

# 基于小波变换的人体步态序列提取\*

符懋敬<sup>1)</sup> 庄建军<sup>1)†</sup> 侯凤贞<sup>1)2)</sup> 宁新宝<sup>1)</sup> 展庆波<sup>1)</sup> 邵毅<sup>1)</sup>

1)(南京大学电子科学与工程系,生物医学电子工程研究所,近代声学教育部重点实验室,南京 210093)

2)(中国药科大学基础科学部,南京 210009)

(2009年7月22日收到;2009年11月23日收到修改稿)

将小波变换用于处理人体行走时产生的加速度信号.利用离散小波变换的多尺度、多分辨率特性对原始加速度信号进行尺度分解,在对小波基以及分解尺度进行合理选取后准确地从加速度信号中提取出隐藏的步态节律.与利用阈值法直接对原始加速度信号提取峰值的算法比较后发现:利用小波分解得到与步态节律相关的特征尺度后再进行峰值检测能显著地提高信号峰值的检出率;即使当原始信号存在较严重的噪声干扰时,该方法也能保证所提取出的步态序列的准确性.这对于步态序列的后续分析具有至关重要的意义.研究表明,离散小波变换是一种有效的提取步态节律的方法,这种方法对于其他生理信号特征节律的提取具有重要的参考价值.

**关键词:** 小波变换, 步态序列, 峰值检测, 特征尺度

**PACC:** 8745D

## 1. 引 言

步态序列是指人体行走时同一只脚的当前步与下一步之间的时间间隔所形成的序列.作为人体输出的一类重要的生理信号,步态序列中隐含着大量有关人体运动神经调控能力的信息<sup>[1-3]</sup>.通过对步态序列进行分析,不仅可以提取出有关人体生理和病理的特征参数,还可以评价人体运动神经系统的控制能力<sup>[4,5]</sup>.相关研究表明,随着年龄老化和神经疾病的出现,人体步态信号的节律会发生明显改变<sup>[6,7]</sup>.

步态序列通常可以通过以下方式获取:首先动态采集人体正常行走时产生的加速度信号,然后再对其进行峰值检测.人体行走时每一只脚落地都会在垂直方向上产生一个加速度的最大值,只要将这些最大值的位置依次确定下来,就可以计算出任意两个相间峰值之间的时间间隔,正是这些时间间隔构成了人体行走时产生的左右脚步态序列<sup>[8]</sup>.由此可见,加速度信号的峰值检测是准确获取步态序列的关键环节,当背景噪声较为严重的时候更是如此.

小波变换是一种有用的多尺度信号分析工具,因其良好的时空分辨能力在信号的奇异点检测、波形定位和特征频率的提取等场合都获得了良好的应用<sup>[9-13]</sup>.近年来,小波变换在心电信号的去噪和特征波形的识别上获得了一定成功,如 Sahambi 等<sup>[14]</sup>以高斯函数为母函数标定心电信号的 QRS 波群.因此,作者希望采用小波变换从加速度信号中提取隐藏的步态节律,并尝试通过对其特征尺度上的分解结果进行峰值检测来达到获取步态序列的目的.在讨论小波基函数的选取以及确定最佳分解尺度的基础上,对人体行走时产生的加速度信号进行小波分解,并把这个方法与单纯设定阈值直接提取步态序列的方法进行比较.结果表明:基于小波变换的步态序列提取具有较高的识别率;即使在原始加速度信号存在较为严重的噪声干扰时,该方法也能保证所提取出的步态序列的准确性.这对于步态序列的后续分析具有重要意义.

## 2. 小波变换的理论基础

传统的信号分析技术是建立在傅里叶变换的

\* 国家自然科学基金(批准号:60501003, 60701002)资助的课题.

† 通讯联系人. E-mail: zhuangjeff@163.com

基础上.傅里叶变换使用复正弦函数作为基函数,该函数虽然在频域有较好的定位功能,但是无法同时描述信号在时域的性质<sup>[15]</sup>.而小波变换作为一种多尺度、多分辨率的分析方法,能够根据对分辨率的要求自动调节时间窗和频率窗的宽度.正是这种自适应特性使得小波变换的结果在信号低频部分具有较高的频率分辨率,在信号高频部分具有较高的时间分辨率.这表明小波变换无论在时域还是频域都具有描述信号局部特征的能力.

