



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 103839041 B

(45)授权公告日 2017.07.18

(21)申请号 201210491232.2

(22)申请日 2012.11.27

(65)同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 103839041 A

(43)申请公布日 2014.06.04

(73)专利权人 腾讯科技(深圳)有限公司  
地址 518000 广东省深圳市福田区赛格科技园2栋东403号

(72)发明人 熊鹏飞 刘海龙 陈波

(74)专利代理机构 深圳翼盛智成知识产权事务所(普通合伙) 44300  
代理人 欧阳启明

(51)Int.Cl.  
G06K 9/00(2006.01)  
G06K 9/62(2006.01)

(56)对比文件

CN 101520839 A,2009.09.02,  
CN 101510257 A,2009.08.19,  
US 2010/0188519 A1,2010.07.29,  
CN 101520839 A,2009.09.02,  
陆文佳.“基于PCA-SIFT算法的人脸识别技术的研究”.《中国优秀硕士学位论文全文数据库信息科技辑》.2011,  
刘玲.“图像检索中一种新的相似性度量方法”.《科技信息》.2010,(第7期),

审查员 滕冲

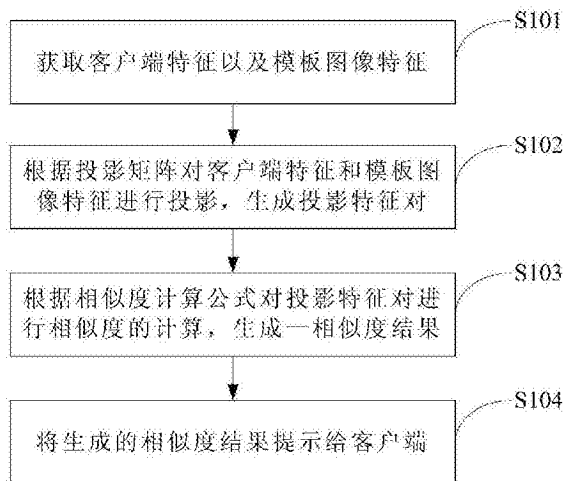
权利要求书2页 说明书6页 附图2页

(54)发明名称

客户端特征的识别方法和装置

(57)摘要

本发明提供一种客户端特征的识别方法和装置,所述方法包括步骤:获取客户端特征以及预先存储的模板图像特征;根据预设的投影矩阵对获取的客户端特征以及模板图像特征进行投影,生成一投影特征对;其中所述投影矩阵由同一对象的模板图像特征和不同对象的模板图像特征训练形成;根据预先设置的相似度计算公式对所述投影特征对进行相似度的计算,生成一相似度结果;将生成的相似度结果提示给客户端。本发明了提高客户端特征的识别准确率。



1. 一种客户端特征的识别方法,其特征在于:所述方法包括以下步骤:

获取客户端特征以及预先存储的模板图像特征;

生成相似度度量函数,用于统计对预先存储的模板图像特征进行统计;根据所述相似度度量函数生成相似度概率函数;根据所述相似度度量函数和所述相似度概率函数生成一能量函数;所述相似度度量函数包括投影矩阵;通过所述能量函数对同一对象的模板图像特征和不同对象的模板图像特征训练,形成投影矩阵;

根据所述投影矩阵对获取的客户端特征以及模板图像特征进行投影,生成一投影特征对;其中所述投影矩阵由同一对象的模板图像特征和不同对象的模板图像特征训练形成;

根据预先设置的相似度计算公式对所述投影特征对进行相似度的计算,生成一相似度结果;

将生成的相似度结果提示给客户端。

2. 根据权利要求1所述的客户端特征的识别方法,其特征在于:所述相似度计算公式包括相似度概率函数,所述相似度概率函数根据预先设置的相似度度量函数生成。

3. 根据权利要求2所述的客户端特征的识别方法,其特征在于:根据预先设置的相似度计算公式对所述投影特征对进行相似度的计算,生成一相似度结果的步骤包括:

