

舌头图像提取方法、装置及计算机可读存储介质

相关申请的交叉引用：

本申请要求于 2019 年 8 月 9 日提交至中国专利局申请号 201910733855.8，申请名称为“舌头图像提取方法、装置及计算机可读存储介质”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在本申请中。

技术领域

本申请涉及一种舌头图像提取方法、装置及计算机可读存储介质。

背景技术

现有的舌头图像检测方法，通常是采用目标检测的方式，利用滑动窗口沿水平和竖向分别在图像上滑动，并通过 CNN 模型对滑动窗口中的物体提取空间特征，利用 SVM 分类器对提取到的所述空间特征分类，从而确定滑动窗口中是否是舌头图像。输出滑动窗口的四个角点的坐标，以四个角点的坐标来标定舌头图像的位置。但是，由于不同图像中舌头的尺寸相差很多，角度姿态也各不相同。因此，目标框的大小不确定，这就要通过各种大小的目标框来多次进行滑动识别，这也导致目标检测具有一定的复杂度。

因此，发明人意识到如何快速获取位姿正确并且完整清晰的舌头图像是一个亟待解决的问题。

发明内容

根据本申请公开的各种实施例，提供一种舌头图像提取方法，应用于电子装置，该方法包括以下步骤：

S110，将包含舌头的训练图像转换为矩阵 V ，其中，一张图像的所有的非负灰度值对应 V 中的一列，利用 LNMF 算法进行训练，将矩阵 V 分解为非负特征矩阵 W 与权值矩阵 H 的乘积，即 $V=WH$ ；

非负特征矩阵 W 的维数为 $n*r$ ， r 列为特征基图像，所述特征基图像是指代表舌头特征的非负特征矩阵 W ，该非负特征矩阵 W 构成非负子空间；

权值矩阵 H 的维数为 $r*m$ ，其每一列为编码；

S120，采用 EHMM 模型识别所述测试图像是否包含人脸图像，如包含，将训练图像和测试图像分别向所述非负子空间投影，分别得到特征系数，利用最近邻准则来求取训练图像与测试图像对应的特征系数的相似度，并将相似度高于相似度阈值的测试图像中的代表舌头的特征提取出来作为舌头特征；

S130，经过投影会将包含舌头特征的特征区域和不含舌头特征的非特征区域分别用不同标签标识出来，其中，标签集合对应有特征区域的边界信息，提取边界信息中上下左右方向的极值，确定包含特征区域的边框。

本申请还提供一种舌头图像提取装置，包括：

矩阵分解模块，用于将包含舌头的训练图像转换为矩阵 V ，其中，一张图像的所有的非负灰度值对应 V 中的一列，利用 LNMF 算法进行训练，将矩阵 V 分解为非负特征矩阵 W 与权值矩阵 H 的乘积，即 $V=WH$ ；非负特征矩阵 W 的维数为 $n*r$ ， r 列为特征基图像，

所述特征基图像是指代表舌头特征的非负特征矩阵 W ，该非负特征矩阵 W 构成非负子空间；权值矩阵 H 的维数为 $r \times m$ ，其每一列为编码；

舌头特征提取模块，采用 EHMM 模型识别所述测试图像是否包含人脸图像，如包含，将训练图像和测试图像分别向所述非负子空间投影，分别得到特征系数，利用最近邻准则来求取训练图像与测试图像对应的特征系数的相似度，并将相似度高于相似度阈值的测试图像中的代表舌头的特征提取出来作为舌头特征；

舌头图像分割模块，利用不同标签标记包含舌头特征的特征区域和不含舌头特征的非特征区域，其中，标签集合对应有特征区域的边界信息，提取边界信息中上下左右方向的极值，确定包含特征区域的边框。

本申请还提供一种电子装置，该电子装置包括：存储器和处理器，所述存储器中存储有舌头图像提取程序，所述舌头图像提取程序被所述处理器执行时实现如下步骤：

S110，将包含舌头的训练图像转换为矩阵 V ，其中，一张图像的所有的非负灰度值对应 V 中的一列，利用 LNMF 算法进行训练，将矩阵 V 分解为非负特征矩阵 W 与权值矩阵 H 的乘积，即 $V=WH$ ；

非负特征矩阵 W 的维数为 $n \times r$ ， r 列为特征基图像，所述特征基图像是指代表舌头特征的非负特征矩阵 W ，该非负特征矩阵 W 构成非负子空间；

权值矩阵 H 的维数为 $r \times m$ ，其每一列为编码；

S120，采用 EHMM 模型识别所述测试图像是否包含人脸图像，如包含，将训练图像和测试图像分别向所述非负子空间投影，分别得到特征系数，利用最近邻准则来求取训练图像与测试图像对应的特征系数的相似度，并将相似度高于相似度阈值的测试图像中的代表舌头的特征提取出来作为舌头特征；

S130，经过投影会将包含舌头特征的特征区域和不含舌头特征的非特征区域分别用不同标签标识出来，其中，标签集合对应有特征区域的边界信息，提取边界信息中上下左右方向的极值，确定包含特征区域的边框。

另外，还提供一种计算机非易失性可读存储介质，所述计算机非易失性可读存储介质存储有计算机程序，所述计算机程序包括程序指令，所述程序指令被处理器执行时，实现以上任一项所述的舌头图像提取方法。

本申请的一个或多个实施例的细节在下面的附图和描述中提出。本申请的其它特征和优点将从说明书、附图以及权利要求书变得明显。

附图说明

通过结合下面附图对其实施例进行描述，本申请的上述特征和技术优点将会变得更加清楚和容易理解。

图 1 是本申请实施例的舌头图像提取方法的流程示意图；

图 2 是本申请实施例的图像的切片对应的 EHMM 的超状态及嵌入状态的流程示意图一；

图 3 是本申请实施例的图像的切片对应的 EHMM 的超状态及嵌入状态的流程示意图二；

图 4 是本申请实施例的图像的切片对应的 EHMM 的超状态及嵌入状态的流程示意图三；

图 5 是本申请实施例的电子装置的硬件架构示意图；

图 6 是本申请实施例的舌头图像提取程序的模块构成图；

图 7 是本申请实施例的线性回归模型调整边框的示意图。

具体实施方式

下面将参考附图来描述本申请所述的舌头图像提取方法、装置及计算机非易失性可读

存储介质的实施例。

在其中一个实施例中，图 1 为本申请实施例提供的舌头图像提取方法的流程示意图，应用于电子装置，该方法包括以下步骤：

S110、利用 LNMF（局部非负矩阵分解）算法进行训练，得到不同维数的特征基图像。例如采用 1000 张舌头图像（即图像中包含有舌头，并体现出舌头的形状、颜色等特征）作为训练图像集，且舌头图像已事先进行了标注。优选地，可以先将舌头图像进行压缩，例如压缩为 56*64 像素，并对舌头图像进行去均值与归一化的处理，利用 LNMF 算法进行训练得到不同维数的特征基图像，所述特征基图像是指代表舌头的特征的非负特征矩阵 W ，该非负特征矩阵 W 构成非负子空间。

