



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 101882000 A

(43) 申请公布日 2010. 11. 10

(21) 申请号 201010204587. X

(22) 申请日 2010. 06. 18

(71) 申请人 华南理工大学

地址 510640 广东省广州市天河区五山路
381 号

(72) 发明人 薛洋 金连文

(74) 专利代理机构 广州粤高专利商标代理有限公司 44102

代理人 何淑珍

(51) Int. Cl.

G06F 3/01 (2006. 01)

G06F 3/048 (2006. 01)

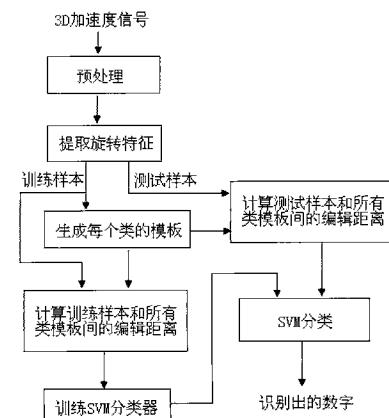
权利要求书 2 页 说明书 6 页 附图 1 页

(54) 发明名称

一种基于加速度传感器的手势识别方法

(57) 摘要

本发明提供了一种基于加速度传感器的手势识别方法，包括如下步骤：1) 提取用户在三维空间书写的的所有样本的旋转特征码；2) 生成每个类的模板；3) 生成训练样本集；4) 生成测试样本集；5) 支持向量机分类。本发明从三轴加速度信号中提取了一种新颖的旋转特征，这种旋转特征能有效地表示书写时手势运动的顺时针旋转和逆时针旋转的变化过程。并提出了基于该旋转特征的三维空间书写数字识别方法的完整框架，该方法通过计算归一化编辑距离来解决旋转特征长度不一致的问题，从而对基于加速度传感器的三维书写字符进行有效识别。



1. 一种基于加速度传感器的手势识别方法,其特征在于包括如下步骤:

- 1)、提取用户在三维空间书写的的所有样本的旋转特征码;
- 2)、生成每个类的模板

从总样本中随机选取 k 个样本作为训练样本,将训练样本中相同类别的样本放在一起,在每个类别中,分别计算每个样本和该类别内其他样本的旋转特征码间的编辑距离之和,然后将样本按编辑距离之和从小到大排列后作为每个类别的类模板;

- 3)、生成训练样本集

计算每个训练样本和所有类模板的旋转特征码间的编辑距离,作为该样本的特征,则 k 个训练样本能够得到一个 $k \times k$ 的训练特征矩阵:

$$D_{NE_Train} = \begin{bmatrix} d_{NE_Train}^{11} & d_{NE_Train}^{12} & \cdots & d_{NE_Train}^{1 \times k} \\ d_{NE_Train}^{21} & d_{NE_Train}^{22} & \cdots & d_{NE_Train}^{2 \times k} \\ \vdots & & d_{NE_Train}^{ij} & \vdots \\ d_{NE_Train}^{k1} & d_{NE_Train}^{k2} & \cdots & d_{NE_Train}^{k \times k} \end{bmatrix}_{k \times k}$$

其中, $d_{NE_Train}^{ij}$ 是第 i 个训练样本和第 j 个类模板间的距离, $i = 1, 2, \dots, k$, $j = 1, 2, \dots, k$, k 是所有类的类模板数;

- 4)、生成测试样本集

对每个测试样本,计算它和所有类模板的旋转特征码间的编辑距离,作为该测试样本的特征,1 个测试样本就能够得到一个 $1 \times k$ 的测试特征矩阵:

$$D_{NE_Test} = \begin{bmatrix} d_{NE_Test}^{11} & d_{NE_Test}^{12} & \cdots & d_{NE_Test}^{1 \times k} \\ d_{NE_Test}^{21} & d_{NE_Test}^{22} & \cdots & d_{NE_Test}^{2 \times k} \\ \vdots & & d_{NE_Test}^{ij} & \vdots \\ d_{NE_Test}^{l1} & d_{NE_Test}^{l2} & \cdots & d_{NE_Test}^{l \times k} \end{bmatrix}_{l \times k}$$

