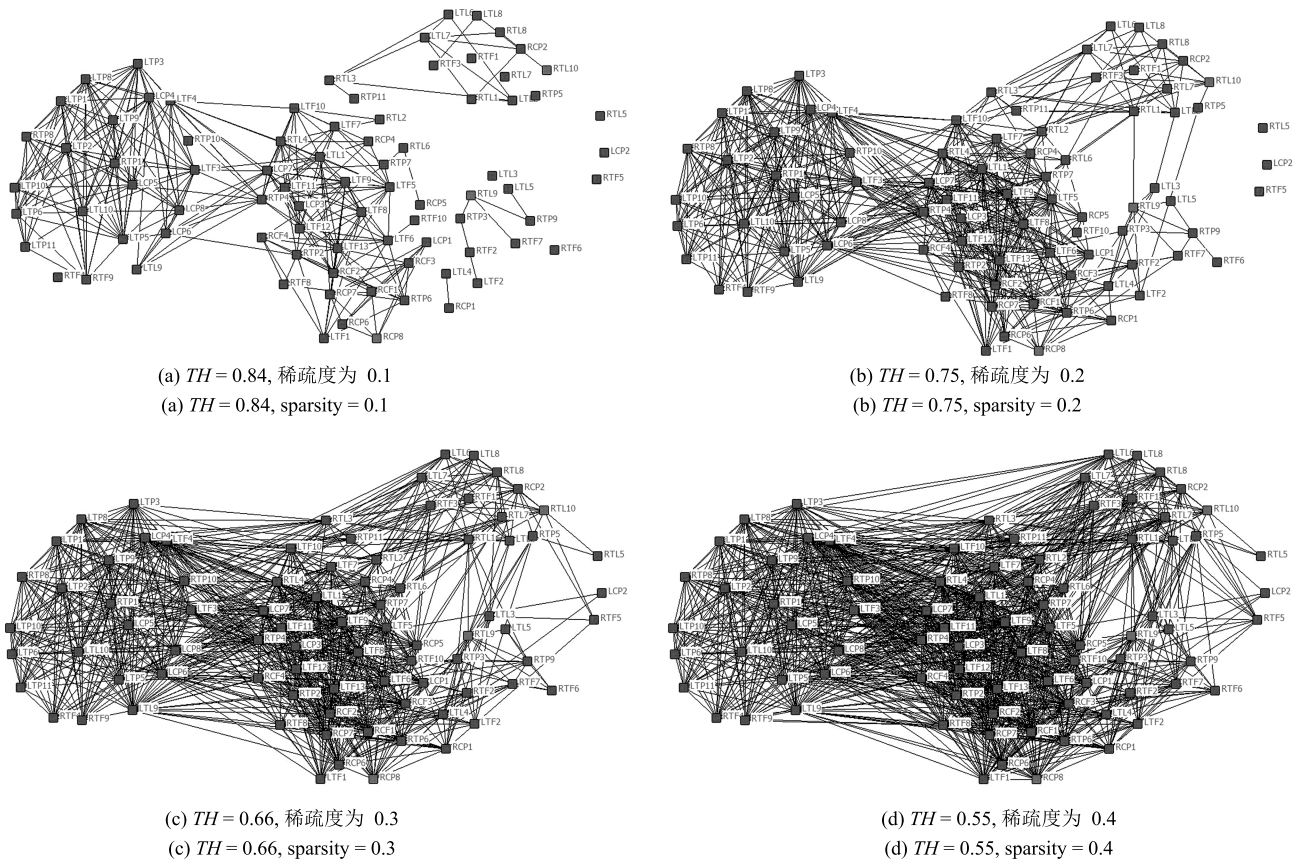


图 3 网络稀疏度与阈值关系

Fig. 3 The relationship of network sparsity and threshold

2.2 邻接矩阵

计算两两肌电采集位置间的 Pearson 系数, 利用合适的阈值, 得到 90×90 的邻接矩阵. 当阈值 $TH = 0.75$ 时, 构建三种运动模式 (平地、上楼和下楼) 的邻接矩阵, 如图 4 所示. 其中, 横坐标和纵坐标表示 EMG 采集位置的节点序号, 黑色表示两点之间有连接, 白色表示无连接. 三种模式相比, 节点间相关程度高的节点均不相同.