其中，LNMF 是在 NMF 基础上的改进，LNMF 算法是将训练图像对应的矩阵 V 分解为特征矩阵 W 与权值矩阵 H 的乘积，即 $V=WH$ 。

其中， V 是 $n*m$ 的矩阵， $V=(V_1, V_2, \dots, V_m)$ ，一张图像的所有的非负灰度值就是对应 V 中的一列， V 中的数据就是训练图像所对应的灰度值。

特征矩阵 W 的维数为 $n*r$ ， r 列为基图像；

权值矩阵 H 的维数为 $r*m$ ，其每一列为编码，与 V 中的一个舌头图像一一对应，由此，一个训练图像则可以表示为基图像的线性组合。

S120、采用 EHMM 模型识别所述测试图像是否包含人脸图像，如包含，对测试图像进行特征提取。具体说，代表舌头的特征的非负特征矩阵 W 构成非负子空间，将训练图像和测试图像分别向训练图像集获得的非负子空间投影，分别得到特征系数，利用最近邻准则来求取训练图像与测试图像对应的特征系数的相似程度，并将特征系数的相似程度高于设定的阈值的代表舌头的特征提取出来作为舌头特征，从而从测试图像中筛选出具有舌头特征的图像。其中，舌头的特征包括舌头的形状、角度、颜色、舌苔状态，以及舌头与人脸器官的位置关系。

S130、测试图像向非负子空间投影，投影的过程相当于将测试图像变换至非负子空间，其仍是图像，并且是一幅由学习到的特征组成的图像，经过投影会将包含舌头特征的特征区域和不含舌头特征的非特征区域分别用不同标签标识出来，从而将包含舌头特征的特征区域从测试图像中分割出来。其中，标签集合对应应有特征区域的边界信息，提取边界信息中上下左右的极值，可确定包含特征区域的最小边框。这里采用最小边框的意义是后面会采用线性回归的方式来调整最小边框的位置，以消除或减小位置误差。其非特征区域和特征区域具有不同的标签，例如非特征区域为 0，特征区域为非 0，根据 0 和非 0 即可将代表舌头特征的图像区域用边框从各测试图像中分割出来。进一步地，还包括步骤 S140、使用 SVM 分类器对测试图像中提取的特征进行分类，将提取到的特征送到 k 个 svm 分类器中识别， k 的取值与类别数相等。具体说，可以是例如“舌头”、“非舌头”的分类。也可以是根据舌头的病理状况下的特征来分类，其中，人的身体情况可以包括湿热、阴虚、正常、热盛、气血不通、血瘀，将 k 个 SVM 分类器中得分最高的类作为分类结果。

在其中一个实施例中，还包括步骤 S150，通过线性回归模型调整舌头图像的边框位置，对于每一个类，例如，湿热、阴虚、正常、热盛、气血不通、血瘀分别训练一个线性回归模型，输入为边框中的图像的特征，而输出为边框的平移（左右平移和上下平移）值、缩放值。通过线性回归模型计算得到边框的平移值和缩放值，并利用损失函数约束边框的位置误差，从而不断调整边框移动到合适的位置。

其中，如图 7 所示，线性回归模型是给定位置原始值 $P=(P_x, P_y, P_w, P_h)$ ，其中， P_x, P_y 表示边框的坐标， P_w, P_h 分别表示边框的宽和高，通过机器学习的方式获取映射 f ，使得

$$f(P_x, P_y, P_w, P_h) = (\hat{G}_x, \hat{G}_y, \hat{G}_w, \hat{G}_h), \text{ 并且,}$$

位置预测值($\widehat{G}_x, \widehat{G}_y, \widehat{G}_w, \widehat{G}_h$) $\approx$ 位置真实值(G_x, G_y, G_w, G_h)。

假设平移($\Delta x, \Delta y$), $\Delta x = P_w d_x(P)$, $\Delta y = P_h d_y(P)$, 则

$$\widehat{G}_x = P_w d_x(P) + P_x \quad (1)$$

$$\widehat{G}_y = P_h d_y(P) + P_y \quad (2)$$

假设尺度缩放(S_w, S_h), $S_w = \exp(d_w(P))$, $S_h = \exp(d_h(P))$, 则

$$\widehat{G}_w = P_w \exp(d_w(P)) \quad (3)$$

$$\widehat{G}_h = P_h \exp(d_h(P)) \quad (4)$$

边框回归就是学习获得准确的 $d_x(P), d_y(P), d_w(P), d_h(P)$ 这四个变换值。

输入为 $P = (P_x, P_y, P_w, P_h)$, 输出为位置预测值 $\widehat{G}$ 。而位置原始值变换为位置实际值 G 则需要经过真实变换值 $t_* = (t_x, t_y, t_w, t_h)$, 其中, 真实平移量为 (t_x, t_y) , 尺度真实缩放的宽和高为 (t_w, t_h) , 其中,

$$t_x = (G_x - P_x) / P_w \quad (5)$$

$$t_y = (G_y - P_y) / P_h \quad (6)$$

$$t_w = \log(G_w / P_w) \quad (7)$$

$$t_h = \log(G_h / P_h) \quad (8)$$

构造目标函数 $d_*(P) = w_*^T K(P)$, w_* 是要学习的参数 (*表示 x, y, w, h , 也就是每一个变换都设置一个目标函数), $d_*(P)$ 是得到的变换预测值。 $K(P)$ 是特征区域对应的特征向量, 要让变换预测值跟变换真实值 $t_* = (t_x, t_y, t_w, t_h)$ 的差距最小, 构造损失函数 Loss 并最小化:

$$\operatorname{argmin}_{\text{Loss}} = \operatorname{argmin} \left(\sum_{i=1}^N (t_*^i - w_*^T K(P^i))^2 \right) \quad (9)$$

其中, i 是第 i 次迭代;

N 是样本数量。

通过一些样本训练, 使得损失函数最小化, 从而得到 w_* , 即可得到 $d_*(P)$, 也就是 $d_x(P), d_y(P), d_w(P), d_h(P)$ 值。

在其中一个实施例中, NMF 是一种基于局部子空间投影方法, 由于 NMF 算法提取的特征是基于全局特征, 对特征空间的局部性没有任何限制。为了增强特征矩阵 W 的主成分局部化特征, LNMF 更加强调了原图像分解过程中基本特征成分的局部化。LNMF 算法的公式如下:

构建目标函数

$$D(V \parallel WH) = \sum_{ij} \left[V_{ij} \log \frac{V_{ij}}{(WH)_{ij}} - V_{ij} - (WH)_{ij} \right] + \alpha \sum_{ij} (W^T W)_{ij} - \beta \sum_{ij} (HH^T)_{ij}$$

其中, α 、 β 为正常数;

$$V, W, H \geq 0;$$

$\forall j: \|W_j\| = 1$, W_j 表示特征基矩阵 W 的第 j 列向量, 表示对特征基矩阵 W 的每一列都进行归一化处理;

$V = [V_1, V_2 \dots V_i \dots V_m]$ 表示 m 幅训练图像集合, 列向量 V_i 表示第 i 幅训练图像, V_{ij} 表示第 i 幅图像的第 j 个灰度值, 每幅训练图像的尺寸为 n , V 的大小为 $n \times m$ 。

$W = [W_1, W_2, \dots W_j \dots W_r]$ 为特征矩阵, 大小为 $n \times r$;

