



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 103116745 B

(45) 授权公告日 2016.01.20

(21) 申请号 201310066132.X

(22) 申请日 2013.03.01

(73) 专利权人 南通大学

地址 226019 江苏省南通市啬园路9号

(72) 发明人 华亮 顾菊平 丁立军 张新松
姜予践 邱爱兵 俞钊安 刘雨晴
赵振东 张齐

(74) 专利代理机构 南通市永通专利事务所
32100

代理人 葛雷

(51) Int. Cl.

G06K 9/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

(56) 对比文件

CN 201853320 U, 2011.06.01,

CN 101711401 A, 2010.05.19,

EP 1462990 A2, 2004.09.29,

王洪昌. 双权值神经网络结构性逼近理论的

研究及其应用. 《中国优秀博硕士学位论文全文数据库》. 2006,

俞肇元等. 基于几何代数的矢量时空数据表达与建模方法. 《地球信息科学学报》. 2012, 第14卷(第1期),

王荣等. 基于三轴加速度传感器的人体跌倒检测系统设计与实现. 《计算机应用》. 2012, 第32卷(第5期),

审查员 徐震寰

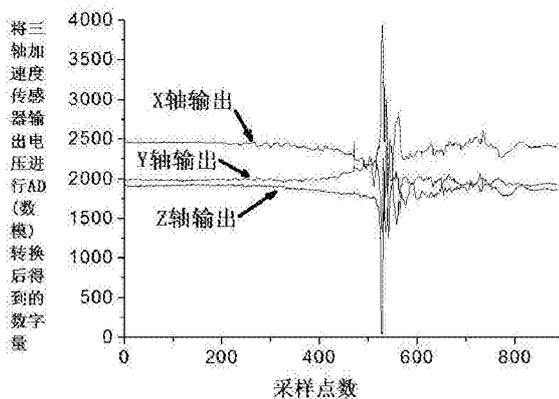
权利要求书1页 说明书8页 附图5页

(54) 发明名称

基于几何代数的老人跌倒状态建模、特征提取及识别方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于几何代数的老人跌倒状态建模、特征提取及识别方法,该方法将表征老人跌倒行为的三通道数据变成一个整体进行处理,有效保留了三通道数据间的物理联系,以及三通道整体信息与老人跌倒行为之间的联系。就三通道的跌倒数据进行 Clifford 几何代数方法的特征提取,在保持数据的三维空间的矢量信息的基础上进行主元抽取,更有效的提取人体跌倒瞬间的空间姿态。在 Clifford 几何代数域上,提出基于覆盖原理的单自由度神经元的构造理论及对应的跌倒状态识别方法,实现小样本状态下高效识别。实验结果表明该方法识别率高。



1. 一种基于几何代数的老人跌倒状态建模、特征提取及识别方法,其特征是:

(1) 采用三轴加速度传感器采集的三通道加速度信号,三通道加速度信号两两正交;

(2) 采用 Clifford 几何代数对三通道老人跌倒数据进行建模:利用定义在三维空间上的几何代数理论,选取其中的 2-vector 子空间集 $\{e_{12}, e_{23}, e_{31}\}$,分别表征三通道跌倒数据方向,将同一个采样时刻采集得到的 X、Y、Z 三通道加速度信号数据分别作为超复数的三个虚部,作为一个整体进行运算处理,使三通道加速度信号数据变为 Clifford 几何代数域上的一个向量,实现跌倒数据建模;采用 Clifford 几何代数子空间离散余弦变换进行跌倒行为特征提取,取出跌倒信号低频成分序列作为三通道跌倒数据的特征向量;

(3) 对老人的跌倒及非跌倒行为状态进行统计,得到需要研究的行为类别个数,对每一行为类别进行多次加速度数据采集实验,实验中均采用相同的三轴加速度传感器,并且每次实验中三轴加速度传感器置于老人腰部同一位置,采集得到的多组数据,采用步骤(2)中的建模方法,对采集得到的多组数据进行 Clifford 几何代数建模及特征提取,取出的特征向量作为每一行为类别的样本集,每个行为类别均构建自己的样本集;

(4) 任选一个行为类别的样本集,计算其中任意两个跌倒数据样本在 Clifford 几何代数空间上的距离,得到距离最短的两个样本点,并且构造第一个 Clifford 几何代数域单自由度神经元;

(5) 将跌倒状态样本集中已经包围在第一个单自由度神经元覆盖区域内的跌倒特征样本去除,得到新的训练集 1;在新的训练集上找到距离第一个单自由度神经元最近的点,并且构造第二个单自由度神经元;在新的训练集 1 基础上,将包围在第二个单自由度神经元覆盖区域内的跌倒特征样本去除,得到新的训练集 2;按照第二个单自由度神经元的构造方法,循环构造单自由度神经元,直至最后得到的跌倒状态样本集为空集时,停止单自由度神经元构建;

(6) 对所得到的每一行为类别中的所有单自由度神经元求并集;对于存在的 M 个行为类别,经训练后则共得到 M 个单自由度的神经元的并集;对于一个待识别的跌倒行为类别样本,首先计算该样本到每个行为类别单自由度神经元并集的 Clifford 几何代数域距离,则对于 M 个行为类别,可以得到 M 个 Clifford 几何代数域最短距离;将 M 个最短距离进行比较,得到其中的最小 Clifford 几何代数域距离;则该最小距离所对应的行为类别,就是和待识别行为类别最相近的。

基于几何代数的老人跌倒状态建模、特征提取及识别方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种基于 Clifford 几何代数的老人跌倒状态识别方法,属于信号处理与模式识别技术领域。

背景技术

[0002] 21 世纪刚刚拉开帷幕,老龄化浪潮已经席卷全球,当今社会更是被称为“银发时代”。人口的老龄化是一种全球性的发展趋势,中国也是如此。根据中国人口信息研究中心的调查统计,2000 年中国 60 岁以上人口比例为 10.31%,65 岁以上人口占总人口的比例为 7.17%,根据联合国的调查预测,2030 年中国 65 岁及以上高龄人口将占总人口的 15.7%。另外,随着社会经济的发展,居住方式的变化,家庭结构的小型化,以及人口流动的加速,子女数的减少,代际居住的分离倾向,人口预期寿命的延长,空巢家庭将成为我国老年人家庭的主要形式,预期到了 2030 年空巢老年人家庭的比例将达到 90%,届时我国老年人家庭将空巢化。

[0003] 在越来越多的老年空巢家庭当中,很多老人随着年龄的增加,人体解剖组织结构和生理代谢发生一系列变化,机体功能衰退,应变能力减退,常常会造成老年人的意外跌倒事故。很多疾病也会引起老人的跌倒。因此,解决“空巢家庭”中老年人的跌倒检测问题将日趋突出。在现有方法中,跌倒检测,以加速度检测为主,配合倾角检测、足底压力检测等实现跌倒状态数据采集。配合支持向量机(SVM)等分类器实现跌倒状态识别。国内外现有老人跌倒检测研究中,一般采用三轴加速度传感器,实现三维加速度信息的采集。现有方法中,均是对单维信号独立处理,识别跌倒状态,这种方式割裂了三维信号之间物理的相关性,并割裂了三维整体信号与跌倒行为之间的相关性。