由图 4(a) 知, 平地模式中各节点间的联系比较紧密, 尤其是节点 10~72 间的大部分节点间的关系都比较紧密; 而上下楼梯模式的节点间的相关程度较低, 如图 4(c) 所示, 下楼梯模式下, 只有节点 1~15 之间、节点 21~33 间的相关程度较高. 所以, 可以利用所得的邻接矩阵构建下肢肌肉功能网络, 通过分析网络的拓扑属性确定与运动模式更替关系密切的 EMG 采集位置.

2.3 特征参数

利用图论方法, 计算节点度 (Node degree)、平均度 (Average degree)、聚类系数 (Clustering coefficient)、平均路径长度 (Average path length)、介数 (Betweenness) 等特征参数^[13-19], 进一步分析网

络的连接规律.

2.3.1 节点度 k_i

节点度 k_i 表示与节点 i 相关联的边的条数, 反映这个节点在网络中的活跃度, 和节点对其相邻节点的影响力. 节点度越大, 节点对其相邻节点的重要度贡献越大, 在网络中起着更重要的作用.

$$k_i = \sum_{j=1}^n A_{ij} \quad (17)$$

2.3.2 平均度 $\langle k \rangle$

网络的平均度 $\langle k \rangle$ 表示整个网络中所有节点度的平均值.

$$\langle k \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i,j=1}^n A_{ij} \quad (18)$$

2.3.3 聚类系数 CC_i

聚类系数 CC_i 表示节点 i 聚集程度的系数, 是描述网络集团化的重要指标.

$$CC_i = \frac{2e_i}{k_i(k_i - 1)} \quad (19)$$

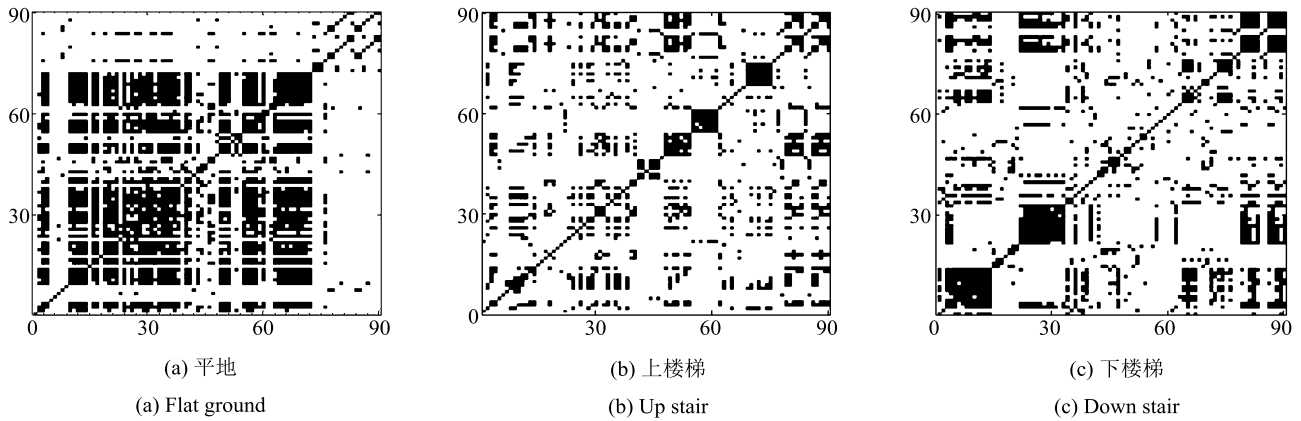


图4 三种运动模式的邻接矩阵

Fig. 4 Adjacency matrix under three motions

其中, e_i 为节点 i 与相连的 k_i 个节点间实际存在的边数.

2.3.4 平均路径长度 L

平均路径长度 L 表示任意两个节点之间距离的平均值.

$$L = \frac{n}{K} f(nKp) \quad (20)$$

其中, $f(\cdot)$ 为普适标度函数, K 为平均节点度, p 为重连概率.

2.3.5 介数 B_i

介数 B_i 表示网络中所有的最短路径中, 经过该节点的数量, 反映了节点的影响能力, 因此介数大的点在网络信息传输中起关键作用.

$$B_i = \sum_{j,m \in V, i \neq j \neq m} \frac{\sigma_{j,m}(i)}{\sigma_{j,m}} \quad (21)$$

其中, $\sigma_{j,m}$ 表示节点 j 和节点 m 间最短路径总数, $\sigma_{j,m}(i)$ 则表示经过节点 i 且连接节点 j 和节点 m 的最短路径总数.