$H = [H_1, H_2 \dots H_j \dots H_m]$ 为权值矩阵, H_j 为 H 的第 j 列向量, 大小为 $r \times m$ 。

通过下式迭代更新 W, H , 实现目标函数最小化,

$$H_{jl} = \sqrt{H_{jl} \sum_i V_{il} \frac{W_{ij}}{\sum_j W_{ij} H_{jl}}}$$

$$W_{ij} = \frac{W_{il} \sum_l V_{il} \frac{H_{jl}}{\sum_l W_{il} H_{jl}}}{\sum_l H_{jl}}$$

$$W_{ij} = \frac{W_{ij}}{\sum_{ij} W_{ij}}$$

其中, $i=1,2, \dots m$; $j=1,2, \dots, r$; $l=1,2, \dots n$, 在迭代过程中 W, H 始终保持为非负数。

在其中一个实施例中, 对训练图像和测试图像都先进行二值化, 所述二值化是指将图像上的像素点的灰度值仅设置为 0 或 255, 也就是将整个图像呈现出明显的黑白效果的过程。可以更加精确的获取舌头区域, 具体地说, 是根据设定的灰度值阈值将图像上的像素点的灰度值仅设置为 0 或 255, 灰度值阈值可以是取 0 至 255 的中位值, 小于灰度值阈值的设为 0, 大于等于灰度值阈值的设为 255。

在其中一个实施例中, 先采用 EHMM (嵌入式隐马尔科夫算法) 对测试图像进行分类处理, 具体说, 将图像按照“有人脸”、“没人脸”两个类别来进行分类, 可以优化识别准确率。具体分类过程包括以下步骤:

选取人脸的多个特征点形成特征序列。

将测试图像输入 EHMM 模型, EHMM 模型通过移动的窗口从上到下和从左到右扫描测试图像, 其首先从左向右扫描, 每个窗口扫描得到一组特征向量, 是对此时人脸区域的一种特征提取。扫描窗口计算得到特征向量后, 间隔固定距离向右移动, 继续进行特征提取, 当移到图像右侧时, 换到下一行继续从左向右完成扫描。直到窗口移动到图像的右下方, 结束整个扫描过程并得到多组特征向量, 多组特征向量组成观察值序列。

其中, EHMM 模型包含一组超状态集合, 超状态集合中的超状态的数量与人脸在竖向的切片图片数量相同, 每个超状态封装有一组嵌入式状态集合, 嵌入式状态集合中的嵌入

式状态的数量与人脸在横向的切片图片数量相同。EHMM 模型通过固定大小窗口从左到右，从上到下扫描图像，脸部的特征可以对应从上到下的超状态，和从左到右的嵌入式状态。其中，如图 2 所示，纵向的超状态对应图像的切片是额头区域、眼睛区域、鼻子区域、嘴巴区域、下巴区域。从上往下看，这些区域的位置关系是固定的，这是人脸的共性。而竖向的人脸的个性则通过每个超状态（即各个区域）的自身的特性，以及各超状态之间相互的联系反映出来。而从左往右看，人脸又划分为左脸部、左眼、两眼中间、右眼、右脸部，这位置关系也是固定的，而横向的人脸的个性则通过每个嵌入状态以及各嵌入状态之间的相互的联系反映出来。

利用前向算法求出观察值序列与人脸的多个特征点组成的特征序列相似的或然率，相似的或然率大于判定阈值，则认为检测的图像包含人脸。

在其中一个实施例中，EHMM 模型的训练过程如下：

1) EHMM 建模：EHMM 可以被定义为 $\lambda = (P_0, A_0, \Lambda)$ 的三元式，其中 $\Lambda = \Lambda^1, \Lambda^2, \dots, \Lambda^{N_0}$ ，EHMM 模型的基本元素包括：

(1) 超状态的初始概率 $P_0 = \pi_{0,i}$ ， $\pi_{0,i}$ 是超状态 i 在 $\text{time}=0$ 时候的概率， $1 \leq i \leq N_0$ ， N_0 表示超状态的数量；

(2) 过渡转移矩阵 $A_0 = a_{0,ij}$ ，其中 $a_{0,ij}$ 是迁移矩阵从超状态 i 转到超状态 j 的概率，在从左到右的 EHMM 模型中，唯一被允许的迁移是本状态到下一个状态的迁移，因此原状态到前一个状态的迁移概率是 0；

(3) $\Lambda^k = (P_1^k A_1^k B^k)$ 表示第 k 个超状态的参数集， $1 \leq k \leq N_0$ ；

其中， P_1^k 为嵌入状态的初始概率分布；

A_1^k 是嵌入状态转移概率矩阵；

B^k 表示观察值概率矩阵， $b_j^k(O_{t_0,t_1})$ 表示超状态 k 的嵌入状态 j 产生观察量 O_{t_0,t_1} 的概率， O_{t_0,t_1} 两个变量分别对应竖向和横向两个维度，

$$b_j^k(O_{t_0,t_1}) = \sum_{m=1}^{M_j^k} c_{jm}^k N(O_{t_0,t_1}, \mu_{jm}^k, U_{jm}^k)$$

其中， M_j^k 表示混合高斯数目；

c_{jm}^k 是超状态 k 的嵌入状态 j 的第 m 个混合项的混合系数；

$N(O_{t_0,t_1}, \mu_{jm}^k, U_{jm}^k)$ 是以 μ_{jm}^k 为均值向量、 U_{jm}^k 为协方差矩阵的高斯密度。

2) 图像分割：均匀分割训练图像，从图像得到的观察值序列被均匀分为 N_0 个对应纵向的超状态的纵向切片。每个纵向切片可以从左到右切分到多个嵌入状态中。

3) 参数初始化：分割后，模型参数的初始值是通过状态的初始化概率和迁移概率得到的。每个 EHMM 的状态采用了 K-means 聚类计算观察值概率。K 是每个状态的高斯分

布个数。所有嵌入状态中提取的观察值向量都能用高斯混合模型解释其观察值概率密度函数。每个超状态的状态初始化规则如下：每个 EHMM 的第一个状态初始化概率规定为 1.0，其他状态初始化概率为 0。

4) 嵌入式 Viterbi 分割：在迭代第一步后，使用双嵌入式 Viterbi 算法（维特比算法）代替均匀分割，通过新的分割和事件频率计数，确定一组新的初始化和迁移概率。

5) 分割 Kmeans 聚类：根据第 4 步分割结果，使用 Kmeans 聚类计算新状态对应的观察值向量，以及新的观察值概率密度函数。在下次迭代中，这些值将会作为新一轮双嵌入式 Viterbi 分割的初始值。

6) 重复第 4 和第 5 步，直到连续迭代过程变化小于设定的收敛阈值。

在其中一个实施例中，如图 3 所示，人脸沿纵向的切片还包括头发区域，虽然并不是所有人都有头发，但是头发区域提供了人脸所具备的附加特征，确实有助于更加精确的识别出人脸。其计算过程与以上过程基本相同，在此不再赘述。

