



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 106066995 B

(45)授权公告日 2019.10.11

(21)申请号 201610355447.X

(22)申请日 2016.05.25

(65)同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 106066995 A

(43)申请公布日 2016.11.02

(73)专利权人 西安交通大学  
地址 710049 陕西省西安市碑林区咸宁西路28号

(72)发明人 蔡远航 马蓉 惠维 赵鲲  
韩劲松 赵季中

(74)专利代理机构 西安通大专利代理有限责任公司 61200  
代理人 陆万寿

(51)Int.Cl.  
G06K 9/00(2006.01)

(56)对比文件

CN 105573498 A,2016.05.11,  
CN 104700069 A,2015.06.10,  
Wei Wang 等.Understanding and Modeling of WiFi Signal Based Human Activity Recognition.《Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking》.2015,

审查员 王婕

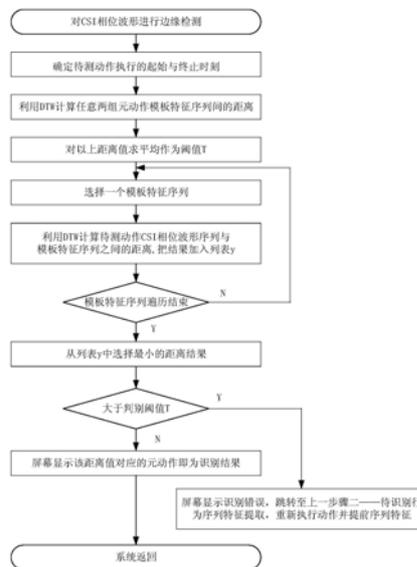
权利要求书2页 说明书5页 附图5页

(54)发明名称

一种无线非绑定人体行为检测算法

(57)摘要

本发明公开了一种无线非绑定人体行为检测算法,目的在于,通过分析信道状态信息的不同变化模式来识别人体行为,能够在实现较高识别准确度的同时,满足方便性与安全性,所采用的技术方案为:利用无线发射端建立wifi场,当用户在wifi覆盖区内行走或做出某种动作时,会对wifi信道产生特定的影响,利用无线接收端接收wifi信号并计算动作的CSI值,提取信道变化特征,利用人们在wifi场内移动或者执行某种动作时对wifi信道产生的不同变化特征,通过分析信道状态信息的不同变化模式,使用特征提取与分类匹配算法进行行为识别,将人体行为和信道的不同变化模式相结合,从而实现用wifi信道特征来识别人体行为。



1. 一种无线非绑定人体行为检测算法,其特征在于,包括以下步骤:

1) 系统部署及模型初始化:无线发射端建立波形稳定的wifi场,在wifi场内执行各个元动作,无线接收端接收wifi信号并计算各个元动作的CSI值,并对各个元动作的CSI值进行噪音过滤后,按照时序画出各个元动作的CSI相位角的变化波形图,保存波形变化序列特征作为元动作模板序列特征,完成初始化;

2) 待识别动作序列特征提取:用户在wifi场内执行待识别动作,无线接收端计算完成待识别动作的CSI值,并对待识别动作的CSI值进行噪音过滤后,绘制待识别动作的CSI相位角的时序变化波形图,保存波形变化特征作为待识别动作序列特征;

3) 行为识别:

3.1) 对待识别动作的CSI相位角的时序变化波形图进行边缘检测,确定动作执行的起始与终止时刻;

3.2) 利用动态时间规整计算所有元动作模板序列特征两两之间的距离值,并对以上距离值求平均值作为阈值T;

3.3) 利用动态时间规整对待识别动作序列特征与各个元动作模板序列特征逐一进行匹配,并依次计算待识别动作序列特征与各个元动作模板序列特征间的距离值,若距离值不是均大于阈值T,则选择距离值最小的元动作作为待识别动作的识别结果;若距离值均大于阈值T,则识别失败,跳转至步骤2) 重新进行识别,若距离值还是均大于阈值T,则将该待识别动作序列特征作为元动作模板序列特征保存;

所述的步骤1) 中系统部署时在静止环境下需要对wifi场进行调试:无线发射端发射的信号波形为X,无线接收端接收到的信号波形为Y,Y与X的比值即为静止环境下的CSI值,值为复数,无线接收端绘制CSI相位角时序波形图,若波形波动范围小于0.2dBm,则认为波形稳定;否则提高信号发射功率后,再绘制CSI相位角时序波形图,直至波形波动范围小于0.2dBm;