### 2.1. 连续小波变换

信号  $f(t)$  的连续小波变换是通过基本小波  $\psi(t)$  对信号本身进行尺度伸缩和位移得到.设  $a$  和  $b$  分别为尺度因子和平移因子,当  $a$  和  $b$  不断变化时可得一组函数

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right). \quad (1)$$

由  $\psi_{a,b}(t)$  进而可得  $f(t)$  的连续小波变换为

$$W_f(a,b) = \int f(t)\psi_{a,b}^*(t)dt, \quad (2)$$

式中  $\psi_{a,b}^*(t)$  表示函数  $\psi_{a,b}(t)$  的共轭,  $W_f$  表示信号的小波变换.当基本小波  $\psi(t)$  满足容许条件时,可得小波变换的逆变换为

$$f(t) = \iint W_f(a,b)\psi_{a,b}(t)dbda. \quad (3)$$

### 2.2. 离散小波变换

在计算机上一般采用离散小波变换处理信号.若对尺度因子  $a$  和平移因子  $b$  进行离散化处理,则当  $a = a_0^m, b = nb_0a_0^m (m, n \in Z)$  时,可得一组离散的基本小波

$$\psi_{m,n}(t) = a_0^{-0.5m}\psi(a_0^{-m}t - nb_0). \quad (4)$$

当  $a_0 = 2, b_0 = 1$ , 且  $a = 2^j (j \in Z)$  时,由  $\psi_{m,n}(t)$  得到  $f(t)$  的二进制离散小波变换为

$$W_{f2}^j(t) = \frac{1}{2^j} \int_{-\infty}^{+\infty} f(\tau)\psi\left(\frac{\tau-t}{2^j}\right)d\tau. \quad (5)$$

Mallat 算法<sup>[16]</sup>可以实现离散采样信号  $f(n)$  的二进制离散小波变换,并将  $f(n)$  按照不同的频率通道进行多级分解.若把  $\psi_{m,n}(t)$  用  $H$  和  $G$  构成的滤波器组来表示(其中  $H$  为低通滤波器组,记  $H = \{h_j\} (j \in Z)$ ,  $G$  为高通滤波器组,记  $G = \{g_j\} (j \in Z)$ ), 则可将  $f(n)$  分解为

$$A^{(j)}(n) = \sum_{l \in Z} h_l A^{(j-1)}(n - 2^{j-1}l), \quad (6)$$

$$D^{(j)}(n) = \sum_{l \in Z} g_l A^{(j-1)}(n - 2^{j-1}l). \quad (7)$$

这里  $A^{(0)}(n)$  表示离散采样信号  $f(n) (n \in Z)$ , 各级  $D^{(j)}(n)$  表示  $f(n)$  在尺度  $j$  下的离散细节信号, 各级  $A^{(j)}(n)$  表示  $f(n)$  在尺度  $j$  下的平滑逼近信号.图 1 为 Mallat 算法中信号分解过程示意图.

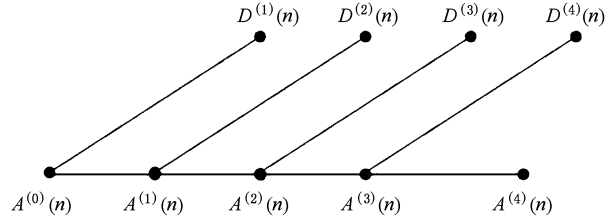


图 1 Mallat 算法中信号分解过程示意图

假设原始信号  $f(n)$  的频带范围为  $0 - f_i$  Hz, 则  $h_j$  和  $g_j$  会将每个频段的信号都分解为低频带空间  $V_j$  和高频带空间  $W_j$ .图 2 为 Mallat 算法中信号在各个尺度所占用带宽的示意图.

