

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003636

# 膝关节声发射信号的统计分析 with 模式识别

张洪波 庞月强 李小亭 王博

(河北大学质量技术监督学院 计量仪器与系统国家地方联合工程研究中心

河北省能源计量与安全检测技术重点实验室 保定 071002)

**摘要:**为了实现膝关节声发射信号的动态分析和模式识别,以膝关节在坐-立-坐运动的不同阶段产生的声发射信号为研究对象,进行主成分分析、差异性检验和基于支持向量机的分类测试。声发射特征参数经过线性变化提取为2个主成分;对膝关节在两个运动阶段产生的声发射信号进行差异性检验,渐进显著性健康组主成分  $F_1 < 0.05$ 、主成分  $F_2 > 0.05$ ,对照组均小于0.05;支持向量机对膝关节声发射信号的分类准确率达到97.9%。结果表明,主成分分析的方法能够对膝关节声发射信号成功降维,对降维后的信号进行差异性检验和诊断识别发现患病膝关节的不同运动阶段存在更为明显的差异,支持向量机的方法能够对膝关节骨性关节炎做出准确的诊断识别。

**关键词:** 膝关节;声发射;主成分分析;支持向量机

**中图分类号:** TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4099

## Statistical analysis and pattern recognition of knee joint acoustic emission signals

Zhang Hongbo Pang Yueqiang Li Xiaoting Wang Bo

(College of Quality and Technical Supervision, National & Local Joint Engineering Research Center of Metrology Instrument and System, Hebei Key Laboratory of Energy Metering and Safety Testing Technology, Hebei University, Baoding 071002, China)

**Abstract:** In order to realize dynamic analysis and pattern recognition of knee joint acoustic emission signals, principal component analysis, difference test and classification test based on support vector machine were carried out to study the acoustic emission signals generated by knee joints in different stages of sitting-standing-sitting. The characteristic parameters of the acoustic emission signals were extracted into two principal components after linear changes; the difference test of the acoustic emission signals generated by the knee joint in the two motion stages shows that the result of the progressive significance of the healthy group was the principal component  $F_1 < 0.05$ , the principal component  $F_2 > 0.05$ , the progressive significance results of the control group was less than 0.05; The classification accuracy of the support vector machine for the acoustic emission signal of the knee joint reached 97.9%. The results show that principal component analysis can successfully reduce the dimension of knee acoustic emission signals; the acoustic emission signals at different stages of movement are different, which is particularly obvious in the diseased knee joint; the support vector machine method can accurately diagnose and identify.

**Keywords:** knee joint; acoustic emission; principal component analysis; support vector machine

## 0 引言

膝关节骨性关节炎(knee osteoarthritis, KOA)是一种复杂的退行性疾病,临床表现为膝关节疼痛、僵硬、关节腔积液、活动受限等,且具有较高的发病率和致残率<sup>[1]</sup>,

对患者的生活质量造成了严重的影响。常用的治疗方式包括早期的物理治疗和药物治疗以及后期的关节置换术。由于膝关节骨性关节炎在临床上早期表现得并不是特别明显,当症状出现时往往已经到了晚期,所以膝关节骨性关节炎的前期诊断尤为重要<sup>[2]</sup>。目前,对膝关节骨性关节炎进行诊断的方法包括X射线检测、超声检测、核

磁共振检测和关节镜检测等<sup>[3]</sup>,但上述方法无法对膝关节提供完整的动态分析,具有一定的局限性。

声发射(acoustic emission, AE)检测是一种被动的无损检测方法<sup>[4]</sup>。声发射是指由于材料内部或者表面受到损伤变形而释放的一种瞬态弹性波<sup>[5]</sup>。膝关节在其运动过程中也会产生声发射信号。对于健康的膝关节,在进行屈伸运动时,由于关节软骨的保护和关节囊分泌的润滑液的作用能够避免骨骼之间的直接摩擦,关节能够平滑运动。与健康膝关节相比,由于膝关节的老化,韧带、膝盖软骨、半月板和滑膜液等功能的降低,患有骨性关节炎的膝关节就会产生频率范围较宽以及数量相对较多的声发射信号<sup>[6-7]</sup>,这为利用声发射信号对膝关节骨性关节炎进行诊断提供了理论基础。

