

前交叉韧带断裂后足底压力特征的聚类分析

李晓理¹ 黄红拾² 王杰³ 于媛媛² 敖英芳²

摘要 运动过程中, 人体的步态特征可以在足底压力图像上有准确的记录, 而这也就可以成为判断步态正常与否的一条有效依据. 通过一组压力传感器阵列获取人体运动过程的足底压力分布数据, 提取步态的运动学和动力学特性. 在此基础上, 采用极限学习机 (Extreme learning machines, ELM) 神经网络聚类算法对足底压力数据进行分析, 完成正常与异常步态的分类辨识工作. 本文从实际临床数据出发, 对前交叉韧带断裂患者进行步态分析, 并根据医生的临床诊断结果进行校验. 该方法在步态分析上取得了较为良好的效果, 仿真结果表明了其有效性.

关键词 足底压力, 步态特征, 极限学习机神经网络, 前交叉韧带断裂, 聚类分析

引用格式 李晓理, 黄红拾, 王杰, 于媛媛, 敖英芳. 前交叉韧带断裂后足底压力特征的聚类分析. 自动化学报, 2017, 43(3): 418–429

DOI 10.16383/j.aas.2017.c160197

Cluster Analysis of Plantar Pressure Characteristics after Anterior Cruciate Ligament Deficiency

LI Xiao-Li¹ HUANG Hong-Shi² WANG Jie³ YU Yuan-Yuan² AO Ying-Fang²

Abstract The gait characteristics of an actor can be recorded accurately on the plantar pressure map in a movement. It can be used to distinguish whether the gait of this actor in a movement is abnormal or not. Using a set of pressure sensors, the plantar pressure during dynamic motion is collected, and the kinetic and dynamic characteristics of gait are extracted. Then extreme learning machines (ELM) neural network cluster algorithm is used to analyze the plantar pressure data and identification of normal or abnormal gait is done. Based on actual clinical data, this method carries out an analysis of patients with anterior cruciate ligament deficiency, which is checked according to the doctor's clinical diagnosis results. Result shows that this method is effective.

Key words Plantar pressure, gait characteristics, extreme learning machines (ELM) neural network, anterior cruciate ligament deficiency, cluster analysis

Citation Li Xiao-Li, Huang Hong-Shi, Wang Jie, Yu Yuan-Yuan, Ao Ying-Fang. Cluster analysis of plantar pressure characteristics after anterior cruciate ligament deficiency. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(3): 418–429

收稿日期 2016-02-29 录用日期 2016-08-15
Manuscript received February 29, 2016; accepted August 15, 2016

国家自然科学基金 (61473034, 61673053), 高等学校博士学科点专项科研基金 (2013000611008), 内涵发展—引进人才科研启动费, 北京市科技新星交叉学科项目 (Z161100004916041), 低温重点实验室开放基金 (CRYO 201316, TIPC, CAS), 北京大学医—信交叉建设孵化基金 (BMU2016-12) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61473034, 61673053), Specialized Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education (2013000611008), the Start-up Funding of Content Development and the Introduced Talent Research, Beijing Nova Programme Interdisciplinary Cooperation Project (Z161100004916041), Opening Foundation of Key Laboratory of Cryogenics (CRYO 201316, TIPC, CAS), and the Incubation Grant for Medicine and Information Sciences of Peking University (BMU2016-12)

本文责任编辑 王启宁

Recommended by Associate Editor WANG Qi-Ning

1. 北京工业大学电子信息与控制工程学院 北京 100124 2. 北京大学第三医院运动医学研究所 北京 100191 3. 北京科技大学自动化学院 北京 100083

1. College of Electronic Information and Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124 2. Institute

人体的足部虽小, 却也是一个极为重要而复杂的结构. 每一步行走在足底产生的压力都是十分巨大的. 众所周知, 当腿足受伤后, 人体的行走就会受到一定的影响, 这种变化也会有肉眼可见的直观呈现; 而经常为大家所忽视的是, 这些异常也会导致人体每一步行走的足底压力产生相应的变化. 足底压力图像是人体行走信息的一个极为重要的载体. 对人体运动过程的足底压力与压强分布进行分析, 可以获知运动的一系列步态特征; 在此基础上进行进一步的分析可以获知人体的健康情况. 当然不同损伤不同病症对于足底压力产生的作用效果不一样, 对于不同的步态特征参数会有不同的影响. 有些作用效果极为明显, 易于辨别分析; 有些作用效果轻微, 分析难度很高.

of Sports Medicine, Peking University Third Hospital, Beijing 100191 3. School of Automation and Electronic Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083

足底压力数据承载着重要的行走信息,近几十年来,伴随着计算机技术的普及和新型传感器技术的发展,压力测量仪器有了很大的改进甚至变革.无论是性能、质量还是准确性都有了明显提升.告别了脚印法等原始的测压方法,以压力传感器为核心的各式各样的足底压力测量仪器大量涌入;足底压力测量技术也在运动生物力学步态研究中有了日益显著的地位,成为了研究的热点.

然而与足底压力测量技术飞速发展不相称的是,足底压力数据分析的研究尚不成熟.在社会高度信息化的今天,疾病的智能诊断与康复必然也是一项极具价值的研究内容.学者们的研究工作目前主要集中于人体行为对足底压力数据的影响,以及足底压力数据与步态特征的关系^[1-3]等方面,将足底压力数据与特定病症进行直接连结的分析相对较少.另一方面,人体结构复杂,不同病症在足底压力上也有着复杂的表现;当前对于足底数据的分析有很大一部分仍需要依赖研究者自己直接在足压数据图上进行编辑处理,如文献[4]中步态特征的提取与足底压力数据图的标准化.当足底压力数据量较大时,就给医务工作者带来较大工作量与工作难度,因而对医生的工作强度与素养有较高要求.而控制算法的引入可以使这些问题有较为明显的改观.

聚类问题本质是数学优化问题,不同的分类标准可以产生不同的聚类算法,基于神经网络的聚类算法有着极为重要的地位.这种将人工神经网络应用于聚类问题的算法主要起源自Kononen的学习向量量化(Learning vector quantization, LVQ)^[5]和自适应组织特征映射(Self-organizing feature map, SOFM)^[6]以及Carpenter等的自适应共振理论(Adaptive resonance theory, ART)^[7].由于其具有自组织自适应、大规模并行、鲁棒性好等优点,目前在图像识别、故障检测等领域有着广泛的应用.