根据预先设置的相似度概率函数对所述投影特征对进行相似度的计算,生成一相似度概率;

判断所述相似度概率是否大于或者等于预先预设的阈值;

若所述相似度概率大于或者等于预先设置的阈值,则判定所述客户端特征与所述预先存储的模板图像特征属于同一类;

若所述相似度概率小于预先设置的阈值,则判定所述客户端特征与所述预先存储的模板图像特征不属于同一类。

4. 根据权利要求1所述的客户端特征的识别方法,其特征在于:通过所述能量函数对同一对象的模板图像特征和不同对象的模板图像特征训练,形成投影矩阵时,采用梯度下降方式对所述能量函数进行训练,以获取所述投影矩阵。

5. 一种客户端特征的识别装置,其特征在于:所述装置包括:

特征获取模块,用于获取客户端特征,以及用于获取预先存储的模板图像特征;

度量函数生成模块,用于生成所述相似度度量函数,用于统计对预先存储的模板图像特征进行统计;

概率函数生成模块,用于根据相似度度量函数生成相似度概率函数;

能量函数生成模块,用于根据所述相似度度量函数和所述相似度概率函数生成一能量函数,所述相似度度量函数包括投影矩阵;以及

投影矩阵生成模块,用于通过所述能量函数对同一对象的模板图像特征和不同对象的模板图像特征训练,形成投影矩阵;

投影模块,用于根据所述投影矩阵对获取的客户端特征以及模板图像特征进行投影,生成一投影特征对;其中所述投影矩阵由同一对象的模板图像特征和不同对象的模板图像特征训练形成;

相似度计算模块,用于根据预先设置的相似度计算公式对所述投影特征对进行相似度的计算,生成一相似度结果;以及

提示模块,用于将生成的相似度结果提示给客户端。

6. 根据权利要求5所述的客户端特征的识别装置,其特征在于:所述相似度计算公式包括相似度概率函数,所述相似度概率函数根据预先设置的相似度度量函数生成。

7. 根据权利要求6所述的客户端特征的识别装置,其特征在于:相似度计算模块包括:

概率生成模块,用于根据预先设置的相似度概率函数对所述投影特征对进行相似度的计算,生成一相似度概率;

判断模块,用于判断所述相似度概率是否大于或者等于预先预设的阈值,其中若所述相似度概率大于或者等于预先设置的阈值,则判定所述客户端特征与所述预先存储的模板图像特征属于同一类;若所述相似度概率小于预先设置的阈值,则判定所述客户端特征与所述预先存储的模板图像特征不属于同一类。

8. 根据权利要求5所述的客户端特征的识别装置,其特征在于:所述投影矩阵生成模块采用梯度下降方式对所述能量函数进行训练,以获取所述投影矩阵。

## 客户端特征的识别方法和装置

### 【技术领域】

[0001] 本发明涉及图像处理技术领域,特别是涉及一种客户端特征的识别方法和装置。

### 【背景技术】

[0002] 随着各种终端的不断应用普及,对终端功能的要求越来越高。

[0003] 以人脸图像识别为例,现有技术中已存在人脸识别算法,人脸图像识别需要计算所有样本之间的相似度,从而判断测试图像对应的用户类别。但在互联网领域,由于注册用户与识别用户的采集环境往往有较大的差异,使得同一个人脸图像呈现出不同的模态,导致了人脸识别率降低。

[0004] 而人脸验证技术可提高人脸识别率。与上述人脸图像识别不同之处在于,在人脸验证中,模板库仅存在单一用户的模板图像,用以判断测试图像是否与模板图像对应为同一用户。

[0005] 现有的人脸验证技术主要通过PCLDA(基于主成分分析的线性鉴别分析)获取图像的可鉴别特征,来计算模板图像特征与测试图像特征之间的相似度,进而与预先设定的阈值进行比较,以验证测试图像对应的用户。譬如假设所有人脸图像经过灰度归一化、亮度归一化及特征抽取后的特征向量为 $x \in R^d$ ,该类算法具体包括:

[0006] (1)、训练步骤:根据标签有类别信息的训练样本,计算每一类样本的均值 $\mu^k$  ( $k=1, 2, \dots, n$ ),所有样本的均值 $\mu$ ,以及类内协方差矩阵 $S_w$ (所有类的协方差矩阵之和)和类间协方差矩阵 $S_b$ (所有类均值的协方差矩阵)。LDA(线性鉴别分析)获得原始特征的投影矩阵 $v$ ,并使得类间协方差矩阵 $S_b$ 最大,而类内协方差矩阵 $S_w$ 最小。

$$[0007] \quad v = \max \left\{ v \mid \frac{v^T S_b v}{v^T S_w v} \right\}$$

[0008] 在具体实施过程中,由于原始特征维度通常较高,因此在进行LDA之前,通常需要对特征进行PCA(主成分分析)来降维并获取主要的特征模式。

[0009] (2)、测试步骤:根据投影矩阵 $v$ ,对原始测试样本进行投影 $y=vx$ ,继而计算模板图像特征 $y_m$ 和测试图像特征 $y_p$ 之间相似度,并通过判断相似度与预先设定的阈值之间的大小来获得验证结果。

[0010] 但是发明人发现现有技术至少存在如下技术问题:由于要判断该样本对应的类别,而非判断两个样本是否属于同一类,导致识别的效率低下;而且在非控制采集环境下,由于同一用户对应的类内样本之间差异较大,这使得基于类内和类间信息的可鉴别特征不能够完全描述原始样本特征,同样会导致人脸图像的识别准确率低下。

[0011] 因此,需解决现有技术中由于需要判断样本对应的类别,以及同一用户对应的类内样本之间差异较大造成的人脸图像的识别效率低下的技术问题。

### 【发明内容】

[0012] 本发明实施例的一个目的在于提供一种客户端特征的识别方法,旨在解决现有技术中由于需要判断样本对应的类别,以及同一用户对应的类内样本之间差异较大造成的人脸图像的识别准确率低下的技术问题。

[0013] 为解决上述技术问题,本发明实施例构造了一种客户端特征的识别方法,所述方法包括以下步骤:

[0014] 获取客户端特征以及预先存储的模板图像特征;

[0015] 根据预设的投影矩阵对获取的客户端特征以及模板图像特征进行投影,生成一投影特征对;其中所述投影矩阵由同一对象的模板图像特征和不同对象的模板图像特征训练形成;

[0016] 根据预先设置的相似度计算公式对所述投影特征对进行相似度的计算,生成一相似度结果;

[0017] 将生成的相似度结果提示给客户端。

[0018] 本发明实施例的另一个目的在于提供一种客户端特征的识别装置,旨在解决现有技术中由于需要判断样本对应的类别,以及同一用户对应的类内样本之间差异较大造成的人脸图像的识别效率低下的技术问题。

[0019] 为解决上述技术问题,本发明实施例构造了一种客户端特征的识别装置,所述装置包括:

[0020] 特征获取模块,用于获取客户端特征,以及用于获取预先存储的模板图像特征;

[0021] 投影模块,用于根据预设的投影矩阵对获取的客户端特征以及模板图像特征进行投影,生成一投影特征对;其中所述投影矩阵由同一对象的模板图像特征和不同对象的模板图像特征训练形成;

[0022] 相似度计算模块,用于根据预先设置的相似度计算公式对所述投影特征对进行相似度的计算,生成一相似度结果;以及

[0023] 提示模块,用于将生成的相似度结果提示给客户端。

[0024] 相对于现有技术,本发明预先设置投影矩阵以及相似度计算公式,其中投影矩阵由同一对象的模板图像特征(正样本)和不同类别的模板图像(负样本)特征训练形成,因此,发明不需要训练样本的类别信息,提高了图像识别的效率;而且基于正负样本的学习避免了多类学习问题对训练样本的要求,在非可控采集环境下能够实现更好的鉴别信息抽取,进而也提高了图像识别的准确率。