其中, $d_{NE_Test}^{ij}$ 是第 i 个测试样本和第 j 个类模板间的距离, $i = 1, 2, \dots, l$, $j = 1, 2, \dots, k$, l 是测试样本的个数, k 是所有类的类模板数;

- 5)、支持向量机分类

用步骤 3) 所生成的训练样本集训练支持向量机分类器,然后用支持向量机分类器识别出每个测试样本书写的数字。

2. 根据权利要求 1 所述的基于加速度传感器的手势识别方法,其特征在于所述步骤 1) 通过将用户在三维空间书写所产生的三轴加速度信号分别投影到 y-z, z-x, 和 x-y 平面,得到三个二维矢量 $A_{yz}(t)$, $A_{zx}(t)$, 和 $A_{xy}(t)$, 然后分别提取 y-z, z-x, 和 x-y 平面的旋转特征 $RF_{yz}(i)$, $RF_{zx}(i)$ 和 $RF_{xy}(i)$, 再分别对提取到的旋转特征 $RF_{yz}(i)$, $RF_{zx}(i)$ 和 $RF_{xy}(i)$ 进行编码得到旋转特征码 C_{yz} , C_{zx} 和 C_{xy} 。

3. 根据权利要求 1 所述的基于加速度传感器的手势识别方法,其特征在于所述步骤 2) 至 4) 所计算的编辑距离如下:

令符号序列 $C_{yz}^i = c_1^i c_2^i \cdots c_n^i$ 为第 i 个样本的 C_{yz} 编码, $c_n^i \in \{0, 1, 2, 3\}$, $C_{yz}^j = c_1^j c_2^j \cdots c_m^j$ 为第 j 个样本的 C_{yz} 编码, $c_m^j \in \{0, 1, 2, 3\}$, 再令 $E = \{e_s, e_i, e_d\}$ 分别表示序列 C_{yz}^i 变换为 C_{yz}^j 时替换、插

入和删除一个符号的代价，则 C_{yz}^i 和 C_{yz}^j 的编辑距离递归地表示为：

$$d_{Eyz}(C_{yz}^i, C_{yz}^j) = \min \begin{cases} E_s(c_n^i, c_m^j) + d_{Eyz}(Head(C_{yz}^i), Head(C_{yz}^j)) \\ E_i(\varepsilon, c_m^j) + d_{Eyz}(C_{yz}^i, Head(C_{yz}^j)) \\ E_d(c_n^i, \varepsilon) + d_{Eyz}(Head(C_{yz}^i), C_{yz}^j) \end{cases}$$

其中， $Head(C_{yz}^i) = c_1^i c_2^i \cdots c_{n-1}^i$ ， $Head(C_{yz}^j) = c_1^j c_2^j \cdots c_{m-1}^j$ ， $E_s(c_n^i, c_m^j) = e_s$ ， $E_d(c_n^i, \varepsilon) = e_d$ ，

$$E_s(c_n^i, c_m^j) = \begin{cases} e_s, & \text{if } c_n^i \neq c_m^j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

相应地计算出 C_{zx} 和 C_{xy} 的编辑距离。

4. 根据权利要求1所述的基于加速度传感器的手势识别方法，其特征在于所述步骤1)提取旋转特征码之前还包括预处理操作，具体为对于采集到的三维加速度信号首先通过减去均值去除重力加速度的影响，然后进行幅度归一化处理，接着对其进行高斯滤波，滤除加速度信号中包含的测量时的噪声及由于手腕抖动产生的噪声。

一种基于加速度传感器的手势识别方法

技术领域

[0001] 本发明属于模式识别与人工智能技术领域,特别是涉及一种用于基于加速度传感器的三维空间书写识别的手势识别方法。

技术背景

[0002] 基于加速度传感器的人运动识别是近年来计算机领域中新兴起的研究前沿方向之一,即将加速度传感器穿戴在用户身上或将它集成在手机或 PDA 等手持设备上,通过分析人运动时所产生的加速度信号来进行检测、识别用户的运动状态并对其进行理解和描述,它属于穿戴式计算 (Wearable Computing) 和普适计算 (Ubiquitous Computing) 的重要研究内容之一。