传统的人工神经网络中,网络的隐层节点参数往往是通过一定的学习算法,进行多次优化并最终确定.这些学习步骤大多会使参数的训练过程占用大量的时间,从而使网络训练过程的效率得不到保证.为增强神经网络的整体性能,Huang等提出了一种新的学习算法——极限学习机(Extreme learning machines, ELM)算法^[8].ELM神经网络学习过程简单,大大降低了网络参数的调节时间.近几年间该网络已经得到了广泛关注.

本文基于ELM神经网络聚类算法对前交叉韧带断裂损伤进行辨识研究.通过对测试者的足底压力数据进行分析,从中提取关键的步态特征信息.并以此为特征值,应用ELM神经网络聚类算法,完成前交叉韧带断裂者与正常者之间的辨识工作.本研究

可为临床医疗中该伤情的诊断或康复效果检查提供参考意见.

1 足底压力与步态特征

1.1 足底压力数据的测量提取

市场上可用于足底压力测量的仪器设备很多,本研究选用FootScan足底压力测量平板系统,如图1所示.该系统可用于赤足或穿鞋的走、跑等不同运动的静态或动态足底压力测量.测量平板总大小为200 cm × 40 cm,共包含16384个压力传感器,每个压力传感器大小为7.62 mm × 5.02 mm.



图1 FootScan 足底压力测量平板系统

Fig.1 FootScan plantar pressure measurement

该测量平板被放置在一条16米长的跑道中间,我们要求测试者裸足进行足底压力测试.为了保证测量数据的有效性,每个测试者测试前都需要先进行热身并熟悉裸足测试的基本流程.测试者可以选择自己适合的运动速度进行测试,测试中采用“左-右-左”的“三步走”方法.对于正常的运动过程而言,每个人的足部着地过程都应为足跟首先触地,所以当测试者不是足跟部先着地时该次测试无效.在测试中,测试者选择走路方式测试,系统的采样频率设置为126 Hz.

1.2 步态特征

生物力学与运动医学都是有着较长历史的研究领域,用于标识行走信息的步态特征参数很多;然而这些步态特征可用于足底压力分析的内容却是寥寥,目前研究较多的有足行进角、足弓指数、足底压力中心轨迹线等^[9].

足行进角(Foot progression angle, FPA)是用来衡量人体运动过程中足部偏转行走方向程度的一个参数.生活上常提及的内八字与外八字走路方式即可用该参数进行较为直接的表示.虽然大致含义很明确,但是该参数的具体计算却尚未有统一的标

准. 目前文献 [4] 中的定义有着较为广泛的认可. 在该文献中, 作者先以 10 kPa 的压强作为临界值提取一幅完整足底压力图的轮廓线, 并分别在足内侧和外侧提取了前足与后足的公切线. 以两条公切线的对称轴作为足部中轴线, 该中轴线与行进方向的夹角被定为足行进角. 目前对之进行研究的学者有很多^[3].

足弓指数 (Arch index, AI) 是用来标识人体足底几何特征的一个参数. 它和人们常说的扁平足有着较为直接的对应关系. 该参数在 1987 年由 Cavannah 等^[10] 提出, 其计算方法目前已成公认. 该参数值即为将足底压力图像 (此处足底压力图不包含足趾) 长轴三等分后, 中间区域的压力占整体足底压力图的比例. 一般正常人的足弓指数范围为 $0.21 < AI < 0.26$.

足底压力中心轨迹线 (Trajectory of the center of pressure, COP)^[2] 是标识一只脚整个着地过程足底接触面压力中心运动轨迹的参数. 它同样表示着人足部着地过程整体重心的移动轨迹. 我们可以在文献 [4] 中的标准化过程中得到该参数的计量方法, 即直接获取每帧压力数据图的压力中心点, 并将所有压力数据帧的压力中心点直接连成一条线即可. 该参数在后文提到的前交叉韧带断裂足底压力分析中发挥着至关重要的作用.

1.3 前交叉韧带断裂

前交叉韧带 (Anterior cruciate ligament, ACL), 又称前十字韧带, 是人体膝关节的一个十分重要的稳定器. ACL 断裂 (ACL deficiency, ACLD) 是很常见的一种损伤, 多为高强度运动致伤. ACL 断裂^[11] 后, 伤者会出现明显的膝关节不稳现象, 对膝关节功能产生严重的负面影响. 未得到有效治疗会继发关节软骨和半月板损伤.

文献 [12] 中提到, 为了便于对足底压力数据进行分析, 我们可以在一只脚着地的整个周期提取出 5

个特征时刻, 如图 2 所示: 足跟触地时刻 (First foot contact, FFC)、前足触地时刻 (First metatarsal contact, FMC)、前后足支撑地时刻 (Forefoot flat, FFF)、足跟离地时刻 (Heel off, HO) 和足尖离地时刻 (Last foot contact, LFC). 相应的整个周期又被分为 4 个阶段: 足跟触地阶段 (Initial contact phase, ICP)、前足触地阶段 (Forefoot contact phase, FFCP)、全足支撑阶段 (Foot flat phase, FFP) 和前足蹬离阶段 (Forefoot push off phase, FFPOP). 由于足膝偶联机制的存在, 整个着地周期的 4 个阶段出现不同的表现: 在足跟触地阶段和前足触地阶段, 前足旋前、胫骨内旋; 而在全足支撑阶段和前足蹬离阶段则出现相反的运动: 前足旋后、胫骨外旋. 当 ACL 断裂后, 伤者行走的足底压力数据会有对应的变化.

2 ELM 神经网络

ELM 是一种快速的单隐层神经网络训练算法. 其核心为: 神经网络学习过程中, 我们设置好合适的隐层节点参数, 输入权值可以随机赋值, 只调整最外层网络输出权值. 网络参数的确定过程中只需一步求逆, 无需任何迭代步骤, 从而大大降低了网络参数的调节时间, 在理论上可以达到很快的学习速度. 图 3 为 ELM 神经网络结构.

2.1 ELM 神经网络算法

针对训练数据样本 (x, t) , 具有 L 个隐层神经元的单隐层前向神经网络, Huang 等^[13] 给出了 ELM 的基本算法.

给定初始训练样本 $\{(x_i, t_i)\}_{i=1}^N \subset \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^m$, 隐层输出函数 $G(a, b, x)$, 隐层节点个数 L .