发明内容

[0004] 本发明的目的在于提供一种有效识别老人跌倒状态,区分跌倒与非跌倒运动状态,并能够识别跌倒姿势,为跌倒伤害严重程度的智能判别提供基础的基于几何代数的老人跌倒状态建模、特征提取及识别方法。

[0005] 本发明的技术解决方案是:

[0006] 一种基于几何代数的老人跌倒状态建模、特征提取及识别方法,其特征是:

[0007] (1) 采用三轴加速度传感器采集的三通道加速度信号,三通道加速度信号两两正交;

[0008] (2) 采用 Clifford 几何代数对三通道老人跌倒数据进行建模:利用定义在三维空间上的几何代数理论,选取其中的 2-vector 子空间集 $\{e_{12}, e_{23}, e_{31}\}$,分别表征三通道跌倒数据方向,将同一个采样时刻采集得到的 X、Y、Z 三通道加速度信号数据分别作为超复数的三个虚部,作为一个整理进行运算处理,使三通道跌倒加速度数据变为 Clifford 几何代数域上的一个向量,实现跌倒数据建模;采用 Clifford 几何代数子空间离散余弦变换进行跌倒行为特征提取,取出跌到信号低频成分序列作为三通道跌倒数据的特征向量;

[0009] (3) 对老人的跌倒及非跌倒行为状态进行统计,得到需要研究的行为类别个数,对每一行为类别进行多次加速度数据采集实验,实验中均采用相同的三轴加速度传感器,并且每次实验中三轴加速度传感器置于老人腰部同一位置,采集得到的多组数据,采用步骤(2)中的建模方法,对采集得到的多组数据进行 Clifford 几何代数建模及特征提取,取出的特征向量作为每一行为类别的样本集,每个行为类别均构建自己的样本集;

[0010] (4) 任选一个行为类别的样本集,计算其中任意两个跌倒数据样本在 Clifford 几何代数空间上的距离,得到距离最短的两个样本点,并且构造第一个 Clifford 几何代数域单自由度神经元;

[0011] (5) 将跌倒状态样本集中已经包围在第一个单自由度神经元覆盖区域内的跌倒特征样本去除,得到新的训练集 1;在新的训练集上找到距离第一个单自由度神经元最近的点,并且构造第二个单自由度神经元;在新的训练集 1 基础上,将包围在第二个单自由度神经元覆盖区域内的跌倒样本去除,得到新的训练集 2;按照第二个单自由度神经元的构造方法,循环构造单自由度神经元,直至最后得到的跌倒数据样本集为空集时,停止单自由度神经元构建;

[0012] (6) 对所得到的每一行为类别中的所有单自由度神经元求并集;对于存在的 M 个行为类别,经训练后则共得到 M 个单自由度的神经元的并集;对于一个待识别的跌倒行为类别样本,首先计算该样本到每个行为类别单自由度神经元并集的 Clifford 几何代数域距离,则对于 M 个行为类别,可以得到 M 个 Clifford 几何代数域最短距离;将 M 个最短距离进行比较,得到其中的最小 Clifford 几何代数域距离;则该最小距离所对应的行为类别,就是和待识别行为类别最相近的。

[0013] 本发明在 clifford 几何代数域中,将表征老人跌倒行为的三通道数据变成一个整体进行处理,有效保留了三通道数据间的物理联系,以及三通道整体信息与老人行为之间的联系。提出了 Clifford 几何代数域上老人跌倒识别新方法。本发明提出的方法可有效识别老人跌倒状态,区分跌倒与非跌倒运动状态,并能够识别跌倒姿势,为跌倒伤害严重程度的智能判别提供基础。该方法智能性强、识别率高、运算速度快。纵观国内现有的跌倒及其他行为状态识别方法和系统,本发明所提的方法尚无单位实现。

附图说明

[0014] 下面结合附图和实施例对本发明作进一步说明。

[0015] 图 1、图 2、图 3、图 4 分别是采集的老人在右、绊倒、躺下、后仰状态下的数据。图中数据采用三轴加速度传感器采集,横坐标为采集系统的采样点数,纵坐标为三轴加速度传感器输出电压幅值。三轴加速度传感器的三通道输出分别采用不同颜色在图中标出。三轴加速度传感器置于老人腰间。与人体垂直的轴定义为 Z 轴,与人体俯仰方向平行的轴定义为 X 轴,与人体侧倒方向平行的定义为 Y 轴。

[0016] 图 5 为基于 Clifford 几何代数的老人跌倒状态识别流程图。

[0017] 图 6 欧氏空间单自由度神经元区域示意图。

[0018] 图 7 欧氏空间单自由度神经元群的覆盖示意图。

[0019] 图 8 是绊倒样品到 4 类神经元的最短距离示意图。

[0020] 图 9 是后仰样本到 4 类神经元的最短距离示意图。

[0021] 图 10 是坐下样本到 4 类神经元的最近距离示意图。

具体实施方式

[0022] 三轴跌倒加速度数据采集

[0023] 采用 3 通道加速度传感器检测人体跌倒过程的信号(传感器置于老人腰部),采样频率为 240Hz,为了分析各类跌倒状态,实验过程模拟了“绊倒”、“后仰”、“右摔”、“左摔”、“直接躺下”、“跳跃”、“转圈”、“快速地坐下”、“安地静坐下”、“顺墙而滑”、“小跑”、“正常走”、“正面朝下跌倒”、“慢步走”等 14 种状态。对典型的跌倒姿态且经常发生的绊倒姿态、右摔姿态、后仰姿态及躺下姿态数据(三通道, X, Y 和 Z 轴向)如图 1、图 2、图 3、图 4 所示。

[0024] 很明显,从跌倒数据上分析,每类跌倒姿态的样本数据在跌倒瞬间表征的差异较大,另外在跌倒时间段内,三正交轴在的跌倒数据相互之间的空间向量关系的信息其实表征了人体在跌倒瞬间的落地姿势,对于判断跌倒风险的高低是很重要的信息,因此本发明提出能描述各通道间向量关系的 Clifford 几何代数对跌倒数据进行建模与特征分析,将三通道数据在 Clifford 几何代数域下作为整体处理(通过构建为超复数实现整体处理),既包含了三通道间的物理联系,又包含了三通道整体信息与老人跌倒状态之间的联系。

[0025] Clifford 几何代数的特征分析与识别方法

[0026] Clifford 几何代数基本框架

[0027] Clifford 几何代数在 Grassmann 代数基础上发展的,并且在科学计算,图像分析等方面有较为广泛的应用。定义在实向量空间 R^n 上的 Clifford 几何代数,记作 $G(R^n)$, 或 G_n 。Clifford 几何代数上一个重要的概念就是几何积(Geometric Product),对于给定的一组正交基 $\{e_1, e_2, \dots, e_n\} \in R^n$, 假设存在两个向量 $a = \sum_{i=1}^n \alpha^i e_i, b = \sum_{i=1}^n \beta^i e_i$ ($\alpha^i, \beta^i \in R$), 则