[0003] 目前,基于加速度传感器的人运动识别主要包括人运动状态识别和人手势识别两方面。运动状态识别主要是识别人在日常生活中走路、跑步、坐着、站立等基本动作;而手势识别主要是识别一些简单的电话手势、自定义的用于控制设备的简单手势、阿拉伯数字 0~9。基于加速度传感器的人运动识别的关键在于特征提取,许多研究人员都从加速度信号中提取了有效的特征用于识别人的运动状态和手势,综合起来可以把这些特征分成两类:时域特征和频域特征。常用的时域特征主要有:均值、方差或标准差、两轴之间的相关系数、加速度信号的峰值和谷值等等;常用的频域特征有 FFT 系数等。

[0004] 在基于加速度传感器的人手势识别中,识别在三维空间书写的阿拉伯数字 0~9 受到一些研究人员的重视,因为基于三轴加速度传感器的三维空间书写不同于传统的二维平面书写,用户只需要手握嵌入三轴加速度传感器的书写设备在空中自由书写,它既不受某个特定的书写平面的限制(如手写板、触摸屏),也不需要任何外挂设备(如摄像头),提供了一种全新的数字笔实现方式,因而具有很好的应用研究价值。

发明内容

[0005] 本发明的目的在于提供一种方便有效的基于加速度传感器的手势识别方法。

[0006] 为了实现上述发明目的,采用的技术方案如下:

[0007] 一种基于加速度传感器的手势识别方法,包括如下步骤:

[0008] 1)、提取用户在三维空间书写的所有的样本的旋转特征码;

[0009] 2)、生成每个类的模板

[0010] 从总样本中随机选取 k 个样本作为训练样本,将训练样本中相同类别的样本放在一起,在每个类别中,分别计算每个样本和该类别内其他样本的旋转特征码间的编辑距离之和,然后将样本按编辑距离之和从小到大排列后作为每个类别的类模板;

[0011] 3)、生成训练样本集

[0012] 计算每个训练样本和所有类模板的旋转特征码间的编辑距离,作为该样本的特征,则 k 个训练样本能够得到一个 $k \times k$ 的训练特征矩阵:

$$[0013] D_{NE_Train} = \begin{bmatrix} d_{NE_Train}^{11} & d_{NE_Train}^{12} & \cdots & d_{NE_Train}^{1\times k} \\ d_{NE_Train}^{21} & d_{NE_Train}^{22} & \cdots & d_{NE_Train}^{2\times k} \\ \vdots & & d_{NE_Train}^{ij} & \vdots \\ d_{NE_Train}^{k1} & d_{NE_Train}^{k2} & \cdots & d_{NE_Train}^{k\times k} \end{bmatrix}_{k\times k}$$

[0014] 其中, $d_{NE_Train}^{ij}$ 是第 i 个训练样本和第 j 个类模板间的距离, $i = 1, 2, \dots, k$, $j = 1, 2, \dots, l$, l 是所有类的类模板数;

[0015] 4)、生成测试样本集

[0016] 对每个测试样本, 计算它和所有类模板的旋转特征码间的编辑距离, 作为该测试样本的特征, 1 个测试样本就能够得到一个 $l \times k$ 的测试特征矩阵:

$$[0017] D_{NE_Test} = \begin{bmatrix} d_{NE_Test}^{11} & d_{NE_Test}^{12} & \cdots & d_{NE_Test}^{1\times k} \\ d_{NE_Test}^{21} & d_{NE_Test}^{22} & \cdots & d_{NE_Test}^{2\times k} \\ \vdots & & d_{NE_Test}^{ij} & \vdots \\ d_{NE_Test}^{l1} & d_{NE_Test}^{l2} & \cdots & d_{NE_Test}^{l\times k} \end{bmatrix}_{l\times k}$$

[0018] 其中, $d_{NE_Test}^{ij}$ 是第 i 个测试样本和第 j 个类模板间的距离, $i = 1, 2, \dots, l$, $j = 1, 2, \dots, k$, l 是测试样本的个数, k 是所有类的类模板数;