[0025] 为了让本发明的上述内容能更明显易懂,下文特举优选实施例,并配合所附图式,作详细说明如下:

#### 【附图说明】

[0026] 图1为本发明提供的客户端特征的识别方法的较佳实施例流程示意图;

[0027] 图2为本发明中形成投影矩阵以及相似度计算公式的流程示意图;

[0028] 图3为本发明中客户端特征的识别装置的较佳实施例结构示意图;

[0029] 图4为本发明实施例中相似度计算模块的较佳实施例结构示意图。

#### 【具体实施方式】

[0030] 以下各实施例的说明是参考附加的图式,用以例示本发明可用以实施的特定实施例。本发明所提到的方向用语,例如「上」、「下」、「前」、「后」、「左」、「右」、「内」、「外」、「侧面」等,仅是参考附加图式的方向。因此,使用的方向用语是用以说明及理解本发明,而非用以限制本发明。在图中,结构相似的单元是以相同标号表示。

[0031] 请参阅图1,图1为本发明提供的客户端特征的识别方法的较佳实施例流程示意图。

[0032] 在步骤S101中,获取客户端特征以及模板图像特征。

[0033] 在具体实施过程中,可通过图像获取终端(譬如拍照手机或者电脑摄像头)获取客户端特征,而所述模板图像特征为预先存储于图像获取终端的存储设备中。

[0034] 在步骤S102中,根据预设的投影矩阵对客户端特征和模板图像特征进行投影,生成一投影特征对。

[0035] 在本发明实施例中,所述投影矩阵由同一对象的模板图像特征(正样本)和不同对象的模板图像特征(负样本)训练形成,具体请参阅图2以及针对图2的详细描述,此处暂不赘述。

[0036] 在步骤S103中,根据预先设置的相似度计算公式对所述投影特征对进行相似度的计算,生成一相似度结果。

[0037] 关于所述相似度概率度量函数的详细描述请参阅图2以及针对图2的详细描述,此处暂不赘述。

[0038] 所述相似度计算公式包括相似度概率函数,所述相似度计算公式包括相似度概率函数,所述相似度概率函数根据预先设置的相似度度量函数生成,所述相似度概率函数为非线性的概率函数,所述相似度度量函数用于对所述投影特征对进行计算。

[0039] 而根据预先设置的相似度计算公式对所述投影特征对进行相似度的计算,生成一相似度结果的步骤包括:根据预先设置的相似度概率函数对所述投影特征对进行相似度的计算,生成一相似度概率;判断所述相似度概率是否大于或者等于预先预设的阈值;若所述相似度概率大于或者等于预先设置的阈值,则判定所述客户端特征与所述预先存储的模板图像特征属于同一类;若所述相似度概率小于预先设置的阈值,则判定所述客户端特征与所述预先存储的模板图像特征不属于同一类。

[0040] 在步骤S104中,将生成的相似度结果提示给客户端。譬如通过语音提示或者文字提示的方式将相似度结果提示给用户。

[0041] 请参阅图2,图2为本发明中形成投影矩阵以及相似度计算公式的流程示意图。

[0042] 在步骤S201中,生成相似度度量函数。

[0043] 在生成相似度度量函数后,从终端的数据库中选择模板图像特征A和模板图像特征B,通过所述相似度度量函数对模板图像特征A和模板图像特征B构成的图像特征对进行统计分析。

[0044] 本发明实施例以卡方(chi-square)距离作为直方图对模板图像特征A和模板图像特征B构成的图像特征对进行统计,譬如所述相似度度量函数请参阅下式(1):

$$[0045] \quad dist(x_1, x_2) = \sum_{i=1}^m \frac{(x_{1i} - x_{2i})^2}{x_{1i} + x_{2i}} \quad (1)$$

