

DOI: 10.7652/xjtuxb201710008

人体步态复杂度的递归图和递归定量分析研究

余建¹, 曹军义¹, 王伟¹, 廖维新²

(1. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安;

2. 香港中文大学机械与自动化工程学系, 999077, 香港)

摘要: 为了准确分辨并识别不同人体的步态特征,提出采用递归图和递归定量分析的方法,计算人体步态非线性时间序列的复杂度。首先利用互信息和伪邻近法分别计算得到合适的延时时间和嵌入维数,根据相空间重构的原理将一维时间序列扩展到高维相空间中,获得时间序列在高维空间中邻近点的分布规律和运动特点。构建了患有帕金森疾病的老年人、健康老年人和健康年轻人的步态信号递归图,可以直观定性分析和评估这 3 组人群的步态信号的空间分布程度,其中健康人群最复杂。采用递归定量分析,量化了人体步态的复杂度,结果表明,患有帕金森疾病的人群的步态复杂度最小,而且独立样本 t 检验显示了 3 组人群的复杂度具有显著的差异性。该方法简单可行,可以准确地对不同年龄和帕金森疾病的人群进行分类识别,有利于人体健康监测和诊断研究。

关键词: 递归图;递归定量分析;人体步态;复杂度;健康监测

中图分类号: R318.04;N93 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2017)10-0047-06

Recurrence Plot and Recurrence Quantification Analysis of Human Gait Complexity

YU Jian¹, CAO Junyi¹, WANG Wei¹, LIAO Wei-Hsin²

(1. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. Department of Mechanical and Automation Engineering, The Chinese University of Hong Kong, Hong Kong, 999077, China)

Abstract: To accurately classify and identify different human gait signals, recurrence plot and recurrence quantification analysis are proposed to calculate the complexity of nonlinear time series underlying human gait stride interval. The appropriate delay time and embedding dimension are respectively calculated by methods of the mutual information and the false nearest neighbours. One dimension time series is extended to high dimension phase space by employing phase space reconstruction principle for studying the distribution regularity and movement characteristic of neighboring points in time series. The recurrence plots of gait signals from Parkinson's disease elders, healthy elders and youth are established for intuitively and qualitatively analyzing and evaluating their distribution state. It is observed that the space distribution of healthy subjects is more complex than others. Moreover, the complexity of human gait is quantified by recurrence quantification analysis. The computation results show that gait complexity of subjects with Parkinson's disease is less than healthy youth and elders, and independent sample t-test also exhibits their significant difference for distinct classification. Consequently, the proposed method is easy and feasible for classifying the subjects with different ages and Parkinson's disease. It is

收稿日期: 2017-02-21。 作者简介: 余建(1991—),男,硕士生;曹军义(通信作者),男,副教授。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51575426,51611530547);中央高校基本科研业务费综合交叉项目(xj2016002)。

网络出版时间: 2017-08-24

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20170824.1900.002.html>

also helpful to human health monitoring and diagnosis.

Keywords: recurrence plot; recurrence quantification analysis; human gait; complexity; health monitoring

人体步态是一种基于时间和空间反馈,主要受神经和运动系统共同控制的人体运动动态平衡的非线性行为。步行时,双足交替运动,以一足(支撑足)为支点,另一足(摆动足)绕髋部向前摆动,这一过程可以用步态参数来表征,如步态周期、步长、地面作用力、关节加速度等。它们蕴含了人体健康状况的很多隐藏信息^[1-4],研究这些信息的一个重要指标就是时间序列的复杂度^[5],而步态周期(同一只脚的后跟连续两次触地的时间间隔)时间序列的不同复杂度^[1,3,5-7]计算方法往往被用来分析人体运动的非线性特征。