步骤 1. 随机生成隐层节点参数 (a_i, b_i) , $i = 1, \dots, L$;

步骤 2. 计算隐层输出矩阵 H ;

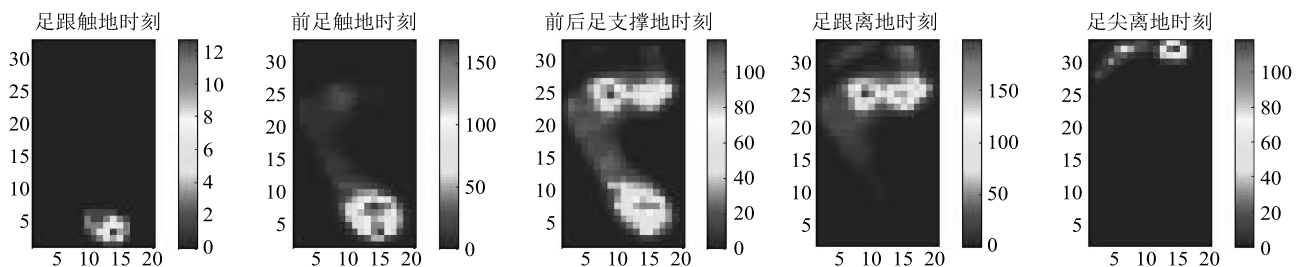


图 2 整个着地周期的 5 个特征时刻

Fig. 2 Five key moments of the whole stance phase

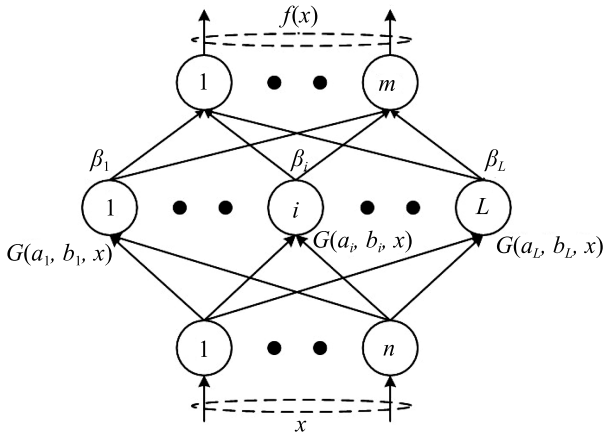


图3 ELM神经网络结构图

Fig. 3 The structure of ELM neural network

$$H(a_1, \dots, a_L, b_1, \dots, b_L, x_1, \dots, x_N) = \begin{bmatrix} G(a_1, b_1, x_1) & \cdots & G(a_L, b_L, x_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ G(a_1, b_1, x_N) & \cdots & G(a_L, b_L, x_N) \end{bmatrix}_{N \times L}$$

步骤 3. 计算网络输出层的权值 β : $\beta = H^+T$. 利用 Moore-Penrose 广义逆可以得到 $H^+ = (H^T H)^{-1} H^T$, 式中, $T = [t_1 \ \cdots \ t_N]_{m \times N}^T$.

基本 ELM 算法需要数据离线获得, 不能在线进行学习. 此外, 对于隐层神经网络节点个数 L . 系统并不能给出一个合理的指导算法来选择合适的隐层神经网络节点个数 L , 因而往往会导致网络的冗余. 考虑到上述问题, Huang 等^[7, 14] 提出了几种 ELM 神经网络的衍生形式.

传统的 ELM 神经网络, 当面临新到来数据时, 需要与之前的数据一起重新训练, 这使得学习效率低下, 不利于实际生产中的应用. OS-ELM 算法^[13] 给出一个 ELM 算法的在线形式. OS-ELM 算法相对于传统批处理式学习算法而言, 当新数据到来时, 其串行学习的方法不需要对以往的数据进行重新训练, 只需对当前新到来的数据块进行训练. OS-ELM 算法是一种简单有效的在线学习算法, 不仅可以处理连续的单个数据, 还可以处理连续的数据块.

而无论是传统的 ELM 算法还是 OS-ELM 算法, 其隐层节点神经元个数 L 一旦给定, 便不再改变. 由于没有指导性的指标机制, 网络隐层节点个数的选取不当会引起 ELM 过学习或欠学习. 因此, Feng 等^[14] 提出基于误差极小的 ELM 神经网络学习算法 — EM-ELM 算法. 该算法能够根据需要自增加隐层节点个数, 避免了网络的冗余. 相对传统的 ELM 神经网络及其他变形形式, EM-ELM 神经网络能够简化网络结构, 避免网络冗余, 提高网络的学习效率.

2.2 基于 ELM 神经网络的聚类分析

文献 [15] 将核函数融入到 ELM 算法中, 并解释到 ELM 神经网络可以用于回归和分类问题的分析计算. 当用之进行聚类分析时, 首先需要采用上面的方法用一系列样本数据对 ELM 分类器进行学习训练. 训练完成后可按下述思路计算新样本的类别所属.

ELM 分类器的输出为

$$f(x) = h(x)\beta = h(x)H^+T$$

式中, $h(x)$ 为 ELM 神经网络隐层神经元的输出, 它是关于输入样本 x 的函数.

当需要解决的聚类问题只是一个二分问题时, ELM 神经网络可以只用一个输出节点, ELM 分类器的分类结果为

$$class(x) = \text{sgn}(f(x)) = \text{sgn}(h(x)H^+T)$$

当这是一个多类划分问题 (聚类个数为 c , $c > 2$) 时, ELM 神经网络则需要有 c 个输出层节点, 即 $m = c$, ELM 分类器的分类结果为

$$class(x) = \arg \max_{i \in \{1, \dots, m\}} f_i(x)$$

该方法将作为下一节足底压力数据分析的核心算法思想.

3 足底压力数据仿真分析与结果

3.1 足底压力数据预处理

按照上文所述, 采用一定的采样频率, 借助足底压力测量平板可以获取测试者一次运动的足底压力数据. 该数据由一组二维表表示, 每张二维表即一帧压力数据, 它按照实际的空间位置关系记录某一时刻压力传感器阵列各个点的压强大小 (即足底压力的大小); 二维表的张数取决于测试者运动的速度与我们设置的采样频率. 可以根据每一帧的压力数据画出对应时刻的足底压力数据图. 参见图 4.

本文共测取了 75 份实验数据. 其中正常人裸足步行数据 25 份, 左膝 ACL 断裂者裸足步行数据 25 份, 右膝 ACL 断裂裸足步行数据 25 份. 每份测试数据都既包含测试者左足着地数据, 也包含同一测试者当次运动的右足着地数据. 对于每足的完整着地周期数据由 100~200 帧二维压力数据组成.

