



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 102438521 A

(43) 申请公布日 2012. 05. 02

(21) 申请号 201080022493. 9

(51) Int. Cl.

(22) 申请日 2010. 04. 26

A61B 5/11 (2006. 01)

(30) 优先权数据

0952694 2009. 04. 24 FR

(85) PCT申请进入国家阶段日

2011. 11. 23

(86) PCT申请的申请数据

PCT/EP2010/055562 2010. 04. 26

(87) PCT申请的公布数据

W02010/122174 FR 2010. 10. 28

(71) 申请人 原子能和辅助替代能源委员会

地址 法国巴黎

申请人 莫韦公司

(72) 发明人 P·雅隆

(74) 专利代理机构 永新专利商标代理有限公司

72002

代理人 王英 刘炳胜

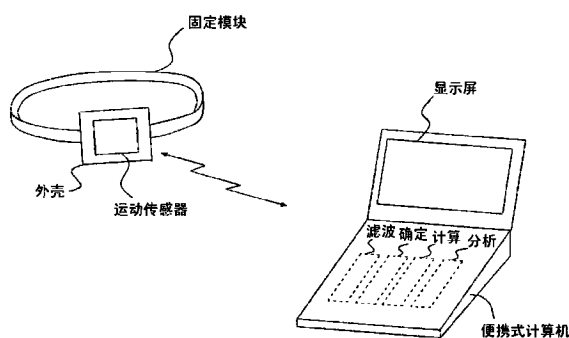
权利要求书 3 页 说明书 10 页 附图 3 页

(54) 发明名称

用于确定人的姿势的系统和方法

(57) 摘要

本发明涉及一种用于确定人的姿势的系统，其包括至少一个具有至少一个测量轴的运动传感器 (CM)，所述运动传感器设有固定模块 (MF)，用于将所述运动传感器 (CM) 牢靠地连接到用户身上，所述系统包括适于确定用户的姿势的分析模块 (AN)，这些分析模块 (AN) 结合了：- 所述低频分量和高频分量的联合概率密度函数，这些概率密度函数是针对每一姿势定义的；以及 - 两种连续的姿势之间的转换概率。



1. 一种用于确定人的姿势的系统,其包括至少一个具有至少一个测量轴的运动传感器(CM),所述运动传感器设有固定模块(MF),用于将所述运动传感器(CM)牢靠地连接到用户身上,所述系统的特征在于其包括:

- 滤波器(FILT),其针对所述运动传感器(CM)的每一测量轴选择高于第一阈值(S1)的高频以及低于第二阈值(S2)的低频,所述第二阈值(S2)低于或等于所述第一阈值(S1);

- 确定模块(DET),用于确定等于所述运动传感器(CM)考虑的测量轴(k)的所述高频的平方之和的一维高频分量(HF)和在尺度上等于所述运动传感器(CM)考虑的测量轴的数量(k)的低频分量(BF);

- 计算模块(CALC),用于计算所述高频分量(HF)的概率密度(P_y)和所述低频分量(BF)的概率密度(P_x),所述高频分量(HF)的概率密度是以等于所述运动传感器(CM)考虑的测量轴的数量(k)的自由度通过Chi-2定律定义的,所述低频分量(BF)的概率密度是由高斯定律定义的;以及

- 分析模块(AN),适于确定用户的姿势,这些分析模块(AN)结合了:

- 所述低频分量和所述高频分量的联合概率密度,这些概率密度是针对每一姿势定义的;以及

- 两种连续的姿势之间的转换概率。

2. 根据权利要求1所述的系统,其中,所述确定模块(DET)适于确定等于根据所述运动传感器(CM)考虑的测量轴得到的测量结果的线性组合的一维低频分量(BF),所述高频分量是以一自由度通过Chi-2定律定义的。

3. 根据权利要求1或2所述的系统,其中,所述低频分量(BF)和所述高频分量(HF)的一对值($x(n)$, $y(n)$)的概率密度($P(x(n), y(n))$)包括获得所述低频分量(BF)的值($x(n)$)的概率密度(P_x)和获得所述高频分量(HF)的值($y(n)$)的概率密度(P_y)的乘积,所述概率密度(P_x , P_y)是根据下述表达式针对每一状态*i*定义的:

$$\begin{cases} P_{x,i}(x(n)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_{x,i}} \cdot e^{-\frac{(x(n)-\mu_{x,i})^2}{2\sigma_{x,i}^2}} \\ P_{y,i}(y(n)) = \frac{1}{\sqrt{2^k} \sigma_{y,i}^k \Gamma\left(\frac{k}{2}\right)} y(n)^{k/2-1} e^{-\frac{y(n)}{2\sigma_{y,i}^2}} \end{cases}$$

其中,

$x(n)$ 是维度1的信号,其表示具有索引样本*n*的低频分量;

$\mu_{x,i}$ 表示与所述低频分量具有相同维度的矢量,该矢量表示所涉及的隐马尔可夫模型的状态*i*;

$\sigma_{x,i}$ 表示低频分量*x*的方差的平方根,其表示所涉及的隐马尔可夫模型的状态*i*;

$y(n)$ 表示具有索引样本*n*的高频分量;

k 表示所述运动传感器考虑的测量轴的数量;

$\sigma_{y,i}$ 是与状态*i*中的变量*y(n)*的瞬时平均值成比例的量。例如 $\sigma_{y,i}$ 是变量*y(n)*的瞬时平均值除以*k*,以及

Γ 是验证 $\Gamma\left(\frac{1}{2}\right) = \sqrt{\pi}$ 、 $\Gamma(1) = 1$ 和 $\Gamma\left(n+1+\frac{1}{2}\right) = n\Gamma\left(n+\frac{1}{2}\right)$ 的伽马函数。

4. 根据前述权利要求之一所述的系统,其包括显示模块 (AFF)。

5. 根据前述权利要求之一所述的系统,其中,所述运动传感器 (CM) 包括加速度计和 / 或磁强计和 / 或陀螺仪。

6. 根据前述权利要求之一所述的系统,其包括具有测量轴的第一加速度计和适于将所述第一加速度计固定到用户的躯干上的固定模块,所述固定所采取的方式使得所述测量轴与用户直立时身体的纵轴 VT 一致。

7. 根据权利要求 6 所述的系统,其中,所述分析模块 (AN) 适于利用隐马尔可夫模型确定与时间相关的用户的姿势,所述隐马尔可夫模型最多具有从站姿或坐姿、行走姿势、倾斜姿势到躺卧姿势的四种状态。

8. 根据权利要求 7 所述的系统,其中:

- 对于站姿或坐姿而言, $\mu_x \in [0.7; 1.3]$, $\sigma_x \in [0.05; 0.4]$, $\sigma_y \in [1.10^{-3}; 5.10^{-1}]$;
- 对于行走姿势而言, $\mu_x \in [0.7; 1.3]$, $\sigma_x \in [0.05; 0.4]$, $\sigma_y \in [1.10^{-2}; 1]$;
- 对于倾斜姿势而言, $\mu_x \in [0.7; 1.3]$, $\sigma_x \in [0.05; 0.4]$, $\sigma_y \in [1.10^{-3}; 5.10^{-1}]$ 并且
- 对于躺卧姿势而言, $\mu_x \in [-0.3; 0.3]$, $\sigma_x \in [0.05; 0.4]$, $\sigma_y \in [1.10^{-3}; 5.10^{-1}]$ 。

