



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 106250836 B

(45)授权公告日 2018.09.14

(21)申请号 201610598570.4

审查员 何诚

(22)申请日 2016.07.26

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 106250836 A

(43)申请公布日 2016.12.21

(73)专利权人 山东师范大学
地址 250014 山东省济南市历下区文化东路88号

(72)发明人 张化祥 董晓 王强

(74)专利代理机构 济南圣达知识产权代理有限公司 37221

代理人 黄海丽

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

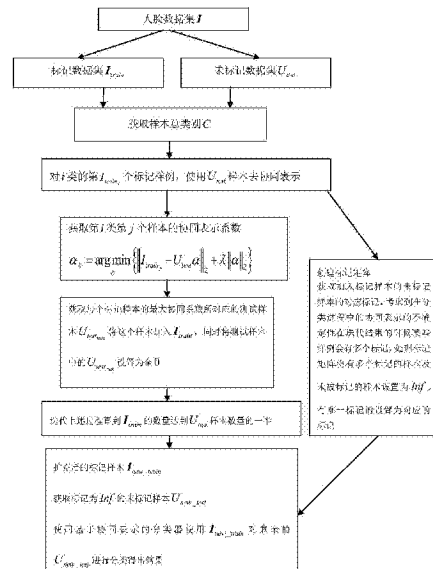
权利要求书2页 说明书6页 附图2页

(54)发明名称

一种小样本条件下的两阶段人脸图像分类方法及系统

(57)摘要

本发明公开了一种小样本条件下的两阶段人脸图像分类方法及系统,其中方法包括:样本扩充阶段,通过半监督的方式使人脸图像未标记样本对标记样本进行协同表示,获得协同表示系数;获取最大协同表示系数所对应的未标记样本;将最大协同表示系数所对应的未标记样本加入到标记子集中,对标记样本进行扩充,把扩充后的标记子集作为训练样本;同时将剩余的未标记样本作为新的未标记样本;人脸图像分类阶段,基于协同表示分类器使用扩充后的标记子集对样本扩充阶段得到的新的未标记样本进行分类,并得出最终的分类结果。本发明提高了监督分类方法的正确率,同时充分利用未标记样本的判定信息,使用样本扩充方式将半监督学习问题转化为监督学习问题。



CN 106250836 B

1. 一种小样本条件下的两阶段人脸图像分类方法,其特征是,步骤如下:

样本扩充阶段,通过半监督的方式使人脸图像未标记样本对标记样本进行协同表示,获得协同表示系数;获取最大协同表示系数所对应的未标记样本;将最大协同表示系数所对应的未标记样本加入到标记子集中,对标记样本进行扩充,把扩充后的标记子集作为训练样本;同时将剩余的未标记样本作为新的未标记样本,保存到新的未标记子集中;

人脸图像分类阶段,基于协同表示分类器使用扩充后的标记子集对样本扩充阶段得到的新的未标记子集中的新的未标记样本进行分类,并得出最终的分类结果。

2. 如权利要求1所述的方法,其特征是,所述样本扩充阶段,将最大协同表示系数所对应的未标记样本加入到标记子集中,获取加入到标记子集中的未标记样本对应的标记,如果未标记样本所对应的标记为多个,则将标记为多个的未标记样本保存到新的未标记子集中。

3. 如权利要求1所述的方法,其特征是,样本扩充阶段,包括以下步骤:

步骤(1):获取人脸图像数据集,其中标记子集为 I_{train} ,未标记子集为 U_{test} , C 为样本类别个数;

步骤(2):分别对第 i 类的标记子集分别进行扩充, i 的取值范围是1到 C ,对第 i 类的第 j 个标记样本 I_{train_j} 使用未标记子集 U_{test} 获取对应的协同表示系数,获取最大的协同表示系数所对应的未标记样本 $U_{test_{max}}$,并将最大协同表示系数所对应的未标记样本 $U_{test_{max}}$ 加入到标记子集 I_{train} 中;同时将未标记子集 U_{test} 中最大协同表示系数所对应的未标记样本 $U_{test_{max}}$ 设置为全0;

步骤(3):对步骤(2)进行迭代循环,直到标记子集 I_{train} 的标记样本数量达到设定阈值时结束。

4. 如权利要求3所述的方法,其特征是,所述步骤(3)中:

在迭代循环过程中获取最大协同表示系数所对应的未标记样本的分类标签,对标签的数量进行判断,从而决定最大协同表示系数所对应的未标记样本是否放入标记子集 I_{train} 中。

5. 如权利要求4所述的方法,其特征是,所述对标签的数量进行判断,步骤为:

如果未标记样本具有多个标签或者未被标记,则未标记样本被标记为Inf,被标记为Inf的样本放入未标记子集中,得到新的未标记子集 U_{new_test} ;

如果未标记样本具有一个标签,则未标记样本直接加入到标记子集 I_{train} 中,最后得到扩充的标记子集 I_{new_train} 。

6. 如权利要求1所述的方法,其特征是,人脸图像分类阶段,步骤如下:

将扩充的标记子集 I_{new_train} 作为训练样本,新的未标记子集 U_{new_test} 为测试样本,使用 I_{new_train} 作为训练样本并利用基于协同表示的分类器对新的未标记子集 U_{new_test} 进行分类,得出最终的分类结果。

7. 一种小样本条件下的两阶段人脸图像分类系统,其特征是,包括:

样本扩充模块,被配置为通过半监督的方式使人脸图像未标记样本对标记样本进行协同表示,获得协同表示系数;获取最大协同表示系数所对应的未标记样本;将最大协同表示系数所对应的未标记样本加入到标记子集中,对标记样本进行扩充,把扩充后的标记子集

作为训练样本;同时将剩余的未标记样本作为新的未标记样本,保存到新的未标记子集中;
人脸图像分类模块,基于协同表示分类器使用扩充后的标记子集对样本扩充阶段得到的新的未标记子集中的新的未标记样本进行分类,并得出最终的分类结果。

8. 如权利要求7所述的系统,其特征是,

所述样本扩充模块,将最大协同表示系数所对应的未标记样本加入到标记子集中,获取加入到标记子集中的未标记样本对应的标记,如果未标记样本所对应的标记为多个,则将标记为多个的未标记样本保存到新的未标记子集中。

9. 如权利要求7所述的系统,其特征是,样本扩充模块,包括:

数据获取单元:被配置为获取人脸图像数据集,其中标记子集为 I_{train} ,未标记子集为 U_{test} , C 为样本类别个数;

标记子集扩充单元:被配置为分别对第 i 类的标记子集分别进行扩充, i 的取值范围是1到 C ,对第 i 类的第 j 个标记样本 I_{train_j} 使用未标记子集 U_{test} 获取对应的协同表示系数,获取最大的协同表示系数所对应的未标记样本 $U_{test_{max}}$,并将最大协同表示系数所对应的未标记样本 $U_{test_{max}}$ 加入到标记子集 I_{train} 中;同时将未标记子集 U_{test} 中最大协同表示系数所对应的未标记样本 $U_{test_{max}}$ 设置为全0;

迭代单元:被配置为对标记子集扩充单元的工作进行迭代循环,直到标记子集 I_{train} 的标记样本数量达到设定阈值时结束。

10. 如权利要求9所述的系统,其特征是,

所述迭代单元:被配置为在迭代循环过程中获取最大协同表示系数所对应的未标记样本的分类标签,对标签的数量进行判断,从而决定最大协同表示系数所对应的未标记样本是否放入标记子集 I_{train} 中;

所述对标签的数量进行判断,是指:

如果未标记样本具有多个标签或者未被标记,则未标记样本被标记为 Inf ,被标记为 Inf 的样本放入未标记子集中,得到新的未标记子集 U_{new_test} ;

如果未标记样本具有一个标签,则未标记样本直接加入到标记子集 I_{train} 中,最后得到扩充的标记子集 I_{new_train} 。

一种小样本条件下的两阶段人脸图像分类方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及模式识别领域,更具体地说,涉及一种小样本条件下的两阶段人脸图像分类方法及系统。