[0019] 5)、支持向量机分类

[0020] 用步骤 3) 所生成的训练样本集训练支持向量机分类器, 然后用支持向量机分类器识别出每个测试样本书写的数字。

[0021] 本发明从三轴加速度信号中提取了一种新颖的旋转特征, 这种旋转特征能有效地表示书写时手势运动的顺时针旋转和逆时针旋转的变化过程。并提出了基于该旋转特征的三维空间书写数字识别方法的完整框架, 该方法通过计算归一化编辑距离来解决旋转特征长度不一致的问题, 从而对基于加速度传感器的三维书写字符进行有效识别。

附图说明

[0022] 图 1 是本发明的流程图;

[0023] 图 2 是本发明的基于 y-z 平面提取的旋转特征;

[0024] 图 3 是本发明的对加速度的方向变化的编码图。

具体实施方式

[0025] 下面结合附图对本发明做进一步的说明。

[0026] 实施本发明所用的输入设备是嵌入三轴加速度传感器的装置。基于旋转特征的三维空间书写识别算法的系统流程图如附图 1 所示, 具体步骤包括:

[0027] 1、预处理

[0028] 对于采集到的三维加速度信号首先通过减去均值去除重力加速度的影响, 然后进行幅度归一化处理, 接着对其进行高斯滤波, 滤除加速度信号中包含的测量时的噪声及由于手腕抖动产生的噪声。

[0029] 2、提取旋转特征码

[0030] 基于加速度传感器的三维空间书写不同于传统的二维平面书写,它采集不到书写者的书写轨迹,只能获得由三轴加速度传感器测得的三个轴向的加速度信号。如何利用这三个轴向的加速度信号来识别出书写者写的是什么,特征提取是关键。

[0031] 三轴加速度传感器能同时测量手势运动时产生的相互正交的三个轴向的加速度,分别用 $a_x(t)$, $a_y(t)$, $a_z(t)$ 表示 x 轴、y 轴和 z 轴的加速度信号。

[0032] 记 $A(t) = [a_x(t), a_y(t), a_z(t)]$ 是某个手势运动时产生的一个三轴加速度信号,信号的长度记为 S。定义

$$[0033] B(t) = A(t) \times A(t+1) \quad (1)$$

[0034] 则 $B(t)$ 也是一个矢量,且 $B(t)$ 的方向只有两种情况,一种是垂直于 $A(t)$ 和 $A(t+1)$ 的平面向上,另一种是垂直于 $A(t)$ 和 $A(t+1)$ 平面向下。当 $B(t)$ 的方向垂直于 $A(t)$ 和 $A(t+1)$ 的平面向上时,加速度信号 $A(t)$ 从 t 到 $t+1$ 时刻逆时针旋转;当 $B(t)$ 的方向垂直于 $A(t)$ 和 $A(t+1)$ 的平面向下时,加速度信号 $A(t)$ 从 t 到 $t+1$ 时刻顺时针旋转。

[0035] 当 t 从 0 变化到 $S-1$ 时刻加速度信号就会产生一系列的顺时针和逆时针旋转,即书写每个字符时,加速度信号都会产生一系列的顺时针和逆时针旋转变化。本发明提出的旋转特征正是记录三维空间书写时加速度信号产生顺时针旋转和逆时针旋转的变化过程。

[0036] 对于一个三维空间书写时产生的三轴加速度信号 $A(t)$,分别从三维空间中下述三个投影平面提取旋转特征:

$$[0037] A_{yz}(t) = [a_y(t), a_z(t)]$$

$$[0038] A_{zx}(t) = [a_z(t), a_x(t)] \quad (2)$$

$$[0039] A_{xy}(t) = [a_x(t), a_y(t)]$$

[0040] 式 (2) 中,二维矢量 $A_{yz}(t)$, $A_{zx}(t)$, 和 $A_{xy}(t)$ 分别是三轴加速度信号 $A(t)$ 在 y-z, z-x, 和 x-y 平面的投影。