9. 根据权利要求 6 所述的系统,所述系统还包括具有测量轴的第二加速度计和适于将所述第二加速度计固定到用户的大腿上的固定模块,所述固定所采取的方式使得所述测量轴与用户直立时身体的纵轴 VT 一致。

10. 根据权利要求 9 所述的系统,其中,所述分析模块 (AN) 适于利用隐马尔可夫模型确定与时间相关的用户的姿势,所述隐马尔可夫模型最多具有从站姿、坐姿、躺卧姿势到行走姿势的四种状态。

11. 根据权利要求 10 所述的系统,其中, $x(n)$ 表示所述两个加速度计的一对相应低频分量 (BF), $y(n)$ 表示所述第二加速度计的高频分量 (HF), 其中索引样本为 n , 获得值 $x(n)$ 的概率密度 (P_x) 是通过下述表达式定义的:

$$P_{x,i}(x(n)) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^2 |\Sigma_{x,i}|}} \cdot e^{-\frac{1}{2}(x(n)-\mu_{x,i})^T \Sigma_{x,i}^{-1} (x(n)-\mu_{x,i})}$$

其中:

$\Sigma_{x,i}$ 是描述针对所述模型的状态 i 的信号 $x(n)$ 的协方差矩阵的 2 维对角矩阵,

$\mu_{x,i}$ 表示一种二分量列向量,其表示所述模型的状态 i 。

12. 根据权利要求 11 所述的系统,其中:

- 对于站姿而言, $\mu_{x,1} = [1 \ 1]^T$, $\Sigma_{x,1} = \begin{bmatrix} 0.03^2 & 0 \\ 0 & 0.03^2 \end{bmatrix}$ 并且 $\sigma_{y,1} = 3e^{-2}$;
- 对于坐姿而言, $\mu_{x,2} = [1 \ 0]^T$, $\Sigma_{x,2} = \begin{bmatrix} 0.03^2 & 0 \\ 0 & 0.03^2 \end{bmatrix}$ 并且 $\sigma_{y,2} = 3e^{-2}$;

- 对于躺卧姿势而言, $\mu_{x,3} = [0 \ 0]^T$, $\Sigma_{x,3} = \begin{bmatrix} 0.03^2 & 0 \\ 0 & 0.03^2 \end{bmatrix}$ 并且 $\sigma_{y,3} = 3e^{-2}$; 以及
- 对于行走姿势而言, $\mu_{x,4} = [1 \ 1]^T$, $\Sigma_{x,4} = \begin{bmatrix} 0.03^2 & 0 \\ 0 & 0.03^2 \end{bmatrix}$ 并且 $\sigma_{y,4} = 1, 2e^{-1}$ 。

13. 一种用于确定人的姿势的方法, 其特征在于:

- 执行滤波 (FILT), 从而针对运动传感器 (CM) 的每一测量轴选择高于第一阈值 (S1) 的高频以及低于第二阈值 (S2) 的低频, 所述第二阈值 (S2) 低于或等于所述第一阈值 (S1);

- 确定 (DET) 等于所述运动传感器 (CM) 考虑的测量轴 (k) 的所述高频之和的一维高频分量 (HF) 和在维度上等于所述运动传感器 (CM) 考虑的测量轴的数量 (k) 的低频分量 (BF);

- 计算 (CALC) 所述高频分量 (HF) 的概率密度 (P_y) 和所述低频分量 (BF) 的概率密度 (P_x), 所述高频分量 (HF) 是以等于所述运动传感器 (CM) 考虑的测量轴的数量 (k) 的自由度通过 Chi-2 定律定义的, 所述低频分量 (BF) 是由高斯定律定义的; 以及

- 采用隐马尔可夫模型确定与时间相关的用户的姿势, 所述隐马尔可夫模型具有分别对应于 N 个姿势的 N 个状态, 可以通过结合下述内容执行这一确定:

- 所述低频分量和所述高频分量的联合概率密度, 这些概率密度是针对每一姿势定义的, 以及

- 两种连续的姿势之间的转换概率。

用于确定人的姿势的系统和方法

[0001] 本发明涉及用于确定人的姿势的系统和方法。

[0002] 涉及以隐马尔可夫模型为基础的移动分析的系统和方法是已知的,例如,如 Daniel Wilson 和 Andy Wilson 的文章“Gesture recognition using the XWand”以及 P. V. Borza 的文章“Motion-based gesture recognition with an accelerometer”(学士学位论文)中所述。

[0003] 文献“A hidden Markov model-based stride segmentation technique applied to equine inertial sensor trunk movement data”, Journal of Biomechanics 41(2008)216-220, by Thilo Pfau, Marta Ferrari, Kevin Parsons, and Alan Wilson 涉及对马的步态的分析。

[0004] 然而,这些系统和方法的准确度有限。

[0005] 本发明的一个目的在于提高确定移动元素,尤其是生物的活动的准确性,所述生物可以是人,也可以是动物。

[0006] 根据本发明的一个方面,提出了一种用于确定人的姿势的系统,其包括至少一个具有至少一个测量轴的运动传感器,其设有固定装置,用于将所述运动传感器牢靠地连接到用户身上。

[0007] 所述系统包括:

[0008] - 滤波器,其针对所述运动传感器的每一测量轴选择高于第一阈值的高频以及低于第二阈值的低频,所述第二阈值低于或等于所述第一阈值;

[0009] - 用于确定等于所述运动传感器所考虑的测量轴的所述高频的平方之和的一维高频分量和在尺度上等于所述运动传感器考虑的测量轴的数量的低频分量的模块;

[0010] - 用于计算所述高频分量的概率密度和所述低频分量的概率密度的模块,所述高频分量的概率密度是以等于所述运动传感器考虑的测量轴的数量的自由度通过 Chi-2 定律定义的,所述的低频分量的概率密度是由高斯定律定义的;以及

[0011] - 适于确定用户的姿势的分析模块,这些分析模块结合了:

[0012] - 所述低频和高频分量的联合概率密度,这些概率密度是针对每一姿势定义的;以及

[0013] - 两种连续的姿势之间的转换概率。

[0014] 需要提醒的是,隐马尔可夫模型是由两个随机过程定义的:第一个随机过程在本申请中被称为“状态”,不需对其观测,换言之,该随机过程是隐藏的,第二个随机过程是对指定时刻上的概率密度取决于同一时刻的状态的值的观察。根据本发明的第一方面,状态采取离散值。

[0015] 这一类型的系统能够以提高的准确度确定移动元素,尤其是既可以是人也可以是动物的生物的活动。

[0016] 在一个实施例中,所述确定模块适于确定等于根据运动传感器考虑的测量轴得到的测量结果的线性组合的一维低频分量,所述高频分量是以一自由度通过 Chi-2 定律定义的。