背景技术

[0002] 随着模式识别和计算机视觉技术的飞速发展,人脸识别由于其广泛的应用,得到很多来自各个领域研究者的关注,成为现代模式识别技术研究中的一个重要方面。

[0003] 然而,人脸识别在实际应用中是一个小样本问题,很多传统的人脸识别方法是基于大量训练样本前提的,因此在极度缺乏标记样本的情况下,大量的监督的识别方法受到限制,其识别能力会被弱化。目前主要采用的人脸识别方法包括KNN(k近邻)、LDA(线性判别分析)、SRC(稀疏表示分类器)、CRC(协同表示分类器)等。在欧式空间中,KNN是一种基于距离相似度进行分类的策略。它可以有效保持样本局部近邻之间的结构关系,但是,它对噪声很敏感,并依赖于欧氏距离。LDA作为一种有监督的分类方法,利用了标记信息,通过选择一个投影向量使同类的点经投影后尽可能靠近,不同类的点经投影后尽可能分散,从而实现分类功能。但是,LDA和KNN存在相同的缺点,就是它们无法实现对噪声的鲁棒性。

[0004] 考虑到对噪声的鲁棒性,已经出现了不少研究成果。SRC的思想是使用训练数据去线性稀疏重构测试样本,通过比较重构残差得到分类结果。由于稀疏方法在模式识别上的成功,因此其广泛在各个领域所使用。但是求解 l_1 问题,需要耗费大量的时间,因此无法快速获取分类结果。最近有研究者提出CRC的方法进行分类,并可以快速获取最终的分类结果。但是SRC和CRC的分类效果依赖于训练样本的数量,因此在实际使用中无法满足小样本的条件。

[0005] 相对于难以获取的标记样本,大量的未标记样本简单易得,于是考虑到大量未标记样本中的判定信息,半监督的方法可以直接用来进行分类,但是如果直接使用半监督的分类策略,随着分类的进行,其分类误差会进行累加,这样会对最终的分类结果造成重大的影响。

[0006] 虽然已有上述多种人脸分类方法,但是,在实际分类人脸数据时,对于小样本分类问题,如何充分使用大量未标记样本的判定信息以及少量标记样本的语义信息还是比较难以实现的。因此,在小样本条件下对大量未标记样本进行分类,是目前研究的一个重点和难点。

发明内容

[0007] 本发明的目的就是为了解决小样本条件下于大量未标记样本的分类问题,提供一种小样本条件下的两阶段人脸图像分类方法及系统,它具有结合半监督与监督的方法,在小样本的条件下实现有效的人脸图像分类的优点。

[0008] 为了实现上述目的,本发明采用如下技术方案:

[0009] 一种小样本条件下的两阶段人脸图像分类方法,步骤如下:

[0010] 样本扩充阶段,通过半监督的方式使人脸图像未标记样本对标记样本进行协同表示,获得协同表示系数;获取最大协同表示系数所对应的未标记样本;将最大协同表示系数所对应的未标记样本加入到标记子集中,对标记样本进行扩充,把扩充后的标记子集作为训练样本;同时将剩余的未标记样本作为新的未标记样本,保存到新的未标记子集中;

[0011] 人脸图像分类阶段,基于协同表示分类器使用扩充后的标记子集对样本扩充阶段得到的新的未标记子集中的新的未标记样本进行分类,并得出最终的分类结果。

[0012] 所述样本扩充阶段,将最大协同表示系数所对应的未标记样本加入到标记子集中,获取加入到标记子集中的未标记样本对应的标记,如果未标记样本所对应的标记为多个,则将标记为多个的未标记样本保存到新的未标记子集中。

[0013] 样本扩充阶段,包括以下步骤:

[0014] 步骤(1):获取人脸图像数据集,其中标记子集为 I_{train} ,未标记子集为 U_{test} , C 为样本类别个数;

[0015] 步骤(2):分别对第 i 类的标记子集分别进行扩充, i 的取值范围是1到 C ,对第 i 类的第 j 个标记样本 I_{train_j} 使用未标记子集 U_{test} 获取对应的协同表示系数,获取最大的协同表示系数所对应的未标记样本 $U_{test_{max}}$,并将最大协同表示系数所对应的未标记样本 $U_{test_{max}}$ 加入到标记子集 I_{train} 中;同时将未标记子集 U_{test} 中最大协同表示系数所对应的未标记样本 $U_{test_{max}}$ 设置为全0;

[0016] 步骤(3):对步骤(2)进行迭代循环,直到标记子集 I_{train} 的标记样本数量达到设定阈值时结束。

[0017] 所述步骤(3)中:

[0018] 在迭代循环过程中获取最大协同表示系数所对应的未标记样本的分类标签,对标签的数量进行判断,从而决定最大协同表示系数所对应的未标记样本是否放入标记子集 I_{train} 中。

[0019] 所述对标签的数量进行判断,步骤为:

[0020] 如果未标记样本具有多个标签或者未被标记,则未标记样本被标记为Inf,被标记为Inf的样本放入未标记子集中,得到新的未标记子集 U_{new_test} ;

[0021] 如果未标记样本具有一个标签,则未标记样本直接加入到标记子集 I_{train} 中,最后得到扩充的标记子集 I_{new_train} 。

[0022] 所述步骤(3)的设定阈值是未标记子集 U_{test} 的未标记样本数量的一半。

[0023] 人脸图像分类阶段,步骤如下:

[0024] 将扩充的标记子集 I_{new_train} 作为训练样本,新的未标记子集 U_{new_test} 为测试样本,使用 I_{new_train} 作为训练样本并利用基于协同表示的分类器对新的未标记子集 U_{new_test} 进行分类,得出最终的分类结果。

[0025] 所述基于协同表示的分类器如下:

$$[0026] \quad \hat{\alpha}_i = \arg \min_{\alpha} \left\{ \left\| I_{train_j} - U_{test} \alpha_i \right\|_2 + \lambda \left\| \alpha_i \right\|_2 \right\},$$

[0027] 其中, α_i 表示第 i 类的表示系数, $\hat{\alpha}_i$ 表示第 i 类的协同表示系数,

[0028] 其次,使用 $\text{identity}(y) = \arg \min |e_i|$ 计算重构残差,根据重构残差的大小进行分

类；

[0029] 其中, $e_i = \left\| y - A \hat{\alpha}_i \right\|_2, i = 1, 2, \dots, k$ 。

[0030] 所述步骤(2)的协同表示系数的计算步骤为:

[0031] $\alpha_{ij} = \arg \min_{\alpha} \left\{ \left\| I_{train_j} - U_{test} \alpha \right\|_2 + \lambda \|\alpha\|_2 \right\}$

[0032] 其中, U_{test} 为未标记子集, I_{train_j} 为第*i*类的第*j*个标记样本, α_{ij} 为第*i*类的第*j*个标记样本对应的协同表示系数, λ 为正则化参数用来控制协同系数的计算, 防止过拟合, α 为表示系数。

[0033] 一种小样本条件下的两阶段人脸图像分类系统, 包括:

[0034] 样本扩充模块, 被配置为通过半监督的方式使人脸图像未标记样本对标记样本进行协同表示, 获得协同表示系数; 获取最大协同表示系数所对应的未标记样本; 将最大协同表示系数所对应的未标记样本加入到标记子集中, 对标记样本进行扩充, 把扩充后的标记子集作为训练样本; 同时将剩余的未标记样本作为新的未标记样本, 保存到新的未标记子集中;

[0035] 人脸图像分类模块, 基于协同表示分类器使用扩充后的标记子集对样本扩充阶段得到的新的未标记子集中的新的未标记样本进行分类, 并得出最终的分类结果。

[0036] 所述样本扩充模块, 将最大协同表示系数所对应的未标记样本加入到标记子集中, 获取加入到标记子集中的未标记样本对应的标记, 如果未标记样本所对应的标记为多个, 则将标记为多个的未标记样本保存到新的未标记子集中。

[0037] 样本扩充模块, 包括:

[0038] 数据获取单元: 被配置为获取人脸图像数据集, 其中标记子集为 I_{train} , 未标记子集为 U_{test} , C 为样本类别个数;

[0039] 标记子集扩充单元: 被配置为分别对第*i*类的标记子集分别进行扩充, *i*的取值范围是1到*C*, 对第*i*类的第*j*个标记样本 I_{train_j} 使用未标记子集 U_{test} 获取对应的协同表示系数, 获取最大的协同表示系数所对应的未标记样本 $U_{test_{max}}$, 并将最大协同表示系数所对应的未标记样本 $U_{test_{max}}$ 加入到标记子集 I_{train} 中; 同时将未标记子集 U_{test} 中最大协同表示系数所对应的未标记样本 $U_{test_{max}}$ 设置为全0;