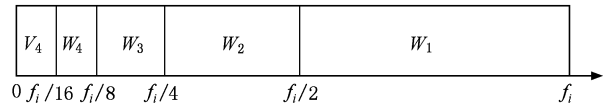


图 2 Mallat 算法中信号各个尺度占用带宽示意图

由上述推导可知,信号  $f(t)$  的小波变换实际上是使用不同的基函数在不同的尺度上对该信号作近似.因此,小波变换可以等效为一组带通滤波器,而且这组滤波器的中心频率随着分解尺度的增大而不断地向低频带空间移动.一旦这组带通滤波器完成对信号频带由大到小的逐级分解后,小波变换的结果就能够显示信号在特定频带上的变化特征.小波变换的这种特征使其在非平稳、非线性信号的时频分析中有很大大优势<sup>[17]</sup>.

本研究中的原始加速度信号虽然已经过带通滤波预处理,但是信号中仍然包含了大量噪声.而对于噪声的频率,人体行走中产生的步态信号频率较低.因此,只有原始信号中的低频部分才是本研究所关心的频带.从小波分析的角度看,原始信号中的低频成分对应着较高的分解层次.只有当分解层次逐步增加时,原始信号中含有的高频噪声才会被逐步滤除,加速度信号才会从原始信号中逐步分离,与加速度信号相关的步态节律才能正确地提取出来.

### 3. 实验方法

#### 3.1. 实验对象和实验数据

实验数据采用三菱化学集团科技研究中心提供的人体加速度信号数据库. 实验对象共 20 例, 其中男性 12 例, 女性 8 例, 年龄在 48—71 岁, 平均年龄为  $65.32 \pm 5.25$  岁 (均值  $\pm$  标准差). 所有实验对象均健康, 无神经疾病史、肌肉病史、呼吸病史和心脏病史, 在测量前一段时间内也没有服用过任何药物. 所有实验数据都在实验对象知情并签署书面同意后测得.

测量时将一个三维加速度采集仪按照规定的方向固定在实验对象的腰部并调整好采集仪的安装位置, 保证信号采集时不影响实验对象的正常行走. 在实验过程中, 所有实验对象均被要求在平地上行走约 1 h, 实验对象行走时加速度采集仪能够自动记录他们在  $x, y, z$  三个方向上的加速度信号, 并每隔 10 min 自动生成一个采样文件. 采集仪每个通道的采样频率均为 100 Hz, 模数转换位数为 10 bit, 量程为  $\pm 50 \text{ m/s}^2$ , 采集得到的数据均经过一个 0.2—35 Hz 带通滤波器处理, 以滤除信号中包含的静态加速度信号和低频噪声.

#### 3.2. 小波变换参数的选择

由于小波变换的基本思想是利用一组基函数

去逼近实际信号, 在理论上小波变换可以刻画某个尺度上信号的任意细节. 但是因为不同小波基的波形、支撑长度和规则性差别很大, 所以同一信号即使选用不同小波基处理得到的结果也相去甚远. 值得注意的是, 小波变换是一种多分辨率的信号分析方法, 这意味着即使选定了合适的小波基, 分解尺度选择不当也会影响分析结果的精确度<sup>[18]</sup>. 因此, 下面将重点讨论小波基和分解尺度的选择.

##### 3.2.1. 小波基的选取

步态序列的提取要求对加速度信号峰值的位置进行精确判别. 从本质上看, 小波基对信号峰值的定位能力主要取决于小波规则性系数和信号波形 Lipschitz 指数的相似性. 因此, 本研究分别选取 haar, db7, db8 和 db9 小波基对加速度信号进行分析并作对比, 结果如图 3 所示. 从图 3 可见, 相比于 haar 小波基和 db7 小波基, db9 小波基能够更明显地表现出步与步之间间隔的周期性; 相比于 db8 小波基, db9 小波基能够更敏感地捕捉到加速度信号峰值的位置, 从而避免了峰值的误检和漏检. db9 小波基之所以能够对加速度信号的峰值具有良好的定位精度, 是因为其规则性系数与加速度信号的 Lipschitz 指数大致相等, 导致两者的波形在信号的奇异点处能够最大限度地符合.