[0017] 根据一个实施例,一对低频分量和高频分量的值的概率密度包括获得低频分量的值的概率密度与获得高频分量的值的概率密度的乘积,所述概率密度是通过下述表达式针对每一状态 i 确定的:

$$[0018] \quad \begin{cases} P_{x,i}(x(n)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_{x,i}} \cdot e^{-\frac{(x(n)-\mu_{x,i})^2}{2\sigma_{x,i}^2}} \\ p_{y,i}(y(n)) = \frac{1}{\sqrt{2^k} \sigma_{y,i}^k \Gamma\left(\frac{k}{2}\right)} y(n)^{k/2-1} e^{-\frac{y(n)}{2\sigma_{y,i}^2}} \end{cases}$$

[0019] 其中:

[0020] $x(n)$ 是维度 1 的信号,其表示具有索引样本 n 的低频分量;

[0021] $\mu_{x,i}$ 表示与所述低频分量具有相同维度的矢量,该矢量表示所涉及的隐马尔可夫模型的状态 i ;

[0022] $\sigma_{x,i}$ 表示低频分量 x 的方差的平方根,其表示所涉及的隐马尔可夫模型的状态 i ;

[0023] $y(n)$ 表示具有索引样本 n 的高频分量;

[0024] k 表示运动传感器考虑的测量轴的数量;

[0025] $\sigma_{y,i}$ 是与状态 i 中的变量 $y(n)$ 的瞬时平均值成比例的量。例如, $\sigma_{y,i}$ 是变量 $y(n)$ 的瞬时平均值除以 k ,

[0026] Γ 是验证 $\Gamma\left(\frac{1}{2}\right) = \sqrt{\pi}$ 、 $\Gamma(1) = 1$ 以及 $\Gamma\left(n+1+\frac{1}{2}\right) = n\Gamma\left(n+\frac{1}{2}\right)$ 的伽马函数。

[0027] 对这一类型的观测信号的建模适用于大多数可能的情况。

[0028] 在一个实施例中,所述系统包括显示模块。

[0029] 根据一个实施例,所述运动传感器包括加速度计和 / 或磁强计和 / 或陀螺仪。

[0030] 在一个实施例中,所述系统包括具有测量轴的加速度计和适于将所述第一加速度计固定到用户的躯干上的固定模块,所述采取的固定方式使得所述测量轴与用户直立时身体的纵轴 VT 一致。

[0031] 根据一个实施例,所述分析模块适于利用隐马尔可夫模型确定与时间相关的用户的姿势,所述隐马尔可夫模型最多具有从站姿或坐姿、行走姿势、倾斜姿势到躺卧姿势的四种状态。

[0032] 于是,通过下述内容定义隐马尔可夫模型:

[0033] - 表示状态的不加以观测的离散过程,其采取来自下述内容的四个值:站姿或坐姿、行走姿势、倾斜姿势和躺卧姿势。这一变量或状态是阶为 1 的马尔可夫序列,因此其以从一种状态转换到另一种状态的概率为特征;以及

[0034] - 隐马尔可夫模型的观测过程是多维信号 $(x(n), y(n))$,所述多维信号的概率密度取决于指定时刻上的状态(所述隐藏过程)。

[0035] 这一概率密度对应于先前通过下述关系定义的联合概率密度:

[0036] $P(x(n), y(n) | \text{State} = i) = P_{i\text{State}}(x(n), y(n)) = P_{x,i}(x(n))P_{y,i}(y(n))$

[0037] 可以在下文中找到根据不同状态或姿势的概率密度 $P_{x,i}$ 和 $P_{y,i}$ 的参数的例子。词语“状态”和“姿势”在本申请中通篇都是同义的。

[0038] - 对于站姿或坐姿而言, $\mu_x \in [0.7; 1.3]$, $\sigma_x \in [0.05; 0.4]$, $\sigma_y \in [1.10^{-3}; 5.10^{-1}]$;

[0039] - 对于行走姿势而言, $\mu_x \in [0.7; 1.3]$, $\sigma_x \in [0.05; 0.4]$, $\sigma_y \in [1.10^{-2}; 1]$;

[0040] - 对于倾斜姿势而言, $\mu_x \in [0.7; 1.3]$, $\sigma_x \in [0.05; 0.4]$, $\sigma_y \in [1.10^{-3}; 5.10^{-1}]$;

[0041] - 对于躺卧姿势而言, $\mu_x \in [-0.3; 0.3]$, $\sigma_x \in [0.05; 0.4]$, $\sigma_y \in [1.10^{-3}; 5.10^{-1}]$ 。

[0042] $P_i(x(n), y(n))$ 表示 $x(n)$ 和 $y(n)$ 的与时刻 n 上的状态 i 相关的概率密度。其对应于先前定义的概率密度 $P_{x,i}(x(n))$ 和 $P_{y,i}(y(n))$ 的乘积。如果考虑结合了观测数据 $x(n)$ 和 $y(n)$ 的量 $\theta(n)$, 那么可以将其写作 $P_i(x(n), y(n)) = P_i(\theta(n) = p(\theta(n)/E(n) = i)$, 其中 $E(n)$ 表示时刻 n 上的状态。 $\theta(n) = \{x(n), y(n)\}$ 。

[0043] 然而, 纯粹基于观测数据 $y(n)$ 和相关的概率密度 $P_{y,i}(y(n))$ 确定时刻 n 上的状态 $E(n)$ 通常无法令人满意。实际上, 单个样本的观测通常无法确定姿势: 必须观察多个样本。

[0044] 因而, 如果 $E(0:N)$ 表示时刻 $n = 0$ 和时刻 $n = N$ 之间的状态序列, $\theta(0:N)$ 表示在时刻 $n = 0$ 和时刻 $n = N$ 之间观测到的数据, 那么将对应于状态序列 $E(0), E(1) \dots E(N)$ 的状态序列 $E(0:N)$ 的概率写作 $p(E(0:N) | \theta(0:N-1))$, 其与下述内容成比例:

$$[0045] \quad p(E(0))p(\theta(0)/E(0)) \prod_{n=1}^N p(E(n)/E(n-1))p(\theta(n)/E(n))$$

[0046] 例如, 对于序列 $E(0:N) = \{i, i, i, \dots, i\}$ 而言, 将这一概率写作下式:

$$[0047] \quad p(E(0) = i)p(\theta(0)|E(0) = i) \prod_{n=1}^N p(E(n) = i|E(n-1) = i)p(\theta(n)|E(n) = i) \quad (1)$$

[0048] 所估算的状态序列 $E(0:N)$ 是具有最高概率的序列。在实践中, 可以有利地采用维特比算法估算这一序列, 而不是考虑所有的可能的序列并计算每者的概率。

[0049] $P(E(0))$ 表示与初始状态 $E(0)$ 相关的概率。例如, 如果 $n = 0$, 那么可以选择每种可能的状态的等概率分布。

[0050] $-p(\theta(0)/E(0))$ 表示在时刻 $E(0)$ 上观测到数据 $\theta(0)$ 的概率。其对应于概率 $P_i(x(n=0), y(n=0))$, 其中 $E(n) = i$ 。

[0051] $-p(E(n)/E(n-1))$ 表示在时刻 $n-1$ 上处于状态 $E(n-1)$ 的情况下在时刻 n 上处于状态 $E(n)$ 的概率。

[0052] $-p(\theta(n)/E(n))$ 表示当处于状态 $E(n)$ 时观测到量 $\theta(n)$ 的概率。其对应于 $E(n) = i$ 的情况下的概率 $P_i(x(n), y(n))$ 。

