



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 112750531 A

(43) 申请公布日 2021.05.04

(21) 申请号 202110083762.2 *G06T 7/90* (2017.01)

(22) 申请日 2021.01.21 *G06K 9/32* (2006.01)

(71) 申请人 广东工业大学 *G06K 9/46* (2006.01)

地址 510060 广东省广州市越秀区东风东 *G06K 9/62* (2006.01)

路729号大院 *G06N 3/04* (2006.01)

G06N 3/08 (2006.01)

(72) 发明人 王峰 刘进辉 王晓洒 王宏武 *G06T 3/40* (2006.01)

潘观潮

(74) 专利代理机构 北京集佳知识产权代理有限公司 11227

代理人 许庆胜

(51) Int. Cl.

G16H 50/20 (2018.01)

G06T 7/00 (2017.01)

G06T 7/11 (2017.01)

G06T 7/80 (2017.01)

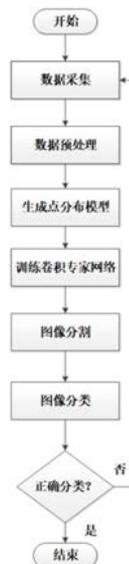
权利要求书2页 说明书13页 附图6页

(54) 发明名称

一种中医自动化望诊系统、方法、设备和介质

(57) 摘要

本申请公开了一种中医自动化望诊系统、方法、设备和介质,包括:获取单元,用于获取望诊部位图像,望诊部位图像包括面部图像、舌部图像、耳部图像、眼部图像和人体形体图像;定位和分割单元,用于将望诊部位图像输入到预置卷积专家网络模型进行地标点定位和图像分割,输出望诊部位分割图像;分类单元,用于将望诊部位分割图像输入到预置深度卷积神经网络模型进行分类,或提取望诊部位分割图像的方向梯度直方图特征,将方向梯度直方图特征输入到预置分类器进行分类,输出望诊部位分割图像的诊断结果。解决了现有的中医望诊方法直接对采集的单一面部图像或单一舌部图像进行特征提取、分析,得出最终的诊断结果,存在诊断结果准确率不高的技术问题。



1. 一种中医自动化望诊系统,其特征在于,包括:

获取单元,用于获取望诊部位图像,所述望诊部位图像包括面部图像、舌部图像、耳部图像、眼部图像和人体形体图像;

定位和分割单元,用于将所述望诊部位图像输入到预置卷积专家网络模型进行地标点定位和图像分割,输出望诊部位分割图像;

分类单元,用于将所述望诊部位分割图像输入到预置深度卷积神经网络模型进行分类,或,提取所述望诊部位分割图像的方向梯度直方图特征,将所述方向梯度直方图特征输入到预置分类器进行分类,输出所述望诊部位分割图像的诊断结果。

2. 根据权利要求1所述的中医自动化望诊系统,其特征在于,还包括:配置单元;

所述配置单元具体包括:

获取子单元,用于获取望诊部位训练图像;

训练子单元,用于将所述望诊部位训练图像输入到柔性物体三维点分布模型进行训练,得到所述望诊部位训练图像对应的柔性物体三维点分布模型参数;

输入子单元,用于将所述望诊部位训练图像和所述望诊部位训练图像对应的柔性物体三维点分布模型参数输入到卷积专家网络,得到所述望诊部位训练图像中的每个像素位置的地标对齐概率;

优化子单元,用于结合所述地标对齐概率和所述柔性物体三维点分布模型参数进行网络参数优化,得到所述预置卷积专家网络模型。

3. 根据权利要求2所述的中医自动化望诊系统,其特征在于,所述柔性物体三维点分布模型为:

$$\mathbf{X}_i = s \cdot \mathbf{R}_{2D} \cdot (\bar{\mathbf{X}}_i + \Phi_i \mathbf{q}) + \mathbf{t};$$

其中, $\bar{\mathbf{X}}_i = [\bar{x}_i, \bar{y}_i, \bar{z}_i]^T$ 为第*i*个地标点的均值坐标, Φ_i 为第*i*个地标点的主成分矩阵, \mathbf{q} 为控制非刚性参数的*m*维向量,刚性参数包括缩放量*s*、平移量 $\mathbf{t} = [t_x, t_y]^T$ 和三维旋转矩阵 $\mathbf{R} = [r_x, r_y, r_z]^T$, \mathbf{R}_{2D} 为旋转矩阵 \mathbf{R} 的前两行参数。

4. 根据权利要求3所述的中医自动化望诊系统,其特征在于,所优化子单元具体用于:

结合所述地标对齐概率和所述柔性物体三维点分布模型参数得到卷积专家约束地标模型,所述卷积专家约束地标模型为:

$$\mathbf{P}^* = \arg \min_{\mathbf{P}} \left[\sum_{i=1}^n -D_i(x_i; I) + \mathfrak{R}(\mathbf{p}) \right];$$

其中, \mathbf{P}^* 为控制地标位置的最佳参数集, $\mathbf{p} = [s, \mathbf{t}, \mathbf{R}, \mathbf{q}]$ 为柔性物体三维点分布模型参数, I 为望诊部位训练图像, D_i 为卷积专家网络输出的望诊部位训练图像 I 中的第*i*个地标位置 x_i 的对齐概率, n 为地标位置数, $\mathfrak{R}(\mathbf{p})$ 为柔性物体三维点分布模型的惩罚函数,使得模型点能准确描述大部分没有形变的柔性物体;

基于非均匀正则化均值漂移对所述卷积专家约束地标模型进行优化求解,直至所述卷积专家约束地标模型收敛,得到所述预置卷积专家网络模型。

5. 根据权利要求1所述的中医自动化望诊系统,其特征在于,还包括:

预处理单元,用于对所述望诊部位图像进行预处理,所述预处理包括色卡颜色校正、图

像去噪或图像对齐；

相应的，所述定位和分割单元具体用于：

将预处理后的所述望诊部位图像输入到预置卷积专家网络模型进行地标点定位和图像分割，输出望诊部位分割图像。

6. 一种中医自动化望诊方法，其特征在于，应用于权利要求1至5任一项所述的中医自动化望诊系统，包括：

通过获取单元获取望诊部位图像，所述望诊部位图像包括面部图像、舌部图像、耳部图像、眼部图像和人体形体图像；

通过定位和分割单元将所述望诊部位图像输入到预置卷积专家网络模型进行地标点定位和图像分割，输出望诊部位分割图像；

通过分类单元将所述望诊部位分割图像输入到预置深度卷积神经网络模型进行分类，或，提取所述望诊部位分割图像的方向梯度直方图特征，将所述方向梯度直方图特征输入到预置分类器进行分类，输出所述望诊部位分割图像的诊断结果。

7. 根据权利要求6所述的中医自动化望诊方法，其特征在于，还包括：

通过配置单元对所述预置卷积专家网络模型进行配置，具体为：

通过获取子单元获取望诊部位训练图像；

通过训练子单元将所述望诊部位训练图像输入到柔性物体三维点分布模型进行训练，得到所述望诊部位训练图像对应的柔性物体三维点分布模型参数；

通过输入子单元将所述望诊部位训练图像和所述望诊部位训练图像对应的柔性物体三维点分布模型参数输入到卷积专家网络，得到所述望诊部位训练图像中的每个像素位置的地标对齐概率；

通过优化子单元结合所述地标对齐概率和所述柔性物体三维点分布模型参数进行网络参数优化，得到所述预置卷积专家网络模型。

8. 根据权利要求6所述的中医自动化望诊方法，其特征在于，所述通过定位和分割单元将所述望诊部位图像输入到预置卷积专家网络模型进行地标点定位和图像分割，输出望诊部位分割图像，之前还包括：