网络介数分析了网络中节点对间沿着最短路径传输信息的控制能力, 如果两个节点之间没有路径, 或者一个节点没有位于另外两个节点之间的任何一条最短路径上, 则说明该节点对另外两个节点之间的信息传输没有直接控制能力.

3 实验结果及分析

3.1 数据采集

利用 Delsys 公司的 Trigno Wireless System 无线采集系统, 记录 3 种行走模式 (平地、上楼和下楼, 其中楼梯台阶高度为 15 cm) 在支撑相的下肢表面 EMG, 如图 5 所示. 受试者具体情况如表 2 所示, 均无下神经肌肉或肌肉骨骼方面疾病.



(a) 前侧 (a) Anterior
(b) 后侧 (b) Posterior
(c) 外侧 (c) Lateral

图5 右侧大腿肌电电极放置位置

Fig. 5 EMG electrodes placement on the right side of thigh

表2 受试者信息

Table 2 The information of subjects

实验对象	性别	年龄	身高 (cm)	体重 (kg)
S1	女	24	165	48
S2	女	24	170	54
S3	女	45	162	65
S4	女	65	155	73
S5	男	23	172	80
S6	男	27	180	95
S7	男	42	175	70
S8	男	62	170	72

3.2 下肢肌肉功能网络构建

对每个节点采集的 EMG 进行预处理, 提取 4 个时频域特征向量 (绝对值平均、均方根、能量、中值频率). 利用每个节点的特征向量计算皮尔森系数, 选取适当的阈值, 得到邻接矩阵, 其中 0 代表两个节

点之间没有连边, 1 代表两个节点之间有连边. 利用 netdraw 软件画出各运动模式的功能网络, 如图 6 所示.

