

基于有监督 Kohonen 神经网络的步态识别

郭欣^{1,2} 王蕾^{1,2} 宣伯凯^{1,2} 李彩萍^{1,2}

摘要 表面肌电信号随着时间的变化而改变, 这将影响运动模式的分类精度. 传统人体下肢假肢运动模式的识别算法不能保证在整个肌电控制时间内达到对运动模式的有效识别. 为了解决这些问题, 本文提取步态初期 200 ms 的信号的特征值, 将无监督和有监督的 Kohonen 神经网络算法应用到大腿截肢者残肢侧的步态识别中, 并与传统 BP 神经网络进行了对比. 结果表明, 有监督的 Kohonen 神经网络算法将五种路况下步态的平均识别率提高到 88.4%, 优于无监督的 Kohonen 神经网络算法和 BP 神经网络.

关键词 表面肌电信号, 智能假肢, 特征提取, 有监督 Kohonen 神经网络, 步态识别

引用格式 郭欣, 王蕾, 宣伯凯, 李彩萍. 基于有监督 Kohonen 神经网络的步态识别. 自动化学报, 2017, 43(3): 430–438

DOI 10.16383/j.aas.2017.c160114

Gait Recognition Based on Supervised Kohonen Neural Network

GUO Xin^{1,2} WANG Lei^{1,2} XUAN Bo-Kai^{1,2} LI Cai-Ping^{1,2}

Abstract Surface electromyography (sEMG) is changeable with time, which will affect the classification accuracy. The traditional recognition method cannot guarantee its effectiveness within whole control cycle for lower limb movement. This paper extracts the feature from initial 200 ms EMG, applies Kohonen and supervised Kohonen neural networks, and compares the result with BP neural network. Experimental results show that supervised Kohonen neural network is superior to the other two algorithms. The average recognition rate can be increased to 88.4% for five kinds of terrains.

Key words Surface electromyography (sEMG), intelligent prosthesis, feature extraction, supervised Kohonen neural network, gait recognition

Citation Guo Xin, Wang Lei, Xuan Bo-Kai, Li Cai-Ping. Gait recognition based on supervised Kohonen neural network. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(3): 430–438

近年来, 随着交通事故、工伤、自然灾害等意外伤害的频繁发生以及脑血管疾病、糖尿病和骨关节病等慢性疾病的不断蔓延, 中国康复医学会 2006 年统计大腿截肢患者达到 1 725 万, 约占肢体截肢总人数的 71%。穿戴下肢假肢对快速恢复截肢患者基本行走能力有重大的促进作用. 随着机器人技术的发展, 国内外科研机构在智能假肢领域的研究有了长足的进步. 清华大学的王启宁教授致力于膝

下假肢的研究, 通过采集残存肌肉的肌电信号和仿生假肢的机械运动信号, 并对踝关节角度的再生力矩和功率进行分析, 实现对踝关节运动的自适应控制^[1–2]. Meier 等介绍了 2011 年德国奥托博克公司研制的智能仿生腿 Genium 的特点, 它的核心部件是单轴液压阻尼缸, 根据传感器测出实时步行速度, 利用电机控制阻尼缸阀门开度, 从而改变膝关节弯曲和伸展的阻尼, 最终达到膝关节的弯曲和伸展速度都能随着患者步行速度的变化而变化, 但因假肢穿戴者本身步态的异常性, 较难模拟实际正常步态, 还需要繁杂的训练来获得控制的目标参数^[3]. 2012 年, Hoover 等研发出一种适用于单侧截肢患者的单自由度主动假肢, 利用残肢端接受腔内壁上嵌入的肌电电极测量表面肌电信号, 来实现行走过程中对假肢膝关节力矩的控制^[4]. 田彦涛等分析了动态双足机器人的控制策略, 为双侧机器人的发展提供了新的研究思路^[5]. 2014 年, 韩国学者 Kim 等提出了一种新的肌电信号识别方法, 提取了表面肌电信号的 6 个时域特征值, 经过子相关加权滤波器, 提高了肌电信号识别能力, 以及对相同动作下细微差别的包容能力^[6–7]. 2011 年和 2013 年, Huang 等采用 SVM (Support vector machine) 算法和 LDA

收稿日期 2016-02-04 录用日期 2016-10-10
Manuscript received February 4, 2016; accepted October 10, 2016

河北省青年自然科学基金 (F2016202327), 河北省高等学校科学技术研究项目 (Q2012079, ZC2016020), 中国科学院人机智能协同系统重点实验室开放基金资助

Supported by Natural Science Foundation of Hebei Province (F2016202327), Science Technology Research Project of Higher Education of Hebei Province (Q2012079, ZC2016020), the Open Fund of CAS Key Laboratory of Human-Machine Intelligence-Synergy Systems

本文责任编辑 王启宁

Recommended by Associate Editor WANG Qi-Ning

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

(Linear discriminant analysis) 算法研究了静息状态和过渡状态的步态识别精确率, 发现 SVM 算法在过渡状态识别步态的精确度高于 LDA 算法, 而在静息状态下, 二者差别不大^[8-9]. 杨鹏等提出了相干性分析的自适应反馈调节跌倒预警方法和基于隐马尔科夫模型的动力型下肢假肢的步态识别方法, 其预测准确率达到了 95% 以上^[10-11]. Peng 等提出了基于多路表面肌电信号 (Surface electromyography, sEMG) 的模式识别方法, 识别精确度达 91.67%^[12], 丁其川等概述了 sEMG 运动意图识别的研究方法表明 sEMG 运动策略可以提高行走模式识别^[13].

