

分类号	<u>TP311.5</u>	密级	<u>公开</u>
UDC	<u>004.62</u>	学位论文编号	<u>D-10617-30852-(2019)-12015</u>

重庆邮电大学硕士学位论文

中文题目	人脸图像的皱纹检测与定量 评价研究
英文题目	Research on Wrinkle Detection and Quantitative Evaluation of Face Image
学 号	S161231015
姓 名	周蝶
学位类别	工程硕士
学科专业	软件工程
指导教师	钱鹰 教授
完成日期	2019 年 3 月 23 日

独 创 性 声 明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得 重庆邮电大学 或其他单位的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的人员对本文研究做出的贡献均已在论文中作了明确的说明并致以谢意。

作者签名：周 蝶

日期：2019 年 5 月 23 日

学位论文版权使用授权书

本人完全了解 重庆邮电大学 有权保留、使用学位论文纸质版和电子版的规定，即学校有权向国家有关部门或机构送交论文，允许论文被查阅和借阅等。本人授权 重庆邮电大学 可以公布本学位论文的全部或部分内容，可编入有关数据库或信息系统进行检索、分析或评价，可以采用影印、缩印、扫描或拷贝等复制手段保存、汇编本学位论文。

（注：保密的学位论文在解密后适用本授权书。）

作者签名：周 蝶

日期：2019 年 5 月 23 日

导师签名：张 鹏

日期： 年 月 日

摘要

皱纹是衰老的重要标志，也是抗衰老的关注重点，其检测及定量评价有极大的研究意义。然而人脸皮肤粗糙导致其成像噪声较多以及细小皱纹与皮肤背景强度差值过小，导致皱纹的检测率较低。此外，皱纹的定量评价方法中也存在着评价指标过少，缺少对于人脸整体皱纹的定量评价方法等问题。

针对上述问题，本文对人脸图像的皱纹检测及定量评价方法进行了研究。根据皱纹曲线对象的几何约束及强度约束，改进了最大曲率方法用于皱纹检测。结合现有皱纹评价方法提出了对人脸整体皱纹进行定量评价的方法。本文的主要工作可以总结为以下三个方面：

1. 图像特征提取。本文结合 Gabor 滤波器组和 Frangi 滤波器的滤波结果作为图像特征。实验表明，结合 Gabor 滤波器组和 Frangi 滤波器，能够对不同粗细程度的皱纹进行较好的特征提取。

2. 皱纹检测。本文提出一种改进的最大曲率方法用于皱纹检测。研究现有皱纹检测方法对皱纹的定义，确定皱纹作为曲线对象的几何约束以及图像强度约束。二值化特征图像，根据二值图像连通分量偏心率大于 0.98 的数量占比，判断皱纹特征提取效果。最后根据皱纹特征提取效果选择特征图像或原灰度图像，计算其轮廓最大曲率点进行皱纹检测，并在其连接步骤中考虑了四个方向，提出各皱纹区域图像连接方向的选择方案，以适用不同走向皱纹的检测。经实验验证，本文方法与现有皱纹检测方法相比，较大地提高了皱纹检测率，尤其是粗糙皮肤图像中的皱纹检测。

3. 皱纹定量评价。本文提出了一种皱纹定量评价模型。针对目前皱纹定量评价指标较少的问题，查阅目前医学上皱纹评级标准等文献，并结合基于图像的皱纹定量评价模型指标，确定皱纹定量评价指标：长度、深度、宽度和数量。根据上述确定的皱纹指标，提出了人脸整体皱纹的定量评价模型。将本文定量评价结果与临床评分对比，两者存在较大的正向相关性。

关键词：皱纹检测，定量评价，最大曲率，图像特征

Abstract

Wrinkle is an important sign of aging and a focus of anti-aging, so the detection and quantitative evaluation of wrinkles is of great significance in research. However, rough skin result in more noises, and the intensity difference between the fine wrinkles and the skin background is too small, resulting in a low detection rate of wrinkles. In addition, there are problems in current quantitative evaluation methods of wrinkles, including too few evaluation indicators, lack of quantitative evaluation methods for the overall wrinkles of the face.

In order to solve the above problems, wrinkle detection and quantitative evaluation methods of face images are studied in this thesis. According to the geometric constraints and intensity constraints on wrinkle curve object, the maximum curvature method is improved for wrinkle detection. Combining with the existing wrinkle evaluation methods, a quantitative evaluation method for the overall wrinkles of face is proposed. The main work of this thesis can be summarized as follows:

1. Image feature extraction. In this thesis, the filtering results of Gabor filter bank and Frangi filter are combined as image features. Experiments show that the combined Gabor filter bank and Frangi filter can extract more features for wrinkles of different thicknesses.

2. Wrinkle detection. An improved maximum curvature method is proposed for wrinkle detection in this thesis. The definition of wrinkles in existing wrinkle detection methods is studied, and the geometric constraints and image intensity constraints of wrinkles as curve objects are determined. After binary feature image, the effect of wrinkle feature extraction is judged according to the proportion of the eccentricity of the binary image connected component greater than 0.98. The feature image or the grayscale image is selected according to the wrinkle feature extraction effect, and the wrinkle is detected by the maximum curvature points of the image profile. Four directions are taken into account in the connection step, and a selection scheme of the connection direction of the wrinkle image is proposed to apply to the detection of wrinkles in different directions. Compared with the existing wrinkle detection methods, the proposed method greatly improves the detection rate of wrinkles, especially in rough skin images.

3. Quantitative evaluation of wrinkles. In this thesis, a quantitative evaluation model of wrinkles is proposed. In view of the problem of less quantitative evaluation index of wrinkles, the medical wrinkle rating standard and the image based quantitative evaluation

model of wrinkles were used to determine the quantitative evaluation indexes of wrinkles: length, depth, width and amount. According to the above-mentioned wrinkle indexes, a quantitative evaluation model of the overall wrinkle of human face is proposed. Comparing with the quantitative evaluation results with clinical scores, there is a significant positive correlation between them.

Keywords: wrinkle detection, quantitative evaluation, maximum curvature, image featur

目录

图录 VII

表录 IX

注释表 XI

第 1 章 引言 1

 1.1 研究背景及意义 1

 1.2 研究现状 2

 1.3 本文主要研究内容 4

 1.4 论文组织结构 5

第 2 章 皮肤皱纹的形成原理及检测评价方法 7

 2.1 皮肤皱纹形成的生理原理 7

 2.2 人脸皱纹检测方法 8

 2.2.1 人脸皱纹的间接检测方法 8

 2.2.2 人脸皱纹的直接检测方法 8

 2.3 图像检测人脸皱纹的基本技术 9

 2.3.1 用于皱纹检测的特征提取方法 9

 2.3.2 用于皱纹检测的曲线对象检测方法 11

 2.4 人脸皱纹的评价方法 17

 2.5 本章小结 18

第 3 章 人脸皱纹的定位与特征提取 19

 3.1 人脸皱纹区域的定位及切分 19

 3.2 人脸皱纹图像特征提取 20

 3.3 图像特征提取实验对比 22

 3.4 本章小结 24

第 4 章 人脸皱纹的检测 25

 4.1 人脸皱纹的检测存在的问题 25

 4.2 人脸皱纹的检测方法 25

4.3 基于图像轮廓最大曲率的皱纹检测方法	27
4.3.1 皱纹特征提取效果判定	28
4.3.2 最大曲率方法中连接方式的改进	30
4.4 实验设计及结果	35
4.4.1 实验数据与设计	35
4.4.2 实验结果与分析	37
4.5 本章小结	41
第 5 章 人脸皱纹定量评价模型	43
5.1 皱纹评价的方法及其存在的问题	43
5.2 基于图像的皱纹定量评价	43
5.2.1 评价指标	43
5.2.2 定量评价模型	45
5.3 实验设计及结果	46
5.3.1 实验数据与设计	46
5.3.2 实验结果与分析	47
5.4 本章小结	49
第 6 章 总结与展望	51
6.1 本文工作总结	51
6.2 后续研究工作	51
参考文献	53
致谢	57
攻读硕士学位期间从事的科研工作及取得的成果	59

图录

图 3.1 人脸特征点检测结果 20

图 3.2 皱纹区域定位 20

图 3.3 皱纹区域图像切分结果 20

图 3.4 不同粗细程度皱纹原图 21

图 3.5 Gabor 滤波器组滤波结果二值图像 21

图 3.6 Frangi 滤波器滤波结果二值图像 21

图 3.7 高斯拉普拉斯滤波结果二值图像 21

图 3.8 可控滤波器组滤波结果二值图像 21

图 3.9 额头皱纹区域原图 23

图 3.10 Gabor 滤波器组滤波结果二值图像 23

图 3.11 Frangi 滤波器滤波结果二值图像 23

图 3.12 Gabor 结合 Frangi 滤波结果二值图像 23

图 3.13 皱纹与非皱纹区域比值图 24

图 4.1 粗糙皮肤皱纹及细小皱纹图像 25

图 4.2 皱纹检测流程图 26

图 4.3 眼周皱纹原 28

图 4.4 特征图像的二值图像 29

图 4.5 阈值选择实验结果 29

图 4.6 使用原图灰度图像进行皱纹检测 30

图 4.7 使用特征图像进行皱纹检测 30

图 4.8 手指静脉图像示例 31

图 4.9 眉间皱纹使用不同连接方式的皱纹检测结果 33

图 4.10 眼周皱纹使用不同连接方式的皱纹检测结果 34

图 4.11 嘴周皱纹使用不同连接方式的皱纹检测结果 34

图 4.12 额头皱纹使用不同连接方式的皱纹检测结果 34

图 4.13 皱纹检测过程结果图 35

图 4.14 人工主观标记的皱纹图像 36

图 4.15 眉间皱纹检测结果对比 37

图 4.16 眼周皱纹检测结果对比 38

图 4.17 嘴周皱纹检测结果对比 38

图 4.18 额头皱纹检测结果对比 38

图 4.19 各皱纹区域检测结果图 40

图 5.1 各皱纹等级皱纹示例图 47

图 5.2 眉间皱纹原图及其检测结果 47

图 5.3 皱纹定量评价结果 48

表录

表 4.1 各皱纹区域图像数量 36

表 4.2 算法检测率对比结果 41

表 4.3 算法误检率对比结果 41

表 5.1 眉间区域皱纹参数测量结果 48

注释表

MPP	Markov Point Process, 马尔科夫点过程
HLT	Hessian Line Tracking, 海森线跟踪
LBP	Local Binary Pattern, 局部二进制模式
HHF	Hybrid Hessian Filter, 混合海森滤波器
AAM	Active Appearance Model, 主动外观模型
CCD	Charge Coupled Device, 电荷耦合器件

第1章 引言

1.1 研究背景及意义

随着人类社会老龄化情况逐步加剧,衰老和抗衰老成为当今世界研究的热点^[1]。皮肤作为人体的重要器官之一,皮肤尤其是人脸皮肤的衰老和抗衰老研究也越来越多。皮肤老化的表现多种多样,其中皱纹是极具代表性的皮肤老化特征之一。人脸皮肤皱纹是老化方面的重要特征,也是一个与生理年龄相关的重要特征。近年来,皱纹检测在年龄估计、年龄模拟和老龄化识别等方面都有一定的应用研究^[2-6]。

皱纹是人脸极具标志性的特征。皱纹可分为体位性皱纹、动力性皱纹和重力性皱纹^[7]。体位性皱纹一般产生于颈部,早期的体位性皱纹并不表示老化,只有随着年龄增长逐渐加深加重的皱纹才是皮肤老化的象征。动力性皱纹是表情肌长期收缩的结果,例如眉间纹、鱼尾纹和抬头纹等。重力性皱纹主要是由于皮下组织脂肪和肌肉萎缩,皮肤老化并加上地球引力即重力的长期作用而产生的。皱纹可能在人脸大部分区域产生,是人脸的重要特征,在相关的人脸识别、表情识别及分析^[8-11]以及表情合成^[12]等方面也有相关的应用。皱纹检测还应用于面部修饰,面部修饰广泛应用于媒体和娱乐行业,用以消除面部皱纹和瑕疵,使皮肤看起来美观平滑。目前,已有相当多的软件应用产生,例如 Adobe Photoshop 提供了几种交互友好的智能手机应用程序,包括 Visage Lab、Beautify 及 Perfect365 等。

人脸皮肤皱纹不仅是人脸老化的重要特征,而且可以为人们的生活方式提供线索。例如,人脸皱纹可以反映一个人的表情(微笑,皱眉等)^[13],也可以反映一个人是否吸烟^[14]和是否长期太阳暴晒^[15]。人脸皱纹的形成与人的生活方式、健康状况、皮肤护理程序、遗传基因以及种族性别等都有关系。人脸皱纹检测可以为上述相关应用研究提供部分基础信息。皱纹检测的应用范围广泛,因此,皱纹检测有极大的研究意义。

随着生活水平的提高,人们对于美的追求也越来越高,皮肤的美容护理也成为人们的关注重点。并且对皱纹发生的相关机制研究与治疗疗效的评估需求都需要评价标准的使用。目前,对于皱纹的评价方法可分为直接评价和间接评价,也可分为非临床评价与临床评价。临床评价是操作最方便、成本最低的评价方式,目前应用

最为广泛。临床评价分级方法可分为：描述性分级方法、照片分级方法及视觉模拟方法^[16]。而临床评价需要医师具有较高的专业知识以及丰富的诊断经验。所以，最终给出的定性结论可能会因人而异，准确率和客观性都存在疑问。非临床评价主要是指根据皱纹的形态特征，使用检测仪器，对皱纹进行客观的测量。皱纹检测仪器因其能够提供相对准确、客观的数据，对皱纹的评估疗效等都具有重要作用。目前常用的皱纹测量仪器有超声诊断仪、激光表面光度仪等。同时，在皮肤美容上也有相当多的皮肤检测设备应运而生，该类设备不仅仅针对皱纹，还会对色斑、毛孔和油脂等多个皮肤指标进行数值化且客观的测量。此类设备对于皱纹治疗效果、指导美容产品的选择及功效对比等都有重要用途。

位于人脸皮肤表面的色斑、毛孔以及皮肤纹理等噪声给皱纹的检测研究带来了一定的困难。绝大多数检测方法能够识别出大部分的皱纹并定位到皱纹的中心线，但大都缺乏评价皱纹的客观指标，例如长度和深度。仅有极少数文献对皱纹的某些指标进行了量化，并以此对皱纹进行评价。并且仍然有少部分的皱纹特别是细小的皱纹没有检测到，同时会有部分错误检测，混淆了皮肤纹理与皮肤皱纹。因此，提高皱纹检测的准确率，并且确定评价皱纹的指标，即长度、深度和数量等，对皱纹进行定量评价具有重要意义。

1.2 研究现状

皱纹是衡量皮肤状况的重要依据之一，是生理年龄的重要体现，也是最受美容界和医学界关注的研究课题^[17]。目前，国内外的专家们已提出了多种定量分析皮肤皱纹的方法，可分为间接测量法和直接测量法。间接测量法主要是对皮肤的硅胶复膜样品进行诸如光学测量法、机械测量法、激光测量法和透射测量法的测量^[18]。该方法并不直接摄取皮肤的表面图像，而是首先制备皮肤的硅胶复膜样品，然后对该复制品进行测量。直接测量包括光栅投影法、共焦显微法以及对人脸皮肤图像使用数字图像处理技术检测皱纹的方法。光栅投影法，即用结构光（光栅）投影到物体表面，根据结构光在不平表面的变形，恢复其三维结构^[19]。但该方法对于结构光投影设备要求较高，价格昂贵。共焦显微法，即激光聚焦成线度接近单个分子的极小斑点，照射样品，使之产生荧光。但只有焦点处的荧光可以被探测到，离开焦点的荧光将受到紧靠探测器的空间滤波器的阻碍，不会进入探测器，被探测到的交点构

成样品细胞一个层面的图像。连续改变激光的焦点，可在一系列层面上进行扫描，得到整个样品细胞的三维结构图^[20]。上述方法都能在一定的条件下有效地检测皮肤皱纹，但操作较为麻烦，在经济和时间方面的代价也较高，因此并没有被广泛的推广应用。而使用数字图像处理技术对人脸皮肤图像中的皱纹进行检测的方法，限制条件相对宽松，成本较低，目前已有了一定的相关研究及应用。该类方法根据对皱纹的定义不同可具体分为两种方法。在第一种应用相对比较广泛的方法中，皱纹被认为是“老化皮肤纹理”，在第二种方法中，皱纹被确定为曲线对象，可被检测定位^[21]。两种方法首先都会对输入图像进行特征提取，可以是简单的图像灰度化或经过某种滤波后获得的滤波结果。然后，在将皱纹视为老化皮肤纹理的方法中分析图像的纹理特征，其中就包含了皱纹信息。在将皱纹作为曲线对象分析的方法中，则需要提取曲线对象以检测皱纹，再对提取到的曲线对象即皱纹进行进一步的分析。

在皱纹检测中，使用较多的图像特征提取方法包括高斯拉普拉斯(Laplacian of Gaussian)、Hessian 滤波器(Hessian Filter)、可控滤波器组(Steerable Filter Bank)、Gabor 滤波器组(Gabor Filter Bank)、局部二进制模式(Local Binary Pattern, LBP)以及主动外观模型(Active Appearance Model, AAM)^[22]。N. Batool 等人^[23]提出了一种基于 Gabor 滤波器和图像形态学的皱纹检测算法，该算法首要操作即对输入图像使用 Gabor 滤波器提取图像特征以突出皱纹。CC. Ng 等人^[24]提出了一种使用混合式的 Hessian 滤波器以提取皱纹信息的算法。Chen Cuixian 等人^[25]利用 Gabor 滤波器、AAM 和 LBP 提取三种特征，并将上述三种方法提取的特征进行两两融合，比较其融合效果。

大多数涉及面部老化的计算机视觉应用都将皱纹作为老化纹理，这种老化纹理具体表现即为图像纹理特征。在进行基本的特征提取后，将皱纹作为纹理分析的方法将对所提取的图像特征进行详细分析。例如纹理方向场、方向梯度等。N. Batool 等人^[26]提出一种基于纹理方向场和 Gabor 特征融合的算法。CL. Chin 等人^[27]提出一种利用 LawsMask 滤波器和 Gabor 小波变换检测人脸皱纹的方法。

将皱纹作为曲线对象进行分析研究，大多是对皱纹位置进行定位。主要包括两类方法：随机和确定性建模技术。其中马尔科夫点过程(Markov Point Process, MPP)一直是主要的随机选择模型。N. Batool 等人^[28,29]首次提出了使用马尔科夫点过程模型进行皱纹曲线对象的检测。在他们提出的模型中，皱纹被认为是空间中线段序列的随机排列，在图像中可以通过适当放置初始线段以检测皱纹。N. Batool 等人使用

的高斯拉普拉斯滤波器不能测量方向信息，算法需要依赖于初始条件，即放置的初始几条线段的位置。为了解决上述问题，SG. Jeong 等人^[30]提出了一种在 N. Batool 等人方法上改进的 MPP 模型。为了结合方向信息，他们在几个方向上使用可控滤波器，并使用高斯函数的二阶导数作为基础滤波器来提取由人脸皱纹引起的线性结构，但其用于实验的图像数量远少于文献[23]。MPP 模型需要几个参数来解释曲线对象的空间分布。SG. Jeong 等人^[31]提出了一个通用的 MPP 框架来定位曲线对象，包括人脸图像中的皱纹，从而避免了大量参数的计算。但皱纹与其他曲线对象并不完全相同，因而该方法对皱纹的检测效果并不确定。尽管 MPP 模型具有良好的定位结果，但需要在可逆跳转蒙特卡罗采样算法中进行大量迭代才能达到全局最小值，这导致了相当高的时间复杂度。为降低时间复杂度，N. Batool 等人^[23]提出了一种确定性的基于图像形态学的快速定位人脸皱纹方法。该方法在检测准确率、误检率以及时间复杂度上都较上述 MPP 方法有了较大改善。CC. Ng 等人^[32]在其原有的混合 Hessian 滤波器检测皱纹的基础上，提出了线追踪的方法进行皱纹检测。检测率较原有算法有了较大提升，但该方法仅适用于额头区域即水平走向的皱纹的检测，有较大的局限性。