目前,国内外已有将声发射信号作为膝关节骨性关节炎诊断依据的研究。Shark 等<sup>[8]</sup>通过对膝关节不同屈伸角度下的声发射信号进行分析得到声发射信号的差异性能够评价膝关节健康状况的结论。Choi 等<sup>[9]</sup>通过对比健康膝关节和患有膝关节骨性关节炎的膝关节声发射信号发现后者具有更高的声发射幅值和更多的声发射事件数。田引黎<sup>[10]</sup>对膝关节声发射信号采集系统、膝关节声发射信号去噪、膝关节骨性关节炎致病因素分析和智能诊断系统进行了研究,对利用声发射信号诊断膝关节骨性关节炎的发展起到了推动作用。陈宏志等<sup>[7]</sup>证明了统计分析方法分析较小样本的膝关节动态声发射信号的可行性。总之,在膝关节骨性关节炎的声发射诊断方面,国内外都有了相关的研究,也已经证明了利用声发射信号对膝关节骨性关节炎进行诊断的可行性。但相关研究均以某个或某几个特征参数为研究对象并进行差异性分析,原始信号的信息量缺失较大,后续的诊断识别缺乏一定的客观性。

本文将声发射信号与膝关节运动角度相关联,按照膝关节运动角度的变化将声发射信号分为了两个阶段。通过主成分分析(PCA)将 10 类特征参数进行降维,在减少数据分析量的同时保留更多的原始信号信息,较为全面的对比了健康组和对照组的声发射信号的差异性。利用支持向量机(SVM)的方法对 AE 信号进行分类识别。

## 1 数据采集

试验平台由声发射信号采集系统和运动角度采集系统组成。角度数据的采集由倾角传感器完成,通过通用串行总线接口(universal serial bus, USB)与声发射检测仪相连接,保证了声发射信号和角度信号采集的同步性。

声发射信号的采集由美国物理声学公司生产的 SensorHighway III 声发射检测仪完成。传感器选用 PK15L 型传感器,中心频率为 150 kHz,前置放大增益为 26 dB。

声发射信号在采集过程中的参数设置全部通过 AEWin 软件操作完成。试验中阈值设置为固定阈值 32 dB。采样率设置为 1 MSPS, AE 定时参数包括峰值定义时间、撞击定义时间、撞击闭锁时间,分别设置为 200、800、1 000  $\mu\text{s}$ <sup>[3]</sup>。

角度数据的采集选用 SCA126T 型传感器。SCA126T 是 RION 公司推出的串口输出型双轴倾角传感器,测量范围为 $\pm 90^\circ$ ,分辨率为 0.04 $^\circ$ 。倾角传感器通过 USB 接口接入声发射系统的中央处理器(central processing unit, CPU),通过软件控制数据的记录和输出。图 1 所示为系统示意图。

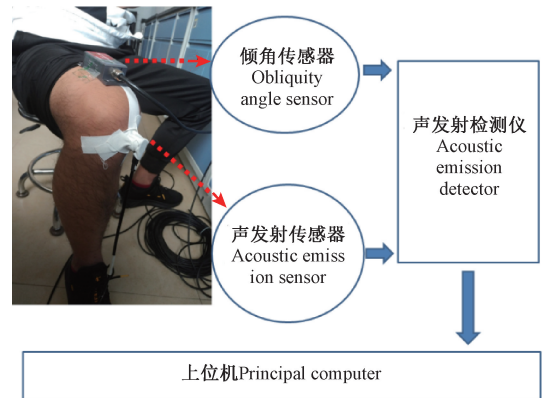


图 1 检测平台示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the testing platform

试验数据由 56 名受试者的膝关节在特定屈曲角度下的声发射信号组成。所有受试者被分为两组。膝关节健康者 34 人,平均年龄 54.5 岁,年龄标准差 5.1,为健康组;患有膝关节骨性关节炎者 22 人,平均年龄 56.7 岁,年龄标准差 4.2,均表现为早期症状,为对照组。所有受试者均为男性,年龄相仿,可以排除年龄和性别因素对试验产生的影响。图 2 所示为系统获取的某个受试者的基于膝关节角度变化的 AE 信号。该过程包含了 5 个连续的坐-立-坐运动。实体曲线表示关节角度信号,每个周期的最小关节角度对应于坐姿时的膝关节状态,峰值关节角度对应于站立时的膝关节状态。红色散点表示在运动过程中膝关节产生的声发射信号幅值,是声发射信号波形的振幅,能够直接反映声发射事件的强度。此外,随角度信号输出的声发射特征参数还包括持续时间、信号强度、绝对能量、上升时间、计数、峰值频率、有效值电压(root mean square, RMS)和平均信号电平(average signal level, ASL)。