所述的步骤3.3) 中待识别动作特征与各个元动作模板特征间的距离值计算过程如下:

(1) 设置两个 $n_{\text{矩}} \times m$ 的矩阵D和d,分别为累积距离矩阵D与帧匹配距离矩阵d,其中 $n_{\text{矩}}$ 与m分别为待识别动作波形序列与元动作波形序列的长度;

(2) 通过循环计算待识别动作波形序列与元动作波形序列之间的帧匹配距离矩阵d,矩阵中(i, j)元素表示待识别动作波形序列中第i个元素与元动作波形序列中第j个元素之间的距离;

(3) 计算累积距离矩阵D,令 $D(0, 0) = 0$ ,对每个点(i, j)分别计算:

$D(i, j) = d(i, j) + \min(D(i-1, j), D(i-1, j-1), D(i, j-1))$ ,其中i, j分别表示待识别动作波形序列中第i个元素与元动作波形序列中第j个元素;

(4) 选择 $D(n_{\text{矩}}, m)$ 表示待识别动作波形序列与元动作波形序列之间的距离。

2. 根据权利要求1所述的一种无线非绑定人体行为检测算法,其特征在于,所述的步骤1) 中对各个元动作的CSI值和所述步骤2) 中对待识别动作的CSI值采用小波变换来实现噪音过滤。

3. 根据权利要求2所述的一种无线非绑定人体行为检测算法,其特征在于,所述的小波变换采用多贝西小波db3对CSI值进行噪音过滤处理。

4. 根据权利要求1所述的一种无线非绑定人体行为检测算法,其特征在于,所述的步骤

1) 中无线发射端为用于wifi信号发射的无线路由器,无线接收端为用于wifi信号接收的无线路由器。

## 一种无线非绑定人体行为检测算法

### 技术领域

[0001] 本发明属于特征提取、模式识别和行为检测领域,具体涉及一种无线非绑定人体行为检测算法。

### 背景技术

[0002] 目前随着科学技术的发展以及人们生活水平的提高,智能家居理念与虚拟现实技术得到了迅速的发展。如人们可以在室内通过特定手势操控智能设备,通过肢体行为模拟操作实现更佳的游戏体验与人机交互。同时人们对于生活监控技术也提出了新的要求。通过检测人们的坐姿睡姿,是否吸烟等异常行为反映人们身体状况的健康监测系统;能够在老人或者幼儿发生跌落或摔倒前及时做出提示并通知医护人员与家人的生活预警系统。上述技术的实现的前提均是要求系统能够准确检测并识别人体的肢体行为。

[0003] 目前实现人体行为检测的方法主要有基于摄像头的图像识别算法,基于传感器与基于wifi信号的检测算法。

[0004] 基于摄像头的图像识别算法通常能实现一个高精度的行为检测系统,但是这样的系统要求人们必须处于摄像头的监测范围之内,在障碍物以及光线的影响下极易产生监控盲区,同时系统也对人们的隐私生活造成了极大的干涉。

[0005] 基于传感器的检测算法要求用户在身体上绑定特殊设备进行行为感知这样的系统虽然不会对用户隐私产生影响,但是却无法满足使用的便捷性。

[0006] 基于wifi信号的检测算法通过分析人体行为对信号频率、振幅等特征产生的不同变化模式来识别肢体行为,由于这些信号特征中包含的信息较少,且现有系统不具有分析复杂肢体行为的能力,使得系统识别准确度与实用性受到一定的局限。

### 发明内容

[0007] 为了解决现有技术中的问题,本发明提出一种通过分析信道状态信息的不同变化模式来识别人体行为,能够在实现较高识别准确度的同时,满足方便性与安全性的一种无线非绑定人体行为检测算法。

[0008] 为了实现以上目的,本发明所采用的技术方案为:包括以下步骤:

[0009] 1) 系统部署及模型初始化:无线发射端建立波形稳定的wifi场,在wifi场内执行各个元动作,无线接收端接收wifi信号并计算各个元动作的CSI值,并对各个元动作的CSI值进行噪音过滤后,按照时序画出各个元动作的CSI相位角的变化波形图,保存波形变化序列特征作为元动作模板序列特征,完成初始化;