对于膝上截肢者而言, 如何获得足够的肌电信息源是一个关键问题. 本文借鉴了 EMG 智能传感器集成装置, 采集大腿截肢者不同步态的表面肌电信号. 使用 TrignoTM wireless EMG 肌电采集设备, 根据残肢肌肉的实际情况以及传感器的大小为受试者定制可嵌入 EMG 智能传感器的接受腔; 利用 TKE (Teager-Kaiser energy) 算子法来确定肌肉收缩的初始时刻, 提取步态初期 200 ms 的信号的特征值, 提出有监督的 Kohonen 神经网络聚类算法对步态进行识别, 识别率由 76% 增加到 88.4%, 减少了运动学信息的误差, 可解决现有技术中行走模式识别结果滞后、路况识别效果差等技术问题.

1 数据采集及处理

本研究中招募单侧大腿截肢患者, 分析大腿截肢者的主要肌肉, 采集 5 种步态行走方式下的肌电信号, 提取时域特征值、频域特征值、AR (Autoregressive) 模型参数特征值并进行融合. 分析大腿肌和髌肌的主要肌肉, 依据受试者的实际情况, 结合残余肌肉的位置、长度、面积大小以及肌肉所能发挥的作用, 筛选出如图 1 所示肌肉: 股直肌、股外侧肌、股二头肌、半腱肌、阔筋膜张肌、臀大肌.

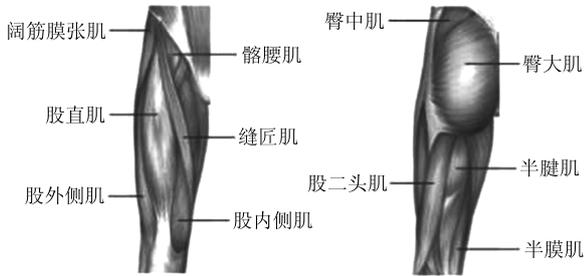


图 1 大腿主要肌肉

Fig.1 The thigh muscles

1.1 大腿截肢者残肢端 sEMG 的采集方案设计

大腿截肢者受试者需满足以下要求:

1) 15 位患者, 男性 12 名, 女性 3 名, 分别用标号 S1, S2, ..., S15 来表示, 年龄在 20~30 岁之间;

- 2) 单侧大腿以下部位截肢;
- 3) 大腿截肢者穿戴 3 年以上假肢, 有安装假肢经验并对假肢有很好的控制;
- 4) 受试者在 24 小时之内未经过剧烈运动无肌肉疲劳现象;
- 5) 体重 45~80 kg, 平均步速 0.5 m/s;
- 6) 残肢腿围比例在 80%~95%.

1.2 数据采集

如图 2, 本实验受试者需熟悉实验流程, 在平地、上楼梯 (台阶 15 cm 高, 共 10 阶)、下楼梯、上坡 (坡度约 10°, 长 4.5 m)、下坡 5 种步态模式下进行实验. 受试者在上下楼梯时允许手扶栏杆. 每次每种步态模式采集 20 组数据. 为避免肌肉疲劳, 每采集 5 组数据受试者休息 5 分钟, 在采集过程实时观察信号的波形, 确保采集到的信号有效.



(a) 平地实验 (a) The level ground (b) 上楼梯实验 (b) The upstairs



(c) 下楼梯实验 (c) The downstairs (d) 上下坡实验 (d) The up and down slope

图 2 5 种步态下肌电采集实验

Fig.2 EMG acquisition under five gait conditions

实验选用了高性能、高精度的 TrignoTM wire-

less EMG 无线采集仪, 见图 3. 其传感器采样频率有 2 000 Hz 和 4 000 Hz 两种选择设置. 本文选用的采样频率 2 000 Hz, 既保证了信号的质量又减少了传输耗时, 而且不会增加相应的硬件成本^[12-13].



图 3 Trigno 采集系统

Fig. 3 Trigno acquisition system

为保证受试者穿戴舒适, 并能从残肢侧获取高质量的 sEMG, 为大腿截肢受试者定制了可嵌入智能无线传感器式接受腔, 如图 4 所示.

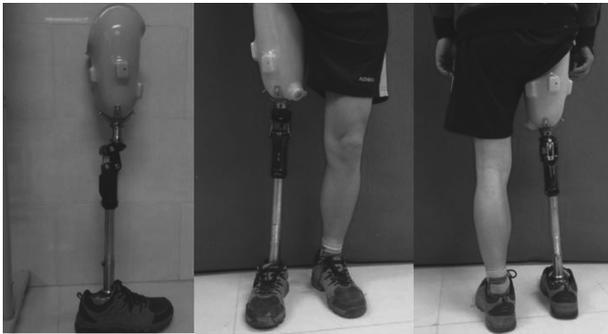


图 4 定制的假肢接受腔

Fig. 4 Customized prosthetic socket

1.3 信号预处理及特征值提取

1) 信号预处理

本文利用巴特沃斯带通滤波器对采集到的原始信号进行滤波并整流^[14]. 由于 20 Hz ~ 450 Hz 频段的数据被认为是肌电信号的主要组成部分, 因此选取滤波器类型为带通滤波, 且阶数设置为二阶, 高低截止频率分别为 450 Hz 和 20 Hz. 图 5 为上斜坡模式中臀大肌的原始 sEMG 和巴特沃斯滤波 sEMG. 滤波之后, 解决了基线漂移的问题, 一些噪声信号以及运动伪迹明显减少.

