



(21)申请号 201911362904.8

(22)申请日 2019.12.26

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 110874587 A

(43)申请公布日 2020.03.10

(73)专利权人 浙江大学

地址 310058 浙江省杭州市西湖区余杭塘路866号

(72)发明人 秦博晟 李东晓 梁乐天 权祺垚
武靖超 王泽宇 赵正言 祁鸣

(74)专利代理机构 杭州求是专利事务有限公司
33200

代理人 刘静

(51)Int.Cl.

G06K 9/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

(56)对比文件

CN 109886121 A,2019.06.14,全文.

CN 109858466 A,2019.06.07,全文.

CN 106599830 A,2017.04.26,全文.

CN 107239736 A,2017.10.10,全文.

CN 108764048 A,2018.11.06,全文.

EP 3564854 A1,2019.11.06,全文.

靳一凡.基于级联卷积神经网络的人脸关键点检测算法.《万方数据库 学位论文库》.2016,

Park JK.etc.Unified convolutional neural network for direct facial keypoints detection.《VISUAL COMPUTER》.2019,第35卷(第11期),

陈锐,林达.基于级联卷积神经网络的人脸关键点定位.《四川理工学院学报(自然科学版)》.2017,第30卷(第1期),第32-37页.

苏晨.非约束场景下的人脸关键点检测算法研究.《万方数据库 学位论文库》.2019,

秦晓倩.基于Web图像的Kinship关系验证研究.《万方数据库 学位论文库》.2018,全文.

审查员 田凌桐

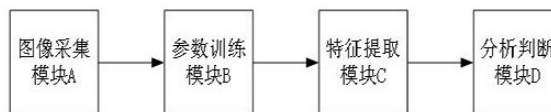
权利要求书4页 说明书8页 附图2页

(54)发明名称

一种人脸特征参数提取系统

(57)摘要

本发明公开了一种人脸特征参数提取系统,该系统由图像采集模块A、参数训练模块B、特征提取模块C和分析判断模块D四部分组成;所述图像采集模块A用于获取人脸面部的正脸与侧脸图像,缩放为同一大小,然后对图像进行增强和归一化处理后进行标定;所述参数训练模块B通过已标定人正脸图像数据和人脸侧脸图像数据,训练神经网络模型,输出为人脸面部的正脸与侧脸图像的关键点位置;所述特征提取模块C根据人脸图像的关键点之间的距离提取人脸面部特征值;所述分析判断模块D对提取的人脸面部特征值进行分析判断,得到某人所属的人种、民族、性别、年龄以及居住地区。



1. 一种人脸特征参数提取系统,其特征在于,该系统由图像采集模块A、参数训练模块B、特征提取模块C和分析判断模块D四部分组成;

所述图像采集模块A获取人脸面部的正脸与侧脸图像,并缩放为同一大小,然后对图像进行增强和归一化处理;

所述归一化处理使用如下公式实现:

$$\text{IMG-NORM} = 2 \times \frac{\text{IMG} - 0.5 \times (\max(\text{IMG}) + \min(\text{IMG}))}{(\max(\text{IMG}) - \min(\text{IMG})) + \sigma \|\text{IMG}\|_F}$$

其中,IMG为原始图像数据矩阵,IMG-NORM为归一化后的图像矩阵, $\max(\text{IMG})$ 为原始图像数据矩阵中元素最大值, $\min(\text{IMG})$ 为原始图像数据矩阵中元素最小值; σ 为用于图像修正参数,可根据图像特点进行自定义,以加快模型特征参数提取精确度;取值为 $0 \leq \sigma < 1$;F表示F范数;

对人正脸和侧脸图像数据的关键点位置进行标定,其中,人正脸图像数据关键点位置包含:左/右颧点 $(x_1, y_1) / (x_2, y_2)$ 、左/右颧峰点 $(x_3, y_3) / (x_4, y_4)$ 、左/右下颌角点 $(x_5, y_5) / (x_6, y_6)$ 、左/右眼外角点(外眦点) $(x_7, y_7) / (x_8, y_8)$ 、左/右眼内角点(内眦点) $(x_9, y_9) / (x_{10}, y_{10})$ 、左/右鼻翼点 $(x_{11}, y_{11}) / (x_{12}, y_{12})$ 、上/下唇中点 $(x_{13}, y_{13}) / (x_{14}, y_{14})$ 、左/右口角点 $(x_{15}, y_{15}) / (x_{16}, y_{16})$;

人侧脸图像数据关键点位置包含:发缘点 (x_{20}, y_{20}) 、颌下点 (x_{21}, y_{21}) 、鼻梁点 (x_{22}, y_{22}) 、口裂点 (x_{23}, y_{23}) 、鼻尖点 (x_{24}, y_{24}) 、鼻下点 (x_{25}, y_{25}) 、耳上/下附着点 $(x_{26}, y_{26}) / (x_{27}, y_{27})$ 、耳上/下点 $(x_{28}, y_{28}) / (x_{29}, y_{29})$ 、耳前/后点 $(x_{30}, y_{30}) / (x_{31}, y_{31})$;

(x_k, y_k) 为各点于图像中的坐标位置, $k=1, 2, \dots, 16, 20, 21, \dots, 31$;

所述参数训练模块B通过已标定人正脸图像数据和人侧脸图像数据,根据神经网络模型,基于最小损失准则,采用改进的梯度下降法,对该模块中神经网络模型待定参数进行训练,神经网络模型包含输入层、神经元层、采样层、输出层,神经元层中神经元层数应不小于3层,每层神经元应包含不少于10个神经元矩阵;

参数训练模块B的输入为统一大小且已进行增强处理归一化的人脸图像,输入若为人正脸,则有效输出为 (x_k, y_k) , $k=1, 2, \dots, 16$,共16个人脸关键点位置坐标,人侧脸为无效输出;输入若为人侧脸,则有效输出为 (x_k, y_k) , $k=20, 21, \dots, 31$,共12个人脸关键点位置坐标,人正脸为无效输出;对无效输出进行标零操作;

其中神经网络中的神经元层中神经元输入输出关系为:

$$N_{p+1} = \text{CONV-STRIDE}(N_p, W_p) + b_p$$

其中 N_p 为第p层神经元层的输入矩阵, N_{p+1} 为第p+1层神经元的输出矩阵,每个神经元层的 W_p 为神经元矩阵, b_p 为偏移量;

CONV-STRIDE为二目运算符,输入分别为输入矩阵与神经元矩阵,输出为与输入矩阵等大矩阵,其中运算定义为:

若 $A3 = \text{CONV-STRIDE}(A1, A2)$,其中 $A1$ 为输入矩阵,为 $m_1 \times n_1$ 大小矩阵; $A2$ 为神经元矩阵,为 $m_2 \times n_2$ 大小矩阵,则:

$$A3_{m,n} = \sum_i \sum_k A1_{m-e_{i,k}*i, n-e_{i,k}*k} \times A2_{i,k}$$

公式中 $e_{i,k}$ 为 $m_2 \times n_2$ 大小矩阵E中元素,E中所有元素为随机正整数,满足 $1 \leq e_{i,k} \leq 4$,且E

中所有元素取值满足均匀分布;不同神经元层中矩阵E不同;

若 $A1_{m-e_{i,k}*i, n-e_{i,k}*k}$ 中 $m-e_{i,k}*i, n-e_{i,k}*k$ 超出 $m_1 \times n_1$ 大小,则对A1矩阵进行补零操作;
A2_{i,k}中i、k均在 $m_2 \times n_2$ 大小内;

若A1与A2矩阵为多维矩阵(维数 ≥ 3),则输出矩阵A3为A1与A2矩阵在矩阵大于等于第3维的每一维度分别进行CONV-STRIDE运算后的多维矩阵;

神经网络中的采样层对神经元层的输出矩阵进行无间隔 $[q, q]$ 单元的采样操作,q为采样矩阵的阶数;将 $[q, q]$ 单元作为一个矩阵的元素,则采样后的输出矩阵大小为 $m_3 \times n_3$,选取采样公式为:

$$Matrix - pooling_{m_3, n_3} = \frac{\|Matrix_{m_3, n_3}\|_{\infty}}{q}$$

其中Matrix-pooling_{m₃, n₃}为采样输出矩阵,Matrix_{m₃, n₃}为神经元层的输出矩阵的第m₃行第n₃列的采样矩阵;

采用激活函数对神经网络进行激活,所使用的激活函数为:

$$ACTIVATION(x) = RELU(x) \times \tanh(x) \times \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

x为激活函数的输入变量;并定义如下的损失Loss;

$$Loss = \sum_i \sum_k \sqrt[3]{(|Xp_{ik} - Xg_{ik}|)^3 + (|Yp_{ik} - Yg_{ik}|)^3} + \lambda \sum_f \sum_p \|W_{fp}\|_F$$

其中Xp_{ik}、Yp_{ik}为给定的第i张图像第k个点预测的人脸关键点位置,Xg_{ik}、Yg_{ik}为第i张图像第k个点给定的人脸关键点位置;W_{fp}为第p层神经元层中第f个神经元矩阵,F表示F范数, λ 为正则化参数,取值为 $0 < \lambda \leq 0.01$;按公式求和,即得到损失Loss;

基于损失Loss最小化原则,采用改进的梯度下降法,通过对Loss求梯度确定每层神经元矩阵W_p与b_p值,得到训练好的神经网络;

将未标注的人脸图像输入到参数训练模块B中,输出为人脸图像的关键点坐标,将该关键点坐标输入到特征提取模块C;

所述特征提取模块C对人脸图像的关键点之间的距离进行计算;

其中人脸面部特征值,包括:

- C.1.面宽,即左、右颧点间的直线距离;
- C.2.额最小宽,即左、右颧点间的直线距离;
- C.3.两下颌角间宽,即左、右下颌角点间的直线距离;
- C.4.两眼外宽,即左、右眼外角点(外眦点)间的直线距离;
- C.5.两眼内宽,即左、右眼内角点(内眦点)间的直线距离;
- C.6.眼裂宽,即单眼的眼内角点(内眦点)至眼外角点(外眦点)的直线距离;
- C.7.鼻宽,即左、右鼻翼点间的直线距离;
- C.8.唇全高,即上、下唇中点间的直线距离;
- C.9.口宽,即左、右口角点间的直线距离;
- C.10.容貌面长,即发缘点至颏下点的直线距离;
- C.11.形态面长,即鼻梁点至颏下点的直线距离;

- C.12. 容貌上面长,即鼻梁点至口裂点的直线距离;
 C.13. 鼻长,即从鼻梁点至鼻尖点的直线距离;
 C.14. 鼻高,即鼻梁点至鼻下点的直线距离;
 C.15. 鼻深,即鼻下点至鼻尖点的直线距离;
 C.16. 耳基部长,即耳上、下附着点间的直线距离;
 C.17. 容貌耳长,即耳上、下点间的直线距离;
 C.18. 容貌耳宽,即耳前、后点间的直线距离;
 关键点之间的距离的测量使用两点间距离公式,即:

$$Length = \sqrt{(a_1 - a_2)^2 + (b_1 - b_2)^2}$$

其中,Length即为 (a_1, b_1) , (a_2, b_2) 两点间的距离, (a_1, b_1) , (a_2, b_2) 为人脸图像的任意两个关键点坐标;

将提取的人脸面部特征值输出至分析判断模块D;

所述分析判断模块D对人脸面部特征值进行综合分析和判断,人脸面部特征值与人种、民族、性别、年龄以及居住地区密切相关,最终由分析判断模块D输出分析结果,可将某两人所属的人种、民族、性别、年龄以及居住地区区分出来;最终结果可以供专业人士作为辅助筛查所用,或可用于基于大数据的模型中,对数据进行预处理。

2. 根据权利要求1所述的一种人脸特征参数提取系统,其特征在于,所述图像采集模块A将人脸面部的正脸与侧脸图像处理成8或16比特位的RGB位图后,再缩放为同一大小。

3. 根据权利要求1所述的一种人脸特征参数提取系统,其特征在于,图像缩放可通过均值采样后进行高斯滤波实现。

4. 根据权利要求1所述的一种人脸特征参数提取系统,其特征在于,图像增强处理使用二维卷积实现,通过卷积核与原始图像各个层的卷积实现图像增强,取其中有效卷积部分,卷积核可采用如下形式

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} & a_{15} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} & a_{25} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} & a_{35} \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} & a_{45} \\ a_{51} & a_{52} & a_{53} & a_{54} & a_{55} \end{bmatrix}$$

其中,增强矩阵应满足 $\sum_i \sum_j a_{ij} = 1$,且 $a_{33} \geq 1$, a_{ij} 为卷积核中的元素。

5. 根据权利要求1所述的一种人脸特征参数提取系统,其特征在于,参数训练模块B的神经元的输出为矩阵形式,在参数训练模块B的输出处连接全连接层,进而使最终输出为坐标形式。