本文将 ACL 断裂为例, 对足底压力数据进行分析研究. 如第 1 节所述, ACL 断裂会对人体运动的足底压力数据产生一定的影响, 该影响会对足底压力数据中心轨迹线产生较明显的影响.

依据重心计算公式可以计算每帧二维压力数据表的压力中心:

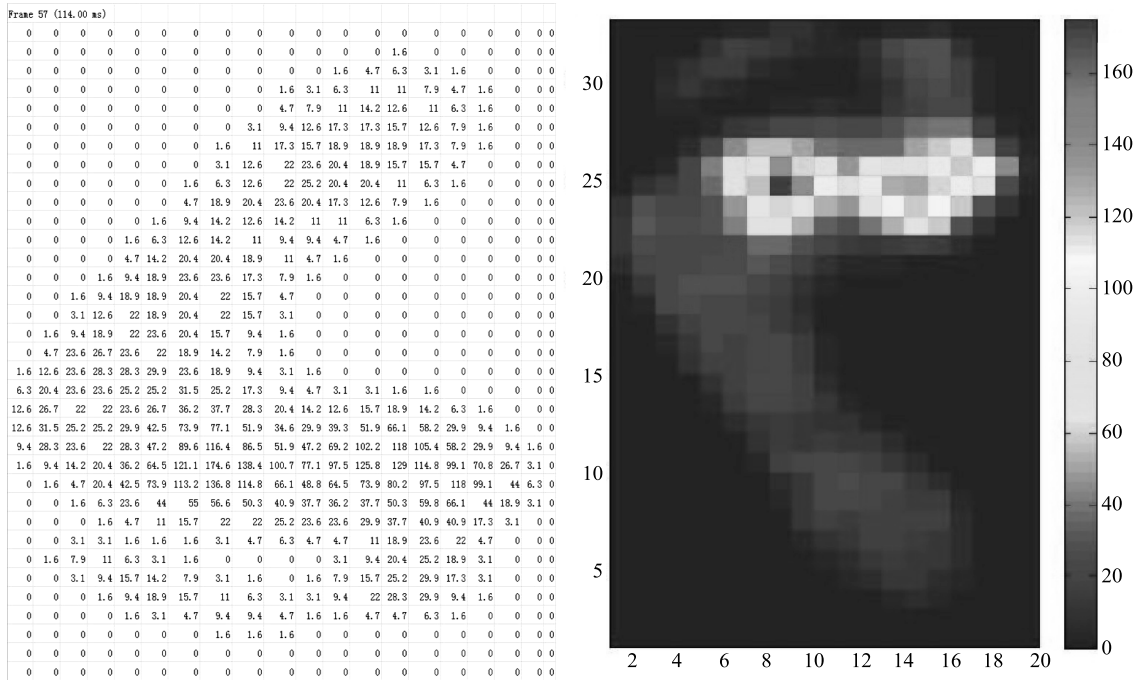


图 4 足底压力数据图

Fig.4 Plantar pressure map

$$\begin{cases} X_c = \frac{\sum P_i x_i}{\sum P_i} \\ Y_c = \frac{\sum P_i y_i}{\sum P_i} \end{cases}$$

其中, X 和 Y 分别表示以压力传感器为单位的坐标的两个维度, 整足所占空间的左下角被记为坐标原点; 不同次测试中, 着脚点位置会有偏移而不同, 选定的坐标原点也会有对应的变化, 所以着脚点位置的不同不会影响分析. P_i 表示压力测量平板每个测量点的压强大小.

将一个完整着地周期的各帧压力中心连结在一起即可获得该足着地过程的足底重心移动轨迹, 即 COP 轨迹线. 据此, 我们可以做出各个测试数据的 COP 轨迹线, 并了解 ACL 断裂对 COP 参数的影响, 如图 5 和图 6 所示.

图 5 中左图为正常测试者左侧足底压力 COP 轨迹线图, 其中直连线为 25 份测试数据各自的 COP 轨迹线, 星连线为 25 份测试数据的平均 COP 轨迹线. 右图为左膝 ACL 断裂测试者的左侧足底压力 COP 轨迹线图. 从图 5 可以看出, 正常测试者与 ACL 断裂患者的压力中心轨迹线有明显区别. 这是由于 ACL 断裂后, 受伤侧的胫骨出现异常增加的内旋、内移和前移^[16], 在着地或突然改变运动方向, 股四头肌发生离心收缩时, 就易出现膝关节不稳症状^[17]. 在支撑相早期阶段, 膝关节接近伸直, 小

腿所受的剪切力主要是由股四头肌产生的前向剪力, 产生胫骨前向负荷较大; 而且足跟触地阶段和前足触地阶段发生的足旋前和胫骨内旋^[18], 会加重 ACL 断裂后的膝关节不稳. 这些原因均可能导致胫骨前移, 加重 ACL 断裂后的膝关节紊乱. 基于足膝偶联关系, 这种膝关节功能紊乱有可能引起人体的代偿调整, 改变动态足底压力分布, 以便维持一定水平的步行能力.

如图 6 所示, 同样的特征在右侧足底压力数据也有对应的体现. 图 6 中左图为正常测试者右侧足底压力的 COP 轨迹线图, 右图为右膝 ACL 断裂测试者的右侧足底压力 COP 轨迹线图. 由于测试过程的诸多不确定因素影响, 右侧足底压力测试结果中有个别数据特征没有特别突出, 但大致趋势仍可从图 6 中看出.

为避免 ACL 断裂测试者的伤足数据对正常数据产生影响致使分析结果不够科学可靠, 研究中所用的正常数据皆选自完全正常的测试者.

