

基于加速度信号的走路模式多级分类算法

李月香¹, 刘 燕¹, 袁 涛², 王文剑¹

(1. 山西大学计算机与信息技术学院, 山西太原 030006; 2. 清华大学自动化系, 北京 100084)

摘 要: 研究了一种基于多级分类模型的非特定人走路模式识别算法, 实现了对水平行走和上、下楼梯三种运动状态的识别. 将装有微型加速度传感器的无线数据采集装置固定于人体后腰部, 获取运动时的三维步态加速度信号. 采用离散小波变换提取与运动相关频带的时频特征, 并结合步频以及垂直方向和前进方向加速度信号之间的互相关性, 经过特征融合设计了多级分类识别算法. 通过对 10 个人共 360 组数据的测试结果表明: 在步频范围扩大到 1~3Hz 时, 识别率达到了 96.1%, 且对测试对象的依赖性小.

关键词: 走路模式; 小波变换; 时频特征; 多级分类器; 加速度传感器

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 08-1794-05

Multiple Classifier Based Walking Pattern Recognizing Algorithm Using Acceleration Signals

LI Yue-xiang¹, LIU Yan¹, YUAN Tao², WANG Wen-jian¹

(1. School of Computer and Information Technology, Shanxi University, Taiyuan, Shanxi 030006, China;

2. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: This paper presented the multiple classifier based walking pattern recognition algorithm, which could identify three walking patterns: horizontal walking, up and down staircase walking. Three-dimensional accelerations during walking were acquired from the wireless accelerometer device fixed on the back waist. The discrete wavelet transformation was applied for time-frequency analysis. The time-frequency features associated with the main frequency band of the motion, walking cadence and the correlation between the vertical and forward acceleration signals were combined to design a multiple classifier. A set of 360 gait samples involving 10 people were used for test, giving an overall recognition accuracy for 96.1% when the walking cadence range was within 1~3Hz, and this algorithm was less dependent on individuals.

Key words: walking pattern; wavelet transformation; time-frequency feature; multiple classifier; accelerometer

1 引言

走路模式识别属于步态研究范畴. 步态是人的一种生物特征, 在身份识别、运动监测、临床医学等领域有着重要的研究意义. 主流的步态研究方法有两种, 一种是基于图像的方法, 另一种是基于运动传感器(主要是加速度传感器)的方法. 目前国内的步态研究主要是基于图像的身份识别^[1,2]. 基于图像的方法对设备要求高、资金投入大, 而且限于在特定场所使用. 近年来随着传感器技术的发展及制作工艺的改进, 具有尺寸小、精度高、功耗低等优点的微型加速度传感器已经进入了应用领域, 使得基于运动传感器的步态研究更为方便, 不受运动环境的限制, 这方面远远优于基于图像的方法, 因此将具有更为广阔的应用前景.

基于加速度传感器的步态研究有两大分支: 身份识别^[3,4]和运动分析. 其中运动分析对于运动状态识别^[5-7]、能量消耗评估^[8]、室内导航系统^[9]等研究都有着重要意义. 以往的运动分析研究中大多采用了加速度信号的时域和频域特征. 例如 Mathie 等人利用加速度信号的时域信息, 如信号幅度区 (signal magnitude area, 简称 SMA) 的大小、垂直加速度信号的反余弦值 (即人的倾斜角) 等, 提出了一种基于决策二叉树的多级分类算法^[5,6], 实现人的各种运动状态的识别.

Nishkam 等人依据加速度传感器输出的三维加速度信号, 提取平均值, 标准差, 能量值等特征^[7]进行运动状态识别. 其中平均值、标准差为时域特征, 能量值是对信号的 FFT 频谱成分求平方和后得出的一种频域特性.