[0040] 迭代单元: 被配置为对标记子集扩充单元的工作进行迭代循环, 直到标记子集 I_{train} 的标记样本数量达到设定阈值时结束。

[0041] 所述迭代单元: 被配置为在迭代循环过程中获取最大协同表示系数所对应的未标记样本的分类标签, 对标签的数量进行判断, 从而决定最大协同表示系数所对应的未标记样本是否放入标记子集 I_{train} 中。

[0042] 所述对标签的数量进行判断, 是指:

[0043] 如果未标记样本具有多个标签或者未被标记, 则未标记样本被标记为 Inf , 被标记为 Inf 的样本放入未标记子集中, 得到新的未标记子集 U_{new_test} ;

[0044] 如果未标记样本具有一个标签, 则未标记样本直接加入到标记子集 I_{train} 中, 最后得到扩充的标记子集 I_{new_train} 。

[0045] 所述迭代单元的设定阈值是未标记子集 U_{test} 的未标记样本数量的一半。

[0046] 人脸图像分类模块,被配置为:

[0047] 将扩充的标记子集 I_{new_train} 作为训练样本,新的未标记子集 U_{new_test} 为测试样本,使用 I_{new_train} 作为训练样本并利用基于协同表示的分类器对新的未标记子集 U_{new_test} 进行分类,得出最终的分类结果。

[0048] 本发明的有益效果是:

[0049] 1. 本发明方法考虑了协同表示近邻之间的关系,并充分利用了数据的子空间结构。充分利用协同稀疏信息和子空间保持信息进行模式识别。

[0050] 2. 考虑到纯粹的半监督的方法的误差积累,使用半监督的方式进行样本扩充。

[0051] 3. 使用监督的方法进行分类,这样可以有效减缓误差积累,考虑到监督算法的识别效果远超于无监督及半监督算法,最终使用监督的方法可以充分增强识别的精度。

附图说明

[0052] 图1为本发明整体流程图;

[0053] 图2为本发明的系统框架图。

具体实施方式

[0054] 下面结合附图与实施例对本发明作进一步说明。

[0055] 如图1所示,包括:

[0056] 获取图像数据集合 I ,所述图像数据集合包括训练图像数据子集 I_{train} 和测试图像数据子集 U_{test} ;

[0057] 假设人脸图像数据集 I 由两部分组成, $I = [X, label]$,其中 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$,每一个样本 $x_i \{i = 1 \dots n\}$ 是一个 $p \times 1$ 维的向量, p 为样本维数, C 为样本个数。

[0058] 样本数据集 I 又可按需分为 I_{train} 和 U_{test} 。本发明中使用的是10倍交叉验证,将样本数据集随机均匀地分成10份,每次取其中一份作为测试样本集 I_{train} ,其余九份则作为 U_{test} ,实验可以重复10次。

[0059] 根据步骤(1)得到的样本集 I_{train} ,首先对 I_{train} 中的某一个样本点 $x_i \{i = 1 \dots n\}$,获取某一类标记的所有样本。

[0060] 然后根据步骤(2)对每一类的每个标记样本 I_{train_j} 使用 U_{test} 获取对应的协同表示系数并将最大系数值对应的未标记样本加入 I_{train_j} ,具体方法为:

$$[0061] \quad \alpha_{ij} = \arg \min_{\alpha} \left\{ \left\| I_{train_j} - U_{test} \alpha \right\|_2 + \lambda \|\alpha\|_2 \right\}$$

[0062] 其中 U_{test} 为未标记子集, I_{train_j} 为第 i 类的第 j 个标记样本, α_{ij} 为第 i 类的第 j 个标记样本对应的协同系数;获取最大的协同系数的值所对应的未标记样本 $U_{test_{max}}$,将此样本加入 I_{train} ,并对 U_{test} 中的 $U_{test_{max}}$ 进行设置为全0;

[0063] 根据步骤(3)直到 I_{train} 的数量达到原始 U_{test} 的数量的一半时结束得到扩展标记样本集;

[0064] 根据步骤(3)获取扩展样本的分类标签,其中如果某样本具有多个标签得标记为

Inf, 否则直接加入 I_{train} ;