目前，大部分对于人脸图像的皱纹研究都是皱纹的检测或定位。而在检测皱纹时又仅有极少数文献会测量皱纹的客观指标，例如皱纹长度、宽度等。GO. Cula 等人^[33]提出了对人脸皱纹的检测及定量评价方法。他们使用特定频率下的 Gabor 滤波器提取特征，并对提取的特征结果使用自适应阈值对额头区域的皱纹进行定位。他们使用皱纹指数来评估皱纹的严重程度，其中皱纹指数为皱纹深度和皱纹长度的乘积。但该计算方法并不完全准确，因为不同的图像分辨率以及人脸尺寸会导致皱纹指数变化较大。文献[34]和文献[35]提出皱纹密度对皱纹严重程度进行衡量，然后根据皱纹密度进行年龄分类或探究吸烟与皱纹密度的关系。其皱纹密度是由检测到的皱纹的面积比上图像整体面积。皱纹密度的计算方式充分考虑了皱纹指数没有考虑到的问题，但是忽略了皱纹深度，而深度是衡量皱纹的一个重要指标。

1.3 本文主要研究内容

本文的主要研究目标是检测人脸图像中的皱纹，并对皱纹进行定量评价。在获取的正面人脸图像中，定位并切分出皱纹高发区域图像。首先提取图像特征，然后

准确检测并定位出其中的曲线对象即皱纹。测量所检测皱纹的长度、宽度、深度以及数量。最终，根据上述测量的指标对皱纹进行定量评价。

本文的研究工作分为以下三个部分：

1. 图像特征提取。研究用于皱纹检测或类似曲线对象的图像特征提取方法，以突出强调皱纹特征。而现有应用较为广泛的特征提取方法包括 Gabor 滤波器组、可控滤波器组和 Hessian 滤波器等方法。经过实验对比，结合 Gabor 滤波器组以及基于 Hessian 矩阵的 Frangi 滤波器提取皱纹图像特征。

2. 人脸皱纹检测。研究图像中曲线对象检测技术，其中包括眼球血管、手指静脉以及道路等曲线对象的检测技术。确定皱纹作为曲线对象的几何约束以及图像强度约束，并根据其约束改进图像轮廓最大曲率方法进行皱纹检测。首先根据皱纹自身具体特点，对工作 1 中的皱纹特征提取效果进行判定，从而确定使用特征图像或是原灰度图像来计算其横截面轮廓局部最大曲率进行皱纹检测，然后改进最大曲率方法中的连接方式以适用于皱纹的几何特征，最终有效提高皱纹检测率。

3. 皱纹定量评价。对现有皱纹评价方法进行了深入研究，包括单条皱纹以及人脸整体的皱纹评级方法。结合目前评价方法，以及医学上的相关评级标准，最终提出一种皱纹定量评价的数学模型。

1.4 论文组织结构

本文一共由六个章节组成，各个章节的主要内容安排如下：

第一章首先说明了人脸图像的皱纹检测与定量评价方法研究的选题背景、意义和国内外研究现状。介绍了目前皱纹检测与定量评价的研究现状，强调了皱纹定量评价的重要性。最后概述了本文的主要研究工作、组织与结构。

第二章阐述了皮肤皱纹形成的生理原理，以及目前医学美容上对于人脸皱纹的检测方法以及皱纹的评价方法。其中，重点介绍了用于检测人脸皱纹的数字图像处理技术。主要是 Gabor 滤波器组和 Frangi 滤波器的介绍，以及其中几种将皱纹作为曲线对象检测的方法介绍，包括本文最终使用的最大曲率方法的详细介绍。

第三章为人脸皱纹区域的定位及其图像特征提取。首先主要介绍人脸皱纹区域的定位及切分。然后对本文所使用的图像特征提取方法的介绍，即结合 Gabor 滤波器组及 Frangi 滤波器提取皱纹图像特征。

第四章为本文的人脸皱纹检测方法。首先介绍目前人脸皱纹检测存在的问题，并着重介绍本文提出的一种改进的最大曲率方法用于人脸皱纹检测，包括基本思想、方法步骤以及改进点，并进行了实验对比和结果分析。

第五章为人脸皱纹的定量评价方法。首先介绍了目前广泛使用的皱纹评价方法存在的问题，包括临床评价较强的主观性，以及当前定量评价模型的缺陷不足。介绍本文针对上述问题提出的一种全脸皱纹的定量评价模型，并与临床评价结果对比。

第六章主要内容为全文总结和未来工作展望，提出了后续的研究方向。

第2章 皮肤皱纹的形成原理及检测评价方法

2.1 皮肤皱纹形成的生理原理

皮肤皱纹形成的原因主要包括：皮肤老化、表情肌长期收缩以及部分位置因自由活动而皮肤较多。人脸皮肤皱纹主要是由皮肤老化和表情肌长期收缩造成的。皮肤老化及表情肌长期收缩导致皱纹产生的根本原因是真皮层中起支架作用各类纤维的改变以及减少，不足以支撑皮肤表皮。

人体皮肤可以分为表皮、真皮和皮下组织三部分，又将真皮和皮下组织称为结缔组织^[36]。健康的皮肤由上述三部分组成一个整体，使得皮肤坚韧柔软，维持着皮肤的弹性和张力。位于皮肤最上层的是表皮，由角化的复层扁平上皮构成。表皮的下方为真皮层，主要由网状纤维、胶原纤维、弹力纤维、基质以及细胞组成。真皮层中的胶原是皮肤的主要支架，对保持皮肤的弹性和光滑，防止皮肤老化有重要作用^[37]。而皮下组织又位于真皮下方，其中主要包括疏松结缔组织以及脂肪组织。其结缔组织纤维都是由真皮下部分延续而来，但比较疏松，并且充满脂肪细胞。

皮肤是人体的重要器官之一，同外界直接接触，具有保护、排泄、调节体温等作用^[36]。皮肤也随着年龄的增加而逐渐衰老，在其生理功能减退的同时，也使人的容貌发生了变化，其中就包括皱纹的产生。皮肤老化包括由于年龄增长的自然老化以及由于日照过多的光老化。

皮肤在自然老化过程中，由于皮肤角质层中自然润泽因子含量减少的原因，使得皮肤的水合能力下降，最终导致皮肤干燥含水量低。同时，弹性蛋白等的合成减少，并且弹力纤维的分解退化，导致真皮中弹力纤维和胶原纤维逐渐减少，最终导致皱纹的形成，该类皱纹大多较为细浅。而光老化则主要是日照时间过长，日光中的紫外线部分，尤其是紫外线具有较强的穿透力，能够对皮肤中的细胞及结缔组织等造成不良影响。在紫外线导致的慢性炎症介导下，出现异常无效的增生反应，表现为表皮增生、真皮内弹力纤维变性、黏蛋白沉积及胶原被破坏等。最终导致皱纹的形成，且多为粗而深的皱纹。人脸表情肌在长期收缩下，表情肌处的皮肤真皮层弹力纤维及蛋白纤维等减少和变性，也就导致了皱纹的产生。例如，眉间纹和鱼尾纹等。此时，再加上皮肤老化的原因，更为加剧皱纹的严重程度。

2.2 人脸皱纹检测方法

皱纹是皮肤表面的标志性三维特征，目前广泛使用的皮肤表面检测技术在对皱纹进行检测的同时也可能对纹理等其他三维特征进行检测。皮肤表面检测技术主要分为直接检测与间接检测。直接检测即直接对皮肤进行检测，或使用数字图像处理技术对人脸皮肤图像中的皱纹进行检测。间接检测中具代表的是皮肤复制品的测量。

2.2.1 人脸皱纹的间接检测方法

皮肤硅胶复制膜样品的制作是皮肤复制品检测中不可缺少的一个步骤。对皱纹的检测都是以此硅胶复制膜为基础。皮肤复制品检测目前应用较为广泛包括激光测量法、光学测量法、透射测量法以及机械测量法^[38]。

激光测量法基于光的反射以及光的放大原理。皮肤硅胶复制膜表面的凹凸不平使反射的激光束发散，经过光电二极管检测反射激光束的强弱，并将其传递给计算控制单元。计算控制单元根据光电二极管脉冲的强弱对光学透镜进行调整，同时计算机记录光学透镜移动的位移，并根据位移计算其三维坐标。

光学测量法用一束平行光倾斜 45° 照射皮肤硅胶复制膜，然后电荷耦合器件 (Charge Coupled Device, CCD) 摄像机采集其灰度图像，使用数字图像处理技术对采集图像进行检测分析，计算皮肤皱纹的平均宽度和深度。

透射测量法在硅胶复制膜较薄的情况，使用一束平行光对硅胶复制膜进行垂直照射，采集其透光图像，使用图像处理技术计算其相应的深度等参数。

机械测量法也可称为探针测量方法。首先，将探针匀速地在硅胶复制膜上滑过，然后，将探针的上下移动转换为电信号，电信号的大小与探针的位移成正比。将电信号转换为数字后传入计算机，最后测量出皱纹的深度、宽度。但该方法测量过程中过于复杂，且其测量设备体积庞大且耗时较大。

2.2.2 人脸皱纹的直接检测方法

直接检测包括光栅投影法、共焦显微法以及对人脸皮肤图像使用数字图像处理技术检测皱纹的方法。由于前两种方法中设备昂贵，使用并不广泛，本文主要对第三种方法进行详细介绍。使用数字图像处理技术检测皱纹大致可分为两种方法。第

一种方法将皱纹与皮肤纹理混淆，同时检测纹理与皱纹。在第二种方法中，根据皱纹的形态特征确定其为曲线对象^[22]。两种方法首先都会对图像进行特征提取。然后，第一种方法中分析图像纹理特征，其中包含皱纹信息。在第二种方法中，则是提取图像特征后，提取其中的曲线对象并对其进行进一步的分析。

第一种方法将皱纹与皮肤纹理混淆。皮肤纹理是人皮肤表面微小的并呈多角形的皮丘皮沟，自出生时就存在于皮肤表面，纹理均匀且重复^[39]。而皮肤皱纹则是由于自然老化或光老化，后天形成的皮肤老化标志之一。因其方法同时对皱纹及皮肤纹理进行了检测，该类方法并不适用于皮肤皱纹的检测。但该类方法可用于目前的年龄估计等应用。

第二种方法根据上一步骤中提取的图像特征，对其进行进一步的曲线对象检测，能够较为准确地检测皱纹。但是由于皱纹导致的图像梯度较小，且皮肤上毛孔和色斑等因素的干扰，目前该方法对皱纹检测的检测率有待提高。

2.3 图像检测人脸皱纹的基本技术

本节对使用数字图像处理技术检测皱纹的方法进行详细介绍。主要对其中应用较为广泛且用于皱纹检测的图像特征提取方法和皱纹曲线对象检测方法进行介绍，以及本文所用到的最大曲率方法的详细介绍。

2.3.1 用于皱纹检测的特征提取方法

在皱纹检测中，大多使用滤波器提取图像特征。其根据主要是皱纹在图像中引起的强度梯度，滤波器通常是用于突出显示由皱纹或老化纹理引起的强度梯度。目前常用的有高斯拉普拉斯(Laplacian of Gaussian)、Hessian 滤波器(Hessian Filter)、可控滤波器组(Steerable Filter Bank)、Gabor 滤波器组(Gabor Filter Bank)、局部二进制模式(Local Binary Pattern)以及活动外观模型(Active Appearance Model)等方法。其中，局部二进制模式以及活动外观模型方法将皱纹视为皮肤纹理进行检测分析，其检测结果多用于年龄估计及分类等研究。而本研究将皱纹作为曲线对象进行检测分析，未考虑后两种方法。而针对前几种滤波方法，进行实验对比后，最终选择结合 Gabor 滤波器组和 Frangi 滤波器提取的图像特征，以进行进一步的皱纹检测。Hessian 滤波器是基于图像 Hessian 矩阵的滤波器，Frangi 滤波器就是其中之一。

Gabor 滤波器是一种应用广泛，基于局部特征的描述符，其对姿势或照明的变化具有鲁棒性，能够较好的提取图像纹理特征，对于人脸皱纹尤其是细小皱纹的特征提取效果良好。在数学上，2D Gabor 函数是 2D 高斯函数和复指数函数的乘积。在角度 α 方向的 Gabor 滤波器核函数的实数部分由公式(2.1)所示^[23]。

$$g(x_1, x_2) = \frac{1}{2\pi\sigma_{x_1}\sigma_{x_2}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x_1'^2}{\sigma_{x_1}^2} + \frac{\gamma x_2'^2}{\sigma_{x_2}^2}\right)\right] \cos(2\pi f x_1') \quad (2.1)$$

式中， σ_{x_1} 、 σ_{x_2} ——表示二维高斯函数的标准方差

f ——表示正弦曲线的频率

γ ——表示空间宽高比

x_1' 、 x_2' ——如公式(2.2)所示^[23]

$$\begin{bmatrix} x_1' \\ x_2' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \alpha & \sin \alpha \\ -\sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

使 $\{g_k(x_1, x_2), k=0, \dots, K-1\}$ 表示一组以角度 $\alpha_k = -\pi/2 + k\pi/K$ 为方向的 Gabor 滤波器实数部分，其中 K 是角度范围 $[-\pi/2, \pi/2]$ 等距滤波器的总数。然后将该滤波器组与给定的图像进行卷积，得到该滤波器组的 Gabor 特征，最终的特征提取结果 $I'(x_1, x_2)$ 是各个方向上的最大滤波响应，如公式(2.3)所示^[23]。 $I(x_1, x_2)$ 表示输入灰度图像， $I_k^F(x_1, x_2)$ 表示 $I(x_1, x_2)$ 由滤波器 $g_k(x_1, x_2)$ 滤波后的图像。

$$I'(x_1, x_2) = \max_k I_k^F(x_1, x_2) \quad (2.3)$$

Hessian 滤波器是指其核函数的计算是基于 Hessian 矩阵的滤波器。在数学上，Hessian 矩阵是多元函数的二阶偏导数所构成的方阵，能够描述其局部曲率。而基于 Hessian 矩阵所提出的典型滤波器即 Frangi 滤波器^[40]。Frangi 滤波器最初提出是用于检测医学图像中的血管。首先，计算 Hessian 矩阵。使 $I(x_1, x_2)$ 表示输入灰度图像，则其 Hessian 矩阵如公式(2.4)所示^[40]。

$$H = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{xy} & I_{yy} \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

然后，根据公式(2.5)求 Hessian 矩阵的两个特征值 λ_1 和 λ_2 ，并将其排序为 $|\lambda_1| \leq |\lambda_2|$ 。所求的两个特征值代表了该点沿着某一方向上的图形曲率大小。然后，根据所求的两个特征值，按公式(2.5)和公式(2.6)所示构建两个变量 R_b 和 S ^[40]。

$$R_b = \frac{\lambda_1}{\lambda_2} \quad (2.5)$$

$$S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2} \quad (2.6)$$

对于类似斑点结构的像素点, R_b 趋于其最大值。并且每当 $\lambda_1 \approx 0$ 或者 λ_2 趋于零时, 其比值 R_b 为零, 即使 λ_2 非常小趋于零, R_b 也是有限的, 因为 $|\lambda_1| \leq |\lambda_2|$ 。 S 在没有检测目标(血管和皱纹等)存在的情况下, 并且缺乏对比度, 其特征值很小, S 的值相应的很低。而在与背景相比具有高对比度的区域中, 由于至少有一个特征值比较大, 因而 S 的值也会变得更大。

最后, 根据 R_b 和 S 构建如公式(2.7)所示滤波响应函数^[40]。以此判断图像上各像素点属于背景区域, 即其灰度分布比较均匀, 相应的各方向上的曲率都比较小, 还是属于目标检测区域, 例如血管, 该类区域通常沿某一方向的曲率较大。

$$v_o(s) = \begin{cases} 0, & \lambda_2 > 0 \\ \exp(-\frac{R_b^2}{2\beta^2})(1 - \exp(-\frac{s^2}{2c^2})), & others \end{cases} \quad (2.7)$$

式中, β ——用于调整线状和块状物的区别, 其参数选择范围是 $\beta \in [0.3, 2]$

c ——为控制线状物的整体平滑参数, 其参数选择范围是 $c \in [10^{-5}, 10^{-6}]$

2.3.2 用于皱纹检测的曲线对象检测方法

目前将人脸皱纹作为曲线对象而不是图像纹理特征的检测方法主要有基于MPP的随机选择模型方法、结合皱纹几何特点的基于图像形态学方法和Hessian线跟踪(Hessian Line Tracking, HLT)方法。本节将详细介绍后两种方法, 并在后续实验中进行对比。MPP由于其检测依赖性大, 且检测率低于上述第二种方法, 因此不作详细介绍后续也没有与其进行实验对比。另外, 有较为简单的皱纹检测方法: 首先进行皱纹特征提取; 然后, 对特征图像二值化, 根据偏心率去除某些非皱纹形状连通分量后完成皱纹检测。该类方法仅适用于低分辨率且皱纹深而粗的皱纹图像, 检测结果依赖于皱纹图像, 适用范围有局限。

使用马尔科夫点过程进行人脸皱纹检测最初由 N. Batool 等人^[28]提出, 他们将皱纹看作是一组线段序列的随机空间排列。MPP模型将皱纹表示为线段的随机空间过程, 并使用先验知识在贝叶斯框架中对线段施加几何约束。马尔科夫点过程需要

大量计算时间,且较为依赖初始线段的放置。同时,其迭代次数的选择也尤为重要,过少或过多的迭代次数可能造成皱纹检测率低或皱纹的过度检测。

基于图像形态学方法进行皱纹曲线对象检测是由 N. Batool 等人^[23]提出。该方法首先使用 Gabor 滤波器组的图像特征来突出由皱纹引起的强度梯度。然后,结合皱纹的几何约束使用图像形态学来进行皱纹检测。

方法主要包括三个步骤:首先,使用 Gabor 滤波器组提取图像特征;然后,对特征图像进行二值化后,使用形态学操作提取皱纹关键位置;最后,遍历二值图像中的连通分量,去除部分非皱纹区域,以及连接部分连通区域。其中,后两个步骤的依据是作者定义的皱纹几何约束。

该方法是基于以下关于皱纹的几何和图像强度特征的假设。

1. 皱纹导致强度梯度。
2. 皱纹显示为曲线而不是像斑点。
3. 皱纹是连续的,而不是一系列断开的曲线段。
4. 皱纹基本没有交叉且不会在小范围内聚集。

步骤 1 设 Gabor 滤波器组在各个方向的滤波结果为 $I_k^F(x_1, x_2)$, 其中 k 为 Gabor 滤波器方向。最终各方向的最大滤波响应如公式(2.8)所示^[23]。

$$I'(x_1, x_2) = \max_k I_k^F(x_1, x_2) \quad (2.8)$$

然后,根据公式(2.9)及公式(2.10)将其归一化到 $[0,1]$ ^[23]。

$$I''(x_1, x_2) = \left(I'(x_1, x_2) - \min_{(x_1, x_2)} I'(x_1, x_2) \right)^p \quad (2.9)$$

$$I^N(x_1, x_2) = \frac{I''(x_1, x_2)}{\max(x_1, x_2) I''(x_1, x_2)} \quad (2.10)$$

式中, p ——突出高滤波响应的图像像素,一般取值大于 1

步骤 2 将归一化的滤波结果进行二值化并对二值图像进行形态学操作。假设 $T = \{t_m \mid t_m = t_U - m\Delta_t, m = 1, 2, \dots, M; t_U \in [0, 1]\}$ 表示一组阈值。以 Δ_t 作为阈值增量,对 $I^N(x_1, x_2)$ 图像进行二值化,得到 M 个二值图像,其中数量 M 由 t_U 和 Δ_t 决定。每个二值图像表示为 i_m 。然后,计算每个二值图像中所有连通分量的偏心率,根据偏心率去除类似斑点和非曲线形状的连通分量。使用 i_m^{sel} 表示去除部分连通分量后的二值图像。然后组合二进制图像,并在选定的连接组件之间保持一定的距离。其原因是