虽然从图 5 和图 6 中原始特征提取所得的 COP 轨迹线可以看出 ACL 断裂对足底压力数据的影响, 但是该数据尚不能直接用于聚类分析. 结合生活常识, 观察图 5 和图 6 可以意识到, 不同测试的足型不同, 每个人的脚有小有大, 如果对不同人的足底压力中心坐标值直接进行对比分析, 结果必然是不准确的. 所以, 这些足底压力数据还需要通过下式进行坐标放缩:

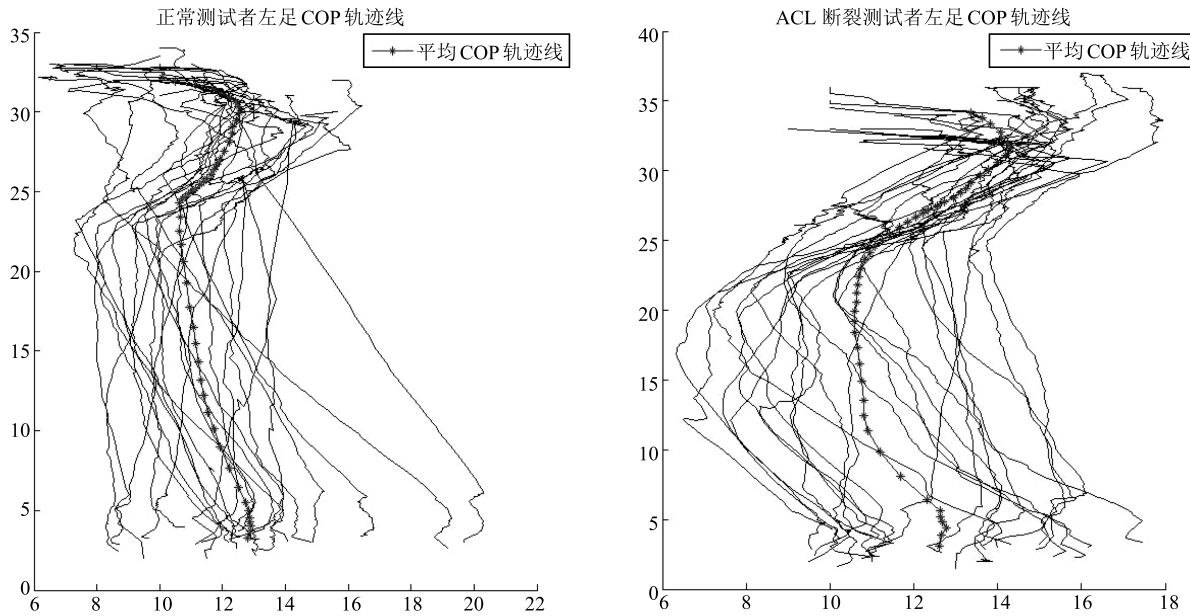


图 5 正常测试者与 ACL 断裂测试者的左侧足底压力 COP 轨迹线

Fig. 5 Left feet's COP lines of normal and ACLD participants

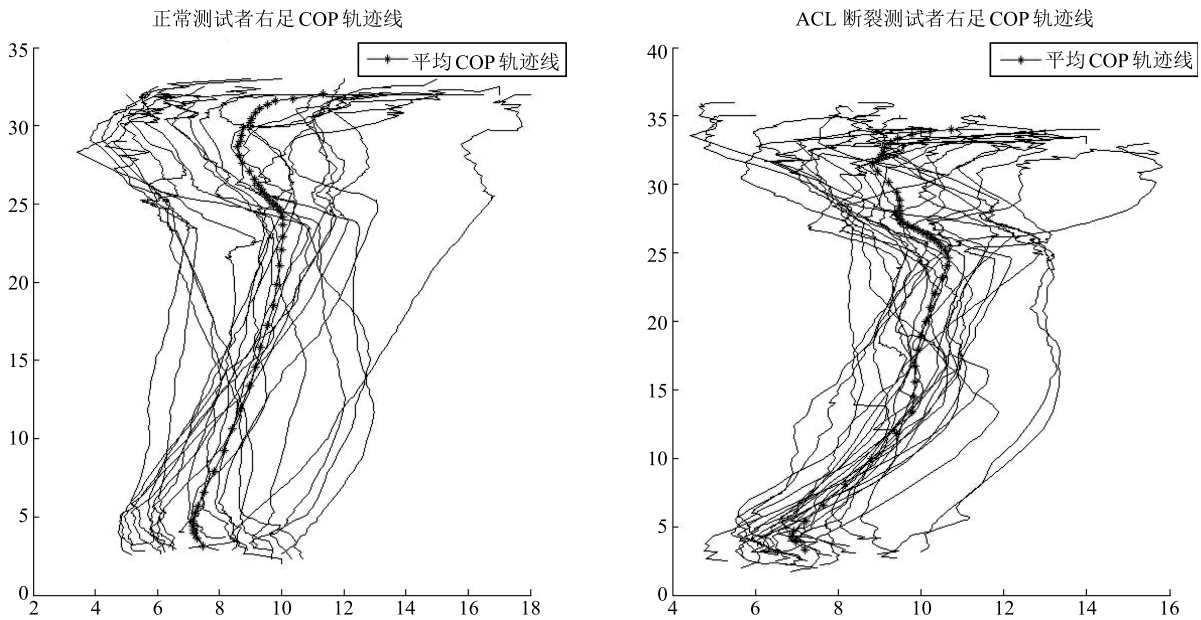


图 6 正常测试者与 ACL 断裂测试者的右侧足底压力 COP 轨迹线

Fig. 6 Right feet's COP lines of normal and ACLD participants

$$\begin{cases} X'_c = \frac{30X_c}{L_X} \\ Y'_c = \frac{20Y_c}{L_Y} \end{cases}$$

式中, X'_c 和 Y'_c 分别表示放缩后的压力中心坐标值, L_X 和 L_Y 分别表示该测试者足底压力数据两个维度的宽度, 即该测试者足型大小. 通过此式, 所有足

底压力数据被放缩映射到一个 30×20 (此数值取自标准足型大小近似对应的传感器阵列单位模型) 的矩形坐标系中. 以某一 COP 轨迹线为例, 其放缩效果如图 7 所示.

由于每条 COP 轨迹线都由上百个压力中心点组成, 每个点又由两个坐标值组成, 如果直接用这样超两百的数据作为标识一个样本的特征, 对于聚类分析无疑是巨大的工作量. 为了降低运算量, 需要在

此基础上进行坐标点的提取。

然而每位测试者的整足着地周期时间长度不同, 每份测试数据的二维压力数据表帧数不同, 这就意味着每条 COP 轨迹的压力中心点数不同, 不能直接按照统一的时间标度作为坐标点提取的依据; 同样由于坐标本身是特征信息的载体, 也不能直接选用统一的空间标度作为坐标点提取的依据。结合第 2 节中的着地周期的 5 个特征时刻说明, 研究中最终选用从整条 COP 轨迹线中提取对应的 5 个关键坐标点 (10 个特征值) 作为该样本的特征描述。

为了使 X 和 Y 坐标对分析结果的影响权重一致, 同时考虑到日后可能的特征扩展, 最后需要对提取的特征序列进行归一化。通过将所得特征序列中的值与全体样本中对应特征的最大值作比, 将所有特征值转化到 $[0, 1]$ 范围内。