[0041] 以 $A_{yz}(t)$ 为例来说明提取的旋转特征,根据式 (1) 可以做如下定义:

$$[0042] B_{yz}(t) = A_{yz}(t) \times A_{yz}(t+1) \quad (3)$$

[0043] 则 $B_{yz}(t)$ 的方向垂直于 $A_{yz}(t)$ 和 $A_{yz}(t+1)$ 平面向上时加速度 $A_{yz}(t)$ 逆时针旋转; $B_{yz}(t)$ 的方向垂直于 $A_{yz}(t)$ 和 $A_{yz}(t+1)$ 平面向下时加速度 $A_{yz}(t)$ 顺时针旋转。如果把每个时刻的顺时针和逆时针旋转都记录下来,通过观察会发现:在某个时间段内,加速度信号一直在做顺时针(或逆时针)旋转。所以没必要把这个时间段内的每个时刻点都取为旋转特征。记第 i 个旋转特征为 $RF_{yz}(i)$, $i > 1$ 。则旋转特征 $RF_{yz}(i)$ 的提取满足如下原则:

$$[0044] RF_{yz}(1) = A_{yz}(0)$$

[0045] $RF_{yz}(i) = A_{yz}(t+1)$, 当 $B_{yz}(t)$ 和 $B_{yz}(t-1)$ 的方向相同,但

[0046] $A_{yz}(t+1)$ 和 $A_{yz}(t)$ 不在同一象限;或

[0047] 当 $B_{yz}(t)$ 和 $B_{yz}(t-1)$ 的方向相反时

[0048] $RF_{yz}(i)$ 是一个由 $a_y(t)$ 和 $a_z(t)$ 确定的矢量。由于旋转是由矢量的方向决定的,所以在用 $a_y(t)$ 和 $a_z(t)$ 表示提取的旋转特征 $RF_{yz}(i)$ 时,将矢量的大小取为相等。附图 2 是对 6 个人书写数字 8 时产生的三轴加速度信号基于 y-z 平面提取的旋转特征点 $RF_{yz}(i)$,并把它们用 y 轴和 z 轴的加速度 $[a_y(t), a_z(t)]$ 表示出来。图中垂直方向的轴表示 $a_y(t)$,水平方向的轴表示 $a_z(t)$,箭头指向是各个轴的加速度方向。

[0049] 为了方便进行数字运算,规定了如附图 3 所示的加速度方向变化的编码规则。对

附图 2 提取的旋转特征 RF_{yz} (i) 进行编码得到旋转特征码 C_{yz} , 同样, 可以对 $A_{zx}(t)$ 和 $A_{xy}(t)$ 提取旋转特征点并进行上述编码, 得到旋转特征码 C_{zx} 和 C_{xy} 。一个三轴加速度信号的旋转特征码表示为 $C = \{C_{yz}, C_{zx}, C_{xy}\}$, C_{yz} , C_{zx} 和 C_{xy} 分别是对 $A_{yz}(t)$, $A_{zx}(t)$, 和 $A_{xy}(t)$ 的加速度变化顺序的编码。

[0050] 3、生成每个类的模板

[0051] 从总样本中随机选取 k 个样本作为训练样本, 将训练样本中相同类别的样本放在一起, 在每个类别中, 分别计算每个样本和类内其他样本的旋转特征码间的编辑距离之和, 然后将样本按编辑距离之和从小到大排列后作为每个类的类模板。

[0052] 4、生成训练样本集

[0053] 计算每个训练样本和所有类模板的旋转特征码间的编辑距离, 作为该样本的特征。则对 k 个训练样本可以得到一个 $k \times k$ 的训练特征矩阵:

$$[0054] D_{NE_Train} = \begin{bmatrix} d_{NE_Train}^{11} & d_{NE_Train}^{12} & \cdots & d_{NE_Train}^{1 \times k} \\ d_{NE_Train}^{21} & d_{NE_Train}^{22} & \cdots & d_{NE_Train}^{2 \times k} \\ \vdots & & d_{NE_Train}^{ij} & \vdots \\ d_{NE_Train}^{k1} & d_{NE_Train}^{k2} & \cdots & d_{NE_Train}^{k \times k} \end{bmatrix}_{k \times k} \quad (12)$$