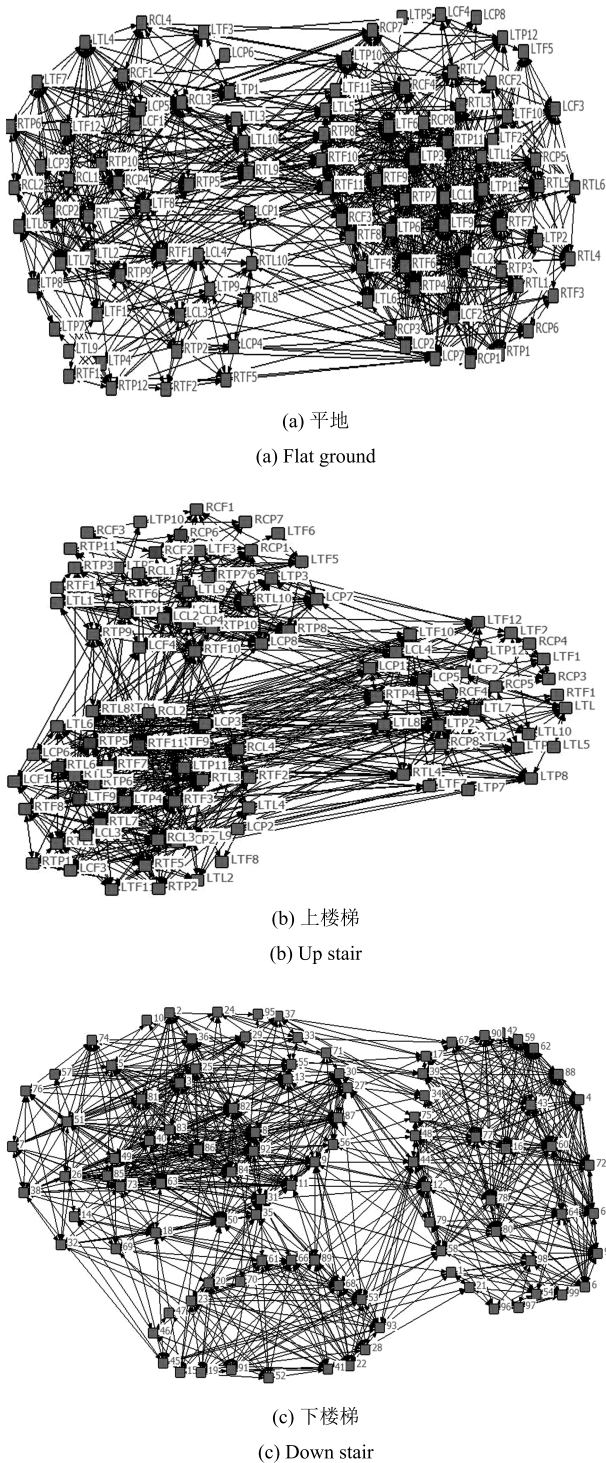


图 6 三种模式的肌肉功能网络

Fig. 6 The functional muscle network of three patterns

由图 6 可知, 不同运动模式下的复杂网络及作用节点均具有明显差异. 其中, 平地模式连边数最

多, 说明各节点间的相似程度较高, 在平地运动时, 存在相似电运动的电极位置较多. 上楼和下楼模式的功能网络连边数相对少一些, 社团结构比较明显, 说明在两种模式过程中, 存在一些节点位置的 EMG 时域特性比较特殊, 与其他节点的相似程度比较低, 分析并确定这些特殊的、具有显著差异的节点, 有助于识别运动模式间的更替.

3.3 小世界特性

经过大量的实验证明^[13-19], 绝大部分复杂网络都具有小世界特性, 规则网络和随机网络都无法再现许多实际网络具有的小世界特征. 小世界网络既不像随机网络具有较短的平均路径和较低的聚类系数, 也不像规则网络具有较长的平均路径和较高的聚类系数, 而是介于两者之间.

为了证明下肢肌肉功能网络的小世界特性, 根据式 (18)~(20) 计算三种运动模式的复杂网络特性, 包括网络节点数 n , 网络节点的平均度 $\langle k \rangle$, 总连边数 $edges$, 聚类系数 CC , 平均路径长度 L , 对应的规则网络的聚类系数 C_{nc} 和平均路径长度 L_{nc} , 对应的随机网络的聚类系数 C_{ER} 和平均路径长度 L_{ER} .

计算小世界特性的指标如下:

$$\gamma = \frac{C}{C_{ER}} \quad (22)$$

$$\lambda = \frac{L}{L_{ER}} \quad (23)$$

$$\sigma = \frac{\gamma}{\lambda} \quad (24)$$

只有当 $\gamma > 1$, $\lambda \approx 1$, $\sigma > 1$ 同时满足时, 该网络才符合小世界网络特性. 计算三种运动模式下复杂网络的主要特性参数, 如表 3 所示. 三种运动模式的复杂网络均符合 $\gamma > 1$, $\lambda \approx 1$, $\sigma > 1$ 的小世界特性指标, 因此, 说明构建的下肢肌肉功能网络具有小世界的网络特性, 即任意两个节点间的距离都维持在一个相对较小的固定值, 可以通过分析网络的节点度、聚类系数等统计特征研究网络性质, 为分析下肢肌肉的协调工作机制提供新的方法.

3.4 阈值对网络统计特性的影响

阈值的选取对于复杂网络的构建尤为重要, 为了确定合适的阈值, 利用不同阈值构建下肢肌肉功能网络. 由于复杂网络的稀疏度不能超过 0.5^[20], 所以阈值设定从 0.5 开始, 每次增加 0.05, 直至 0.95. 以下楼梯模式为例, 计算各网络的稀疏度 S_p 、平均度 $\langle k \rangle$ 及聚类系数 CC , 如表 4 所示.

由表 4 可以看出, 下肢肌肉功能网络的平均度和稀疏度均与阈值成反比, 聚类系数则随着阈值增加

表 3 三种模式复杂网络的小世界特性参量统计

Table 3 Three models of complex networks of small world characteristic parameter statistics

运动模式	n	$\langle k \rangle$	edges	CC	L	C_{nc}	L_{nc}	C_{ER}	L_{ER}	$\gamma = C/C_{ER}$	$\lambda = L/L_{ER}$	$\sigma = \gamma/\lambda$
平地	90	30.0	2487	0.8883	1.7857	0.7241	1.3833	0.3659	1.2992	2.4277	1.3745	1.7662
上楼梯	90	13.1	1091	0.8874	2.3736	0.6880	3.1679	0.1598	1.7129	5.5532	1.3857	4.0075
下楼梯	90	16.1	1337	0.8318	2.0372	0.7003	2.5776	0.1963	1.5902	4.2374	1.2811	3.3076

表 4 不同阈值下的网络统计特性

Table 4 Network statistical characteristics under different threshold

TH	稀疏度 S_p	平均度 $\langle k \rangle$	聚类系数 CC
0.5	0.4916	40.81	0.7527
0.55	0.4266	35.41	0.7665
0.6	0.3648	30.28	0.7708
0.65	0.3024	25.10	0.7899
0.7	0.2472	20.52	0.7945
0.75	0.1941	16.11	0.8318
0.8	0.1418	11.77	0.8250
0.85	0.0910	7.55	0.8193
0.9	0.0565	4.69	0.7194
0.95	0.0344	2.86	0.5770

呈现抛物线变化, 即会出现一个极大值点. 聚类系数是描述一个复杂网络任意两节点之间互相关联的概率, 其值越大, 表示节点之间联系越紧密. 所以选取聚类系数达到最大值 (0.8318) 时的阈值 $TH = 0.75$, 此时稀疏度为 0.1941, 比较合适.