文献[8]提出的递归图(RP)分析方法可以揭示时间序列的内部结构,从而得出有关相似性和复杂度的信息。文献[9]开发的递归定量分析(RQA)已经成为一种新兴的非线性时间序列分析工具,尤其是应用在生理信号分析上。文献[10]用递归图分析人体对地面的作用力,评估帕金森病人姿势的不稳定性。文献[11-12]用递归图分析心率信号来检测人体的心率失常症状。文献[13]用非线性递归图测量分析癫痫患者的脑电信号。文献[14]用递归图分析人体髋关节的角度变化来描述人体的康复运动状况。虽然递归图和递归定量分析已经用于不同生理信号的特征分析,但获取人体生理信号不易,而且信号的采集处理要求比较高。人体步态信号如步态周期等的获取相对简单,而且与便携式人体健康监测融合较容易,但仍然缺乏高效直观的人体步态信号特征计算方法。

本文提出采用递归图定性分析步态时间序列的内部结构,直观地得出其复杂度信息。在此基础上,用递归定量分析,量化步态周期递归图的特征量,如递归率、确定性、层状度和捕获时间等^[9,11,15],能更准确有效地分析不同类型步态的特征。将这种方法用于分析3组不同的实验人群,得出帕金森病人的步态复杂度最小,健康老年人的复杂度最大,从而能分类识别不同的步态信号,对人体的健康进行监测与诊断。

1 递归图和递归定量分析

1.1 递归图

递归图采用了相空间重构的思想。设原始时间

序列为 $\mathbf{X}(x_1, x_2, \dots, x_n)$, 选择合适的嵌入维数 m 和延时时间 τ 重构时间序列, 重构后的向量个数为

$$N = n - (m - 1)\tau \quad (1)$$

定义 N 个相空间点中任意两点间的距离为

$$d_{i,j} = \|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\| \quad (2)$$

式中: $i, j = 1, 2, \dots, N$ 。选取一个合适的阈值 r , 这样可得递归矩阵中元素的值为

$$R_{i,j} = H(r - d_{i,j}) \quad (3)$$

式中: $H(\cdot)$ 为 Heaviside 单位函数

$$H(\cdot) = \begin{cases} 1, & r - d_{i,j} \geq 0 \\ 0, & r - d_{i,j} < 0 \end{cases} \quad (4)$$

定义递归矩阵 $\mathbf{R}$ 中值为 1 的位置是递归点, 并在坐标平面中描点, 这样就描绘出一个 $N \times N$ 的平面递归图。该方法实质上就是采用黑白图形来刻画时间序列的, 用其空间结构相应地描述信号的复杂程度。

利用递归图法, 分别对正弦周期系统、Lorenz 混沌系统和随机序列 3 种状态进行分析, 研究递归图作为时间序列的定性分析工具的有效性。Lorenz 微分方程描述如下

$$\left. \begin{aligned} \dot{x} &= -a(x - y) \\ \dot{y} &= -xz + bx - y \\ \dot{z} &= xy - cz \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

当参数 $a=10, b=28, c=8/3$ 时, 该 Lorenz 系统为经典的混沌模型, 本文用 Wolf 法^[16]计算 x 序列的最大 Lyapunov 指数为 0.13。取步长为 0.1, 在时间范围 $[0, 100]$ 内用 4 阶 Runge-Kutta 算法(初值取 $x=12, y=2, z=9$)进行数值计算, 得到 x 时间序列见图 1b, 其中 n 为数据序列号。正弦状态和随机状态的时间序列图分别如图 1a、1c 所示, 按照 Wolf 法计算其最大 Lyapunov 指数分别为 0 和 0.91。用互信息法计算序列的延时时间, 取上述 3 种不同状态时间序列的第一个极小值, 得到延时时间 τ 分别为 5、2 和 3, 如图 2 所示。基于延时时间, 再用伪邻近法计算得到 3 种状态的嵌入维数 m 分别为 2、3 和 5, 如图 3 所示。根据经验阈值 r 不大于 0.1 倍的最大相空间直径, 选取 r 等于 0.1 倍的最大相空间直径, 画出 3 种状态的递归图, 如图 1d、图 1e、图 1f 所示。