本文所设计的基于多级分类模型的非特定人走路

模式分类算法,融合了时频、频域和时域三类特征,仅提取少量特征就可快速有效地识别出不同运动速度下的水平行走和上、下楼梯三种走路模式。

2 信号处理方法

2.1 离散小波变换理论

根据快速正交小波变换算法(也称为 Mallat 算法),信号 $S(n)$ 定义公式如式(1):

$$S(n) = \sum_{j=1}^J \sum_{k=-\infty, k \in Z}^{+\infty} d_j(k) \psi(n-2^j k) + \sum_{k=-\infty, k \in Z}^{+\infty} a_j(k) \varphi(n-2^j k) \quad (1)$$

其中, J 是分解层数. ψ, φ 是 $S(n)$ 在 2^j 分辨率逼近下的小波函数和尺度函数,都是标准正交函数. a_j, d_j 是 2^j 分辨率下的近似系数和细节系数。

细节系数 d_j 和近似系数 a_j 的计算公式分别如式(2), (3):

$$a_j(n) = \sum_k h(k-2^j n) a_{j-1}(k) \quad (2)$$

$$d_j(n) = \sum_k g(k-2^j n) a_{j-1}(k), \quad 1 \leq j \leq J, a_0 = S(n) \quad (3)$$

其中, h 和 g 分别是离散的低通滤波器和高通滤波器。

多分辨率二进离散小波变换的快速算法使用正交小波基将原信号分解成不同尺度下的各个分量. 例如给定一个信号 $S(n)$, 首先通过一组低通和高通滤波器, 将原信号 $S(n)$ 分解为近似信号 a_1 和细节信号 d_1 , 这两个信号都是对原信号滤波后进行尺度为 2 的下采样得到的, 各占信号的二分之一频带. 然后把其中的低频分量 a_1 作为信号再次分解, 重复上述步骤, 直到所需的分解层数. 设原信号 $S(n)$ 经上述变换后, 在第 j 分

解尺度的低频分量系数为 a_j , 高频分量系数为 d_j , 它们所处的频带范围分别为:

$$a_j: [0, 2^{-(j+1)} F_s];$$

$$d_j: [2^{-(j+1)} F_s, 2^j F_s];$$

其中 F_s 为原信号 $S(n)$ 的采样频率。

各尺度的分解分量是一个表征相对应频带信号特征的序列。

已知一个序列 $a = (a_n)$, 把序列 a 作为一矢量, 其欧几里德范式定义为: $\|a\|_2 = (\sum_n |a_n|^2)^{1/2}$, 则序列 a 对应的能量定义为:

$$\|a\|^2 = \sum_n |a_n|^2 \quad (4)$$

2.2 走路模式的分类算法

本文介绍的走路模式分类算法是基于运动加速度信号设计的. 图 1 是一组某一个体以快速、常速、慢速上、下楼梯和水平行走时的三维加速度信号时域图. 图中横轴表示采样点数(与采样时间有关), 纵轴分别表示加速度传感器在 X 轴(侧向运动)、Y 轴(垂直运动)和 Z 轴(水平运动)方向上的加速度值, 单位为 mg, g 为重力加速度, 约为 $9.8m/s^2$. 通过对多个个体的运动分析发现, 侧向加速度信号受个体差异影响较大, 但其对于走路模式的识别影响很小, 因此在本研究中只选取了垂直方向和前进方向的加速度信号进行分析。

从图 1 可以看出三个方向上的加速度信号均具有周期性, 这与走路是一种周期性运动相吻合; 各个轴向输出的加速度信号与走路模式、速度都相关. 对于具有非平稳性和非线性的加速度数据, 仅提取它的时域特征和频域特征对于步态分析将有一定的局限性. 而小波变换是一种时频分析方法, 能够提取同时与时频相关的信号特征, 再结合时域特征和频域特征, 能够较好