3.5 显著性差异

从控制信息传输的角度而言, 介数越高的节点其重要性也越大. 分析三种运动模式 (平地、上楼和下楼) 的下肢肌肉功能网络, 计算节点的介数, 如表 5 所示.

由表 5 可知, 不同运动模式下介数最大的节点完全不同, 说明在各种运动模式中的重要节点不同. 另外, 各运动模式的介数最大值也不同, 平地为 280.1, 上楼梯为 557.2, 下楼梯更是高达 1644.4, 这是因为各种功能网络的节点间连接不同, 连边数量也有差异. 同时, 节点对之间的传输频率不完全相同, 也并非所有的传输都是基于最短路径的. 因此, 介数最大值存在明显差异, 下楼数据远高于上楼及平地 ($P < 0.001$), 上楼数据平均也高于平地数据 ($P = 0.009$).

综合考虑所有肌电采集点的 3 个主要特性参数 (节点度 k_i 、聚类系数 CC_i 、介数 B_i), 对上楼梯、下

楼梯与平地进行组间差异分析, 并采用投票的方式选取整个网络差异值最大的几个节点, 发现整个数据采集区域中共有 8 个采集点具有显著差异 ($P < 0.05$), 如表 6 所示.

表 5 不同模式下节点介数特性统计

Table 5 Node betweenness under different model

排序	平地	下楼	上楼
1	RTL4 280.1	LCP6 1644.4	RCP4 557.2
2	RTF9 277.7	RTP6 1473.8	RCP8 366.5
3	RTL10 267.0	RCP3 1369.9	RCP6 344.4
4	LTP5 236.4	LTL4 1304.2	RCP5 327.2
5	RTF10 208.8	RTP3 1216.6	RTP6 318.2
6	RTF7 180.6	RCP2 1212.6	LTP3 301.6
7	LTF10 161.4	RTL1 1198.6	RTF8 287.5
8	LCP3 151.1	RTL9 1141.3	RTP3 221.2
9	RTF1 135.9	RTP2 1048.7	RTP1 218.5
10	LCP5 128.4	RTL2 932.4	RTL8 193.0

表 6 不同模式下节点介数特性统计

Table 6 Node betweenness under different model

排序	节点标号	位置
1	RTP5	右腿大腿后侧
2	LTP1	左腿大腿后侧
3	LTL7	左腿大腿后侧
4	LTF9	左腿大腿前侧
5	RTL6	右腿大腿外侧
6	RCP2	右腿小腿后侧
7	LCP5	左腿小腿后侧
8	RTF11	右腿大腿前侧

在三种运动模式的下肢功能网络中 (阈值均为 0.75) 标出 8 个具有显著差异的节点, 如图 7 所示, 用连线图形象直观地展示了不同模式的重要节点连接关系. 发现各点分布很均匀, 左右腿各 4 个, 其中大腿 3 个, 小腿 1 个. 另外, 由于平地与上/下楼梯运