6. 根据权利要求1所述的一种人脸特征参数提取系统,其特征在于,所述参数训练模块B改进的梯度下降法为:

$$\overrightarrow{D_k} = speed \times (\alpha \overrightarrow{DC_k} + \beta \overrightarrow{D_{k-1}} + \gamma \overrightarrow{D_{k-2}})$$

其中, $\overrightarrow{D_k}$ 为第k次的实际梯度下降方向, $\overrightarrow{DC_k}$ 为第k次根据Loss计算出的梯度下降方向,通过引入前2次的实际梯度下降方向,实现对梯度下降法的改进,能有效提高训练速度,降低过拟合产生; α 、 β 、 γ 为自定义参数,均为非负数,满足 $\alpha + \beta + \gamma = 1$,可根据训练数据的不同

而调整; α 应取值大于0.5, β 值应大于 γ 值;Speed为学习速率,可进行自定义,选取为 $0.1 \leq \text{speed} \leq 3$ 。

一种人脸特征参数提取系统

技术领域

[0001] 本发明涉及图像采集领域,尤其涉及一种人脸特征参数提取系统,基于图像采集对人脸面部结构参数测量、特征提取与识别。

背景技术

[0002] 传统的人脸面部结构参数测量和特征提取是由人工操作完成的,甚至某些面部特征主要依赖于肉眼识别,若部分人群的面部特征不突出、个体面部差异较大、或者外貌辨识经验不足等,则常常导致最终判断结论错误等问题。因此传统方法具有工作量大、效率低下、误判率高等缺点。

[0003] 人脸识别是根据人脸面部的结构特征快速检测与识别的一种生物识别技术,是人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术的重要应用领域之一,其工作原理是:利用计算机技术与图形影像技术相结合,对人脸面部的结构参数进行测量或特征提取,并结合视觉特征比对筛选,进行系统性的甄别与鉴定,主要用于人机交互、跟踪监控、安全监控和身份识别等。随着近些年计算机技术、光学成像技术等迅猛发展,人脸识别技术应用越发广泛,而且集成了人工智能、机器识别、专家系统、视频图像处理等关键技术,与传统方案相比,具有适用范围广、识别准确率与时效率高、稳健鲁棒等优点。

发明内容

[0004] 本发明提供了一种人脸特征参数提取系统,采用人脸关键点识别技术,基于人脸图像,通过神经网络,完成特定人脸面部参数测量和特征提取,最终输出判断结论。该系统克服人工操作传统方法工作量大、效率低下、误判率高等缺点,具有适用范围广、识别准确率高、时效性高、稳健鲁棒等优点。

[0005] 本发明的目的是通过以下技术方案来实现的:一种人脸特征参数提取系统,该系统由图像采集模块A、参数训练模块B、特征提取模块C和分析判断模块D四部分组成;

[0006] 所述图像采集模块A获取人脸面部的正脸与侧脸图像,并缩放为同一大小,然后对图像进行增强和归一化处理;

[0007] 所述归一化处理使用如下公式实现:

$$[0008] \quad \text{IMG-NORM} = 2 \times \frac{\text{IMG} - 0.5 \times (\max(\text{IMG}) + \min(\text{IMG}))}{(\max(\text{IMG}) - \min(\text{IMG})) + \sigma \|\text{IMG}\|_F}$$

[0009] 其中,IMG为原始图像数据矩阵,IMG-NORM为归一化后的图像矩阵,max (IMG) 为原始图像数据矩阵中元素最大值,min (IMG) 为原始图像数据矩阵中元素最小值; σ 为用于图像修正参数,可根据图像特点进行自定义,以加快模型特征参数提取精确度。取值为 $0 \leq \sigma < 1$ 。

[0010] 对人正脸和侧脸图像数据的关键点位置进行标定,其中,人正脸图像数据关键点位置包含:左/右颧点 $(x_1, y_1) / (x_2, y_2)$ 、左/右颧峰点 $(x_3, y_3) / (x_4, y_4)$ 、左/右下颌角点 $(x_5, y_5) / (x_6, y_6)$ 、左/右眼外角点(外眦点) $(x_7, y_7) / (x_8, y_8)$ 、左/右眼内角点(内眦点) $(x_9, y_9) /$

(x₁₀, y₁₀)、左/右鼻翼点 (x₁₁, y₁₁) / (x₁₂, y₁₂)、上/下唇中点 (x₁₃, y₁₃) / (x₁₄, y₁₄)、左/右口角点 (x₁₅, y₁₅) / (x₁₆, y₁₆) 等;

[0011] 人侧脸图像数据关键点位置包含:发缘点 (x₂₀, y₂₀)、额下点 (x₂₁, y₂₁)、鼻梁点 (x₂₂, y₂₂)、口裂点 (x₂₃, y₂₃)、鼻尖点 (x₂₄, y₂₄)、鼻下点 (x₂₅, y₂₅)、耳上/下附着点 (x₂₆, y₂₆) / (x₂₇, y₂₇)、耳上/下点 (x₂₈, y₂₈) / (x₂₉, y₂₉)、耳前/后点 (x₃₀, y₃₀) / (x₃₁, y₃₁) 等。

[0012] (x_k, y_k) 为各点于图像中的坐标位置, k=1、2、⋯、16, 20、21、⋯、31。

[0013] 所述参数训练模块B通过已标定人正脸图像数据和人侧脸图像数据, 根据神经网络模型, 基于最小损失准则, 采用改进的梯度下降法, 对该模块中神经网络模型待定参数进行训练, 神经网络模型包含输入层、神经元层、采样层、输出层, 神经元层中神经元层数应不小于3层, 每层神经元应包含不少于10个神经元矩阵。

[0014] 参数训练模块B的输入为统一大小且已进行增强处理归一化的人脸图像, 输入若为人正脸, 则有效输出为 (x_k, y_k), k=1、2、⋯、16, 共16个人脸关键点位置坐标, 人侧脸为无效输出; 输入若为人侧脸, 则有效输出为 (x_k, y_k), k=20、21、⋯、31, 共12个人脸关键点位置坐标, 人正脸为无效输出; 对无效输出进行标零操作。

[0015] 其中神经网络中的神经元层中神经元输入输出关系为:

$$[0016] \quad N_{p+1} = \text{CONV-STRIDE}(N_p, W_p) + b_p$$

[0017] 其中N_p为第p层神经元层的输入矩阵, N_{p+1}为第p+1层神经元的输出矩阵, 每个神经元层的W_p为神经元矩阵, b_p为偏移量。

[0018] CONV-STRIDE为二目运算符, 输入分别为输入矩阵与神经元矩阵, 输出为与输入矩阵等大小矩阵, 其中运算定义为:

[0019] 若A3=CONV-STRIDE(A1, A2), 其中A1为输入矩阵, 为m₁×n₁大小矩阵; A2为神经元矩阵, 为m₂×n₂大小矩阵, 则:

$$[0020] \quad A3_{m,n} = \sum_i \sum_k A1_{m-e_{i,k}*i, n-e_{i,k}*k} \times A2_{i,k}$$

[0021] 公式中 $e_{i,k}$ 为m₂×n₂大小矩阵E中元素, E中所有元素为随机正整数, 满足 $1 \leq e_{i,k} \leq 4$, 且E中所有元素取值满足均匀分布。不同神经元层中矩阵E不同。

[0022] 若 $A1_{m-e_{i,k}*i, n-e_{i,k}*k}$ 中 $m-e_{i,k}*i$ 、 $n-e_{i,k}*k$ 超出m₁×n₁大小, 则对A1矩阵进行补零操作; $A2_{i,k}$ 中i、k均在m₂×n₂大小内。

[0023] 若A1与A2矩阵为多维矩阵(维数≥3), 则输出矩阵A3为A1与A2矩阵在矩阵大于等于第3维的每一维度分别进行CONV-STRIDE运算后的多维矩阵。

[0024] 神经网络中的采样层对神经元层的输出矩阵进行无间隔[q, q]单元的采样操作, q为采样矩阵的阶数; 将[q, q]单元作为一个矩阵的元素, 则采样后的输出矩阵大小为m₃×n₃, 选取采样公式为:

$$[0025] \quad \text{Matrix-pooling}_{m_3, n_3} = \frac{\| \text{Matrix}_{m_3, n_3} \|_{\infty}}{q}$$

[0026] 其中 $\text{Matrix-pooling}_{m_3, n_3}$ 为采样输出矩阵, Matrix_{m_3, n_3} 为神经元层的输出矩阵的第m₃行第n₃列的采样矩阵。

[0027] 采用激活函数对神经网络进行激活,所使用的激活函数为:

$$[0028] \quad \text{ACTIVATION} = \text{RELU}(x) \times \tanh(x) \times \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

[0029] x 为激活函数的输入变量;并定义如下的损失Loss;

$$[0030] \quad \text{Loss} = \sum_i \sum_k \sqrt[3]{(|Xp_{ik} - Xg_{ik}|)^3 + (|Yp_{ik} - Yg_{ik}|)^3} + \lambda \sum_f \sum_p \|w_{fp}\|_F$$

[0031] 其中 Xp_{ik} 、 Yp_{ik} 为给定的第 i 张图像第 k 个点预测的人脸关键点位置, Xg_{ik} 、 Yg_{ik} 为第 i 张图像第 k 个点给定的人脸关键点位置。 W_{fp} 为第 p 层神经元层中第 f 个神经元矩阵, F 表示F范数, λ 为正则化参数,取值为 $0 < \lambda \leq 0.01$ 。按公式求和,即得到损失Loss。

[0032] 基于损失Loss最小化原则,采用改进的梯度下降法,通过对Loss求梯度确定每层神经元矩阵 W_p 与 b_p 值,得到训练好的神经网络;

[0033] 将未标注的人脸图像输入到参数训练模块B中,输出为人脸图像的关键点坐标,将该关键点坐标输入到特征提取模块C。

[0034] 所述特征提取模块C对人脸图像的关键点之间的距离进行计算;

[0035] 其中人脸面部特征值,包括:

[0036] C.1. 面宽,即左、右颧点间的直线距离;

[0037] C.2. 额最小宽,即左、右颞嵴点间的直线距离;

[0038] C.3. 两下颌角间宽,即左、右下颌角点间的直线距离;

[0039] C.4. 两眼外宽,即左、右眼外角点(外眦点)间的直线距离;

[0040] C.5. 两眼内宽,即左、右眼内角点(内眦点)间的直线距离;

[0041] C.6. 眼裂宽,即单眼的内角点(内眦点)至眼外角点(外眦点)的直线距离;

[0042] C.7. 鼻宽,即左、右鼻翼点间的直线距离;

[0043] C.8. 唇全高,即上、下唇中点间的直线距离;

[0044] C.9. 口宽,即左、右口角点间的直线距离;

[0045] C.10. 容貌面长,即发缘点至颞下点的直线距离;

[0046] C.11. 形态面长,即鼻梁点至颞下点的直线距离;

[0047] C.12. 容貌上面长,即鼻梁点至口裂点的直线距离;

[0048] C.13. 鼻长,即从鼻梁点至鼻尖点的直线距离;

[0049] C.14. 鼻高,即鼻梁点至鼻下点的直线距离;

[0050] C.15. 鼻深,即鼻下点至鼻尖点的直线距离;

[0051] C.16. 耳基部长,即耳上、下附着点间的直线距离;

[0052] C.17. 容貌耳长,即耳上、下点间的直线距离;

[0053] C.18. 容貌耳宽,即耳前、后点间的直线距离;

[0054] 关键点之间的距离的测量使用两点间距离公式,即:

$$[0055] \quad \text{Length} = \sqrt{(a_1 - a_2)^2 + (b_1 - b_2)^2}$$

[0056] 其中,Length即为 (a_1, b_1) , (a_2, b_2) 两点间的距离, (a_1, b_1) , (a_2, b_2) 为人脸图像的任意两个关键点坐标;

[0057] 将提取的人脸面部特征值输出至分析判断模块D。

[0058] 所述分析判断模块D对人脸面部特征值进行综合分析和判断,人脸面部特征值与

人种、民族、性别、年龄以及居住地区等因素密切有关,最终由分析判断模块D输出分析结果,可将某两人所属的人种、民族、性别、年龄以及居住地区区分出来。最终结果可以供专业人士或其它系统作为辅助筛查所用,或可用于其它基于大数据的模型中,对数据进行预处理。

[0059] 进一步地,所述图像采集模块A将人脸面部的正脸与侧脸图像处理成8或16比特(bit)位的RGB位图后,再缩放为同一大小。

[0060] 进一步地,图像缩放可通过均值采样后进行高斯滤波实现。

[0061] 进一步地,图像增强处理使用二维卷积实现,通过卷积核与原始图像各个层的卷积实现图像增强,取其中有效卷积部分,卷积核可采用如下形式

$$[0062] \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} & a_{15} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} & a_{25} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} & a_{35} \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} & a_{45} \\ a_{51} & a_{52} & a_{53} & a_{54} & a_{55} \end{bmatrix}$$