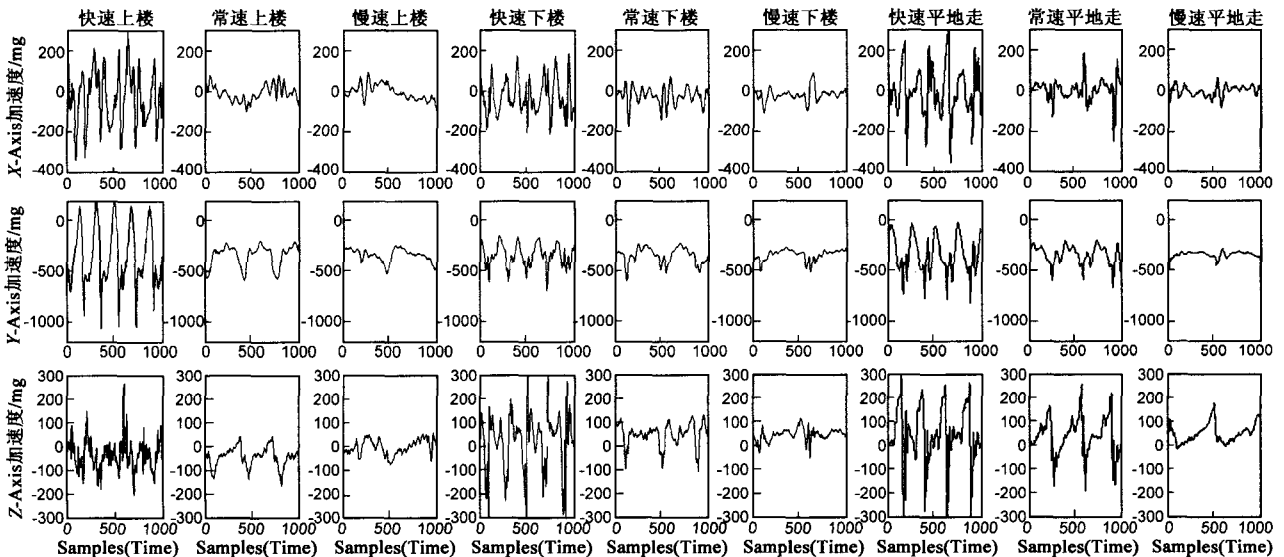


图1 个体1以快速、常速和慢速上、下楼梯和水平行走时的三维加速度时域图

地实现对走路模式的识别。

身体运动的频率成分都在 20Hz 以下^[6],在步态研究中,99%的运动能量集中在 15Hz 以下的信号成分中。为了减少小波分解的层数,通过采样将加速度信号的采样率由 640Hz 降到 80Hz。根据奈奎斯特采样定理得知:可检测的信号频带为 0~40Hz,对 20Hz 以下的信号成分不会造成影响。由于 Danbechies 正交小波族具有良好的逼近性与稳定性,同时考虑到边界问题和信号能量的集中程度,采用了 db5 小波基函数分别对下采样后的垂直方向和前进方向加速度信号进行 7 层小波分解,提取与运动相关的时频特征。其中第 2 层到第 6 层细节信号对应的频带约为 0.625~20Hz,将人走路的步频包含在这一频带范围内。

将垂直方向加速度信号记作 V ,前进方向加速度信号记作 F 。采用滑动窗口法对加速度信号进行分段处理,所用的窗宽为 128 个采样点(约 1.6s,保证至少包含有一步完整的步态加速度数据),每次滑动 1/2 窗口,对窗口内的信号进行特征提取。 RV 、 RF 和 V_l 是采用 db5 小波函数对垂直方向和前进方向的加速度信号进行 7 层小波分解后,依据序列能量公式(4)求解得到的时频特征。 RV 和 RF 分别表示垂直方向和前进方向加速度信号第 2 层到第 6 层细节信号的能量和与原信号的总能量之比,对应 0.625~20Hz 频带的信号分量。 V_l 表示垂直方向加速度信号第 7 层近似信号的能量与原信号的总能量之比,对应 0~0.3Hz 频带的信号分量。计算公式为:

$$RV = \left(\sum_{j=2}^6 \|d_n\|^2 \right) / \|V\|^2 \quad (5)$$

$$RF = \left(\sum_{j=2}^6 \|d_f\|^2 \right) / \|F\|^2 \quad (6)$$

$$V_l = \|a_7\|^2 / \|V\|^2 \quad (7)$$

步频是通过垂直方向加速度信号进行快速傅立叶变换(Fast Fourier Transform,简称 FFT),相应频谱图中最大能量所对应的频率值,表征人走路的快慢,如图 2 所示。一般情况下,正常人走路的步频在 1~3Hz^[8],基于该步频范围,将步频分为三种:慢速(1~2Hz)、常速^[10](2~2.5Hz)和快速(2.5~3Hz)。

$Corr_VF$ 是采用互相关函数法得出的垂直方向与前进方向加速度信号之间的互相关系数,其计算公式为:

$$Corr_VF = corr(V, F) = \frac{Cov(V, F)}{\sqrt{D(V)}\sqrt{D(F)}} \quad (8)$$

其中, $Cov(V, F)$ 是垂直方向与前进方向

加速度信号之间的协方差, $D(V)$ 、 $D(F)$ 分别为垂直方向与前进方向加速度信号的方差。

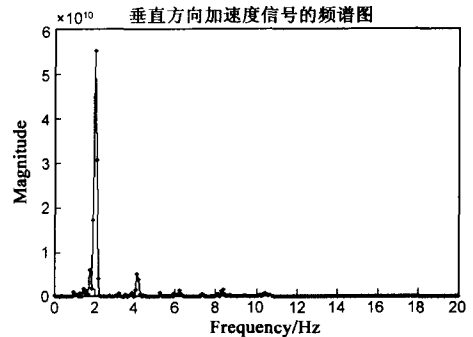


图2 垂直方向加速度信号的频谱图

Amp_V 是垂直方向加速度信号的峰-峰值,其计算公式为:

$$Amp_V = \max(V) - \min(V) \quad (9)$$

由于下楼时重力势能转换为动能,使得脚着地的瞬间动加速度较大,因此下楼时垂直方向加速度信号的峰-峰值大于上楼时的值,利用这个特征作为慢速上、下楼的一个判断条件。

所提取的上述特征中, RV 、 RF 和 V_l 是时频特征,步频是频域特征, $Corr_VF$ 和 Amp_V 是时域特征,通过融合这三类特征,构造出了一个识别不同运动速度下走路模式的多级分类模型,如图 3 所示。

3 实验与结果分析

3.1 加速度信号采集装置

设计了一套加速度信号采集装置,如图 4 所示。该装置由两部分构成:数据采集及无线发送模块和无线接收及数据传输模块。主要器件有 $\mu PD78F0547D$ 微控