[0046] 基于直方图描述的特征下,如LBP(局部二进制模式)及其变种,SIFT(尺度不变特征转换)及其变种中,度量函数能够更好地描述图像之间的相似度。在具体实施过程中,基于不同的特征模式,可以定义不同的相似度度量函数,因此相似度度量函数并不限于上述的chi-square距离,还可以对应为欧氏距离、马氏距离或者余弦距离等任意特征向量距离。譬如在函数gabor等纹理特征描述下,可优选余弦距离。

[0047] 在步骤S202中,根据所述相似度度量函数生成相似度概率函数,譬如所述相似度概率函数请参阅下式(2):

$$[0048] \quad QCS(x_i, x_j) = (1 + \exp(\text{dist}(x_i, x_j) - b))^{-1} \quad (2)$$

[0049] 在式(2)中,  $(x_i, x_j)$  表示由模板图像特征A和模板图像特征B构成的图像特征对,模板图像特征A和模板图像特征B之间距离越大,由式(2)得出的结果越小,表示两者相似度越小。在式(2)中,  $b$  为度量参数。

[0050] 其中上述式(1)所示的相似度度量函数和式(2)所示的相似度概率函数的作用均为对不同图像特征的相似度进行计算。不同之处在于,所述相似度度量函数用于生成第一维数相似度结果,譬如二维线性的相似度结果;而所述相似度概率函数用于生成第二维数相似度结果,譬如三维非线性的相似度结果。

[0051] 在步骤S203中,根据所述相似度概率函数生成能量函数。

[0052] 在步骤S204中,使用正样本和负样本的图像特征对对能量函数进行训练,获取投影矩阵。

[0053] 在具体实施过程中,获取终端中所有的模板图像特征,并将所有的模板图像特征划分为同一个体对应的图像特征对和不同个体对应的图像特征对,同一对象对应的图像特征对可定义为正样本,而不同对象对应的图像特征对定义为负样本,在获取正样本和负样本的过程中,使得正样本与负样本的对数相同,即:

[0054]  $S = \{(y_i, y_j) \mid y_i, y_j \text{ 属于同一对象}\};$

[0055]  $D = \{(y_i, y_j) \mid y_i, y_j \text{ 属于不同对象}\}.$

[0056] 基于正样本和负样本构成的图像特征对,可生成一能量函数,该能量函数包括投影矩阵和相似度度量参数,譬如所述能量函数如下式(3):

$$[0057] \quad L(A) = \sum_{i,j \in S} \log(QCS(y_i, y_j)) + \sum_{i,j \in D} \log(1 - QCS(y_i, y_j)) \quad (3)$$

[0058] 其中  $y_i, y_j$  分别对应为原始特征的投影特征:  $y_i = Ax_i$ ;

[0059] 在得到能量函数后,使用正样本和负样本对所述能量函数进行训练。在具体实施过程中,本发明实施例有限采用梯度下降的方法对上述能量函数进行最优化求解,譬如首先初始化投影矩阵  $A_0$  和度量参数  $b_0$ ,之后计算能量函数关于投影矩阵  $A$  和度量参数  $b$  的梯度,请参阅下式(4)和(5):

$$[0060] \quad \frac{\partial L(A, b)}{\partial A} = \left( \sum_{i,j \in S} \frac{1}{h(y_i, y_j)_A} \frac{\partial h(y_i, y_j)_A}{\partial A} - \sum_{i,j \in D} \frac{1}{1 - h(y_i, y_j)_A} \frac{\partial h(y_i, y_j)_A}{\partial A} \right) \quad (4)$$

$$[0061] \quad \frac{\partial L(A, b)}{\partial b} = \left( \sum_{i,j \in S} 1 - QCS(y_i, y_j) + \sum_{i,j \in D} QCS(y_i, y_j) \right) \quad (5)$$

[0062] 最后更新投影矩阵A和度量参数b,得到下式(6)和(7):

$$[0063] \quad A_{t+1} = A_t + \alpha \frac{\partial L(A, b)}{\partial A} \quad (6)$$

$$[0064] \quad b_{t+1} = b_t + \alpha \frac{\partial L(A, b)}{\partial b} \quad (7)$$