通过预处理单元对所述望诊部位图像进行预处理，所述预处理包括色卡颜色校正、图像去噪或图像对齐；

相应的，所述通过定位和分割单元将所述望诊部位图像输入到预置卷积专家网络模型进行地标点定位和图像分割，输出望诊部位分割图像，包括：

通过定位和分割单元将预处理后的所述望诊部位图像输入到预置卷积专家网络模型进行地标点定位和图像分割，输出望诊部位分割图像。

9. 一种中医自动化望诊设备，其特征在于，所述设备包括处理器以及存储器；

所述存储器用于存储程序代码，并将所述程序代码传输给所述处理器；

所述处理器用于根据所述程序代码中的指令执行权利要求6-8任一项所述的中医自动化望诊方法。

10. 一种计算机可读存储介质，其特征在于，所述计算机可读存储介质用于存储程序代码，所述程序代码用于执行权利要求6-8任一项所述的中医自动化望诊方法。

一种中医自动化望诊系统、方法、设备和介质

技术领域

[0001] 本申请涉及图像处理技术领域,尤其涉及一种中医自动化望诊系统、方法、设备和介质。

背景技术

[0002] 随着科技的发展,中医望诊方法日益增多,不管是图像分析,还是近红外光谱技术,中医望诊正朝向细致化、系统化和客观化发展。现有的中医望诊方法直接对采集的单一面部图像或单一舌部图像进行特征提取、分析,得出最终的诊断结果,存在诊断结果准确率不高的问题。

发明内容

[0003] 本申请提供了一种中医自动化望诊系统、方法、设备和介质,用于解决现有的中医望诊方法直接对采集的单一面部图像或单一舌部图像进行特征提取、分析,得出最终的诊断结果,存在诊断结果准确率不高的技术问题。

[0004] 有鉴于此,本申请第一方面提供了一种中医自动化望诊系统,包括:

[0005] 获取单元,用于获取望诊部位图像,所述望诊部位图像包括面部图像、舌部图像、耳部图像、眼部图像和人体形体图像;

[0006] 定位和分割单元,用于将所述望诊部位图像输入到预置卷积专家网络模型进行地标点定位和图像分割,输出望诊部位分割图像;

[0007] 分类单元,用于将所述望诊部位分割图像输入到预置深度卷积神经网络模型进行分类,或,提取所述望诊部位分割图像的方向梯度直方图特征,将所述方向梯度直方图特征输入到预置分类器进行分类,输出所述望诊部位分割图像的诊断结果。

[0008] 可选的,还包括:配置单元;

[0009] 所述配置单元具体包括:

[0010] 获取子单元,用于获取望诊部位训练图像;

[0011] 训练子单元,用于将所述望诊部位训练图像输入到柔性物体三维点分布模型进行训练,得到所述望诊部位训练图像对应的柔性物体三维点分布模型参数;

[0012] 输入子单元,用于将所述望诊部位训练图像和所述望诊部位训练图像对应的柔性物体三维点分布模型参数输入到卷积专家网络,得到所述望诊部位训练图像中的每个像素位置的地标对齐概率;

[0013] 优化子单元,用于结合所述地标对齐概率和所述柔性物体三维点分布模型参数进行网络参数优化,得到所述预置卷积专家网络模型。

[0014] 可选的,所述柔性物体三维点分布模型为:

[0015]
$$X_i = s \cdot R_{2D} \cdot (\bar{X}_i + \Phi_i q) + t;$$

[0016] 其中, $\bar{X}_i = [\bar{x}_i, \bar{y}_i, \bar{z}_i]^T$ 为第i个地标点的均值坐标, Φ_i 为第i个地标点的主成分矩阵, q 为控制非刚性参数的m维向量,刚性参数包括缩放量s、平移量 $t = [t_x, t_y]^T$ 和三维旋转

矩阵 $R = [r_x, r_y, r_z]^T$, R_{2D} 为旋转矩阵 R 的前两行参数。

[0017] 可选的,所优化子单元具体用于:

[0018] 结合所述地标对齐概率和所述柔性物体三维点分布模型参数得到卷积专家约束地标模型,所述卷积专家约束地标模型为:

$$[0019] \quad P^* = \arg \min_P \left[\sum_{i=1}^n -D_i(x_i; I) + \mathfrak{R}(p) \right];$$

[0020] 其中, P^* 为控制地标位置的最佳参数集, $p = [s, t, R, q]$ 为柔性物体三维点分布模型参数, I 为望诊部位训练图像, D_i 为卷积专家网络输出的望诊部位训练图像 I 中的第 i 个地标位置 x_i 的对齐概率, n 为地标位置数, $\mathfrak{R}(p)$ 为柔性物体三维点分布模型的惩罚函数,使得模型点能准确描述大部分没有形变的柔性物体;

[0021] 基于非均匀正则化均值漂移对所述卷积专家约束地标模型进行优化求解,直至所述卷积专家约束地标模型收敛,得到所述预置卷积专家网络模型。

[0022] 可选的,还包括:

[0023] 预处理单元,用于对所述望诊部位图像进行预处理,所述预处理包括色卡颜色校正、图像去噪或图像对齐;

[0024] 相应的,所述定位和分割单元具体用于:

[0025] 将预处理后的所述望诊部位图像输入到预置卷积专家网络模型进行地标点定位和图像分割,输出望诊部位分割图像。

[0026] 本申请第二方面提供了一种中医自动化望诊方法,应用于第一方面任一种所述的中医自动化望诊系统,包括:

[0027] 通过获取单元获取望诊部位图像,所述望诊部位图像包括面部图像、舌部图像、耳部图像、眼部图像和人体形体图像;

[0028] 通过定位和分割单元将所述望诊部位图像输入到预置卷积专家网络模型进行地标点定位和图像分割,输出望诊部位分割图像;

[0029] 通过分类单元将所述望诊部位分割图像输入到预置深度卷积神经网络模型进行分类,或,提取所述望诊部位分割图像的方向梯度直方图特征,将所述方向梯度直方图特征输入到预置分类器进行分类,输出所述望诊部位分割图像的诊断结果。

[0030] 可选的,还包括:

[0031] 通过配置单元对所述预置卷积专家网络模型进行配置,具体为:

[0032] 通过获取子单元获取望诊部位训练图像;

[0033] 通过训练子单元将所述望诊部位训练图像输入到柔性物体三维点分布模型进行训练,得到所述望诊部位训练图像对应的柔性物体三维点分布模型参数;

[0034] 通过输入子单元将所述望诊部位训练图像和所述望诊部位训练图像对应的柔性物体三维点分布模型参数输入到卷积专家网络,得到所述望诊部位训练图像中的每个像素位置的地标对齐概率;

[0035] 通过优化子单元结合所述地标对齐概率和所述柔性物体三维点分布模型参数进行网络参数优化,得到所述预置卷积专家网络模型。

[0036] 可选的,所述通过定位和分割单元将所述望诊部位图像输入到预置卷积专家网络

模型进行地标点定位和图像分割,输出望诊部位分割图像,之前还包括:

[0037] 通过预处理单元对所述望诊部位图像进行预处理,所述预处理包括色卡颜色校正、图像去噪或图像对齐;

[0038] 相应的,所述通过定位和分割单元将所述望诊部位图像输入到预置卷积专家网络模型进行地标点定位和图像分割,输出望诊部位分割图像,包括:

[0039] 通过定位和分割单元将预处理后的所述望诊部位图像输入到预置卷积专家网络模型进行地标点定位和图像分割,输出望诊部位分割图像。

[0040] 本申请第三方面提供了一种中医自动化望诊设备,所述设备包括处理器以及存储器;

[0041] 所述存储器用于存储程序代码,并将所述程序代码传输给所述处理器;

[0042] 所述处理器用于根据所述程序代码中的指令执行第二方面任一种所述的中医自动化望诊方法。

[0043] 本申请第四方面提供了一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质用于存储程序代码,所述程序代码用于执行第二方面任一种所述的中医自动化望诊方法。

[0044] 从以上技术方案可以看出,本申请具有以下优点:

[0045] 本申请提供了一种中医自动化望诊系统,包括:获取单元,用于获取望诊部位图像,望诊部位图像包括面部图像、舌部图像、耳部图像、眼部图像和人体形体图像;定位和分割单元,用于将望诊部位图像输入到预置卷积专家网络模型进行地标点定位和图像分割,输出望诊部位分割图像;分类单元,用于将望诊部位分割图像输入到预置深度卷积神经网络模型进行分类,或,提取所述望诊部位分割图像的方向梯度直方图特征,将所述方向梯度直方图特征输入到预置分类器进行分类,输出望诊部位分割图像的诊断结果。