3.2 足底压力数据仿真计算

在本研究中, 左右侧足底压力数据分别分析, 每

组分析的聚类个数为 2, 即正常人足底压力数据类与 ACL 断裂者足底压力数据类。选用基于径向基核函数的 ELM 神经网络作为聚类算法。径向基核函数可以表示为

$$K(x_1, x_2) = \exp\left(-\frac{\|x_1 - x_2\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

式中, σ 是一个需要自行调控的参数, 在仿真实验中可以通过调整它以使保有较为理想的训练效果, 本实验中选取 $\sigma^2 = 15$ 。

根据上一节的数据预处理, 可以获得以下数据样本的特征序列。表中每个特征向量由 10 个特征值表示。

表 1 为 25 份正常测试者左侧足底压力数据提取的特征序列, 表 2 为左膝 ACL 断裂测试者的足底压力数据, 各数据在表中随机排序。该数据已经过坐标放缩映射, 但未进行归一化处理。在表 2 中可以看到较为明显的坐标特征。

表 1 正常测试者左侧足底压力数据特征序列表

Table 1 COP feature vectors of left feet in the normal group

序号	组别	C_{1x}	C_{1y}	C_{2x}	C_{2y}	C_{3x}	C_{3y}	C_{4x}	C_{4y}	C_{5x}	C_{5y}
1		2	12	5	12	24	14	26	15	26	14
2		3	11	4	12	17	12	23	12	27	14
3	A	2	13	3	13	10	13	23	12	27	14
4		3	13	5	13	15	11	23	12	28	13
5		3	13	5	13	14	11	22	11	28	11
6		3	12	5	13	13	11	22	11	27	11
7		3	13	4	13	13	10	22	10	28	13
8	B	3	13	6	13	15	8	21	7	27	7
9		3	13	5	13	14	11	22	11	28	11
10		3	12	5	13	13	11	22	11	27	11
11		3	12	5	13	10	11	21	9	28	12
12		3	10	5	9	12	9	21	10	27	15
13	C	2	13	9	10	13	10	11	10	26	13
14		2	9	4	9	8	9	21	9	27	15
15		3	9	5	10	6	10	23	13	28	14
16		3	8	4	9	8	9	22	12	27	15
17		3	8	5	9	13	8	22	10	28	16
18	D	3	12	8	11	16	9	21	10	27	13
19		2	13	7	12	13	10	22	10	27	13
20		3	13	8	11	19	8	21	9	27	13
21		3	12	10	10	17	9	21	9	27	12
22		3	14	5	14	13	12	6	14	27	9
23	E	2	15	5	15	7	15	23	10	27	8
24		3	15	8	13	14	9	10	11	28	7
25		3	14	5	15	16	10	22	9	26	10

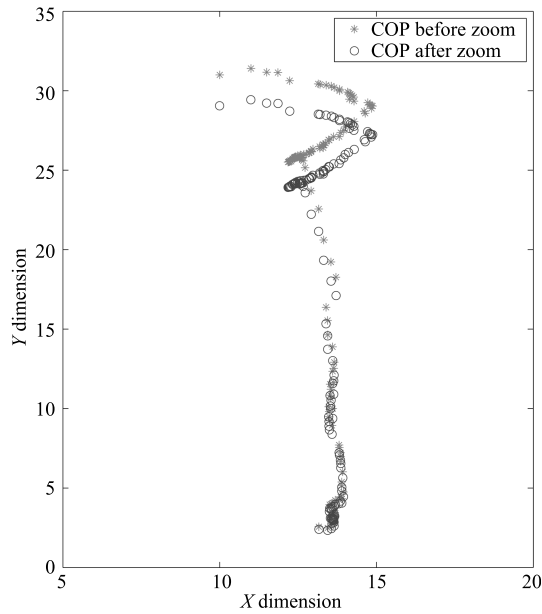


图7 COP 轨迹线放缩效果图
Fig.7 Zoom of COP line

以左侧足底压力数据分析为例, 现在已得两类50条测试样本数据. ELM神经网络是一种有监督的聚类算法, 它需要先由一系列的样本数据对神经元进行训练, 然后才可以进一步完成新样本的聚类辨识工作.

为保证分析结果的可靠性, 选用K-交叉验证法(取 $K = 5$)对数据进行分析. 测试者数据被分为A, B, C, D, E五组, 已标注在表中. 现选取其中四组作为训练数据, 剩余一组数据作为测试数据进行仿真分析. 将数据带入仿真计算得最后的辨识结果如表3所示.

该仿真分析训练时间在毫秒级. 对五次仿真测试的辨识结果求取平均值, 最后的平均辨识准确率为76%.

接下来采用同样的方法对右侧足底压力数据进行分析, 首先得到正常测试者与右膝ACL断裂者的足底压力数据特征序列, 如表4和表5所示.

与左侧足底压力数据分析相同, 我们仍将测试者

表2 左膝ACL断裂测试者左侧足底压力数据特征序列表

Table 2 COP feature vectors of left feet in the group of left side ACLD

序号	组别	C_{1x}	C_{1y}	C_{2x}	C_{2y}	C_{3x}	C_{3y}	C_{4x}	C_{4y}	C_{5x}	C_{5y}
1	A	2	12	4	12	11	12	20	11	27	14
2		2	11	9	9	15	9	21	9	27	15
3		2	10	6	9	11	9	21	10	28	15
4		3	10	11	7	15	9	21	9	28	15
5		3	11	6	11	14	9	20	9	27	13
6		3	10	11	7	15	9	21	9	28	15
7	B	3	10	11	6	13	7	20	8	27	15
8		2	10	7	10	12	9	20	8	27	14
9		4	12	5	13	13	11	20	11	27	13
10		2	11	5	12	13	12	21	12	27	14
11	C	3	13	4	14	10	14	23	12	28	13
12		3	11	5	11	12	12	22	13	28	14
13		2	12	4	13	10	12	21	12	27	15
14		2	13	5	13	12	12	22	12	28	14
15		2	13	7	11	11	10	21	10	26	11
16	D	2	13	8	10	12	9	20	7	23	9
17		3	13	6	11	14	9	23	9	24	9
18		3	14	8	12	14	10	21	9	24	9
19		1	13	6	12	15	7	21	8	24	10
20	E	2	9	5	9	15	10	22	12	27	13
21		3	9	14	6	19	7	21	10	27	12
22		2	10	8	7	14	8	21	11	27	13
23		2	9	8	7	18	8	21	10	27	13
24		3	11	6	11	14	8	20	9	27	13
25	3	10	5	10	15	7	21	10	28	14	