[0010] 2) 待识别动作序列特征提取:用户在wifi场内执行待识别动作,无线接收端计算完成待识别动作的CSI值,并对待识别动作的CSI值进行噪音过滤后,绘制待识别动作的CSI相位角的时序变化波形图,保存波形变化特征作为待识别动作序列特征;

[0011] 3) 行为识别:

[0012] 3.1) 对待识别动作的CSI相位角的时序变化波形图进行边缘检测,确定动作执行

的起始与终止时刻；

[0013] 3.2) 利用动态时间规整计算所有元动作模板序列特征两两之间的距离值,并对以上距离值求平均值作为阈值T；

[0014] 3.3) 利用动态时间规整对待识别动作序列特征与各个元动作模板序列特征逐一进行匹配,并依次计算待识别动作序列特征与各个元动作模板序列特征间的距离值,若距离值不是均大于阈值T,则选择距离值最小的元动作作为待识别动作的识别结果;若距离值均大于阈值T,则识别失败,跳转至步骤2) 重新进行识别,若距离值还是均大于阈值T,则将该待识别动作序列特征作为元动作模板序列特征保存。

[0015] 所述的步骤1) 中系统部署时在静止环境下需要对wifi场进行调试:无线发射端发射的信号波形为X,无线接收端接收到的信号波形为Y,Y与X的比值即为静止环境下的CSI值,值为复数,无线接收端绘制CSI相位角时序波形图,若波形波动范围小于0.2dBm,则认为波形稳定;否则提高信号发射功率后,再绘制CSI相位角时序波形图,直至波形波动范围小于0.2dBm。

[0016] 所述的步骤1) 中对各个元动作的CSI值和所述步骤2) 中对待识别动作的CSI值采用小波变换来实现噪音过滤。

[0017] 所述的小波变换采用多贝西小波db3对CSI值进行噪音过滤处理。

[0018] 所述的步骤1) 中无线发射端为用于wifi信号发射的无线路由器,无线接收端为用于wifi信号接收的无线路由器。

[0019] 与现有技术相比,本发明利用无线发射端建立wifi场,当用户在wifi覆盖区内行走或做出某种动作时,会对wifi信道产生特定的影响,利用无线接收端接收wifi信号并计算动作的CSI值,提取信道变化特征,利用人们在wifi场内移动或者执行某种动作时对wifi信道产生的不同变化特征,通过分析信道状态信息的不同变化模式,使用特征提取与分类匹配算法进行行为识别,将人体行为和信道的不同变化模式相结合,从而实现用wifi信道特征来识别人体行为,本发明能够在实现较高识别准确度的同时满足方便性与安全性,且不需要用户携带任何特殊设备,不会记录用户的隐私生活,具有方便易部署,安全性高的特点。

[0020] 进一步,在系统部署时需要在静止环境下对wifi场进行调试,使无线发射端发射稳定的wifi场,并使无线接收端绘制CSI相位角时序波形图的波形波动范围小于0.2dBm,有利于提高对动作的识别精准度。

[0021] 进一步,选择多贝西小波db3对数据进行处理,db3小波具有以下两个优势:1) 具有较好的正交对称性,方便计算与信号重构;2) db3小波能够产生尽量多的零小波系数,有利于数据压缩和消除噪音。择三阶小波变换得到去噪后的信号效果最好,既有效的去除了噪声,又保留了信号的局部特征。

## 附图说明

[0022] 图1是系统部署及模型初始化流程图；

[0023] 图2是待识别动作序列特征提取流程图；

[0024] 图3是行为识别流程图；

[0025] 图4是二阶离散小波变换过程图；

[0026] 图5a是两个用户执行同一个动作后得到的含噪特征序列图,图5b是经三阶离散小波变换去噪特征序列结果图;

[0027] 图6是待识别动作与模板元动作的特征序列动态时间规整结果图。

### 具体实施方式

[0028] 下面结合具体的实施例和说明书附图对本发明作进一步的解释说明。

[0029] 本发明利用用户在wifi场内移动或者执行某种动作时,对wifi信道产生的不同变化特征,使用特征提取与分类匹配算法进行行为识别,具体包括以下步骤:

[0030] 步骤一、参见图1,系统部署及模型初始化:

[0031] 1. 在室内部署两台无线路由器,一台用于wifi信号的发射,一台用于wifi信号的接收;

