



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 104281845 A

(43) 申请公布日 2015.01.14

(21) 申请号 201410594606.2

(22) 申请日 2014.10.29

(71) 申请人 中国科学院自动化研究所

地址 100080 北京市海淀区中关村东路 95
号

(72) 发明人 谭铁牛 孙哲南 张树 张曼
赫然

(74) 专利代理机构 北京博维知识产权代理事务
所（特殊普通合伙）11486
代理人 方振昌

(51) Int. Cl.

G06K 9/00 (2006.01)

G06K 9/62 (2006.01)

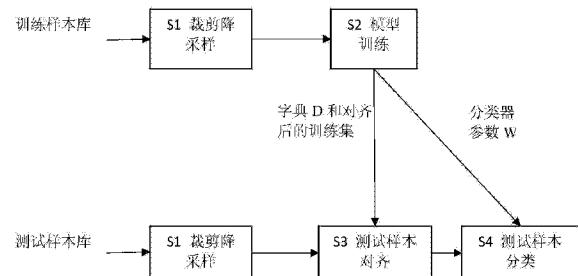
权利要求书2页 说明书6页 附图1页

(54) 发明名称

基于旋转不变字典学习模型的人脸识别方法

(57) 摘要

本发明公开一种基于旋转不变字典学习模型的人脸识别方法，包括：将训练集和测试集图像降采样并展成由列向量为单位构成的训练集矩阵；建立旋转不变字典学习模型，将训练集矩阵输入模型，使用交替迭代的方法对模型进行求解，不断优化目标函数，学习得到字典、分类器和对齐后的训练集图像；基于得到的词典对测试样本进行稀疏编码并通过稀疏编码系数求解对齐参数；对对齐后的测试图像进行稀疏编码，把稀疏编码系数带入线性分类器得到最终分类结果。本发明对字典学习在人脸识别中的应用提出了新的模型和方法，可以应用于一般的模式分类任务中，特别是无约束环境下的人脸识别问题。本发明提出的方法可以显著提高人脸识别的识别正确率。



1. 一种基于旋转不变字典学习模型的人脸识别方法，包括如下步骤：

步骤 S1，对训练集和测试集样本进行中心裁剪，将得到的图像展成由列向量为单位构成的训练集矩阵；

步骤 S2，优化学习训练集的对齐参数 τ ，字典 D 以及分类器参数 W：按照旋转不变字典学习模型对训练集数据建模，将训练集矩阵输入模型，通过两步交替迭代的优化方式最小化目标函数，学习每张图像的对齐参数 τ ，字典 D 和分类器参数 W；

步骤 S3，获得测试图像的对齐参数：通过学习到的字典 D 对测试图像 y_{test} 进行稀疏编码，以稀疏编码系数为输入，最小化对齐参数的目标函数，从而获得测试图像的对齐参数；

步骤 S4，获得测试图像的分类结果：对对齐后的测试图像 y'_{test} 进行稀疏编码，把稀疏编码系数带入线性分类器得到最终分类结果。

2. 根据权利要求 1 所述的基于旋转不变字典学习模型的人脸识别方法，其特征在于，

在所述步骤 S1 中，对训练集和测试集样本进行相同的中心裁剪和降采样，将得到的图像展成由列向量为单位构成的训练集矩阵。

3. 根据权利要求 1 所述的基于旋转不变字典学习模型的人脸识别方法，其特征在于，在步骤 S2 中，构成如下旋转不变字典学习模型：

$$\langle D, W, A, X, \tau \rangle = \arg \min_{D, W, A, X, \tau} \quad$$

$$\|Y \circ \tau - DX\|_F^2 + \|Y \circ \tau - \mu(Y)\|_F^2 + \alpha \|Q - AX\|_F^2 + \beta \|H - WX\|_F^2 \text{ s.t. } \forall i, \|x_i\| \leq T_0$$

其中 $\|Y \circ \tau - DX\|_F^2$ 代表稀疏重构误差， $\|Q - AX\|_F^2$ 代表实际稀疏系数与理想系数之间的区别， $\|H - WX\|_F^2$ 代表分类误差， $\mu(Y)$ 代表训练集图像的平均脸， α, β 为人工设置的权重参数，用于调节各项之间的相对大小关系， T_0 为预设的稀疏系数阈值，W 代表线性分类器矩阵，矩阵 H $\in R^{m \times N}$ 的每一列为仅有一个非零元素的列向量，这里 $h_i = [0, 0 \dots 1 \dots 0, 0]^T \in R^m$ 中非零元素的位置对应于训练样本的标签信息，Q $= [q_1, \dots q_N] \in R^{K \times N}$ 是一个理想的具有判别性的稀疏系数矩阵，A 是任一个线性变换矩阵，用于将当前稀疏系数变换到最具判别性的系数空间中。