2) 特征值提取

本文分别用提取平均值、均方根、标准差的时域特征以及功率谱比值 (Power spectrum ratio, PSC) 的频域特征, 再结合 AR 模型参数, 对后续的步态识别提供有效信息, 最后将所有特征值进行融合构建

相应的特征向量, 为后续步态识别做准备. 依据实际情况对步态初期 200 ms 的 sEMG 数据、肌肉开始收缩的前 400 个点进行特征提取, 采集频率选择 2 000 Hz.

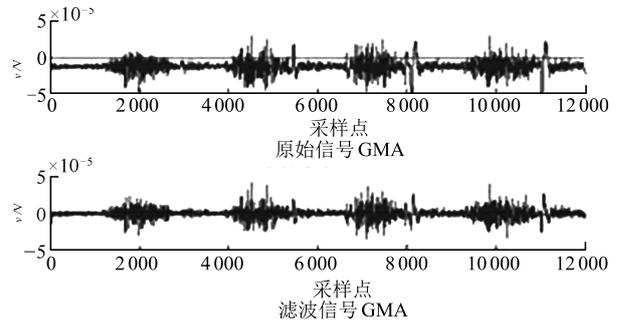


图 5 波形预处理前后对比图

Fig. 5 Pre-pretreatment and post-pretreatment curves

平均值 (*mean*) 表征一段肌电信号平均强度, 均方根 (*rms*) 表征信号的平均功率, 标准差 (*std*) 表征表面肌电信号偏离平均值的程度, 分别表示为:

$$mean = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x(i) \quad (1)$$

$$rms = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x^2(i)} \quad (2)$$

$$std = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \{x(i) - \bar{x}\}^2} \quad (3)$$

对平地、上楼梯、下楼梯、上斜坡、下斜坡 5 种不同步态下所采集的残肢表面肌电信号, 平均值和均方根区分度比较明显, 而标准差可以比较清晰地区别上楼梯和上斜坡. 提取时域特征值之后, 构建如下的时域特征向量:

$$\mathbf{x}_i = [mean1, rms1, std1, \dots, mean6, rms6, std6] \quad (4)$$

为了避免受试者在不同步态下肌肉收缩力量的不一致导致特征值的不稳定, 使用功率频谱比值 (Power spectrum ratio, PSC) 来表征表面肌电信号的频域特性, 首先从采集的表面肌电信号中获取功率谱的最大值; 然后, 计算出功率谱最大值附近某个指定宽度的面积, 再除以功率谱整个总面积得到特征比值. 其表达式为:

$$Q = \frac{P_0}{P} = \frac{\int_{(f_0-a)}^{(f_0+a)} P(f)df}{\int_{-\infty}^{\infty} P(f)df} \quad (5)$$

其中, Q 表示表面肌电信号功率谱比值; $P(f)$ 表示的是功率谱密度函数; $f(0)$ 表示的是最大功率谱处的频率, 其中 f_0 可以通过方程 $dP(f)/df = 0$ 来求解, 若产生多个解则取 $P(f)$ 为最大值时的 f_0 ; α 表示的积分范围, 当 $\alpha = 15 \text{ Hz}$ 时, 特征值有较高的区分度.

由表 1 可知, 该受试者股直肌和阔筋膜张肌在 5 种步态下的功率谱比值有明显的差异; 股二头肌对部分步态也具有一定的区分度. 提取时域特征值之后, 构建如下的频域特征向量:

$$Y_i = [psc1, psc2, \dots, psc6] \quad (6)$$

表 1 大腿截肢者 5 种步态的功率谱比值

Table 1 Power spectrum ratio of five gaits

	平地	上楼梯	下楼梯	上斜坡	下斜坡
股直肌	6.7530	5.2074	4.2859	3.7062	2.0640
股外侧肌	2.6390	3.0697	2.8058	3.5630	3.0875
股二头肌	1.5962	2.4860	3.5804	2.2074	3.6307
半腱肌	4.8403	5.2830	4.7083	5.0642	4.0974
阔筋膜张肌	2.3746	3.4390	5.0261	5.9803	6.7549
臀大肌	3.9827	3.7650	3.0548	3.2769	2.9067

AR 模型是一个线性的、二阶平稳模型, 适用于短数据的分析, 表面肌电信号满足该参数模型的要求. AR 参数法的原理是: 利用 AR 模型参数的特征与下肢进行各种步态的确定性关系, 通过从佩戴假肢的大腿截肢受试者的残肢端记录的 sEMG, 并求出相应的模型参数. 在 AR 模型中, sEMG 可以看作是均值为零的白噪声激励线性系统的产物^[15-16]. 因此, 提取 AR 模型参数的特征, 作为步态识别的特征参数. 用 $x(m)$ 代表第 m 个采样点的表面肌电信号, 对其建立如下的 AR 模型:

$$x(m) = \sum_{i=1}^n a_i \times x(m-1) + e(m) \quad (7)$$

$$e(m) \sim N(0, \delta_a^2) \quad (8)$$

其中, a_i 表示 AR 模型的第 i 个系数, n 表示 AR 模型的阶数, $e(m)$ 表示白噪声残差, 服从正态分布, δ_a 表示方差. 最小二乘法提取 AR 模型特征值, 建立 AR 模型的过程中, 模型阶数 n 的选择至关重要, 如果所选取的阶数过低, 会产生平滑的结果, 丢失大量的重要细节信息; 如果所选取的阶数过高, 会产生急剧变化和振动, 出现实际不存在的谱分裂现象^[17-18]. 在这里, 采用 FPE (Final prediction error) 确定阶数. 其中, FPE 准则函数为:

$$FPE(n) = \frac{N+n}{N-n} \times \delta_a^2 \quad (9)$$

其中, N 为所选数据长度, n 为模型阶数.