[0032] 2. 同时开启两台无线路由器,一台发射信号波形X,另一台接收到信号波形为Y,则Y与X的比值即为静止环境下的CSI,值为复数;

[0033] 3. 绘制CSI相位角时序波形图,若波形波动范围小于0.2dBm,则认为波形稳定,跳转至5;

[0034] 4. 提高信号发射功率,跳转至2;

[0035] 5. 用户在室内依次完成指定元动作(如招手,走路,踢腿,下蹲等);

[0036] 6. 在接收端计算执行各个动作时信道的CSI值;

[0037] 7. 对原始的CSI结果进行噪音过滤;

[0038] 8. 按照时序画出CSI相位角的变化波形图;

[0039] 9. 保存波形的特征序列作为对应元动作的特征模式;

[0040] 10. 初始化设置完成,系统返回;

[0041] 步骤二、参见图2,待识别动作序列特征提取:

[0042] 1. 开启两台无线路由器,发送端发送信号波形X;

[0043] 2. 用户在室内执行一个待识别动作;

[0044] 3. 在接收端接收到信号波形为Y,Y与X的比值作为CSI值;

[0045] 4. 对原始的CSI值进行噪音过滤;

[0046] 5. 绘制CSI相位角的时序变化波形图;

[0047] 6. 系统返回;

[0048] 步骤三、参见图3,行为识别:

[0049] 1. 对CSI相位波形图进行边缘检测,确定动作执行的起始与终止时刻;

[0050] 2. 利用动态时间规整(Dynamic Time Warping,DTW)计算任意两组元动作特征序列之间的距离值,对以上距离值求平均值作为阈值T;

[0051] 3. 利用DTW对待测动作特征与元动作模板的特征序列进行匹配,依次计算两者之间的距离值;

[0052] 4. 若距离值均大于阈值T,跳转到6;

[0053] 5. 选择距离值最小的元动作作为待测动作的识别结果,跳转到7;

[0054] 6. 屏幕提示识别错误,跳转至步骤二——待识别行为序列特征提取,重新执行动作并提取序列特征;

[0055] 7. 屏幕输出待测动作的识别结果；

[0056] 8. 系统返回。

[0057] 本发明中的核心方法如下：

[0058] 1. 在系统部署及模型初始化和待识别动作序列特征提取中对CSI值进行噪音过滤，是基于离散小波变换的波形噪音过滤：

[0059] 原始得到的CSI值中包含大量的噪音信息，噪音主要由环境中的高斯白噪音与通信设备的热噪音组成，为了提高第三步行为识别的准确度，需要对信号中的噪音进行过滤。不能简单使用低通或者高通滤波器进行噪音过滤的原因是我们无法提前确定出有用信号的频率范围并设计较好的滤波器。我们使用离散小波变换来实现噪音过滤。离散小波变化通过对原始的含噪信号进行多次分解和重构，进行细粒度多尺度的分析，从而实现最佳的滤波效果。同时离散小波变换可以提供时频域的最优分辨率，能更加灵活的适应环境变化对数据的影响。

[0060] 小波函数的选择：观察到我们采集的原始信号整体较为平坦，我们选择多贝西小波db3对数据进行处理。db3小波具有以下两个优势：1) 具有较好的正交对称性，方便计算与信号重构；2) db3小波能够产生尽量多的零小波系数，有利于数据压缩和消除噪音。

[0061] 离散小波变换去噪原理：对一个离散序列进行小波变换的输出结果是一组小波系数。这些系数分别对应于输入序列不同频率尺度下的高/低频分量。将对应于噪声的高频小波系数置为零，利用更改后的这组小波系数对信号进行重构，即可得到去噪后的信号。这一过程的难点在于选择合适的小波变换阶数，从而在最优的频率分辨率下分离信号与噪音。经过实验验证，我们选择三阶小波变换得到去噪后的信号效果最好，既有效的去除了噪声，又保留了信号的局部特征。

[0062] 参见图4，表示了二阶离散小波变换过程。用公式表示第一阶小波变换如下：

$$[0063] \quad \begin{cases} x_{1L}[n] = \sum_{k=0}^{\infty} x[2n-k]g[k] \\ x_{1H}[n] = \sum_{k=0}^{\infty} x[2n-k]h[k] \end{cases}$$

