



国内图书分类号：TP391.4

国际图书分类号：0049

学校代码：10213

密级：公开

## 工学硕士学位论文

# 高分辨率指纹汗孔提取模型的研究

硕 士 研 究 生：李艳霞

导 师：卢光明教授

申 请 学 位：工学硕士

学 科：计算机科学与技术

所 在 单 位：深圳研究生院

答 辩 日 期：2015 年 12 月

授予学位单位：哈尔滨工业大学

Classified Index: TP394

U.D.C: 004.9

Dissertation for the Master Degree in Engineering

# THE RESEARCH ON HIGH RESOLUTION FINGERPRINT PORE EXTRACTION MODEL

Candidate:	Yanxia Li
Supervisor:	Prof. Guangming Lu
Academic Degree Applied for:	Master Degree in Engineering
Speciality:	Computer Science & Technology
Affiliation :	Shenzhen Graduate School
Date of Defence	December, 2011
DegreeConferring-Institution :	Harbin Institute of Technology

## 摘 要

随着社会的快速发展，安全、隐私和身份欺诈等问题引起了人们的极大关注，自动指纹识别系统（AFRS）应运而生，并广泛应用于各个领域，比如司法取证、考勤系统等。该应用的普及也逐渐暴露了传统指纹识别技术的弱点：现有技术防伪能力较低，廉价的指纹套对用户信息、财产安全带来了极大的威胁；系统精度不能满足高端应用领域的需求等。为解决现有问题，急需在已有技术中引入新的特征来加强系统的安全性。统计分析表明，指纹汗孔特征能够提供足够数量和高质的信息从而进行更为精确和鲁棒的指纹识别。同时，随着指纹传感器技术的不断改进，高分辨率指纹图像逐渐步入了人们的视野，为指纹汗孔特征的提取提供了可能。

指纹汗孔提取是指纹识别系统中关键的一步，如何设计精确的特征提取算法成为现有指纹研究领域的重点和热点。现有的汗孔提取方法大都是单一尺度、等方向的非自适应性汗孔提取模型，它们的提取精度因为不能检测不同类型汗孔而难以让人满意。本课题针对高分辨率指纹汗孔特征的提取进行了深入的研究，主要工作如下：

在指纹采集的过程中，不可避免地会引入各种各样的噪声，因此指纹图像预处理的环节必不可少。首先对预处理中的分割、归一化、增强、二值化等各步骤进行原理分析并实现其相应功能，然后针对不同细节作出改进从而有效改善指纹图像的质量。

在进行汗孔提取时，首先对基于 DoG 模型的汗孔提取算法进行优化，对比分析基于滤波器构造的汗孔模型，并使用适当策略加以融合从而使提取精确度提高。在降低提取错误率方面，选取汗孔的大小、对比度、滤波响应值、灰度与距离作为候选汗孔特征，构造一个汗孔选择模型除去更多的伪汗孔。

提出了一种基于形态学处理的汗孔提取方法。使用多尺度形态学变换构造切换算子从而得到一个二值化的脊线图，为汗孔位置提供了重要信息。在此基础上，利用连通区域面积和基于特征建模提取出闭开汗孔；对指纹图二值处理并细化，根据分叉点情况提取出开汗孔并去伪，从而提取出汗孔集。

对提出的汗孔提取方法在分辨率为 1200dpi 的指纹库上进行了实验。实验结果表明本文提出的汗孔提取方法相比于已有算法性能有所提高，能够更精确地提取出指纹汗孔特征。

**关键词：**指纹识别；高分辨率；汗孔；DoG 模型；多尺度形态学

## Abstract

With the rapid development of society, there is an increasing concern about security, privacy and identity fraud. Consequently, automatic fingerprint recognition systems (AFRS) comes into being, and are widely used in various fields, such as forensics, fingerprint attendance system, and so on. The popularity of the application also gradually exposed the weakness of the traditional AFRS: the existing anti-counterfeiting technology capability is low, so the cheap set of fingerprint has brought great threat to user's information and property safety; the precision of the system can not meet the needs of high applications. In order to solve the problems, we need to introduce new features into the existing technology to enhance the security of the system. Statistical analysis has shown that fingerprint pores play important roles in providing quantitative as well as qualitative data supporting more accurate and robust fingerprint recognition. At the same time with the continuous improvement of the technology of fingerprint sensors, high-resolution fingerprint gradually came into people's vision providing the possibility of the pore features extraction.