图 6 为利用最小二乘法计算表面肌电信号 FPE 准则函数曲线, 横轴为 AR 阶数, 纵轴为模型计算值与实际值之间的误差, 随着阶数的增加, 误差越来越小, 但是当阶数增至 4 时, 误差基本趋于稳定. 选取 4 阶 AR 模型参数作为表面肌电信号的特征^[19-20].

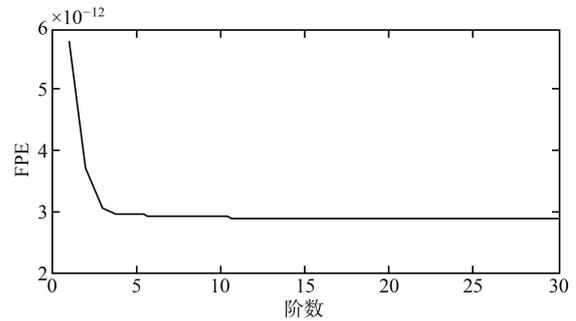


图 6 FPE 函数阶数准则曲线

Fig. 6 FPE function order criterion curve

表 2 为截肢患者 5 种步态下股外侧肌的 4 阶 AR 模型参数. 各种步态下股外侧肌的 4 阶 AR 模型参数对下楼梯和下斜坡有着很好的区分度.

表 2 大腿截肢者股外侧肌的 4 阶模型参数

Table 2 The 4th order model parameters of vastus lateralis

	AR ₁	AR ₂	AR ₃	AR ₄
平地	4.3927	4.2654	4.3761	4.1862
上楼梯	-2.9846	-2.7062	-2.6873	-2.8306
下楼梯	4.6834	4.7635	4.5980	2.2074
上斜坡	3.1370	3.2537	3.3207	3.1752
下斜坡	-0.8349	-0.7859	-0.8263	-0.7952

提取 AR 模型参数特征值之后, 构建如下的 AR 模型参数特征向量

$$AR_i = [ar11, \dots, ar14, \dots, ar61, \dots, ar64] \quad (10)$$

其中每 4 个数表示一块肌肉的 4 阶 AR 模型参数.

1.4 特征融合

本文中的特征融合应用到遗传算法-偏最小二乘法 (Genetic algorithm-partial least square, GA-PLS), 用于波谱数据中波长的特征选择^[9, 21]. 与传统的主成分分析法相比, 能更精确地找到优化的解决方法. 利用 Matlab 编写 GA-PLS 程序对特征值进行筛选不断调整每个特征值被筛选出来次数的阈值, 通过识别结果选出对步态识别影响程度较高的特征值. 根据以上特征值, 筛选结果如图 7 所示.

被筛选出来的特征值编号为: 1, 2, 4, 13, 16, 19, 20, 27, 31, 33, 36, 38, 42, 46.

重新构建的特征向量为:

$$F_i = [\text{mean1}, \text{rms2}, \text{psc1}, \text{ar21}, \text{ar24}, \text{std3}, \text{psc3}, \text{std4}, \text{ar43}, \text{mean5}, \text{psc5}, \text{ar52}, \text{rms6}, \text{ar62}] \quad (11)$$

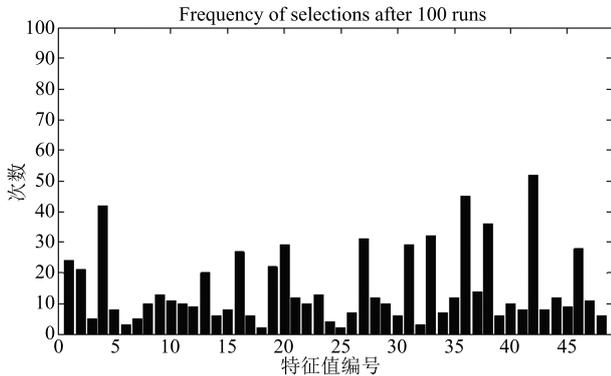


图 7 特征值筛选结果

Fig. 7 The selection of eigenvalue

2 基于有监督 Kohonen 神经网络的运动步态识别

数据采集和处理是一个输入信息的过程, 有监督网络的 Kohonen 神经网络的步态识别是信息输出的过程, 输入与输出节点之间通过可调整的权值连接. 用改进后有监督 Kohonen 神经网络聚类算法对步态进行识别. 与无监督 Kohonen 神经网络聚类算法相比, 有监督 Kohonen 神经网络聚类算法是在竞争层后增加了一个输出层, 在权值调整时不仅调整输入层同竞争层优胜节点领域内节点权值, 同时调整竞争层优胜节点领域内节点同输出层节点权值.

2.1 Kohonen 神经网络

Kohonen 神经网络算法的工作原理为: 网络学习过程中, 当样本输入网络时, 竞争层上的神经元计算输入样本与竞争层神经元权值之间的欧几里得距离, 距离最小的神经元为获胜神经元. 调整获胜神经元和相邻神经元权值, 使获胜神经元及周边权值靠近该输入样本. 通过反复训练, 最终各神经元的连接权值具有一定的分布, 该分布把数据之间的相似性聚集到代表各类的神经元上, 使同类神经元具有相近的权系数, 不同类的神经元权系数有着明显的差别, 从而实现数据的有效聚类. Kohonen 网络训练步骤如下:

步骤 1. 对网络权值 ω_{ij} 进行初始化.