[0055] 其中, $d_{NE_Train}^{ij}$ 是第 i 个训练样本和第 j 个类模板间的距离, $i = 1, 2, \dots, k$, $j = 1, 2, \dots, k$, k 是所有类的类模板数。

[0056] 5、生成测试样本集

[0057] 对每个测试样本, 计算它和所有类模板的旋转特征码间的编辑距离, 作为该测试样本的特征。对 1 个测试样本就可以得到一个 $1 \times k$ 的测试特征矩阵:

$$[0058] D_{NE_Test} = \begin{bmatrix} d_{NE_Test}^{11} & d_{NE_Test}^{12} & \cdots & d_{NE_Test}^{1 \times k} \\ d_{NE_Test}^{21} & d_{NE_Test}^{22} & \cdots & d_{NE_Test}^{2 \times k} \\ \vdots & & d_{NE_Test}^{ij} & \vdots \\ d_{NE_Test}^{l1} & d_{NE_Test}^{l2} & \cdots & d_{NE_Test}^{l \times k} \end{bmatrix}_{l \times k} \quad (13)$$

[0059] 其中, $d_{NE_Test}^{ij}$ 是第 i 个测试样本和第 j 个类模板间的距离, $i = 1, 2, \dots, l$, $j = 1, 2, \dots, k$, l 是测试样本的个数, k 是所有类的类模板数。

[0060] 上述第 3、4、5 步骤所采用的编辑距离计算具体如下:

[0061] 由于不同样本的旋转特征码的长度不一致, 无法直接计算它们之间的差异, 采用编辑距离来度量不同样本的旋转特征码间的差异。

[0062] 设符号序列 $C_{yz}^i = c_1^i c_2^i \cdots c_n^i$ 为第 i 个样本的 C_{yz} 编码, $c_n^i \in \{0, 1, 2, 3\}$; $C_{yz}^j = c_1^j c_2^j \cdots c_m^j$ 为第 j 个样本的 C_{yz} 编码, $c_m^j \in \{0, 1, 2, 3\}$ 。 $E = \{e_s, e_i, e_d\}$ 分别表示序列 C_{yz}^i 变换为 C_{yz}^j 时替换、插入和删除一个符号的代价, 则 C_{yz}^i 和 C_{yz}^j 的编辑距离递归地表示为:

$$[0063] d_{Eyz}(C_{yz}^i, C_{yz}^j) = \min \begin{cases} E_s(c_n^i, c_m^j) + d_{Eyz}(Head(C_{yz}^i), Head(C_{yz}^j)) \\ E_i(\varepsilon, c_m^j) + d_{Eyz}(C_{yz}^i, Head(C_{yz}^j)) \\ E_d(c_n^i, \varepsilon) + d_{Eyz}(Head(C_{yz}^i), C_{yz}^j) \end{cases} \quad (4)$$

[0064] 其 中 , $Head(C_{yz}^i) = c_1^i c_2^i \cdots c_{n-1}^i$, $Head(C_{yz}^j) = c_1^j c_2^j \cdots c_{m-1}^j$, $E_i(\varepsilon, c_m^j) = e_i$, $E_d(c_n^i, \varepsilon) = e_d$, $E_s(c_n^i, c_m^j) = \begin{cases} e_s, & \text{if } c_n^i \neq c_m^j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$ 。在这里, 替换、插入和删除符号的代价与符号的具体取值及其在序列中的位置无关, 一般情况下, 可取替换、插入和删除符号的代价为 1, 即 $e_s = e_i = e_d = 1$ 。

[0065] 由于编辑距离度量的是 2 个序列之间差异的绝对值, 在分析长度变化范围较大的序列时, 容易使长序列之间的编辑距离远大于短序列之间的距离。这显然是不合适的, 因此需要对其进行归一化。上述符号序列 C_{yz}^i 和 C_{yz}^j 的归一化编辑距离表示为 :

$$[0066] d_{NEyz}(C_{yz}^i, C_{yz}^j) = \frac{d_{Eyz}(C_{yz}^i, C_{yz}^j)}{\max\{|C_{yz}^i|, |C_{yz}^j|\}} \quad (5)$$