[0053] 在一个实施例中, 所述系统还包括具有测量轴的第二加速度计和适于将所述第二加速度计固定到用户的大腿上的固定模块, 其采取的方式使得所述测量轴与用户直立时身体的纵轴 VT 一致。

[0054] 例如, 所述分析模块适于利用隐马尔可夫模型确定与时间相关的用户的姿势, 所述隐马尔可夫模型最多具有从站姿或坐姿、行走姿势、倾斜姿势到躺卧姿势的四种状态。

[0055] 这种类型的系统能够实时计算人的姿势。

[0056] 根据一个实施例, 在具有索引样本 n 的情况下, $x(n)$ 表示所述两个加速度计的相应低频分量对, $y(n)$ 表示所述第二加速度计的高频分量, 获得对应于状态 i 的值 $x(n)$ 的概率密度是由下述表达式定义的:

[0057] 其中： $P_{x,i}(x(n)) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^2 |\Sigma_{x,i}|}} \cdot e^{-\frac{1}{2}(x(n)-\mu_{x,i})^T \Sigma_{x,i}^{-1} (x(n)-\mu_{x,i})}$

[0058] $\Sigma_{x,i}$ 是描述针对所述模型的状态 i 的信号 x(n) 的协方差矩阵的具有维度 2 的对角矩阵。

[0059] $\mu_{x,i}$ 表示一种二分量列向量, 其表示所述模型的状态 i。

[0060] 采用下述参数, 通过上述概率定义了与这些状态相关的变量 x(n) 和 y(n) 的概率:

[0061] - 对于站姿 (状态 1) 而言, 概率密度的参数定义如下: $\mu_{x,1} = [1 \ 1]^T$ 以及

$\Sigma_{x,1} = \begin{bmatrix} 0.03^2 & 0 \\ 0 & 0.03^2 \end{bmatrix}$ 对于高频分量 y(n) 而言, 其参数如下: $\sigma_{y,1} = 3e^{-2}$;

[0062] - 对于坐姿 (状态 2) 而言, 概率密度的参数定义如下: $\mu_{x,2} = [1 \ 0]^T$ 以及

$\Sigma_{x,2} = \begin{bmatrix} 0.03^2 & 0 \\ 0 & 0.03^2 \end{bmatrix}$ 对于高频分量 y(n) 而言, 其参数如下: $\sigma_{y,2} = 3e^{-2}$;

[0063] - 对于躺卧姿势 (状态 3) 而言, 概率密度的参数定义如下: $\mu_{x,3} = [0 \ 0]^T$ 以及

$\Sigma_{x,3} = \begin{bmatrix} 0.03^2 & 0 \\ 0 & 0.03^2 \end{bmatrix}$ 对于高频分量 y(n) 而言, 其参数如下: $\sigma_{y,3} = 3e^{-2}$;

[0064] - 对于行走姿势 (状态 4) 而言, 概率密度的参数定义如下: $\mu_{x,4} = [1 \ 1]^T$ 以及

$\Sigma_{x,4} = \begin{bmatrix} 0.03^2 & 0 \\ 0 & 0.03^2 \end{bmatrix}$ 对于高频分量 y(n) 而言, 其参数如下: $\sigma_{y,4} = 1.2e^{-1}$ 。

[0065] 因而, 根据上述详细阐释的推理, 如果 E(0:N) 表示时刻 n = 0 和时刻 n = N 之间的状态序列, $\theta(0:N)$ 表示在时刻 n = 0 和时刻 n = N 之间观测到的数据, 那么 E(0, N) 对应于使下述表达式最大化的状态序列 E(0), E(1) ... E(N):

[0066]
$$p(E(0))p(\theta(0)/E(0)) \prod_{n=1}^N p(E(n)/E(n-1))p(\theta(n)/E(n)) \quad (1)$$

[0067] 根据这一实施例, $\theta(n) = \{x(n), y(n)\}$, 其中 x(n) 和 y(n) 分别是在时刻 n 上由所述两个加速度计测得的信号 S(n) 的所述低频和高频分量。

[0068] 根据本发明的一个不同的方面, 还提出了一种用于确定人的姿势的方法, 其特征在于:

[0069] - 执行滤波, 从而针对所述运动传感器的每一测量轴选择高于第一阈值的高频以及低于第二阈值的低频, 所述第二阈值低于或等于所述第一阈值;

[0070] - 确定等于所述运动传感器考虑的测量轴的所述高频的平方之和的一维高频分量和在尺度上等于所述运动传感器考虑的测量轴的数量的低频分量;

[0071] - 计算所述高频分量的概率密度和所述低频分量的概率密度, 所述高频分量是以等于所述运动传感器考虑的测量轴的数量的自由度通过 Chi-2 定律定义的, 所述低频分量是由高斯定律定义的; 以及

[0072] - 采用隐马尔可夫模型确定与时间相关的用户的姿势, 所述隐马尔可夫模型具有 N 个分别对应于 N 个姿势的状态, 可以通过结合下述内容执行这一确定:

[0073] - 所述低频和高频分量的联合概率密度,这些概率密度是针对每一姿势定义的;以及

[0074] - 两种连续的姿势之间的转换概率。

[0075] 通过研究作为非限制性实例描述并通过附图加以图示的若干实施例能够更好地理解本发明,其中:

[0076] - 图 1 示出了根据本发明的一个方面的系统;

[0077] - 图 2 示出了根据本发明的一个方面的系统的记录的例子;

[0078] - 图 3 示出了根据本发明的不同方面的系统的记录的例子。

[0079] 图 1 示出了一种用于确定人的姿势的系统,其包括至少一个具有至少一个测量轴的运动传感器 CM,其设置在外壳 BT 内,所述外壳设有用于将所述运动传感器 CM 牢靠地连接至用户的包括(例如)弹性元件的固定机构。所述运动传感器 CM 可以是具有一个、两个或三个测量轴的加速度计、磁强计或陀螺仪。

[0080] 所述系统包括滤波器 FILT,其针对所述运动传感器 CM 的每一测量轴选择高于第一阈值 S1 的高频以及低于第二阈值 S2 的低频,所述第二阈值 S2 低于或等于所述第一阈值 S1。所述系统还包括确定模块 DET,其用于确定等于所述运动传感器 CM 考虑的测量轴的所述高频的平方之和的一维高频分量 HF 和等于根据所述运动传感器 CM 考虑的测量轴得到的测量结果的线性组合的一维低频分量 BF。

[0081] 所述系统还包括计算模块 CALC,其用于计算所述高频分量 HF 的概率 P_y 的方差的平方、所述低频分量 BF 的概率 P_x 的方差的平方,所述高频分量 HF 是以一自由度通过 Chi-2 定律定义的,所述低频分量 BF 是由高斯定律定义的。