正弦周期状态递归图(见图 1d)的对角线轨迹相似, 且相邻线之间的距离相等, 说明时间序列是周

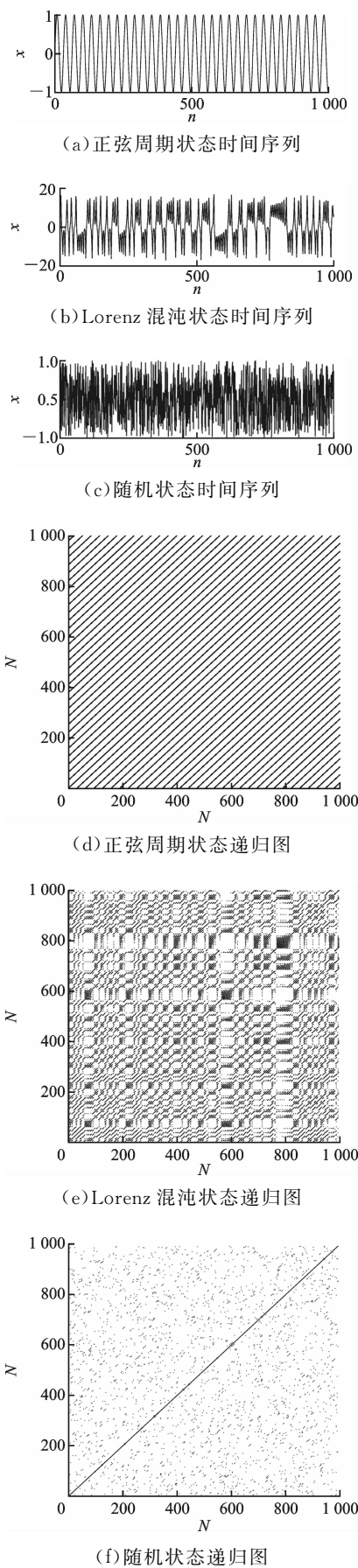


图 1 3 种不同状态信号的时间序列图和递归图

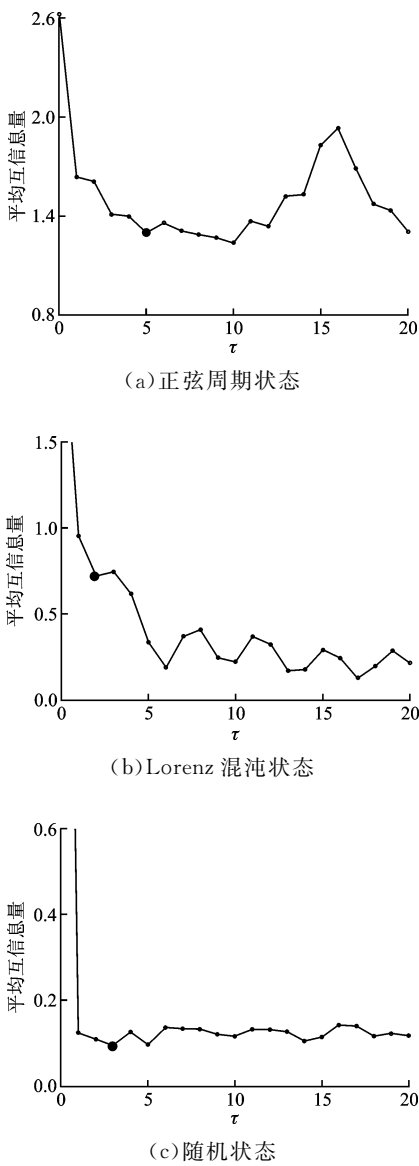


图 2 3 种不同状态信号的最优延时时间

期的。Lorenz 混沌状态递归图(见图 1e)呈现大小不同的块状结构,规律不强,是因为系统动力学不稳定,是混沌的。图 1f 中的递归点分布比较均匀,表明是一个随机的系统。初步定性地判断图 1a、图 1b、图 1c 时间序列复杂度依次增大。