[0064] 其中 $x[2n-k]$ 表示输入的原始信号； $n$ 表示的是数组索引； $k$ 表示循环求和变量，从0到正无穷遍历； $g[k]$ 和 $h[k]$ 分别表示低通与高通系数，这些系数由db3小波确定；通过Matlab小波变换工具集中的 $wavedec()$ ， $appcoef()$ ， $detcoef()$ 三个函数可以直接计算出低频小波系数 $x_{1,L}[n]$ 与高频小波系数 $x_{1,H}[n]$ ，下标1表示第一阶小波变换，这些系数分别对应于原始信号的高频分量与低频分量。第二阶小波变换将 $x_{1,L}[n]$ 作为输入信号，得到第二

阶小波变换的公式如下：
$$\begin{cases} x_{2L}[n] = \sum_{k=0}^{\infty} x_{1L}[n]g[k] \\ x_{2H}[n] = \sum_{k=0}^{\infty} x_{1L}[n]h[k] \end{cases}$$

[0065] 从而得到二阶低频小波系数 $x_{2,L}[n]$ 与二阶高频小波系数 $x_{2,H}[n]$ ；

[0066] 第三阶小波变换将 $x_{2,L}[n]$ 作为输入信号，得到第三阶小波变换的公式如下：

$$[0067] \quad \begin{cases} x_{3L}[n] = \sum_{k=0}^{\infty} x_{2L}[n]g[k] \\ x_{3H}[n] = \sum_{k=0}^{\infty} x_{2L}[n]h[k] \end{cases}$$

[0068] 从而得到三阶低频小波系数 $x_{3,L}[n]$ 与三阶高频小波系数 $x_{3,H}[n]$ ；

[0069] 这根据 $x_{1,L}[n]$ 、 $x_{1,H}[n]$ 、 $x_{2,L}[n]$ 、 $x_{2,H}[n]$ 、 $x_{3,L}[n]$ 和 $x_{3,H}[n]$ 进行不同频率分辨率下的信号分析，重构信号的公式如下：

[0070]  $c_q[n] = \sum_k g[n-2k] x_{q+1,L}[n] + \sum_k h[n-2k] x_{q+1,H}[n]$

[0071] 其中 $q$ 表示小波变换不同的阶数,从后向前对每一阶的信号进行重构,最终得到的 $c_1[n]$ 即为去噪后的信号,完成噪音过滤。图5a表示两个用户执行同一个动作后得到的含噪特征序列图,图5b表示经三阶离散小波变换之后的去噪特征序列结果图,去噪算法的主要步骤如下:

[0072] (1) 每次对192点的原始含噪信号序列进行三阶离散小波变换,得到三层的高频与低频小波系数;

[0073] (2) 分别将三层的高频小波系数置零;

[0074] (3) 利用修改后的小波系数重构信号,即可得到去噪后的信号序列。

[0075] 2. 序列特征匹配

[0076] 本方法中通过计算两个序列之间的相似程度(通常用两个序列之间的距离来表示)来判断待测动作最可能属于的动作类别。由于不同的用户执行动作的时刻与速度的快慢不同,导致特征序列的长度不同。也就是说,两个序列之间的特征是相似的,只是在时间上有不对齐的可能,所以需要将其中一个序列在时间轴下扭曲(warping),以达到更好的对齐效果。本方法采用动态时间规整(Dynamic Time Warping,DTW)来实现这一目的。序列特征匹配算法如下:

[0077] (1) 计算待测动作波形序列与元动作波形序列之间的距离,首先申请两个 $n_{\text{矩}} \times m$ 的矩阵 $D$ 和 $d$ ,分别为累积距离矩阵与帧匹配距离矩阵,其中 $n_{\text{矩}}$ 与 $m$ 分别为待测动作波形序列与元动作波形序列的长度;

[0078] (2) 通过循环计算两个序列之间的帧匹配距离矩阵,矩阵中 $(i, j)$ 元素表示待测动作波形序列中第 $i$ 个元素与元动作波形序列中第 $j$ 个元素之间的距离;

[0079] (3) 计算累积距离矩阵 $D$ ,令 $D(0,0) = 0$ ,对每个点 $(i, j)$ ,分别计算 $D(i, j) = d(i, j) + \min(D(i-1, j), D(i-1, j-1), D(i, j-1))$ ,其中 $i, j$ 分别表示待测动作波形序列中第 $i$ 个元素与元动作波形序列中第 $j$ 个元素;