[0067] 其中, $|C_{yz}^i|, |C_{yz}^j|$ 分别表示序列 C_{yz}^i 和 C_{yz}^j 的长度。

[0068] 所以, 第 i 个样本和第 j 个样本的旋转特征码间的距离可表示为 :

$$[0069] d_{NE}^{ij} = \sqrt{[d_{NEyz}(C_{yz}^i, C_{yz}^j)]^2 + [d_{NEzx}(C_{zx}^i, C_{zx}^j)]^2 + [d_{NExy}(C_{xy}^i, C_{xy}^j)]^2} \quad (6)$$

[0070] 其中, $d_{NEzx}(C_{zx}^i, C_{zx}^j)$ 和 $d_{NExy}(C_{xy}^i, C_{xy}^j)$ 分别是第 i 个样本和第 j 个样本的 C_{zx} 编码和 C_{xy} 编码的编辑距离。

[0071] 6、支持向量机 (SVM) 分类

[0072] 用上面生成的训练样本集训练 SVM 分类器, 然后用 SVM 分类器识别出每个测试样本书写的数字。

[0073] 本发明的优异性能通过大样本的实验得到了证实。下面描述采用本发明所述的特征提取方法, 对大量三维空间书写数字样本进行相关实验的结果。

[0074] 由于基于加速度传感器的三维空间书写数字识别是一个新兴发展起来的识别技术, 目前还没有一个公共的数据库。本实施例设计了基于三轴加速度传感器的加速度信号采集器, 采集了 60 个人的数据, 每个采集者单手握着加速度信号采集器在三维空间自由书写数字 0 到 9, 每个采集者书写三遍, 共采集到 180 套数据。每个类随机选取 144 套样本 (占每类总样本数的 80%) 进行训练, 总训练样本数为 1440, 余下的 36 套样本用于测试, 总的测试样本数目为 360。

[0075] 在实验中将本发明提出的旋转特征与峰值谷值特征、时域原始特征及传统的频域 FFT 特征的性能做了比较。对每个特征, 进行了三次实验, 然后取平均值。

[0076] 表 1 给出了每个类别基于四种特征提取方法的识别率。

[0077] 表 1 四种不同特征对 10 个空中手写数字的识别率的比较

[0078]

识别率

类别	时域原始特征	峰值谷值特征	FFT 特征	本发明的旋转特征
0	57.41%	60.19%	62.96%	73.15%
1	70.37%	82.41%	88.89%	85.16%
2	51.85%	64.82%	63.89%	74.07%
3	68.52%	69.44%	87.96%	96.3%
4	55.56%	70.37%	83.33%	81.48%
5	55.56%	72.22%	92.59%	92.59%
6	55.56%	70.37%	68.52%	77.78%
7	59.26%	72.22%	79.63%	76.85%
8	46.30%	65.74%	78.70%	81.48%
9	74.07%	67.59%	76.85%	76.85%
平均	59.45%	69.54%	78.33%	81.57%

[0079] 由表 1 中可以看到,采用本发明提出的旋转特征,其识别率明显高于时域原始特征、峰值谷值特征、及 FFT 特征。而且,对于每个类别,基于旋转特征的识别率都是较高的,实验结果表明由本发明所述的方法获得的旋转特征在识别性能方面的有效性。