1.2 递归定量分析

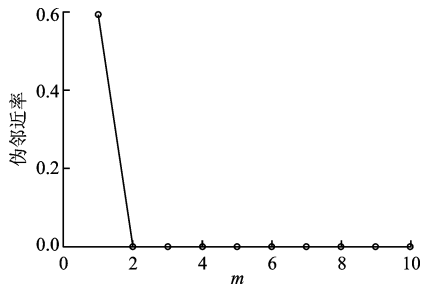
递归定量分析是在递归图基础上分析图形的细节结构并从中提取结构特征量,从而达到对时间序列进行定量分析的目的。一般特征值越大,时间序列相似性越高,复杂度越小。

递归率就是递归图平面中递归点占平面总点数的百分比,即

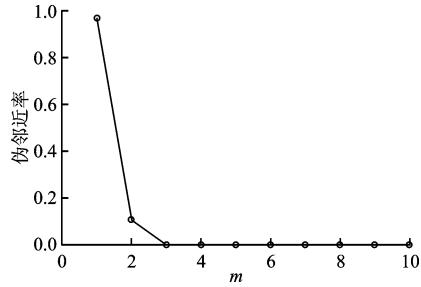
$$P_{RR} = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N R_{i,j}$$

(6)

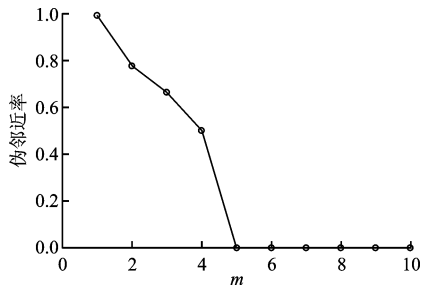
表明了 m 维相空间中彼此邻近的相空间矢量所占



(a)正弦周期状态



(b)Lorenz 混沌状态



(c)随机状态

图 3 3 种不同状态信号的最优嵌入维数

的比例。

在满足阈值 r 的条件下,统计递归图中长度为 x 的线条总数 $P(x)$

$$P(x) = \sum_{i,j=1}^N (1 - R_{i,j-1})(1 - R_{i,j+v}) \prod_{k=0}^{v-1} R_{i,j+k} \quad (7)$$

确定性就是计算形成对角线方向线段的递归点占总递归点数的百分比,即

$$P_{\text{DET}} = \frac{\sum_{l=l_{\min}}^N lP(l)}{\sum_{i,j=1}^N R_{i,j}} \quad (8)$$

式中: $P(l)$ 是长度为 l 的线段数,当对角线方向的线段长度大于预先给定的下限值 $l_{\min}$ 时才开始计数。通过设置阈值 $l_{\min}$ 可以排除因相空间轨迹的切向运动形成的短的对角线,从而将其与组织形成连续线段的递归点区分开来。当 $l_{\min}=1$ 时, $P_{\text{DET}}=1$ 。

层状度就是计算形成垂直线结构的递归点占总递归点数的百分比,即

$$P_{\text{LAM}} = \frac{\sum_{v=v_{\min}}^N vP(v)}{\sum_{v=1}^N vP(v)} \quad (9)$$

式中: $P(v)$ 是长度为 v 的垂直线的总数; $v_{\min}$ 为垂直线长度的阈值。统计发现,垂直线长度超过阈值可以减少切向运动的影响。

捕获时间就是递归图中垂直结构的平均长度,公式为

$$P_{\text{TT}} = \frac{\sum_{v=v_{\min}}^N vP(v)}{\sum_{v=v_{\min}}^N P(v)} \quad (10)$$

该方法与层状度相似,估计的是系统持续处于某个特定状态的平均时间,或者说系统状态被“捕获”的平均时间。

表 1 是正弦周期系统、Lorenz 混沌系统和随机序列的递归定量分析值,可见随机序列的递归点分布均匀,且 3 组统计值都是最小的,表现最复杂;周期状态的 3 组值比混沌状态大,说明了正弦周期状态的复杂度最小,与递归图分析的结论一致。在递归定量分析中还有香农熵、平均对角线长度、捕获时间等特征参数计算方法。