4. 根据权利要求 3 所述的基于旋转不变字典学习模型的人脸识别方法，其特征在于，所述步骤 S2 具体包括如下步骤：

S21，对于训练集中的每一类人脸图像，通过 K-SVD 算法分别求其词典并组合成初始化的词典 D_0 ，并根据初始化的字典求得稀疏系数矩阵 X，分别对 A 和 W 进行初始化，循环进行 S22 和 S23 步骤，直到收敛或达到迭代次数要求；

S22，固定 D, W, A, X，更新对齐参数 $\tau = [\tau_1, \tau_2 \dots \tau_N]$ ；这时，目标函数为如下形式：

$$\langle \tau \rangle = \arg \min_{\tau} \|Y \circ \tau - (DX + \mu(Y)) / 2\|_F^2$$

对每一幅图求得一个对齐参数；

S23，固定对齐参数 $\tau = [\tau_1, \tau_2 \dots \tau_N]$ ，更新 S, W, A, X，这时目标函数为：

$$\langle D, W, A, X \rangle = \arg \min_{D, W, A, X} \|Y - DX\|_F^2 + \alpha \|Q - AX\|_F^2 + \beta \|H - WX\|_F^2 \text{ s.t. } \forall i, \|x_i\| \leq T_0$$

使用步骤 S22 对齐后的训练集图像作为 Y, 根据 LCKSVD 算法对该目标函数进行求解。

5. 根据权利要求 1 所述的基于旋转不变字典学习模型的人脸识别方法, 其特征在于, 在步骤 S3 中, 对于一个新的测试样本 y_{test} , 不断迭代以下两步, 直到算法收敛或者达到规定的迭代步数 :

S31, 对于测试样本 y_{test} , 根据稀疏编码算法解决如下的稀疏编码问题, 获得稀疏编码系数 x :

$$x = \arg \min_x \|y_{test} - Dx\|_F^2 \text{ s.t. } \forall i, \|x_i\| \leq T_0$$

S32, 根据稀疏编码系数 x , 按照如下目标函数进行图像配准 :

$$\langle \tau \rangle = \arg \min_\tau \|y_{test} \circ \tau - (Dx + \mu(Y)) / 2\|_F^2$$

求取测试样本的对齐参数 τ , 使得对齐后图像为 $y'_{test} = y_{test} \circ \tau$, 其中 $\mu(Y)$ 代表的是对齐后的训练集的平均脸; 用 y'_{test} 替代 y_{test} 执行步骤 S31;

完成以上测试样本的对齐过程, 获得最终的对齐参数 τ 以及对齐后的图像 $y'_{test} = y_{test} \circ \tau$ 。

6. 根据权利要求 1 所述的基于旋转不变字典学习模型的人脸识别方法, 其特征在于, 在步骤 S4 中, 对对齐后的测试图像 y'_{test} 使用正交匹配跟踪算法进行稀疏编码, 并用获得的稀疏编码系数 x 与分类器 W 相乘获得列向量 $h = Wx$, 根据列向量 h 中最大元素的位置确定最后的分类结果。

基于旋转不变字典学习模型的人脸识别方法

技术领域

[0001] 本发明涉及计算机视觉、模式识别，生物特征识别等技术领域，特别是一种基于旋转不变字典学习模型的人脸识别方法 (Rotation-invariant Dictionary Learning, 简称 RIDL)。

背景技术

[0002] 人脸识别因其在实际生活中的易用性得到了国内外学者的广泛关注，目前基于人脸识别的应用主要集中在人脸考勤机，人脸通关系统以及基于视频的人脸识别与监控等方面。人脸识别具有自然性和不被被测个体察觉的优点，这些优点使得其在日常生活中获得了比其他生物特征识别方法，比如虹膜识别，指纹识别等更多的应用。目前有大量的研究力量正不断推进着人脸识别领域的发展。