[0082] 分析模块 AN 能够采用隐马尔可夫模型确定与时间相关的用户的姿势,所述隐马尔可夫模型具有分别对应于 N 个姿势的 N 个状态。

[0083] 对于每一状态 i 而言,获得低频分量 BF 和高频分量 HF 的一对值 $(x(n), y(n))$ 的联合概率 $P_i(x(n), y(n))$ 的概率密度等于获得低频分量 BF 的值 $x(n)$ 的概率密度 $P_{x,i}$ 与获得高频分量 HF 的值 $y(n)$ 的概率密度 $P_{y,i}$ 的乘积,概率密度 $P_{x,i}$ 、 $P_{y,i}$ 是通过下述表达式针对每一状态 i 定义的:

$$[0084] \quad \begin{cases} P_{x,i}(x(n)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_{x,i}} \cdot e^{-\frac{(x(n)-\mu_{x,i})^2}{2\sigma_{x,i}^2}} \\ p_{y,i}(y(n)) = \frac{1}{\sqrt{2^k} \sigma_{y,i}^k \Gamma\left(\frac{k}{2}\right)} y(n)^{k/2-1} e^{-\frac{y(n)}{2\sigma_{y,i}^2}} \end{cases}$$

其中:

[0085] 其中:

[0086] $x(n)$ 表示具有索引样本 n 的低频分量;

[0087] $\mu_{x,i}$ 表示与所述低频分量具有相同维度的矢量,该矢量表示所涉及的隐马尔可夫模型的状态 i;

[0088] $\sigma_{x,i}$ 表示低频分量 x 的方差的平方根,其表示所涉及的隐马尔可夫模型的状态 i;

[0089] $y(n)$ 表示具有索引样本 n 的高频分量;

[0090] k 表示运动传感器考虑的测量轴的数量;

[0091] $\sigma_{y,i}$ 是与状态 i 中的变量 $y(n)$ 的瞬时平均值成比例的量。例如 $\sigma_{y,i}$ 是变量 $y(n)$ 的瞬时平均值除以 k ,

[0092] Γ 是验证 $\Gamma\left(\frac{1}{2}\right) = \sqrt{\pi}$, $\Gamma(1) = 1$ 以及 $\Gamma\left(n+1+\frac{1}{2}\right) = n\Gamma\left(n+\frac{1}{2}\right)$ 的伽马函数。

[0093] 所述系统还包括显示屏 AFF。

[0094] 在第一个例子中,所述系统包括具有测量轴的加速度计和用于将所述加速度计固定到用户的躯干上的固定元件,所述固定所采取的方式使得测量轴与用户直立时身体的纵轴 VT 一致。

[0095] 所采用的隐马尔可夫模型包括对应于四种姿势的四个状态,所述四种姿势为站姿或坐姿(状态 1)、行走姿势(状态 2)、倾斜姿势(状态 3)和躺卧姿势(状态 4)。隐马尔可夫模型的状态定义如下:

[0096] - 站姿或坐姿(状态 1): $\mu_{x,1} = 1$, $\sigma_{x,1} = 0.2$ 并且 $\sigma_y = 3e^{-2}$;

[0097] - 行走姿势(状态 2): $\mu_x = 1$, $\sigma_{x,2} = 0.2$ 并且 $\sigma_y = 1.2e^{-1}$;

[0098] - 倾斜姿势(状态 3): $\mu_x = 0.5$, $\sigma_{x,3} = 0.2$ 并且 $\sigma_y = 3e^{-2}$;

[0099] - 躺卧姿势(状态 4): $\mu_x = 0$, $\sigma_{x,4} = 0.2$ 并且 $\sigma_y = 3e^{-2}$ 。

[0100] 因而,在每一时刻 n 上,可以将人的状态定义如下:

[0101] $E(n) = \arg \max_i (P_{x,i}(x(n))P_{y,i}(y(n))) = \arg \max_i (P_i(x(n), y(n)))$

[0102] 如果在时刻 n 上人处于状态 i ,那么 $E(n) = i$ 。

[0103] $P_i(x(n), y(n))$ 表示 $x(n)$ 和 $y(n)$ 的与时刻 n 上的状态 i 相关的概率密度。其对应于先前定义的概率密度 $P_{x,i}(x(n))$ 和 $P_{y,i}(y(n))$ 的乘积。如果考虑结合了观测数据 $x(n)$ 和 $y(n)$ 的量 $\theta(n)$,那么可以写出 $P_i(x(n), y(n)) = P_i(\theta(n) = p(\theta(n)/E(n) = i))$,其中 $E(n)$ 表示时刻 n 上的状态。

[0104] 然而,纯粹基于观测数据 $x(n)$ 和 $y(n)$ 以及分别与这些数据相关的相关概率密度 $P_{x,i}(x(n))$ 和 $P_{y,i}(y(n))$ 确定时刻 n 上的状态 $E(n)$ 通常无法令人满意。

[0105] 经验表明必须考虑先验值和(例如)在时刻 $n-1$ 中确定的状态 $E(n-1)$ 。

[0106] 因而,如果 $E(0:N)$ 表示时刻 $n=0$ 和时刻 $n=N$ 之间的状态序列, $\theta(0:N)$ 表示在时刻 $n=0$ 和时刻 $n=N$ 之间观测到的数据,那么将对应于状态序列 $E(0), E(1) \dots E(N)$ 的状态序列 $E(0:N)$ 的概率写作 $p(E(0:N) | \theta(0:N-1))$,其与下述内容成比例:

[0107] $p(E(0))p(\theta(0)/E(0)) \prod_{n=1}^N p(E(n)/E(n-1))p(\theta(n)/E(n))$

[0108] 例如,对于序列 $E(0:N) = \{i, i, i, \dots, i\}$ 而言,将这一概率写作:

[0109] $p(E(0)=i)p(\theta(0)|E(0)=i)) \prod_{n=1}^N p(E(n)=i|E(n-1)=i)p(\theta(n)|E(n)=i)$ (1)

[0110] 所估算的状态序列 $E(0:N)$ 是具有最高概率的序列。在实践中,可以有利地采用维特比算法估算这一序列,而不是考虑所有的可能的序列并计算每者的概率。

[0111] $P(E(0))$ 表示与初始状态 $E(0)$ 相关的概率。例如,如果 $n=0$ 可以选择每一可能状态的等概率分布。

[0112] $-p(\theta(0)/E(0))$ 表示在时刻 $E(0)$ 上观测到数据 $\theta(0)$ 的概率。其对应于概率

$P_i(x(n=0), y(n=0))$, 其中 $E(n) = i$ 。

[0113] $-p(E(n)/E(n-1))$ 表示当在时刻 $n-1$ 上状态 $E(n-1)$ 占优势时处于状态 $E(n)$ 的概率。

[0114] $-p(\theta(n)/E(n))$ 表示当处于状态 $E(n)$ 时观测到量 $\theta(n)$ 的概率。其对应于概率 $P_i(x(n), y(n))$, 其中 $E(n) = i$ 。

[0115] 概率 $p(E(n)/E(n-1))$ 对应于从状态 $E(n-1)$ 到状态 $E(n)$ 的转换概率。通过采取注释 $E(n-1) = j$ 和 $E(n) = i$ 在下述表格中指示了这些概率。