[0065] 基于投影矩阵A原始特征,计算投影特征差异,不断对所述能量函数进行训练,最终在上述能量函数下,正样本之间的相似度最大,而负样本之间的相似度最小时,得到的矩阵即为投影矩阵。

[0066] 本发明实施例对投影矩阵的训练方式,可以基于神经网络思想对其进行扩展。本发明实施例对投影矩阵的训练方式类似于单层神经网络,可直接训练出投影矩阵A;对于双层神经网络而言,可动态更新隐藏层网络权重 $A_1$ ,而输出层网络权重 $A_2$ 保持不变。其中隐藏层与输出层的特征更新分别对应平方特征和开方特征 $A_1$ 。在基于梯度下降的权重更新中,实现最优化的隐藏层网络权重 $A_1$ ,并以最终的隐藏层网络权重 $A_1$ 和输出层网络权重 $A_2$ 作为最终的特征变换模型,即投影矩阵 $A=g(A_1, A_2)$ 。

[0067] 请回到图1,在步骤S102中,基于步骤S203中所述特征变换模型,将原始特征 $x_i$ 进行投影矩阵投影后变换为 $y_i=f(x_i, A_1, A_2)$ 。

[0068] 而在图1中的步骤S103中,针对变换后的图像特征对 $(y_i, y_j)$ ,以上述式(1)所示的相似度概率函数计算两者相似度,得到一相似度结果,并将该相似度结果与预定阈值进行比较,当相似度结果大于阈值时,表示获取的客户端特征与预先存储的模板图像特征属于同一类个体,否则不属于同一类。当然也可以根据相似度度量函数计算两者相似度,此处不再赘述。

[0069] 本发明发明人在研究过程中发现,对于输入的任意图像特征对,在本算法基础上,人脸验证得到了显著提高。以标准测试数据库户外脸部检测(Labeled Faces in the Wild, LFW)为例,在单特征SIFT下,原始的PCLDA下人脸验证率为0.6,而基于本发明提供的特征投影和相似度计算之后,人脸验证率为0.80,而在加入双层神经网络的度量学习后,人脸验证率则提高至0.89。

[0070] 本发明实施例可适用于任意人脸验证及识别场合,在人脸识别应用中,同样可以以本发明提供的方法计算测试图像与模板图像之间的相似度,从而对测试样本进行分类。

[0071] 请参阅图3,图3为本发明提供的客户端特征的识别装置的较佳实施例结构示意图。

[0072] 所述客户端特征的识别装置包括度量函数生成模块31、概率函数生成模块32、能量函数生成模块33、投影矩阵生成模块34、特征获取模块35、投影模块36、相似度计算模块37以及提示模块38。

[0073] 其中所述度量函数生成模块31用于生成相似度度量函数,该相似度度量函数用于统计对预先存储的模板图像特征进行统计。所述概率函数生成模块32用于根据所述相似度度量函数生成所述相似度概率函数。

[0074] 所述能量函数生成模块33用于根据所述相似度概率函数生成一能量函数,所述相似度度量函数包括投影矩阵。所述投影矩阵生成模块34用于通过所述能量函数对同一对象



的模板图像特征和不同对象的模板图像特征训练,形成投影矩阵。其中所述投影矩阵生成模块34优选采用梯度下降方式对所述能量函数进行训练,以获取所述投影矩阵。

[0075] 在对客户端特征(譬如人脸图像)进行识别时,所述特征获取模块35用于获取客户端特征,以及用于获取预先存储的模板图像特征。本发明所指的客户端特征包括人脸图像、还包括眼膜图像、指纹图像等,均在本发明保护范围之内,此处不一一列举。

[0076] 所述投影模块36用于根据预设的投影矩阵对获取的客户端特征以及模板图像特征进行投影,生成一投影特征对。本发明实施例中,所述投影矩阵由同一对象的模板图像特征和不同对象的模板图像特征训练形成。