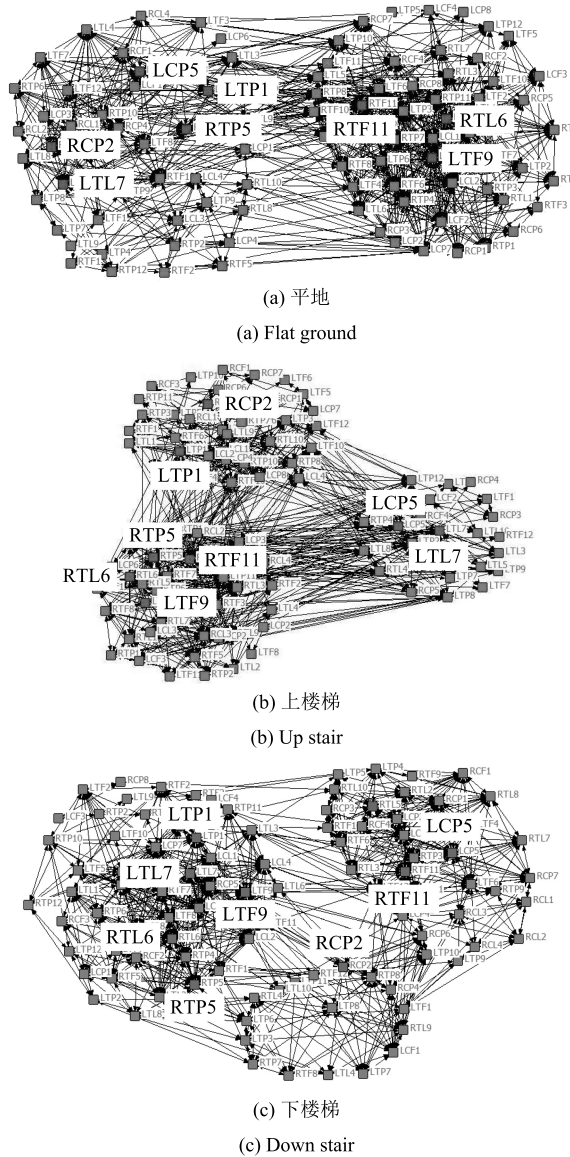


图7 三种模式间具有显著差异的节点
Fig.7 The nodes with significant difference among three patterns

动过程中, 主要是后侧肌肉工作方式有区别, 因此重要节点有4个位于人体后侧, 前侧和两侧分别2个, 分析结果与实际运动情况相吻合.

3.6 结果验证

利用表7中列出的8个肌电采集位置(单侧腿4个)的表面EMG进行运动模式识别, 与常用各下肢肌肉肌腹中心位置^[6-7]的表面EMG相比较. 其中常用肌肉如下:

- 1) 大腿肌肉: 股直肌(RF)、股外侧肌(VL)、股二头肌(BF)、股内侧肌(VM)、半腱肌(ST)、半膜肌(SM)、长收肌(AL)、阔筋膜张肌(KTF);
- 2) 小腿肌肉: 胫骨前肌(TA)、腓骨长肌(PL)、内侧腓肠肌(GM)、比目鱼肌(SM).

分别利用常用的线性判别分析(Linear discriminant analysis, LDA)、支持向量机(Support vector machine, SVM)和神经网络(Neural networks, NN), 对各种肌肉组合形式的采集点进行三种运动模式识别(平地、上/下楼梯), 如表7所示.

由表7可知, 基于下肢肌肉功能网络选出的采集节点S6, 在模式识别中各种识别算法均可得到较好的识别结果, 能够满足下肢运动识别的需求. 肌群的个数并非越多越好, 例如S1, 选择过多的与模式更替无关的肌群, 不仅无法提高识别效果, 还会大大降低识别精度.

虽然S3选择6组肌肉的情况也可以取得理想的识别效果, 但是所需电极数量将会增加, 人体两侧共需增加 $2 \times 2 = 4$ 个肌电电极, 将为信号的采集与处理带来不必要的麻烦. 由于6组肌肉可以与网络选择的4组肌肉得到相近的识别效果, 说明6组肌肉中存在2组是冗余信息, 可以通过复杂网络分析有效地降低肌电采集个数.

另一方面, S4所选肌群虽然在下肢踏车、行走和椭圆运动模式取得了较好的识别结果^[6], 但是并不适用于平地与上/下楼梯运动识别, 需要针对不同

表7 不同特征提取方法的模式识别比较

Table 7 Comparison of pattern recognition based on different methods of feature extraction

序号	单侧肌肉数目	肌肉采集点	识别率(%)		
			LDA	SVM	NN
S1	12	大腿: RF, VL, BF, VM, ST, SM, AL, KTF 小腿: TA, PL, GM, SM	78.1	82.3	80.2
S2	8	大腿: RF, VL, BF, VM, ST 小腿: TA, GM, SM	91.4	93.1	92.2
S3	6	大腿: RF, VL, BF, VM 小腿: TA, GM	95.6	97.6	97.3
S4	3	大腿: RF, VL 小腿: SM ^[6]	84.4	85.7	86.4
S5	4	大腿: VM, SM, AL, KTF ^[7]	87.4	90.6	89.9
S6	4	下肢肌肉功能网络分析结果	95.3	98.4	97.9

的识别目的, 进行大量的统计学分析进行筛选. 由于 S5 只选择了大腿肌肉, 因此识别效果也欠佳, 重新选择仍需大量的实验与分析.