其对应的几何积定义为

$$[0028] \quad ab = a \cdot b + a \wedge b \quad (1)$$

[0029] 其中 $a \cdot b$ 为向量的内积; $a \wedge b$ 为向量的外积。

[0030] 由 r 个线性无关的向量构成的外积 B 称为 r -blade, r 值称为对应的等级(例 2-blade), 其中 B 即为

$$[0031] \quad B = \bigwedge_{i=1}^r a_i, \quad a_i \in R^n \quad (2)$$

[0032] 进一步,若干个 r -blade (例 2-blade)的线性组合称为 r -vector (例 2-vector), 很显然在 G_n 上对应的 r -vector 集共有 C_n^r 的元素,该集合为 G_n 上的 C_n^r 维子空间,用符号 G_n^r 表示。因此整个 G_n 可由(3)式的线性组合表达。

$$[0033] \quad G_n = \sum_{i=0}^n G_n^i \quad (3)$$

[0034] 其中 G_n^i 为 G_n 上对应维度的子空间, G_n^{ij} 表示 G_n 上对应维度为 i, j 的子空间,从 G_n 中衍生出的任一元素 $M \in G_n$ 称为多重向量,即

$$[0035] \quad M = \sum_{r=0}^n \langle M \rangle_r \quad (4)$$

[0036] 其中 $\langle M \rangle_r$ 称为 G_n 上的 r -vector 部分, G_n 空间共 $\sum_{r=0}^n C_n^r = 2^n$ 维。

[0037] 另外关于三维实空间的向量外积性质及 $G(R^3)$ 上的多重向量如下。

[0038] 以 G_3 空间为例, 设向量 $a = \alpha_1 e_1 + \alpha_2 e_2 + \alpha_3 e_3$, $b = \beta_1 e_1 + \beta_2 e_2 + \beta_3 e_3$, $c = \gamma_1 e_1 + \gamma_2 e_2 + \gamma_3 e_3$;

根据性质 $e_i \cdot e_j = \begin{cases} 0, & i \neq j \\ 1, & i = j \end{cases}$, $e_i \wedge e_j = \begin{cases} 1, & i \neq j \\ 0, & i = j \end{cases}$, 并记 $e_1 \wedge e_j = e_{1j} = -e_j \wedge e_1 = -e_{ji}$, $i, j = 1, 2, 3$ 。则向量 a, b, c 的几何积 abc 可表达成式如下:

[0039] $abc = (ab)c = \varepsilon_0 \cdot 1 + \varepsilon_1 e_1 + \varepsilon_2 e_2 + \varepsilon_3 e_3$

[0040] $+ \varepsilon_4 e_{12} + \varepsilon_5 e_{23} + \varepsilon_6 e_{31} + \varepsilon_7 e_{123}$

[0041] 其中 $\varepsilon_i \in R, i \in [0, 7]$; 上式的形式为 G_3 上的一个多重向量, $\{1, e_1, e_2, e_3, e_{12}, e_{23}, e_{31}, e_{123}\}$ 为 G_3 上的一组正交基, 另外各级 k -向量及个数如下表 1 所示, 共为 2^3 个。

[0042] 表 1 G_3 上各级 k -向量与个数

	k 值	k-向量集	元素个数
[0043]	0	{1}	1
	1	{ e_1, e_2, e_3 }	3
	2	{ e_{12}, e_{23}, e_{31} }	3
	3	{ e_{123} }	1

[0044] 对于多重向量 $A \in G_n$ ($\dim(G_n) = \sum_{i=0}^n C_n^i$), 其可表达成

[0045] $A = \sum_{k=0}^n \langle A \rangle_k$

[0046] 另外有

[0047]

$$(1) \langle A \rangle_1 = \underbrace{\lambda_1^1 e_1 + \lambda_2^1 e_2 + \dots + \lambda_n^1 e_n}_n$$

[0048]

$$(2) \begin{aligned} \langle A \rangle_2 &= \lambda_{12}^2 e_{12} + \lambda_{13}^2 e_{13} + \dots + \lambda_{1n}^2 e_{1n} \\ &\quad + \lambda_{23}^2 e_{23} + \lambda_{24}^2 e_{24} + \dots + \lambda_{2n}^2 e_{2n} \\ &\quad \vdots \\ &\quad + \underbrace{\lambda_{(n-1)n}^2 e_{(n-1)n}}_{C_n^2} \end{aligned}$$

[0049] ...

$$[0050] \quad (3) \quad \langle A \rangle_n = \lambda_{12 \dots n}^n e_{12 \dots n}$$

[0051] Clifford 几何 -DCT 的跌倒数据特征提取

[0052] 本发明提出分析跌倒低频成分作为数据特征,并采用 Clifford 几何代数子空间离散余弦变换。取数据的低频成分作为特征,反映信号的基本概貌。

[0053] 由于跌倒姿态对于分析风险高低具有很重要的参考价值,系统采集的跌倒数据包含了人体整个跌倒过程中 X, Y 和 Z 轴方向的过程数据。对任意采样点上,跌倒过程的三轴向数据可以表达成三维空间的一个向量,因此对于一组三轴采样序列映射在空间上,其向量序列的变化可表征为人体跌倒过程的姿态变化。为了揭示跌倒数据的跌倒姿态,首先进行 Clifford 几何代数进行三轴跌倒数据建模,使三通道信号变为整体处理。

[0054] 在空间 G_3 上一子空间 $\{1, e_{12}, e_{23}, e_{31}, e_{123}\}$,任一多重向量 M 可以表达成

[0055]

$$M = \underbrace{\alpha_{01}}_{r=0} + \underbrace{\alpha_{11}e_1 + \alpha_{12}e_2 + \alpha_{13}e_3}_{r=1} + \underbrace{\alpha_{21}e_{12} + \alpha_{22}e_{23} + \alpha_{23}e_{31}}_{r=2} + \underbrace{\alpha_{31}e_{123}}_{r=3} \quad (5)$$

[0056] 其中 2-vector 子空间集 $\{e_{12}, e_{23}, e_{31}\}$,

[0057] 这里定义 e_{12} 的方向为跌倒数据的 X 轴向数据方向, e_{23} 和 e_{31} 分别为跌倒数据的 Y 轴向数据和 Z 轴向数据的方向。因此,对于给定一组三通道跌倒数据

$$[0058] \quad s_x = \{x_i\}_{i=1}^n, \quad (6-1)$$

$$[0059] \quad s_y = \{y_i\}_{i=1}^n, \quad (6-2)$$

$$[0060] \quad s_z = \{z_i\}_{i=1}^n \quad (6-3)$$

[0061] 其中 x_i, y_i, z_i 分别为 X 轴、Y 轴、Z 轴第 i 个采样点采样的跌倒数据, $x_i, y_i, z_i \in \mathbb{R}$ 。 s_x, s_y 和 s_z 为对应 X, Y 和 Z 轴跌倒数据, $x_i, y_i, z_i \in \mathbb{R}$, N 为信号的长度。可以表达成

$$[0062] \quad s_c = \{c_\eta = x_\eta \cdot e_{12} + y_\eta e_{23} + z_\eta e_{31} \mid \eta \in 1, 2, \dots, n\} \quad (7)$$

[0063] 由此一组三轴的跌倒数据可以用(7)式整体表达,每个采样时刻上的 c_i 为一个 $G(\mathbb{R}^3)$ 上的多重向量。或(7)用式(8)等价表达,在(8)中采用超复数的形式, i、j、k 分别是超复数的三个虚部,即:

$$[0064] \quad s_c = \{c_\eta = x_\eta \cdot i + y_\eta \cdot j + z_\eta \cdot k \mid \eta \in 1, 2, \dots, n\} \quad (8)$$