[0065] 对人脸数据集 (YaleB) 中的图像数据进行验证, YaleB 人脸数据库中包含 38 个人, 共有 2414 个已知数据类型的样本, 像素为 32×32 。实验采用 10 倍交叉验证, 将所有数据随机均匀分成 10 份, 每次选取一组作为测试数据, 其余的作为训练数据, 实验重复 10 次取 10 次的平均值作为最终的识别准确率, 准确率如表 1 所示。

[0066] 所述人脸图像分类阶段: 根据步骤 (3) 得到的扩充标记子集 $I_{\text{new_train}}$ 作为训练样本, 新的未标记子集 $U_{\text{new_test}}$ 为测试样本, 使用 $I_{\text{new_train}}$ 利用基于协同表示的分类器对 $U_{\text{new_test}}$ 进行分类, 并得出最终的分类结果。获取不同采样下的识别精度 (%)。

[0067] 如图 2 所示, 一种小样本条件下的两阶段人脸图像分类系统, 包括:

[0068] 样本扩充模块, 被配置为通过半监督的方式使人脸图像未标记样本对标记样本进行协同表示, 获得协同表示系数; 获取最大协同表示系数所对应的未标记样本; 将最大协同表示系数所对应的未标记样本加入到标记子集中, 对标记样本进行扩充, 把扩充后的标记子集作为训练样本; 同时将剩余的未标记样本作为新的未标记样本, 保存到新的未标记子集中;

[0069] 人脸图像分类模块, 基于协同表示分类器使用扩充后的标记子集对样本扩充阶段得到的新的未标记子集中的新的未标记样本进行分类, 并得出最终的分类结果。

[0070] 所述样本扩充模块, 将最大协同表示系数所对应的未标记样本加入到标记子集中, 获取加入到标记子集中的未标记样本对应的标记, 如果未标记样本所对应的标记为多个, 则将标记为多个的未标记样本保存到新的未标记子集中。

[0071] 样本扩充模块, 包括:

[0072] 数据获取单元: 被配置为获取人脸图像数据集, 其中标记子集为 I_{train} , 未标记子集为 U_{test} , C 为样本类别个数;

[0073] 标记子集扩充单元: 被配置为分别对第 i 类的标记子集分别进行扩充, i 的取值范围是 1 到 C , 对第 i 类的第 j 个标记样本 I_{train_j} 使用未标记子集 U_{test} 获取对应的协同表示系数, 获取最大的协同表示系数所对应的未标记样本 $U_{\text{test_max}}$, 并将最大协同表示系数所对应的未标记样本 $U_{\text{test_max}}$ 加入到标记子集 I_{train} 中; 同时将未标记子集 U_{test} 中最大协同表示系数所对应的未标记样本 $U_{\text{test_max}}$ 设置为全 0;

[0074] 迭代单元: 被配置为对标记子集扩充单元的工作进行迭代循环, 直到标记子集 I_{train} 的标记样本数量达到设定阈值时结束。

[0075] 表 1 人脸数据集 YaleB 上六种分类方法的识别精度比较

[0076]

	2	5	8	11
CRCSSL	0.6724	0.7388	0.7025	0.6088
CRC	0.4585	0.6192	0.7025	0.8609
SRC	0.2528	0.5967	0.7758	0.8315
LBP	0.0921	0.1835	0.3062	0.4232
KNN	0.3678	0.4892	0.7128	0.8854
本申请	0.7536	0.9281	0.9674	0.9775

[0077] 为了检验分类方法的性能,通过在多个数据集上使用本发明的分类器对使用PCA降维后的低维样本数据进行分类,通过与原始类标作比较,得出识别精度。由于使用半监督的样本扩充方式,可以得到大量的标记样本,为了遏制半监督的分类方式产生的累积误差,本发明在最后一步转化为监督的方式进行分类,因此可以得到较好的分类结果。

[0078] 上述虽然结合附图对本发明的具体实施方式进行了描述,但并非对本发明保护范围的限制,所属领域技术人员应该明白,在本发明的技术方案的基础上,本领域技术人员不需要付出创造性劳动即可做出的各种修改或变形仍在本发明的保护范围以内。