表 3 左侧足底压力数据聚类分析辨识结果
Table 3 The result of left plantar pressure analysis

序号	训练组别	训练数据个数	测试组别	测试数据个数	辨识准确率 (%)
1	<i>A, B, C, D</i>	40	<i>E</i>	10	90
2	<i>A, B, C, E</i>	40	<i>D</i>	10	50
3	<i>A, B, D, E</i>	40	<i>C</i>	10	60
4	<i>A, C, D, E</i>	40	<i>B</i>	10	100
5	<i>B, C, D, E</i>	40	<i>A</i>	10	80

表 4 正常测试者右侧足底压力数据特征序列表
Table 4 COP feature vectors of right feet in the normal group

序号	组别	C_{1x}	C_{1y}	C_{2x}	C_{2y}	C_{3x}	C_{3y}	C_{4x}	C_{4y}	C_{5x}	C_{5y}
1		3	8	5	7	14	8	7	7	27	6
2		3	10	4	8	10	8	22	5	27	5
3	<i>A</i>	2	8	4	8	12	8	21	9	27	7
4		2	5	4	4	11	7	22	9	28	9
5		2	4	4	4	13	8	22	10	27	9
6		3	5	5	4	5	4	22	10	28	10
7		3	4	4	4	16	9	23	9	28	9
8	<i>B</i>	3	5	4	5	13	8	22	9	28	8
9		2	4	4	4	13	8	22	10	27	9
10		3	5	5	4	5	4	22	10	28	10
11		3	5	4	4	12	7	22	9	28	10
12		4	7	5	7	12	8	21	8	23	9
13	<i>C</i>	2	7	6	6	16	7	22	6	26	3
14		3	9	4	9	14	8	21	6	27	4
15		2	5	5	5	13	6	21	7	27	4
16		3	6	4	6	12	7	21	8	27	5
17		3	7	8	8	16	8	21	9	27	6
18	<i>D</i>	2	8	7	10	12	10	22	10	28	7
19		2	7	4	8	15	9	9	9	27	6
20		3	7	9	8	15	8	22	7	28	4
21		3	9	9	12	16	12	22	9	27	5
22		3	4	5	4	14	6	5	4	27	9
23	<i>E</i>	3	7	5	7	13	10	23	13	27	14
24		2	5	5	5	10	6	6	5	27	8
25		3	6	4	6	7	6	4	6	27	8

数据分为 *A, B, C, D, E* 五组, 取其中四组作为训练数据, 剩余一组数据作为测试数据进行仿真分析. 将右侧足底压力数据代入仿真计算得最后的辨识结果如表 6 所示. 最后的右侧足底压力数据平均辨识

准确率为 76%.

3.3 仿真结果分析

观察上面的仿真辨识结果可以发现, ELM 神经

表5 右膝 ACL 断裂测试者右侧足底压力数据特征序列表

Table 5 COP feature vectors of right feet in the group of right side ACLD

序号	组别	C_{1x}	C_{1y}	C_{2x}	C_{2y}	C_{3x}	C_{3y}	C_{4x}	C_{4y}	C_{5x}	C_{5y}
1		2	4	8	8	17	10	21	10	27	8
2		3	7	4	7	15	9	20	9	27	7
3	A	2	6	5	6	17	10	21	9	27	8
4		3	6	7	8	18	9	22	9	27	8
5		2	6	7	8	17	10	21	10	27	8
6		2	6	7	7	13	7	23	8	27	8
7		3	4	5	4	14	7	22	9	27	11
8	B	2	4	7	6	12	6	23	8	27	9
9		3	5	8	7	14	8	23	8	27	9
10		2	6	5	6	15	7	22	8	27	8
11		2	4	5	5	12	6	21	9	27	8
12		3	5	5	6	12	8	22	10	27	10
13	C	2	7	6	7	16	9	14	10	27	6
14		2	8	11	11	16	10	21	9	27	6
15		3	7	5	8	16	9	21	9	27	5
16		2	6	6	7	13	9	21	9	27	4
17		2	6	7	8	16	9	21	8	27	4
18	D	3	7	6	8	17	10	22	9	28	6
19		2	6	4	6	13	8	22	9	28	8
20		2	7	4	7	10	7	21	9	27	7
21		3	9	6	9	12	10	21	10	27	6
22		3	7	6	7	15	9	22	8	27	7
23	E	3	6	6	6	17	8	23	7	28	6
24		3	6	5	6	16	9	21	10	27	5
25		3	7	8	8	15	10	22	11	28	8

表6 右侧足底压力数据聚类分析辨识结果

Table 6 The result of right plantar pressure analysis

序号	训练组别	训练数据个数	测试组别	测试数据个数	辨识准确率 (%)
1	A, B, C, D	40	E	10	80
2	A, B, C, E	40	D	10	70
3	A, B, D, E	40	C	10	80
4	A, C, D, E	40	B	10	70
5	B, C, D, E	40	A	10	80

网络聚类算法对于 ACL 断裂者与正常者的足底压力数据辨识分析有着比较令人认可的准确率. 但是该结果存在辨识误差, 有小部分正常测试样本被辨

为 ACL 断裂类; 作为一个新领域的课题研究, 其错误率在可接受的范围之内, 可以作为医生临床诊断的参考意见, 为之提供辅助分析.

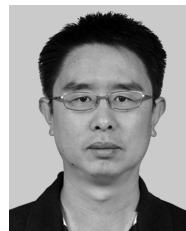
当然 ELM 神经网络在该问题上的应用是一项极为有价值的研究发展,但是从客观角度来讲,该问题优化改进的主要突破角度应选在特征提取部分. 一个合理的特征提取方案,可以使得特征值序列对原始样本有一个最客观的描述,也可以使得不同类别样本有着更为明显的区别,这也是聚类算法有效工作的一个合理保证. 本研究所选用的步态特征目前尚且较少,日后研究中需丰富特征提取内容以使其对原始样本有更加全面的描述,进而使聚类分析达到更高的准确度.