防止连续的二值化使连通分量聚成非线性形状，这种情况一般是出现在对 Gabor 滤波结果进行简单的二值化中。该方法假设选择相互连接的组件有 r^d 个像素。那么，使用半径为 r^d 的结构元素 D_{r^d} 对图像进行膨胀，并使用“或”运算递归组合，根据公式(2.11)得到最终的关键皱纹位置^[23]。

$$\begin{aligned}
 I_1^b &= i_1^{sel} \\
 I_2^b &= (I_1^b \oplus_b D_{r^d})^c \vee i_2^{sel} \\
 &\cdot \\
 &\cdot \\
 &\cdot \\
 I_M^b &= (I_{M-1}^b \oplus_b D_{r^d})^c \vee i_M^{sel}
 \end{aligned} \tag{2.11}$$

其中，运算符“ \oplus_b ”，“ $(\dots)^c$ ”，“ \vee ”分别表示二进制膨胀，“非”和“或”运算。

步骤 3 对步骤 2 所检测的关键位置进行皱纹跟踪检测，其原理是根据皱纹的几何特性，遍历二值图像中的各个连通分量，将邻近连通分量且符合其限制的连通分量进行连接，最终得出皱纹检测结果。首先，在连接组件的每个端点周围搜索基于连接组件的方向的具有特定形状搜索区域。如果存在相邻连接组件的端点，则这两个组件被连接。如果不存在相邻分量，则为了皱纹的连续性，连接分量的端点被扩展到附近的 Gabor 响应最大值。然后，根据上文提到的对皱纹的几何约束第四条，即皱纹基本没有交叉且不会在小范围内聚集，去除可能产生上述情况的连通分量。通过二元膨胀扩展矩形区域，获得每个连通分量的非重叠区域。在皱纹曲线的延伸期间，去除与这些区域重叠的所有部分。

线跟踪方法用于皱纹检测是由 CC.Ng 等人^[32]提出。该方法首先使用 Hessian 滤波器确定线跟踪的种子点，然后据此进行线跟踪检测皱纹。该方法受到 M. Vlachos 等人^[41]提出的使用线跟踪的多尺度视网膜血管分割方法的启发。但他们使用图像绿色通道作为线跟踪的起始像素或种子。而 CC.Ng 等人^[32]选择 Hessian 滤波的非零区域作为线跟踪的起点，有效提高其皱纹检测准确率。

HLT 主要包括两个步骤：首先，Hessian 滤波确定线跟踪的初始点；然后，根据初始点使用线跟踪进行皱纹检测。

步骤 1 Hessian 滤波采用的方法在基本 Hessian 滤波方法进行了一定的改进。 $I(x, y)$ 为原图像的灰度图像，首先计算其方向梯度 (G_x, G_y) ，其中 (x, y) 为图像中的

坐标, 相应的计算也是在 (x, y) 计算所得。 $G_{\tilde{y}}$ 计算的是 \tilde{y} 方向的梯度变化, 因此比较适用检测水平方向的皱纹, 然后据此计算特定尺度 σ 下的 Hessian 矩阵 H 。在 $G_{\tilde{y}}$ 与高斯函数卷积后得到 H_a 、 H_b 和 H_c 三个近似值。后续相关处理与 2.3.1 章节所介绍的 Hessian 滤波相同。分别计算特征值 λ_1 和 λ_2 , 并根据特征值计算 R 及 S , 然后由 R 和 S 计算尺度 σ 下的曲线相似性, 最后取各尺度下的最大曲线相似性。

步骤2 线跟踪基于像素邻域的属性进行检测跟踪。根据步骤1的结果确定线跟踪的起始点, 在多个尺度下确定属于皱纹的像素的置信度, 最后再去除部分异常噪声。尺度的选择需具体根据皱纹的大小以及图像分辨率。首先, 对原图像的灰度图像进行如步骤1所述的滤波, 其输出设为 P 。选择 P 中大于零的区域内的像素作为线跟踪的种子点 sds 。设 (x, y) 表示 sds 的当前种子像素, 那么连接或候选像素 h 是 (x, y) 的邻接像素。但其垂直方向上的像素被排除在外, 因为线跟踪仅限于水平方向。令 p 表示远离候选像素 h 的一个背景像素, 而 q 表示在 p 相反方向远离候选像素 h 的一个背景像素。横截面轮廓参数 V 如公式(2.12)所示^[32]。

$$V(h) = I(p) + I(q) - I(x, y) - I(h) \quad (2.12)$$

如果当前像素点是皱纹, 则 V 为正且其值较大。如果当前像素位于背景区域, 则当前种子像素和候选像素之间的对比度较低, 像素值差别不大, 因此 V 为负或接近于零。角度 θ 取当横截面轮廓大于预先确定的阈值 T 时的角度值, 定义如公式(2.13)所示^[32]。

$$\theta = \arg \max_h \{V(h) > T\} \quad (2.13)$$

式中, θ ——取 $\{0^\circ, 180^\circ, 45^\circ, 225^\circ, 135^\circ, 315^\circ, \text{null}\}$ 其中一个值

T ——当前种子像素和候选像素之间相对于背景像素的强度差异的重要阈值
如果 θ 不为空, 则 (x, y) 的置信数组 $D(x, y)$ 增加 1, 并且进行持续跟踪, 若候选像素不是从种子像素中提取的, 那么下一个跟踪的相邻像素如公式(2.14)所示^[32]。

$$(\hat{x}, \hat{y}) = (x + r \cos \theta, y + r \sin \theta) \quad (2.14)$$

式中, r ——半径 (默认为 1 个单位大小)

θ ——角坐标

重复上述过程, 直到根据公式(2.14)所计算的角度 θ 为零时停止该过程。完成多尺度下的线跟踪后, 根据置信数组生成初始皱纹映射图 wm 。如果 $D(x, y)$ 大于或等

于尺度数， $wm(x, y)$ 取值为 1，反之则为 0。

最后需要进行后续处理，以减少皱纹映射图中存在的部分噪声。后续处理中包括中值滤波、方向滤波和区域滤波。中值滤波用于去除不属于任何皱纹的椒盐噪声。中值滤波后，一些噪声可能仍然存在。因此对中值滤波结果进行四个形态学开操作，其中结构元素的方向分别为 0° 、 45° 、 90° 和 135° 。结构元素使用 3 个像素的长度，以此保留长度等于或大于 3 个像素的皱纹结构。最后，区域阈值用于去除尺寸小于 250 像素的点或圆形标记。

上述三种方法分别以提出先后顺序进行了相应介绍。最早提出的 MPP 方法该方法需要大量计算时间，且较为依赖初始线段的放置。同时，其迭代次数的选择也尤为重要，过少或过多的迭代次数可能造成皱纹检测不全或皱纹的过度检测。而后两种方法最终的检测结果都依赖方法第一步中提取的图像特征，而粗糙皮肤的皱纹图像特征的提取极为困难，对后续的检测步骤影响极大。而由 CC.Ng 等人提出的线跟踪方法只能检测水平方向的皱纹（即抬头纹），而且对于细小皱纹的提取也有不足，因为其跟踪过程在细小结构上移动次数的统计很少。基于上述问题，本文提出使用图像横截面轮廓局部最大曲率方法进行皱纹检测，该方法能够在一定程度上克服上述缺陷。

最大曲率方法最初由 N.Miura 等人^[42]提出，用于检测手指的静脉中心线。通过计算静脉图像的横截面轮廓的曲率局部最大值检测其中心线。该检测方法对于静脉宽度和强度等的变化是具有鲁棒性的。静脉图像的横截面轮廓看起来像凹痕，静脉比周围区域更暗，且这些凹曲线具有局部最大的曲率值。目前文献[43]和文献[44]等对该方法进行了一定的改进，使其对手指静脉图像的检测结果有一定提升。该方法包括三个步骤：首先，提取静脉的中心线位置；然后，连接其中心位置；最后，将其结果标记在图像上。其中第一个步骤最为重要。步骤 1 提取静脉中心线位置。首先，计算图像横截面的曲率。设 $I(x, y)$ 为图像 (x, y) 处的强度值，定义 $p_f(z)$ 在 $I(x, y)$ 中任意方向、位置得到的横截面轮廓。其中 z 是横截面轮廓中的位置。相应的映射函数 Trs 定义为 $I(x, y) = Trs(p_f(z))$ 。横截面轮廓的曲率 $k(z)$ 如公式(2.15)所示计算^[42]。

$$k(z) = \frac{d^2 p_f(z) / dz^2}{\{1 + (dp_f(z) / dz)^2\}^{\frac{3}{2}}} \quad (2.15)$$

若最终计算 $k(z)$ 为正, 则 $p_f(z)$ 处是凹陷的(即静脉区域), 否则为非静脉区域。

然后, 根据轮廓曲率, 计算各凹陷区域 $k(z)$ 的局部最大值。这些局部最大值的点表示了静脉的候选中心位置, 表示为 z'_i , 其中 $i=0,1,\dots,N-1$, N 为该轮廓中曲率局部最大值点的数量。

接下来, 计算上述局部最大值点的分数 $S_{cr}(z)$, 表示该点属于静脉中心线的概率, 计算如公式(2.16)所示^[42]。

$$S_{cr}(z'_i) = k(z'_i) \times W_r(i) \quad (2.16)$$

式中, $W_r(i)$ —— z'_i 点处曲率大于零的区域宽度

如果表示静脉宽度的 $W_r(i)$ 值比较大, 则它是静脉的概率也很大。且静脉区域相对背景更清晰时, 静脉中心处的曲率值更大。因此, 分数 $S_{cr}(z'_i)$ 同时考虑了静脉区域的曲率和宽度。分数 $S_{cr}(z'_i)$ 存放于与输入图像大小相同的二维矩阵 V 中, 如公式(2.17)所示^[42]。

$$V(x'_i, y'_i) = V(x'_i, y'_i) + S_{cr}(z'_i) \quad (2.17)$$

其中, (x'_i, y'_i) 表示由 $I(x'_i, y'_i) = Trs(p_f(z'_i))$ 定义的点。

重复上述步骤, 分析四个方向(水平, 垂直和两个对角线)上的横截面轮廓曲率, 以便获得四个方向的静脉中心线图像: V_{d1} 、 V_{d2} 、 V_{d3} 及 V_{d4} 。因此, 通过计算横截面轮廓的局部最大曲率, 可以初步检测出静脉的中心位置。

步骤2 连接中心位置。提取静脉的中心线位置后, 需要连接其中心位置。首先, 检查 (x, y) 右侧的两个相邻像素和左侧的两个相邻像素。如果 (x, y) 和两侧的像素具有较大的值, 则水平绘制一条线。当 (x, y) 值较小而两侧的像素具有较大的值时, 在 (x, y) 处绘制具有间隙的线。而当 (x, y) 具有较大值并且 (x, y) 两侧的像素值较小时, 噪声点处于 (x, y) 。因此, 应减小 (x, y) 的值以消除噪声。操作如公式(2.18)所示^[42]。

$$C_{d1}(x, y) = \min\{\max(V(x+1, y), V(x+2, y)) + \max(V(x-1, y), V(x-2, y))\} \quad (2.18)$$

上述公式将在所有像素点进行, 且以相同的方式对四个方向的静脉中心线图像进行上述操作, 得到连接结果 C_{d1} 、 C_{d2} 、 C_{d3} 及 C_{d4} 。最终的静脉检测结果 $G(x, y)$, 为 C_{d1} 、 C_{d2} 、 C_{d3} 及 C_{d4} 各像素点的最大值, 即 $G(x, y) = \max(C_{d1}, C_{d2}, C_{d3}, C_{d4})$ 。

步骤3 将其结果标记在图像上。具体方法是通过阈值进行二值化。值小于阈值的像素标记为背景的一部分，值大于或等于阈值的像素标记为静脉区域的一部分。

2.4 人脸皱纹的评价方法

目前，皱纹的评价方法可分为直接评价和间接评价，也可分为非临床评价与临床评价。临床评价是操作最方便并且成本最低的评价方式，目前应用最为广泛。临床评价方法可分为：描述性分级方法、照片分级方法及视觉模拟方法。下面分别对上述三种临床评价方法进行简要介绍。

1. 描述性分级方法，即对分属各个级数的皱纹进行文字描述，包括深度、数量和宽度等方面的描述。医师根据相应描述对皱纹进行分级。目前，国内外有较多的描述性分级方法，并且有针对特定区域的皱纹分级描述。该类方法将皱纹分为三到四级，部分方法在各级内仍有细分。

2. 照片分级方法，即由专业医师选取各级皱纹的代表照片例举示意。相应地，对待分级皱纹也就依照上述示例照片进行分级。该类方法也有多种标准，包括不同级别皱纹的多组示例照片，以及不同区域的示例照片。同时，照片分级方法多于描述性分级方法结合使用，最终对皱纹进行分级。

3. 视觉模拟方法，即对皱纹进行主观评价，而其结果相应地分为例如 0-10 个分数，相应地就有 10 个可视化的模拟分值。最后，根据模拟分值进行皱纹分级。

上述方法中，使用较为广泛的是描述性分级方法和照片分级方法，且大部分将两种方法结合使用。但是，临床评价需要医师具有较高的专业知识以及丰富的诊断经验。其分级结果存在一定主观性，目前非临床评价方法的应用也较为广泛。非临床评价主要是指根据皱纹的形态特征，使用检测仪器，对皱纹的参数进行客观测量，有对皱纹深度等的测量。根据测量参数进而对皱纹进行评价，不同的检测仪器有不同的评价体系。部分检测仪器将皱纹与皮肤粗糙度混淆，但两者是不同的概念。

而皱纹的定量评价方法，至今没有明确提出统一且权威的皱纹定量评价模型。GO. Cula 等人^[33]提出了对单条皱纹的定量评价方法。该方法中，使用皱纹指数 WI 表示皱纹严重程度，其计算如公式(2.19)所示^[33]。

$$WI = L \times D \quad (2.19)$$

式中， L ——皱纹长度

D ——皱纹深度

皱纹长度单位为像素点个数，皱纹深度为其检测过程中的图像特征提取的 Gabor 滤波响应数值，该数值只是一个相对深度。尽管对单条皱纹评价有一定意义，但是对人脸整体皱纹的评价并没有涉及到。并且，由于其计算的皱纹长度并非绝对真实的计量单位，因而仅仅考虑其长度和深度，不考虑其人脸背景图像大小，其检测结果并不客观准确。

而 H. Razalli 等人^[34]及 FE. Osman 等人^[35]提出了皱纹密度的概念，H. Razalli 等人通过计算人脸皱纹密度，对其进行年龄分类，或探究皱纹严重程度与吸烟行为的关系。皱纹密度计算如公式(2.20)所示^[34]。

$$Wd = \frac{wA}{fA} \quad (2.20)$$

式中， wA ——所检测的皱纹面积

fA ——人脸整体面积

其中皱纹面积和人脸面积的单位都是像素点个数。皱纹密度的计算方式有效解决了皱纹指数中的人脸背景尺寸不统一的问题。并且其中的皱纹面积即考虑到了皱纹的宽度。但是，相对皱纹指数，没有考虑到皱纹深度。而皱纹的深度作为衡量皱纹严重程度的重要指标之一，是不容忽视的。尽管上述方法对皱纹的定量评价存在问题，但是，在相关的应用研究方面仍有较大优势。因其能够提供相对准确且客观的数据，皱纹的定量评价对评估其疗效等都具有重要意义。

2.5 本章小结

本章主要对皮肤皱纹的形成原理以及其现有的检测评价方法进行了详细介绍。首先，对皮肤皱纹形成的生理原理进行了介绍。其次，对目前皱纹检测技术进行介绍，包括直接检测以及间接检测，其中重点介绍了图像检测人脸皱纹的基本技术。最后，对皱纹评价方法技术进行了介绍，包括临床评价方法以及非临床评价方法，并对其优势以及劣势进行了简要介绍。

第3章 人脸皱纹的定位与特征提取

3.1 人脸皱纹区域的定位及切分

在对人脸进行皱纹检测时，除了我们需要提取的皱纹信息外，还有相当多干扰性的图像特征。例如人脸最基本的五官、色斑以及毛发等等，都会极大地影响皱纹的检测结果。

人脸皱纹的形成原因主要是皮肤老化以及表情肌长期收缩。与人脸表情相关的肌肉是固定的，所以人脸上最终产生皱纹的区域也基本固定。G. Lemperle 等人^[45]也对人脸皱纹进行了分类，其中各类皱纹位置也是固定的。例如，眉间纹、鱼尾纹及法令纹等。为减少人脸五官对皱纹检测的干扰，首先应确定人脸各皱纹高发区域。然后对人脸图像皱纹高发区域进行定位及切分。由于每个人的脸大小，以及五官分布不同，所以对皱纹高发区域的定位因人而异，需要确定对不同人脸的统一定位准则。根据本文最终进行检测所使用的正面人脸图像的特性，图像中人脸边缘部分的图像信息缺失，同时根据专家咨询意见，最终选定额头、眉间、眼下、嘴周为皱纹高发区域。

人脸大小以及五官分布有所差异，对皱纹区域的定位并不能在图像固定位置确定固定大小的区域。因此首先对人脸图像进行特征点检测，然后根据特征点定位上文提到的皱纹高发区域，最终进行切分，得到各人脸皱纹高发区域图像数据集。

目前，关于人脸特征点检测的方法相当多且发展比较成熟。本文使用 Python 的 Dlib 进行人脸特征点标记。Dlib 实现了 V. Kazemi 等人^[46]提出的人脸标记算法，能够有效对正脸、侧脸等进行标记，该方法对人脸上的 68 个特征点进行提取，每个特征点记录了该点处的坐标信息，能够充分满足本文的人脸检测及五官标定需求。如图 3.1 所示，为 68 个特征点标注的人脸图像示例。

然后根据上述特征点，对各皱纹高发区域进行定位。各皱纹区域最终定位为矩形区域，确定其任意对角线的两端点即确定了相应的矩形区域位置。 $.x$ 表示某特征点的横坐标， $.y$ 表示某特征点的纵坐标，通过横纵坐标即确定某一具体点。额头皱纹区域由点 $(19.x, 25.y-28.y+31.y)$ 、 $(26.x, 26.y)$ 确定。眉间皱纹区域由点 $(22.x, 22.y-(26.y-22.y))$ 、 $(23.x, 26.y)$ 确定。左眼眼下皱纹区域由点 $(3.x, 3.y)$ 、 $(40.x, 42.y+(42.y-$

40. y))确定。右眼眼下皱纹区域由点(43. x, 47. y+(47. y-45. y))、(15. x, 15. y)确定。左脸嘴周皱纹区域由点(6. x, 6. y)、(40. x, 30. y+(31. y-30. y)/2)确定。右脸嘴周皱纹区域由点(43. x, 30. y+(31. y-30. y)/2)、(12. x, 12. y)确定。如图 3.2 所示, 为各皱纹区域的定位结果示意图。图 3.3 为根据其定位结果所切分的各皱纹区域图像。



图 3.1 人脸特征点检测结果

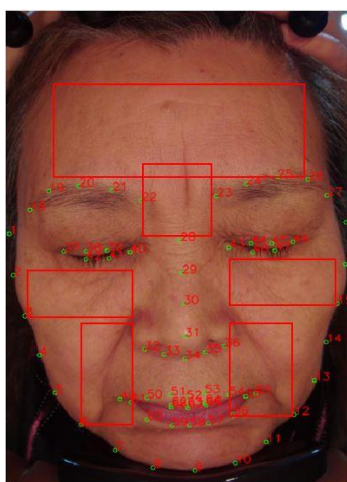


图 3.2 皱纹区域定位

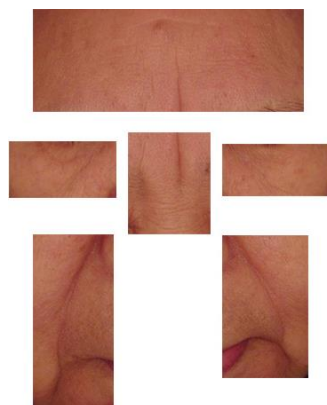


图 3.3 皱纹区域图像切分结果

3.2 人脸皱纹图像特征提取

皱纹因比背景暗而导致强度梯度, 进行滤波操作提取其图像特征可以突出由皱纹引起的强度梯度, 在一定程度上更利于皱纹检测。目前, 用于皱纹检测的特征提取方法主要有高斯拉普拉斯、Hessian 滤波器、可控滤波器组以及 Gabor 滤波器组等。本文在 Hessian 滤波器中选择 Frangi 滤波器。由于各人脸上的皱纹粗细程度不一, 其中细小皱纹与背景强度差别小, 其特征也就更加不易提取。因此, 需要选择合适的特征提取方法对不同粗细程度的皱纹进行特征提取。