表 1 3 组不同状态系统递归定量分析

方法	$P_{\text{RR}}/\%$	$P_{\text{DET}}/\%$	$P_{\text{LAM}}/\%$
正弦周期	16.76	99.02	63.01
Lorenz 混沌	0.69	8.77	69.95
随机序列	0.18	0.32	0.00

2 人体步态的复杂度分析

2.1 人体步态数据

本文实验数据来源于麻省理工学院公开的步态数据库(<https://physionet.org/>),实验对象包括 5 个患有帕金森病的老年人(60~77 岁)、5 个健康的老年人(71~77 岁)和 5 个健康的年轻人(23~29 岁)。实验方法:每个实验者在无障碍的地面上连续正常行走,控制 12 位模数转换器,以 300 Hz 的频率采集内置在鞋底的超薄力敏电阻产生的压力信号,连接在脚踝上的微处理器基于压力信号计算出步态周期的时间间隔并存储。其中,帕金森患者的步态采集时间为 6 min,健康老年人和年轻人的步态采集时间各为 15 min。为了避免初始数据的影响,去除帕金森患者前 20 s 和健康人前 30 s 的步态周期数据。图 4 分别是帕金森病人、健康老年人和年轻人在 5 min 内的步态周期时间序列图,可见帕金森病人的步态周期波动性最大,标准差是 0.04 s,但 3 组实验人群的步态周期平均值几乎相等,分别为

1.13、1.17 和 1.15 s,难以区分。

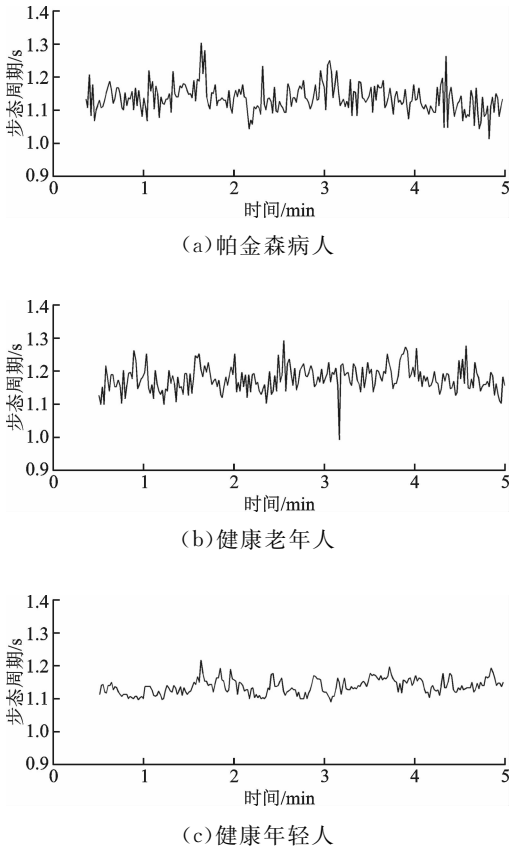


图 4 3 组实验人群的步态周期时间序列

2.2 递归图分析

在进行递归图和递归定量分析之前,首先采用前文所述的互信息法计算延时时间,得到帕金森病人、健康老人和健康年轻人的步态周期时间序列的延时时间 τ 分别为 3、3、6 s。基于延时时间,再用伪邻近法计算 3 类人群的最佳嵌入维数 m 分别为 5、6、5,然后重构时间序列。选取阈值 r 等于 0.1 倍的最大相空间直径来计算递归点并画出步态时间序列递归图。