步骤 2. 距离计算. 计算输入向量 $X = [x_1, \dots, x_n]$ 与竞争层神经元 j 之间的距离 d_j :

$$d_j = \left| \sum_{i=1}^m (x_i - \omega_{ij})^2 \right|, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (12)$$

步骤 3. 对神经元进行选择. 把与输入向量 X 距离最小的竞争层神经元 c 作为最优匹配输出神经元.

步骤 4. 权值调整. 调整节点和在其领域 $N_c(t)$ 内包含的节点权系数, 即:

$$N_c(t) = (t \mid \text{find}(\text{norm}(\text{pos}_t, \text{pos}_c)) < r), \quad t = 1, 2, \dots, n \quad (13)$$

$$\omega_{ij} = \omega_{ij} + \eta_1 \times (x_i - \omega_{ij}) \quad (14)$$

式中, $\text{pos}_c, \text{pos}_t$ 分别为神经元 c 和 t 的位置; norm 用来计算两神经元之间的欧几里得距离; r 为领域半径; η_1 为学习速率; r 与 η_1 一般随进化次数的增加而线性下降.

步骤 5. 对算法是否结束进行判断, 若没有结束, 则返回步骤 2.

Kohonen 聚类算法流程图如图 8 所示.

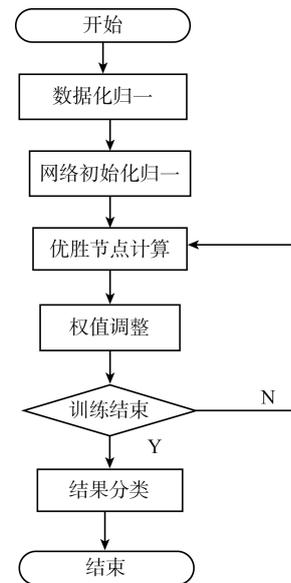


图 8 Kohonen 算法流程图

Fig. 8 Flowchart of Kohonen algorithm

- 1) 把输入层数据进行数据化归一;
- 2) 网络初始化, 选择输入层节点数为 38, 竞争层节点 36, 将其排布在 6×6 方阵中;
- 3) 按式 (12) 计算输入样本最接近竞争层的节点作为样本优胜节点;

4) 按式 (13) 调整优胜节点领域半径 r 内节点权值其领域半径在学习进化过程中逐渐减少, 输入数据向几个节点集中实现网络聚类功能. 根据经验知识选取优胜节点的最大领域 $r_{l_{\max}}$ 为 1.5, 最小领域 $r_{l_{\min}}$ 为 0.4; 调整 ω_{ij} 时最大学习速率 $\eta_{1_{\max}}$ 取 0.1, 最小学习速率取 $\eta_{1_{\min}}$ 为 0.01; 再次调整 ω_{ij} 时最大学习速率 $\eta_{2_{\max}}$ 取 1, 最小学习速率 $\eta_{2_{\min}}$ 取为 0.5; 网络共学习调整 10 000 次.

2.2 有监督 Kohonen 神经网络设计

本文的改进思想是: 通过在竞争层后增加一个输出层, 使其变为有监督学习的网络, 输出层节点个数同步态类别数相同, 每个节点代表一类步态. 输出层节点和竞争层节点通过权值相连, 将特征向量输入有监督 Kohonen 网络, 在权值调整时, 不仅调整输入层同竞争层优胜节点领域内节点权值, 同时调整竞争层优胜节点领域内节点同输出层节点权值, 调整方式如下:

$$\omega_{jk} = \omega_{jk} + \eta_2 \times (Y_k - \omega_{jk}) \quad (15)$$

式中, η_2 为学习概率; ω_{jk} 为竞争层和输出层权值, Y_k 为样本所属类别.

在 Kohonen 学习算法中, 如果初始权值向量设置不合理, 可能导致权向量无法得到充分训练, 也有可能限制网络在训练过程中的优化性能, 使得有些类别不能被区别开. 为了克服以上缺陷, 本文用最大最小距离法确定初始权值代替随机初始权值, 达到激活不同步态模式的目的. 其中利用最大最小距离法确定初始权值的流程图如图 9 所示.

- 1) 有 N 个对象, $S_n = \{Z_1, \dots, Z_n\}$;
- 2) 在输入层神经元任取一个对象 Z_1 , 作为一个类的中心, 从集合 S_n 中找到距离 Z_2 最大的对象作为 Z_2 ;
- 3) 对 S_n 中剩余对象 Z_1 , 分别计算 Z_1 到 Z_i 的距离 D_{ij} , 令最小的为 D_j ;
- 4) $\max S_n(D_{zi})$, 若 $\max S_n(D_{zi}) > m$, 则取 Z_i 为新的聚类中心;
- 5) 重复处理直到找不到符合条件新的聚类中心.

基于有监督的 Kohonen 网络聚类算法的步态模式识别模型主要包括:

- 1) 随机选取每种步态模式的训练特征向量各 100 组, 50 组作为测试特征向量, 50 组作为训练特征向量;
- 2) 初始化有监督的 Kohonen 网络结构, 确定权值;
- 3) 用训练特征向量反复训练有监督的 Kohonen, 直至实现网络的聚类功能;
- 4) 用训练好的有监督的 Kohonen 网络分类被测试数据, 输出识别结果.

有监督的 Kohonen 聚类算法 (S-Kohonen) 流程图如图 10 所示.

有监督的 Kohonen 神经网络的设计主要包括以下几方面: 网络层数、输入层节点、竞争层节点、输出层节点等.