如图 3.4 所示, 为随机选取的两张不同粗细程度的皱纹图像, 图 3.4(a)为较为细小的皱纹, 图 3.4(b)为粗大皱纹。对两张皱纹图像使用上述四种方法进行特征提取, 为更好地观察其特征提取结果, 将特征图像二值化后显示。如图 3.5 分别为图 3.4(a)和图 3.4(b) Gabor 滤波器组滤波结果的二值图像。如图 3.6 分别为图 3.4(a)和图 3.4(b) Frangi 滤波器滤波结果的二值图像。如图 3.7 分别为图 3.4(a)和图 3.4(b)高斯拉普拉斯滤波器滤波结果的二值图像。如图 3.8 分别为图 3.4(a)和图 3.4(b)可控滤波器组滤波结果的二值图像。



图 3.4 不同粗细程度皱纹原图

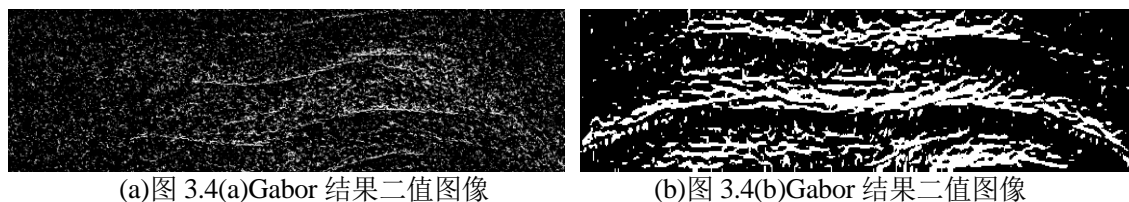


图 3.5 Gabor 滤波器组滤波结果二值图像

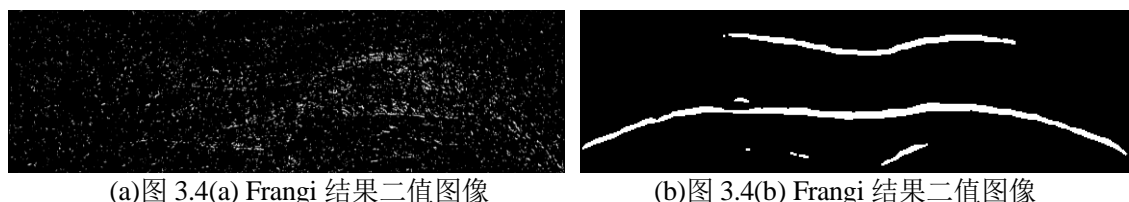


图 3.6 Frangi 滤波器滤波结果二值图像

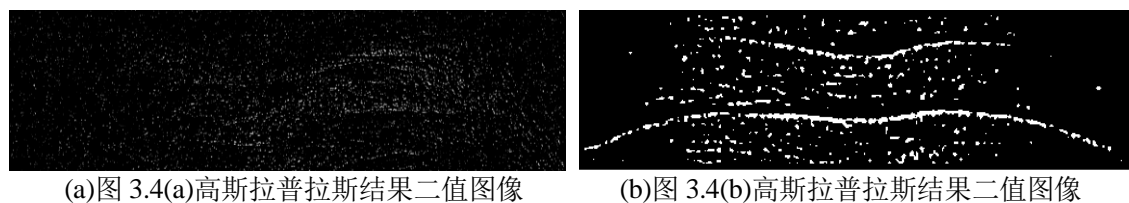


图 3.7 高斯拉普拉斯滤波结果二值图像

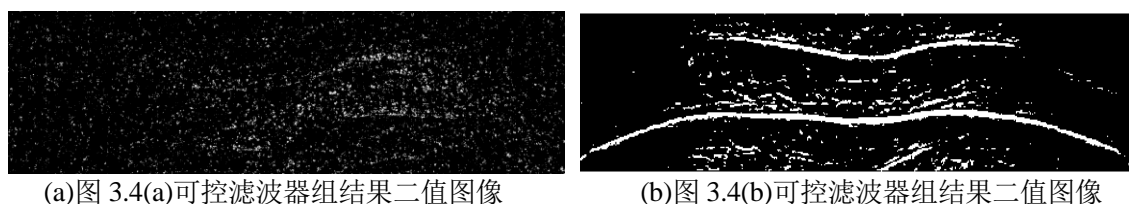


图 3.8 可控滤波器组滤波结果二值图像

由图 3.5(a)、图 3.6(a)、图 3.7(a)以及图 3.8(a)对比可知，对于细小皱纹图像图 3.4(a)的特征提取，Gabor 滤波器组提取的图像特征远优于另外三个方法，但对于粗大皱纹图像图 3.4(b)的特征提取较差。由图 3.5(b)、图 3.6(b)、图 3.7(b)以及图 3.8(b)对比可知，Frangi 滤波器对于粗大皱纹图像的特征提取最好，且其对细小皱纹图像的特征提取较差。如图 3.8 和图 3.9 所示，高斯拉普拉斯和可控滤波器组对于细小皱纹的特征提取较差，且其对于粗大皱纹的特征提取也略差于 Frangi 滤波器。因此，最终选取 Gabor 滤波器组及 Frangi 滤波器对皱纹图像进行特征提取。

本文结合 Gabor 滤波器组和 Frangi 滤波器的滤波结果作为图像特征。Gabor 滤波器组能够较好地提取图像纹理特征，对于人脸细小皱纹的特征提取效果良好。但同时，有大量非皱纹特征的提取，并且对于较为粗大皱纹特征提取错误。Frangi 滤波器，能够较好的提取粗大皱纹特征，对于细小皱纹特征的提取不到位。将 Gabor 滤波器组与 Frangi 滤波器结合后，对不同粗细程度的皱纹图像进行较好地特征提取。

将 $I_g(x_1, x_2)$ 表示由 Gabor 滤波器组的滤波结果，将 $I_f(x_1, x_2)$ 表示为 Frangi 滤波器的滤波结果。对上述滤波结果分别进行归一化操作。

Gabor 滤波器组滤波结果 $I_g(x_1, x_2)$ 按公式(3.1)进行归一化操作^[23]。

$$I_g^N(x_1, x_2) = \frac{I'(x_1, x_2)}{\max_{(x_1, x_2)} I'(x_1, x_2)} \quad (3.1)$$

其中， $I'(x_1, x_2)$ 按公式(3.2)计算所得^[23]。

$$I'(x_1, x_2) = I_g(x_1, x_2) - \min_{(x_1, x_2)} I_g(x_1, x_2) \quad (3.2)$$

而由于 Frangi 滤波结果中部分值置为零，因此归一化过程中需考虑其值为零的情况。具体如公式(3.3)所示计算。

$$I_f^N(x_1, x_2) = \begin{cases} 0, & I_f(x_1, x_2) = 0 \\ \frac{I_f(x_1, x_2) - mv}{\max_{(x_1, x_2)} I_f(x_1, x_2)}, & I_f(x_1, x_2) > 0 \end{cases} \quad (3.3)$$

式中， mv —— $I_f(x_1, x_2)$ 中大于零的部分的最小值，计算如公式(3.4)所示

$$mv = \min_{(x_1, x_2)} I_f(x_1, x_2), \quad I_f(x_1, x_2) > 0 \quad (3.4)$$

分别对 Gabor 滤波器组和 Frangi 滤波器滤波结果归一化为 $I_g^N(x_1, x_2)$ 和 $I_f^N(x_1, x_2)$ ，将其滤波归一化结果按公式(3.5)进行结合。

$$GF(x_1, x_2) = I_g^N(x_1, x_2) + p * I_f^N(x_1, x_2) \quad (3.5)$$

其中，参数 p 设置为范围在(0,1)间的数值，以在一定程度上突出 Gabor 滤波器组的响应，抑制 Frangi 滤波器的响应。

3.3 图像特征提取实验对比

图 3.9(a)及图 3.9(b)分别为随机选取的细小皱纹图像和粗大皱纹图像原图，图 3.10、图 3.11 及图 3.12 分别为图 3.9(a)和图 3.9(b)经过 Gabor 滤波器组、Frangi 滤波

器以及 Gabor 滤波器组结合 Frangi 滤波器后的滤波结果的二值图像。



图 3.9 额头皱纹区域原图

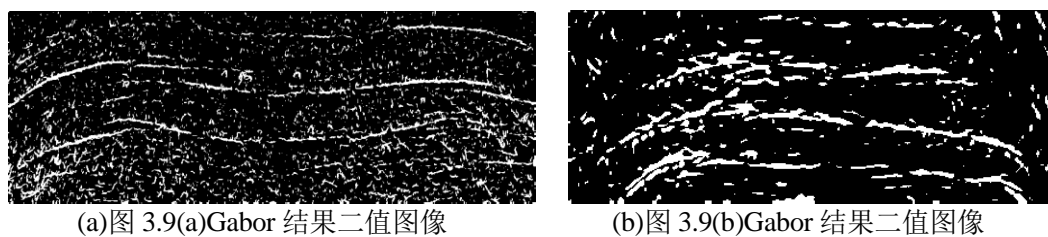


图 3.10 Gabor 滤波器组滤波结果二值图像

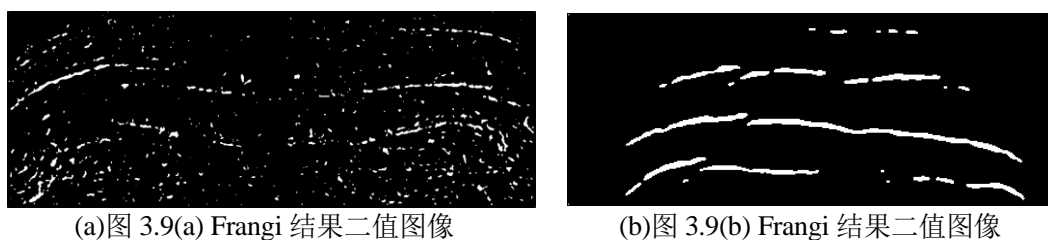


图 3.11 Frangi 滤波器滤波结果二值图像

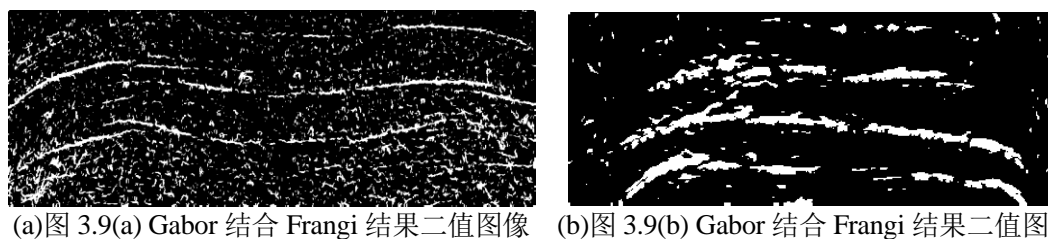


图 3.12 Gabor 结合 Frangi 滤波结果二值图像

由图 3.10(b)可以较为明显地看出 Gabor 滤波器组对粗大皱纹的提取效果较差，由于部分皱纹过粗，导致其重点强调突出皱纹的边缘，而皱纹中心线部分被忽略。如图 3.11(a)所示，Frangi 滤波器对于较为细小，即与背景强度差值较小皱纹的提取则明显不够。而如图 3.12(a)及图 3.12(b)所示，通过结合 Gabor 滤波器组和 Frangi 滤波器的滤波结果，能够同时有效地提取粗大和细小皱纹的图像特征。

为定量评估上述三种皱纹特征提取的结果，本文将图像特征中皱纹中心线位置平均值与非皱纹中心线位置平均值的比值作为衡量标准。当该比值越大时，说明特征中心线位置更突出，皱纹图像特征提取更好。

分别在较细小的皱纹图像以及较为粗大的皱纹图像中各随机选取 20 张图像进行实验。结果如图 3.13 所示，横坐标为 40 张皱纹图像序号，前 20 张为细小皱纹图像，后 20 张为粗大皱纹图像，纵坐标为上述方法计算所得的比值。图 3.13 中，gabor 表示 Gabor 滤波器组滤波结果所计算的比值，frangi 表示 Frangi 滤波器滤波结果所计算的比值，gaborfrangi 表示结合 Gabor 滤波器组和 Frangi 滤波器的滤波结果所计算的比值。

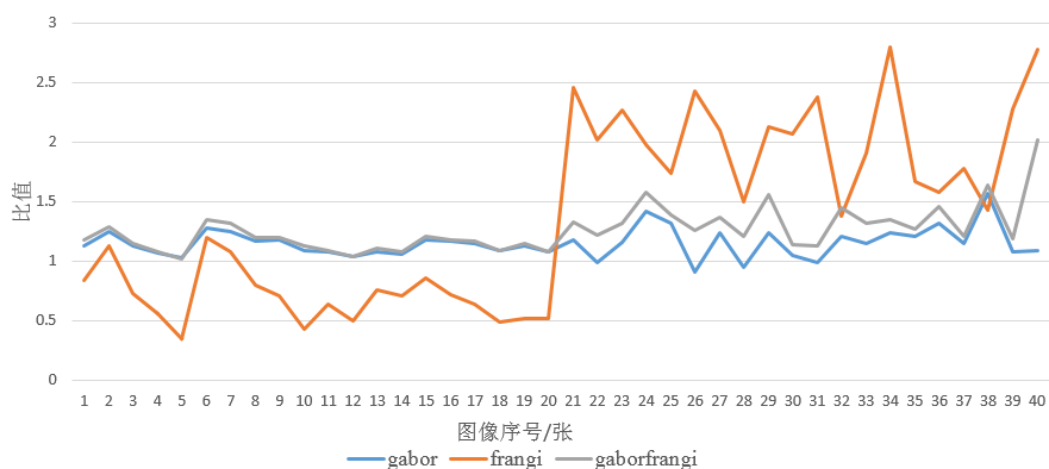


图 3.13 皱纹与非皱纹区域比值图

由图 3.13 可明显看出，在前 20 张较为细小皱纹图像中使用 Gabor 滤波器组特征提取结果明显优于 Frangi 滤波器，而在后 20 张较为粗大皱纹图像中 Frangi 滤波器特征提取结果明显优于 Gabor 滤波器组。将 Gabor 滤波器组与 Frangi 滤波器的滤波结果结合，在保持细小皱纹图像的特征提取的同时，一定程度上提升了粗大皱纹图像的特征提取效果，克服了 Gabor 滤波器组和 Frangi 滤波器在特征提取中的弊端。

3.4 本章小结

本章主要介绍了人脸图像中皱纹高发区域定位切分以及特征提取方法。介绍人脸皱纹高发区域切分的原因，并详细介绍定位区域定位切分方法。对现有用于皱纹图像特征提取的方法进行实验对比，结合 Gabor 滤波器组和 Frangi 滤波器进行特征提取，并分别与 Gabor 滤波器组和 Frangi 滤波器特征提取效果进行对比。实验分析表明结合 Gabor 滤波器组和 Frangi 滤波器的滤波结果进行特征提取，可以克服原有滤波器缺点，能够同时对不同粗细程度的皱纹进行较好的特征提取。

第4章 人脸皱纹的检测

4.1 人脸皱纹的检测存在的问题

目前,人脸皱纹检测主要包括局部人脸皱纹图像以及全脸皱纹图像。而就适用范围而言,全脸的皱纹检测更有研究价值及意义。但是若直接对人脸进行皱纹检测,有相当多的有干扰的图像特征。例如,五官、色斑以及毛发等,都会极大地影响皱纹的检测结果。因此,首先需要对人脸图像的皱纹高发区域进行定位切分,然后对切分的皱纹区域图像进行检测。

当前对于皱纹检测的研究已取得了一定的进展,但是仍然达不到后续的一些应用研究的要求。最主要的原因是皱纹检测率较低,尤其是对于细小皱纹或是粗糙皮肤的皱纹检测,例如眼周细纹的检测。导致上述情况的检测率较低的根本原因是其检测对象皱纹与背景图像强度差值不大,且有其他纹理、毛孔及色斑等噪声的影响。如图 4.1 所示,为粗糙皮肤皱纹图像和细小皱纹图像。因而,对皱纹的检测方法不能只依据皱纹比背景暗并导致强度梯度的强度特征,同时需要结合皱纹其他的强度特征以及几何特征,选择合适的方法进行皱纹检测。

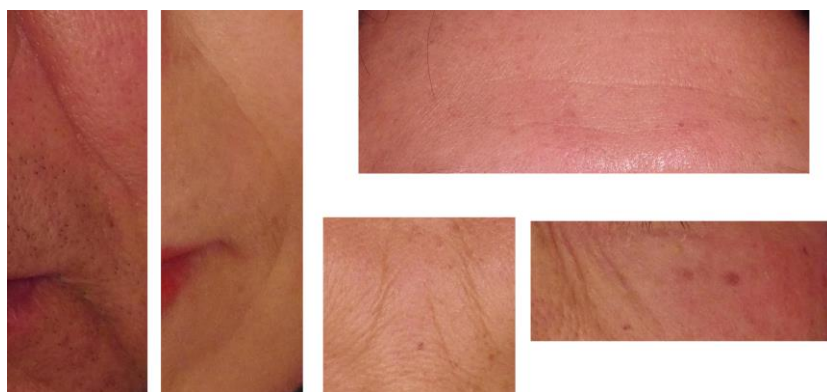


图 4.1 粗糙皮肤皱纹及细小皱纹图像

4.2 人脸皱纹的检测方法

本文提出的人脸图像的皱纹检测方法的主要步骤流程如图 4.2 所示。首先,对各切分的皱纹区域图像进行图像特征的提取。然后,判断其皱纹特征提取效果,根

据其皱纹特征提取效果，选择特征图像或原灰度图像，使用其轮廓局部最大曲率点进行皱纹检测。最后，根据皱纹的几何特征进行后续的去除噪声处理。

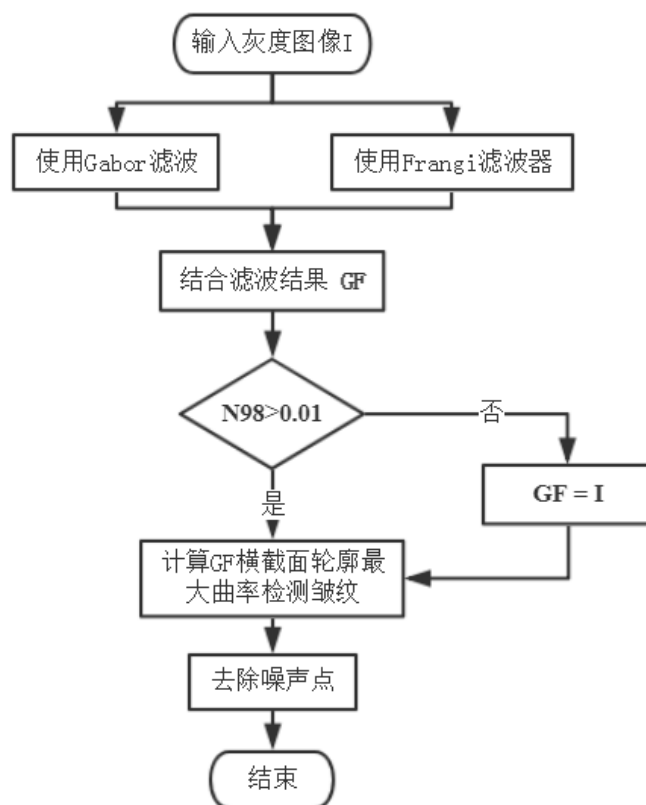


图 4.2 皱纹检测流程图

特征提取中，本文结合 Gabor 滤波器和 Frangi 滤波器的滤波结果作为图像特征，以此突出皱纹的曲线特征，并且该特征图像作为后续最大曲率方法的候选输入图像之一。皱纹特征提取效果判定方法：首先，对特征图像进行二值化；然后，根据二值图像中偏心率大于等于 0.98 的连通分量数量占比 N_{98} 确定皱纹特征提取效果。根据皱纹特征提取效果，选择特征图像或原灰度图像，计算其横截面轮廓中的局部最大曲率提取皱纹中心线。最后，结合皱纹几何约束进行后处理，得到皱纹检测结果。