##### 3.2.2. 分解尺度的确定

在上述分析中已选定 db9 小波基来分解原始加速度信号. 然而, 若想提取准确的步态序列, 还要确定包含信号峰值主要能量的最佳分解尺度, 称该尺

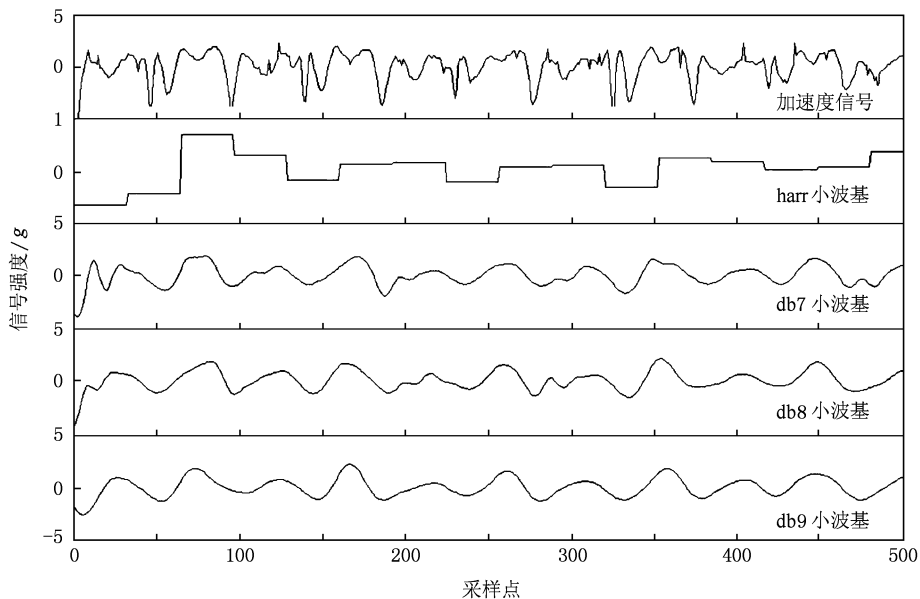


图 3 使用不同的小波基分解加速度信号

度为特征尺度. 因为小波变换可以等效为一组带通滤波器, 所以某一频段的信号能量只在某一特定尺度的小波变换中占主导地位. 由以上所述可知, 原始加速度信号的采样频率为 100 Hz, 采样后数据会经过 0.2—35 Hz 带通滤波处理, 而步态峰值信号的频率一般集中在 2 Hz 左右 (这是因为正常行走时人体步态信号的节律一般在

1 Hz 左右). 虽然从理论上确定最佳分解尺度需要在每一个尺度  $s = 2^j$  上计算加速度信号的二进制离散小波变换, 但根据实践经验, 一般只需在 3 个相邻尺度上计算小波变换就足以估计出最佳的分解尺度. 经过反复考虑, 本文选取了 3 个分解尺度  $2^3$ ,  $2^4$  和  $2^5$  进行对比分析, 结果如图 4 所示.