[0063] 其中,增强矩阵应满足 $\sum_i \sum_j a_{ij} = 1$,且 $a_{33} \geq 1$, a_{ij} 为卷积核中的元素。

[0064] 进一步地,参数训练模块B的神经元的输出为矩阵形式,在参数训练模块B的输出处连接全连接层,进而使最终输出为坐标形式。

[0065] 进一步地,所述参数训练模块B改进的梯度下降法为:

$$[0066] \overline{D}_k = speed \times (\alpha \overline{DC}_k + \beta \overline{D}_{k-1} + \gamma \overline{D}_{k-2})$$

[0067] 其中, \overline{D}_k 为第k次的实际梯度下降方向, \overline{DC}_k 为第k次根据Loss计算出的梯度下降方向,通过引入前2次的实际梯度下降方向,实现对梯度下降法的改进,能有效提高训练速度,降低过拟合产生。 α 、 β 、 γ 为自定义参数,均为非负数,满足 $\alpha + \beta + \gamma = 1$,可根据训练数据的不同而调整。经过对不同参数组合的测试,发现 α 应取值大于0.5, β 值应大于 γ 值。Speed为学习速率,可进行自定义,设定较高值会使学习进程较快,较低值会使学习精度较高,选取为 $0.1 \leq speed \leq 3$ 。

[0068] 本发明的有益效果:本发明提供了一种人脸特征参数提取系统,能够克服人工操作传统方法工作量大、效率低下、误判率高等缺点。系统中所定义的归一化公式,使图像数值矩阵元素值分布更加均匀,有利于后续对图像信息的提取;所定义的神经元输入输出公式,可有效提升神经元对图像信息的提取能力;所选用的采样公式,使采样保留更多图像信息;所定义的Loss,可有效避免单一的预测位置过远和模型过于复杂产生的过拟合问题,提升人脸关键点提取精度;所提取的关键点信息,可用于判断人脸多方面信息。本发明具有适用范围广、识别准确率高、时效性高、稳健鲁棒等优点。

附图说明

[0069] 图1所示为本发明所述的一种人脸特征参数提取系统结构示意图;

[0070] 图2为本发明所述的人正脸图像数据的坐标位置示意图;

[0071] 图3为本发明所述的人侧脸图像数据的坐标位置示意图。

具体实施方式

[0072] 下面结合附图对技术方案的实施做进一步的详细描述。

[0073] 如图1-3所示本发明提供一种人脸特征参数提取系统,该系统由图像采集模块A、参数训练模块B、特征提取模块C和分析判断模块D四部分组成:

[0074] 所述图像采集模块A获取人脸面部的正脸与侧脸图像,并将图像处理成8或16比特(bit)位的RGB位图,通过均值采样后进行高斯滤波实现图像缩放为同一大小,并对图像进行增强和归一化处理;

[0075] 为保证测量识别的精准度,应对被测量人的头部进行固定,使其正对照片采集装置,并保证对正脸与侧脸照片同时采集,且缩放为同一大小,并对图像进行增强和归一化处理。

[0076] 所述图像增强处理使用二维卷积实现,通过卷积核与原始图像各个层的卷积实现图像增强,取其中有效卷积部分,卷积核可采用如下形式

$$[0077] \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} & a_{15} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} & a_{25} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} & a_{35} \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} & a_{45} \\ a_{51} & a_{52} & a_{53} & a_{54} & a_{55} \end{bmatrix}$$

[0078] 其中,增强矩阵应满足 $\sum_i \sum_j a_{ij} = 1$,且 $a_{33} \geq 1$, a_{ij} 为卷积核中的元素。

[0079] 所述归一化处理使用如下公式实现:

$$[0080] \text{IMG-NORM} = 2 \times \frac{\text{IMG} - 0.5 \times (\max(\text{IMG}) + \min(\text{IMG}))}{(\max(\text{IMG}) - \min(\text{IMG})) + \sigma \|\text{IMG}\|_F}$$

[0081] 其中,IMG为原始图像数据矩阵,IMG-NORM为归一化后的图像矩阵, $\max(\text{IMG})$ 为原始图像数据矩阵中元素最大值, $\min(\text{IMG})$ 为原始图像数据矩阵中元素最小值; σ 为用于图像修正参数,可根据图像特点进行自定义,以加快模型特征参数提取精确度。取值为 $0 \leq \sigma < 1$ 。

[0082] 对人正脸和侧脸图像数据的关键点位置进行标定,其中,人正脸图像数据关键点位置包含:左/右颧点 $(x_1, y_1) / (x_2, y_2)$ 、左/右颧峰点 $(x_3, y_3) / (x_4, y_4)$ 、左/右下颌角点 $(x_5, y_5) / (x_6, y_6)$ 、左/右眼外角点(外眦点) $(x_7, y_7) / (x_8, y_8)$ 、左/右眼内角点(内眦点) $(x_9, y_9) / (x_{10}, y_{10})$ 、左/右鼻翼点 $(x_{11}, y_{11}) / (x_{12}, y_{12})$ 、上/下唇中点 $(x_{13}, y_{13}) / (x_{14}, y_{14})$ 、左/右口角点 $(x_{15}, y_{15}) / (x_{16}, y_{16})$ 等;

[0083] 人侧脸图像数据关键点位置包含:发缘点 (x_{20}, y_{20}) 、额下点 (x_{21}, y_{21}) 、鼻梁点 (x_{22}, y_{22}) 、口裂点 (x_{23}, y_{23}) 、鼻尖点 (x_{24}, y_{24}) 、鼻下点 (x_{25}, y_{25}) 、耳上/下附着点 $(x_{26}, y_{26}) / (x_{27}, y_{27})$ 、耳上/下点 $(x_{28}, y_{28}) / (x_{29}, y_{29})$ 、耳前/后点 $(x_{30}, y_{30}) / (x_{31}, y_{31})$ 等。

[0084] (x_k, y_k) ($k=1, 2, \dots, 16, 20, 21, \dots, 31$) 为各点于图像中的坐标位置。

[0085] 所述参数训练模块B通过已标定人正脸图像数据和人侧脸图像数据,根据神经网络模型,基于最小损失准则,采用改进的梯度下降法,对该模块中神经网络模型待定参数进行训练,神经网络模型包含输入层、神经元层、采样层、输出层,神经元层中神经元层数应不小于3层,每层神经元应包含不少于10个神经元矩阵。参数训练模块B的神经元的输出为矩