[0080] (4) 选择 $D(n_{\text{矩}}, m)$ 表示待测动作波形序列与元动作波形序列之间的距离。

[0081] 图6表示对两个序列进行对齐后的结果图,实线和虚线分别表示待测动作与模板动作的特征序列。

[0082] 本发明有以下优点:使用本发明中的人体行为检测技术与现有技术相比,不需要用户携带任何特殊设备,不会记录用户的隐私生活,系统的识别精度受静止环境中的障碍物以及光线影响较小。另一方面,采用动态时间规整进行特征匹配可以适应对不同用户的行为检测,系统能够在实现较高识别准确度的同时满足方便性与安全性。

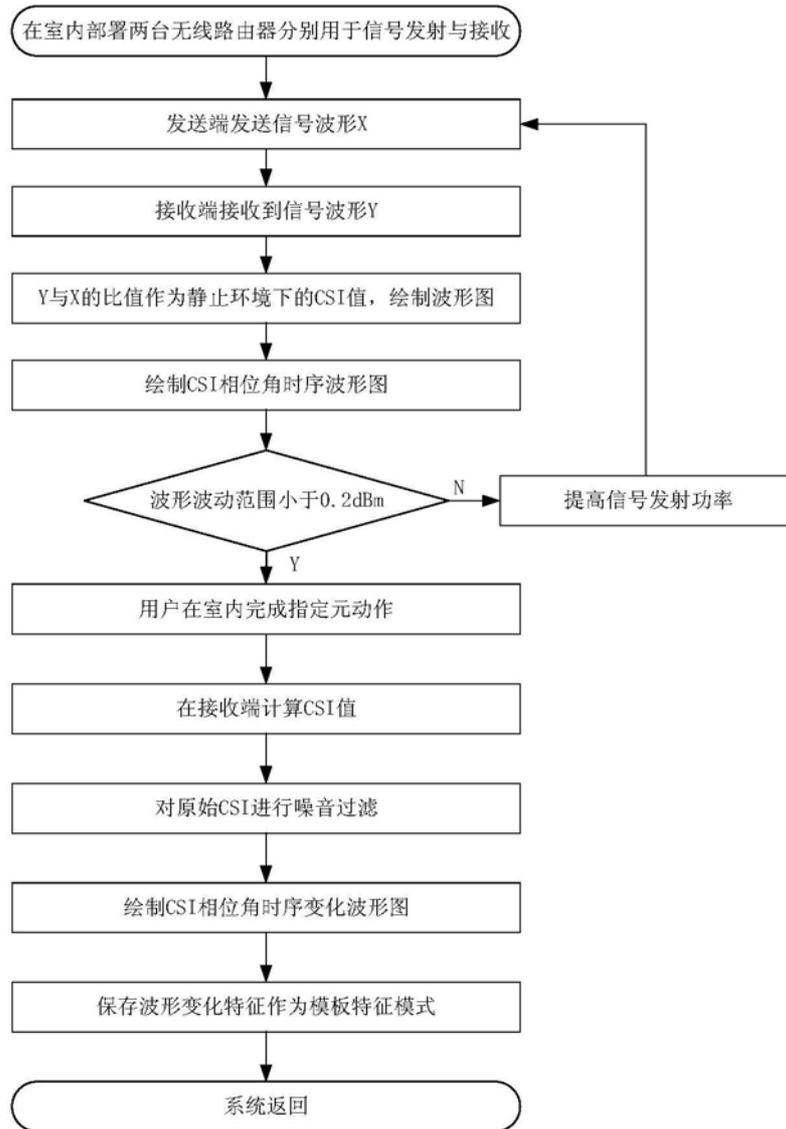


图1

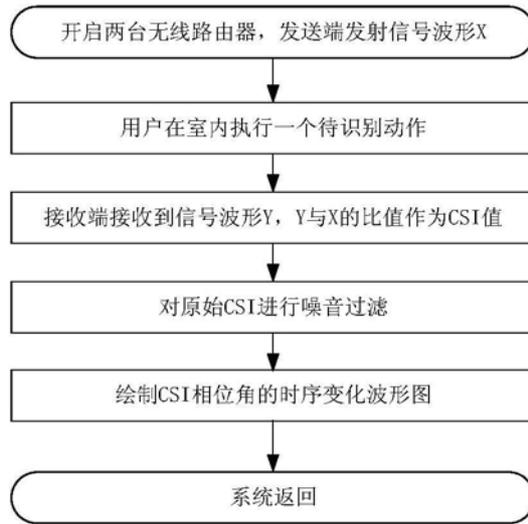


图2

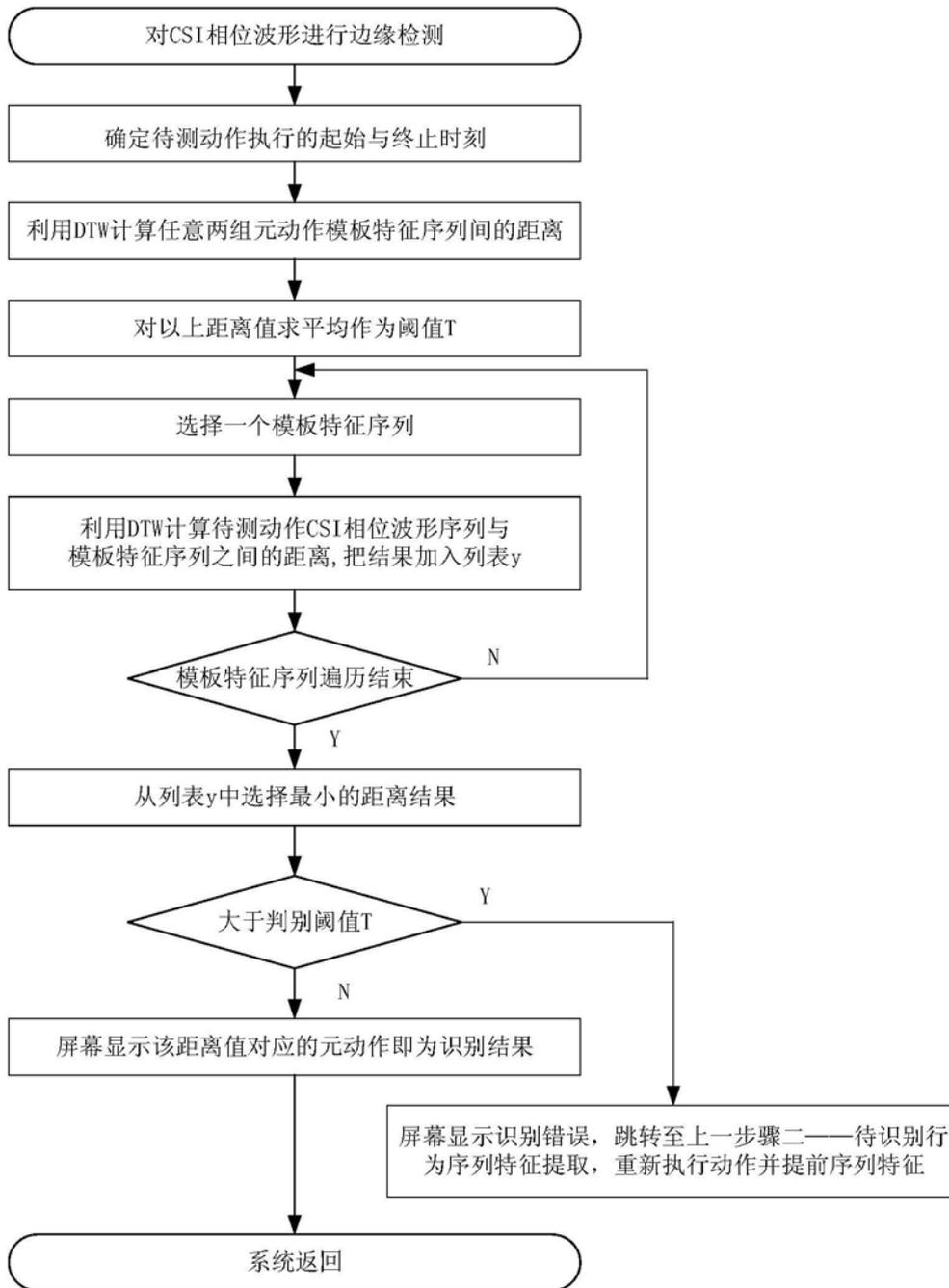