The extraction of fingerprint pores is a critical step, and how to design an accurate algorithm of features extraction is becoming the emphasis and hot spot in the investigative field of fingerprint. Most of the existing pore extraction methods detect pores by using a static isotropic pore model. However, their detection accuracy is not satisfactory due to the limited approximation capability of static isotropic models to various types of pores. An in-depth study was carried out in this thesis aiming at extracting high-resolution fingerprint pore features. The main contribution of this thesis includes:

A various kinds of noises are inevitably introduced when collecting fingerprint pictures, so it is necessary to carry out the fingerprint preprocessing. In this study, we analyzed various preprocessing functions including segmentation, normalization, enhancement and binarization, then make corresponding improvements according to different details which can effectively improve the quality of the fingerprint image.

In the process of pores extraction, we firstly proposed a method which is optimizing the extraction algorithm based on DoG model, then compared with the pore models based filters and used them with a appropriate strategy to improve the accurate of extraction. In order to reduce the error, we select the size, contrast, filtering responses, gray value and distance as the coordinate pores' features to construct a pores select model to remove more pseudo pores.

Then, this study proposed a method to extract pores based on mathematical morphology processing. We use the multiple morphological transformation to get

binary ridge map, this module also provides significant information about pore locations. After this procedure, we extract the close pores based on the model using the area of connected components and the features of pores; For the open pores, we binarize and thin the image to extract and remove the pseudo pores by the situation of the bifurcation points. Thereby, we got the collection of the pores.

Finally, experiments based on the methods proposed in this paper on a high resolution (1200dpi) fingerprint database were performed. The experimental results indicate that the methods outperform well-known state-of-the-art methods and can extract pores more accurately.

Keyword: fingerprint recognition, high-resolution, pores, DoG model, multiscale morphological

# 目 录

摘 要.....	I.
ABSTRACT.....	II
第 1 章 绪 论.....	1
1.1 生物特征识别概述.....	1
1.2 指纹识别技术的发展.....	2
1.3 高分辨率指纹识别的研究.....	4
1.3.1 指纹汗孔提取的研究意义.....	4
1.3.2 指纹识别技术的研究现状.....	6
1.3.3 指纹识别问题的挑战.....	8
1.4 本文主要工作.....	8.
1.5 本文结构安排.....	9.
第 2 章 指纹图像预处理.....	10
2.1 引言.....	10
2.2 指纹图像分割.....	10
2.3 指纹图像归一化.....	12
2.4 指纹图像的方向图获取.....	13
2.5 指纹图像增强.....	15
2.5.1 Gabor 指纹增强.....	15
2.5.2 频率值计算.....	16
2.6 指纹图像的二值化.....	17
2.7 本章小结.....	19
第 3 章 基于 DoG 模型的汗孔提取算法及优化.....	20
3.1 引言.....	20
3.2 汗孔的基本特征.....	20
3.3 基于 DoG 模型的汗孔提取.....	22
3.4 汗孔提取算法的优化.....	24
3.4.1 汗孔模型融合策略.....	25
3.4.2 汗孔选择模型.....	26
3.5 实验结果与分析.....	29
3.5.1 实验数据库.....	29

3.5.2 汗孔提取精度测试 .....	29
3.5.3 汗孔匹配测试 .....	32
3.6 本章小结 .....	34
第 4 章 基于形态学滤波的汗孔提取 .....	35
4.1 引言 .....	35
4.2 灰度形态学 .....	35
4.2.1 灰度形态学的基本概念 .....	36
4.2.2 多尺度灰度形态学 .....	37
4.3 指纹汗孔特征提取 .....	39
4.3.1 构造形态学切换算子 .....	39
4.3.2 闭汗孔提取 .....	40
4.3.3 开汗孔提取 .....	41
4.4 实验结果与分析 .....	44
4.4.1 汗孔提取精度测试 .....	44
4.4.2 汗孔匹配测试 .....	47
4.5 本章小结 .....	49
结 论 .....	50
参考文献 .....	51
攻读硕士学位期间发表的论文及其它成果 .....	55
哈尔滨工业大学学位论文原创性声明和使用权限 .....	56
致 谢 .....	57