[0065] 其中 $e_{12}=i, e_{23}=j, e_{31}=k$; 且有 $i^2=j^2=k^2=-1, ij=-ji=k, jk=-kj=i, ki=-ik=j$ 。对于 Clifford 几何代数子空间离散余弦变换,分左、右变换,其中左变换 $F^L(\omega_1, \omega_2)$,右变换 $F^R(\omega_1, \omega_2)$ 分别为:

$$[0066] \quad F^L(\omega_1, \omega_2) = \delta(\omega_1) \delta(\omega_2) \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} u f(x, y) \cos \left[\frac{\pi(2x+1)\omega_1}{2m} \right] \cos \left[\frac{\pi(2x+1)\omega_2}{2n} \right] \quad (9)$$

$$[0067] \quad F^R(\omega_1, \omega_2) = \delta(\omega_1) \delta(\omega_2) \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} f(x, y) \cos \left[\frac{\pi(2x+1)\omega_1}{2m} \right] \cos \left[\frac{\pi(2x+1)\omega_2}{2n} \right] u \quad (10)$$

[0068] 其中 $u \in G(\mathbb{R}^3), u^2=-1; f(x, y)$ 为变换信号,当取 x 或 y 为 1 时,则是是一维信号,

$$\delta(\omega_1) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{m}} & \omega_1 = 0 \\ \sqrt{\frac{1}{n}} & \omega_1 \neq 0 \end{cases}, \delta(\omega_2) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{m}} & \omega_2 = 0 \\ \sqrt{\frac{1}{n}} & \omega_2 \neq 0 \end{cases}$$

[0069] 特别地,对于一维信号是二维信号的一种特殊情况,其计算方法类似。

[0070] 对于变换后的结果,如式(11)

$$[0071] \quad F^d = [h_1, h_2, \dots, h_n], d \in \{R, L\}, h_i \in G(R^{0,3}) \quad (11)$$

[0072] 取中低频成分序列 $[h_1, h_2, \dots, h_t]$ ($t > 1$) 作为三通道跌倒数据的特征向量。

[0073] Clifford 几何代数单自由度神经元训练与识别方法

[0074] 基于单自由度覆盖思想的识别算法在小样本状态具有独到的优势,其最根本的基点在于它符合人认识事物的过程与原理。这里需要指出的在本发明中对神经元的权值的概念淡化,只强调其几何特性,本发明取单自由度神经元进行训练与识别。本发明在现有欧式空间上的单自由度识别算法基础上,提出了 Clifford 几何代数域上的单自由度神经元构造方法及跌倒识别方法。

[0075] 欧氏空间上的单自由度神经元

[0076] 以下简单介绍一下欧氏空间上的单自由度神经元。若在 n 维欧氏空间上,由两点 $p_1, p_2 \in R^n$ 确定的单自由度神经元的空间区域可以用(12)式表达,即

$$[0077] \quad \Omega_n = \{f \mid \rho(f, s_n) \leq \sigma, \sigma \in R\} \quad (12)$$

[0078] 其中 $s_n = \eta \cdot p_1 + (1 - \eta) \cdot p_2$, 且 $0 \leq \eta \leq 1$, $\rho(f, s_n)$ 为线段 $\overline{p_1 p_2}$ 外的点 f 到该线段的最短空间距离, σ 为距离阈值,很明显,该方式定义的距离

$$[0079] \quad \rho^2(f, s_n) = \begin{cases} \|f - f_p\|^2, \|f_p - p_1\| + \|f_p - p_2\| = \|p_1 - p_2\| \\ \|f - p_1\|^2, \|f_p - p_1\| + \|p_1 - p_2\| = \|f_p - p_2\| \\ \|f - p_2\|^2, otherwise \end{cases} \quad (13)$$

[0080] 其中

$$[0081] \quad f_p = \text{Pr}(f, l_{p_1 p_2}) \quad (14)$$

[0082] 这里 f_p 即 f 到直线 $l_{p_1 p_2}$ 的投影向量点。

[0083] Clifford 几何代数空间上的单自由度神经元

[0084] 由于本发明提取的老人跌倒样本特征 $y \in (G_s^{0,2})_{n \times 1}$, 其特征分量 $\varepsilon_i \in G_s^{0,2}$, 因此需要在 $(G_s^{0,2})_{n \times n}$ 空间上建立单自由度神经元模型及对应的识别算法(为区别于欧氏空间上的点或向量,本发明接下去的若对点或者向量无说明的都默认在空间 $(G_s^{0,2})^n$ 上)。

[0085] 选取任意两个跌倒向量 $y_1, y_2 \in (G_s^{0,2})_{n \times 1}$ 的距离 $g(y_1, y_2)$ 度量定义为

$$[0086] \quad g^2(y_1, y_2) = \sum_{i=0,2} \|\langle y_1 \rangle_i - \langle y_2 \rangle_i\|^2 \quad (15)$$

[0087] 其中向量 $\langle y_j \rangle_i \in (\mathbb{G}_3)_{n \times 1}$ 为向量 y_j ($j=1, 2$) 对应于空间 $(\mathbb{G}_3)_{n \times 1}$ 上的部分; 范数 $\|\langle M \rangle_i\| = \sqrt{\|\langle M \rangle_i \cdot \langle M \rangle_i\|}$, 且有 $g^2(y_1, y_2) = g^2(y_2, y_1)$ 。因此在空间 $(\mathbb{G}_3^{0,2})^n$ 上, 由两点 $p_1, p_2 \in (\mathbb{G}_3^{0,2})^n$ 确定的单自由度神经元 Ω_c 定义的覆盖区域为

$$[0088] \quad \Omega_c = \{f \mid \rho_c(f, s_c) \leq \sigma, \sigma \in \mathbb{R}\} \quad (16)$$

[0089] 其中 $f \in (\mathbb{G}_3^{0,2})^n$, $s_c = \eta \cdot p_1 + (1 - \eta) \cdot p_2$ 表示由点 $p_1, p_2 \in (\mathbb{G}_3^{0,2})^n$ 确定的线段; σ 为距离阈值。类似于(12)式, 在 $(\mathbb{G}_3^{0,2})^n$ 空间上, 线段外的点 f_c 到线段 $\overline{p_1 p_2}$ 的最短距离为 $\rho_c(f, s_c)$ 。或者表达为

$$[0090] \quad \Omega_c = \{f \mid \omega_c(f, p_1, p_2) \leq \sigma, \sigma \in \mathbb{R}\} \quad (17)$$

[0091] 假设存在 M 类三轴加速度数据样本, 每一类对应着不同的跌倒方式(如前倾跌倒、后仰跌倒等), 或者躺下、坐下等非跌倒方式。每类具有 N 个样本(同一种跌倒方式进行了 N 次数据采集实验, 得到了 N 个样本), 每个样本 $y \in (\mathbb{G}_3^{1,2})_{K \times 1}$ 。则每类构成一样本集 $A_0 = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ 任意两个则构造单自由度神经元的算法如下:

[0092] 步骤 1: 计算每类跌倒或者非跌倒行为样本集 A_0 上任意两个 Clifford 几何代数域

上的跌倒数据样本 y_j, y_k 在 $(\mathbb{G}_3^{0,2})^n$ 空间上的距离 $g(y_j, y_k) = \sqrt{\sum_{i=0,2} \|\langle y_j \rangle_i - \langle y_k \rangle_i\|^2}$; 置 $(r_1, r_2) = \text{mp}(\{g_{jk} \mid j, k \in N, j \neq k\})$,

$$[0093] \quad (r_1, r_2 \in N, r_1 \neq r_2) \quad (18)$$

[0094] 其中函数 mp 返回的是矩阵 A 上距离最短两点的下标 (r_1, r_2) , 即 $g(y_{r_1}, y_{r_2}) = \min_{j,k \in N, j \neq k} \{g_{jk}\}$ 。并且构造第一个单自由度神经元 Ω_{c1} , 即

$$[0095] \quad \Omega_{c1} = \{f \mid \omega_c(f, y_{r1}, y_{r2}) \leq \sigma, \sigma \in \mathbb{R}\} \quad (19)$$

[0096] 其中阈值 σ 意义同上, 将跌倒状态样本集中已经包围在单自由度神经元 Ω_{c1} 覆盖区域内的跌倒样本去除, 得到新的训练集 $A_1 = A_0 - \Omega_{c1}$, 对点 y_{r1}, y_{r2} 重新记为 v_1, v_2 。

[0097] 步骤 2: 在 A_1 上找到距离 Ω_{c1} 最近的点, 重新记作 $v_3 \in A_1$, 即

$$[0098] \quad g^2(v_2, v_3) = \min_{y_i \in A_1} \left\{ \sum_{i=0,2} \|\langle y_i \rangle_i - \langle v_2 \rangle_i\|^2 \right\}, \quad (20)$$

[0099] 并且构造第二个单自由度神经元 Ω_{c2} , 其在空间 $(\mathbb{G}_3^{0,2})^n$ 上覆盖域即为

$$[0100] \quad \Omega_{c2} = \{f \mid \omega_c(f, v_2, v_3) \leq \sigma, \sigma \in \mathbb{R}\} \quad (21)$$

[0101] 又得到另一新的点集 $A_2 = A_1 - \Omega_{c2}$ 。

[0102] 步骤 3: 按步骤 2 的方法, 在点集 $A_q = A_{q-1} - \Omega_{cq}$ 上找到距离 Ω_{cq} 最近的点, 记作 $v_{q+2} \in A_q$, 再构造第 q 个单自由度的神经元 $\Omega_{c(q+1)}$, 其空间覆盖域为

$$[0103] \quad \Omega_{c(q+1)} = \{f \mid \omega_c(f, v_q, v_{q+1}) \leq \sigma, \sigma \in \mathbb{R}\} \quad (22)$$

[0104] 再得到新的点集 $A_{q+1} = A_q - \Omega_{c(q+1)}$ 。

[0105] 步骤 4: 继续步骤 3, 直到最后得到的跌倒数据点集 $A_{q+1} = \{\emptyset\}$, 即为空集时, 算法结

束。

[0106] 对训练完后,共 W 个单自由度的神经元 Ω_{C_r} ($r=1, 2, 3 \cdots W$),它们在空间 $(G^{0.2})^n$ 上的并集 N_{sd} 表示为

$$[0107] \quad N_{sd} = \bigcup_{r=1}^W \Omega_{C_r} \quad (23)$$

[0108] 接下去再论述基于单自由度神经元的识别算法。对于存在的 M 类老人行为样本(跌倒或者其他非跌倒行为),经训练后则共得到 M 类单自由度的神经元的并 N_{sd}^i ($i=1, 2, \cdots, M$)。对于一个待识别的老人跌倒行为样本 x_0 ,首先计算 x_0 到每类 N_{sd}^i ($i=1, 2, \cdots, M$) 的距离 $d(x_0, N_{sd}^i)$, 并且定义为

$$[0109] \quad d(x_0, N_{sd}^i) = \min_{j=1}^{w_i} \{g(x_0, \Omega_{C(i,j)})\} \quad (24)$$

[0110] 其中 Ω_{C_j} 属于第 i 类样本的第 j 个单自由度神经元, w_i 为第 i 类样本单自由度神经元个数。由(22)知,对于 M 类 N_{sd}^i ($i=1, 2, \cdots, M$),共计算得到 M 个最短距离 $d(x_0, N_{sd}^i)$ ($i=1, 2, \cdots, M$)。

[0111] 本文规定:距离老人行为样本 x_0 最近的那类样本的所属类别为 x_0 的所属类别,即

$$[0112] \quad k = \arg \min_{i=1}^M \{d(x_0, N_{sd}^i)\}, \quad (k=1, 2, \cdots, M) \quad (25)$$

[0113] argmin 表示取得最小值的函数。

[0114] 实验结果与分析

[0115] 为验证识别算法的有效性,本文对典型的,并且具有较高风险的跌倒姿态及与一些常见的人体活动姿态进行了特征提取与识别研究,其中包括“正常走”,“绊倒”,“坐下”,“后仰跌倒”,“躺下”等 5 类姿态,其中“正常走”与“躺下”属于特殊跌倒姿态。每类跌倒姿态取 10 个样本作为训练样本,再取另外 10 个样本作为独立测试样本,则共分 50 个训练样本与 50 个独立测试样本。按上述方法进行特征提取,由于采集数据的信号值较大,为了避免对运算带来不便,特征信号进行规整,共同缩小 1000 倍,并且取 $t=60$,即特征向量长度为 60。

[0116] 实验结果显示,当取阈值 $\sigma=200$ 时,共有 3 个样本被误识,其中 1 个“绊倒”姿态被误识为坐下,1 个“后仰”姿态为误识为“坐下”,1 个“坐下”的姿态为误识为“绊倒”,“正常走”与“躺下”两个姿态全部被正确识别,整体的正确识别率为 94.0%。

[0117] 进一步分析,按照本文提出的识别算法及上述选定的阈值,被误识的三个样本分别到其中“绊倒”,“后仰”,“坐下”,“躺下”4 类神经元的最近距离如图 8、图 9、图 10 所示。