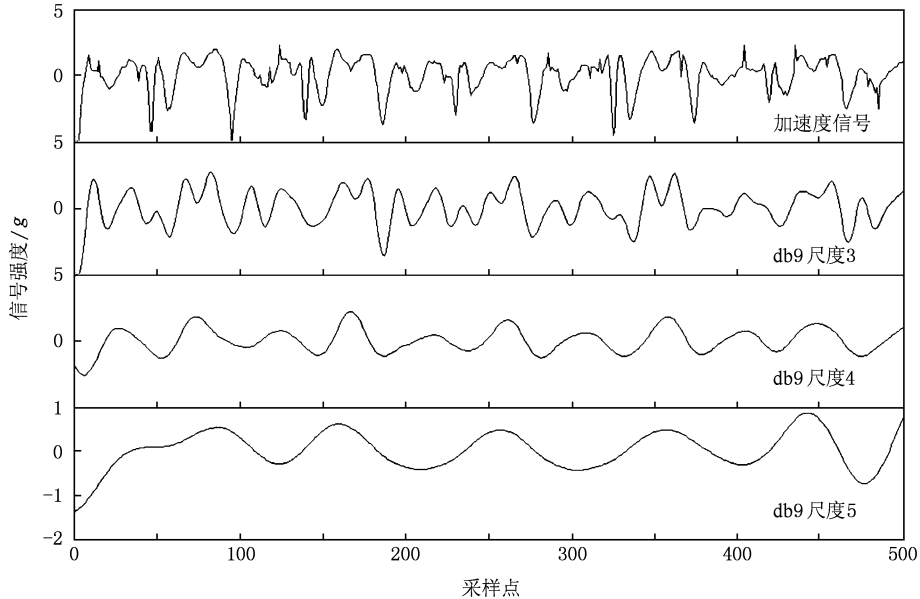


图 4 利用不同尺度分解加速度信号

从图 4 可见: 随着分解尺度的增大, 二进制离散小波的幅值不断减小; 相比于分解尺度  $2^3$  和  $2^5$ , 分解尺度为  $2^4$  时加速度信号峰值的周期性保持良好; 原始加速度信号中隐藏的峰值在分解尺度  $2^4$  上能够清晰地显露出来. 因此, 我们对所有数据均选取 db9 小波基作尺度为  $s = 2^4$  的离散小波分解, 并由该尺度上的峰值信息来精确地确定出左右脚的步态序列.

### 3.3. 步态序列的提取

#### 3.3.1. 直接检测峰值法

利用设定阈值的方法可以直接从加速度信号中检测峰值并构成左右脚步态序列. 虽然该方法原理简单、运算快速, 但由于加速度信号本身包含了大量噪声, 使得该算法难以分辨局部脉冲噪声和信号峰值. 而且, 由于算法中的阈值需要人为设定, 所以该算法对不同批次的加速度信号适应性较差, 很容易导致峰值的误检和漏检. 图 5 所示为利用设定

阈值的方法提取的加速度信号峰值而导致的峰值漏检和误检. 从图 5 可以看出, 直接应用阈值法对加速度信号提取步态序列的算法具有对含噪数据较敏感、鲁棒性差、误差大的缺点.

#### 3.3.2. 小波变换法

若通过小波变换处理原始加速度信号, 在确定包含信号峰值主要能量的特征尺度后, 再对该尺度上的分解结果应用阈值的方法检测峰值, 则可以大大提高峰值信号的检出率. 以左脚为例, 计算任意相邻峰值出现的时间间隔 (采样间隔与间隔点数之积) 就可得出当前步与下一步之间的时间间隔, 由所有这些时间间隔构成的序列就是所需的左脚步态序列. 用同样的方法可得右脚步态序列. 图 6 为利用小波变换在特征尺度上提取的左右脚加速度信号峰值. 从图 6 可以看出, 在特征尺度  $2^4$  上的分解信号中, 左、右脚落地时所形成的加速度峰值能被明显区分, 并能有效地保证所获取步态序列的准确度.