本文将皱纹作为曲线对象进行检测，而作为皱纹的曲线对象，有着不同于血管、道路等曲线对象的特征。因此，结合文献[47]对曲线对象特征的介绍，本文根据皱纹特有的强度特征和几何特征对皱纹曲线对象进行几何约束和强度约束。

对皱纹曲线对象的几何约束如下：

1. 像素应该“大部分”连接；
2. 区域应该在“长”路径上“窄”；

3. 宽度变化应该是“平滑的”；
4. 局部曲率变化较小；
5. 结构：几个连续的线段，有不同的长度、宽度、方向；
6. 少数的分叉；
7. 基本没有交叉点。

强度约束：

1. 比背景暗，导致强度梯度；
2. 沿主方向的像素强度的变化应该是“平滑的”；
3. 横截面轮廓，即垂直于皱纹主方向的强度值变化大。

其中，几何约束中的前三项是一般曲线对象都相同的几何特征，而几何约束的后四项以及强度约束的具体情况，则根据不同的曲线对象有不同的几何约束和强度约束。本文提出的皱纹检测方法中的各步骤，是根据上述中部分几何和强度约束而确定的。

4.3 基于图像轮廓最大曲率的皱纹检测方法

本文采用的皱纹检测核心算法为图像横截面轮廓最大曲率方法。选择该方法根据上文对皱纹曲线对象的强度约束第三条，即垂直于皱纹主方向的强度值变化大，也就是说图像横截面轮廓曲线的皱纹处是局部最大曲率点。目前，该方法较多地应用于手指静脉检测中，且其使用原灰度图像横截面轮廓进行曲率计算。

手指静脉的几何、强度特征与皱纹具有较大相似度。仅在以下两个方面有一定差别：首先，在细小皱纹中皱纹与背景强度差远小于手指静脉图像，且可能由于皮肤粗糙导致皱纹图像背景复杂；其次，手指静脉有交叉且其中心线走向是水平方向的，而皱纹基本没有交叉，而人脸不同部位的皱纹中心线有不同的走向。针对第一个差别，本文首先结合 Gabor 滤波器组和 Frangi 滤波器的滤波结果提取图像特征，并判断其皱纹特征提取效果，根据皱纹特征提取效果选择图像，而非仅对灰度图像或图像特征完成曲率最大点的确定。而对于第二个差别，本研究改进了最大曲率点方法中的连接方法，即在其连接步骤中考虑了四个方向，提出各具体皱纹区域图像连接方向的选择方案，以适用不同走向皱纹的检测，提高皱纹检测率。

4.3.1 皱纹特征提取效果判定

在对皱纹图像进行特征提取以突出由皱纹引起的强度梯度的同时，在粗糙皮肤等情况下，可能同时突出由毛孔、色斑和皮肤纹理等噪声所引起的强度梯度。上述情况下，皱纹与其他噪声混淆，最终导致皱纹的检测率极低。反而直接对原灰度图像进行后续皱纹检测的准确率更高。在皱纹图像特征提取良好时，使用图像特征进行后续皱纹检测其检测准确率也有所提高。因此，首先对提取的图像特征中的皱纹特征提取效果的进行判定，根据判定结果选择相应的图像计算其横截面轮廓曲率，最终进行皱纹检测。

上文所提到的皱纹曲线对象的几何约束，其中一条为皱纹区域应该在“长”路径上“窄”。因此皱纹区域应该比较“扁”，可以用偏心率对提取的特征是否符合该几何特征进行表示。偏心率用来描述轨道的形状，用焦点间距离除以长轴的长度可以算出偏心率。长椭圆轨道“偏心率”高，而近于圆形的轨道“偏心率”低。皱纹其几何形态表现为曲线对象，相应的其偏心应较高。因此，对特征图像进行二值化，若其对皱纹特征提取效果较好，则其中各连通分量的偏心率较高。若其对皱纹特征提取效果较差，则其中各连通分量的偏心率较低。

图 4.3(a)和图 4.3(b)为两个眼周皱纹区域原图，对其进行特征提取并将特征图像二值化。针对二值图像，计算各连通分量的偏心率，以及连通分量在各偏心率范围内的数量。如图 4.4(a)及图 4.4(b)所示，分别是图 4.3(a)和图 4.3(b)的特征图像的二值图像。由图 4.4 可看出，对图 4.3(a)的皱纹特征提取效果明显优于图 4.3(b)。本文通过计算偏心率大于等于 0.98 的连通分量数量占比来判断皱纹特征提取效果。选取 0.98 这个偏心率参数是根据文献[21]，该文献中将偏心率小于 0.98 的连通分量视为非皱纹形状区域。

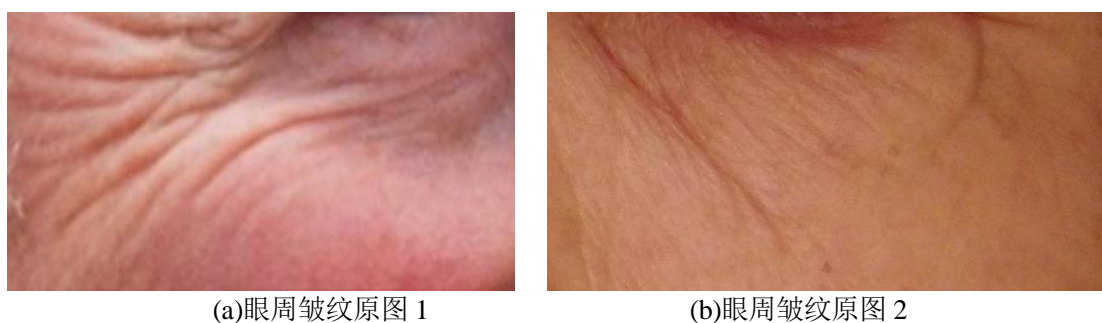
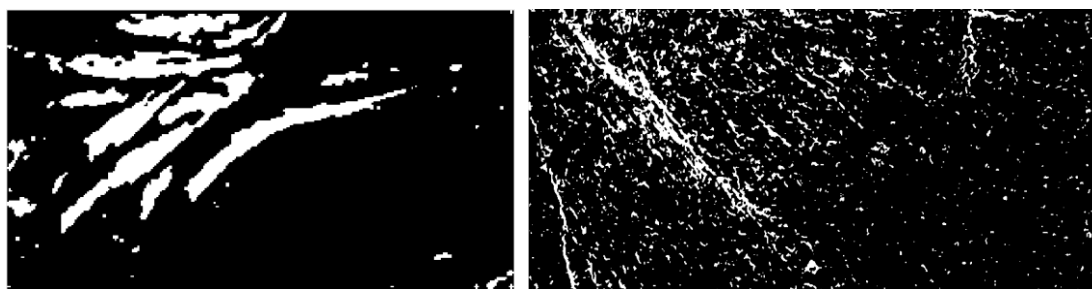


图 4.3 眼周皱纹原



(a)图 4.3(a) 特征图像二值图像

(b)图 4.3(b) 特征图像二值图像

图 4.4 特征图像的二值图像

用 N_{98} 表示二值图像中连通分量偏心率大于等于 0.98 的数量与连通分量总数的百分比。通过实验发现 N_{98} 主要集中于(0,0.1)，为确定阈值，随机选取 40 张皱纹图像，在该区间内选取 10 候选阈值进行实验，统计其平均皱纹检测率，确定其阈值为 0.01。实验结果如图 4.5 所示，横坐标为候选阈值，纵坐标为平均皱纹检测率。

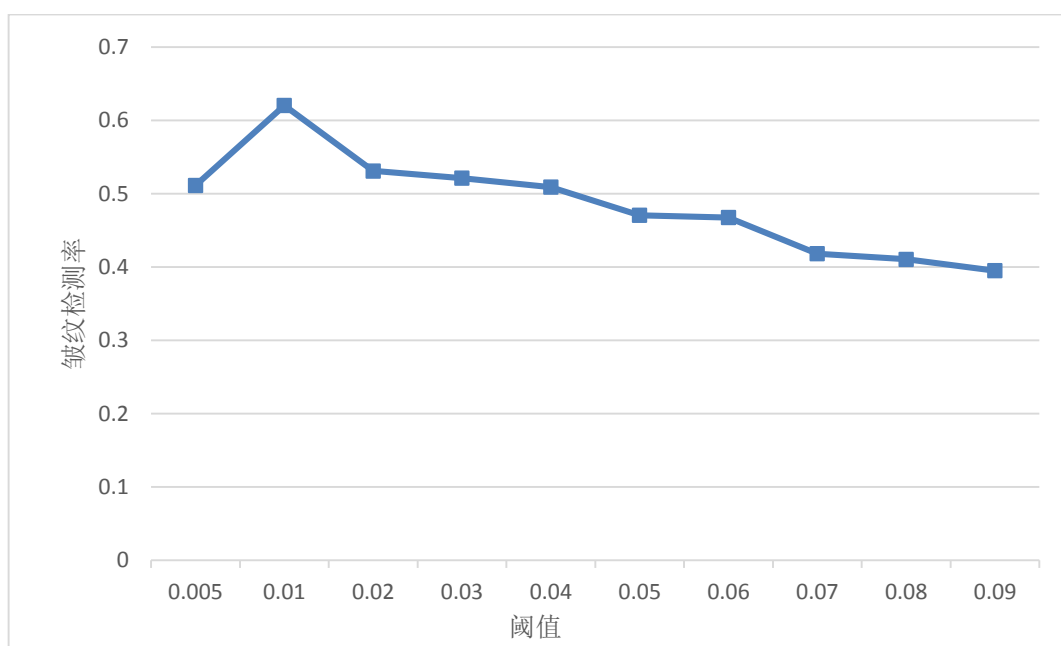


图 4.5 阈值选择实验结果

确定当且仅当 $N_{98} \geq 0.01$ 时，确定该皱纹特征提取较好，此时，使用提取的特征图像进行后续皱纹检测。由于特征图像中皱纹位置强度比背景区域亮，与原方法定义相反，此时需使用单位矩阵减去特征图像后，再进行后续皱纹检测。若未满足上述条件则确定皱纹特征提取差，使用原图灰度图像进行后续皱纹检测。计算图 4.4(a) 的 N_{98} 为 0.0926，图 4.4(b) 的 N_{98} 为 0.0093，根据上述条件确定图 4.3(a) 的皱纹特征提取效果较好，图 4.3(b) 的皱纹特征提取效果较差。如图 4.6 所示，分别是对图 4.3(a)

以及图 4.3(b)的原灰度图像进行后续皱纹检测后的结果。如图 4.7 所示，分别是对图 4.3(a)以及图 4.3(b)的特征图像进行后续皱纹检测后的结果。



由图 4.6 可明显观察到对于被判定为皱纹特征提取较差的图 4.3(b)图像，使用原灰度图像进行后续皱纹检测的结果更好。如图 4.7 所示，对于被判定为皱纹特征提取较好的图 4.3(a)图像，使用图像特征进行后续皱纹检测的结果更好。因此，对图像皱纹特征的提取效果进行判定后，选择相应的图像进行后续皱纹检测能够有效提高皱纹检测率。

4.3.2 最大曲率方法中连接方式的改进

横截面轮廓最大曲率点进行皱纹检测主要包括三个步骤：首先，提取皱纹的中心线位置；然后，连接其中心位置；最后，将其结果标记在图像上。而由于上文提到的皱纹与静脉两种曲线对象在几何约束上的不同点，即其交叉的情况，以及中心线走向的差别。由于皱纹仅有少数的分叉，并且基本没有交叉，同时其中心线走向又不单一固定的，因而对横截面轮廓最大曲率点方法的连接方法进行了一定改进，使其更适用于皱纹的检测。设横截面轮廓最大曲率点方法第一个步骤中在四个方向横截面轮廓的检测结果分别为 V_{d1} 、 V_{d2} 、 V_{d3} 及 V_{d4} 。其中， $d1$ 为水平方向， $d2$ 为垂

直方向， $d3$ 和 $d4$ 分别表示于水平线成 45° 以及 135° 的方向。以 V_{di} 表示相应方向的横截面轮廓的中心线检测结果。然后，原有方法如公式(4.1)所示，进行中心线的连接^[42]。

$$C_{di}(x, y) = \min \left\{ \max (V_{di}(x+1, y), V_{di}(x+2, y)) \right. \\ \left. + \max (V_{di}(x-1, y), V_{di}(x-2, y)) \right\} \quad (4.1)$$

上述操作在所有像素点进行。而从公式(4.1)中，可以看出原方法的连接是水平方向的连接，主要是由于手指静脉图像中的静脉走向固定，主体部分是水平方向的，有部分的分叉或交叉情况，如图4.8所示，为手指静脉图像示例。

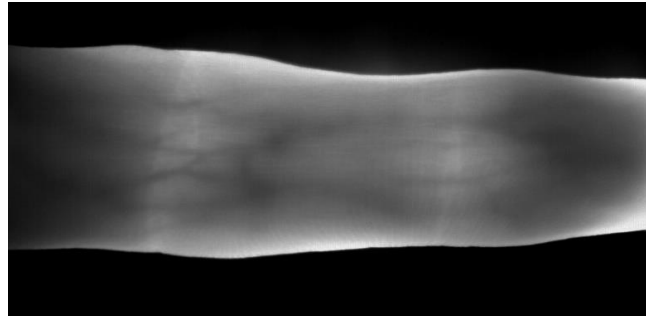


图 4.8 手指静脉图像示例

人脸上不同部位的皱纹有着不同的走向，例如抬头纹主体走向是水平方向的，眉间纹的主体走向则是垂直于水平方向的，而鱼尾纹和法令纹的主体走向是与水平线成 45° 或 135° 角度的方向。因此，该方法的连接方式不应只考虑水平方向，需同时考虑水平、垂直以及与水平方向成 45° 或 135° 角度方向的连接。而在各皱纹区域图像中皱纹走向不固定且可能不唯一，但不可能同时包括上述四个方向，因而对每个皱纹区域图像的连接需要根据其该区域皱纹的走向而确定。若每个皱纹区域图像进行无差别的四个方向的连接，会有过多分叉以及交叉的出现，但是皱纹仅有少数的分叉，基本没有交叉，将造成皱纹的过度检测。

因此，本文对皱纹中心线的连接同时考虑了四个方向的连接，并识别各皱纹区域的皱纹走向，根据其具体的皱纹走向选择相应的方向进行连接。

首先，对各皱纹区域内的皱纹走向进行确定。由于四个方向的横截面轮廓曲率计算所得的皱纹映射图像能在一定程度上反映其各方向上皱纹的走向。例如，当垂直方向横截面轮廓的局部最大曲率点较多且其值较大时，该图像上水平走向的皱纹较多。首先考虑使用四个方向的图像横截面轮廓局部最大曲率点的个数为判断依据，

但由于噪声点的干扰，发现该依据并不准确。最后根据计算各方向横截面轮廓的平均分数，选择相应的方向进行连接，平均分数同时考虑了局部最大曲率点个数以及属于皱纹的概率，能更准确地反映该区域皱纹主体走向。平均分数的计算如公式(4.2)所示。

$$AS_{d1} = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} S_{cr}(z'_i)}{N} \quad (4.2)$$

式中， N ——轮廓中局部曲率最大点的数量

$S_{cr}(z'_i)$ —— $d1$ 方向上轮廓中心位置的分数

再分别计算另外三个方向横截面轮廓的平均分数： AS_{d2} 、 AS_{d3} 以及 AS_{d4} 。四个方向上横截面轮廓的最大平均分数 $S1 = \max(AS_{d1}, AS_{d2}, AS_{d3}, AS_{d4})$ 。最终，相应皱纹区域的皱纹主要走向取决于 $S1$ 。当 $S1 = AS_{d2}$ 时，即垂直方向的横截面轮廓的平均分数最大，此时该区域皱纹主体走向为水平方向，因此进行水平方向的连接。因为其横截面轮廓强度变化最大的点（最大曲率点），是垂直于皱纹走向的。在 $S1$ 等于另外几个方向平均分数时，也是同样地在相应横截面方向的垂直方向进行连接。如公式(4.1)所示为水平方向的连接，而垂直方向以及两个对角线方向的连接如公式(4.3)、公式(4.4)以及公式(4.5)所示。

$$C_{di}(x, y) = \min \left\{ \max(V_{di}(x, y+1), V_{di}(x, y+2)) + \max(V_{di}(x, y-1), V_{di}(x, y-2)) \right\} \quad (4.3)$$

$$C_{di}(x, y) = \min \left\{ \max(V_{di}(x+1, y-1), V_{di}(x+2, y-2)) + \max(V_{di}(x-1, y+1), V_{di}(x-2, y+2)) \right\} \quad (4.4)$$

$$C_{di}(x, y) = \min \left\{ \max(V_{di}(x-1, y-1), V_{di}(x-2, y-2)) + \max(V_{di}(x+1, y+1), V_{di}(x+2, y+2)) \right\} \quad (4.5)$$

同时，也不应该仅仅考虑一个方向上的连接。人脸图像中有不同形态的皱纹，有走向较为单一的皱纹，例如，抬头纹和眉间纹。但同时也有多个方向混合的皱纹，例如，眼角纹和法令纹等。因此，不能只考虑单一方向的连接。首先，对上述四个方向的平均分数进行降序排列，选取靠前的两个值，即最大值和第二大值 $S1$ 和 $S2$ 。计算上述两个值的比值 K_A ，如公式(4.6)所示。

$$K_A = \frac{S1}{S2} \quad (4.6)$$

当 K_A 值较小时, 表明是 $S1$ 和 $S2$ 相差不大, 此时, 皱纹走向并不是单一的。需要对皱纹进行两个方向的连接。通过对大量眼周及嘴周图像的实验观察, 本文确定当 $K_A < 1.3$ 时, 进行两个方向的连接, 两个方向分别是四个方向中平均分数较大的两个方向, 表示为 $DM1$ 和 $DM2$ 。

当 $K_A \leq 1.3$ 时, 其四个方向的皱纹中心线检测结果 V_{d1} 、 V_{d2} 、 V_{d3} 及 V_{d4} 在两个方向 $DM1$ 和 $DM2$ 上的连接结果分别是 $CDM1_{di}$ 及 $CDM2_{di}$, 其中 i 表示根据四个方向上的图像横截面轮廓所得的皱纹中心线检测结果。最终, 连接结果 $G(x, y)$ 取上述结果最大值, 如公式(4.7)所示。

$$G(x, y) = \max_{i=1}^4 (CDM1_{di}, CDM2_{di}) \quad (4.7)$$

当 $K_A > 1.3$ 时, 连接方向仅为四个方向中最大平均分数对应的方向 DA , 其四个方向的皱纹中心线检测结果 V_{d1} 、 V_{d2} 、 V_{d3} 及 V_{d4} 在 DA 上的连接结果为 CDA_{di} 。最终连接结果 $G(x, y)$ 如公式(4.8)所示。

$$G(x, y) = \max_{i=1}^4 (CDA_{di}) \quad (4.8)$$

最后, 将其结果 $G(x, y)$ 通过阈值二值化标记在图像上。值小于阈值的像素标记为背景的一部分, 值大于或等于阈值的像素标记为皱纹区域的一部分。阈值选择的是结果图像 $G(x, y)$ 中像素值的中值。