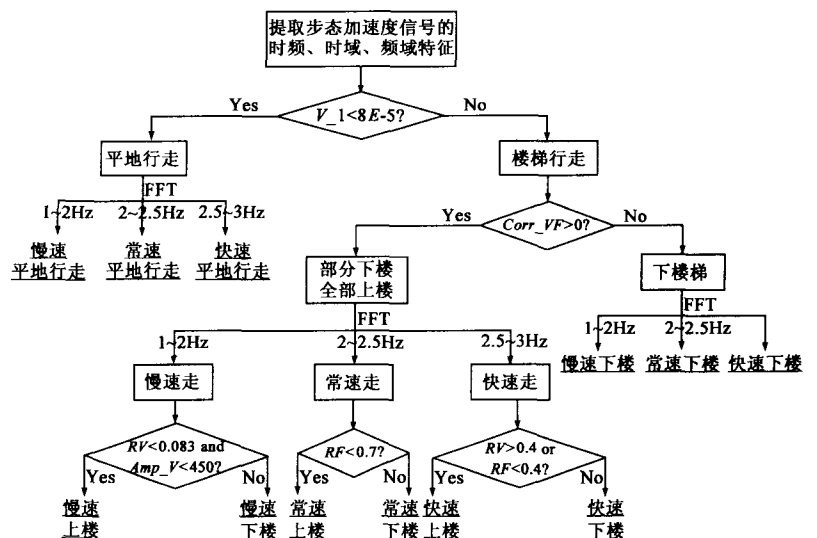


图3 走路模式的多级分类模型

制器芯片、加速度传感器芯片、无线通信芯片等.将数据采集及无线发送模块固定于人的后腰部中心脊椎部位,接近人站立时的重心位置,并且加速度传感器的 X, Y, Z 轴分别指向人行走运动时的侧向、垂直方向和前进方向.

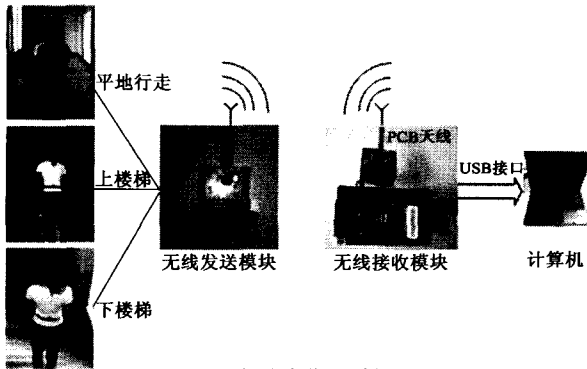


图4 加速度信号采集装置

加速度传感器采样频率为 640Hz, 量程为 $-6g \sim +6g$. 数据采集及发送模块将采集到的加速度数据以无线方式发送出去, 无线接收及传输模块将接收到的数据通过 USB 串口传送到计算机中.

与图像方法所需的摄像装置相比, 该装置成本低、体积小、便于携带, 不需限定测试环境, 不影响人的正常活动.

3.2 实验结果

实验共采集了 17 人(4 女 13 男, 年龄 23 ~ 52 岁, 身高 1.60 ~ 1.78m, 体重 51 ~ 70kg) 的 612 组样本数据. 每个人分别以慢速(1 ~ 2Hz), 常速(2 ~ 2.5Hz), 快速(2.5 ~ 3Hz) 三种步频做水平行走和上、下楼梯运动, 重复采集 4 次, 使所采集的所有样本步频范围不小于 1 ~ 3 Hz. 测试环境为一段长约 50m 的走廊和一段 14 个台阶(每个台阶高度为 14cm, 宽度为 34cm) 的普通楼梯.

建立模型时选用了 7 个人的 252 组数据. 在多级分类模型中, 下一级的输入样本是上一级的拒识样本, 为了提高整个系统的识别率, 尽量减少上一级的误识率. 该模型中各级判决规则的阈值依据这一原则进行了选取.

表 1 三种不同运动速度下走路模式的识别结果

步频	慢速 1 ~ 2Hz	常速 2 ~ 2.5Hz	快速 2.5 ~ 3Hz
走路模式			
水平行走	100%	100%	100%
上楼梯	90%	90%	87.5%
下楼梯	100%	100%	97.5%
总识别率	96.7%	96.7%	95%
整体识别率	96.1%		

验证测试阶段选用了其余 10 个人的 360 组数据对所构造的模型进行测试. 表 1 列出的是三种不同运动速

度下走路模式的识别结果. 实验结果表明, 本文所设计的多级分类算法对于不同运动速度下的三种走路模式整体识别率较高, 对被测试的个体依赖性较小. 表中快速上楼的识别率相对偏低, 通过分析加速度波形发现, 是由于少量样本数据超出了加速度传感器的最大量程, 导致部分高频信息丢失, 从而造成了误判.