[0077] 所述相似度计算模块37用于根据预先设置的相似度计算公式(譬如相似度概率函数)对所述投影特征对进行相似度的计算,生成一相似度结果。所述提示模块38用于将生成的相似度结果提示给客户端。

[0078] 其中所述相似度计算公式包括相似度度量函数或者相似度概率函数,所述相似度度量函数用于生成第一维数相似度结果;而所述相似度概率函数用于生成第二维数相似度结果。

[0079] 请参阅图4,图4为本发明实施例中相似度计算模块37的较佳实施例结构示意图。所述相似度计算模块37具体包括概率生成模块371以及判断模块372。

[0080] 所述概率生成模块371用于根据预先设置的相似度概率函数对所述投影特征对进行相似度的计算,生成一相似度概率。而所述判断模块372用于判断所述相似度概率是否大于或者等于预先预设的阈值,若所述相似度概率大于或者等于预先设置的阈值,则判定所述客户端特征与所述预先存储的模板图像特征属于同一类;若所述相似度概率小于预先设置的阈值,则判定所述客户端特征与所述预先存储的模板图像特征不属于同一类。

[0081] 关于所述客户端特征的识别装置各模块的详细工作原理请参阅上文针对客户端特征的识别方法的详细描述,此处不再赘述。

[0082] 本发明预先设置投影矩阵以及相似度计算公式,其中投影矩阵由同一对象的模板图像特征(正样本)和不同类别的模板图像(负样本)特征训练形成,因此,发明不需要训练样本的类别信息,提高了图像识别的效率;而且基于正负样本的学习避免了多类学习问题对训练样本的要求,在非可控采集环境下能够实现更好的鉴别信息抽取,进而也提高了图像识别的准确率。

[0083] 综上所述,虽然本发明已以优选实施例揭露如上,但上述优选实施例并非用以限制本发明,本领域的普通技术人员,在不脱离本发明的精神和范围内,均可作各种更动与润饰,因此本发明的保护范围以权利要求界定的范围为准。