## 2 基于膝关节运动角度的声发射信号分析

### 2.1 运动阶段的划分

试验过程中,每位受试者做 5 次独立且重复的坐-立-

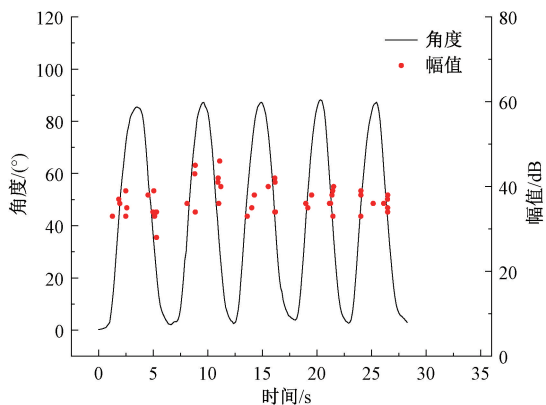


图 2 基于膝关节角度变化的 AE 信号

Fig. 2 AE signals based on knee angle change

坐运动,由此产生的 AE 数据也具有重复性,所以只分析其中一次单独运动即可。图 3 所示为某次坐-立-坐运动的声发射幅值和角度变化,受试者处于坐姿时膝关节变化角度为 0°,完全站立时为 90°。根据角度的变化一个坐-立-坐运动可被分为上升和下降两阶段,图中虚线为分界线。在一个坐-立-坐运动过程中,声发射特征参数也被划分为了上升和下降两个阶段。

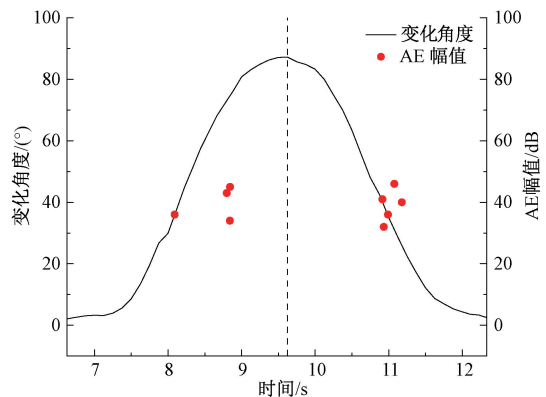


图 3 运动阶段划分

Fig. 3 Division diagram of motion stage

### 2.2 AE 事件数和 ASL 在不同运动阶段的统计

用声发射事件数表征声发射源的活动性,用 ASL 表征声发射信号的强度。对所有的受试者编号,1~34 号为膝关节健康者,35~56 号为患有膝关节骨性关节炎的患者。将 5 次重复的坐-立-坐运动产生的声发射事件数和 ASL 取平均值,并按照运动角度区分,得到 1 个坐-立-坐运动中平均声发射事件数和 ASL 的统计。如图 4 和 5 所示,每个受试者在 1 个坐-立-坐运动过程中两个运动阶段分别产生的平均声发射事件数和 ASL。声发射事件数健康者上升阶段为 20.6,下降阶段为 25.1,总数为 45.7;患病者上升阶段为 99.7,下降阶段为 149.2,总数为 248.9。