[0046] 本申请中,通过获取包括面部图像、舌部图像、耳部图像、眼部图像和人体形体图像的望诊部位图像,基于多个部位图像进行分类,相比于基于单一的面部图像或单一的舌部图像进行分类的诊断结果的准确率要高;并且,本申请还通过预置卷积专家网络模型对望诊部位图像进行地标点定位和图像分割,将分割后的望诊部位分割图像输入到预置深度卷积神经网络模型中进行分类,或,提取望诊部位分割图像的方向梯度直方图特征,将方向梯度直方图特征输入到预置分类器进行分类,减少了冗余特征对分类结果的影响,进一步提高了诊断结果的准确率,解决了现有的中医望诊方法直接对采集的单一面部图像或单一舌部图像进行特征提取、分析,得出最终的诊断结果,存在诊断结果准确率不高的技术问题。

附图说明

[0047] 为了更清楚地说明本申请实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本申请的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动性的前提下,还可以根据这些附图获得其它的附图。

[0048] 图1为本申请实施例提供的一种中医自动化望诊系统的一个结构示意图;

[0049] 图2为本申请实施例提供的中医自动化望诊系统进行中医自动化望诊的一个流程示意图;

- [0050] 图3为本申请实施例提供的一种中医自动化望诊系统的另一个结构示意图；
- [0051] 图4为本申请实施例提供的一种卷积专家网络的一个结构示意图；
- [0052] 图5为本申请实施例提供的一种混合专家网络的一个结构示意图；
- [0053] 图6为本申请实施例提供的一种无遮挡面部图像的地标点定位结果的一个示意图；
- [0054] 图7为本申请实施例提供的一种遮挡面部图像的地标点定位结果的一个示意图；
- [0055] 图8为本申请实施例提供的一种预置深度卷积神经网络模型的一个结构示意图；
- [0056] 图9为本申请实施例提供的一种望诊三维标定系统的示意图；
- [0057] 图10为本申请实施例提供的一种方向梯度直方图特征的一个示意图；
- [0058] 图11为本申请实施例提供的一种支持向量机多分类的一个示意图。

具体实施方式

[0059] 本申请提供了一种中医自动化望诊系统、方法、设备和介质,用于解决现有的中医望诊方法直接对采集的单一面部图像或单一舌部图像进行特征提取、分析,得出最终的诊断结果,存在诊断结果准确率不高的技术问题。

[0060] 为了使本技术领域的人员更好地理解本申请方案,下面将结合本申请实施例中的附图,对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅是本申请一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本申请中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本申请保护的范围。

[0061] 为了便于理解,请参阅图1,本申请提供的一种中医自动化望诊系统的一个实施例,包括:

[0062] 获取单元101,用于获取望诊部位图像,望诊部位图像包括面部图像、舌部图像、耳部图像、眼部图像和人体形体图像;

[0063] 定位和分割单元102,用于将望诊部位图像输入到预置卷积专家网络模型进行地标点定位和图像分割,输出望诊部位分割图像;

[0064] 分类单元103,用于将望诊部位分割图像输入到预置深度卷积神经网络模型进行分类,或,提取望诊部位分割图像的方向梯度直方图特征,将方向梯度直方图特征输入到预置分类器进行分类,输出望诊部位分割图像的诊断结果。

[0065] 舌诊是中医“望诊”中的一项极为重要内容,是一种通过观察舌像模型的舌质和舌苔来辅助诊断的有效方法。舌体是人体可以外露的脏腑,也是人体重要的报病器官。人体的每一个器官都可以表征人体健康信息,所以人体器官的病理变化能真实在舌体上反映出来。一般而言,舌诊相对脉诊来说更加可信,因为脉诊会受患者情绪变化和测量仪器不精准等影响,而舌像是人为观察得知,不容易受到其他因素的影响,是较为真实的外镜。因此舌诊是比较有力反应人体健康信息的诊断依据。

[0066] 面诊是中医“望诊”的一项重要内容,通过观察神情和面色了解人体生理功能和病理变化。面诊主要由望神和望面色两部分构成(简称望神色)。望神:可以辨别患者神气的盛衰、病情的轻重。神,指的是患者的精神状态、神采和表情等情况的总和。望神的重点是眼神、表情。望面色:色是各种色泽,它反映脏腑气血的外荣,也是疾病变化的表现。通过眼神和面色的诊断,判断一个人的精气神,从而诊断人体的健康状况,是中医望诊的一项重要可

靠手段。

[0067] 眼诊是传统中医“望诊”的关键一环,根据中医理论:肝主目;人体诸脉,皆属于目;人体中五藏六腑的精气,全往上入注于眼睛;眼为心的使者,心为眼的住所;眼目既然与人身如此之密切相关,经络、脏腑必然与眼目相映。其中望眼是眼诊的方式之一。通过观察眼之神、眼之色、眼之形诊断眼之疾和人体内脏健康状况,可以有效的达到中医望诊的目的。

[0068] 耳诊是传统中医“望诊”中的一环,通过耳朵的特征诊治疾病在国内不在少数。耳诊主要通过观察人体耳部及其周围的色泽、形态、穴位等情况。由于耳与脏腑、经络、气血津液的盛衰盈亏、虚实寒热以及疾病的轻重顺逆均可显现于耳,因此通过获取耳朵生物信息,便可以窥探人体内部的状况。比如利用耳穴诊治疾病的检测已经走过了两个基本阶段。第一个阶段是通过观察耳穴的色泽等变化;第二阶段是利用耳穴生物电信息实现检测。将两个阶段采集的信息记录下来,并形成最终的诊治结果,在一定程度上反应了人体脏腑部位的健康状况。

[0069] 形态诊断也是中医“望诊”的必备内容。望形态主要是通过观察患者形体和姿态。首先望形体主要是观察形体的强弱胖瘦和躯干肢体外形;其次望姿态,即观察患者的动静姿态、行为动作。这些都会在一定程度上反映人体健康信息。

[0070] 综合上述情况,本申请实施例通过获取单元101获取包含面部图像、舌部图像、耳部图像、眼部图像和人体形体图像的望诊部位图像来诊断,通过综合多个部位信息进行诊断,保证诊断结果的准确性。

[0071] 望诊部位图像由图像采集装置采集,图像采集装置可以布置于相关的中医合作单位,用于收集数据。获取单元从图像采集装置中获取相关的望诊部位图像。其中,图像采集装置可以采用Intel RealSense D435红外结构光摄像头,可以通过D435的API进行编程,制作采集彩色图像信息和深度信息的软件,再将深度图对齐彩色图,从而对彩色图的像素坐标产生三维映射,最后将像素坐标和相机三维坐标保存于文本中。为加快图像采集速度,可以为该软件制作图形用户界面,并将该软件打包成独立桌面运行的软件,使得多台电能可以同时图像采集操作,突破了地域空间限制,并且在手动标定图像时也制作了三维标定软件。在采集了大量数据后,可以进行简单的手动标定工作,这款软件可以多人同时进行,具有多平台的可移植性,可突破时间和空间的限制,多人进行标定工作,从而提高图像标定效率,本申请实施例提供了一种望诊三维标定系统的示意图,请参考图9。

[0072] 定位和分割单元102将望诊部位图像输入到预置卷积专家网络模型进行地标点定位,并基于定位得到的地标点进行图像分割,以将地标点包围的区域与背景区域进行分割,得到望诊部位分割图像。

[0073] 分类单元103将望诊部位分割图像输入到预置深度卷积神经网络模型进行分类,或,提取望诊部位分割图像的方向梯度直方图特征,将方向梯度直方图特征输入到预置分类器进行分类,输出望诊部位分割图像的诊断结果,即分类单元103可以采用两种方式进行分类诊断,一种是直接通过预置深度卷积神经网络模型对望诊部位分割图像进行分类,输出望诊部位分割图像的诊断结果。其中,预置深度卷积神经网络为望诊部位分割图像和诊断结果的映射模型,通过将望诊部位分割图像输入到该预置深度卷积神经网络模型进行分类,输出诊断结果。该方法为端到端的分类方法,分类速度更快。另一种是,进一步提取望诊部位分割图像的方向梯度直方图特征,通过预置分类器对方向梯度直方图特征进行分类,