综上所述, 基于下肢肌肉功能网络可以对运动相关肌肉的全面动态 EMG 进行综合分析, 确定与不同模式关联度大的肌群和电极放置位置, 为运动模式识别提供可靠的基础支持.

4 结论

选取下肢主要肌肉表面的 90 个肌电采集位置作为节点, 通过分析各节点的表面 EMG 间的相关性, 构建下肢肌肉功能网络. 在网络层面分析不同运动模式状态下的拓扑结构差异, 深入分析平地、上下楼梯三种模式中下肢肌肉功能网络的共异性, 最终确定了与运动模式更替关联度大的肌群和电极位置, 为下肢康复辅具中的肌电采集位置的确定提供了理论依据.

此方法可以推广到其他肌电控制康复辅具, 尤其是肌电假肢膝关节^[21], 由于大腿截肢, 部分肌肉被切除, 原有的机能受到了很大的破坏, 残肢肌肉无法像健康人一样有力的收缩, 不能完全参考健肢肌肉放置电极. 可以构建残肢肌肉功能网络, 确定与运动模式更替关联度更大的肌电采集位置.

下肢肌肉功能网络的研究中, 还有很多亟待解决的问题, 包括社团探寻、加权网络及动态网络的构建及分析等. 随着研究的深入, 基于复杂网络的下肢肌电分析方法必将为下肢康复辅具控制提供更多的理论支持.

References

- Fan Y J, Yin Y H. Active and progressive exoskeleton rehabilitation using multisource information fusion from EMG and force-position EPP. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2013, **60**(12): 3314–3321
- Tsai A C, Luh J J, Lin T T. A novel STFT-ranking feature of multi-channel EMG for motion pattern recognition. *Expert Systems with Applications*, 2015, **42**(7): 3327–3341
- Hoover C D, Fulk G D, Fite K B. Stair ascent with a powered transfemoral prosthesis under direct myoelectric control. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2013, **18**(3): 1191–1200
- Ding Qi-Chuan, Xiong An-Bin, Zhao Xin-Gang, Han Jian-Da. A review on researches and applications of sEMG-based motion intent recognition methods. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(1): 13–25
(丁其川, 熊安斌, 赵新刚, 韩建达. 基于表面肌电的运动意图识别方法研究及应用综述. *自动化学报*, 2016, **42**(1): 13–25)
- Hu Jin, Hou Zeng-Guang, Chen Yi-Xiong, Zhang Feng, Wang Wei-Qun. Lower limb rehabilitation robots and interactive control methods. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(11): 2377–2390
(胡进, 侯增广, 陈翼雄, 张峰, 王卫群. 下肢康复机器人及其交互控制方法. *自动化学报*, 2014, **40**(11): 2377–2390)
- Tong Li-Na, Hou Zeng-Guang, Peng Liang, Wang Wei-Qun, Chen Yi-Xiong, Tan Min. Multi-channel sEMG time series analysis based human motion recognition method. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(5): 810–821
(佟丽娜, 侯增广, 彭亮, 王卫群, 陈翼雄, 谭民. 基于多路 sEMG 时序分析的人体运动模式识别方法. *自动化学报*, 2014, **40**(5): 810–821)
- She Qing-Shan, Gao Yun-Yuan, Meng Ming, Luo Zhi-Zeng. Multiclass recognition of lower limb EMG using wavelet SVM. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2010, **38**(10): 75–79
(余青山, 高云园, 孟明, 罗志增. 下肢 EMG 的小波支持向量机多类识别方法. *华中科技大学学报 (自然科学版)*, 2010, **38**(10): 75–79)
- He H, Kiguchi K, Horikawa E. A study on lower-limb muscle activities during daily lower-limb motions. *International Journal of Bioelectromagnetism*, 2007, **9**(2): 79–84
- Chen B J, Zheng E H, Wang Q N, Wang L. A new strategy for parameter optimization to improve phase-dependent locomotion mode recognition. *Neurocomputing*, 2015, **149**: 585–593
- Ambrozic L, Gorsic M, Geeroms J, Flynn L, Lova R M, Kamnik R, Munih M, Vitiello N. CYBERLEGS: a user-oriented robotic transfemoral prosthesis with whole-body awareness control. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 2014, **21**(4): 82–93
- Spanias J A, Perreault E J, Hargrove L J. Detection of and compensation for EMG disturbances for powered lower limb prosthesis control. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2016, **24**(2): 226–234
- Zhang D H, Zhao X G, Han J D, Zhao Y W. A comparative study on PCA and LDA based EMG pattern recognition for anthropomorphic robotic hand. In: Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Hong Kong, China, IEEE, 2014. 4850–4855
- Watts D J, Strogatz S H. Collective dynamics of “small-world” networks. *Nature*, 1998, **393**(6684): 440–442
- Barabási A L, Albert R. Emergence of scaling in random networks. *Science*, 1999, **286**(5439): 509–512
- Hao Chong-Qing, Wang Jiang, Deng Bin, Wei Xi-Le. Electroencephalograph analysis based on complex networks. *Application Research of Computers*, 2012, **29**(10): 3870–3872
(郝崇清, 王江, 邓斌, 魏熙乐. 基于复杂网络的脑电信号分析. *计算机应用研究*, 2012, **29**(10): 3870–3872)
- Caciagli L, Bernhardt B C, Hong S J, Bernasconi A, Bernasconi N. Functional network alterations and their structural substrate in drug-resistant epilepsy. *Frontiers in Neuroscience*, 2014, **8**: 411
- Hu Sai, Xiong Hui-Jun, Li Xue-Yong, Zhao Bi-Hai, Ni Wen-Yin, Yang Pin-Hong, Liu Zhen. Construction of multi-relation protein networks and its application. *Acta Automatica Sinica*, 2015, **41**(12): 2155–2163