# 第1章 绪 论

## 1.1 生物特征识别概述

信息时代已经完成了交易方式的迅速改革，每一天的交易越来越多地以电子方式处理，而不是用铅笔和纸或者面对面。电子交易的增长导致了对快速、精确的自动用户标识和验证的需求大大提高。传统上，有两个主要的自动个人识别的方法<sup>[1]</sup>：基于知识和基于令牌。以知识为基础的方法使用“你知道的事”来识别你，比如说密码。基于令牌的方式则使用“你拥有的事物”来鉴别你，比如说智能卡、磁条卡和钥匙。这些系统的弱点就是这些密码有可能会被遗忘、共享、或者泄漏，令牌有可能会丢失、被盗、复制或落在家里。此外，我们是无法区分一个人是被主人授权拿到密码或令牌还是从主人那里诈骗得到的。银行业<sup>[2]</sup>报告显示，错误的接受率在自动柜员机高达 30%，导致每年高达 29.8 亿美元的全球金融欺诈，仅信用卡一项每天就有超过 120 万美元的损失。而生物特征识别技术则可以满足人类及企业高安全性的要求。

生物特征识别是一项基于人的生理和行为特征的识别技术。一个生物系统本质上是一个基于从个人拥有的生理或行为特征中取得的特征向量来鉴别身份的模式识别系统<sup>[3]</sup>，特征向量被提取出后通常存放在一个数据库中（或记录在智能卡中）以提供匹配时所需的数据。基于生理特征的生物系统一般比采用行为特征的系统更为可靠，即使后者可能更加容易集成到一些特定应用中。生物系统可以以两种模式运作：验证和识别。识别涉及到使用获得的生物信息与数据库中所有用户的模板相比较，而验证只需与那些需要证实的用户的样本作比较。这意味着识别和验证应该作为两个问题单独解决。

人类的任何生理或行为特征都可以作为生物特征，只要它满足以下要求：

- （1）普遍性：每个人都应该拥有它；
- （2）独特性：没有两个人是一样的；
- （3）永久性：它应该是长期不变的；
- （4）可采集性：它能够通过一定方法采集得到。

在现实生活的一些应用中，还需考虑其它三个额外因素：性能（精度、速度、资源需求）、可接受性（它必须对用户是无害的）和规避性（它应该足够健壮去应对各种欺诈方法）。使用人体自身的一些特征来做识别和验证，从某种程度上来说，你就是自己的密码，例如图 1-1 所示，指纹可以作为取款时的密码。表 1-1 列举了一些常用的生物特征并进行比较，对比可知基于指纹特征的识别精度非常

高，而且指纹识别在目前的生物特征识别技术中应用最广泛，成本最低廉。



图 1-1 银行指纹 ATM 机

表 1-1 常用生物特征比较

生物特征	特征描述子	识别精度
指纹	脊线，细节点，汗孔	高
手形	手指和手掌的测量	高
掌纹	纹线、点、几何	高
人脸	脸部特定特征（眼睛，鼻子，嘴）的距离	中
温谱	散发热量模式	中
耳朵	维度	中
视网膜	眼部背景（静脉结构的模式）	高
虹膜	纹理信息	高
声音	音调、音色	低
步态	关节角度变化轨迹	低
签名	写字时的按压程度和速度差异	低
击键	压力、速度	低
DNA	DNA 序列编码	高
体味	变化要素	低
脚印	轮廓线	低

## 1.2 指纹识别技术的发展

指纹是每个人生来就具有的独一无二的生理特征，从生理学上来讲，指纹的功能是增加摩擦力，但是“各不相同、终生不变”的特性造就了它的另一大功能

——指纹识别功能。指纹识别被称为最古老的防伪手段，而中国则是公认的运用指纹的发源地。经考古学家证实，早在几千年以前，古中国和古叙利亚就已经将指纹作为身份的象征并使用<sup>[4]</sup>。在古代巴比伦，指纹被用于陶片上进行业务交易。到了公元前 246 年，中国官员将他们的指纹印入粘土用于密封文件。在中国的秦朝，记录显示，官员把手印、脚印以及从犯罪现场得到的指纹作为证据使用，虽然古代人民可能还没有意识到指纹可以唯一地标识人。