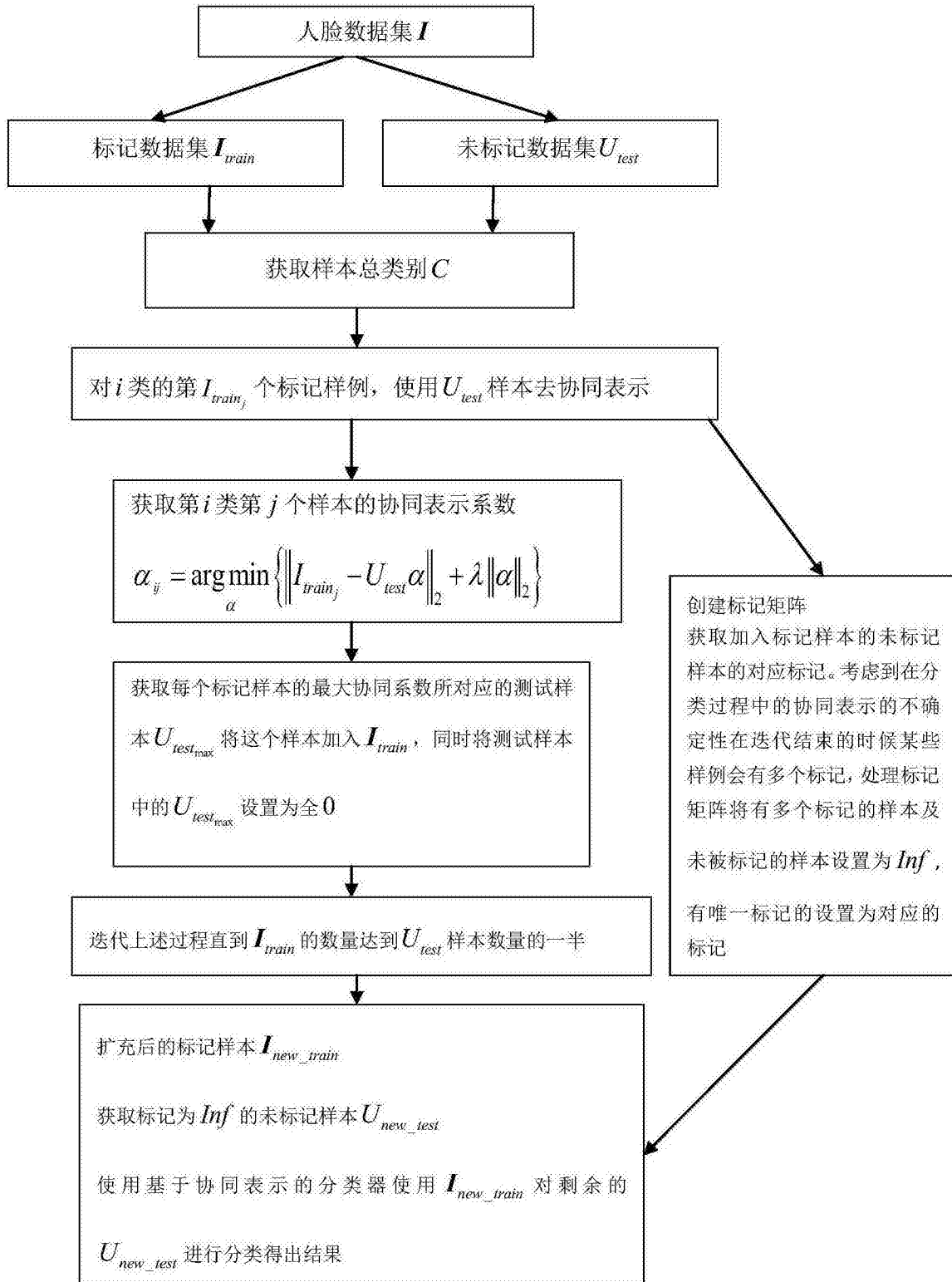


图1

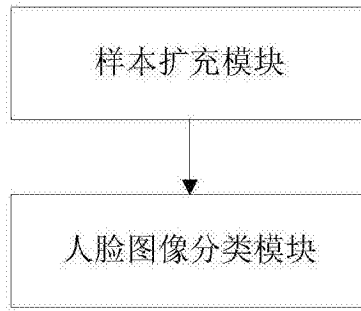


图2