阵形式,为使最终输出为坐标形式,在参数训练模块B的输出处连接全连接层。

[0086] 参数训练模块B的输入为统一大小且已进行增强处理归一化的人脸图像,输入若为人正脸,则有效输出为 (x_k, y_k) ($k=1, 2, \dots, 16$),共16个人脸关键点位置坐标,人侧脸为无效输出;输入若为人侧脸,则有效输出为 (x_k, y_k) ($k=20, 21, \dots, 31$),共12个人脸关键点位置坐标,人正脸为无效输出;无效输出进行标零操作。

[0087] 其中神经网络中的神经元层中神经元输入输出关系为

$$[0088] \quad N_{p+1} = \text{CONV-STRIDE}(N_p, W_p) + b_p$$

[0089] 其中 N_p 为第 p 层神经元的输入矩阵, N_{p+1} 为第 $p+1$ 层神经元的输出矩阵,每个神经元层的 W_p 为神经元矩阵, b_p 为偏移量。

[0090] CONV-STRIDE为二目运算符,输入分别为输入矩阵与神经元矩阵,输出为与输入矩阵等大小矩阵,其中运算定义为:

[0091] 若 $A3 = \text{CONV-STRIDE}(A1, A2)$,其中 $A1$ 为输入矩阵,为 $m_1 \times n_1$ 大小矩阵; $A2$ 为神经元矩阵,为 $m_2 \times n_2$ 大小矩阵,则:

$$[0092] \quad A3_{m,n} = \sum_i \sum_k A1_{m-e_{i,k}*i, n-e_{i,k}*k} \times A2_{i,k}$$

[0093] 公式中 $e_{i,k}$ 为 $m_2 \times n_2$ 大小矩阵 E 中元素, E 中所有元素为随机正整数,满足 $1 \leq e_{i,k} \leq 4$,且 E 中所有元素取值满足均匀分布。不同神经元层中矩阵 E 不同。

[0094] 若 $A1_{m-e_{i,k}*i, n-e_{i,k}*k}$ 中 $m-e_{i,k}*i, n-e_{i,k}*k$ 超出 $m_1 \times n_1$ 大小,则对 $A1$ 矩阵进行补零操作。

[0095] 若 $A1$ 与 $A2$ 矩阵为多维矩阵(维数 ≥ 3),则输出矩阵 $A3$ 为 $A1$ 与 $A2$ 矩阵在矩阵大于等于第3维的每一维度分别进行CONV-STRIDE运算后的多维矩阵。

[0096] 例如, $A1$ 为三维矩阵,其第三维存在2层二维矩阵,分别为 $A11$ 、 $A12$; $A2$ 为三维矩阵,其第三维存在2层二维矩阵,分别为 $A21$ 、 $A22$,每层二维矩阵存在2个通道(通道数与 $A1$ 第三维层数相同),即 $A21$ 存在 $A211$ 、 $A212$ 两个通道, $A22$ 存在 $A221$ 、 $A222$ 两个通道;则 $A3$ 为三维矩阵,其第三维存在2层,运算方式为:

$$[0097] \quad A31_{m,n} = \sum_i \sum_k A11_{m-e_{i,k}*i, n-e_{i,k}*k} \times A211_{i,k} + \sum_i \sum_k A12_{m-e_{i,k}*i, n-e_{i,k}*k} \times A212_{i,k}$$

$$[0098] \quad A32_{m,n} = \sum_i \sum_k A11_{m-e_{i,k}*i, n-e_{i,k}*k} \times A221_{i,k} + \sum_i \sum_k A12_{m-e_{i,k}*i, n-e_{i,k}*k} \times A222_{i,k}$$

[0099] 神经网络中的采样层对神经元层的输出矩阵进行无间隔 $[q, q]$ 单元的采样操作, q 为采样矩阵的阶数;将 $[q, q]$ 单元作为一个矩阵的元素,则采样后的输出矩阵大小为 $m_3 \times n_3$,选取采样公式为:

$$[0100] \quad \text{Matrix-pooling}_{m_3, n_3} = \frac{\| \text{Matrix}_{m_3, n_3} \|_{\infty}}{q}$$

[0101] 其中 $\text{Matrix-pooling}_{m_3, n_3}$ 为采样输出矩阵, Matrix_{m_3, n_3} 为神经元层的输出矩阵的第 m_3 行第 n_3 列的采样矩阵。

[0102] 采用激活函数对神经网络进行激活,所使用的激活函数为:

[0103] $ACTIVATION = RELU(x) \times \tanh(x) \times \frac{1}{1 + e^{-x}}$

[0104] x 表示激活函数的输入变量,并定义如下的损失Loss,使预测的人脸关键点位置接近实际对应人脸关键点位置,避免出现单一的预测位置过远,或者模型过于复杂产生的过拟合问题;

[0105] $Loss = \sum_i \sum_k \sqrt[3]{(|Xp_{ik} - Xg_{ik}|)^3 + (|Yp_{ik} - Yg_{ik}|)^3} + \lambda \sum_f \sum_p \|W_{fp}\|_F$

[0106] 其中 Xp_{ik} 、 Yp_{ik} 为给定的第 i 张图像第 k 个点预测的人脸关键点位置, Xg_{ik} 、 Yg_{ik} 为第 i 张图像第 k 个点给定的人脸关键点位置。 W_{fp} 为第 p 层神经元层中第 f 个神经元矩阵, F 表示 F 范数, λ 为正则化参数,取值为 $0 < \lambda \leq 0.01$ 。按公式求和,即得到损失Loss。

[0107] 基于损失Loss最小化原则,采用改进的梯度下降法,通过对Loss求梯度确定每层神经元矩阵 W_p 与 b_p 值,得到训练好的神经网络;

[0108] 所述参数训练模块B改进的梯度下降法为:

[0109] $\overrightarrow{D_k} = speed \times (\alpha \overrightarrow{DC_k} + \beta \overrightarrow{D_{k-1}} + \gamma \overrightarrow{D_{k-2}})$

[0110] 其中, $\overrightarrow{D_k}$ 为第 k 次的实际梯度下降方向, $\overrightarrow{DC_k}$ 为第 k 次根据Loss计算出的梯度下降方向,通过引入前2次的实际梯度下降方向,实现对梯度下降法的改进,能有效提高训练速度,降低过拟合产生。 α 、 β 、 γ 为自定义参数,均为非负数,满足 $\alpha + \beta + \gamma = 1$,可根据训练数据的不同而调整。经过对不同参数组合的测试,发现 α 应取值大于0.5, β 值应大于 γ 值。Speed为学习速率,可进行自定义,设定较高值会使学习进程较快,较低值会使学习精度较高,选取为 $0.1 \leq speed \leq 3$ 。