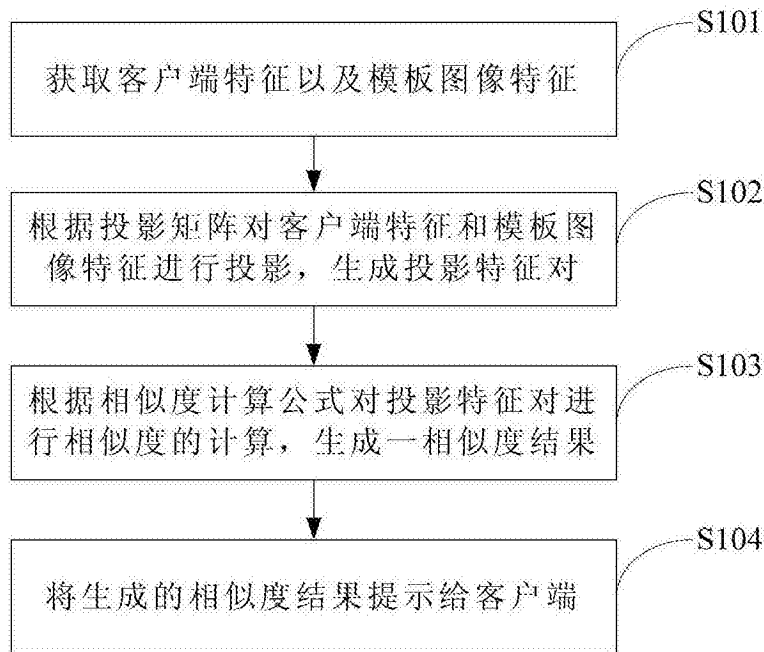


图1

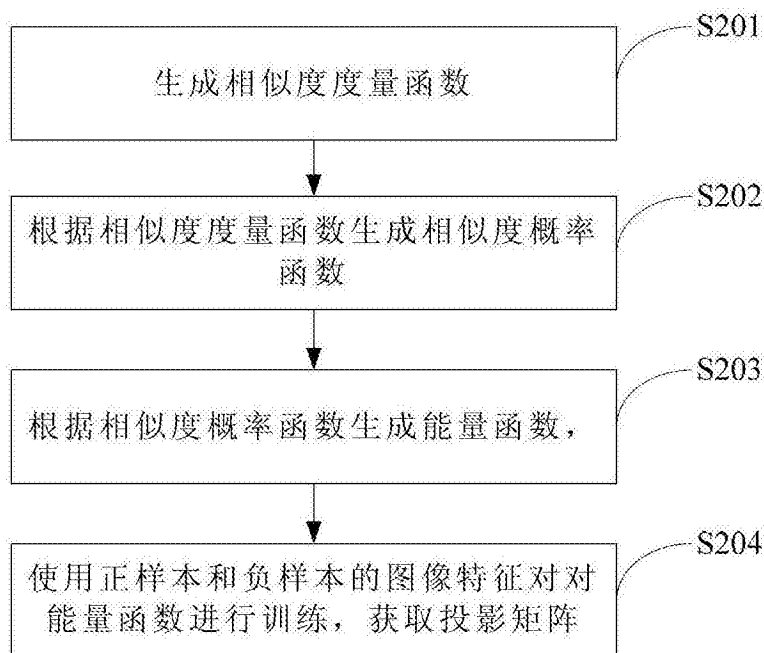


图2

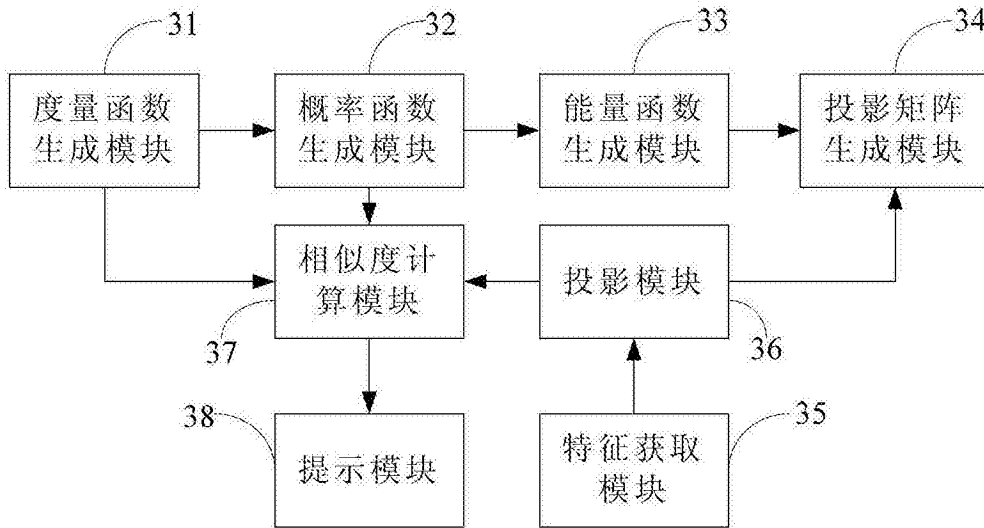


图3

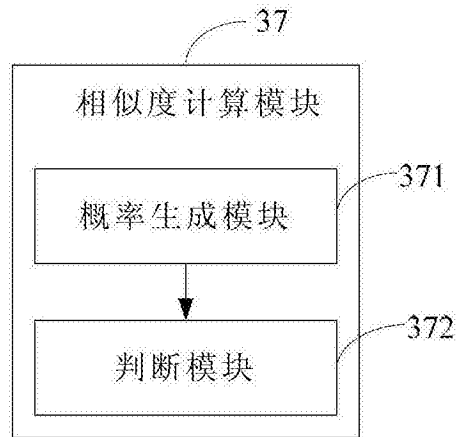


图4