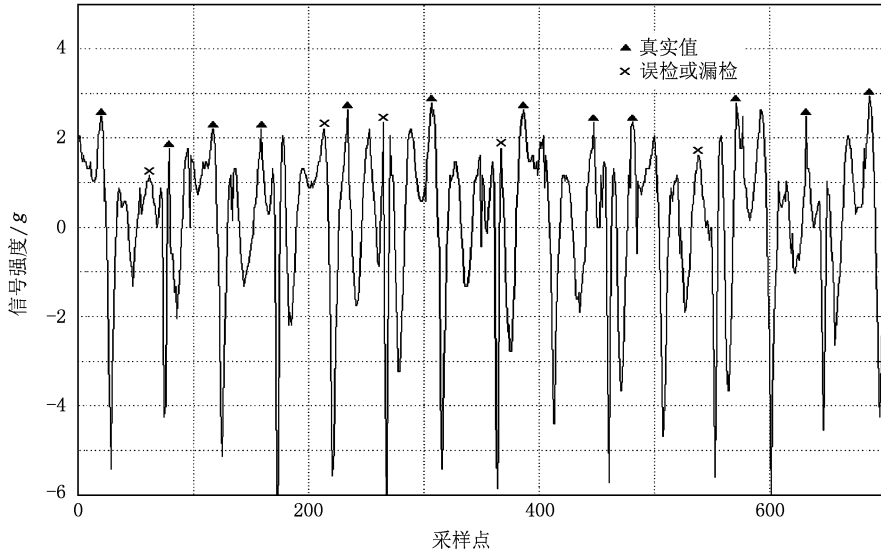


图5 利用阈值法直接从加速度信号中提取的步态序列

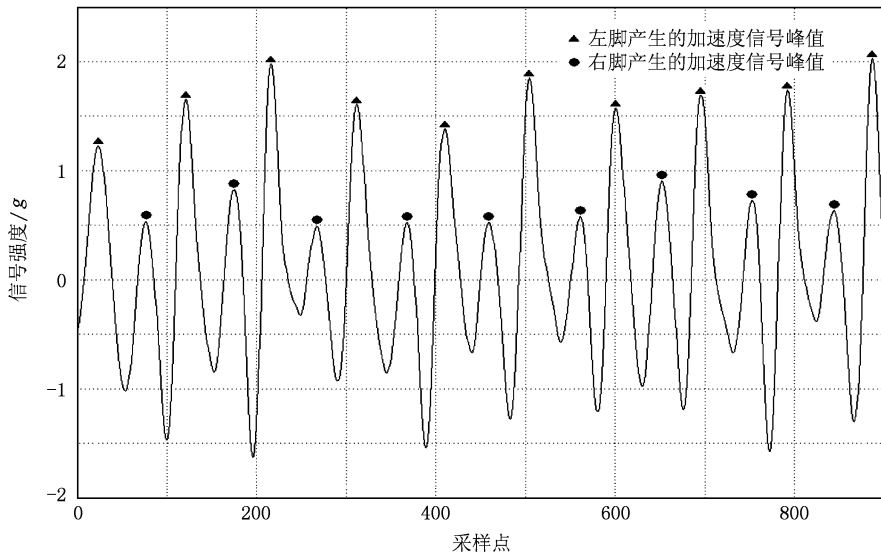


图6 小波分解后在特征尺度上提取的步态序列

## 4. 结果分析

考虑到受试者行走时在垂直方向( $y$ 方向)上的加速度信号与步态节律密切相关,本文只提取出采样文件中的 $y$ 轴加速度信号进行分析.根据人体行走时步态节律的特点,我们采用db9小波基对加速度信号进行小波分解,在包含步态节律主要能量的特征尺度 $s = 2^4$ 上提取信号的峰值,并统计了漏检

和误检的峰值数据.利用小波变换检测步态信号峰值的处理结果列于表1.作为对比,本研究还对同一批数据单纯采用阈值法直接进行峰值检测,并将所得结果列于表2.

从表1和表2的计算结果可以看出:利用小波变换的方法检测加速度信号峰值的检出率为 $(98.84 \pm 1.17)\%$ ,其中误检总数为 $5.25 \pm 6.23$ ,漏检总数为 $2.60 \pm 2.58$ ;利用阈值法直接检测加速度信号峰值的检出率为 $(90.72 \pm 2.05)\%$ ,其中误检

表 1 利用小波变换检测人体行走时步态信号峰值的结果

信号编号	峰值总数	误检总数	漏检总数	检出率/%
d080111	633	3	2	99.21
d080117	617	1	3	99.35
d080225	636	2	2	99.37
d080228	606	2	0	99.66
d080305	685	3	2	99.27
d080307	663	3	0	99.54
d080402	639	3	1	99.37
d080415	619	3	4	98.86
d080509	627	2	2	99.36
d080603	731	16	7	96.85
d080617	717	27	11	94.71
d080711	725	11	5	97.79
d080722	647	3	2	99.23
d080801	623	3	1	99.35
d080816	657	1	2	99.54
d080911	639	5	3	98.74
d080921	646	4	1	99.23
d081021	641	2	2	99.38
d081127	659	6	1	98.94
d081213	655	5	1	99.05
均 值	653.25	5.25	2.60	98.84
标准差	$\pm 35.61$	$\pm 6.23$	$\pm 2.58$	$\pm 1.17$