如图 4.9、图 4.10、图 4.11 和图 4.12 所示, 分别为为眉间、眼周、嘴周和额头区域皱纹图像使用不同连接方式的检测结果。其中(a)所示为各区域皱纹图像原图, (b)所示为原连接方式的皱纹检测结果, (c)所示为改进后连接方式的检测结果。



(a)眉间区域皱纹原图

(b)原方法连接方式

(c)本文改进后连接方式

图 4.9 眉间皱纹使用不同连接方式的皱纹检测结果

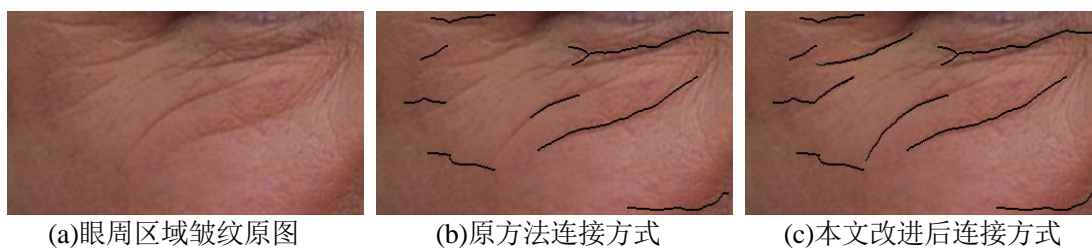


图 4.10 眼周皱纹使用不同连接方式的皱纹检测结果

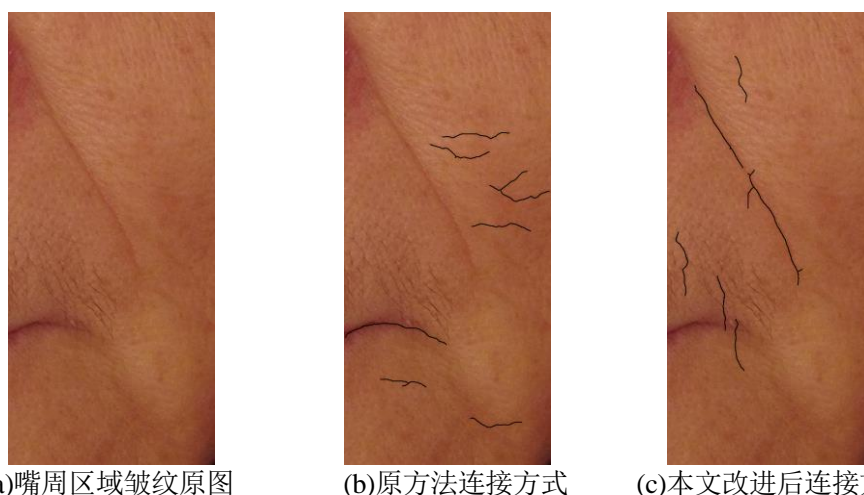


图 4.11 嘴周皱纹使用不同连接方式的皱纹检测结果

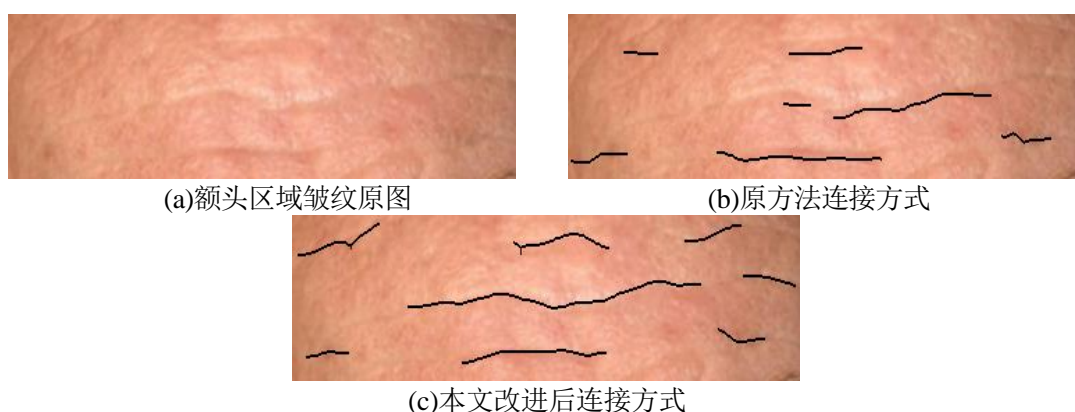


图 4.12 额头皱纹使用不同连接方式的皱纹检测结果

由图 4.9 和图 4.11 可以看出，在眉间区域和嘴周区域的皱纹检测结果远优于使用原连接方式进行检测的皱纹检测结果。由图 4.10 也可看出，对眼周区域皱纹的检测，改进后的方法也有了一定的提升。图 4.12 可看出，原连接方式在额头区域皱纹有一定优势，但本文使用特征图像进行皱纹检测其检测结果也有一定提升。因此，本文改进后的方法适用于人脸各皱纹区域中各种形态的皱纹。

对于二值图像的一些后续处理，源于上文对皱纹曲线对象的几何约束第一条和第二条。主要包括：闭运算、移除某些孤立或过小以及偏心率过低的连通分量。移除孤立或过小的连通分量，主要根据皱纹图像的大小而确定。设 l 和 w 分别为皱纹

图像的长和宽，单位为像素点个数。使 $m = \max(l, w)$ ，当连通分量的像素点个数小于 $m/20$ 时，移除该连通分量。并且，当连通分量偏心率小于 0.98 时，移除该连通分量。如图 4.13 所示，为皱纹检测过程结果图。图 4.13(a) 为额头区域皱纹原图，图 4.13(b) 为皱纹中心线检测结果，图 4.13(c) 为闭运算后结果，图 4.13(d) 为移除某些孤立或过小以及偏心率过低连通分量的结果，图 4.13(e) 将检测结果显示在原图上，为使检测结果清晰可见，将其进行了一定的膨胀。由图 4.13 可看出，在对改进后最大曲率检测结果进行后续处理后，检测结果有了一定提升。

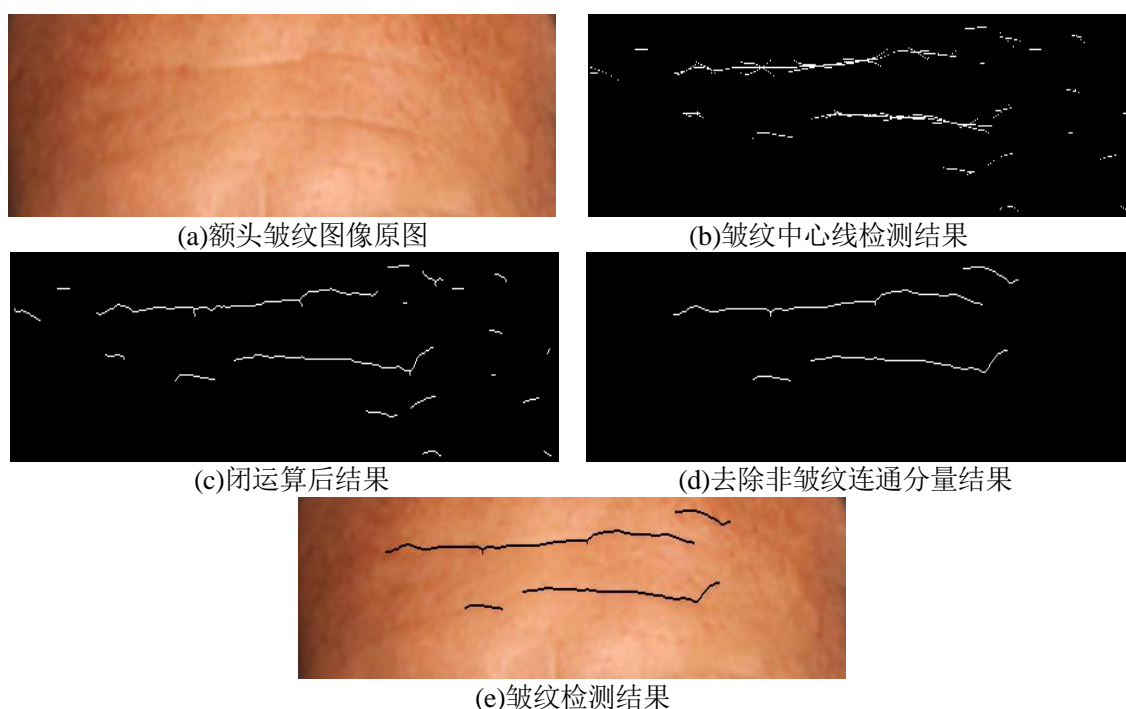


图 4.13 皱纹检测过程结果图

4.4 实验设计及结果

4.4.1 实验数据与设计

本文用于皱纹检测的实验数据来源包括两部分。使用魔镜皮肤检测仪在重庆医科大学附属大学城医院皮肤科、重庆邮电大学以及南山社区采集的部分志愿者的高分辨率人脸图像。由于采集的志愿者人脸上有皱纹的人数有限，又在网络上下载了部分局部皱纹区域图像，该类图像分辨率较低。由于人脸区域皱纹形态特征的差异都对检测结果有所影响，所以，将实验图像分为额头、眉间、眼周以及嘴周共四组

图像进行实验对比。上述实验图像按章节 3.1 进行皱纹区域的定位及切分后，各皱纹区域图像的数量如表 4.1 所示。

表 4.1 各皱纹区域图像数量

图像分辨率	额头	眉间	眼周	嘴周
高分辨率	24	30	38	45
低分辨率	27	0	23	0

本文对于最终皱纹检测结果的评价采用了目前使用较为广泛的评价指标，包括三个评价指标，即检测率、误检率以及漏检率。三种评价指标的计算是以人工主观标记的皱纹中心线为基准。人工主观标记是根据专家咨询建议和有关皮肤学书籍参考中皱纹的定义所进行的。如图 4.14 所示，为额头、眉间、眼下以及嘴周人工主观标记的皱纹图像。



图 4.14 人工主观标记的皱纹图像

最终的实验检测结果中，包括正确检测的、未检测到的以及错误检测的皱纹中心线。三个评价指标定义如下：

1. 检测率(r_{detect})，即为实验正确检测区域长度 l_{overlap} （与原始手绘皱纹图像重合部分）与原始手绘皱纹区域长度 l_{original} 的比值，其计算如公式(4.9)^[29]所示。

$$r_{\text{detect}} = \frac{l_{\text{overlap}}}{l_{\text{original}}} \quad (4.9)$$

2. 误检率(r_{false}), 即为错误检测区域长度 l_{false} (实验结果中为皱纹但在原始手绘图像中为背景的区域) 与原始手绘图非皱纹区域的比值, 其计算如公式(4.10)^[29]所示。

$$r_{\text{false}} = \frac{l_{\text{false}}}{v(S) - l_{\text{original}}} \quad (4.10)$$

式中, $v(S)$ ——图像整体区域面积

3. 漏检率(r_{miss}), 即为未检测到的皱纹区域长度 l_{miss} (实验结果中为背景但在原始手绘图像中为皱纹的区域) 与原始手绘皱纹区域长度 l_{original} 的比值, 其计算如公式(4.11)^[29]所示, 也可按公式(4.12)^[29]计算。

$$r_{\text{miss}} = \frac{l_{\text{miss}}}{l_{\text{original}}} \quad (4.11)$$

$$r_{\text{miss}} = 1 - r_{\text{detect}} \quad (4.12)$$

4.4.2 实验结果与分析

为直观地显示算法效果, 在额头、眉间、眼周以及嘴周四个皱纹区域图片中各选取一张图片进行实验, 并与 N. Batool^[23]、CC. Ng^[32]及 N. Miura^[42]的方法进行对比, 图 4.15、图 4.16、图 4.17 以及图 4.18 分别为四个人脸皱纹区域使用上述各方法进行皱纹检测的实验结果对比图。由于 CC. Ng 等人提出的皱纹检测方法仅适用于检测额头区域皱纹, 因此仅在额头区域皱纹检测结果中与其进行了对比, 后续的方法对比也是同样的情况。

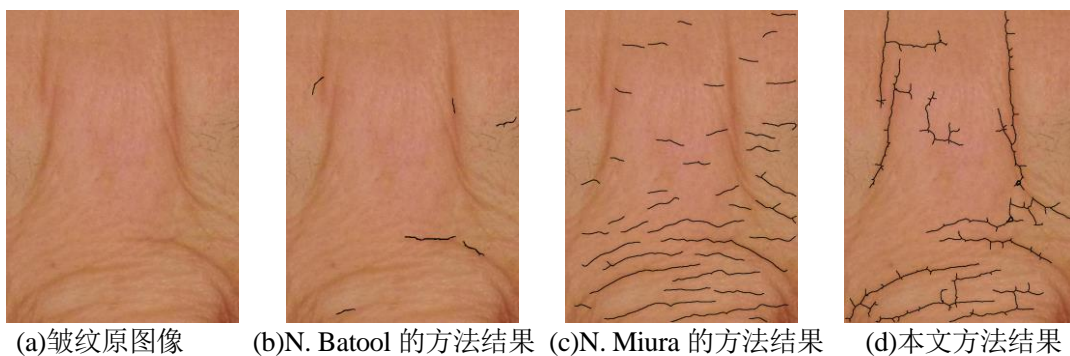
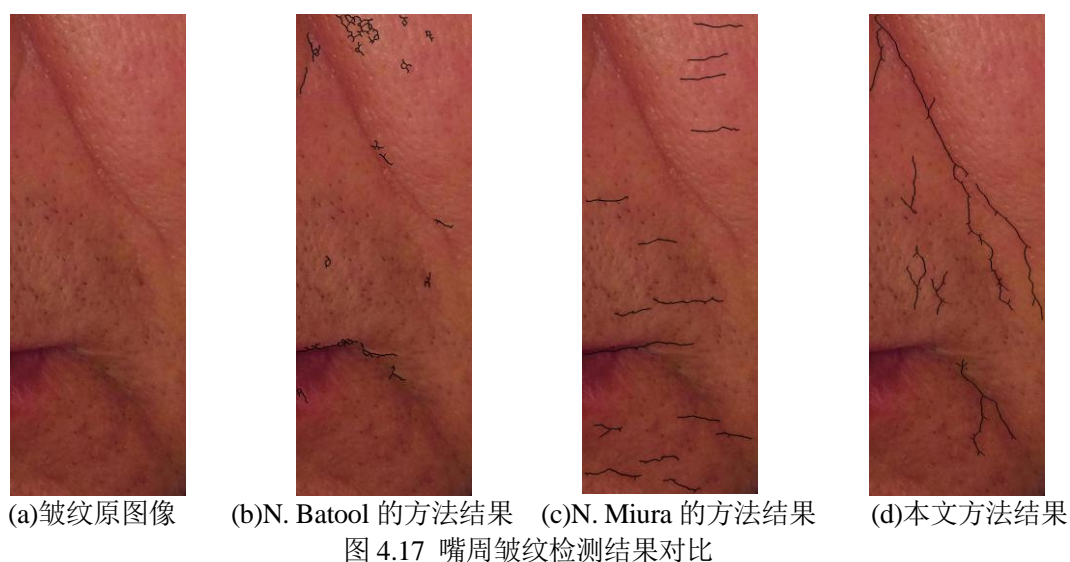
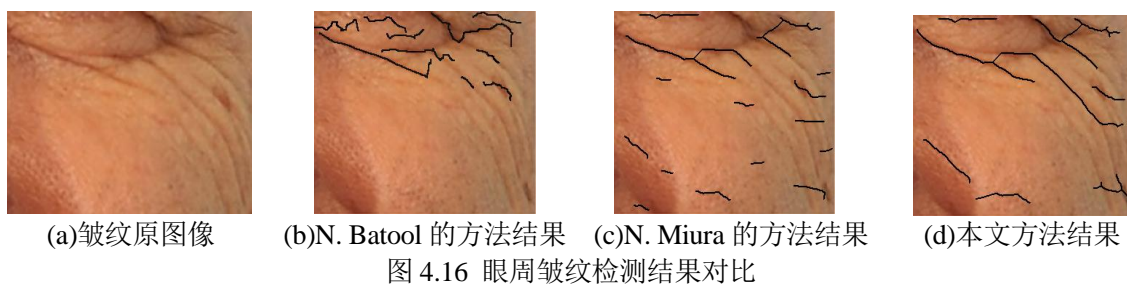


图 4.15 眉间皱纹检测结果对比



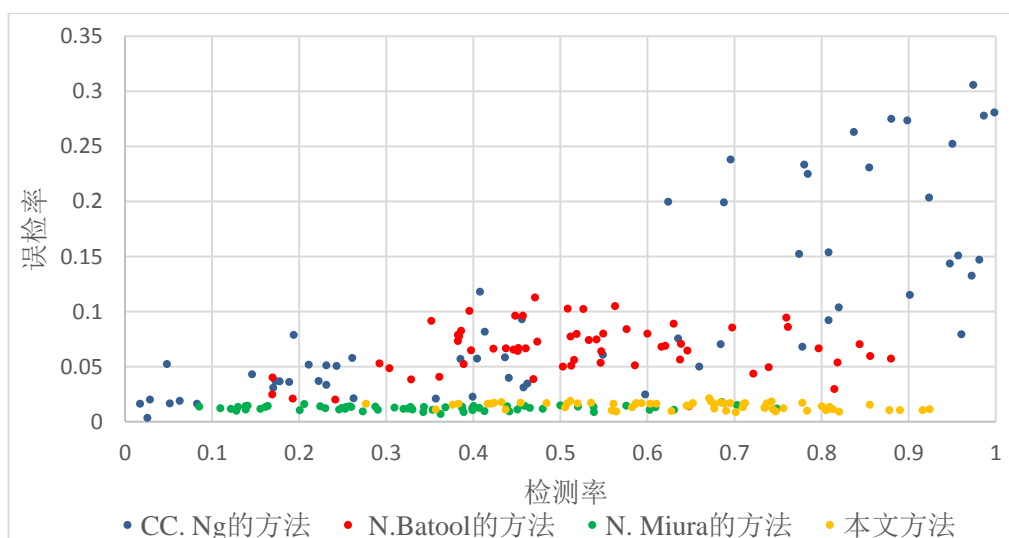
由上述四组皱纹检测结果对比图可以看出本文提出的方法能够在四个皱纹区域较好地完成皱纹的检测。如图 4.15 及图 4.17 所示, N. Batool 提出的方法由于眉间和嘴周皮肤粗糙, 皱纹特征提取不够导致其检测率低和误检率高。CC. Ng 所提方法对额头皱纹的提取效果也略低于本方法, 且仅适用于额头皱纹的检测, 应用范围