[0116] 例如, 可以采用本领域技术人员公知的维特比算法获得使表达式 (1) 最大化的状态序列 $E(0) \cdots E(N)$

[0117] 因而,

[0118] 1) 通过针对每一状态 $E(n)$ 建立:

[0119] - 在状态 $E(n)$ 中观测到量 $\theta(n)$ 的概率, 其表示为 $p(\theta(n)/E(n))$

[0120] - 状态 $E(n-1)$ 到状态 $E(n)$ 的转换概率, 其表示为 $p(E(n)/E(n-1))$

[0121] 2) 通过建立与每一状态 $E(0)$ 相关的概率,

[0122] 3) 通过获得处于 $n=0$ 和 $n=N$ 之间的每一时刻 n 上的观测值 $\theta(n)$, 能够获得最为可能的状态序列 $E(0) \cdots E(N)$

[0123] 需要提醒的是, 在本说明书中, $\theta(n) = \{x(n), y(n)\}$, 其中, $x(n)$ 和 $y(n)$ 分别是加速度计在时刻 n 上测得的信号 $S(n)$ 的所述低频和高频分量。

[0124] 从对应于隐马尔可夫模型的一个姿势的状态 $state_i$ 到对应于隐马尔可夫模型的一个姿势的不同状态 $state_j$ 的转换概率密度 $P(state_i/state_j)$ 如下, 通过某种方式对其加以选择从而为所述系统提供良好的稳定性:

[0125]

$P(state_i / state_j)$	$state_i = 1$ (站或坐)	$state_i = 2$ (行走)	$state_i = 3$ (倾斜)	$state_i = 4$ (躺卧)
$state_i = 1$ (站或坐)	0.8	0.1	0	0.1
$state_i = 2$ (行走)	0.1	0.8	0.1	0
$state_i = 3$ (倾斜)	0.1	0.1	0.8	0
$state_i = 4$ (躺卧)	0.1	0	0	0.9

[0126] 在输入信号和所定义的隐马尔可夫模型的基础上,分析模型 AN 通过(例如)在考虑观测信号的情况下计算所有可能状态序列的相关概率并保持最为可能的序列而确定了根据常规流程最为可能的状态(姿势)序列,例如,如文献“An introduction to hidden Markov models”by L. R. Rabiner and B. H. Juang, IEEE ASSP Magazine, January 1986 以及 Springer 的“Springer series in statistics”丛书中 Cappé, Moulines 和 Ryden 的“Inference in Hidden Markov Models”一书中所述。

[0127] 例如,可以将所述系统的不同元件集成到图 1a 所示的同一外壳 BT 内,或者,可以使一些元件处于外部,例如,处于便携式计算机 OP 上,如图 1b 所示。

[0128] 图 2 通过下方图表示出了第一个例子中的系统的用户的记录的例子,此外图 2 还示出了系统提供的结果,其表明用户处于站姿或坐姿(状态 1)36 秒,之后处于行走姿势(状态 2)16 秒,之后处于站姿或坐姿(状态 1)8 秒,之后处于倾斜姿势(状态 3)18 秒,之后处于站姿或坐姿(状态 1)6 秒,之后处于行走姿势(状态 2)30 秒,之后处于倾斜姿势(状态 3)38 秒,之后处于站姿或坐姿(状态 1)8 秒,之后处于行走姿势(状态 2)51 秒,最后结束于站姿或坐姿(状态 1)。

[0129] 在第二个例子中,所述系统包括具有测量轴的第一加速度计和用于将所述第一加速度计固定到用户的躯干上的第一固定元件,所述固定采取的方式使得所述测量轴与用户直立时身体的纵轴 VT 一致,所述系统还包括具有测量轴的第二加速度计和用于将所述第二加速度计固定到用户大腿上的第二固定元件,所述固定采取的方式使得所述测量轴与用户直立时身体的纵轴 VT 一致。

[0130] 所采用的隐马尔可夫模型包括对应于四种姿势的四个状态,所述四种姿势为站姿(状态 1)、坐姿(状态 2)、躺卧姿势(状态 3)和行走姿势(状态 4)。

[0131] 在这种情况下,在具有索引样本 n 的情况下, $x(n)$ 表示所述两个加速度计的相应低频分量 BF 组成的对, $y(n)$ 表示所述第二加速度计的高频分量 HF, 获得值 $x(n)$ 的概率密度 P_x 是通过下述表达式定义的:

$$[0132] \quad P_{x,i}(x(n)) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^2 |\Sigma_{x,i}|}} \cdot e^{-\frac{1}{2}(x(n)-\mu_{x,i})^T \Sigma_{x,i}^{-1} (x(n)-\mu_{x,i})}$$

[0133] 其中:

[0134] $\Sigma_{x,i}$ 是描述针对所述模型的状态 i 的信号 $x(n)$ 的协方差矩阵的具有维度 2 的对角矩阵。

[0135] $\mu_{x,i}$ 表示一种二分量列向量,其表示所述模型的状态 i。

[0136] 采用下述参数,通过上述概率定义了与这些状态相关的变量 $x(n)$ 和 $y(n)$ 的概率:

[0137] - 对于站姿(状态 1)而言,概率密度的参数定义如下: $\mu_{x,1} = [1 \ 1]^T$ 并且

$$\Sigma_{x,1} = \begin{bmatrix} 0.03^2 & 0 \\ 0 & 0.03^2 \end{bmatrix} \quad \text{对于高频分量 } y(n) \text{ 而言,其参数如下: } \sigma_{y,1} = 3e^{-2};$$

[0138] - 对于坐姿(状态 2)而言,概率密度的参数定义如下: $\mu_{x,2} = [1 \ 0]^T$ 以及

$$\Sigma_{x,2} = \begin{bmatrix} 0.03^2 & 0 \\ 0 & 0.03^2 \end{bmatrix} \quad \text{对于高频分量 } y(n) \text{ 而言,其参数如下: } \sigma_{y,2} = 3e^{-2};$$

[0139] - 对于躺卧姿势（状态 3）而言，概率密度的参数定义如下： $\mu_{x,3} = [0 \ 0]^T$ 以及

$$\Sigma_{x,3} = \begin{bmatrix} 0.03^2 & 0 \\ 0 & 0.03^2 \end{bmatrix} \text{ 对于高频分量 } y(n) \text{ 而言，其参数如下：} \sigma_{y,3} = 3e^{-2};$$

[0140] - 对于行走姿势（状态 4）而言，概率密度的参数定义如下： $\mu_{x,4} = [1 \ 1]^T$ 以及

$$\Sigma_{x,4} = \begin{bmatrix} 0.03^2 & 0 \\ 0 & 0.03^2 \end{bmatrix} \text{ 对于高频分量 } y(n) \text{ 而言，其参数如下：} \sigma_{y,4} = 1, 2e^{-1};$$

[0141] 因而，根据上述详细阐释的推理，如果 $E(0:N)$ 表示时刻 $n = 0$ 和时刻 $n = N$ 之间的状态序列， $\theta(0:N)$ 表示在时刻 $n = 0$ 和时刻 $n = N$ 之间观测到的数据，那么 $E(0, N)$ 对应于使下述表达式最大化的状态序列 $E(0), E(1) \cdots E(N)$ ：

$$[0142] \quad p(E(0))p(\theta(0)/E(0)) \prod_{n=1}^N p(E(n)/E(n-1))p(\theta(n)/E(n)) \quad (1)$$