[0003] 通常一个人脸识别系统由人脸采集，人脸检测，人脸对齐，特征提取，特征匹配等几个步骤构成。其中人脸对齐和特征提取对于人脸识别的正确率具有最重要的影响。当在一个对齐的空间中，使用最具有判别性的特征对人脸进行比对匹配时，通常可以获得更好的识别率，反之则会大幅度降低人脸识别系统的准确度。而对人脸识别的研究也主要集中在人脸对齐和特征提取的方法上，对人脸对齐的研究主要集中在基于关键点的对齐方法；而人脸的特征提取则大致可以分为局部特征提取和全局特征提取两种。

[0004] 近些年来，稀疏表示因其在众多计算机视觉问题中的突出表现而获得了极大关注。其基本思想是将一个原始信号表示成以一组过完备词典为基的稀疏信号。稀疏表示在图像去噪与恢复，人脸识别，图像分类等领域中都获得了极大成功。而随着技术的发展，如何学习到适用于特定问题（比如用于图像分类，人脸识别）的词典成为学者们关注的焦点，即一个字典学习的理论框架。

[0005] 使用字典学习的方法，可以通过学习得到一个用来稀疏表示信号的具有判别性的词典，并使用每个信号的稀疏表达系数作为特定信号的特征输入分类器以获得分类结果。在这个理论框架下的研究主要集中在如何使得学习到的词典具有更突出的判别性能。目前学习用于人脸识别的词典主要有两类方法：一种是基于词典的性质让词典本身变得具有判别性；一种是使得词典产生的稀疏系数具有判别性。无论哪种方式，在训练集数目足够大而且训练图像能良好对齐的前提下都能取得非常不错的人脸识别效果。

[0006] 然而，实际应用场景下的人脸识别问题中，我们所能获得的人脸图像通常不是标准的人眼对齐图像。如果将非对齐人脸图像直接用于上述模型，学到的字典项中会有很大一部分代表判别力较弱的旋转信息，则模型的识别正确率会大大降低。而如果想要获得良好的识别效果，通常需要额外增加人脸对齐的步骤。目前实际用到的人脸对齐方法通常是基于人眼关键点的对齐，但并没有可靠证据证明这种对齐方式可以获得最佳的识别效果。

发明内容

[0007] 本发明要解决的技术问题就是针对实际环境下人脸识别问题中输入图像非对齐

的问题,本发明提出一种基于旋转不变字典学习模型的人脸识别方法,将人脸特征表达、人脸对齐和人脸识别放置在一个统一的框架下得到解决,使得上述三个步骤相互作用共同提高最终的人脸识别正确率。

[0008] 为了解决上述问题,本发明提供一种基于旋转不变字典学习模型的人脸识别方法,包括如下步骤:

[0009] 步骤 S1,对训练集和测试集样本进行中心裁剪,将得到的图像展成由列向量为单位构成的训练集矩阵;

[0010] 步骤 S2,优化学习训练集的对齐参数 τ ,字典 D 以及分类器参数 W:按照旋转不变字典学习模型对训练集数据建模,将训练集矩阵输入模型,通过两步交替迭代的优化方式最小化目标函数,学习每张图像的对齐参数 τ ,字典 D 和分类器参数 W;

[0011] 步骤 S3,获得测试图像的对齐参数:通过学习到的字典 D 对测试图像 y_{test} 进行稀疏编码,以稀疏编码系数为输入,最小化对齐参数的目标函数,从而获得测试图像的对齐参数;

[0012] 步骤 S4,获得测试图像的分类结果:对对齐后的测试图像 y'_{test} 进行稀疏编码,把稀疏编码系数带入线性分类器得到最终分类结果。

[0013] 优选地,在所述步骤 S1 中,对训练集和测试集样本进行相同的中心裁剪和降采样,将得到的图像展成由列向量为单位构成的训练集矩阵。

[0014] 优选地,在步骤 S2 中,构成如下旋转不变字典学习模型:

[0015]

$$\begin{aligned} & \langle D, W, A, X, \tau \rangle = \arg \min_{D, W, A, X, \tau} \\ & \|Y \circ \tau - DX\|_F^2 + \|Y \circ \tau - \mu(Y)\|_F^2 + \alpha \|Q - AX\|_F^2 + \beta \|H - WX\|_F^2 \text{ s.t. } \forall i, \|x_i\| \leq T_0 \end{aligned}$$