在其中一个实施例中，以上是以整张人脸在纵向划分切片图像来对应超状态，并在横向划分切片对应嵌入状态。然而由于本申请是以舌头图像提取为目的，所以，在人脸识别上，也可以仅以部分纵向切片来对应超状态，例如，如图 4 所示，仅以下巴和嘴巴区域来对应超状态，而不需要对人脸其他区域进行识别，也可以通过训练来识别出是否是人脸，并且可以减少计算量。其计算过程与以上过程基本相同，在此不再赘述。

在其中一个实施例中，在采用嵌入式隐马尔科夫算法对测试图像进行人脸、非人脸的分类处理后，还进一步对有人脸的图像进行分类，包括识别图像的性别和年龄。虽然根据舌头的状态并不能准确判断出人的年龄和性别，但是，人的舌头的状况是与其年龄和性别有关联的（例如，不同的年龄阶段，味蕾（分布在舌头上的乳头状突起）的数量是不同的，其呈现出减少的趋势，对于儿童来说大约有 1 万个的味蕾，随着年龄的增长，细胞会慢慢的老化，到了老年，味蕾仅仅是儿童时期的 20%，而且年龄越小，舌头越嫩，舌头越红；年龄越大，舌头越暗。而女性的舌头则通常比男性的舌头细小）。可以根据人的年龄和性别先把测试图像分类，然后再从年龄和性别分类的类别中的图像分别提取舌头区域图像。由于各类别中的图像是与该类别实际应该对应的舌头更相关联的，也就是说，一张图像中的舌头是属于老年人的，那么其被分类到年龄大的类别中，该图像中的舌头具有老年人应具有的特征，例如味蕾数量少（当然只是大概数量的识别），舌头的颜色暗淡，则其可以被更快的识别出来，也就相当于减少了模型的计算量。当然，这需要事先训练对应该年龄段的 LNMF 模型。就是说，把训练集中的图像先根据年龄和性别分类，对每个分类中的图像都进行有舌头、没舌头的标注，也就形成了年龄段-性别-有舌头的标注，对每个分类分别训练一个 LNMF 模型。

下面具体说明一下，首先，获得 CNN（卷积神经网络）模型，该 CNN 模型经过训练可以识别人脸的性别和年龄。假设按照年龄段和性别设定 6 个分类，例如 0~20-男、20~40-男、40~70-男、0~20-女、20~40-女、40~70-女这六个类别，采用 CNN（卷积神经网络）来识别将训练图像分类到以上六个年龄段-性别类别中；

然后，对这六个类别中的图像都进行标注，相应的每张图像对应的标签就是年龄段、性别、舌头的标签；

然后，针对这六个分类分别训练 LNMF 模型，得到对应以上 6 个分类的 6 个 LNMF 模型，例如 0~20-男的舌头对应的 LNMF 模型，就用于识别 0~20-男的舌头。20~40-女的舌头对应的 LNMF 模型，就用于识别 20~40-女的舌头；

然后，采用前面经过训练的 CNN 模型来识别测试图像的性别和年龄，同样的把测试图像按照性别和年龄段进行分类，其类别与训练图像所分的类别相同；

然后，按照年龄段、性别、舌头对应训练后的 LNMF 模型来提取舌头图像区域。

由于 LNMF 模型是经过训练专门识别对应年龄段和性别的舌头图像,而测试图像也相应的划分为对应的年龄段和性别分类,而该年龄段和性别的舌头具有对应的一些特征,可以更加有利于 LNMF 模型来识别。另一方面,测试图像划分为多个类别同时识别,也加快了识别效率。另外,由于舌头图像对应的标注有年龄段和性别,这也有助于后期在湿热、阴虚、正常、热盛、气血不通、血瘀分类上的准确性和快速性。

参阅图 5 所示,是本申请电子装置的实施例的硬件架构示意图。本实施例中,所述电子装置 2 是一种能够按照事先设定或者存储的指令,自动进行数值计算和/或信息处理的设备。例如,可以是智能手机、平板电脑、笔记本电脑、台式计算机、服务器等。如图 5 所示,所述电子装置 2 至少包括,但不限于,可通过系统总线相互通信连接的存储器 21、处理器 22、网络接口 23。其中:所述存储器 21 至少包括一种类型的计算机非易失性可读存储介质,所述可读存储介质包括闪存、硬盘、多媒体卡、存储器、磁盘、光盘等。在一些实施例中,所述存储器 21 可以是所述电子装置 2 的内部存储单元,例如该电子装置 2 的硬盘或内存。在另一些实施例中,所述存储器 21 也可以是所述电子装置 2 的外部存储设备,例如该电子装置 2 上配备的插接式硬盘,智能存储卡(Smart Media Card, SMC),安全数字(Secure Digital, SD)卡,闪存卡(Flash Card)等。本实施例中,所述存储器 21 通常用于存储安装于所述电子装置 2 的操作系统和各类应用软件,例如所述舌头图像提取程序代码等。

所述处理器 22 在一些实施例中可以是中央处理器(Central Processing Unit, CPU)、控制器、微控制器、微处理器、或其他数据处理芯片。本实施例中,所述处理器 22 用于运行所述存储器 21 中存储的程序代码或者处理数据,例如运行所述的舌头图像提取程序等。

所述网络接口 23 可包括无线网络接口或有线网络接口,该网络接口 23 通常用于在所述电子装置 2 与其他电子装置之间建立通信连接。

可选地,该电子装置 2 还可以包括显示器,显示器也可以称为显示屏或显示单元。

包含可读存储介质的存储器 21 中可以包括操作系统、舌头图像提取程序 50 等。处理器 22 执行存储器 21 中舌头图像提取程序 50 时实现如上所述的 S1 至 S4 的步骤,在此不再赘述。在本实施例中,存储于存储器 21 中的所述舌头图像提取程序 50 可以被分割为一个或者多个程序模块,所述一个或者多个程序模块被存储于存储器 21 中,并可由一个或多个处理器(本实施例为处理器 22)所执行,以完成本申请。例如,图 6 示出了所述舌头图像提取程序的程序模块示意图,该实施例中,所述舌头图像提取程序 50 可以被分割为矩阵分解模块 501、舌头特征提取模块 502、舌头图像分割模块 503。以下描述将具体介绍所述程序模块的具体功能。

其中,矩阵分解模块 501 用于利用 LNMF(局部非负矩阵分解)算法进行训练,得到不同维数的特征基图像。例如采用 1000 张舌头图像(即图像中包含有舌头,并体现出舌头的形状、颜色等特征)作为训练图像集,且舌头图像已事先进行了标注。

其中, LNMF 是在 NMF 基础上的改进, LNMF 算法是将训练图像对应的矩阵 V 分解为特征矩阵 W 与权值矩阵 H 的乘积,即 $V=WH$ 。

其中, V 是 $n*m$ 的矩阵, $V=(V_1, V_2, \dots, V_m)$, 一张图像的所有的非负灰度值就是对应 V 中的一列, V 中的数据就是训练图像所对应的灰度值。

特征矩阵 W 的维数为 $n*r$, r 列为基图像;

权值矩阵 H 的维数为 $r*m$, 其每一列为编码,与 V 中的一个舌头图像一一对应,由此,一个训练图像则可以表示为基图像的线性组合。

NMF 是一种基于局部子空间投影方法,由于 NMF 算法提取的特征是基于全局特征,对特征空间的局部性没有任何限制。为了增强特征矩阵 W 的主成分局部化特征, LNMF 更加强调了原图像分解过程中基本特征成分的局部化。LNMF 算法的公式如上所述,在此不再详述。