[0143] 根据这一实施例， $\theta(n) = \{x(n), y(n)\}$ ，其中 $x(n)$ 和 $y(n)$ 分别是在时刻 n 上由所述两个加速度计测得的信号 $S(n)$ 的所述低频和低频分量。

[0144] 从对应于隐马尔可夫模型的一个姿势的状态 $state_i$ 到对应于隐马尔可夫模型的一个姿势的不同状态 $state_j$ 的转换概率密度 $P(state_i/state_j)$ 如下，通过某种方式对其加以选择从而为所述系统提供良好的稳定性：

[0145]

$P(state_i / state_j)$	$state_i = 1$ 站	$state_i = 2$ (坐)	$state_i = 3$ (躺卧)	$state_i = 4$ (行走)
$state_i = 1$ 站	0.8	0.1	0	0.1
$state_i = 2$ (坐)	0.1	0.8	0.1	0
$state_i = 3$ (躺卧)	0.1	0.1	0.8	0
$state_i = 4$ (行走)	0.1	0	0	0.9

[0146] 在输入信号和所定义的隐马尔可夫模型的基础上，分析模型 AN 通过（例如）在考虑观测信号的情况下计算所有可能状态序列的相关概率并保持最为可能的序列而确定了根据常规流程最为可能的状态（姿势）序列，例如，如文献“An introduction to hidden Markov models” by L. R. Rabiner and B. H. Juang, IEEE ASSP Magazine, January 1986 以及 Springer 的“Springer series in statistics”丛书中 Cappé, Moulines 和 Ryden 的

“Inference in Hidden Markov Models”一书中所述。

[0147] 图 3 在下方图表中示出了第一个例子中所示的系统的用户的记录的例子,并且示出了所述系统提供的结果,其表明用户处于坐姿(状态 2)50 秒,之后处于行走姿势(状态 4)85 秒,之后处于站姿(状态 1)50 秒,之后处于行走姿势(状态 4)61 秒,之后处于坐姿(状态 2)8 秒,之后处于躺卧姿势(状态 3)94 秒,之后处于行走姿势(状态 4)54 秒,最后结束于坐姿(状态 2)。