ASL 健康者上升阶段为 14 dB,下降阶段为 15 dB;患病者上升阶段为 20 dB,下降阶段为 25 dB。

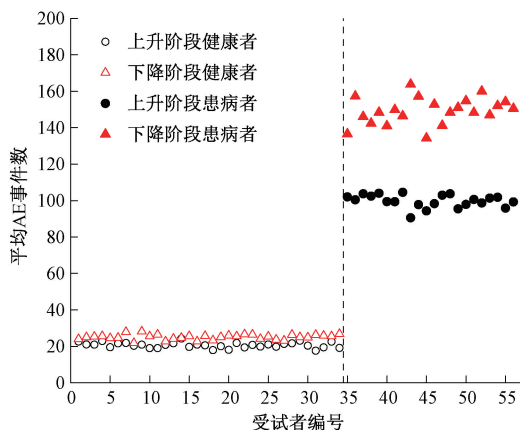


图 4 声发射事件数统计

Fig. 4 Acoustic emission event number statistical graph

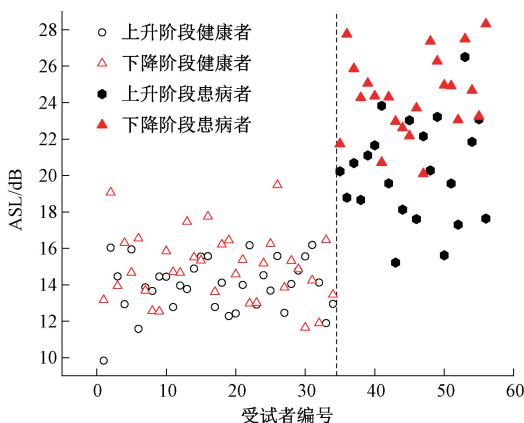


图 5 ASL 统计

Fig. 5 ASL statistical figure

由图 4 和 5 可知,声发射事件数和 ASL 在两个运动阶段表现出了明显分层,其整体水平下降阶段高于上升阶段,这种差异性在患病组表现的更为明显。虽然部分个体并未表现出上述差异性,但大部分个体的试验结果表明膝关节声发射信号的活动性和强度与膝关节的运动阶段有关,下降阶段高于上升阶段。由于早期的膝关节骨性关节炎的临床症状表现地并不明显,而下降阶段的膝关节声发射信号具有更高的活动性和更强的信号水平,所以对下降阶段的声发射信号进行分析更易对膝关节骨性关节炎做出早期诊断。

### 3 基于 SPSS 的声发射信号的多元统计分析

多元统计分析是一种综合分析方法,它能够在多个对象和多个指标互相关联的情况下分析它们的统计规

律<sup>[11]</sup>。本文结合 SPSS 统计工具对采集到的声发射信号进行分析,检验健康组和对照组膝关节声发射信号的差异性和相同膝关节不同运动阶段声发射信号的差异性。

### 3.1 声发射参数的主成分分析

采集到的声发射信号包含了幅值、峰值频率、持续时间等 10 类特征参数,且不同的特征参数之间可能存在相关性,如果将上述 10 类特征参数全部进行对比分析,会增加分析过程中的计算量。为了简化分析过程,并且使更多的信息量得以保留,对上升时间、计数、持续时间、幅值、ASL、RMS、平均频率、峰值频率、信号强度和绝对能量 10 个变量进行主成分分析,不但能降低大量数据的维度,还可以保持数据对方差贡献最大的特征<sup>[12]</sup>。

首先对试验所得到的声发射特征参数数据进行 KMO 检验和巴特利特检验,结果显示 KMO 为 0.717 (> 0.7),巴特利特检验显著性为 0 (<0.001)。两个检验结果说明原始变量之间存在相关性。能够达到主成分分析的要求。经过分析,前两个成分可解释的方差百分比分别为 46%和 39%,能够累计解释 85%的方差,所以提取前两个成分作为主成分。图 6 所示为旋转后的空间组件图,与成分 1 正相关性较强的声发射特征参数为持续时间、信号强度、绝对能量、上升时间、计数和峰值频率,与成分 2 正相关性较强的声发射特征参数为幅值、RMS 和 ASL。