限制较大。N. Miura 的方法同样仅适用于水平走向皱纹的检测，也就是额头皱纹，对于另外三个皱纹区域的检测效果极差。

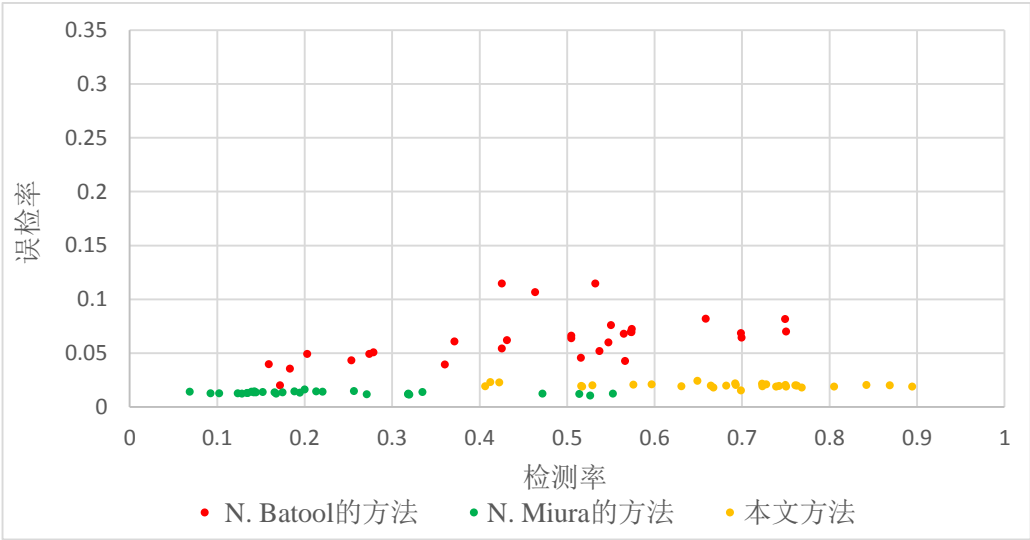
由于漏检率与检测率的关系相当密切，因而只选取了检测率和误检率进行检测结果的展示。为对比查看各区域皱纹图像检测结果分布，如图 4.19 所示，针对额头、眉间、眼周和嘴周四个皱纹区域的所有图像绘制其检测率及误检率。因此，坐标系内一个点代表一个图像，纵坐标为其误检率，横坐标为其检测率。根据图 4.15，可以直观地看出各方法在各皱纹区域的检测率和误检率的数值分布。

图 4.19(a)为额头皱纹的检测结果图，与上述三种方法检测结果进行对比。横坐标表示检测率，可以对比看到，上述三种方法的检测率都有分布在 0.1 到 0.4 之间，检测率较低。而本文方法检测率分布于 0.5 到 0.9 之间，并且误检率也极低，总得来说明显优于另外三种方法。尽管部分皱纹使用 CC. Ng 等人所提方法检测率高于本文方法，但相应的其误检率成倍增加。

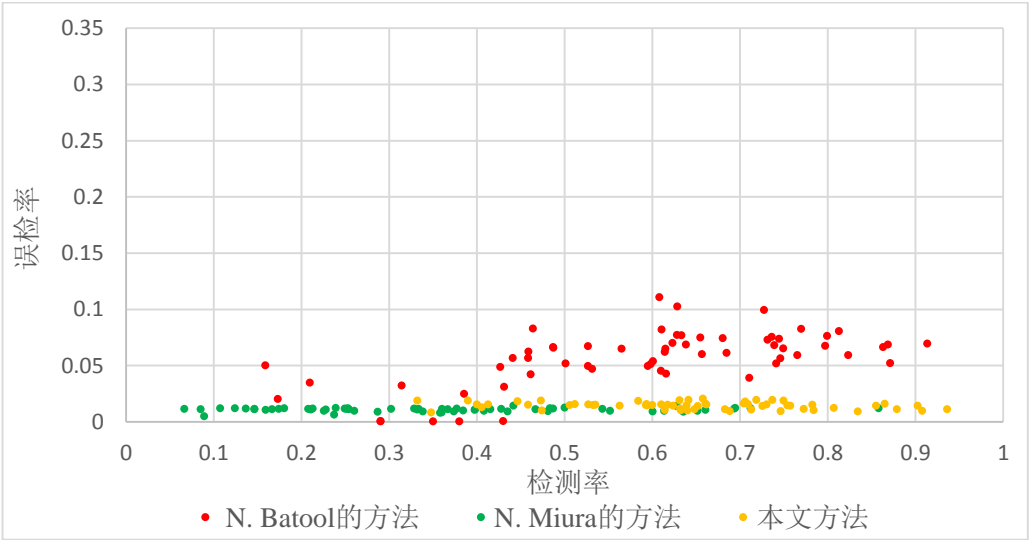
图 4.19(b)、图 4.19(c)及图 4.19(d)分别为眉间、眼周及嘴周皱纹的检测结果分布图。本文方法检测率主要分布于 0.5 到 0.95。N. Miura 等人提出方法检测率分布于 0.1 到 0.5，远低于本文方法，主要是由于上述三个区域内的皱纹走向多变，并不局限于水平走向的皱纹，检测结果较低，根本原因也是其连接方式的问题。而由 N. Batool 等人提出的方法从整体来看优于另外两个方法，但检测率分布于 0.2 到 0.9 之间并不稳定，且其误检率也相对较高。其主要原因，是上文提到的由于皮肤粗糙噪声较多，导致后续取的特征对后续的皱纹检测结果较差。



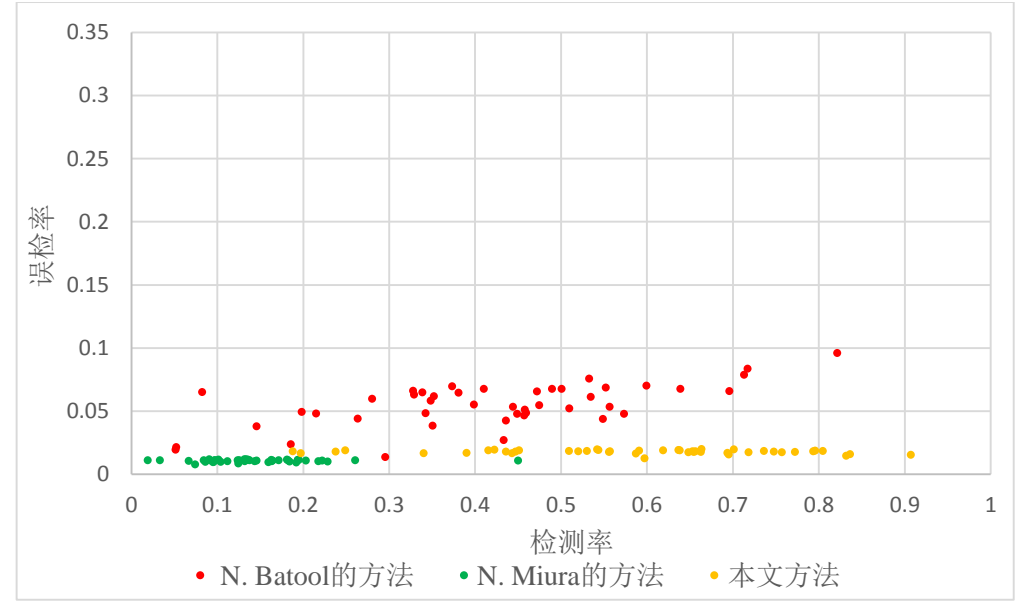
(a)额头区域皱纹检测结果分布



(b)眉间皱纹检测结果分布



(c)眼周皱纹检测结果分布



(d)嘴周皱纹检测结果分布

图 4.19 各皱纹区域检测结果图

为分析对比上述皱纹检测方法检测率和误检率的整体情况，计算各皱纹方法的检测率及误检率在各区域的平均值，如表 4.2 所示为算法平均检测率对比结果，表 4.3 为算法平均误检率对比结果。

表 4.2 算法检测率对比结果

	额头	眉间	眼周	嘴周	平均检测率
CC. Ng 的方法	0.5303	--	--	--	--
N. Batool 的方法	0.5225	0.4678	0.5893	0.4176	0.4993
N. Miura 的方法	0.4113	0.2303	0.3621	0.1461	0.2875
本文方法	0.6429	0.6737	0.6439	0.5861	0.6367

表 4.3 算法误检率对比结果

	额头	眉间	眼周	嘴周	平均误检率
CC. Ng 的方法	0.1049	--	--	--	--
N. Batool 的方法	0.0661	0.0628	0.0568	0.0549	0.0602
N. Miura 的方法	0.0124	0.0129	0.0107	0.0105	0.0116
本文方法	0.0143	0.01978	0.0144	0.0176	0.01652

由表 4.2 可知，四个皱纹区域的皱纹检测率，本文的方法都明显高于另外高于 CC. Ng、N. Batool 和 N. Miura 的方法。其中，较 CC. Ng 的方法平均检测率提高 0.1064，较 N. Batool 的方法检测率提高 0.1374，较 N. Miura 的方法提高 0.3494。尤其是相对于本文改进前的 N. Miura 的方法，该方法对于额头区域的检测率相对较高，因为该区域皱纹主体走向是水平的，而对于另外三个区域的皱纹检测率则极低。因此，本文在其上连接方式的改进是有效的。

由表 4.3 可知，CC. Ng 的方法误检率相对于另外几个方法较高。本文使用方法误检率低于 CC. Ng 及 N. Batool 的方法误检率。相对 CC. Ng 的方法误检率降低 0.08838，相对 N. Batool 的方法误检率降低 0.04368。检测率较 N. Miura 的方法多了 0.00492，但相对于提升了 0.03494 的检测率，本文方法的误检率也在可接受范围内。

4.5 本章小结

本章详细阐述了本文提出的使用图像横截面轮廓最大曲率方法进行皱纹检测。首先总的介绍了皱纹检测流程，然后介绍了皱纹特征提取效果判定以及图像横截面轮廓最大曲率方法中连接方法的改进。最后，为验证本文方法与现有算法相比的优越性，对比实验给出了皱纹检测的结果分析。

本文提出的方法主要优点如下：

1. 与目前皱纹检测方法相比，对皮肤粗糙噪声较多图像以及细小皱纹图像的皱纹检测率有较大提升，并且对人脸上个皱纹区域图像进行实验对比；
2. 与改进前的最大曲率方法对比，能够对面中各种形态的皱纹进行检测，不局限于单一形态皱纹的检测。

第5章 人脸皱纹定量评价模型

5.1 皱纹评价的方法及其存在的问题

目前,医学上对于皱纹的评价由于仪器设备等问题,多根据医生经验对皱纹进行临床评价,包括:描述性分级方法、照片分级方法及视觉模拟方法。且未进行统一评价标准的制定,国内外有相当多的皱纹评价分级标准。由于上述多种因素,导致最终的皱纹评价结果不够客观。

并且,临床评价方法仅对皱纹进行大致分级,大部分标准分为四级,也有三级或五级的评级标准。对于皱纹的治疗情况,治疗前后对比等方面,单纯的皱纹评级不能满足需求。因此,目前有较多的皮肤检测仪器的生产应用。该类设备操作简单、易于携带,对包括皱纹在内的多个皮肤指标进行检测,能够根据皱纹严重程度给出一个或多个数值。然而,该类设备将皱纹与皮肤纹理混淆,给出的数值更偏向与皮肤粗糙度,其皱纹指标的评价数据并不准确。

而皱纹的定量评价方法,至今也没有统一权威的皱纹定量评价方法。GO. Cula 等人^[33]提出了对单条皱纹的定量评价方法,涉及的评价指标为长度及深度,但是对人脸整体皱纹的评价并没有涉及到。H. Razalli 等人^[34]及 FE. Osman 等人^[35]提出了皱纹密度的概念,即检测出的皱纹像素点个数与图像总的像素点个数百分比,然后根据皱纹密度进行年龄分类。上述皱纹评级方法,使用指标较为单一,并不能全面准确地对皱纹的严重程度进行评价。

针对上述问题,本文提出了单条皱纹的定量评价方法,然后根据单条皱纹对人脸整体皱纹进行定量评价。

5.2 基于图像的皱纹定量评价

5.2.1 评价指标

根据对目前评级标准等文献的查阅,发现相关的皱纹评价标准比较关注的皱纹参数包括皱纹深度、宽度、长度、数量。因此,本文对于皱纹的定量评价选择上述四个评价指标,即皱纹长度、深度、宽度和数量。首先,针对单条皱纹的进行定

量评价,其中需要长度、深度和宽度三个指标。然后,对于人脸皱纹整体的定量评价则是使用单条皱纹评价的方法,对每条皱纹进行定量评价,最后完成整体皱纹的定量评价,其中,也需要皱纹数量。上述指标的测量均基于本文第三章方法的检测结果。下面,将对各指标的测量进行阐述。

1. 皱纹长度

首先,根据本文第4章提出方法进行皱纹检测,其检测结果为皱纹中心线,在其二值图像中进行膨胀腐蚀等操作后,一个连通分量为一条皱纹,计算每个连通分量的像素点个数,即为该条皱纹的长度。

2. 皱纹数量

皱纹数量是用于人脸整体皱纹的定量评价。首先对上文提到的各个皱纹区域图像进行皱纹检测后,统计各皱纹区域图像的皱纹数量,即其检测结果二值图像中连通分量的个数。最后,所有皱纹区域连通分量个数相加即为人脸皱纹数量。

3. 皱纹宽度

使用人脸皱纹图像对皱纹的深度及宽度进行测量较为困难,原因在于深度和宽度都是皱纹的三维参数,而图像仅有二维平面的展示。

本文所采用的皱纹宽度测量方法根据第4章中皱纹检测过程中计算的皱纹分数 S_{cr} 计算,而分数 S_{cr} 则由图像横截面轮廓的局部曲率最大值和该点处曲率为正的区域宽度相乘所得。局部曲率最大值点处曲率为正的区域宽度视为皱纹宽度。

4. 皱纹深度

在皱纹宽度检测的同时提到了皱纹深度的测量困难,两者原因相同。皱纹深度相较于皱纹宽度更为困难,其测量只能根据皱纹与其背景强度的差值或其变化程度的一个相对值。而上文提到的在检测中计算的分数 S_{cr} 中的图像横截面轮廓的局部曲率最大值能较好的反映皱纹深浅程度。但本文使用的方法在计算图像横截面轮廓时,根据不同的皱纹区域图像提取的皱纹特征效果的好坏,而选择不同的图像对其横截面轮廓曲率进行计算。导致最终不同的图像计算所得的曲率值差异较大。所以,本文使用的皱纹深度计算方式是四个方向横截面轮廓的最大曲率值。首先,计算皱纹灰度图像各方向横截轮廓的曲率,然后再取各方向曲率值的最大值作为皱纹深度测量结果。

5.2.2 定量评价模型

根据 GO. Cula 等人^[33]所提出的单条皱纹定量评价模型，即长度乘以深度。该评价模型忽略了皱纹的一个重要参数即宽度，因而在其基础上本文提出加上皱纹宽度后的单条皱纹定量评价模型。按 5.2.1 章节所述方法测量所得的每条皱纹的长度、深度、宽度以及数量分别表示为 L 、 D 、 W 和 N 。则每条皱纹的定量评价结果 WI ，本文称之为皱纹指数，计算如公式(5.1)所示。具体就是其长度乘以宽度再乘以深度，因而同时包含了上述三个维度。

$$WI = L \times D \times W \quad (5.1)$$

其中， L 以及 W 的单位为像素点个数， D 为该条皱纹的平均相对深度值，没有具体单位。

由公式(5.1)计算所得的皱纹指数仅能表示对单条皱纹的定量评价，并不能对区域性的或人脸整体的皱纹进行定量评价。针对人脸整体皱纹的定量评价也不能仅仅对多条皱纹的皱纹指数进行累加。因为皱纹指数计算所使用的参数长度、宽度等，会因为不同的人脸大小而不同。例如，两个人脸图像的皱纹评级相同，但一个人脸较大，一个人脸较小，相应地其皱纹长度值也一个大一个小。若计算每条皱纹指数并进行累加，极大可能导致其人脸整体的皱纹评级有所差异。

由于 H. Razalli 等人^[34]和 FE. Osman 等人^[35]提出的皱纹密度考虑了整体图像区域大小，能够较好地解决上述问题。本文提出将各区域所有皱纹的皱纹指数累加后除以该区域像素点总个数，也称之为皱纹密度 Wd 。与文献提出皱纹密度的概念不同，H. Razalli 等人^[32]和 FE. Osman 等人^[33]提出方法为皱纹面积除以整体图像面积，没有考虑到皱纹深度。但是，皱纹深度是评价皱纹的一个重要指标。因此，本文在其基础上添加了能够反映皱纹深度的一个参数指标。计算所有皱纹高发区域（额头、眉间、嘴周和眼周）的皱纹密度后，计算其六个区域（嘴周、眼周分别左右两个共四个）的平均皱纹密度值。具体过程入下：

设人脸各皱纹区域的皱纹密度表示为 $\{Wd_j; j=1,2,\dots,6\}$ 。假设各皱纹区域内共有 N_j 条皱纹，则该区域内皱纹表示为 $\{Wr_i; i=1,2,\dots,N_j\}$ 。相应地， Wr_i 的长度为 L_i ，平均深度为 D_i ，平均宽度为 W_i ，按公式(5.1)计算其皱纹指数结果为 WI_i 。则该皱纹区域的皱纹密度 Wd_j 计算方式如公式(5.2)所示。

$$Wd_j = \frac{\sum_{i=1}^{N_j} WI_i}{TN_j} \quad (5.2)$$

式中， TN_j ——各皱纹区域内总的像素点个数

计算人脸图像上所有皱纹区域的皱纹密度后，计算皱纹区域的平均皱纹密度值 \overline{Wd} ，如公式(5.3)所示。

$$\overline{Wd} = \frac{\sum_{j=1}^{RN} Wd_j}{RN} \quad (5.3)$$

式中， RN ——人脸图像中皱纹区域个数，本文取 6 个皱纹区域

最终根据平均皱纹密度值对皱纹严重程度进行评价。

5.3 实验设计及结果

5.3.1 实验数据与设计

本文已有的数据来源于上文提到的使用魔镜皮肤检测仪所采集的 104 位志愿者的人脸皮肤图像，其中女性 61 人，男性 43 人，年龄分布在 19-68 岁之间。由于采集环境及条件所限，所采集的大部分人脸图像上没有皱纹。因此对所有采集的人脸图像选取有皱纹的 30 位志愿者的人脸图像进行实验。

对选取的 30 张人脸图像进行人工分级。考虑到目前实验中准确度以及我们分级经验不多，对多种皱纹临床评价标准的了解学习后，选择较为简单的分级标准对 30 张人脸图像的皱纹进行临床分级。选择的分级标准将皱纹分为 3 级，分别为：轻度、中度、重度。由于条件所限，随机选择三人对皱纹进行分级。为保证其对皱纹分级的准确性及相对客观性，对其进行相应皱纹分级培训。包括皱纹的定义以及皱纹分级方法的学习。皱纹分级采用描述性分级方法及照片分级方法相结合的方式，能在一定程度上确保皱纹分级的相对客观。

首先，由三个人对 30 张人脸图像独立地进行皱纹分级。然后，对皱纹分级结果至少有两个人结果相同的人脸图像，根据结果确定其皱纹等级。最后，对剩余人脸图像，进行二次皱纹分级，二次皱纹分级为现场投票，说明分级理由，给出最终统一的分级结果。如图 5.1 所示，分别为三个等级皱纹的各代表人脸图像。由左往

右分别为轻度、中度以及重度的人脸皱纹等级示意图。图 5.1 中为保证志愿者隐私，在人脸图像眼部进行了遮挡。

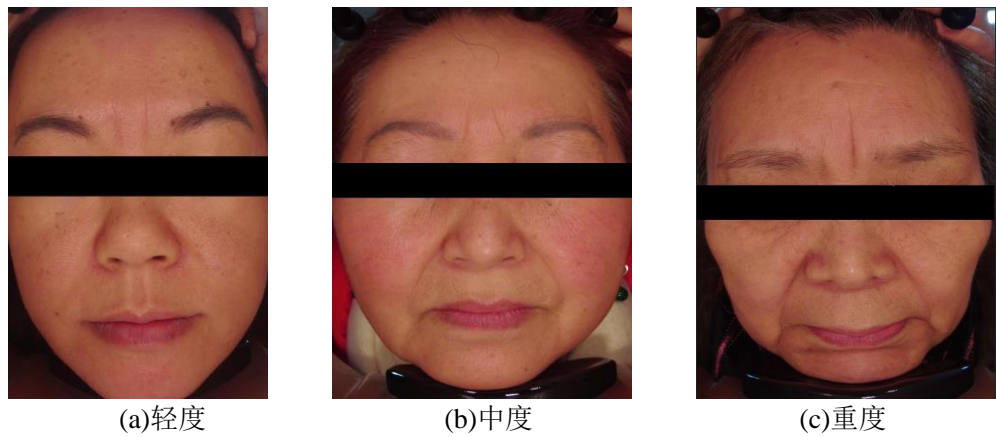


图 5.1 各皱纹等级皱纹示例图

然后，对人脸图像进行皱纹检测，其检测方法如本文第 4 章节所述。根据检测的皱纹结果，对各个皱纹区域内的皱纹参数进行计算，按公式(5.2)计算各皱纹区域图像的皱纹密度值，最后按公式(5.3)计算出人脸整体的平均皱纹密度值，即为最终评价皱纹的结果值。