[0111] 将数据集分为训练集和测试集,通过上述方法训练神经网络,即可得到神经网络所有待定参数;通过将神经网络应用到测试集数据,即可有效测试神经网络性能。通过遍历自定义参数,选择标定测试集人脸关键点最准确的自定义参数集合,即可训练出高效识别人脸关键点的神经网络。

[0112] 将未标注的人脸图像输入到参数训练模块B中,输出为人脸图像的关键点坐标,将该关键点坐标输入到特征提取模块C。

[0113] 所述特征提取模块C对人脸图像的关键点之间的距离进行计算;

[0114] 其中人脸面部特征值,包括:

[0115] C.1. 面宽,即左、右颧点间的直线距离;

[0116] C.2. 额最小宽,即左、右颞峰点间的直线距离;

[0117] C.3. 两下颌角间宽,即左、右下颌角点间的直线距离;

[0118] C.4. 两眼外宽,即左、右眼外角点(外眦点)间的直线距离;

[0119] C.5. 两眼内宽,即左、右眼内角点(内眦点)间的直线距离;

[0120] C.6. 眼裂宽,即单眼的眼内角点(内眦点)至眼外角点(外眦点)的直线距离;

[0121] C.7. 鼻宽,即左、右鼻翼点间的直线距离;

[0122] C.8. 唇全高,即上、下唇中点间的直线距离;

[0123] C.9. 口宽,即左、右口角点间的直线距离;

[0124] C.10. 容貌面长,即发缘点至颏下点的直线距离;

[0125] C.11. 形态面长,即鼻梁点至颏下点的直线距离;

[0126] C.12.容貌上面长,即鼻梁点至口裂点的直线距离;

[0127] C.13.鼻长,即从鼻梁点至鼻尖点的直线距离;

[0128] C.14.鼻高,即鼻梁点至鼻下点的直线距离;

[0129] C.15.鼻深,即鼻下点至鼻尖点的直线距离;

[0130] C.16.耳基部长,即耳上、下附着点间的直线距离;

[0131] C.17.容貌耳长,即耳上、下点间的直线距离;

[0132] C.18.容貌耳宽,即耳前、后点间的直线距离;

[0133] 关键点之间的距离的测量使用两点间距离公式,即:

[0134]
$$Length = \sqrt{(a_1 - a_2)^2 + (b_1 - b_2)^2}$$

[0135] 其中,Length即为 (a_1, b_1) , (a_2, b_2) 两点间的距离, (a_1, b_1) , (a_2, b_2) 为人脸图像的任意两个关键点坐标;

[0136] 将提取的人脸面部特征值输出至分析判断模块D。

[0137] 所述分析判断模块D对人脸面部特征值进行综合分析和判断,人脸面部特征值与人种、民族、性别、年龄以及居住地区等因素密切相关,最终由分析判断模块D输出分析结果,得到某人所属的人种、民族、性别、年龄以及居住地区。最终结果可以供专业人士或其它系统作为辅助筛查所用,或可用于其它基于大数据的模型中,对数据进行预处理。

[0138] 本发明所述的一种人脸特征参数提取系统可用于辅助区分或判定人种。生物学家基于人种的自然体质特征,经常将全球现代人类划分为四大人种,包括高加索人种、蒙古人种、尼格罗人种和澳大利亚人种。国内外研究报告表明,各现代人种之间上面部指标差异性较为明显,包括面宽、鼻宽等。

[0139] 本发明所述的一种人脸特征参数提取系统可用于辅助筛查同一民族、不同居住地区的族群。研究报告显示,在我国南方汉族群体中,西南汉族的鼻高、鼻长统计意义上明显高于华东、华南、华中汉族,不过鼻宽却明显低于后者,因此相对而言,西南汉族可认为以狭鼻型率最高,而华东、华南、华中汉族以中鼻型率最高。

[0140] 本发明所述的一种人脸特征参数提取系统可用于辅助筛查同一居住地区、不同民族的族群。研究报告表明,在我国四川、云南等省多个特殊旁系男性族群中,两眼内宽指标临高人最大,八甲人最小;鼻宽指标临高人最大,八甲人最小;鼻高指标克木人最大,八甲人最小;面宽指标布里亚特人最大,莽人最小;容貌耳长指标布里亚特人最大,莽人最小;唇全高临高人最大,空格人最小。对应的女性族群中,两眼内宽指标临高人最大,八甲人最小;鼻宽指标临高人最大,空格人最小;鼻高指标克木人最大,八甲人最小;面宽指标白马人最大,僮人最小;容貌耳长指标布里亚特人最大,夏尔巴人最小;唇全高临高人最大,空格人最小。

[0141] 在建立需使用大数据的模型中,例如深度学习过程中,需要对数据进行预处理,以使训练出的神经网络模型具有较高的精度与准确度。数据预处理的要求之一即为使同一类别图像拥有尽可能多的相似特征,对于人脸图像,即将其按照一定标准进行归类。使用此系统将人脸图像按照一定要求,如人种、民族、性别、年龄、居住地区对图像进行分类,对后续神经网络模型的训练与使用具有重大意义。