输出望诊部位分割图像的诊断结果。提取望诊部位分割图像的方向梯度直方图特征,可以提取面相特征:面色淡白、面色苍白、面色赤等;舌部特征:舌淡红而小、舌红嫩小、舌尖红等。提取出相关特征以后利用预置分类器进行多分类。

[0074] 进一步,提取望诊部位分割图像的方向梯度直方图特征,通过预置分类器对方向梯度直方图特征进行分类,输出望诊部位分割图像的诊断结果的具体步骤为:

[0075] S1、计算望诊部位分割图像的水平方向X和垂直方向Y的梯度。首先通过梯度算子 $[-1, 0, 1]$ 和 $[-1, 0, 1]^T$ 分别对望诊部位分割图像做卷积运算,得到X、Y方向的梯度分量 g_x 、 g_y ;然后计算像素点 (x, y) 处的梯度大小 g 和方向角 θ ,具体计算公式为:

$$[0076] \quad g = \sqrt{g_x^2 + g_y^2};$$

$$[0077] \quad \theta = \arctan \frac{g_y}{g_x}, \theta \in [0, \pi]。$$

[0078] S2、构建每个细胞单元的方向梯度直方图,这里使用 $8*8$ 大小的细胞(cell)单元,然后计算出细胞单元中每个像素点的梯度大小和方向。将 $0\sim 180$ 度以 20 度为一个区间进行划分,9个幅值分别对应 0 度, 20 度, \dots , 160 度;根据像素的梯度方向选择幅值,通过线性插值把细胞单元中所有像素点都映射到(0到8)9个幅值中,这样就构建好了细胞单元的方向梯度直方图,如图10所示。

[0079] S3、归一化处理。由于单个细胞对于整张图片的光线都很敏感,所以把局部直方图在更大的区域进行归一化,归一化后能对光线起到一定的调节作用,减弱由于光照不均所带来图片分类准确率下降影响。本申请实施例采用 $16*16$ 块归一化,最后以8为步长遍历整张图片。

[0080] S4、生成方向梯度直方图特征。计算图像所有的块的方向梯度直方图特征向量,最终合并成一个方向梯度直方图特征。

[0081] S5、通过预置分类器对方向梯度直方图特征进行分类,输出望诊部位分割图像的诊断结果。

[0082] 本申请实施例通过组合多个二分类的支持向量机(SVM)来构建多分类器。训练时依次把某个类别的样本归为一类,其他剩余的样本归为另一类,这样 k 个类别的样本就构造出了 k 个SVM,这 k 个SVM即构成了预置分类器。分类时将未知样本分类为具有最大分类函数值的那类。假如有三类要划分,分别为A、B、C。于是在抽取训练集的时候,采用如下的抽取方式:

[0083] (1) A所对应的特征作为正集,B,C所对应的特征作为负集;

[0084] (2) B所对应的向量作为正集,A,C所对应的向量作为负集;

[0085] (3) C所对应的向量作为正集,A,B所对应的向量作为负集;

[0086] 采用这3个训练集分别训练3个SVM。在实际分类中,将提取的方向梯度直方图特征分别输入到训练好的3个SVM中,对应得到3个分类结果,每个分类结果为对应类别的概率,最终选择概率值最大的类别作为分类结果。

[0087] 进一步,单个SVM实现分类的过程为:首先定义超平面: $y = \omega^T X + b$,参数 ω 、 b 为超平面的法向量和截距, $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 为训练集, $y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$ 且 $y \in \{-1, 1\}$ 为训练集标签。对任一个训练样本满足:

[0088] $y_i (\omega^T x_i + b) \geq 1, \forall i \in [1, n];$

[0089] 而要求得到训练样本几何间隔最大的超平面,那么在满足上述公式的前提下,需要满足如下目标函数:

[0090] $\min_{\omega, b} \frac{1}{2} \|\omega\|^2;$

[0091] 为求解出最优的 ω^*, b^* ,采用拉格朗日乘子法求解,首先添加拉格朗日乘子 $\lambda_i \geq 0$,得到拉格朗日函数,即:

[0092] $L(\omega, b, \lambda) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \sum_{i=1}^n \lambda_i (1 - y_i (\omega^T x_i + b));$

[0093] 其次,根据强对偶关系和KKT条件可产生原问题的对偶问题,原目标函数转换为 $\max_{\lambda_i} \min_{\omega, b} L(\omega, b, \lambda)$,从而求出最优的 ω^*, b^* ,得到的分类决策函数为:

[0094] $f(x) = \text{sign}(\omega^* \cdot x + b^*)$ 。

[0095] 以上是使用支持向量机实现单个二分类器的具体实现原理表述。采用同样的训练方式就可以得到多个二分类器,这样就解决了望诊多特征样本的多分类问题,如图11所示。

[0096] 本领域技术人员可以根据实际需要选择具体的分类方法。本申请实施例中的中医自动化望诊系统的图像处理可以放在后台服务器中进行,获取的图像数据也可以存储在后台服务器中。

[0097] 本申请实施例中,通过获取包括面部图像、舌部图像、耳部图像、眼部图像和人体形体图像的望诊部位图像,基于多个部位图像进行分类,相比于基于单一的面部图像或单一的舌部图像进行分类的诊断结果的准确率要高;并且,本申请还通过预置卷积专家网络模型对望诊部位图像进行地标点定位和图像分割,将分割后的望诊部位分割图像输入到预置深度卷积神经网络模型中进行分类,或,提取望诊部位分割图像的方向梯度直方图特征,将方向梯度直方图特征输入到预置分类器进行分类,减少了冗余特征对分类结果的影响,进一步提高了诊断结果的准确率,解决了现有的中医望诊方法直接对采集的单一面部图像或单一舌部图像进行特征提取、分析,得出最终的诊断结果,存在诊断结果准确率不高的技术问题。

[0098] 以上为本申请提供的一种中医自动化望诊系统的一个实施例,以下为本申请提供的一种中医自动化望诊系统的另一个实施例。

[0099] 请参考图3,本申请实施例中的中医自动化望诊系统,包括:

[0100] 获取单元101,用于获取望诊部位图像,望诊部位图像包括面部图像、舌部图像、耳部图像、眼部图像和人体形体图像;

[0101] 定位和分割单元102,用于将望诊部位图像输入到预置卷积专家网络模型进行地标点定位和图像分割,输出望诊部位分割图像;

[0102] 分类单元103,用于将望诊部位分割图像输入到预置深度卷积神经网络模型进行分类,或,提取望诊部位分割图像的方向梯度直方图特征,将方向梯度直方图特征输入到预置分类器进行分类,输出望诊部位分割图像的诊断结果。

[0103] 作为进一步地改进,还包括:

[0104] 预处理单元104,用于对望诊部位图像进行预处理,预处理包括色卡颜色校正、图像去噪或图像对齐;

[0105] 相应的,定位和分割单元102具体用于:

[0106] 将预处理后的望诊部位图像输入到预置卷积专家网络模型进行地标点定位和图像分割,输出望诊部位分割图像。

[0107] 本申请实施例中的中医自动化望诊系统主要是通过采集的望诊部位图像进行精确分割后进行诊断,可以通过诊所端的图像采集装置拍摄患者的望诊部位图像,采集到的望诊部位图像可以传输到诊所端或服务器中进行存储。在对望诊部位图像进行分割前,可以对图像进行预处理。具体的,可以对望诊部位图像进行小波变换以进行图像去噪,对望诊部位图像进行色卡颜色校正并进行标准化处理,以减少光源影响;由于图像采集装置采用D435摄像头可以拍摄深度图,因此,可以进行深度图和彩色图对齐。

[0108] 作为进一步地改进,本申请实施例中的中医自动化望诊系统还包括:配置单元105;

[0109] 配置单元105具体包括:

[0110] 获取子单元1051,用于获取望诊部位训练图像;