舌头特征提取模块 502 采用 EHMM 模型识别所述测试图像是否包含人脸图像, 如包含, 则对测试图像进行特征提取。具体说, 代表舌头的特征的非负特征矩阵 W 构成非负子空间, 将训练图像和测试图像分别向训练图像集获得的非负子空间投影, 分别得到特征系数, 利用最近邻准则来求取训练图像与测试图像对应的特征系数的相似程度, 从而提取测试图像中的特征。也就是说, 特征系数的相似程度高于设定的阈值, 则表示测试图像中的特征基是舌头, 从而从测试图像中筛选出具有舌头特征的图像。

舌头图像分割模块 503 用于把测试图像向非负子空间投影, 投影的过程相当于将测试图像变换至非负子空间, 其仍是图像, 并且是一幅由学习到的特征组成的图像, 其非特征区域和特征区域具有不同的标签, 例如非特征区域为 0, 特征区域为非 0, 根据 0 和非 0 即可将代表舌头特征的图像区域用边框从各测试图像中分割出来。

在其中一个实施例中, 还包括分类模块 504, 分类模块 504 用于使用 SVM 分类器对测试图像中提取的特征进行分类, 将提取到的特征送到 k 个 svm 分类器中识别, k 的取值与类别数相等。具体说, 可以是例如“舌头”、“非舌头”的分类。也可以是根据舌头的病理状况下的特征来分类, 从而得到框选的舌头的图像。具体说, 可以是按照人的身体的情况来分别对应的不同的舌头图像的特征来分类, 其中, 人的身体情况可以包括湿热、阴虚、正常、热盛、气血不通、血瘀, 将 k 个 SVM 分类器中得分最高的类作为分类结果。

在其中一个实施例中, 还包括边框调整模块 505, 边框调整模块 505 用于通过线性回归模型调整舌头图像的边框位置, 对于每一个类, 例如, 湿热、阴虚、正常、热盛、气血不通、血瘀分别训练一个线性回归模型, 输入为边框中的图像的特征, 而输出为边框的平移(左右平移和上下平移)值、缩放值。通过线性回归模型计算得到边框的平移和缩放值, 并利用损失函数约束边框的位置误差, 从而不断调整边框移动到合适的位置。

在其中一个实施例中, 还包括二值化模块 506, 二值化模块 506 用于对训练图像和测试图像都先进行二值化(是指将图像上的像素点的灰度值设置为 0 或 255, 也就是将整个图像呈现出明显的黑白效果的过程), 由于彩色图像(例如 RGB 图像)为通过对红(R)、绿(G)、蓝(B)三个颜色通道的变化以及它们相互之间的叠加来得到各式各样的颜色, 其获取的舌头区域空洞(漏掉)的区域较多, 黑白图像(仅为单通道), 单通道相对于三通道更有利于模型的优化, 可以更加精确的获取舌头区域。

在其中一个实施例中, 还包括人脸识别模块 507, 人脸识别模块 507 用于先采用 EHMM (嵌入式隐马尔科夫算法)对测试图像进行分类处理, 具体说, 将图像按照“有人脸”、“无人脸”两个类别来进行分类, 可以优化识别准确率。EHMM 模型进行人脸识别包括以下步骤:

选取人脸的多个特征点形成特征序列。

将测试图像输入 EHMM 模型, EHMM 模型通过移动的窗口从上到下和从左到右扫描测试图像, 因为, EHMM 模型包含一组超状态集合, 超状态集合中的超状态的数量与人脸在竖向的切片图片数量相同, 每个超状态封装有一组嵌入式状态集合, 嵌入式状态集合中的嵌入式状态的数量与人脸在横向的切片图片数量相同。。EHMM 模型通过固定大小窗口从左到右, 从上到下扫描图像(脸部的特征可以从上到下的超状态结构, 和从左到右的嵌入式状态)。例如, 其首先从左向右扫描, 每个窗口扫描得到一组特征向量, 是对此时人脸区域的一种特征提取。扫描窗口计算得到特征向量后, 间隔固定距离向右移动, 继续进行特征提取, 当移到图像右侧时, 换到下一行继续从左向右完成扫描。直到窗口移动到图像的右下方, 结束整个扫描过程并得到多组特征向量, 多组特征向量组成观察值序列。

利用前向算法求出观察值序列与人脸的多个特征点组成的特征序列相似的或然率, 相似的或然率大于判定阈值, 则认为检测的图像包含人脸。

在其中一个实施例中, EHMM 模型的训练过程如下:

1)EHMM 建模: EHMM 可以被定义为 $\lambda = (P_0, A_0, \Lambda)$ 的三元式, 其中 $\Lambda = \Lambda^1, \Lambda^2, \dots, \Lambda^{N_0}$,

EHMM 模型的基本元素包括:

(1) 超状态的初始概率 $\mathbf{P}_0 = \pi_{0,i}$, $\pi_{0,i}$ 是超状态 i 在 $\text{time}=0$ 时候的概率, $1 \leq i \leq N_0$, N_0 表示超状态的数量;

(2) 过渡转移矩阵 $A_0 = a_{0,ij}$, 其中 $a_{0,ij}$ 是迁移矩阵从超状态 i 转到超状态 j 的概率, 在从左到右的 EHMM 模型中, 唯一被允许的迁移是本状态到下一个状态的迁移, 因此原状态到前一个状态的迁移概率是 0;

(3) $\Lambda^k = (\mathbf{P}_1^k A_1^k B^k)$ 表示第 k 个超状态的参数集, $1 \leq k \leq N_0$;

其中, $\mathbf{P}_1^k$ 为嵌入状态的初始概率分布;

A_1^k 是嵌入状态转移概率矩阵;

B^k 表示观察值概率矩阵, $b_j^k(o_{t_0,t_1})$ 表示超状态 k 的嵌入状态 j 产生观察量 o_{t_0,t_1} 的概率, o_{t_0,t_1} 两个变量分别对应竖向和横向两个维度,

$$b_j^k(o_{t_0,t_1}) = \sum_{m=1}^{M_j^k} c_{jm}^k N(o_{t_0,t_1}, \mu_{jm}^k, U_{jm}^k)$$

其中, M_j^k 表示混合高斯数目;

c_{jm}^k 是超状态 K 的嵌入状态 j 的第 m 个混合项的混合系数;

$N(o_{t_0,t_1}, \mu_{jm}^k, U_{jm}^k)$ 是以 μ_{jm}^k 为均值向量、 U_{jm}^k 为协方差矩阵的高斯密度。

2) 图像分割: 均匀分割测试图像, 从图像得到的观察值序列被均匀分为 N_0 个对应纵向的超状态的纵向切片。每个纵向切片可以从左到右切分到多个嵌入状态中。

3) 参数初始化: 分割后, 模型参数的初始值是通过状态的初始化概率和迁移概率得到的。每个 EHMM 的状态采用了 K-means 聚类计算观察值概率。K 是每个状态的高斯分布个数。所有嵌入状态中提取的观察值向量都能用高斯混合模型解释其观察值概率密度函数。每个超状态的状态初始化规则如下: 每个 EHMM 的第一个状态初始化概率规定为 1.0, 其他状态初始化概率为 0。