[0016] 其中 $\|Y \circ \tau - DX\|_F^2$ 代表稀疏重构误差, $\|Q - AX\|_F^2$ 代表实际稀疏系数与理想系数之间的区别, $\|H - WX\|_F^2$ 代表分类误差 $\mu(Y)$ 代表训练集图像的平均脸, α , β 为人工设置的权重参数,用于调节各项之间的相对大小关系, T_0 为预设的稀疏系数阈值, W 代表线性分类器矩阵,矩阵 $H \in R^{m \times N}$ 的每一列为仅有一个非零元素的列向量,这里 $h_i = [0, 0 \dots 1 \dots 0, 0]^T \in R^m$ 中非零元素的位置对应于训练样本的标签信息, $Q = [q_1, \dots, q_N] \in R^{K \times N}$ 是一个理想的具有判别性的稀疏系数矩阵, A 是任一个线性变换矩阵,用于将当前稀疏系数变换到最具判别性的系数空间中。

[0017] 优选地,所述步骤 S2 具体包括如下步骤:

[0018] S21,对于训练集中的每一类人脸图像,通过 K-SVD(K-奇异值分解)算法分别求其词典并组合成初始化的词典 D_0 ,并根据初始化的字典求得稀疏系数矩阵 X,分别对 A 和 W 进行初始化,循环进行 S22 和 S23 步骤,直到收敛或达到迭代次数要求;

[0019] S22,固定 D, W, A, X, 更新对齐参数 $\tau = [\tau_1, \tau_2 \dots \tau_N]$;这时,目标函数为如下形式:

[0020]

$$\langle \tau \rangle = \arg \min_{\tau} \|Y \circ \tau - (DX + \mu(Y))/2\|_F^2$$

[0021] 对每一幅图求得一个对齐参数；

[0022] S23，固定对齐参数 $\tau = [\tau_1, \tau_2 \dots \tau_N]$ ，更新 D, W, A, X，这时目标函数为：

[0023]

$$\langle D, W, A, X \rangle = \arg \min_{D, W, A, X} \|Y - DX\|_F^2 + \alpha \|Q - AX\|_F^2 + \beta \|H - WX\|_F^2 \text{ s.t. } \forall i, \|x_i\| \leq T_0$$

[0024] 使用步骤 S22 对齐后的训练集图像作为 Y，根据 LCKSVD（标签一致 K-SVD）算法对该目标函数进行求解。

[0025] 优选地，在步骤 S3 中，对于一个新的测试样本 y_{test} ，不断迭代以下两步，直到算法收敛或者达到规定的迭代步数：

[0026] S31，对于测试样本 y_{test} ，根据稀疏编码算法解决如下的稀疏编码问题，获得稀疏编码系数 x：

$$[0027] x = \arg \min_x \|y_{test} - Dx\|_F^2 \text{ s.t. } \forall i, \|x_i\| \leq T_0$$

[0028] S32，根据稀疏编码系数 x，按照如下目标函数进行图像配准：

[0029]

$$\langle \tau \rangle = \arg \min_{\tau} \|y_{test} \circ \tau - (Dx + \mu(Y))/2\|_F^2$$

[0030] 求取测试样本的对齐参数 τ ，使得对齐后图像为 $y'_{test} = y_{test} \circ \tau$ ，其中 $\mu(Y)$ 代表的是对齐后的训练集的平均脸；用 y'_{test} 替代 y_{test} 执行步骤 S31；

[0031] 完成以上测试样本的对齐过程，获得最终的对齐参数 τ 以及对齐后的图像 $y'_{test} = y_{test} \circ \tau$ 。

[0032] 优选地，在步骤 S4 中，对对齐后的测试图像 y'_{test} 使用正交匹配跟踪算法进行稀疏编码，并用获得的稀疏编码系数 x 与分类器 W 相乘获得列向量 $h = Wx$ ，根据列向量 h 中最大元素的位置确定最后的分类结果。

[0033] 本发明针对实际应用环境下的人脸识别问题，可以直接输入非对齐人脸图像进行人脸识别。通过将人脸特征表达、人脸对齐与人脸识别放在一个统一的模型框架下解决，增加了人脸对齐对识别率的贡献，从而可以获得更高的识别率，增强了算法的鲁棒性。

附图说明

[0034] 图 1 是基于旋转不变字典学习模型的人脸识别方法的系统流程图；

[0035] 图 2 是经过人工扰动得到的非对齐人脸图像举例。

具体实施方式

[0036] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚明白，以下结合具体实例，并参照详细附图，对本发明进一步详细说明。但所描述的实施例子仅旨在便于对本发明的理解，而对其不起任何限定作用。