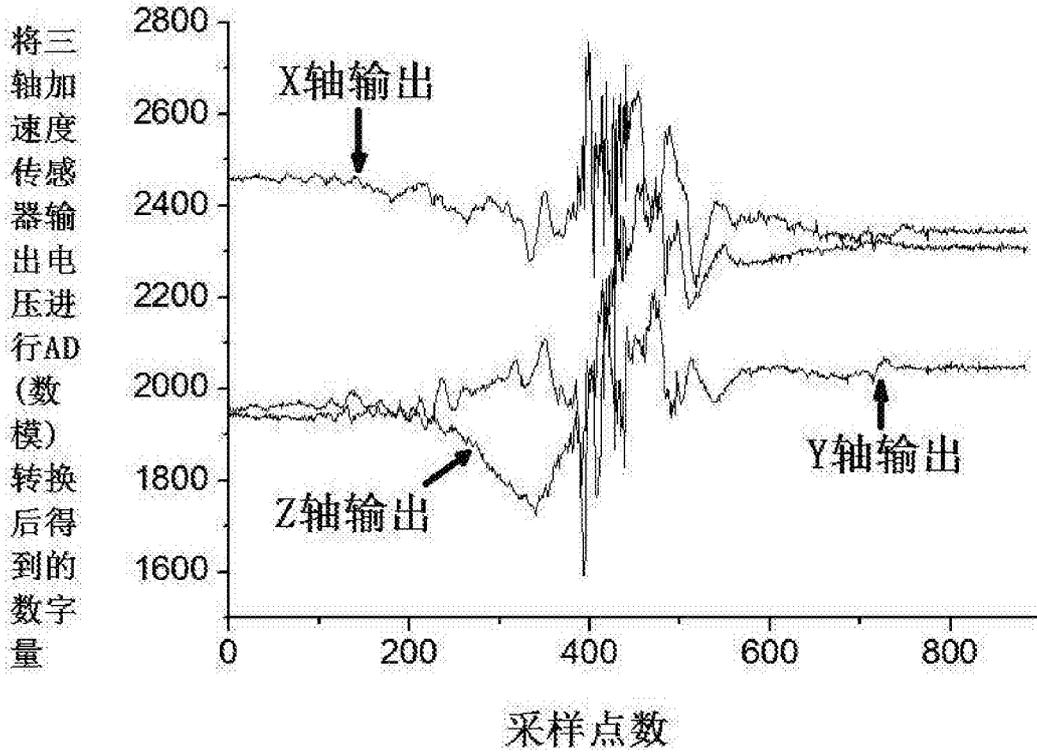


图 1

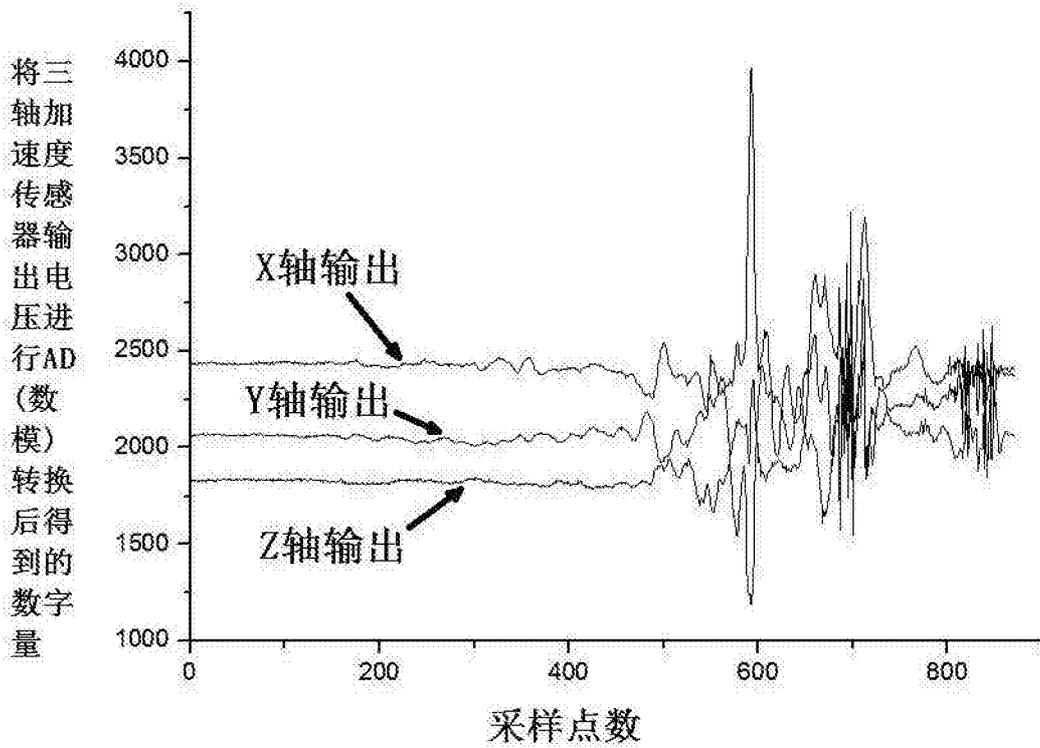


图 2

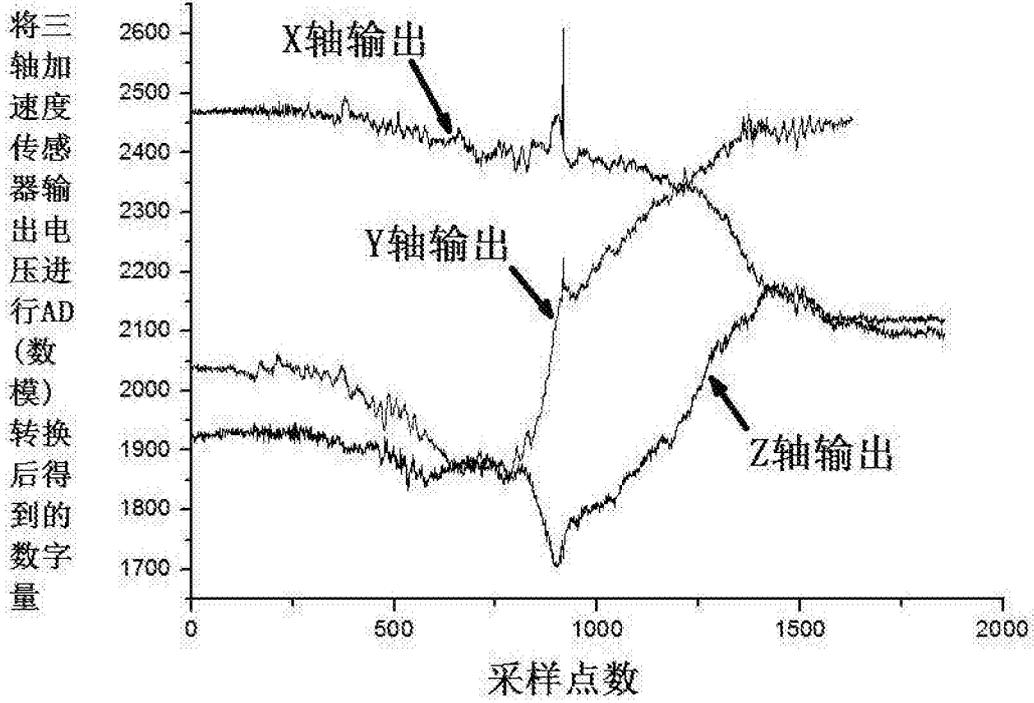


图 3