[0148] 本发明通过准确地确定姿势的变化以降低的成本和提高了的准确度通过实时或延迟的方式实现了对人的姿势的确定。

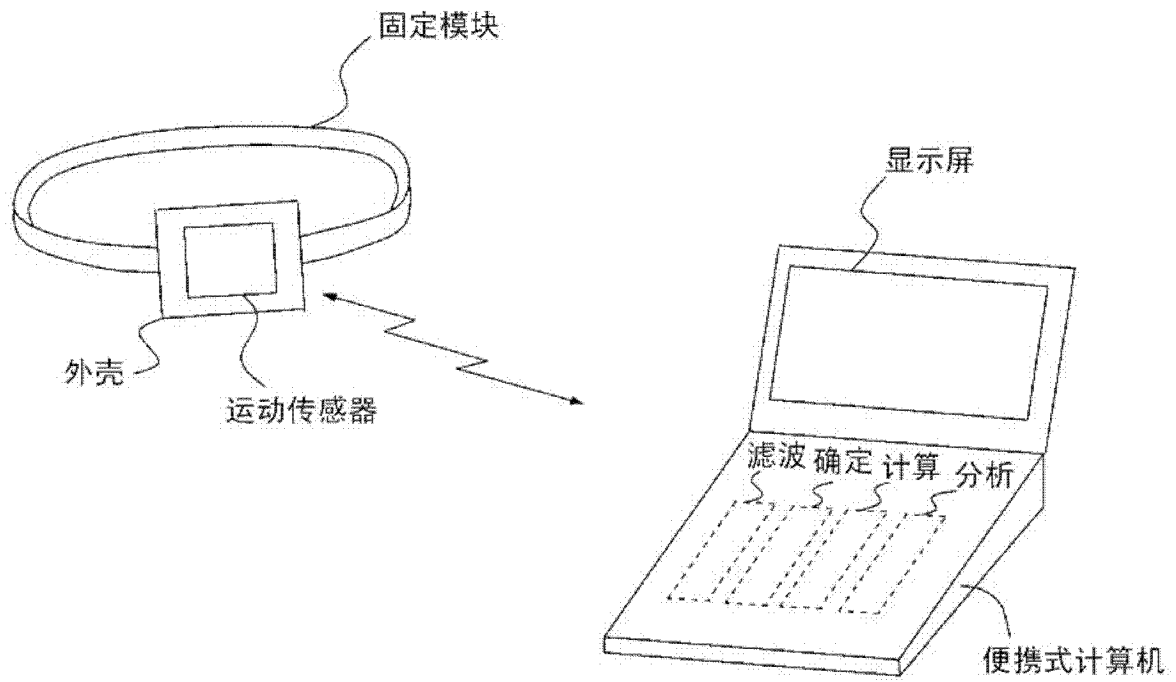


图 1a

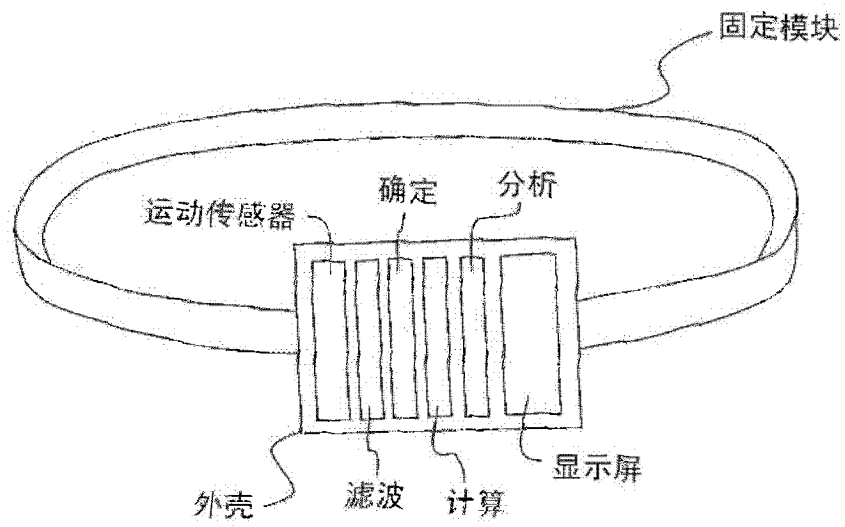


图 1b

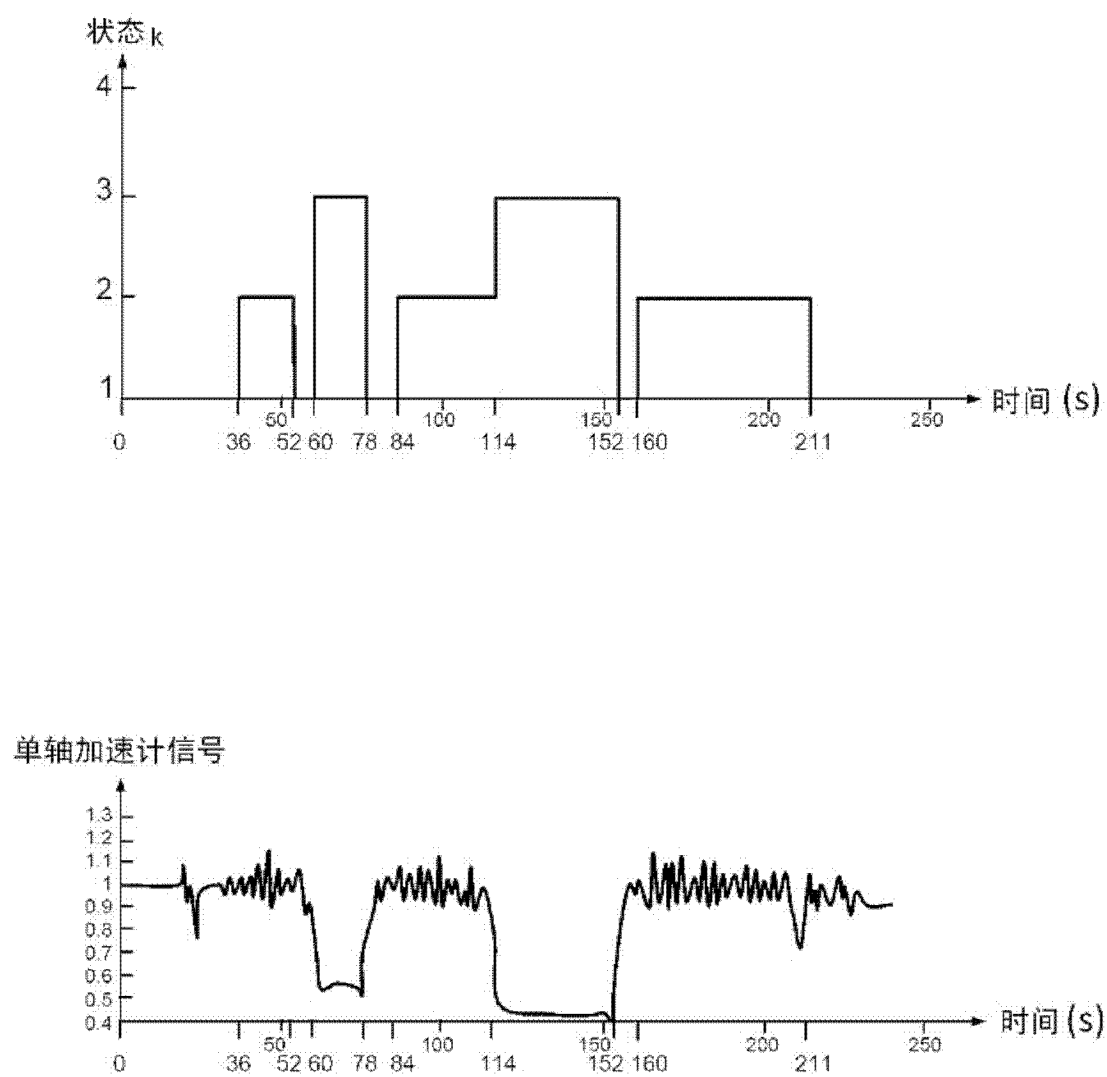


图 2

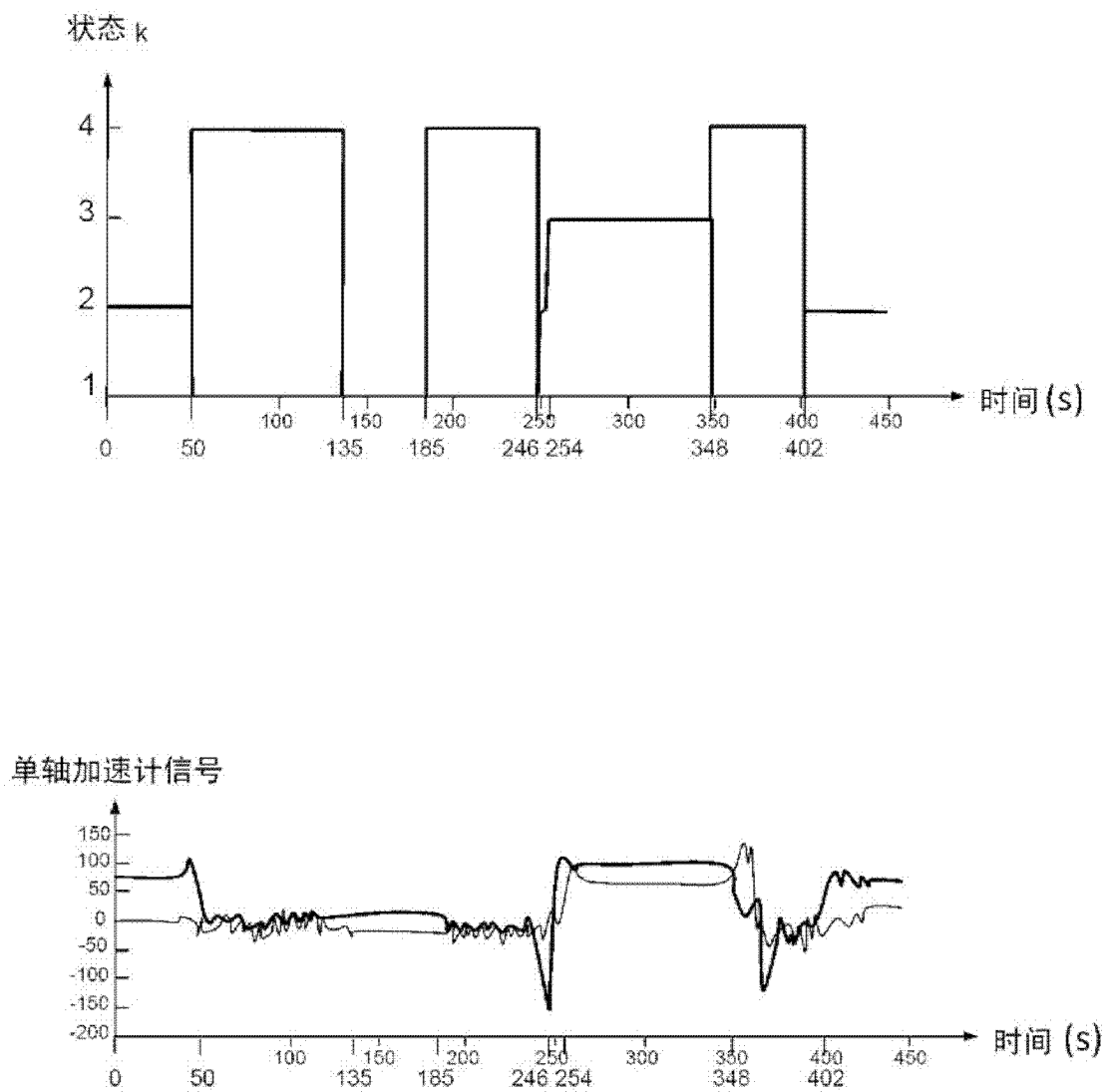


图 3