[0142] 上述实施例用来解释说明本发明,而不是对本发明进行限制,在本发明的精神和权利要求的保护范围内,对本发明作出的任何修改和改变,都落入本发明的保护范围。

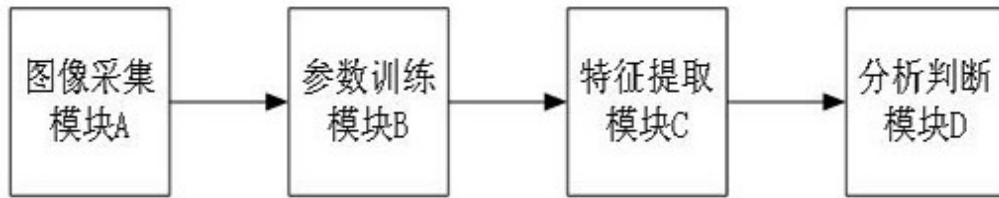


图1

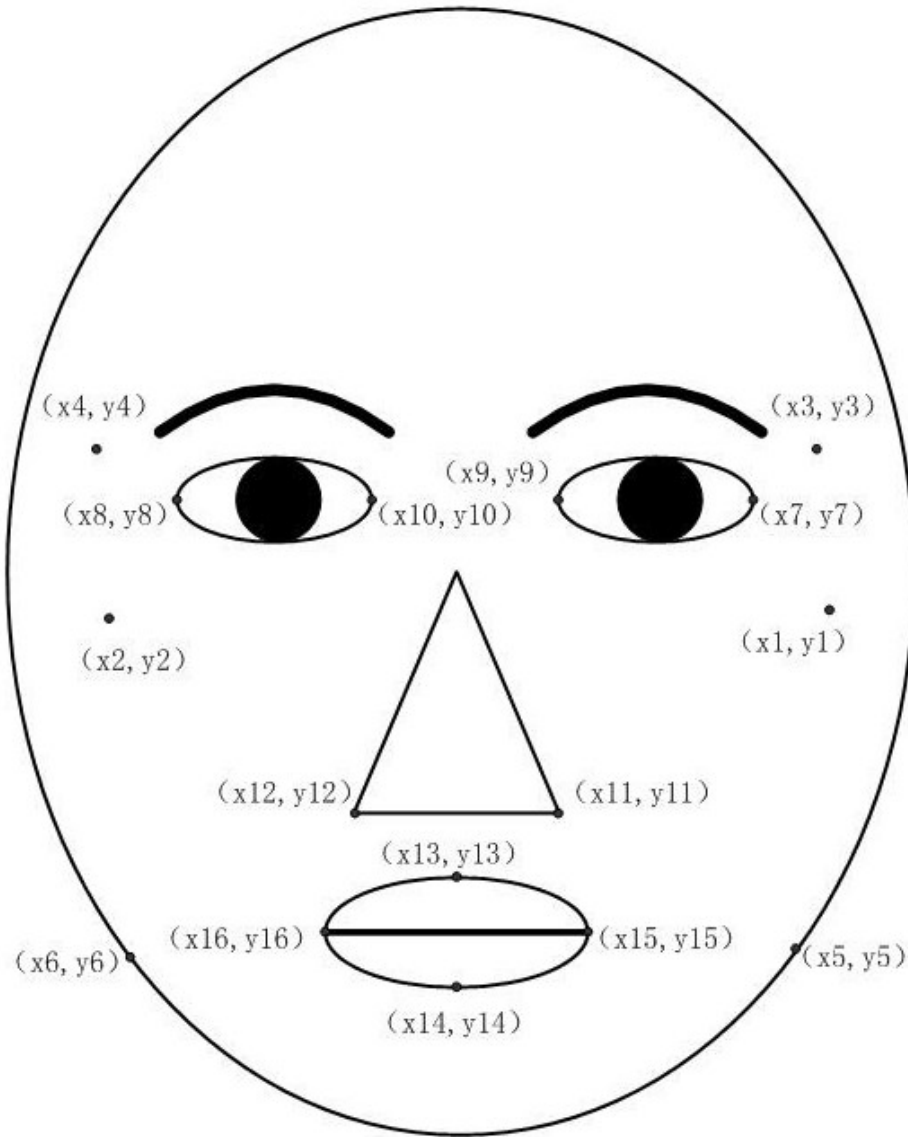


图2

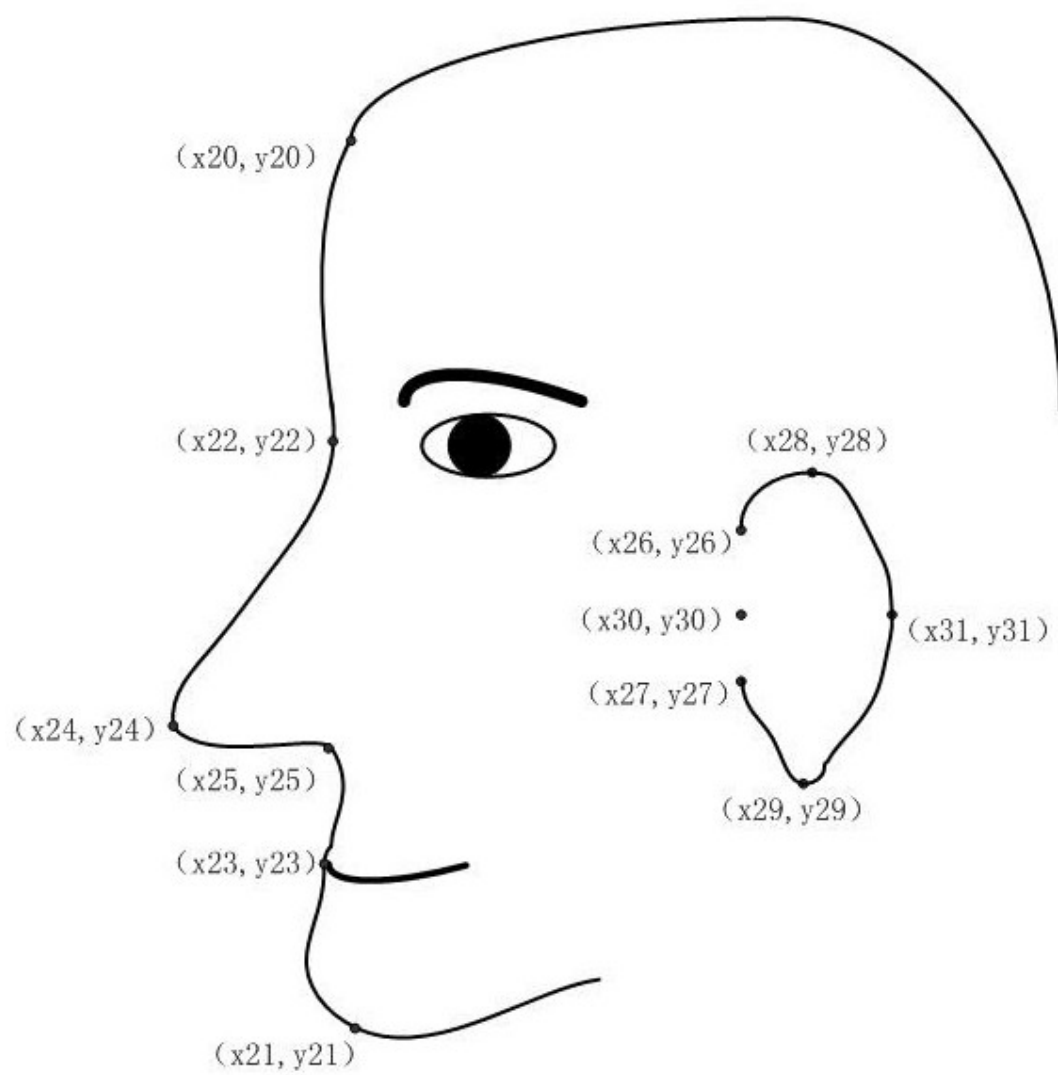


图3