图 5 是帕金森病人、健康老人和健康年轻人步态时间序列递归图。图 5a 部分区域递归点分布比较稀少,另外的局部分布则呈较大的规则块状,说明帕金森患者的步态的复杂程度有所降低,确定性增强。图 5b、5c 健康人的递归图中,递归点的排列相对帕金森病人较均匀,有一定的块状和线状结构,但老年人的块状相对较少且不明显,线条相对也比较短,有一定数量的单个散点。结合递归图的基本结构所代表的含义,认为健康人的步态由于具有一定的自适应性和自调节能力,产生的信号会更复杂,但是健康老年人的步态更随机无规律,比健康年轻人更复杂^[6]。

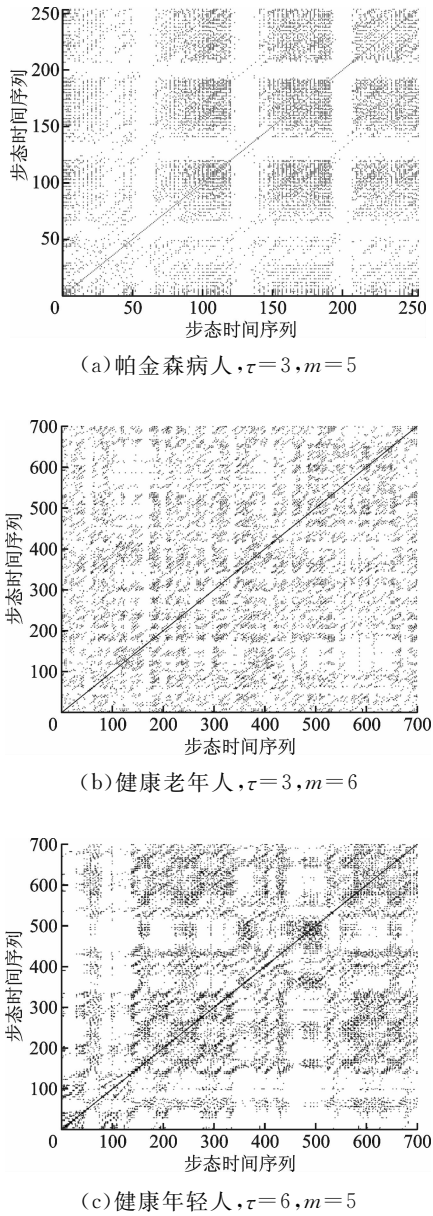


图 5 3 组实验人群的步态周期递归图

2.3 递归定量分析

为进一步研究不同步态时间序列的复杂度,本文基于递归图的定性分析对步态信号进行了递归定量计算,包括 3 组实验人群的 4 种递归定量特征值 P_{RR} 、 P_{DET} 、 P_{LAM} 和 P_{TT} 。为了更明确地分析这 3 组数据的递归定量特征值是否存在显著的差异,分别对其两两进行独立样本 t 检验,结果列于表 2 中。 P_{DET} 、 P_{LAM} 和 P_{TT} 3 组特征值的均值都是帕金森病人最大,健康老年人最小;对于 P_{RR} ,健康老年人比年轻人的大,这也许和 τ 、 m 的选区有关。 P_{DET} 和 P_{LAM} 两组特征值的 P 值都小于 0.05,3 组实验对象的特征值有明显的差异性,容易区分。对于 P_{RR} ,帕金森病人和健康人有很明显的差异;同理, P_{TT} 可以

很容易区分老年人与年轻人、帕金森病人。

递归率为递归图平面上的递归点占平面总点数的百分比,反映了系统的递归状态与所有可能状态的对比关系和相空间轨迹的聚集程度。分析结果表明,帕金森患者的递归率远远大于健康人,说明其相空间中轨迹相互接近的概率较大,步态时间序列的相似性较强,这与帕金森患者步态变异性的显著降低是吻合的。相反,健康人的递归点相对较分散,反映了适度的随机性。确定度反映轨道周期递归的程

度,其值越大,说明系统的确定性越强,反之随机性就越强。以上的结果表明,帕金森病人的确定度依次大于健康的年轻人和健康的老年人,说明健康老年人的复杂度最大,帕金森病人的复杂度最小。同样,帕金森病人的层状态和捕获时间也显著大于健康人。