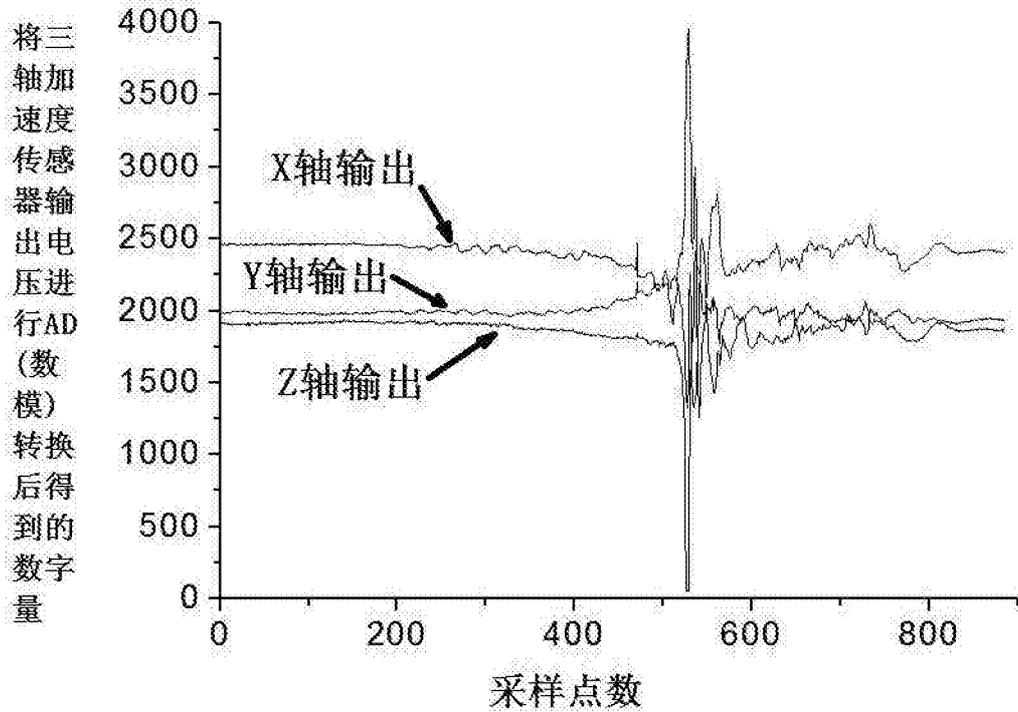


图 4

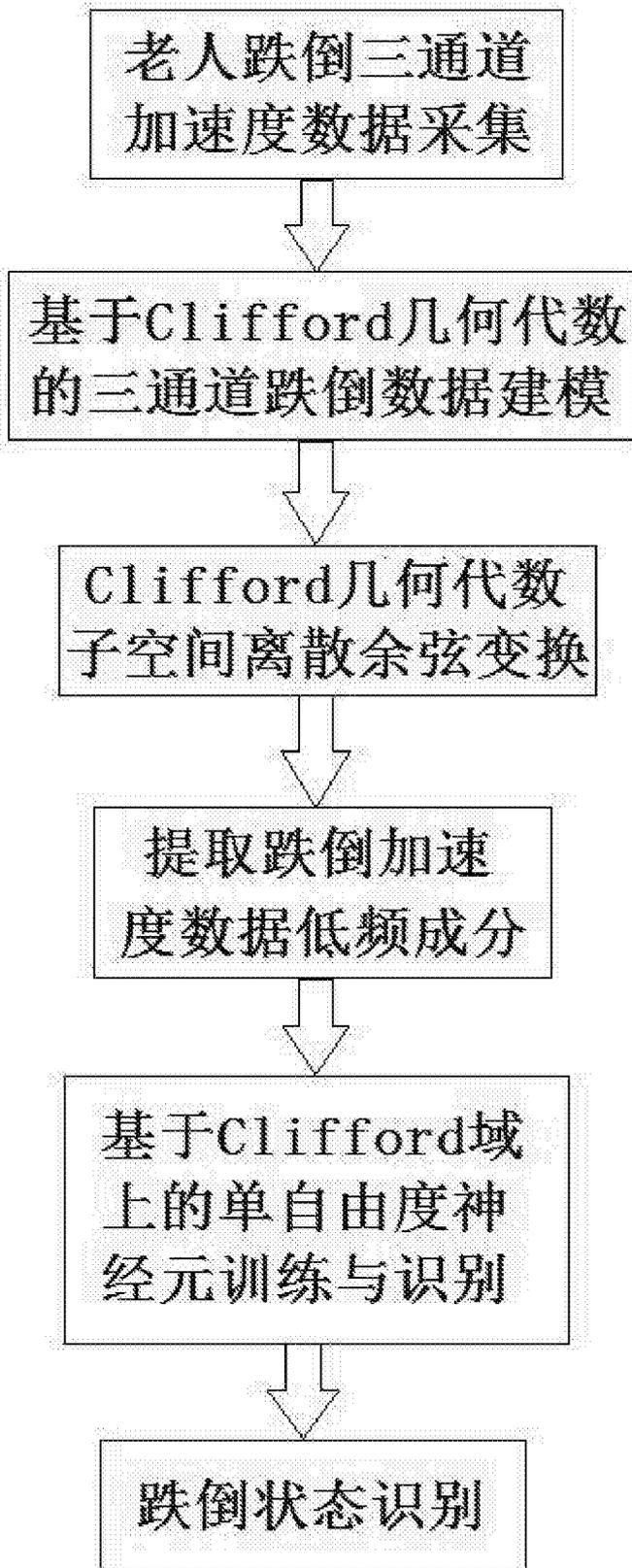


图 5

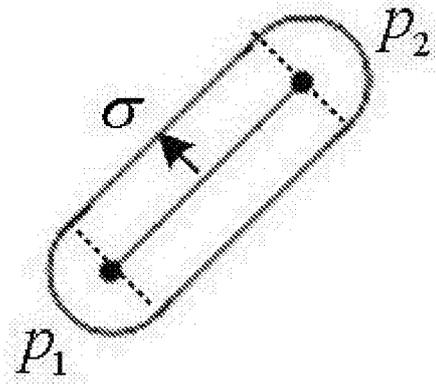


图 6

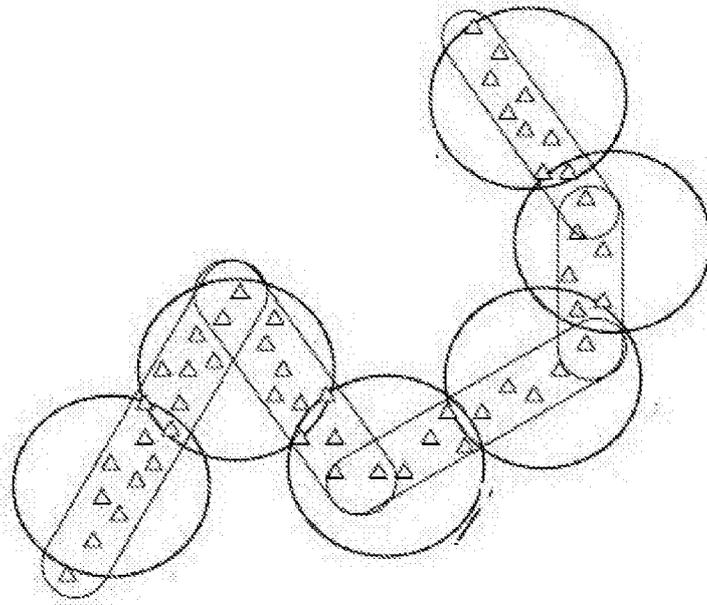