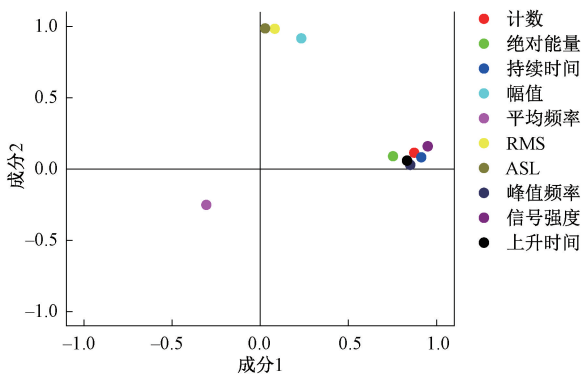


图 6 旋转后空间组件图

Fig. 6 Diagram of the rotated space components

主成分分析目标是减小特征个数,保留原有各种特征主要信息<sup>[13]</sup>。经过主成分分析,原有的 10 个变量经过线性变换和重组变为了 2 个新的变量,分别用  $F_1$  和  $F_2$  表示,它们包含了原有变量 85%的信息,达到了降维的目的。

### 3.2 差异性检验

由于  $F_1$  和  $F_2$  的总体分布形态未知,需要分析其是否服从某一分布形式。利用 SPSS 数据统计工具进行验证。方法为单样本 K-S 检验,通过样本数据检验总体数据是

否服从某一理论分布,如正态分布、指数分布、均匀分布和泊松分布等,是一种探索性检验的方法,原假设是总体数据与指定的理论分布有无显著差异。首先计算各个样本的观测值在理论分布的累计概率和各个样本的观测值的实际累计概率,然后计算两者的差值,得到所有差值中的最大绝对差值,最后将最大绝对值差值统计量与显著性水平相比较,判定原假设是否成立<sup>[14]</sup>,较适用于膝关节声发射数据的非参数检验。通过检验:  $F_1$  和  $F_2$  都没有表现出明显的分布形态。

由于变量不服从正态分布,达不到  $t$  检验的标准,采用曼-惠特尼  $U$  检验的方式检验健康组和对照组膝关节声发射信号之间的差异性,以及相同膝关节不同运动阶段声发射信号的差异性。检验过程为在总体分布形态任意的情况下,对待检验的两组数据数据从小到大排序并编号,每个数据的编号被称为“秩”,平均秩表示每组数据编号的平均值,平均秩能够反映两组数据在总体数据的分布有无差异性。其原假设是两组样本不存在显著差异,若渐进显著性小于 0.05 则拒绝原假设,认为两组数据具有显著差异性。检验结果如表 1~4 所示。

表 1 上升阶段声发射特征参数检验

Table 1 Acoustic emission characteristic parameters test in the rising stage

主成分	渐进显著性	具有显著性差异
$F_1$	0	是
$F_2$	0	是

表 2 下降阶段声发射特征参数检验

Table 2 Acoustic emission characteristic parameters test at descent stage

主成分	渐进显著性	有显著差异性
$F_1$	0	是
$F_2$	0	是

表 3 健康组声发射特征参数检验

Table 3 Acoustic emission characteristic parameters test of health group

主成分	渐进显著性	有显著差异性
$F_1$	0.018	是
$F_2$	0.122	否

表 4 对照组声发射特征参数检验

Table 4 Acoustic emission characteristic parameters test of control group

主成分	渐进显著性	有显著差异性
$F_1$	0	是
$F_2$	0	是

由表 1~4 可以看出,健康组与对照组的渐进显著性数值均为 0 (<0.05),表明健康膝关节和患病膝关节的声发射信号具有显著性差异;在健康膝关节中,两个运动阶段的渐进显著性主成分  $F_1=0.018$  (<0.05)、主成分  $F_2=0.122$  (>0.05)。在患病膝关节中,两个运动阶段的渐进显著性为 0 (<0.05)。表明两个运动阶段的声发射信号存在差异,差异性在患病膝关节上表现的更为显著。

## 4 基于支持向量机的膝关节骨性关节炎的诊断分类

### 4.1 分类模型建立

支持向量机作为一种有监督学习算法,在模式识别中能够有效解决数据分类的问题。由于声发射信号具有不可逆的固有特性,试验中很难得到在相同模式下大量完全相同的声发射信号,所以对膝关节声发射信号的模式识别始终是建立在相对小的样本基础之上的。支持向量机基于结构风险最小化的原则,针对小样本数据和非线性信号模式具有良好的识别性能,能够有效解决维数灾难、局部极小、过学习和小子样下的预测问题<sup>[15]</sup>,得到全局最优解<sup>[16]</sup>。其核心思想是将线性不可分的数据从二维平面通过核函数映射转换到高维间,使得原线性不可分在新的空间转变为线性可分,运用线性算法达到数据分开目的<sup>[17]</sup>,如图 7 所示。