(胡赛, 熊慧军, 李学勇, 赵碧海, 倪问尹, 杨品红, 刘臻. 多关系蛋白质网络构建及其应用研究. *自动化学报*, 2015, **41**(12): 2155–2163)

- 18 Karbasi A, Ioannidis S, Massoulié L. From small-world networks to comparison-based search. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2015, **61**(6): 3056–3074
- 19 Saniee I. Scalable algorithms for large and dynamic networks: reducing big data for small computations. *Bell Labs Technical Journal*, 2015, **20**: 23–33
- 20 Chen Jun-Jie, Li Hai-Fang, Xiang Jie, Guo Hao. Human connectome research: construction, analysis and application. *Journal of Taiyuan University of Technology*, 2012, **43**(3): 329–333, 343
(陈俊杰, 李海芳, 相洁, 郭浩. 脑网络组学构建分析及应用研究. *太原理工大学学报*, 2012, **43**(3): 329–333, 343)
- 21 Zheng E H, Wang L, Wei K L, Wang Q N. A noncontact capacitive sensing system for recognizing locomotion modes of transtibial amputees. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2014, **61**(12): 2911–2920



陈玲玲 博士, 河北工业大学控制科学与工程学院副教授. 主要研究方向为康复辅具控制, 模式识别.

E-mail: chenling@hebut.edu.cn

(**CHEN Ling-Ling** Ph.D., associate professor at the School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology. Her research interest covers rehabilitation technical aids control and pattern recognition.)

Her research interest covers rehabilitation technical aids control and pattern recognition.)

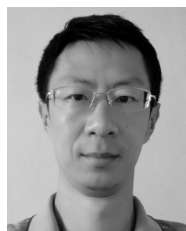


李珊珊 河北工业大学控制科学与工程学院硕士研究生. 主要研究方向为复杂网络, 外骨骼机器人. 本文通信作者.

E-mail: 18222706765@163.com

(**LI Shan-Shan** Master student at the School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology. Her research interest covers complex networks and exoskeleton robot. Corresponding author of this paper.)

Her research interest covers complex networks and exoskeleton robot. Corresponding author of this paper.)



刘作军 博士, 河北工业大学控制科学与工程学院教授. 主要研究方向为智能机器人, 下肢假肢, 智能建筑.

E-mail: nankailzj@eyou.com

(**LIU Zuo-Jun** Ph.D., professor at the School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology. His research interest covers intelligent robot, lower limb prostheses, and intelligent building.)

His research interest covers intelligent robot, lower limb prostheses, and intelligent building.)



张燕 博士, 河北工业大学控制科学与工程学院教授. 主要研究方向为智能假肢, 预测控制, 多模型控制.

E-mail: yzhangz@163.com

(**ZHANG Yan** Ph.D., professor at the School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology. Her research interest covers intelligent prostheses, predictive control, and multiple model control.)

Her research interest covers intelligent prostheses, predictive control, and multiple model control.)