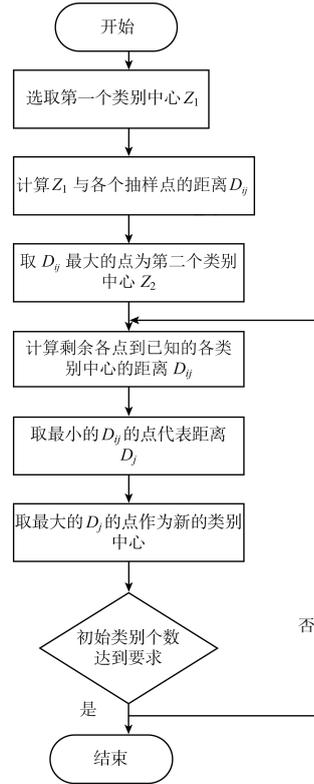


图 9 确定初始权值流程图

Fig. 9 The flowchart of determination of initial weight value

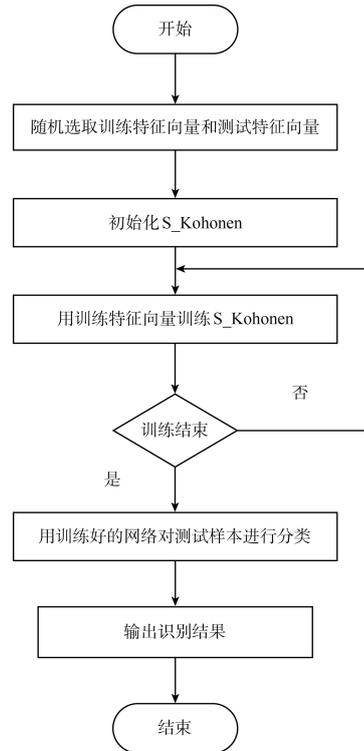


图 10 有监督 Kohonen 聚类算法流程图

Fig. 10 The flowchart of S-Kohonen clustering algorithm

- 1) 网络层数: Kohonen 自身只有输入层和竞争

层(也称输出层),但是改进之后是相当于在竞争层后加入一层输出层,因此有监督的 Kohonen 神经网络有 3 层,第一层为输入层,第二层称为竞争层,第三层为输出层。

2) 输入层节点数:输入层神经元个数等于输入样本向量的维数,取输入层节点数为 m 。本网络的输入所提取的 6 块肌肉的 sEMG 的特征值,时域特征值(平均值、均方根、标准差);频域特征值(功率谱比值)、模型参数特征值(AR 模型参数)。输入节点分别为:

a) 时域特征值(平均值、均方根、标准差): $6 \times 3 = 18$ (6 块肌肉,3 个时域特征值);

b) 频域特征值(功率谱比值): $6 \times 1 = 6$ (6 块肌肉,1 个频域特征值);

c) AR 模型参数: $6 \times 4 = 24$ (6 块肌肉,4 阶 AR 模型);

d) 特征融合:将上述 48 个特征值进行筛选之后的特征值个数 14。

3) 竞争层节点数:竞争层节点代表的是输入数据潜在的分类类别。由于本文中所研究的步态类别为 5 类,所以选择竞争层节点数为 $6 \times 6 = 36$ 个,将竞争层节点排列在一个 6 行 6 列的矩阵中。

4) 输出层节点数:输出层节点数与数据类别数相同,每一个节点表示一类数据。本文中输出层节点数为 5。

2.3 基于特征融合向量的步态识别

为了得到更高的识别率,本课题考虑将时域特征值、频域特征值、AR 模型参数特征值进行融合,重新构建的特征向量为:

$$\mathbf{F}_i = [\text{mean1}, \text{rms2}, \text{psc1}, \text{ar21}, \text{ar24}, \text{std3}, \text{psc3}, \text{std4}, \text{ar43}, \text{mean5}, \text{psc5}, \text{ar52}, \text{rms6}, \text{ar62}] \quad (16)$$

表 3 给出各种步态的识别率以及平均识别率,并且将时域、频域以及 AR 模型参数特征值进行融

表 3 步态识别结果

Table 3 The results of gait recognition

	平地	上楼梯	下楼梯	上斜坡	下斜坡
训练样本数	100	100	100	100	100
测试样本数	50	50	50	50	50
识别样本数	47	45	42	43	44
识别率 (%)	94	90	84	86	88
平均识别率 (%)	88.4				

合后,选取有效的特征值构建特征向量,五种步态模式的识别率均达到了 84% 以上。五种步态的平均识

别率为 88.4%。

2.4 基于 BP 网络的步态识别与对比有监督的 Kohonen 网络对比

BP 网络利用信号向前传递,误差反向传播的特点使 BP 神经网络预测不断逼近期望输出。但在网络预测误差的负梯度方向修正权值和阈值,没有考虑到学习经验的累积,学习过程收敛缓慢。为了验证有监督的 Kohonen 神经网络对步态识别的可行性以及有效性,将时域特征向量、频域特征向量、AR 模型参数特征向量以及特征融合向量分别输入到有监督的 Kohonen、BP 网络和无监督的 Kohonen 进行步态识别率的比较。

3 实验结果与分析

验证特征融合的最优向量,调整 GA-PLS 筛选特征值程序中的精度参数,并将输出的被筛选特征值重新构建特征向量,输入到有监督的 Kohonen 网络中,得到相应的识别结果。对比识别结果得知,增大或减少精度参数,步态的识别率有所降低。因此证明被筛选出的特征值对步态识别是最有效的。