表 2 利用阈值法直接检测人体行走时步态信号峰值的结果

信号编号	峰值总数	误检总数	漏检总数	检出率/%
d080111	633	10	49	90.67
d080117	617	3	43	92.54
d080225	636	37	10	92.61
d080228	606	6	44	91.75
d080305	685	79	14	86.42
d080307	663	21	50	89.29
d080402	639	16	53	89.20
d080415	619	45	4	92.08
d080509	627	18	60	87.56
d080603	731	16	41	92.20
d080617	717	17	53	90.23
d080711	725	11	34	93.79
d080722	647	14	49	90.26
d080801	623	15	58	88.28
d080816	657	32	11	93.46
d080911	639	19	53	88.73
d080921	646	13	32	93.03
d081021	641	11	55	89.70
d081127	659	14	47	90.74
d081213	655	6	48	91.76
均 值	653.25	20.15	40.40	90.72
标准差	$\pm 35.61$	$\pm 17.28$	$\pm 17.27$	$\pm 2.05$

总数为  $20.15 \pm 17.28$ , 漏检总数为  $40.40 \pm 17.27$ .

对分别利用小波变换和阈值法检测信号峰值所得到的检出率、误检总数和漏检总数进行统计学检验. 采用双边配对  $t$  检验对这两组数据进行显著性水平分析后, 所得的统计检验可信度指标  $p$  值远小于 0.05, 这表明利用上述两种方法所得数据之间的差异具有统计学意义. 统计检验表明, 相比于单纯利用阈值直接检测加速度信号峰值的方法, 基于小波变换的加速度信号峰值检测能够显著地提高检出率, 减少误检总数和漏检总数. 这对于步态序列的准确获取和后续分析具有重要的意义.

## 5. 结 论

作为人体输出的一类重要的生理信号, 步态信号中隐含着人体运动神经控制系统的大量信息. 从人体行走时产生的加速度信号中准确地提取出步态序列对于客观评价人体的运动控制系统的生理和病理状态及其数学建模具有重要的理论意义和实际价值. 本文尝试将小波变换的方法应用于步态序列的提取. 利用 db9 小波基对原始的加速度信号进行小波分解, 在确定了合理的分解尺度  $s = 2^4$  后, 在包含步态节律的特征尺度上准确地提取出左右

脚的步态序列. 作为对比, 本文还应用阈值法直接从加速度信号中提取步态信号序列. 从统计结果可以看出: 与利用阈值法检测信号峰值的方法相比, 基于小波变换的加速度信号峰值检测方法能够显著地提高检测的准确率; 即使在加速度信号存在较为严重的噪声干扰时, 该方法也能保证所提取出的步态序列的准确性. 这同时也表明加速度信号本身具有背景噪声强的特点. 若直接采用阈值方式提取加速度信号的峰值, 较强的噪声会使得大量信号峰值被误识和漏识. 因此, 该阈值法会严重影响利用步态信号序列提取人体生理参数的可靠性. 相反, 即使在加速度信号存在严重的噪声干扰时, 利用 db9 小波提取信号峰值的算法不但能够准确地反映步与步的间隔, 算法本身还显示了良好的鲁棒性. 相比于其他种类的小波, db9 小波还能对峰值出现的位置有更高的定位精度. 此外, 基于 db9 小波提取步态信号序列的算法仅需进行若干次尺度分解, 具有运算快速、结果可靠的优点. 研究表明, 小波变换是提取步态信号节律的一种有效方法. 这种方法对于其他生理信号特征节律的提取也具有重要的参考价值.

本研究得到了三菱化学集团科技研究中心提供的人体加速度信号数据, 在此表示衷心感谢.