[0111] 训练子单元1052,用于将望诊部位训练图像输入到柔性物体三维点分布模型进行训练,得到望诊部位训练图像对应的柔性物体三维点分布模型参数;

[0112] 输入子单元1053,用于将望诊部位训练图像和望诊部位训练图像对应的柔性物体三维点分布模型参数输入到卷积专家网络,得到望诊部位训练图像中的每个像素位置的地标对齐概率;

[0113] 优化子单元1054,用于结合地标对齐概率和柔性物体三维点分布模型参数进行网络参数优化,得到预置卷积专家网络模型。

[0114] 本申请实施例中的中医自动化望诊系统进行中医自动化望诊的具体过程可以参考图2。在构建中医自动化望诊系统的初期,可以由分布于各中医合作单位的图像采集装置对各患者进行望诊部位图像采集,并且根据各患者的病例打标签,得到望诊部位训练图像,望诊部位训练图像包括面部训练图像、舌部训练图像、耳部训练图像、眼部训练图像和人体形体训练图像。后期可以由机器自动构建望诊病例数据库,患者通过系统诊断并确诊后,患者相关的诊断信息将作为标签与患者的望诊部位图像一起存入望诊病例数据库中保存,以便优化诊断模型。获取子单元1051通过图像采集装置获取望诊部位训练图像,训练子单元1052将望诊部位训练图像输入到柔性物体三维点分布模型进行训练,得到望诊部位训练图像对应的柔性物体三维点分布模型参数。望诊部位训练图像输入到柔性物体三维点分布模型之前可以进行预处理,具体处理过程与望诊部位图像的预处理过程一致,在此不再进行赘述。

[0115] 进一步,柔性物体三维点分布模型为:

$$[0116] \quad \mathbf{X}_i = s \cdot \mathbf{R}_{2D} \cdot (\bar{\mathbf{X}}_i + \Phi_i \mathbf{q}) + \mathbf{t};$$

[0117] 其中, $\bar{\mathbf{X}}_i = [\bar{x}_i, \bar{y}_i, \bar{z}_i]^T$ 为第*i*个地标点的均值坐标, Φ_i 为第*i*个地标点的主成分矩阵, \mathbf{q} 为控制非刚性参数的*m*维向量,刚性参数包括缩放量*s*、平移量 $\mathbf{t} = [t_x, t_y]^T$ 、和三维旋转矩阵 $\mathbf{R} = [r_x, r_y, r_z]^T$, \mathbf{R}_{2D} 为旋转矩阵*R*的前两行参数。

[0118] 本申请实施例采用捕捉地标形状变化的柔性物体三维点分布模型来表示个望诊部位训练图像的感兴趣区域的形状,通过望诊部位训练图像训练获得形状变化的统计信息;并使用主成分分析来估计形状云的变化,主成分分析通过降维提供了形状模型的有效参数。以望诊部位训练图像中的舌部训练图像为例,假设采用k个三维地标点表示舌头的形状,即 $X = (x_1, y_1, z_1, \dots, x_k, y_k, z_k)$,如果舌部训练图像集的地标点形状是在平均地标点附近的高斯分布,则通过主成分分析可以将地标点构建如下关系: $X' = \bar{X} + Pb$, 其中, X' 是可能的地标点位置, \bar{X} 是地标点的平均位置, P 为 $3k \times d$ 矩阵, 为主成分分析的前 d 个本征矢量, b 为尺度矢量, 它的每一个分量对应一个主成分分量。这样柔性物体舌头和它可能的形变就可以使用平均地标点和形变参数进行描述, 具体描述可以参考前述的柔性物体三维点分布模型。通过舌部训练图像训练柔性物体三维点分布模型, 可以得到舌部训练图像对应的柔性物体三维点分布模型参数 p , 即舌头的整个形状可以由参数 $p = [s, t, R, q]$ 表示。对应的, 通过面部训练图像或耳部训练图像等望诊部位训练图像训练柔性物体三维点分布模型, 可以得到面部训练图像或耳部训练图像等望诊部位训练图像对应的柔性物体三维点分布模型参数 p , 具体过程与舌部训练图像的处理过程一致, 在此不再进行赘述。

[0119] 输入子单元1053将望诊部位训练图像和望诊部位训练图像对应的柔性物体三维点分布模型参数输入到卷积专家网络, 得到望诊部位训练图像中的每个像素位置的地标对齐概率。卷积专家网络的主要作用为独立于其他坐标位置, 估计单个地标对齐位置, 卷积专家网络的结构可以参考图4。输入望诊部位训练图像到卷积专家网络后, 卷积专家网络对当前地标位置估计值周围的 $n \times n$ 像素感兴趣区域 (ROI) 进行处理, 输出评估每个像素位置的地标对齐概率的响应图。以舌部训练图像为例, 卷积专家网络根据当前地标估计值, 提取周围 $n \times n$ 像素大小的感兴趣区域 (舌部周围), 再对感兴趣区域进行对比度归一化卷积 (优选采用 $500 \times 11 \times 11$), 这里采用局部对比度归一化, 更加凸显边缘信息, 是图像预处理的一种方法, 迎合深度学习框架, 这个卷积在计算输入和内核相关性之前先执行 Z -score 规范化, 最后输出 $500 \times n \times n$ 响应图。输出的响应图作为下一层卷积层的输入, 再通过激活函数 ReLU 的处理, 输出 $200 \times n \times n$ 的响应图, 再与混合专家网络 (优选采用 $100 \times 1 \times 1$) 进行卷积处理, 输出 $100 \times n \times n$ 专家投票概率结果, 混合专家网络的结构可以参考图5, 专家投票概率结果联合非负权重得出最终的对齐概率, 即:

$$[0120] \quad \pi_{x_i}^i = p(l_i = 1, I = I_{x_i});$$

[0121] 其中, l_i 为地标 i 对齐的指示器, I 为输入图像在地标位置 x_i 处的感兴趣区域, $\pi_{x_i}^i$ 为输出的地标位置 x_i 处的对齐概率的响应图。

[0122] 优化子单元1054结合地标对齐概率和柔性物体三维点分布模型参数进行网络参数优化, 得到预置卷积专家网络模型。具体的, 优化子单元1054结合地标对齐概率和柔性物体三维点分布模型参数 p 得到卷积专家约束地标模型, 卷积专家约束地标模型为:

$$[0123] \quad P^* = \arg \min_P \left[\sum_{i=1}^n -D_i(x_i; I) + \mathcal{R}(p) \right];$$

[0124] 其中, P^* 为控制地标位置的最佳参数集, $p = [s, t, R, q]$ 为柔性物体三维点分布模型参数, I 为望诊部位训练图像, D_i 为卷积专家网络输出的望诊部位训练图像 I 中的第 i 个地

标位置 x_i 的对齐概率, n 为地标位置数, $\mathfrak{R}(\mathbf{p})$ 为柔性物体三维点分布模型的惩罚函数,使得模型点能准确描述大部分没有形变的柔性物体,模型点即地标点。

[0125] 优化子单元1054基于非均匀正则化均值漂移对卷积专家约束地标模型进行优化求解,直至卷积专家约束地标模型收敛,得到预置卷积专家网络模型。卷积专家约束地标模型是一种局部方法,依赖于初始化参数估计,根据初始化参数 \mathbf{p}_0 ,再进行参数更新 $\Delta \mathbf{p}$,以求解最优解,因此,卷积专家约束地标模型还可以表示为:

$$[0126] \quad \mathbf{P}^* = \arg \min_{\Delta \mathbf{p}} \left[\sum_{i=1}^n -D_i(x_i; I) + \mathfrak{R}(\mathbf{p}_0 + \Delta \mathbf{p}) \right];$$

[0127] 为了实现良好的实时性能,消除噪声的影响,优化网络参数,本申请实施例中采用非均匀正则化均值漂移求解卷积专家约束地标模型,即:

$$[0128] \quad \operatorname{argmin}_{\Delta \mathbf{p}} (\|\mathbf{p}_0 + \Delta \mathbf{p}\|_{\wedge^{-1}}^2 + \|J\Delta \mathbf{p} - \mathbf{v}\|_W^2);$$