图 7

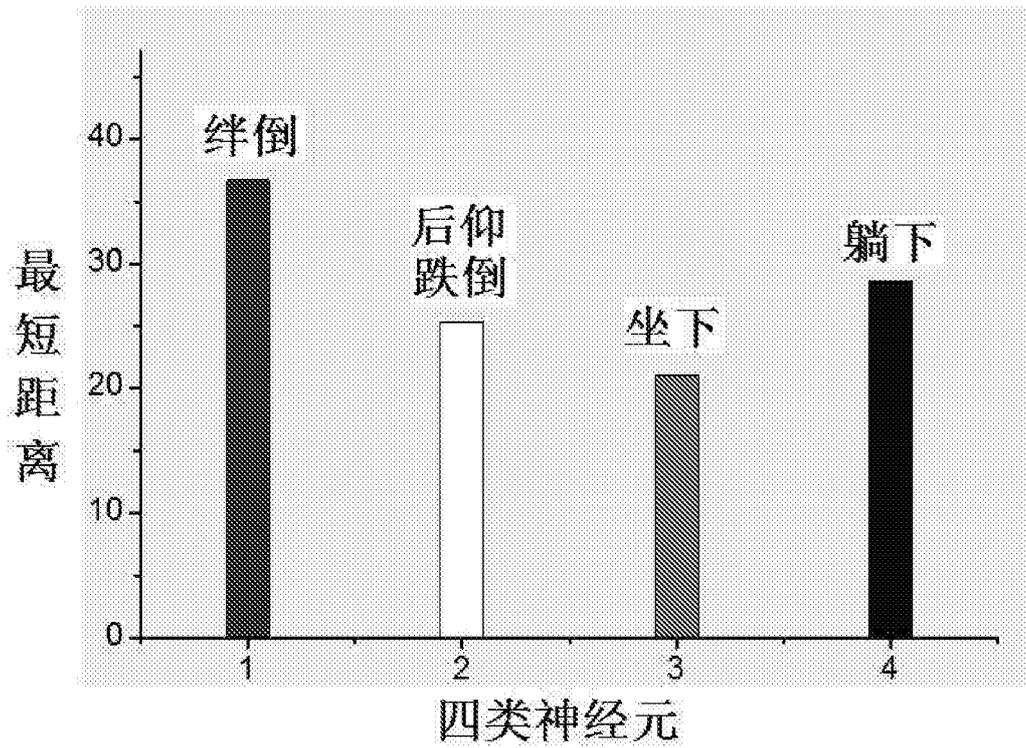


图 8

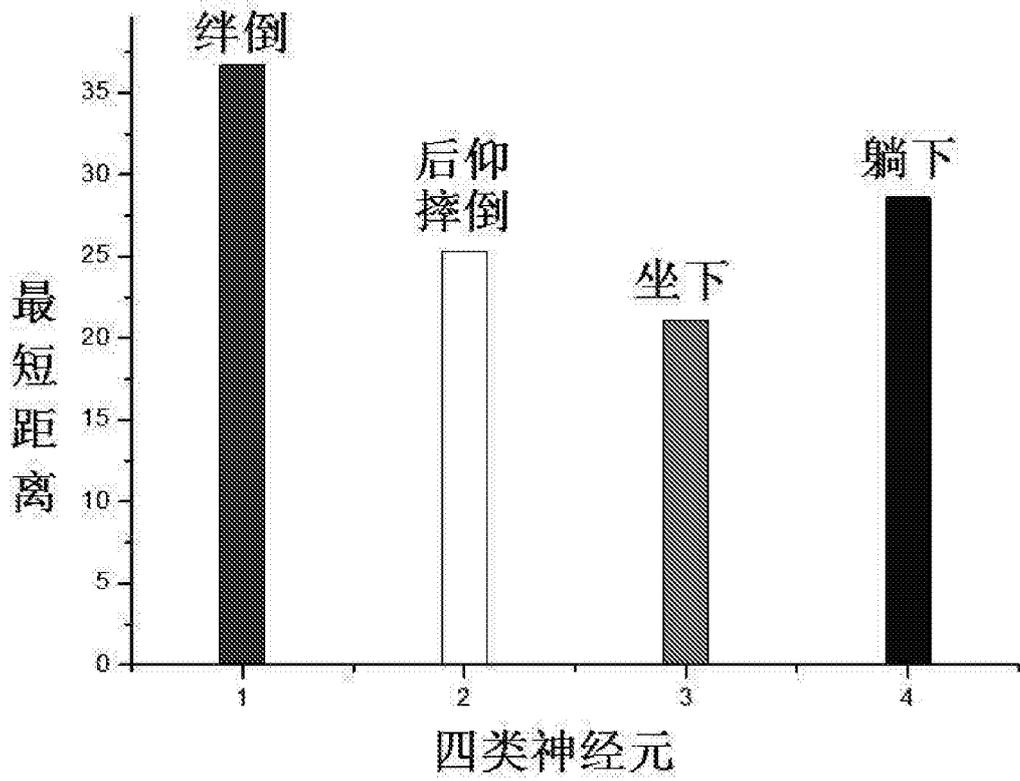


图 9

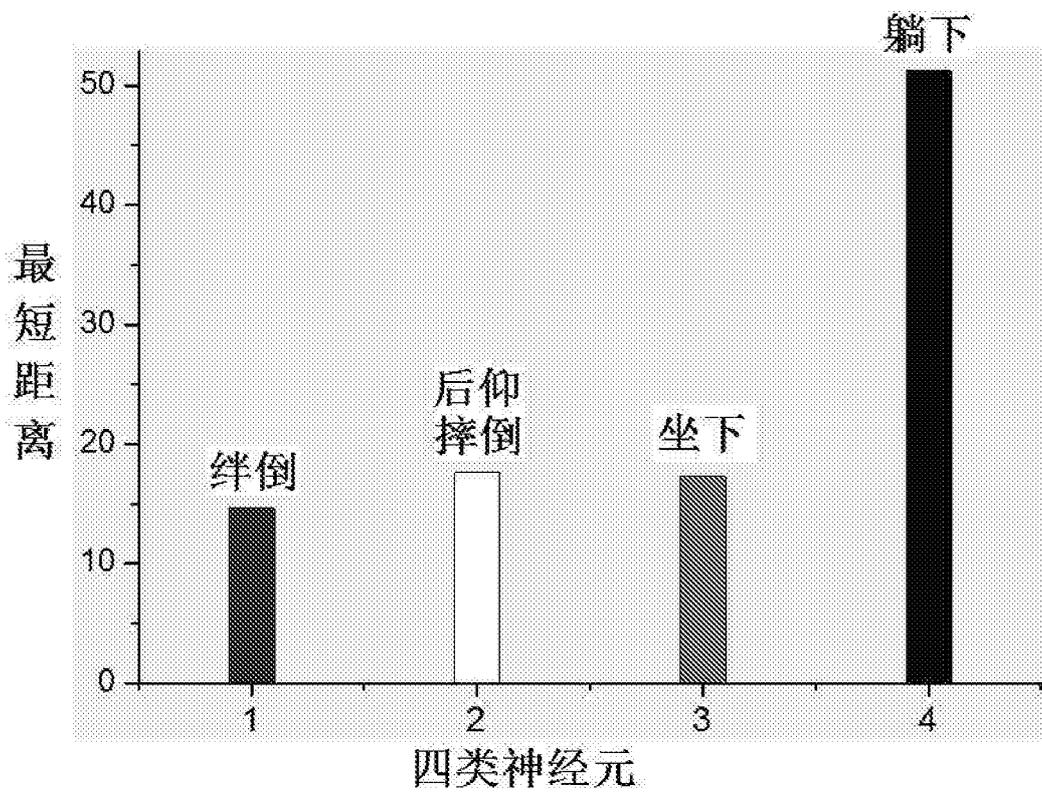


图 10