对比时域、频域、AR 模型参数以及上述特征融合向量对步态的识别结果,得到图 11 所示的柱状图,更直观地显示不同特征向量对同一种步态的识别效果。图 11 可以看出,不同特征向量对同一种步态的识别有一定的差异,其中时域特征向量对平地行走的识别效果较好,单频域特征值对整体的步态识别有一定优势,AR 模型参数特征向量对下楼梯、下斜坡有较好的识别率。结合特征值的优势,将特征融合向量输入有监督的 Kohonen 神经网络对大腿截肢者的不同步态的识别效果最好。图 12 为 S_Kohonen、BP、Kohonen 三种算法的识别率对比图。对于融合特征值,平均识别率高于独立特征值。而且, S_Kohonen 算法的识别率高于其他两种算法。

4 结论

本文设计了一种无线传感器嵌入接受腔内的肌电信号采集系统,提取了时域、频域以及 AR 模型参数特征值,对大腿截肢患者在平地、上楼梯、下楼梯、上斜坡、下斜坡 5 种路况下的典型步态进行分类识别。利用有监督的 Kohonen 神经网络,将 5 种步态平均识别率提高到了 88.4%,从而验证了将有监督的 Kohonen 神经网络应用到步态识别上的可行性。如要将该算法应用于假肢截肢者的步态识别,还需改进传感器嵌入式的接受控制制作方法,增加传感器数量,以进一步提高识别效果。

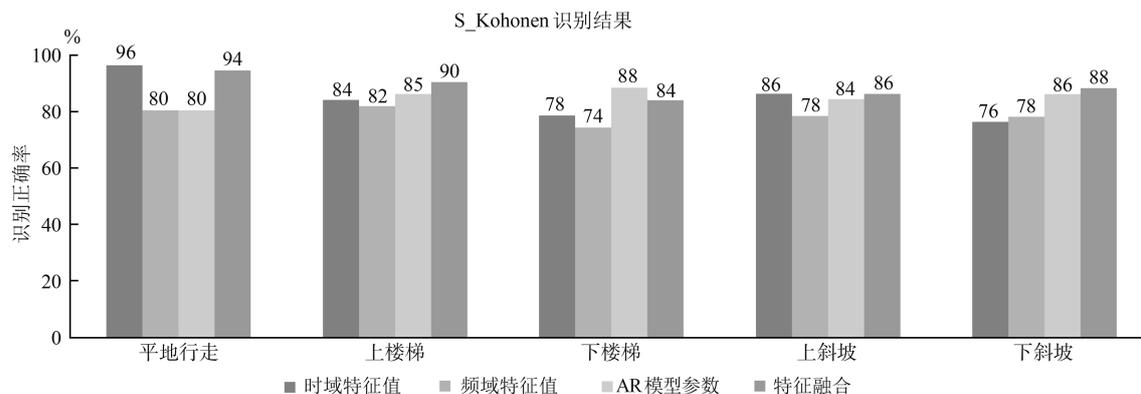


图 11 不同特征向量对步态识别结果

Fig. 11 The gait recognition results of different feature vectors

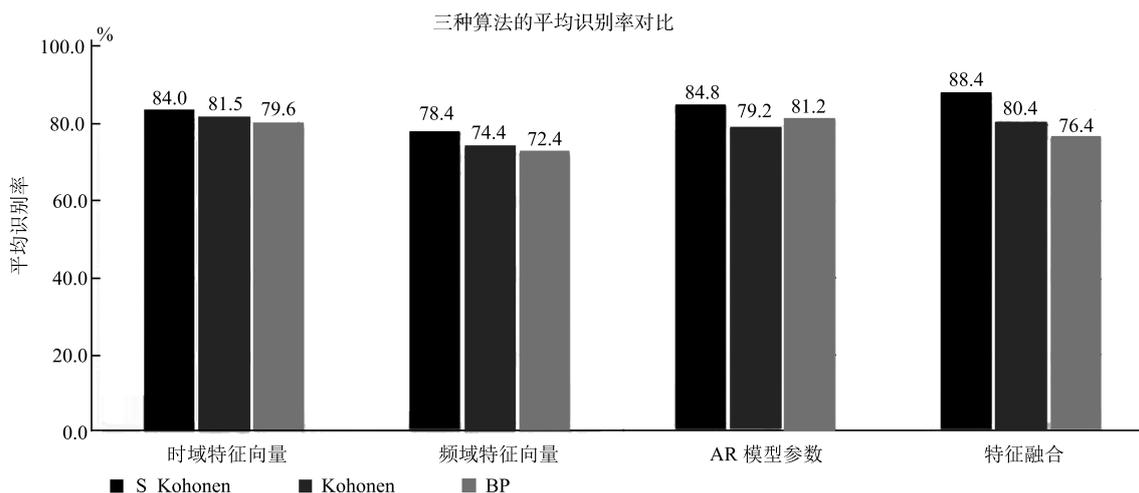


图 12 S_Kohonen、BP、Kohonen 三种算法的平均识别率对比

Fig. 12 Comparison of average recognition rate of S_Kohonen, BP and Kohonen algorithm