4) 嵌入式 Viterbi 分割: 在迭代第一步后, 使用双嵌入式 Viterbi 算法 (维特比算法) 代替均匀分割, 通过新的分割和事件频率计数, 确定一组新的初始化和迁移概率。

5) 分割 Kmeans 聚类: 根据第 4 步分割结果, 使用 Kmeans 聚类计算新状态对应的观察值向量, 以及新的观察值概率密度函数。在下次迭代中, 这些值将会作为新一轮双嵌入式 Viterbi 分割的初始值。

6) 重复第 4 和第 5 步, 直到连续迭代过程变化小于设定阈值。

在其中一个实施例中, 还包括再分类模块 508, 再分类模块 508 用于在采用嵌入式隐马尔科夫算法对测试图像进行人脸、非人脸的分类处理后, 还进一步对有人脸的图像进行分类, 包括识别图像的性别和年龄。

下面具体说明一下，首先，获得 CNN（卷积神经网络）模型，该 CNN 模型经过训练可以识别人脸的性别和年龄。假设按照年龄段和性别设定 6 个分类，例如 0~20-男、20~40-男、40~70-男、0~20-女、20~40-女、40~70-女这六个类别，采用 CNN（卷积神经网络）来识别将训练图像分类到以上六个类别中；

然后，对这六个类别中的图像都进行标注，相应的每张图像对应的标签就是年龄段-性别-舌头；

然后，针对这六个分类分别训练 LNMF 模型，得到对应以上 6 个分类的 6 个 LNMF 模型，例如 0~20-男的舌头对应的 LNMF 模型，就用于识别 0~20-男的舌头。20~40-女的舌头对应的 LNMF 模型，就用于识别 20~40-女的舌头；

然后，采用前面经过训练的 CNN 模型来识别测试图像的性别和年龄，同样的把测试图像按照性别和年龄段进行分类，其类别与训练图像所分的类别相同；

然后，按照各类别来分别采用对应的 LNMF 模型来提取舌头图像区域。

由于 LNMF 模型是经过训练专门识别对应年龄段和性别的舌头图像，而测试图像也相应的划分为对应的年龄段和性别分类，而该年龄段和性别的舌头具有对应的一些特征，可以更加有利于 LNMF 模型来识别。另一方面，测试图像划分为多个类别同时识别，也加快了识别效率。另外，由于舌头图像对应的标注有年龄段和性别，这也有助于后期在湿热、阴虚、正常、热盛、气血不通、血瘀分类上的准确性和快速性。

此外，本申请实施例还提供一种舌头图像提取装置，包括矩阵分解模块 501、舌头特征提取模块 502、舌头图像分割模块 503。

其中，矩阵分解模块 501 用于将包含舌头的训练图像转换为矩阵 V ，其中，一张图像的所有的非负灰度值对应 V 中的一列，并利用 LNMF 算法进行训练，将矩阵 V 分解为非负特征矩阵 W 与权值矩阵 H 的乘积，即 $V=WH$ ；非负特征矩阵 W 的维数为 $n*r$ ， r 列为特征基图像，所述特征基图像是指代表舌头特征的非负特征矩阵 W ，该非负特征矩阵 W 构成非负子空间；权值矩阵 H 的维数为 $r*m$ ，其每一列为编码。

其中，舌头特征提取模块 502 采用 EHMM 模型识别所述测试图像是否包含人脸图像，如包含，则将训练图像和测试图像分别向所述非负子空间投影，分别得到特征系数，利用最近邻准则来求取训练图像与测试图像对应的特征系数的相似度，并将相似度高于相似度阈值的测试图像中的特征提取出来作为舌头特征；

其中，舌头图像分割模块 503，利用不同标签区分开包含舌头特征的特征区域和不含舌头特征的非特征区域，并通过读取标签确定包含特征区域的最小边框，从而将代表舌头特征的特征区域从测试图像中分割出来。

在其中一个实施例中，还包括分类模块 504，分类模块 504 用于使用 SVM 分类器对测试图像中提取的特征进行分类，将提取到的特征送到 k 个 svm 分类器中识别， k 的取值与类别数相等。

在其中一个实施例中，还包括边框调整模块 505，边框调整模块 505 用于通过线性回归模型调整舌头图像的边框位置，对于每一个类，例如，湿热、阴虚、正常、热盛、气血不通、血瘀分别训练一个线性回归模型，输入为边框中的图像的特征，而输出为边框的平移（左右平移和上下平移）值、缩放值。通过线性回归模型计算得到边框的平移和缩放值，并利用损失函数约束边框的位置误差，从而不断调整边框移动到合适的位置。

在其中一个实施例中，还包括二值化模块 506，二值化模块 506 用于对训练图像和测试图像都先进行二值化。

在其中一个实施例中，还包括人脸识别模块 507，人脸识别模块 507 用于先采用 EHMM（嵌入式隐马尔科夫算法）对测试图像进行分类处理，具体说，将图像按照“有人脸”、“没人脸”两个类别来进行分类，可以优化识别准确率。

此外，本申请实施例还提出一种计算机非易失性可读存储介质，所述计算机非易失性

可读存储介质可以是硬盘、多媒体卡、SD 卡、闪存卡、SMC、只读存储器(ROM)、可擦除可编程只读存储器(EPROM)、便携式紧致盘只读存储器(CD-ROM)、USB 存储器等等中的任意一种或者几种的任意组合。所述计算机非易失性可读存储介质中包括舌头图像提取程序等,所述舌头图像提取程序 50 被处理器 22 执行时实现如下操作:

S110、利用 LNMF(局部非负矩阵分解)算法进行训练,得到不同维数的特征基图像。例如采用 1000 张舌头图像(即图像中包含有舌头,并体现出舌头的形状、颜色等特征)作为训练图像集,且舌头图像已事先进行了标注。优选地,可以先将舌头图像进行压缩,例如压缩为 56*64 像素,并对舌头图像进行去均值与归一化的处理,利用 LNMF 算法进行训练得到不同维数的特征基图像,所述特征基图像是指代表舌头的特征的非负特征矩阵 W ,该非负特征矩阵 W 构成非负子空间。

其中, LNMF 是在 NMF 基础上的改进, LNMF 算法是将训练图像对应的矩阵 V 分解为特征矩阵 W 与权值矩阵 H 的乘积,即 $V=WH$ 。

其中, V 是 $n*m$ 的矩阵, $V=(V_1, V_2, \dots, V_m)$, 一张图像的所有的非负灰度值就是对应 V 中的一列, V 中的数据就是训练图像所对应的灰度值。

特征矩阵 W 的维数为 $n*r$, r 列为基图像;

权值矩阵 H 的维数为 $r*m$, 其每一列为编码,与 V 中的一个舌头图像一一对应,由此,一个训练图像则可以表示为基图像的线性组合。

S120、采用 EHMM 模型识别所述测试图像是否包含人脸图像,如包含,则对测试图像进行特征提取。具体说,代表舌头的特征的非负特征矩阵 W 构成非负子空间,将训练图像和测试图像分别向训练图像集获得的非负子空间投影,分别得到特征系数,利用最近邻准则来求取训练图像与测试图像对应的特征系数的相似程度,从而提取测试图像中的特征。也就是说,特征系数的相似程度高于设定的阈值,则表示测试图像中的特征基是舌头,从而从测试图像中筛选出具有舌头特征的图像。