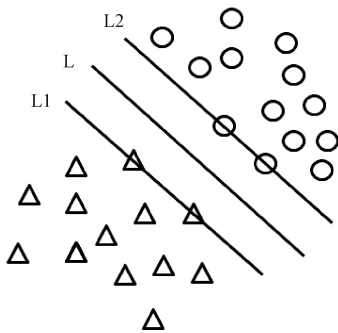


图 7 最优分类线示意图

Fig. 7 Schematic diagram of optimal classification line

圆圈和三角形分别代表两种类别的样本数据,L 被称为两类数据的分类线,L1 和 L2 为 L 的平行线且经过距离分类线最近的样本点。此样本点被称为支持向量,L1 与 L2 之间的距离被称为分类间隔。能使得分类间隔最大的分类线为最优分类线,在  $n$  维特征数据的分类中,最优分类线便转化成了最优分类超平面<sup>[18]</sup>。

任何一个分类超平面都可以表示为:

$$\omega^T \mathbf{x} + \gamma = 0 \quad (1)$$

式中: $\omega$  表示权重矩阵; $\gamma$  代表阈值; $\mathbf{x}$  为支持向量样本点的坐标。

则数据集中支持向量到分类超平面的距离为:

$$d = \frac{|\omega^T \mathbf{x} + \gamma|}{\|\omega\|} \quad (2)$$

由于数据集中的点到分类超平面的距离肯定大于  $d$ ,所以支持向量与分类超平面之间的距离可以表示为:

$$d = \frac{\gamma(\omega^T \mathbf{x} + \gamma)}{\|\omega\|} \quad (3)$$

其中,  $\|\omega\|$  是向量  $\omega$  的模,表示在空间中向量的长度。

本文目的是使距离  $d$  最大化,即求:

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \\ \text{s. t. } & y_i(\omega \mathbf{x}_i + \gamma) \geq 1, i = 1, 2, 3, \dots, n \end{aligned} \quad (4)$$

引入 Lagrange 函数<sup>[19]</sup>:

将优化最优分类面转化为其对偶形式:

$$\begin{cases} \max L(a) = \sum_{i=1}^n a_i - 0.5 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \\ \text{x. t. } a_i \geq 0, i = 1, 2, 3, \dots, n \\ \sum_{i=1}^n y_i a_i = 0 \end{cases} \quad (5)$$

通过求得其唯一解可以得到最优分类决策函数:

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n a_i^* y_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}) + \gamma^*\right) \quad (6)$$

式中: $\text{sgn}(\cdot)$  为函数符号,  $a_i^*$  表示的是最优 Lagrange 系数,  $\gamma^*$  表示的是最优阈值。有了确定的支持向量之后,通过最优分类决策函数的计算便可求取  $\gamma^*$ 。而最终  $f(\mathbf{x})$  的结果便指明了  $\mathbf{x}$  属于哪一类数据。

通过以上方法能够将样本数据有效分类,但如果考虑到样本中的数据存在错误,最优分类面便不能将两类样本数据点正确分类,为了同时保证其推广性和经验风险,在条件式中增加一个松弛项:则广义最优分类面的对偶问题变成了:

$$\begin{cases} \max L(a) = \sum_{i=1}^n a_i - 0.5 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \\ \text{s. t. } 0 \leq a_i \leq C, i = 1, 2, \dots, n \\ \sum_{i=1}^n y_i a_i = 0 \end{cases} \quad (7)$$

以上方法都是对于线性可分问题的解决方法,对于线性不可分的情况我们将有限维度线性不可分的数据映射到高维向量空间。对于非线性的情况在求解对偶问题的时候同样需要进行内积运算,因此引入核函数<sup>[20]</sup>  $K$  满足:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = [\varphi(\mathbf{x}_i), \varphi \mathbf{x}_j] \quad (8)$$

此时,优化问题变为了:

$$\begin{cases} \max L(a) = \sum_{i=1}^n a_i - 0.5 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \\ \text{s. t. } 0 \leq a_i \leq C, i = 1, 2, \dots, n \\ \sum_{i=1}^n y_i a_i = 0 \end{cases} \quad (9)$$