[0037] 在本发明中,通过旋转不变字典学习模型在学习字典和分类器的同时学习图像的对齐参数,从而使得原本非对齐图像对齐到一个统一的空间中,从而使得学习到的字典最能代表人脸的本征特征,从而具有更强的判别性。

[0038] 图1是本发明的方法流程图,如图1所示,本发明提出的一种基于旋转不变字典学习模型的人脸识别方法包括以下几个步骤:

[0039] 步骤S1,为了方便后续的形状变换操作,首先对获取的训练集和测试集样本进行中心裁剪,分别去掉边缘处5-10个像素,得到中心 $w \times h$ 像素部分,并将每个图像拉成 $wh \times 1$ 的列向量作为输入,假设 $n = wh$,得到含有N幅图像的训练集矩阵 $Y \in R^{n \times N}$ 。

[0040] 在实际应用中,也可以先执行对训练集样本进行中心裁剪,待步骤S2执行完毕或步骤S2执行过程中,进行测试集样本中心裁剪。

[0041] 步骤S2,对训练集 Y 按照提出的旋转不变字典学习模型进行建模,通过最小化下述目标函数,得到每张图像的形状变换参数(即对齐参数) τ ,字典 D 和分类器参数 W :

[0042]

$$\begin{aligned} & \langle D, W, A, X, \tau \rangle = \arg \min_{D, W, A, X, \tau} \\ & \|Y \circ \tau - DX\|_F^2 + \|Y \circ \tau - \mu(Y)\|_F^2 + \alpha \|Q - AX\|_F^2 + \beta \|H - WX\|_F^2 \text{ s.t. } \forall i, \|x_i\| \leq T_0 \end{aligned} \quad (1)$$

[0043] 为了详细说明上述目标函数,我们首先介绍Zhuolin Jiang在《通过标签一致K-SVD(K-奇异值分解)学习用于稀疏编码的判别行字典》一文中提出的LCKSVD模型:

[0044]

$$\langle D, W, A, X \rangle = \arg \min_{D, W, A, X} \|Y - DX\|_F^2 + \alpha \|Q - AX\|_F^2 + \beta \|H - WX\|_F^2 \text{ s.t. } \forall i, \|x_i\| \leq T_0 \quad (2)$$

[0045] 其中 $\|Y - DX\|_F^2$ 代表稀疏重构误差, $\|Q - AX\|_F^2$ 代表实际稀疏系数与理想系数之间的区别,而 $\|H - WX\|_F^2$ 代表分类误差, α, β 为人工设置的权重参数,可以调节各项之间的相对大小关系, T_0 为预设的稀疏系数阈值。 W 代表线性分类器矩阵,矩阵 $H \in R^{m \times N}$ 的每一列为仅有一个非零元素的列向量,这里 $h_i = [0, 0 \dots 1 \dots 0, 0]^t \in R^m$ 中非零元素的位置就对应于训练样本的标签信息。而 $Q = [q_1, \dots, q_N] \in R^{K \times N}$ 则是作为一个理想的具有判别性的稀疏系数矩阵,我们认为 $q_i = [q_i^1, q_i^2, \dots, q_i^K] = [0, \dots, 1, 1, \dots, 0] \in R^K$ 当中的非零元素仅存在于信号的类别和字典项类别相对应的位置时,它就是一个具有判别性的系数。 A 是任一个线性变换矩阵,用于将当前稀疏系数变换到最具判别性的系数空间中。该目标函数可以通过文中提出的改进的K-SVD算法得到解决。

[0046] 再回过头来解释我们的目标函数,在上述(2)的基础上,我们加入了对图像对齐参数 τ 的求解,并且额外加入了形状一致项 $\|Y \circ \tau - \mu(Y)\|_F^2$ 来约束训练集图像使之对齐到一个统一的空间中,其中 $\mu(Y)$ 代表训练集图像的平均脸, $Y \circ \tau$ 代表对图像的图像域变换操作,其中 τ 可以是相似变换,仿射变换或者投影变换等任意图像域变换的参数。目标函数(1)的优化需要通过一个两步的交替迭代优化策略来完成,具体的过程总结如下:

[0047] S21,对于训练集中的每一类人脸图像,通过K-SVD算法分别求其词典并组合成初始化的词典 D_0 ,并根据初始化的字典求得稀疏系数矩阵 X 。接下来根据和分别对 A 和 W 进