[0129] 其中, J 为关于柔性物体三维点分布模型参数 \mathbf{p} 的地标位置的雅可比矩阵, \wedge^{-1} 为描述参数 \mathbf{p} 的先验矩阵, $\mathbf{v} = [v_1, v_2, \dots, v_n]^T$ 为地标均值漂移向量。采用高斯核稠密估计计算:

$$[0130] \quad v_i = \left(\sum_{y_i \in \Psi_i} \frac{\pi_{y_i} N(\mathbf{x}_i^c; \mathbf{y}_i; \rho I)}{\sum_{z_i \in \Psi_i} \pi_{z_i} N(\mathbf{x}_i^c; \mathbf{z}_i; \rho I)} \right) - \mathbf{x}_i^c;$$

[0131] 均值漂移向量的计算依赖于特征 \mathbf{x}_i^c 和经验确定的 ρ 参数的当前估计值, N 为全协方差高斯分布函数, x_i, y_i, z_i 分别为第 i 个地标点的 x 轴、 y 轴、 z 轴的坐标值, π_{y_i}, π_{z_i} 为系数,根据实际情况进行设置; Ψ_i 为坐标值组成的集合; $W = \mathbf{w} \cdot \operatorname{diag}(c_1; \dots; c_i; \dots; c_n; c_1; \dots; c_n)$ 为对角权重矩阵, \mathbf{w} 参数根据实际情况进行灵活设置, c_i 为第 i 个补丁专家的相关系数,对角线上的第 i 个和第 $i+n$ 个元素代表的 i 个补丁专家的信心,在每个尺度和视图下分别计算补丁专家可靠性矩阵 W 。

[0132] 基于Tikhonov正则化的非线性最小二乘法得到以下更新规则:

$$[0133] \quad \Delta \mathbf{p} = -(\mathbf{J}^T \mathbf{W} \mathbf{J} + r \wedge^{-1})^{-1} (r \wedge^{-1} \mathbf{p} - \mathbf{J}^T \mathbf{W} \mathbf{v});$$

[0134] 根据正则化项 r 计算平均位移和迭代更新参数,直至满足收敛条件,得到训练好的卷积专家网络模型,将训练好的卷积专家网络模型作为预置卷积专家网络模型。

[0135] 本申请实施例采用柔性物体三维点分布模型对感兴趣区域进行三维建模,通过主成分分析对建模影响因子进行降维处理和消除各分量之间的相关性,提供了形状模型的有效参数;柔性物体三维点分布模型清晰的还原了感兴趣区域,对感兴趣区域的轮廓以及颜色、纹理都有很好的呈现;并且在不同姿态角度和较大部位形变情况下,都能有很好的表现性能。

[0136] 进一步,本申请采用卷积专家约束地标模型将卷积专家网络和柔性物体三维点分布模型有效结合,实现高精度的地标点定位,从而提高图像分割的精度,有助于提高后续的诊断结果的准确性;为了得到良好的实时性能,本申请实施例采用非均匀正则化均值漂移优化求解模型,对于人体部位遮挡以及人体部位大的姿态角度转动都有很好的检测性能,具体可以参考图6和图7提供的一种面部图像地标点检测结果的示意图,对于遮挡和非遮挡的面部图像都有很好的检测性能,有助于提高望诊部位图像的分割准确性。

[0137] 进一步,预置深度卷积神经网络模型的训练可以采用非监督和有监督学习方式;(1)非监督学习:训练时,先采用无标签数据分层训练各层,先用无标签数据训练第一层,学习得到第n-1层后,将n-1层的输出作为第n层的输入训练第n层,由此得到各层的参数;(2)自顶向下的监督学习:通过带标签的数据去训练各层,误差自顶向下传输,以对深度卷积神经网络进行微调,从而得到预置深度卷积神经网络模型。预置深度卷积神经网络模型的结构如图8所示,输入的望诊部位训练图像为3通道的图像,其中,C1、C2、C3和C4为卷积层,优选的,卷积层C1为96个11*11的卷积核,卷积层C2为256个5*5卷积核,卷积层C3为384个3*3卷积核,卷积层C4为256个3*3卷积核。预置深度卷积神经网络模型有4层max-pooling池化层,每层max-pooling层的核为2*2;第四层max-pooling层的输出作为全连接层的输入,全连接层将第四层max-pooling层的输出连接成一个一维向量,全连接层的输出经过softmax层进行分类。

[0138] 本申请实施例中的中医自动化望诊系统可以采用两种工作模式:1、是训练模式:在系统没有得到足够的训练时,不能独立诊断患者时,通过大量的带标签数据集,对个网络模型进行批量数据训练,以得到高精度的中医自动化系统;2、工作和递增式学习模式,系统根据诊断的案例进一步训练各网络模型,递增式提高诊断准确性。

[0139] 以上为本申请提供的一种中医自动化望诊系统的另一个实施例,以下为本申请提供的一种中医自动化望诊方法的一个实施例。

[0140] 本申请实施例提供了一种中医自动化望诊方法,应用于前述实施例中的中医自动化望诊系统,包括:

[0141] 步骤201、通过获取单元获取望诊部位图像,望诊部位图像包括面部图像、舌部图像、耳部图像、眼部图像和人体形体图像;

[0142] 步骤202、通过定位和分割单元将望诊部位图像输入到预置卷积专家网络模型进行地标点定位和图像分割,输出望诊部位分割图像;

[0143] 步骤203、通过分类单元将望诊部位分割图像输入到预置深度卷积神经网络模型进行分类,或,提取望诊部位分割图像的方向梯度直方图特征,将方向梯度直方图特征输入到预置分类器进行分类,输出望诊部位分割图像的诊断结果。

[0144] 进一步,还包括:通过配置单元对预置卷积专家网络模型进行配置,具体为:

[0145] 通过获取子单元获取望诊部位训练图像;通过训练子单元将望诊部位训练图像输入到柔性物体三维点分布模型进行训练,得到望诊部位训练图像对应的柔性物体三维点分布模型参数;通过输入子单元将望诊部位训练图像和望诊部位训练图像对应的柔性物体三维点分布模型参数输入到卷积专家网络,得到望诊部位训练图像中的每个像素位置的地标对齐概率;通过优化子单元结合地标对齐概率和柔性物体三维点分布模型参数进行网络参数优化,得到预置卷积专家网络模型。

[0146] 进一步,通过定位和分割单元将望诊部位图像输入到预置卷积专家网络模型进行地标点定位和图像分割,输出望诊部位分割图像,之前还包括:

[0147] 通过预处理单元对望诊部位图像进行预处理,预处理包括色卡颜色校正、图像去噪或图像对齐;

[0148] 相应的,通过定位和分割单元将望诊部位图像输入到预置卷积专家网络模型进行地标点定位和图像分割,输出望诊部位分割图像,包括:

[0149] 通过定位和分割单元将预处理后的望诊部位图像输入到预置卷积专家网络模型进行地标点定位和图像分割,输出望诊部位分割图像。

[0150] 本申请实施例中,通过获取包括面部图像、舌部图像、耳部图像、眼部图像和人体形体图像的望诊部位图像,基于多个部位图像进行分类,相比于基于单一的面部图像或单一的舌部图像进行分类的诊断结果的准确率要高;并且,本申请还通过预置卷积专家网络模型对望诊部位图像进行地标点定位和图像分割,将分割后的望诊部位分割图像输入到预置深度卷积神经网络模型中进行分类,或,提取望诊部位分割图像的方向梯度直方图特征,将方向梯度直方图特征输入到预置分类器进行分类,减少了冗余特征对分类结果的影响,进一步提高了诊断结果的准确率,解决了现有的中医望诊方法直接对采集的单一面部图像或单一舌部图像进行特征提取、分析,得出最终的诊断结果,存在诊断结果准确率不高的技术问题。

[0151] 本申请实施例还提供了一种中医自动化望诊设备,设备包括处理器以及存储器;

[0152] 存储器用于存储程序代码,并将程序代码传输给处理器;