4 结论

基于加速度信号的走路模式多级分类算法, 采用了离散小波变换对加速度信号进行多尺度分解, 提取与运动相关的时频特征, 并对时频、时域、频域特征进行融合, 提取少量特征进行多级分类识别, 经过 360 组数据测试, 识别率达到了 96.1%. 但对于少量造成误判的超量程数据, 还有待于今后从采集装置硬件和识别方法上加以改进和完善.

参考文献:

- [1] 马勤勇, 王申康, 聂栋栋, 等. 基于瞬时步态能量图的远距离身份识别[J]. 电子学报, 2007, 35(9): 2078 - 2082.
Ma Qin-yong, Wang Shen-kang, Nie Dong-dong, et al. Moment gait energy image based human recognition at a distance[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(9): 2078 - 2082. (in Chinese)
- [2] 苏茜, 黄凤岗. 一种基于主曲线的步态识别方法[J]. 电子学报, 2007, 35(11): 1685 - 1690.
Su Han, Huang Feng-gang. An automatic human gait recognition based on principal curves[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(11): 1685 - 1690. (in Chinese)
- [3] Ailisto H, Lindholm M, Mantyjarvi J, et al. Identifying users of portable devices from gait pattern with accelerometers[A]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing[C]. Philadelphia: IEEE Signal Processing Society, 2005. II. 973 - 976.
- [4] Gafurov Davrondzhon, Helkala Kirsi, Sondrol Torkjel. Gait recognition using acceleration from MEMS[A]. Proceedings of the 1st International Conference on Availability, Reliability and Security[C]. Vienna: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society, 2006. 432 - 437.
- [5] Mathie M J, Celler B G, Lovell Nigel H, et al. Classification of basic daily movements using a triaxial accelerometer[J]. Medical and Biological Engineering and Computing, 2004, 42(5): 679 - 687.
- [6] D M Karantonis, M R Narayanan, M Mathie, et al. Implementation of a real-time human movement classifier using a triaxial accelerometer for ambulatory monitoring[J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2006, 10(1): 156 - 167.
- [7] N Ravi, N Dandekar, P Mysore, et al. Activity recognition from

- accelerometer data[A]. Proceedings of the 20th National Conference on Artificial Intelligence[C]. Pittsburgh: American Association for Artificial Intelligence, 2005. V3. 1541 - 1546.
- [8] Ohtaki Y, Susumago M, Suzuki A, et al. Automatic classification of ambulatory movements and evaluation of energy consumptions utilizing accelerometers and a barometer[J]. Microsystem Technologies, 2005, 11(8 - 10): 1034 - 1040.
- [9] Masakatsu Kourogi, Takeshi Kurata. Personal positioning based on walking locomotion analysis with self-contained sensors and a wearable camera[A]. Proceedings of the 2nd IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality [C]. Tokyo: IEEE Computer Society, 2003. 103 - 112.
- [10] M J Mathie. Monitoring and Interpreting Human Movement Patterns Using a Triaxial Accelerometer[D]. Sydney, Australia: University of New South Wales, 2003.

作者简介:

李月香 女, 1958 年出生与山西省晋城市, 山西大学计算机与信息技术学院副教授. 主要研究方向是: 嵌入式系统应用研究、低功耗智能仪器仪表研究与开发、计算智能等.

E-mail: lyx_1958@yahoo.com.cn

刘 燕 女, 1985 年出生于山西省吕梁市, 山西大学计算机与信息技术学院在读硕士研究生. 主要研究方向是: 嵌入式系统应用研究、计算智能等.

袁 涛 男, 1955 年出生于北京市, 清华大学自动化系副教授, 主要研究方向是: 嵌入式系统研究、智能检测与控制、低功耗智能仪器仪表研究与开发等.

王文剑 女, 1968 年出生于山西省太原市, 山西大学计算机与信息技术学院教授, 博士生导师. 主要研究方向是: 计算智能、神经网络、环境计算等.