行初始化。接下来,进入交替迭代过程,循环 S22 和 S23 直到收敛或达到迭代次数要求。

[0048] S22,固定 D,W,A,X,更新对齐参数 $\tau = [\tau_1, \tau_2 \dots \tau_N]$ 。这时,目标函数(1)就可以写成如下形式:

[0049]

$$\langle \tau \rangle = \arg \min_{\tau} \|Y \circ \tau - (DX + \mu(Y)) / 2\|_F^2 \quad (3)$$

[0050] 这是一个典型的图像配准问题的目标函数,根据 Lucas-Kanade 或其扩展算法可以非常方便的解决,完成这一步就可以对每一幅图求得一个形状变换参数。

[0051] S23,固定参数 $\tau = [\tau_1, \tau_2 \dots \tau_N]$,更新 D,W,A,X。这时目标函数(1)就退化为目标函数(2)的形式,使用经过上一步对齐后的训练集图像作为 Y,根据 Zhuolin Jiang 提出的 LCKSVD 算法可以对该目标函数进行求解。

[0052] 经过上述优化过程之后,我们可以最终得到训练结果,包括训练集图像的对齐参数 $\tau = [\tau_1, \tau_2 \dots \tau_N]$,字典 D 和分类器 W。

[0053] 步骤 S3,在模型训练之后,对于一个新来的测试样本 y_{test} ,我们首先根据其在当前学到的字典下的稀疏系数将其对齐到与训练样本相同的空间中。不断迭代以下两步,直到算法收敛或者达到规定的迭代步数:

[0054] S31,对于测试样本 y_{test} ,解决如下的稀疏编码问题,获得稀疏编码系数 x:

$$x = \arg \min_x \|y_{test} - Dx\|_F^2 \text{ s.t. } \forall i, \|x_i\| \leq T_0 \quad (4)$$

[0056] 该问题可以通过 OMP(正交匹配跟踪)算法或其他典型的稀疏编码算法得到充分的解决。

[0057] S32,根据稀疏编码系数 x,按照如下目标函数进行图像配准:

[0058]

$$\langle \tau \rangle = \arg \min_{\tau} \|y_{test} \circ \tau - (Dx + \mu(Y)) / 2\|_F^2 \quad (5)$$

[0059] 根据之前提到的图像配准算法优化上述目标函数求取测试样本的对齐参数 τ ,使得对齐后图像为 $y'_{test} = y_{test} \circ \tau$,其中 $\mu(Y)$ 代表的是对齐后的训练集的平均脸。用 y'_{test} 替代 y_{test} 进入步骤 S31。

[0060] 完成以上测试样本的对齐过程,可以获得最终的对齐参数 τ 以及对齐后的图像 $y'_{test} = y_{test} \circ \tau$ 。

[0061] 步骤 S4,通过 OMP 算法求取对齐后测试图像的稀疏编码 x:

$$x = \arg \min_x \|y'_{test} - Dx\|_F^2 \text{ s.t. } \forall i, \|x_i\| \leq T_0 \quad (6)$$

[0063] 用获得的稀疏系数 x 与分类器 W 相乘获得列向量 $h = Wx$ 。根据列向量 h 中最大元素的位置确定最后的分类结果。

[0064] 应用实例:

[0065] 为了详细说明本发明的具体实施方式及验证本发明的有效性,我们将本发明提出的方法应用于一个公开的人脸数据库,即 Extended YaleB 人脸数据库。该数据库包括 28 个人的在不同光照条件,姿态下的人脸图像。在我们的实施例中,我们采用其中由每个人脸

的 49 张正脸图像构成数据库子集。为了模拟实际环境中的非对齐人脸，我们共进行 10 次实验，每次实验人工扰动其中 20% 的图像的人眼的位置，产生非对齐的人脸数据。其中，任意选择每个人脸的 30 幅图像作为训练集，另外 19 中则用于测试。图 2 展示了我们所使用的图像，从中可以明显看出人脸非对齐现象。为了方便计算变换参数，我们把原始 100*80 的人脸图像通过中心裁剪得到 80*64 的图像，并降采样到 40*32，将降采样的图像拉成列向量作为训练和测试的输入特征。

[0066] 按照之前介绍的技术细节中的步骤 S2，我们首先将所有训练集数据输入模型进行训练，其中训练参数 T_0 设置为 25，权重参数 α, β 分别为 2 和 3，字典大小为 308，平均每个人对应 11 个字典项。训练完成得到对齐后的训练集图像，字典 D 和分类器参数 W。接下来根据步骤 S3 和 S4，对新来的测试图像首先对齐到与训练集相同的空间之内，再对对齐的图像进行稀疏编码，将编码系数输入分类器以得到最终的分类结果。