综合递归图和递归定量分析可以得出结论:帕金森病人的复杂度依次小于健康的年轻人、健康的老年人。这种方法可以准确区分不同的步态周期信号。

表 2 3 组实验人群递归定量分析结果的 t 检验($P\leqslant 0.05$,有显著差异)

统计量	帕金森病人	健康老年人	健康年轻人	P		
				帕金森病人与健康老年人	帕金森病人与健康年轻人	健康老年人与健康年轻人
$P_{RR}/\%$	8.95 ± 2.37	2.36 ± 0.73	2.22 ± 0.27	0.000 3	0.000 2	0.698 1
$P_{DET}/\%$	35.91 ± 21.46	6.89 ± 1.74	12.92 ± 1.84	0.016 7	0.044 1	0.000 7
$P_{LAM}/\%$	27.69 ± 6.17	9.45 ± 3.13	20.67 ± 2.88	0.000 4	0.050 0	0.000 4
P_{TT}	2.24 ± 0.10	2.08 ± 0.05	2.17 ± 0.05	0.012 6	0.199 1	0.021 6

注:3 组实验人群的统计量是均值±标准差;帕金森病人、健康老年人、健康年轻人 3 组统计量分别两两求 P 值。

3 结 论

本文提出了一种基于递归图和递归定量分析人体步态复杂度的方法。依据相空间重构原理,将一维的步态周期时间序列中不易识别的特征转化为高维空间中容易识别的特征量,进而采用图形和统计的方法来计算分析,可以同时定性和定量地获得人体运动的步态信号特征。

基于麻省理工学院公开的不同人群的步态实验数据开展了复杂度计算研究。采用递归图可以定性地分析不同组实验人群的复杂度,基于递归图的递归定量分析,量化了人体步态的复杂度,实验中的健康年轻人和健康老年人的步态复杂度较大,帕金森病人复杂度最小。

本文提出的方法可以与便携式监测系统融合起来,定性和定量地分析人体步态的复杂度,并准确地进行分类识别,方便用于人体健康监测和诊断。

参考文献:

[1] SCAFETTA N, MARCHI D, WEST B J. Understanding the complexity of human gait dynamics [J]. Chaos, 2009, 19(2): 6108(1-10).

[2] RAMPP A, BARTH J, SCHÜLEIN S, et al. Inertial sensor-based stride parameter calculation from gait sequences in geriatric patients [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2015, 62(4): 1089-1097.

[3] AFSAR O, TIRNAKLI U, KURTHS J. Entropy-based complexity measures for gait data of patients with Parkinson's disease [J]. Chaos, 2016, 26(2): 3115.

[4] TOCHIGI Y, SEGAL N A, VASEENON T, et al. Entropy analysis of tri-axial leg acceleration signal waveforms for measurement of decrease of physiological variability in human gait [J]. Journal of Orthopaedic Research, 2012, 30(6): 897-904.

[5] COSTA M, PENG C K, GOLDBERGER A L, et al. Multiscale entropy analysis of human gait dynamics [J]. Physica: A, 2003, 330(1/2): 53-60.

[6] HAUSDORFF J M, MITCHELL S L, FIRTION R, et al. Altered fractal dynamics of gait; reduced stride-interval correlations with aging and Huntington's disease [J]. Journal of Applied Physiology, 1997, 82(1): 262-269.

[7] GOSHVARPOUR A, GOSHVARPOUR A. Nonlinear analysis of human gait signals [J]. International Journal of Information Engineering and Electronic Business, 2012, 4(2): 15-21.

[8] ECKMANN J P, KAMPHORST S O, RUELL D. Recurrence plots of dynamical systems [J]. Europhysics Letters, 1987, 4(9): 973-977.

[9] ZBILUT J P, WEBBER C L. Embeddings and delays as derived from quantification of recurrence plots [J]. Physics Letters: A, 1992, 171(3/4): 199-203.

(下转第 70 页)