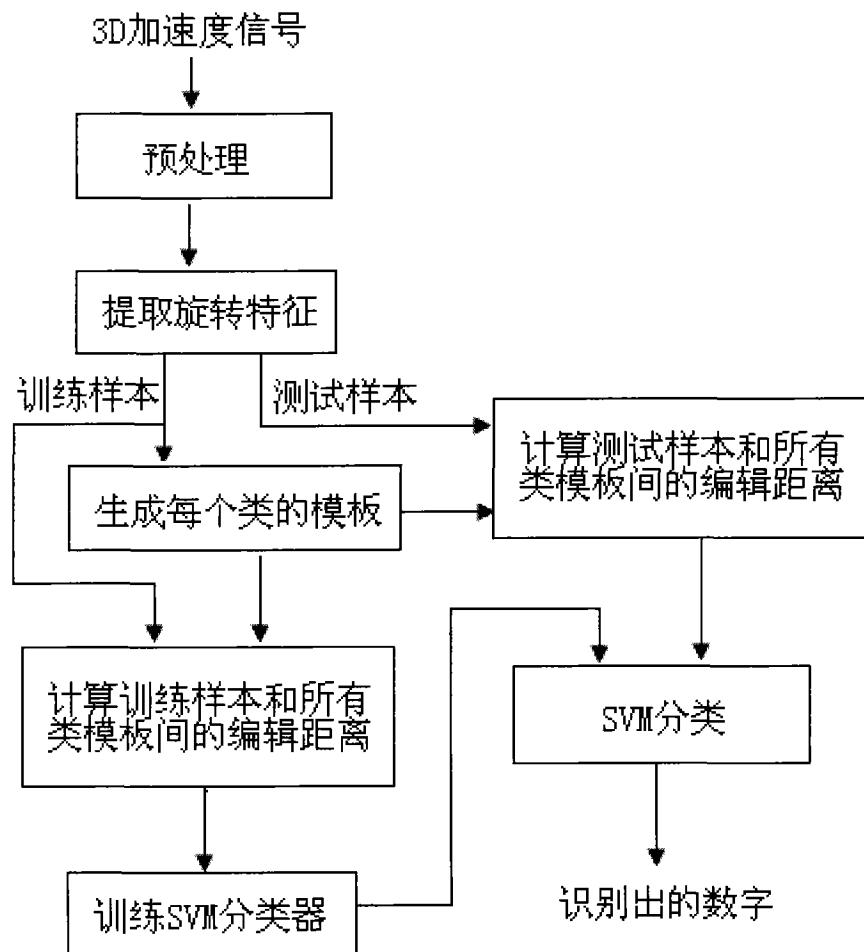


图 1

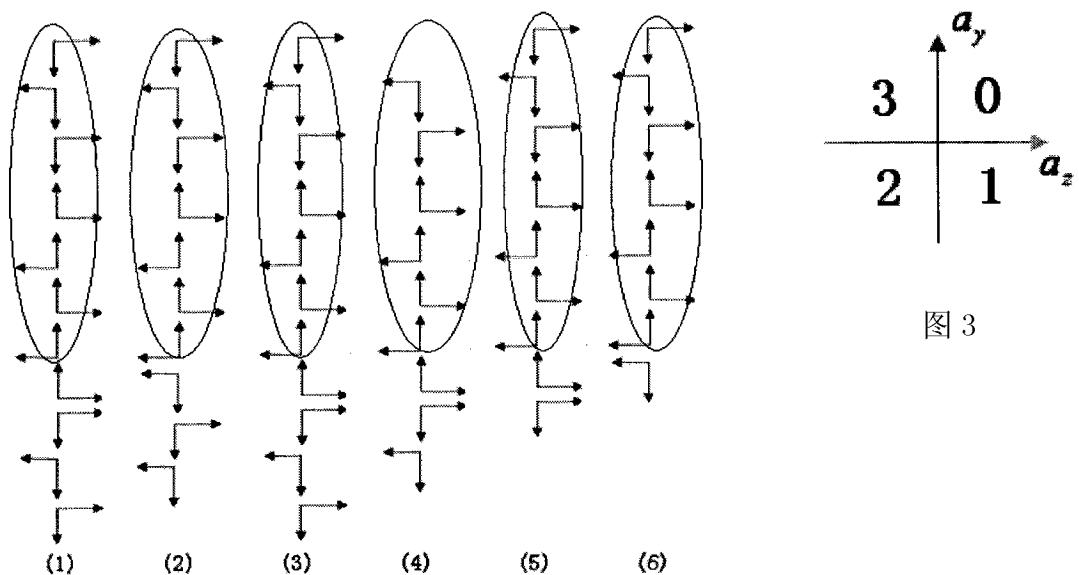


图 3

图 2