S130、测试图像向非负子空间投影,投影的过程相当于将测试图像变换至非负子空间,其仍是图像,并且是一幅由学习到的特征组成的图像。利用不同标签标记包含舌头特征的特征区域和不含舌头特征的非特征区域,并通过读取标签确定包含特征区域的最小边框,将包含舌头特征的特征区域从测试图像中分割出来。例如非特征区域为 0,特征区域为非 0,根据 0 和非 0 即可将代表舌头特征的图像区域用边框从各测试图像中分割出来。

本申请之计算机非易失性可读存储介质的具体实施方式与上述舌头图像提取方法以及电子装置 2 的具体实施方式大致相同,在此不再赘述。

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

权 利 要 求 书

1. 一种舌头图像提取方法，应用于电子装置，其特征在于，所述方法包括以下步骤：

S110，将包含舌头的训练图像转换为矩阵 V ，其中，一张图像的所有的非负灰度值对应 V 中的一列，利用 LNMF 算法进行训练，将矩阵 V 分解为非负特征矩阵 W 与权值矩阵 H 的乘积，即 $V=WH$ ；

非负特征矩阵 W 的维数为 $n*r$ ， r 列为特征基图像，所述特征基图像是指代表舌头特征的非负特征矩阵 W ，该非负特征矩阵 W 构成非负子空间；

权值矩阵 H 的维数为 $r*m$ ，其每一列为编码；

S120，采用 EHMM 模型识别测试图像是否包含人脸图像，如包含，将训练图像和测试图像分别向所述非负子空间投影，分别得到特征系数，利用最近邻准则来求取训练图像与测试图像对应的特征系数的相似度，并将相似度高于相似度阈值的测试图像中的代表舌头的特征提取出来作为舌头特征；

S130，经过投影会将包含舌头特征的特征区域和不含舌头特征的非特征区域分别用不同标签标识出来，其中，标签集合对应有特征区域的边界信息，提取边界信息中的上下左右方向的极值，确定包含特征区域的边框。

2. 根据权利要求 1 所述的舌头图像提取方法，其特征在于，

还包括步骤 S150，通过线性回归模型计算得到边框的平移值和缩放值，并利用损失函数约束边框的位置误差，调整边框移动到合适的位置。

3. 根据权利要求 1 所述的舌头图像提取方法，其特征在于，

在步骤 S110 前，对训练图像和测试图像都先进行二值化，根据设定的灰度值阈值将图像上的像素点的灰度值仅设置为 0 或 255。

4. 根据权利要求 1 所述的舌头图像提取方法，其特征在于，

采用 EHMM 模型识别测试图像中的包含人脸的图像包括以下步骤：

选取人脸的多个特征点形成特征序列；

将测试图像输入 EHMM 模型，EHMM 模型通过移动的窗口从上到下和从左到右扫描测试图像，得到多组特征向量，多组特征向量组成观察值序列；

利用前向算法求出观察值序列与人脸的多个特征点组成的特征序列相似的或然率，相似的或然率大于判定阈值，则认为检测的图像包含人脸，其中，所述 EHMM 模型包含一组超状态集合，超状态集合中的超状态的数量与人脸在竖向的切片图片数量相同，每个超

状态封装对应一组嵌入式状态集合，嵌入式状态集合中的嵌入式状态的数量与人脸在横向的切片图片数量相同。

5. 根据权利要求1所述的舌头图像提取方法，其特征在于，S110中，先将训练图像进行压缩，并对训练图像进行去均值与归一化的处理，然后再利用LNMF算法进行训练得到特征基图像，其中，

将矩阵 V 的每一列元素减去该列元素的均值；

根据矩阵 V 的每一列元素与该列元素中最小值的差值，与该列元素中最大值与最小值的差值的比值。

6. 根据权利要求4所述的舌头图像提取方法，其特征在于，

在识别包含人脸的图像后，把测试图像分类到对应的年龄段-性别分类中，并采用针对各年龄段-性别分类的LNMF模型在各个年龄段-性别分类中分别提取舌头图像，包含以下步骤：

获得CNN模型，所述CNN模型经过训练并用于判断性别和所属年龄段，将训练图像分类到各年龄段-性别分类中；

对各年龄段-性别类别中的训练图像都进行标注，每张训练图像获得年龄段、性别、舌头的标签；

根据年龄段、性别、舌头的标签分别训练LNMF模型，得到对应训练后的LNMF模型；

采用经过训练的CNN模型来识别测试图像的性别和所属年龄段，把测试图像按照性别和年龄段进行分类；

根据年龄段、性别、舌头对应训练后的LNMF模型提取舌头图像。

7. 一种舌头图像提取装置，其特征在于，包括：

矩阵分解模块，用于将包含舌头的训练图像转换为矩阵 V ，其中，一张图像的所有的非负灰度值对应 V 中的一列，利用LNMF算法进行训练，将矩阵 V 分解为非负特征矩阵 W 与权值矩阵 H 的乘积，即 $V=WH$ ；非负特征矩阵 W 的维数为 $n*r$ ， r 列为特征基图像，所述特征基图像是指代表舌头特征的非负特征矩阵 W ，该非负特征矩阵 W 构成非负子空间；权值矩阵 H 的维数为 $r*m$ ，其每一列为编码；

舌头特征提取模块，采用EHMM模型识别测试图像是否包含人脸图像，如包含，将训练图像和测试图像分别向所述非负子空间投影，分别得到特征系数，利用最近邻准则来

求取训练图像与测试图像对应的特征系数的相似度，并将相似度高于相似度阈值的测试图像中的代表舌头的特征提取出来作为舌头特征；

舌头图像分割模块，利用不同标签标记包含舌头特征的特征区域和不含舌头特征的非特征区域，其中，标签集合对应有特征区域的边界信息，提取边界信息中上下左右方向的极值，确定包含特征区域的边框。

8. 根据权利要求7所述的舌头图像提取装置，其特征在于，

还包括边框调整模块，用于通过线性回归模型计算得到边框的平移值和缩放值，并利用损失函数约束边框的位置误差，调整边框移动到合适的位置。

9. 根据权利要求7所述的舌头图像提取装置，其特征在于，

还包括人脸识别模块，用于采用 EHMM 模型识别测试图像中的包含人脸的图像，包括以下步骤：

选取人脸的多个特征点形成特征序列；

将测试图像输入 EHMM 模型，EHMM 模型通过移动的窗口从上到下和从左到右扫描测试图像，得到多组特征向量，多组特征向量组成观察值序列；

利用前向算法求出观察值序列与人脸的多个特征点组成的特征序列相似的或然率，相似的或然率大于判定阈值，则认为检测的图像包含人脸，其中，所述 EHMM 模型包含一组超状态集合，超状态集合中的超状态的数量与人脸在竖向的切片图片数量相同，每个超状态封装对应一组嵌入式状态集合，嵌入式状态集合中的嵌入式状态的数量与人脸在横向的切片图片数量相同。