References

- Chen B J, Wang Q N. Combining human volitional control with intrinsic controller on robotic prosthesis: a case study on adaptive slope walking. In: Proceedings of the 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Milan, Italy: IEEE, 2015. 4777–4780
- Cherelle P, Mathijssen G, Wang Q N, Vanderborght B, Lefeber D. Advances in propulsive bionic feet and their actuation principles. *Advances in Mechanical Engineering*, 2014, **2014**: 984046
- Meier M R, Hansen A H, Gard S A, McFadyen A K. Obstacle course: users' maneuverability and movement efficiency when using Otto Bock C-Leg, Otto Bock 3R60, and the CaTech SNS prosthetic knee joints. *Journal of Rehabilitation Research and Development*, 2012, **49**(4): 583–596
- Hoover C D, Fulk G D, Fite K B. The design and initial experimental validation of an active myoelectric transfemoral prosthesis. *Journal of Medical Devices*, 2012, **6**(1): 011005
- Tian Yan-Tao, Sun Zhong-Bo, Li Hong-Yang, Wang Jing. A review of optimal and control strategies for dynamic walking bipedal robots. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(8): 1143–1157
(田彦涛, 孙中波, 李宏扬, 王静. 动态双足机器人的控制与优化研究进展. *自动化学报*, 2016, **42**(8): 1143–1157)
- 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
- Kim D H, Cho C H, Ryu J. Real-time locomotion mode recognition employing correlation feature analysis using EMG pattern. *ETRI Journal*, 2014, **36**(1): 99–105
- Zhang F, Huang H. Source selection for real-time user intent recognition toward volitional control of artificial legs. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2013, **17**(5): 907–914
- Huang H, Zhang F, Hargrove L J, Dou Z, Rogers D R, Englehart K B. Continuous locomotion-mode identification

- for prosthetic legs based on neuromuscular-mechanical fusion. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2011, **58**(10): 2867–2875
- 10 Chen Guo-Xing, Geng Yan-Li, Liu Zuo-Jun, Yang Peng. Fuzzy adaptive feedback regulation for stumble pre-warning of lower limb prosthesis based on the correlation analysis. *Robot*, 2015, **37**(6): 732–737, 747
(陈国兴, 耿艳利, 刘作军, 杨鹏. 假肢跌倒预警中基于相关性分析的模糊自适应反馈调节. *机器人*, 2015, **37**(6): 732–737, 747)
- 11 Zhao Li-Na, Liu Zuo-Jun, Gou Bin, Yang Peng. Gait pre-recognition of dynamic lower limb prosthesis based on hidden Markov model. *Robot*, 2014, **36**(3): 337–341
(赵丽娜, 刘作军, 苟斌, 杨鹏. 基于隐马尔可夫模型的动力型下肢假肢步态预识别. *机器人*, 2014, **36**(3): 337–341)
- 12 Peng L, Hou Z G, Kasabov K, Hu J, Peng L, Wang W Q. sEMG-based torque estimation for robot-assisted lower limb rehabilitation. In: Proceedings of the 2015 International Joint Conference on Neural Networks. Ireland, County Kerry: IEEE, 2015. DOI: 10.1109/IJCNN.2015.7280449
- 13 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)
- 14 Vallery H, Burgkart R, Hartmann C, Mitternacht J, Riener R, Buss M. Complementary limb motion estimation for the control of active knee prostheses. *Biomedizinische Technik. Biomedical Engineering*, 2011, **56**(1): 45–51
- 15 Liu Hong-Tao, Cao Yu-Zhen, Xie Xiao-Bo, Hu Yong. Estimation of muscle fatigue degree using time-varying autoregressive model parameter estimation of surface electromyography. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2007, **26**(4): 493–497
(刘洪涛, 曹玉珍, 谢小波, 胡勇. 表面肌电信号的时变 AR 模型参数评估肌疲劳程度的研究. *中国生物医学工程学报*, 2007, **26**(4): 493–497)
- 16 Zhang Pei-Lin, Li Sheng. Fault feature selection method based on wavelet and GA-PLS algorithm. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2014, **34**(2): 385–391
(张培林, 李胜. 基于小波包变换和 GA-PLS 算法的故障特征选择方法. *振动、测试与诊断*, 2014, **34**(2): 385–391)
- 17 Zhou S, Lawson D L, Morrison W E, Fairweather I. Electromechanical delay in isometric muscle contractions evoked by voluntary, reflex and electrical stimulation. *European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology*, 1995, **70**(2): 138–145
- 18 Lawson B E, Varol H A, Huff A, Erdemir E, Goldfarb M. Control of stair ascent and descent with a powered transfemoral prosthesis. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2012, **21**(3): 466–473
- 19 Huang S, Ferris D P. Muscle activation patterns during walking from transtibial amputees recorded within the residual limb-prosthetic interface. *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, 2012, **9**: 55. DOI: 10.1186/1743-0003-9-55
- 20 Hargrove L J, Simon A M, Lipschutz R D, Finucane S B, Kuiken T A. Real-time myoelectric control of knee and ankle motions for transfemoral amputees. *JAMA*, 2011, **305**(15): 1542–1544
- 21 Sagawa Y Jr, Turcot K, Armand S, Thevenon A, Vuillerme N, Watelain E. Biomechanics and physiological parameters during gait in lower-limb amputees: a systematic review. *Gait & Posture*, 2011, **33**(4): 511–526



郭欣 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康复装置和计算机控制. 本文通信作者.

E-mail: gxhebut@aliyun.com

(GUO Xin Ph.D., professor at the School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology. His research interest covers reha-

bilitation device and computer control. Corresponding author of this paper.)



王蕾 河北工业大学控制科学与工程学院硕士研究生. 主要研究方向为模式识别. E-mail: lei.wang2@siat.ac.cn

(WANG Lei Master student at the School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology. Her main research interest is pattern recognition.)



宣伯凯 河北工业大学控制科学与工程学院博士研究生. 主要研究方向为智能下肢假肢.

E-mail: xuanbokai@126.com

(XUAN Bo-Kai Ph.D. candidate at the School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology. His main research interest is intel-

ligent prostheses.)



李彩萍 河北工业大学控制科学与工程学院硕士. 主要研究方向为智能假肢.

E-mail: licaiping0113@163.com

(LI Cai-Ping Master at the School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology. Her main research interest is intelligent prostheses.)