最后，计算出选择的 30 张人脸图像的皱纹密度值，并与人工评级结果进行对比，查看两者关系，验证本文提出的皱纹定量评价模型的有效性。

5.3.2 实验结果与分析

本文以图 5.1(c)的眉间皱纹区域检测结果为例，对其定量评价方法的实验示例。首先，对其进行皱纹检测，具体检测方法为本文第四章，检测结果如图 5.2 所示。图 5.2(a)为眉间皱纹原图，图 5.2(b)为图 5.2(a)使用本文改进的最大曲率方法的皱纹检测结果。

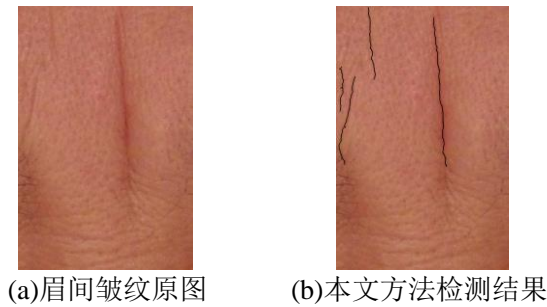


图 5.2 眉间皱纹原图及其检测结果

然后，对其所检测到的皱纹进行参数测量。检测该区域皱纹条数为 4，并分别对四条皱纹进行测量，包括其长度、平均宽度及深度。如表 5.1 所示，为该图像检测结果中对四条皱纹进行参数测量的表。

表 5.1 眉间区域皱纹参数测量结果

皱纹	长度	平均宽度	平均深度	皱纹指数
皱纹 1	261	6.5615	0.0454	77.7849
皱纹 2	140	7.1119	0.0329	32.7198
皱纹 3	210	8.5981	0.0353	63.6812
皱纹 4	434	7.2272	0.0620	194.5599

其中，长度及平均宽度的单位为图像的像素点个数，而平均深度由图像灰度值计算所得的曲率值，是一个表示相对深度的值，因而没有具体单位。测量每条皱纹的参数后，根据上述公式(5.1)计算各皱纹指数 WI 。然后，根据公式(5.2)计算该区域内的皱纹密度为 0.00097172。

根据上述方法再分别计算额头、左右眼周及左右嘴周的皱纹密度，分别为：0.000015935、0.0005214、0.00050364、0.0011、0.00109448。根据其皱纹密度可看出，最为严重的皱纹区域为嘴周，其次是眉间，然后是眼周、额头。最后，根据公式(5.3)计算出其人脸图像的平均皱纹密度为 0.0007012。

按照上述方法，对选择的 30 张人脸图像，计算每张人脸图像的皱纹密度，最终结果如图 5.3 所示。

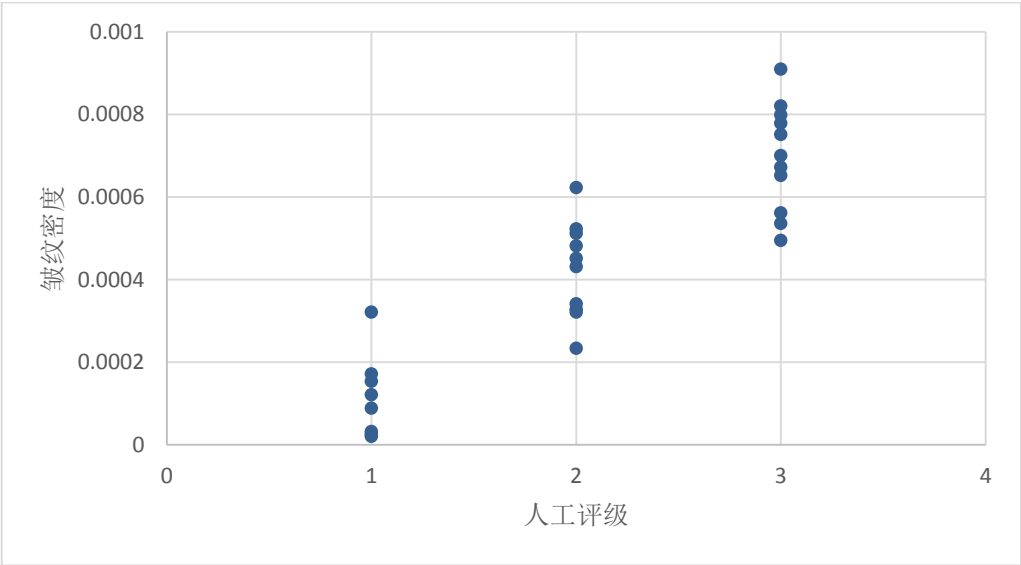


图 5.3 皱纹定量评价结果

如图 5.3 所示,能够基本反映使用本文提出的皱纹定量方法计算的皱纹密度值与人工评级的基本关系。横坐标为人工评级结果,纵坐标为相应评级下人脸图像的皱纹密度值。其中有部分的孤立点,与人工评级差别较大,主要原因是由于上一步的检测结果的问题。但是总体上,与人工评级有较大的正向相关性。

5.4 本章小结

本章首先对目前已有的评价方法进行了简要阐述,包括医学和美容上常用的评价方法。并对现有的评价方法的缺陷不足进行了解释说明。并根据现有定量评价方法的不足,结合现有评价模型,最终提出了一种人脸整体的皱纹定量评价模型。并在 30 张人脸图像中进行实验,与人工评级对比,证明了本文定量评价方法的可行性。

第6章 总结与展望

6.1 本文工作总结

随着人类社会逐步迈向老龄化，衰老和抗衰老成为当今世界研究的热点。而人脸皱纹作为衰老的重要标志，抗衰老的关注重点，对其的检测及定量评价有极大的研究意义。本文首先调研了国内外研究现状，发现了现有对人脸图像的皱纹检测及其定量评价方法的不足。针对人脸皮肤粗糙导致噪声较多、细小皱纹难以检测以及定量评价方法有效性研究不足等研究难点，进行了深入研究。本文的主要工作体现在下述几个方面：

1. 图像特征提取。研究用于图像特征提取方法，结合 Gabor 滤波器组和 Frangi 滤波器的滤波结果，能够对不同粗细程度的皱纹进行的特征提取。

2. 人脸皱纹检测。提出了一种改进的图像轮廓最大曲率点的人脸皱纹检测方法。对特征图像二值化后计算其连通分量偏心率大于等于 0.98 的数量占比，根据其计算结果选择相应的图像，使用其横截面轮廓最大曲率点进行皱纹检测，并为适应皱纹复杂的几何形态，改进该算法中的连接步骤。经实验验证，本文方法与现有皱纹检测方法相比，较大地提高了皱纹检测率，尤其是粗糙皮肤图像中的皱纹检测。

3. 人脸皱纹的定量评价。查阅目前医学上皱纹评级标准等文献，并结合基于图像的皱纹定量评价模型指标，最终确定皱纹定量评价指标：长度、深度、宽度和数量。并根据上述确定的皱纹指标，首先确定单条皱纹定量评价，最终确定人脸整体的皱纹评价模型。对提出皱纹评价模型的有效性进行了验证，即将本文定量评价结果与临床评分对比发现两者存在较大的正向相关性。

6.2 后续研究工作

本文对人脸图像的皱纹检测及其定量评价方法进行了较为深入的研究。相对现有相关方法的检测评价，有一定的改进提升。在目前的研究基础上，未来还有以下几个方向的工作可以进一步研究拓展：

1. 本文在对人脸图像进行皱纹检测以及后续的定量评价时，都是基于人脸图像所切分的六个皱纹高发区域图像，包括后续的皱纹定量评价。这种情况下，对人脸

图像皱纹检测及评价不够直观便捷。因而，可以考虑直接在人脸图像上进行皱纹检测，不需要皱纹区域的切分。可将人脸区域分为五官区域及非五官区域，而皱纹的检测在人脸图像的非五官区域进行。

2. 对人脸图像上的皱纹进行定量评价时，由于本文使用的是单张正面人脸图像进行检测评价，人脸正面图像会忽略脸颊和眼尾部分的皱纹，因此后续可结合正面人脸图像及其左右侧人脸图像进行检测评价。同时，考虑是否引入表示粗糙度的指标到定量评价模型中。粗糙度仅为皱纹附近皮肤的粗糙度，并不是指全脸粗糙度。从目前观察的皱纹图像看出，部分粗大皱纹会引起其周围皮肤纹理的加深，因而后续研究考虑粗糙度的引入。另外，不同严重程度皱纹的图像数据较少，在实验数据的采集上还需花费时间精力。

3. 应进一步对皱纹检测结果进行提升改进。致力于前期图像特征提取及去噪算法的研究。皮肤粗糙的人脸图像的皱纹检测结果可以有进一步提高。因为皮肤粗糙的人脸图像上除了有皱纹外，还有粗大毛孔、毛发和色斑等等噪声，有碍于皱纹特征的提取。相应的特征提取方法在能够提取皱纹特征的同时，还能抑制一些明显的非皱纹区域。

参考文献

- [1] 曾尔亢, 王红, 曹俊娜, 等. 关于衰老与抗衰老的现代研究[J]. 中国社会医学杂志, 2000, 17(3): 97-101.
- [2] Fu Yun, Guo Guodong, Huang T S. Age synthesis and estimation via faces: a survey[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(11): 1955-1976.
- [3] Luu K, Bui T D, Suen C Y, et al. Combined local and holistic facial features for age-determination[C]// 2010 11th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision. Singapore: IEEE Press, 2010: 900-904.
- [4] Suo Jinli, Min Feng, Zhu Songchun, et al. A multi-resolution dynamic model for face aging simulation[C]// 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis: IEEE Press, 2007: 1-8.
- [5] Jeong S G, Tarabalka Y, Zerubia J. Marked point process model for facial wrinkle detection[C]// 2014 IEEE International Conference on Image Processing. Paris: IEEE Press, 2014: 1391-1394.
- [6] Ramanathan N, Chellappa R. Modeling shape and textural variations in aging faces[C]// 2008 8th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Amsterdam: IEEE Press, 2008: 1-8.
- [7] 苏均平, 殷学平. 实用医药科技成果转化学[M]. 上海: 上海第二军医大学出版社, 2004: 1-377.
- [8] Liu Zicheng, Shan Ying, Zhang Zhengyou. Expressive expression mapping with ratio images[C]// Proceedings of the 28th annual conference on Computer graphics and interactive techniques. Los Angeles: ACM Press, 2001: 271-276.
- [9] Tian Y L, Kanade T, Cohn J F. Recognizing action units for facial expression analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(2): 97-115.
- [10] Yin Lijun, Royt S, Yourst M T, et al. Recognizing facial expressions using active textures with wrinkles[C]// 2003 International Conference on Multimedia and Expo. ICME '03. Proceedings. Baltimore: IEEE Press, 2003: 177-180.

- [11] Zhang Yongmian, Ji Qiang. Facial expression understanding in image sequences using dynamic and active visual information fusion[C]// Proceedings Ninth IEEE International Conference on Computer Vision. Nice: IEEE Press, 2003: 1297-1304.
- [12] Xie Weicheng, Shen Linlin, Jiang Jianmin. A novel transient wrinkle detection algorithm and its application for expression synthesis[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2017, 19(2): 279-292.
- [13] Hess U, Adams R B, Simard A, et al. Smiling and sad wrinkles: age-related changes in the face and the perception of emotions and intentions[J]. Journal of Experimental Social Psychology, 2012, 48(6): 1377-1380.
- [14] Okada H C, Alleyne B, Varghai K, et al. Facial changes caused by smoking: a comparison between smoking and nonsmoking identical twins[J]. Plastic and Reconstructive Surgery, 2013, 132(5): 1085-1097.
- [15] Robert C, Bonnet M, Marques S, et al. Low to moderate doses of infrared a irradiation impair extracellular matrix homeostasis of the skin and contribute to skin photodamage[J]. Skin Pharmacology and Physiology, 2015, 28(4): 196-204.
- [16] 张洁尘. 中国女性面部皱纹分级方法的建立及应用研究[D]. 北京: 中国协和医科大学, 2010.
- [17] 林绵. 面部皮肤评测系统的设计与实现[D]. 广州: 华南理工大学, 2016.
- [18] 郭德军, 宋蛰存. 皮肤表面检测技术的研究现状与展望[J]. 黑龙江医学, 2005, 18(1): 51-52.
- [19] 蒋大林, 曹虹, 李琳, 等. 皮肤表面测量技术的研究[J]. 北京生物医学工程, 2007, 26(1): 107-110.
- [20] 宋佳丽. 皮肤纹理图像特征的提取与分析[D]. 沈阳: 东北大学, 2009.
- [21] Mawale A, Chaugule A. Facial wrinkles detection techniques and its application[J]. International Journal of Computer Applications, 2016, 134(2): 5-8.
- [22] Batool N, Chellappa R. Modeling of facial wrinkles for applications in computer vision[J]. Advances in Face Detection and Facial Image Analysis, 2016, 1(1): 299-332.
- [23] Batool N, Chellappa R. Fast detection of facial wrinkles based on gabor features using image morphology and geometric constraints[J]. Pattern Recognition, 2015, 48(3): 642-658.

- [24] Ng C C, Yap M H, Costen N, et al. Automatic wrinkle detection using hybrid hessian filter[C]// Asian Conference on Computer Vision. Florence: Springer Press, 2014: 609-622.
- [25] Chen Cuixian, Yang Wankou, Wang Yishi, et al. Facial feature fusion and model selection for age estimation[C]// IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition and Workshops. Santa Barbara: IEEE Press, 2011: 200-205.
- [26] Batool N, Chellappa R. Detection and inpainting of facial wrinkles using texture orientation fields and markov random field modeling[J]. IEEE Transactions on Image Processing. 2014, 23(9): 3773-3788.
- [27] Chin C L, Chen H F, Lin B J, et al. Facial wrinkle detection with texture feature[C]// 2017 IEEE 8th International Conference on Awareness Science and Technology. Taiwan: IEEE Press, 2017: 343-347.
- [28] Batool N, Chellappa R. A markov point process model for wrinkles in human faces[C]// 2012 19th IEEE International Conference on Image Processing. Orlando: IEEE Press, 2012: 1809-1812.
- [29] Batool N, Chellappa R. Modeling and detection of wrinkles in aging human faces using marked point processes[C]// European Conference on Computer Vision. Florence: Springer Press, 2012: 178-188.
- [30] Jeong S G, Tarabalka Y, Zerubia J. Marked point process model for facial wrinkle detection[C]// 2014 IEEE International Conference on Image Processing. Paris: IEEE Press, 2014: 1391-1394.
- [31] Jeong S G, Tarabalka Y, Zerubia J. Marked point process model for curvilinear structures extraction[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2015, 8932(1): 436-449.
- [32] Ng C C, Yap M H, Costen N, et al. Wrinkle detection using hessian line tracking[J]. IEEE Access, 2015, 3(2): 1079-1088.
- [33] Cula G O, Bargo P R, Nkengne A, et al. Assessing facial wrinkles: automatic detection and quantification[J]. Skin Research and Technology, 2012, 19(1): 243-251.
- [34] Razalli H, Rahmat R W O K, Khalid F, et al. Age range estimation based on facial wrinkle analysis using hessian based filter[J]. Advanced Computer and Communication Engineering Technology, 2016, 362(1): 759-769.
- [35] Osman F E, Elbashir R M I, Abbass I E, et al. Automated assessment of facial wrinkling: a case study on the effect of smoking[C]// 2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Banff: IEEE Press, 2017: 1081-1086.

- [36] 赵辨. 中国临床皮肤病学[M]. 苏州: 江苏科学技术出版社, 2010: 1-342.
- [37] 何黎. 美容皮肤科学[M]. 北京: 人民卫生出版社, 2011: 1-150.
- [38] 张家林. 基于立体视觉的皮肤表面检测技术的研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2002.
- [39] 魏少敏, 张渭岐, 胡庆沈等. 皮肤纹理和皱纹深度的图象分析测定研究[J]. 日用化学工业, 2000, 30(2): 46-49.
- [40] Frangi R F, Niessen W J, Vincken K L, et al. Multiscale vessel enhancement filtering[C]// International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Florence: Springer Press, 2000: 130-137.
- [41] Vlachos M, Dermatas E. Multi-scale retinal vessel segmentation using line tracking[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics the Official Journal of the Computerized Medical Imaging Society, 2010, 34(3): 213-227.
- [42] Miura N, Nagasaka A, Miyatake T. Extraction of finger-vein patterns using maximum curvature points in image profiles[J]. Ieice Transactions on Information and Systems, 2007, 90(8): 1185-1194.
- [43] Syarif, Ahmad M, Song T, et al. Enhanced maximum curvature descriptors for finger vein verification[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(5): 6859-6887.
- [44] Tagkalakis F, Fotopoulos V. A low cost finger vein authentication system, using maximum curvature points[C]// 2015 International Conference on Applied Electronics. Pilsen: IEEE Press, 2015: 249-252.
- [45] Lemperle G, Holmes R E, Cohen S R, et al. A classification of facial wrinkles[J]. Plastic and Reconstructive Surgery, 2015, 108(6): 1752-1770.
- [46] Kazemi V, Sullivan J. One millisecond face alignment with an ensemble of regression trees[C]// 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus: IEEE Press, 2014: 1867-1874.
- [47] Bibiloni P, González-Hidalgo M, Massanet S. A survey on curvilinear object segmentation in multiple applications[J]. Pattern Recognition, 2016, 60(3): 949-970.

致谢

第一次踏入重庆邮电大学时候，也是像现在这样一个春暖花开的时节。而时光总是在不经意间流逝，三年的研究生生活已经步入尾声，研究生的三年，是我作为学生的时期里最为不同的一段日子，相信在此期间所收获到的东西会使我受益良多。

从开始选择读研，到后来的读研期间，总在问自己：你为什么读研，你读研又学了些什么。为什么读研，想学一些不一样的东西，尽管一开始不知道那些东西是什么。而在我即将结束研究生生活之际，已经收获了那些最初不知道不一样的东西。在研究生期间，收获最多的是思考或解决问题时，一种有逻辑、严谨的思维方式。这主要得益于我的导师在研究会上的指导。尽管还不能熟练地运用，但是在平时生活学习中有意识地锻炼并提升这方面的能力。

三年里，影响我最深且最应该感谢的是我的导师钱鹰。钱老师不仅是在专业知识、研究工作上的指导帮助，还有导师渊博的知识、严谨的学术态度以及敏锐的观察力，深深地影响着我。使我在思考问题时不再局限于某一个点上，而是全局地思考解决问题。

感谢实验室的老师和同学们，感谢你们的支持与鼓励。感谢科研团队老师们在研究会上的指导，在生活上的心，帮助我更为深入地认识研究方向与内容，让我在学术的道路上走得更远。也要感谢实验室可爱的同学们，感谢师兄师姐用过来人的经验给我提供的建议帮助。感谢同学们的陪伴，我们一起欢笑，一同进步，感谢一路上有你们的陪伴。

感谢我的父母和家人，感谢你们给予我的支持和肯定，让我能够经历不一样的风景。也感谢他们这些年的关心挂念，让我开心快乐的时候可以与你们分享，难过失望时也与你们倾诉，让我不断成长。

最后感谢在百忙之中评阅论文和参与答辩的各位专家评委老师！

攻读硕士学位期间从事的科研工作及取得的成果

发表及完成论文：

- [1] **Die Zhou**, Shuo Zhao. Detection of facial wrinkle based on improved maximum curvature points in image profiles[C]// 3rd International Conference on Mechatronics Engineering and Information Technology. DaLian: ATLANTIS Press, 2019: 843-848.
(已发表)

获奖：

- [1] 中国大学生软件测试大赛移动应用测试，全国二等奖，2017.