4 结论

本文将 ELM 神经网络聚类算法应用于足底压力数据分析,以 COP 足底压力轨迹线作为主要特征描述,完成 ACL 断裂与正常膝足的辨识工作. 在足底压力数据分析研究暂为寥寥的现在,本文将聚类算法与之融合属于一种创新性研究. 在本文的研究结果中,该聚类分析已有了值得认可的准确率,对于临床诊断有很大的参考意义;本研究有着十分乐观的研究前景,可以作为后续工作的良好基础.

References

- 1 Taylor A J, Menz H B, Keenan A M. The influence of walking speed on plantar pressure measurements using the two-step gait initiation protocol. *The Foot*, 2004, **14**(1): 49–55
- 2 Stolwijk N M, Duysens J, Louwerens J W K, Keijsers N L. Plantar pressure changes after long-distance walking. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 2010, **42**(12): 2264–2272
- 3 Lai Y C, Lin H S, Pan H F, Chang W N, Hsu C J, Renn J H. Impact of foot progression angle on the distribution of plantar pressure in normal children. *Clinical Biomechanics*, 2014, **29**(2): 196–200
- 4 Keijsers N L W, Stolwijk N M, Nienhuis B, Duysens J. A new method to normalize plantar pressure measurements for foot size and foot progression angle. *Journal of Biomechanics*, 2009, **42**(1): 87–90
- 5 Kohonen T. The self-organizing map. *Proceedings of the IEEE*, 1990, **78**(9): 1464–1480
- 6 Kohonen T. *Self-Organizing Maps*. New York: Springer-Verlag, 2001.
- 7 Carpenter G A, Grossberg S, Rosen D B. Fuzzy ART: fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system. *Neural Networks* 1991, **4**(06): 759–771
- 8 Huang G B, Wang D H, Lan Y. Extreme learning machines: a survey. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 2011, **2**(2): 107–122
- 9 Stolwijk N M, Duysens J, Louwerens J W, van de Ven Y H, Keijsers N L. Flat feet, happy feet? Comparison of the dynamic plantar pressure distribution and static medial foot geometry between Malawian and Dutch adults. *PLoS One*, 2013, **8**(2): e57209
- 10 Cavanagh P R, Rodgers M M. The arch index: a useful measure from footprints. *Journal of Biomechanics*, 1987, **20**(5): 547–551
- 11 Andriacchi T P, Dyrby C O. Interactions between kinematics and loading during walking for the normal and ACL deficient knee. *Journal of Biomechanics*, 2005, **38**(2): 293–298
- 12 Huang Hong-Shi, Yu Yuan-Yuan, Guo Qin-Wei, Xu Yan, Ao Ying-Fang. Temporal characteristics of plantar pressure in patients with anterior cruciate ligament rupture during walking. *Chinese Journal of Sports Medicine*, 2015, **34**(3): 271–274
(黄红拾, 于媛媛, 郭秦炜, 徐雁, 敖英芳. 前交叉韧带断裂患者步行时足底压力时间特征. 中国运动医学杂志, 2015, **34**(3): 271–274)
- 13 Huang G B, Chen Y Q, Babri H A. Classification ability of single hidden layer feedforward neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2000, **11**(3): 799–801
- 14 Feng G R, Huang G B, Lin Q P, Gay R. Error minimized extreme learning machine with growth of hidden nodes and incremental learning. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2009, **20**(8): 1352–1357
- 15 Huang G B, Zhou H M, Ding X J, Zhang R. Extreme learning machine for regression and multiclass classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 2012, **42**(2): 513–529
- 16 DeFrate L E, Papannagari R, Gill T J, Moses J M, Pathare N P, Li G A. The 6 degrees of freedom kinematics of the knee after anterior cruciate ligament deficiency: an in vivo imaging analysis. *American Journal of Sports Medicine*, 2006, **34**(8): 1240–1246
- 17 Ikeda H, Kurosawa H, Kim S G. Quadriceps torque curve pattern in patients with anterior cruciate ligament injury. *International Orthopaedics*, 2002, **26**(6): 374–376
- 18 Chiu M C, Wu H C, Chang L Y, Wu M H. Center of pressure progression characteristics under the plantar region for elderly adults. *Gait and Posture*, 2013, **37**(3): 408–412



李晓理 北京工业大学电子信息与控制工程学院教授. 主要研究方向为多模型控制和自适应控制.
E-mail: lixiaolibjut@bjut.edu.cn
(**LI Xiao-Li** Professor at the College of Electronic Information and Control Engineering, Beijing University of

Technology. His research interest covers multiple model control and adaptive control.)



黄红拾 北京大学第三医院运动医学研究所副主任医师. 主要研究方向为运动医学/康复, 运动能力的训练和提高, 运动损伤防护的中西医结合康复技术, 运动生物力学、康复技术和辅具功能研发. 本文共同第一作者.

E-mail: huanghs@bjmu.edu.cn

(**HUANG Hong-Shi** Associate chief physician at Peking University Institute of Sports Medicine. His research interest covers sports medicine/rehabilitation, elite athletes sports training and performance enhancement methods, East-meets-West in rehabilitation techniques in sports injuries and prevention programs, biomechanics of sports and lower extremity injury, isokinetic measurement and training, brace and shoe functions. Co-first author of this paper.)



王杰 北京科技大学自动化学院硕士研究生. 主要研究方向为模糊控制与聚类算法. 本文共同通信作者.

E-mail: yizhe9288@163.com

(**WANG Jie** Master student at the School of Automation and Electrical Engineering, University of Science and

Technology Beijing. His research interest covers fuzzy con-

trol and clustering algorithm. Co-corresponding author of this paper.)



于媛媛 北京大学第三医院运动医学研究所康复治疗师. 主要研究方向为运动康复, 运动能力的训练和提高, 运动生物力学测试、康复技术和辅具功能研发.

E-mail: yyy1091012@126.com

(**YU Yuan-Yuan** Therapist at Peking University Institute of Sports

Medicine. Her research interest covers sports medicine/rehabilitation, elite athletes sports training and performance enhancement methods, biomechanics of sports and lower extremity injury, isokinetic measurement and training.)



敖英芳 北京大学运动医学研究所教授、主任医师. 主要研究方向为运动创伤学, 为膝关节运动损伤、交叉韧带与软骨损伤的修复与重建. 本文通信作者.

E-mail: yingfang.ao@vip.sina.com

(**AO Ying-Fang** Professor, chief physician at Peking University Institute

of Sports Medicine. His research interest covers sports injury, knee injury and cartilage repair, clinical studies and basic research on sports injuries, clinical studies on motor function following knee cruciate ligament injuries, repair and reconstruction of knee cruciate ligament. Corresponding author of this paper.)