所以,最终的最优分类决策函数为:

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn} \left[ \sum_{i=1}^n a_i^* y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + \gamma^* \right] \quad (10)$$

核函数选择为径向基核函数,它的平方计算方法能够使计算量不会在特征空间维度提供的情况下而逐渐增大,与其他两种核函数相比具有降低计算复杂度的优点。其数学表达式为:

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (11)$$

诊断模型的建立步骤如下:选取数据样本、从数据集中随机产生训练样本和测试样本、数据归一化、创建核函数、创建模型、仿真测试。每个阶段都选取  $F_1$  和  $F_2$  两个变量作为数据集。

## 4.2 仿真测试结果分析

共选取数据样本 597 组,均为膝关节声发射信号特征参数经主成分分析变换后的数据集。其中 309 组为健康膝关节信号,288 组为患病膝关节信号。随机选取 500 组数据作为训练样本,97 组数据为测试样本。经过仿真测试,训练样本正确分类 494 组,分类准确率为 98.8%,测试样本正确分类 95 组,分类准确率为 97.9%。

## 5 结 论

根据坐-立-坐运动过程中的膝关节角度变化将声发射信号分为上升和下降两个阶段。利用主成分分析的方法将 10 类声发射信号特征参数转化为两个主成分,保留了原始信号 85% 的信息量,对信号成功降维。通过对健康组和对照组膝关节 AE 事件数和 ASL 的分析发现信号的活动性和强度与膝关节的运动阶段有关,下降阶段高于上升阶段。对下降阶段的声发射信号进行分析更易对膝关节骨性关节炎做出早期诊断。对两个阶段的声发射特征参数主成分进行曼-惠特尼  $U$  检验发现两个运动阶段的声发射信号存在差异,差异性在患病膝关节上表现的更为显著。支持向量机的方法针对小样本数据和非线性信号模式具有良好的识别性能,对膝关节骨性关节炎的诊断分类准确率为 97.9%。

## 参考文献

[ 1 ] 赵睿. 膝周四穴透刺治疗膝骨性关节炎临床疗效观察[D]. 广州:广州中医药大学,2016.  
ZHAO R. Clinical effect observation of Knee Thursday point

penetration in the treatment of knee osteoarthritis [D]. Guangzhou: Guangzhou University of Traditional Chinese Medicine, 2016.

[ 2 ] 董天华. 膝关节骨性关节炎的基础与临床研究[D]. 石家庄:河北医科大学,2016.  
DONG T H. Basic and Clinical Study of knee osteoarthritis [D]. Shijiazhuang: Hebei Medical University, 2016.

[ 3 ] MASCARO B, PRIOR J, SHARK L K, et al. Exploratory study of a non-invasive method based on acoustic emission for assessing the dynamic integrity of knee joints [J]. Medical Engineering and Physics, 2009, 31 (8): 1013-1022.

[ 4 ] 叶杨,徐志伟,陈仁文,等. 基于 KPCA 和 SVM 的直升机旋翼桨叶损伤源定位[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(4): 118-123.  
YE Y, XU ZH W, CHEN R W, et al. Damage source location of helicopter rotor blade based on KPCA and SVM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34 (4): 118-123.

[ 5 ] 沈功田. 承压设备无损检测与评价技术发展现状[J]. 机械工程学报, 2017, 53(12): 1-12.  
SHEN G T. development status of nondestructive testing and evaluation technology for pressure equipment [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53 (12): 1-12.

[ 6 ] 石光. 速度滑冰运动对运动员膝关节损伤因素的研究[J]. 黑龙江科技信息, 2011(31): 171.  
SHI G. Research on factors of knee joint injury in speed skating [J]. Heilongjiang Science and Technology Information, 2011(31): 171.

[ 7 ] 陈宏志,芦永明,王丽娜,等. 较小样本动态声发射信号多元统计分析技术[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(2): 199-203, 335.  
CHEN H ZH, LU Y M, WANG L N, et al. Multivariate statistical analysis of dynamic ae signals from small samples [J]. Vibration, Testing and Diagnosis, 2013, 33(2): 199-203, 335.