图3

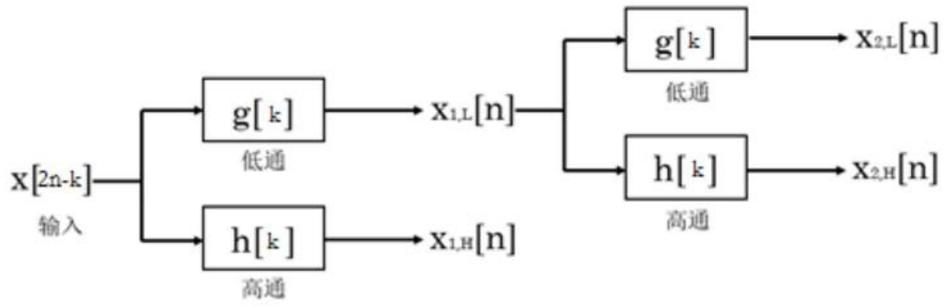


图4

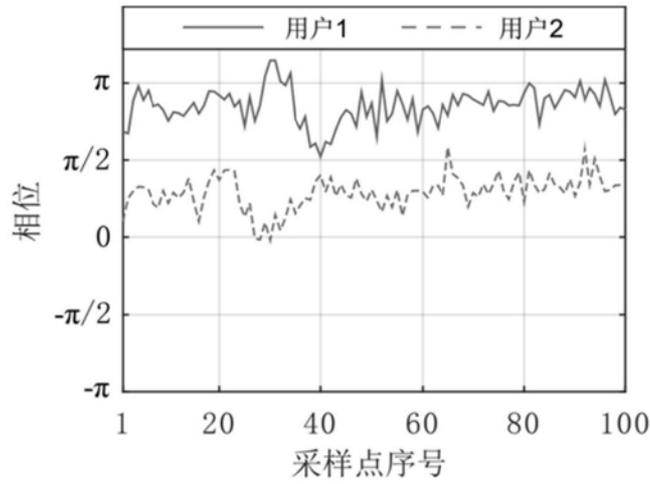


图5a

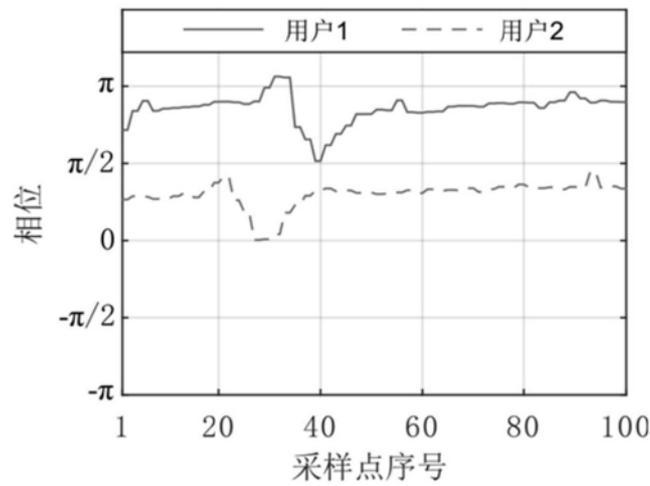


图5b

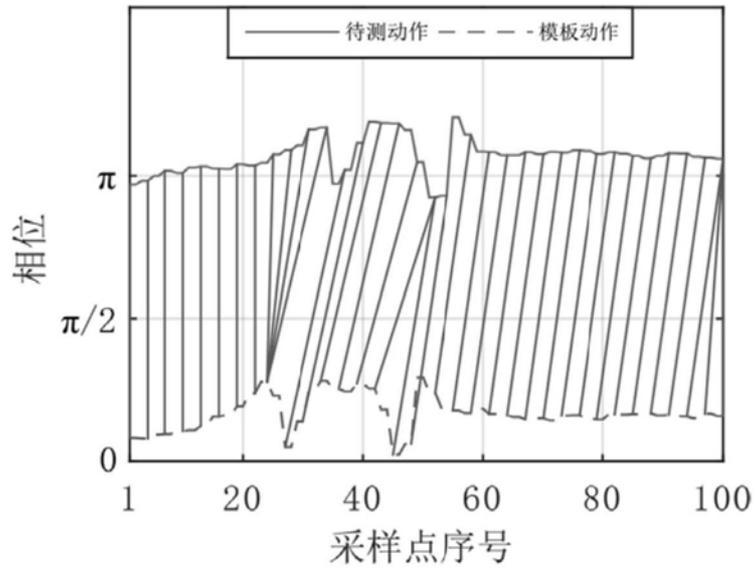


图6