- 
- [1] Costa M, Peng C K, Goldberger A L, Jeffrey M H 2003 *Physica A* **330** 53
- [2] Yogeve G, Giladi N, Peretz C, Springer S, Simon E S, Jeffrey M H 2005 *Eur. J. Neurosci.* **22** 1248
- [3] Ashkenazy Y, Jeffrey M H, Ivanov P C, Stanley H E 2002 *Physica A* **316** 662
- [4] Rossitza B, Nir G, Leor G, Chava P, Jeffrey M H 2006 *Eur. J. Neurosci.* **24** 1815
- [5] Jeffrey M H, Lowenthal J, Herman T, Gruendlinger L, Peretz C, Giladi N 2007 *Eur. J. Neurosci.* **26** 2369
- [6] Zhuang J J, Ning X B, Yang X D, Hou F Z, Huo C Y 2008 *Chin. Phys. B* **17** 852
- [7] Goldberger A L, Amaral L A N, Jeffrey M H, Ivanov P C, Peng C K, Stanley H E 2002 *Proc. Nat. Acad. Sci.* **99** 2466
- [8] Zhuang J J, Ning X B, Yang X, Hou F Z, Huo C Y 2008 *J. Nanjing Univ.* **44** 57 (in Chinese) [庄建军、宁新宝、杨希、侯凤贞、霍铨宇 2008 南京大学学报 **44** 57]
- [9] Deng Y, Shi W K, Liu Q 2002 *Acta Phys. Sin.* **51** 759 (in Chinese) [邓勇、施文康、刘琪 2002 物理学报 **51** 759]
- [10] You R Y, Chen Z 2005 *Chin. Phys. B* **14** 2176
- [11] Deng Y Q, Cao S Y, Yu J, Xu T, Wang Q Y, Zhang Z G 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 7017 (in Chinese) [邓玉强、曹士英、于靖、徐涛、王清月、张志刚 2008 物理学报 **57** 7017]
- [12] Ren L, Chen X G, Liu C T 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 2035 (in Chinese) [任磊、陈祥光、刘春涛 2009 物理学报 **58** 2035]
- [13] Zhao W S, He Y G 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 843 (in Chinese) [赵文山、何怡刚 2009 物理学报 **58** 843]
- [14] Sahambi J S, Tandon S N, Bhatt R K P 1997 *IEEE Eng. Med. Biol.* **16** 77
- [15] Daubechies I 1992 *Ten Lectures on Wavelets* (Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics) p194
- [16] Mallat S 1998 *A Wavelet Tour of Signal Processing* (San Diego: Academic Press) p10
- [17] Zhao L, Feng J, Zhai G J, Zhang L H 2005 *Acta Phys. Sin.* **54** 1943 (in Chinese) [赵莉、冯稷、翟光杰、张利华 2005 物理学报 **54** 1943]
- [18] Zhu H J, Qin S R, Peng L L 2002 *Chin. J. Mech. Eng.* **38** 10 (in Chinese) [朱洪俊、秦树人、彭丽玲 2002 机械工程学报 **38** 10]

# Extracting human gait series based on the wavelet transform\*

Fu Mao-Jing<sup>1)</sup> Zhuang Jian-Jun<sup>1)†</sup> Hou Feng-Zhen<sup>1)2)</sup> Ning Xin-Bao<sup>1)</sup> Zhan Qing-Bo<sup>1)</sup> Shao Yi<sup>1)</sup>

1) ( *Key Laboratory of Modern Acoustics of Ministry of Education, Institute for Biomedical Electronic Engineering, Department of Electronic Science and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210093, China* )

2) ( *Division of Basic Sciences, China Pharmaceutical University, Nanjing 210009, China* )

( Received 22 July 2009 ; revised manuscript received 23 November 2009 )

## Abstract

The wavelet transform was applied to process the accelerometer signals derived from human walking. The accelerometer signals were first decomposed at different levels utilizing the multi-scale and multi-resolution characteristics of the discrete wavelet transform. After the determination of both the mother wavelet and the optimal decomposition level, human gait series can thus be extracted from the eigen scale of the accelerometer signal. Compared with the method that detects peak values directly from accelerometer signals by thresholding, the wavelet transform gives higher detection rate of peak values on the eigen scale of the accelerometer signals. Even when the accelerometer signals are exposed to serious noise, experimental results still demonstrate that the wavelet approach can guarantee the precision of the extracted gait series, which is of vital importance for the subsequent analyses. It can be concluded that wavelet transform is an effective tool for the extraction of gait rhythmicity. The wavelet transform will be helpful in identifying the characteristics of other physiological signals.

**Keywords:** wavelet transform, gait series, peak detection, eigen scale

**PACC:** 8745D

---

\* Project supported by the National Natural Science Foundation of China ( Grant Nos. 60501003, 60701002 ).

† Corresponding author. E-mail: zhuangjeff@163.com