[ 8 ] SHARK L, CHEN H ZH, GOODACRE J. Discovering differences in acoustic emission between healthy and osteoarthritic knees using a four-phase model of sit-stand-sit movements [J]. The Open Medical Informatics Journal, 2010(4): 116-125.

[ 9 ] CHOI D, AHN S, RYU J, et al. Knee acoustic emission characteristics of the healthy and the patients with osteoarthritis using piezoelectric sensor[J]. Sensors and Materials, 2018, 30(8): 1629-1641.

[ 10 ] 田引黎. 声发射信号诊断膝盖骨性关节炎的研究[D].

- 重庆:重庆理工大学,2014.
- TIAN Y L. Study on acoustic emission signal in the diagnosis of knee osteoarthritis [D]. Chongqing: Chongqing University of Technology, 2014.
- [11] 滕跃. CT 辐射生物效应代谢组学研究[D]. 苏州:苏州大学,2017.
- TENG Y. Metabonomics of the biological effects of CT radiation [D]. Soochow: Soochow University, 2017.
- [12] 吴良圆,魏书宁,周棒棒,等. 基于 PCA 降维的分层超限学习机手势识别方法[J]. 电子测量技术, 2017, 40(3): 85-86.
- WU L Y, WEI SH N, ZHOU B B, et al. PCA dimensionality reduction based hierarchical over-limit learning machine gesture recognition method [J]. Electronic Measurement Technology, 2017, 40(3): 85-86.
- [13] 胡亭亭,包启亮,夏运霞. 一种惯性传感器混叠干扰信号分离方法[J]. 国外电子测量技术,2018,37(11): 68-69.
- HU T T, BAO Q L, XIA Y X. An inertial sensor aliasing interference signal separation method [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2018, 37(11): 68-69.
- [14] 薛薇. 基于 spss 的数据分析 [M]. 第三版. 北京:中国人民大学出版社,2014:117-120.
- XUE W. Data Analysis based on SPSS[M]. 3rd edition. Beijing: Renmin University of China Press, 2014: 117-120.
- [15] 焦晓璇,景博,李娟,等. 基于 ADEGWO-SVM 的机载燃油泵寿命预测研究[J]. 仪器仪表学报,2018,39(8): 45-46.
- JIAO X X, JING B, LI J, et al. Research on life Prediction of airborne Fuel Pump Based on ADEGWO-SVM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(8): 45-46.
- [16] 于金涛. 声发射信号处理算法研究[M]. 北京:化学工业出版社,2017:105-106.
- YU J T. Research on Acoustic Emission Signal Processing Algorithm [M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2017, 105-106.
- [17] 周建民,陈超,涂文兵,等. 红外热波技术、有限元与 SVM 相结合的复合材料分层缺陷检测方法[J]. 仪器仪表学报,2020,41(3):35-36.
- ZHOU J M, CHEN CH, TU W B, et al. Infrared thermal wave technology, finite element method and SVM for composite lamination defect detection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(3): 35-36.
- [18] 薛浩然,张珂珩,李斌,等. 基于布谷鸟算法和支持向量机的变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(8): 8-13.
- XUE H R, ZHANG K H, LI B, et al. Transformer fault diagnosis based on cuckoo algorithm and support vector machine [J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(8): 8-13.
- [19] 焦卫东,林树森. 整体改进的基于支持向量机的故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(8): 1861-1870.
- JIAO W D, LIN SH S. Integrated improved fault diagnosis method based on support vector machine [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(8): 1861-1870.
- [20] 吕中亮. 基于变分模态分解与优化多核支持向量机的旋转机械早期故障诊断方法研究[D]. 重庆:重庆大学,2016.
- LV ZH L. Research on early fault diagnosis method of rotating machinery based on variational mode decomposition and optimization of multi-core support vector machine [D]. Chongqing: Chongqing University, 2016.

## 作者简介



张洪波(通信作者),2008年于北京航空航天大学获得博士学位,现为河北大学副教授,硕士生导师,主要研究方向为声学检测技术。

E-mail: zhanghb@hbu.edu.cn

**Zhang Hongbo** (Corresponding author) received his Ph. D degree in 2008 from Beihang University. Now he is an associate professor and M. Sc. supervisor at Hebei University. His main research interest includes acoustic detection technology.