[0153] 处理器用于根据程序代码中的指令执行前述实施例中的中医自动化望诊方法。

[0154] 本申请实施例还提供了一种计算机可读存储介质,计算机可读存储介质用于存储程序代码,程序代码用于执行前述实施例中的中医自动化望诊方法。

[0155] 在本申请所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的装置和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,例如,所述单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口,装置或单元的间接耦合或通信连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0156] 所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0157] 另外,在本申请各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现,也可以采用软件功能单元的形式实现。

[0158] 所述集成的单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读存储介质中。基于这样的理解,本申请的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以通过一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)执行本申请各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(英文全称:Read-Only Memory,英文缩写:ROM)、随机存取存储器(英文全称:Random Access Memory,英文缩写:RAM)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0159] 以上所述,以上实施例仅用以说明本申请的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本申请进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前

述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本申请各实施例技术方案的精神和范围。



图1

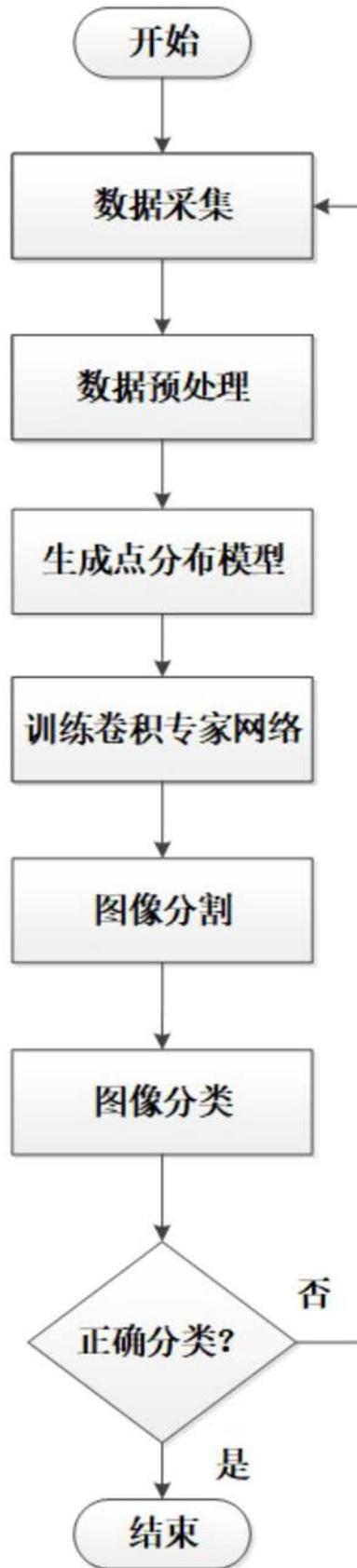


图2

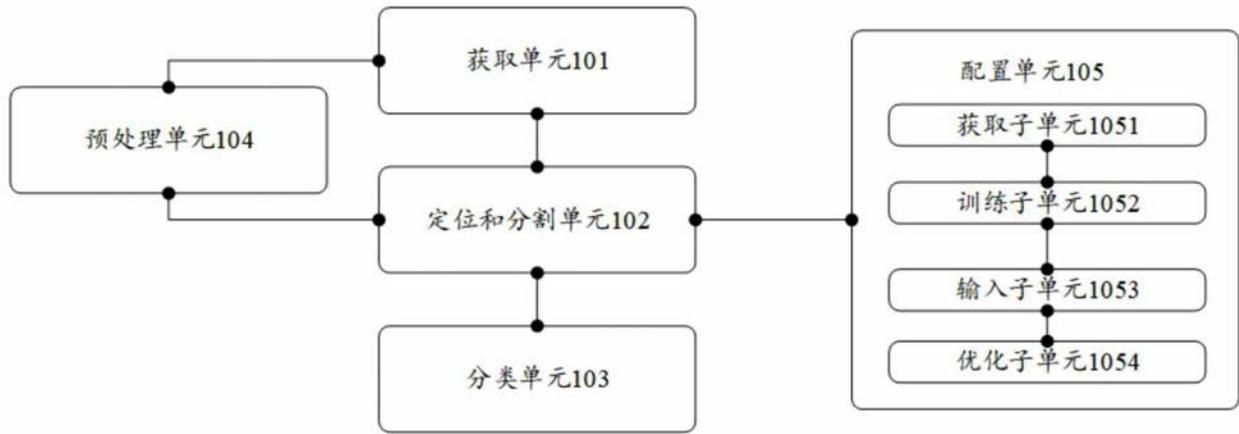


图3

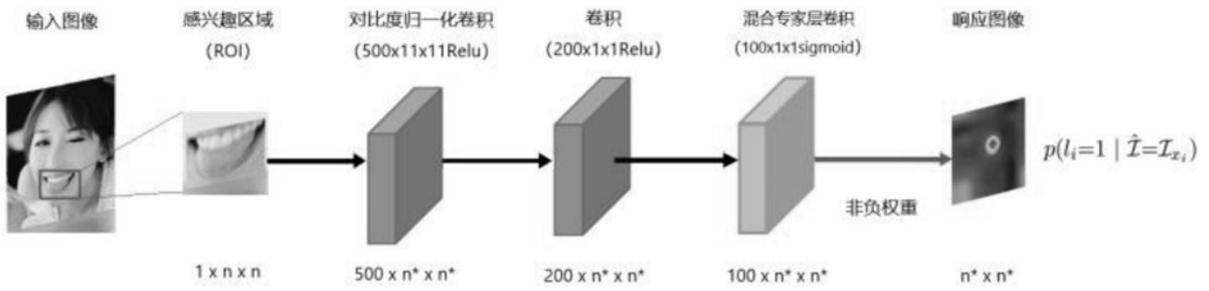


图4

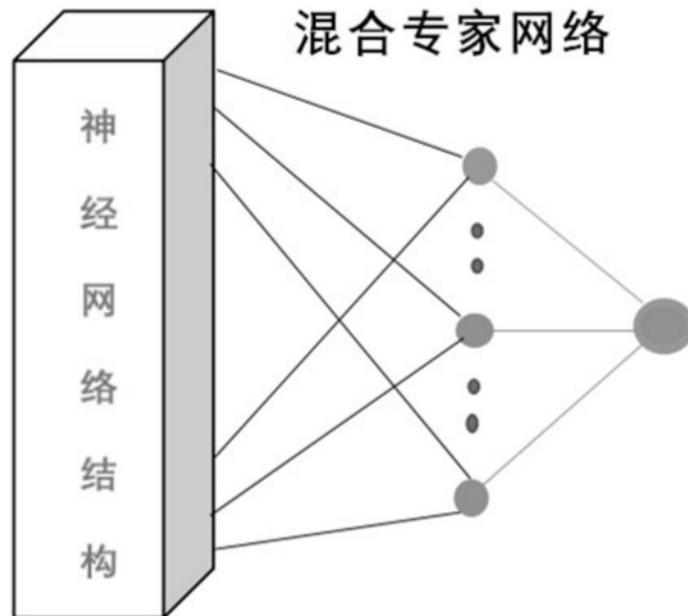


图5



图6



图7

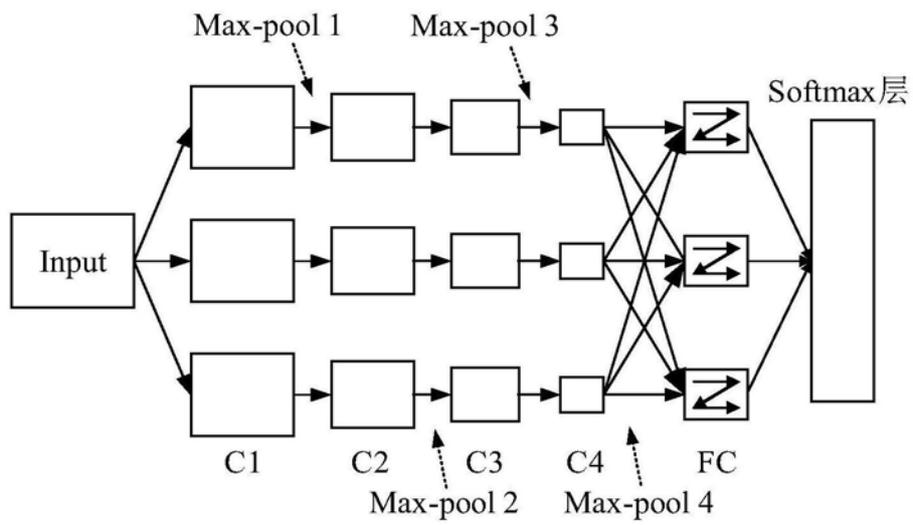


图8

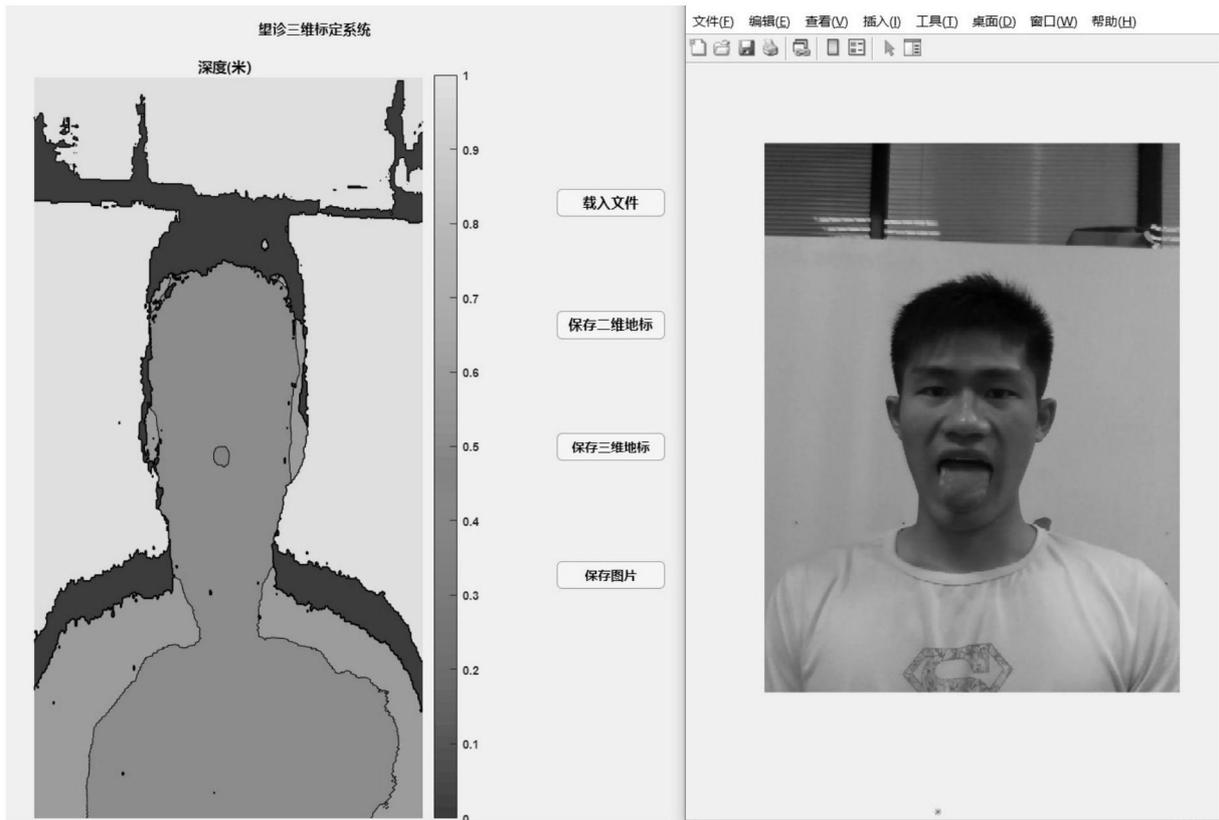


图9

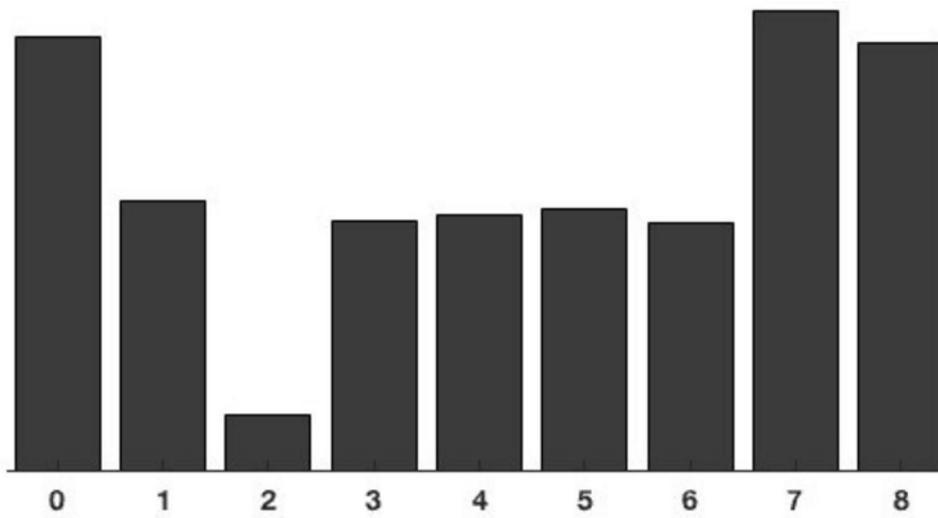


图10

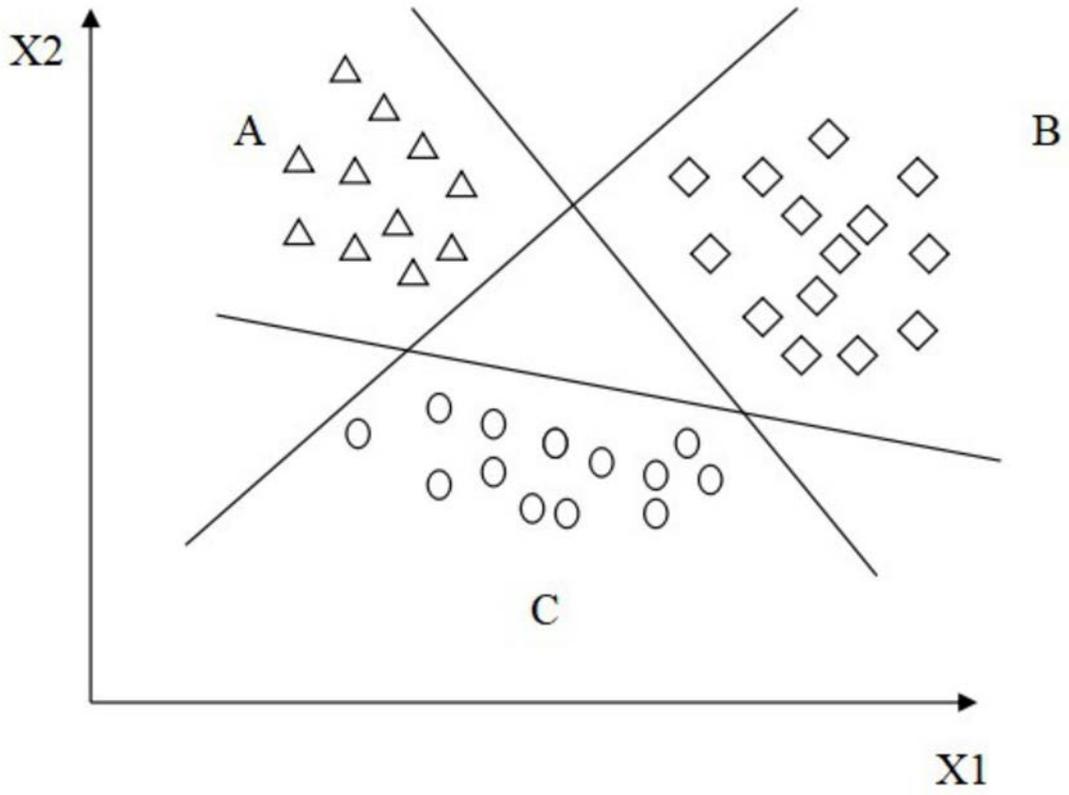


图11