10. 根据权利要求7所述的舌头图像提取装置，其特征在于，

还包括二值化模块，用于对训练图像和测试图像都先进行二值化，根据设定的灰度值阈值将图像上的像素点的灰度值仅设置为0或255。

11. 一种电子装置，其特征在于，该电子装置包括：存储器和处理器，所述存储器中存储有舌头图像提取程序，所述舌头图像提取程序被所述处理器执行时实现如下步骤：

S110，将包含舌头的训练图像转换为矩阵 V ，其中，一张图像的所有的非负灰度值对应 V 中的一列，利用 LNMF 算法进行训练，将矩阵 V 分解为非负特征矩阵 W 与权值矩阵 H 的乘积，即 $V=WH$ ；

非负特征矩阵 W 的维数为 $n*r$ ， r 列为特征基图像，所述特征基图像是指代表舌头特征的非负特征矩阵 W ，该非负特征矩阵 W 构成非负子空间；

权值矩阵 H 的维数为 $r*m$ ，其每一列为编码；

S120, 采用 EHMM 模型识别测试图像是否包含人脸图像, 如包含, 将训练图像和测试图像分别向所述非负子空间投影, 分别得到特征系数, 利用最近邻准则来求取训练图像与测试图像对应的特征系数的相似度, 并将相似度高于相似度阈值的测试图像中的代表舌头的特征提取出来作为舌头特征;

S130, 经过投影会将包含舌头特征的特征区域和不含舌头特征的非特征区域分别用不同标签标识出来, 其中, 标签集合对应有特征区域的边界信息, 提取边界信息中上下左右方向的极值, 确定包含特征区域的边框。

12. 根据权利要求 11 所述的电子装置, 其特征在于, 所述舌头图像提取程序被所述处理器执行时还包括:

在步骤 S110 前, 对训练图像和测试图像都先进行二值化, 根据设定的灰度值阈值将图像上的像素点的灰度值仅设置为 0 或 255。

13. 根据权利要求 11 所述的电子装置, 其特征在于, 所述舌头图像提取程序被所述处理器执行时还包括:

还包括步骤 S150, 通过线性回归模型计算得到边框的平移值和缩放值, 并利用损失函数约束边框的位置误差, 调整边框移动到合适的位置。

14. 根据权利要求 12 所述的电子装置, 其特征在于, 所述舌头图像提取程序被所述处理器执行时还包括:

采用 EHMM 模型识别测试图像中的包含人脸的图像, 包括以下步骤:

选取人脸的多个特征点形成特征序列;

将测试图像输入 EHMM 模型, EHMM 模型通过移动的窗口从上到下和从左到右扫描测试图像, 得到多组特征向量, 多组特征向量组成观察值序列;

利用前向算法求出观察值序列与人脸的多个特征点组成的特征序列相似的或然率, 相似的或然率大于判定阈值, 则认为检测的图像包含人脸, 其中, 所述 EHMM 模型包含一组超状态集合, 超状态集合中的超状态的数量与人脸在竖向的切片图片数量相同, 每个超状态封装对应一组嵌入式状态集合, 嵌入式状态集合中的嵌入式状态的数量与人脸在横向的切片图片数量相同。

15. 根据权利要求 12 所述的电子装置, 其特征在于, 所述舌头图像提取程序被所述处理器执行时还包括:

S110 中, 先将训练图像进行压缩, 并对训练图像进行去均值与归一化的处理, 然后再利用 LNMF 算法进行训练得到特征基图像, 其中,

将矩阵 V 的每一列元素减去该列元素的均值；

根据矩阵 V 的每一列元素与该列元素中最小值的差值，与该列元素中最大值与最小值的差值的比值。

16. 根据权利要求 12 所述的电子装置，其特征在于，所述舌头图像提取程序被所述处理器执行时还包括：

在识别包含人脸的图像后，把测试图像分类到对应的年龄段-性别分类中，并采用针对各年龄段-性别分类的 LNMF 模型在各个年龄段-性别分类中分别提取舌头图像，包含以下步骤：

获得 CNN 模型，所述 CNN 模型经过训练并用于判断性别和所属年龄段，将训练图像分类到各年龄段-性别分类中；

对各年龄段-性别类别中的训练图像都进行标注，每张训练图像获得年龄段、性别、舌头的标签；

根据年龄段、性别、舌头的标签分别训练 LNMF 模型，得到对应训练后的 LNMF 模型；

采用经过训练的 CNN 模型来识别测试图像的性别和所属年龄段，把测试图像按照性别和年龄段进行分类；

根据年龄段、性别、舌头对应训练后的 LNMF 模型提取舌头图像。

17. 一种计算机非易失性可读存储介质，其特征在于，所述计算机非易失性可读存储介质存储有计算机程序，所述计算机程序包括程序指令，所述程序指令被处理器执行时，实现权利要求 1 所述的舌头图像提取方法。

18. 根据权利要求 17 所述的计算机非易失性可读存储介质，其特征在于，所述程序指令被处理器执行时，还实现：

采用 EHMM 模型识别测试图像中的包含人脸的图像包括以下步骤：

选取人脸的多个特征点形成特征序列；

将测试图像输入 EHMM 模型，EHMM 模型通过移动的窗口从上到下和从左到右扫描测试图像，得到多组特征向量，多组特征向量组成观察值序列；

利用前向算法求出观察值序列与人脸的多个特征点组成的特征序列相似的或然率，相似的或然率大于判定阈值，则认为检测的图像包含人脸，其中，所述 EHMM 模型包含一组超状态集合，超状态集合中的超状态的数量与人脸在竖向的切片图片数量相同，每个超

状态封装对应一组嵌入式状态集合，嵌入式状态集合中的嵌入式状态的数量与人脸在横向的切片图片数量相同。

19. 根据权利要求 17 所述的计算机非易失性可读存储介质，其特征在于，所述程序指令被处理器执行时，还实现：

S110 中，先将训练图像进行压缩，并对训练图像进行去均值与归一化的处理，然后再利用 LNMF 算法进行训练得到特征基图像，其中，

将矩阵 V 的每一列元素减去该列元素的均值；

根据矩阵 V 的每一列元素与该列元素中最小值的差值，与该列元素中最大值与最小值的差值的比值。

20. 根据权利要求 17 所述的计算机非易失性可读存储介质，其特征在于，所述程序指令被处理器执行时，还实现：

在识别包含人脸的图像后，把测试图像分类到对应的年龄段-性别分类中，并采用针对各年龄段-性别分类的 LNMF 模型在各个年龄段-性别分类中分别提取舌头图像，包含以下步骤：

获得 CNN 模型，所述 CNN 模型经过训练并用于判断性别和所属年龄段，将训练图像分类到各年龄段-性别分类中；

对各年龄段-性别类别中的训练图像都进行标注，每张训练图像获得年龄段、性别、舌头的标签；

根据年龄段、性别、舌头的标签分别训练 LNMF 模型，得到对应训练后的 LNMF 模型；

采用经过训练的 CNN 模型来识别测试图像的性别和所属年龄段，把测试图像按照性别和年龄段进行分类；

根据年龄段、性别、舌头对应训练后的 LNMF 模型提取舌头图像。