[0067] 表 1 本发明在 Extended YaleB 数据库上识别率与其他方法的对比

[0068]

人脸识别方法	识别率 ± 标准差
D-KSVD	90. 51±0. 98
LCKSVD	90. 15±1. 51
PCA	76. 84±1. 75
TIDL	94. 17±0. 81

[0069] 表 1 展示了我们方法的识别率和其他方法的对比，其中 D-KSVD 来自于 Qiang Zhang 的文章《人脸识别中的判别式 K-SVD 字典学习》，PCA 就是普通的基于主成分分析的人脸识别方法。和传统方法比较，我们的方法在训练集和从测试集图像存在非对齐现象时，识别率具有明显的提高。因此，本发明在实际环境中的人脸识别应用中是一种极为有效的方法，可以显著提高综合识别率。

[0070] 以上所述仅为本发明的优选实施例而已，并不用于限制本发明，对于本领域的技术人员来说，本发明可以有各种更改和变化。凡在本发明的精神和原则之内，所作的任何修改、等同替换、改进等，均应包含在本发明的保护范围之内。

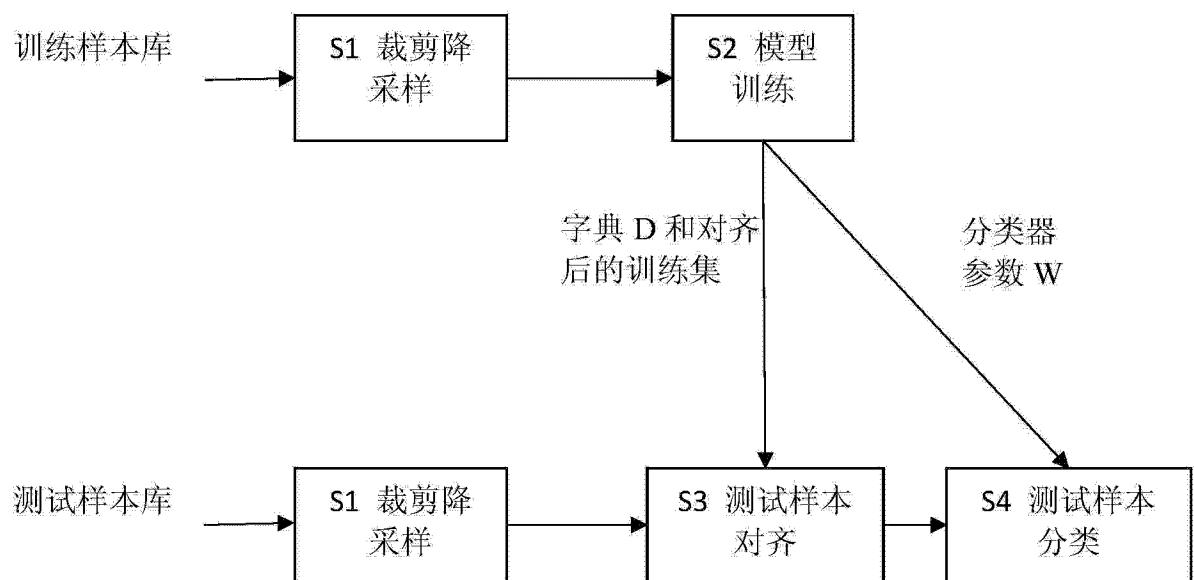


图 1

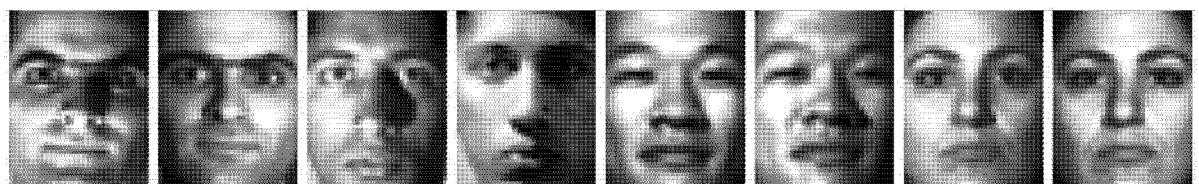


图 2