真正研究指纹在科学上的意义则开始于 19 世纪初，并得出了两个至今为止人们仍然坚信的结论<sup>[5]</sup>：没有两个人的指纹完全一样；指纹的纹线具有终身不变性。1823 年，J. Purkinie 发表论文讨论了指纹的九种模式。1880 年，Henry 博士在《Nature》上发表文章认证了指纹的唯一性。1889 年，E. R. Henry 教授提出基于指纹细节特征的识别理论。不久之后，英国科学家 F. Galton 完成了《Fingerprint》一书，书中首次对指纹学有了较为系统的描述，此后国外一些保障安全的部门开始以指纹鉴别法为主来进行身份的鉴定。指纹识别因为这些研究而有了科学依据，并不断完善发展至今。

由于先进设备的缺乏，早期的指纹识别只能靠大量的人工来完成。如此庞大的数据库，如果只靠肉眼来完成识别，指纹结构的复杂性带来的工作难度、效率以及精确度是可想而知的。因此，如何能够做到指纹自动识别是急需要解决的一大问题。20 世纪 60 年代，计算机的诞生让自动指纹识别成为了可能。因为计算机具有很强的计算能力，图形图像也可以被有效处理，美国 FBI 最先开始深入研究指纹的自动识别，希望能节约人力、提高效率和准确率。紧接着，许多发达国家也展开了此项研究并取得了很大成绩。目前已有的指纹数据库由：FVC 数据库，BIOMET 多模式数据库，BioSec 多模式数据库，MCYT 双态数据库，BioSecure 多模式数据库。这些数据库很好地丰富了指纹数据，虽然分别由不同的传感器采集得到，却也不乏共性从而确保能够在做特定的研究时进行集成，比如传感器的互操作性，这些都为做指纹识别实验提供了强大的基础。

最初，由于设备及资源的限制，指纹识别只是应用于司法机关和刑侦系统用于鉴别犯罪分子。90 年代至今，随着半导体指纹设备的出现和识别算法的不断改进，指纹识别应用被迅速扩展到各个领域。人们所熟知的应用领域主要如下：

(1) 刑侦系统：通过现场收集遗留下的指纹数据，与已有指纹库数据匹配分析，从而找出犯罪嫌疑人或确认指纹的归属。

(2) 信息安全领域：代替以往的 password 而选用指纹来解锁计算机、手机等设备，网络活动、电子交易、网银等设置指纹密码来提高安全性能。

(3) 通信领域：信息加密技术改进为把指纹作为生物密钥，大大提高了通信数据的安全性。

(4) 政府部门：个人身份证、驾驶证、福利分配、边境通关等才用指纹识别技术来验证身份信息。

(5) 金融领域：ATM 机、信用卡、网上银行等交易的身份确认。

(6) 其它领域：学校或企业的打卡系统、会员确认、门锁系统等。

硬件的先进性和算法的成熟性使指纹识别从众多的生物特征识别系统中脱颖而出，成为目前应用最为广泛的识别技术。相信在未来，指纹识别会将更成功的应用于未知领域。

## 1.3 高分辨率指纹识别的研究

### 1.3.1 指纹汗孔提取的研究意义

通常来说，指纹特征可以分为三个层次<sup>[6]</sup>，如图 1-2 所示。然而，因为之前采集到的指纹图像分辨率只有 500ppi，现有的自动指纹识别系统大都只能使用第一层（形态）和第二层指纹特征（细节点）进行识别，尽管第三层特征（汗孔）具有非常高的区分度。正是因为高分辨率图像采集技术的需求达不到从而限制了第三层指纹特征在 AFIS 中的使用。随着指纹传感器技术的不断改进，采集高分辨率图像（>1000ppi）不再困难，采集到的不同分辨率图像如图 1-3 所示。

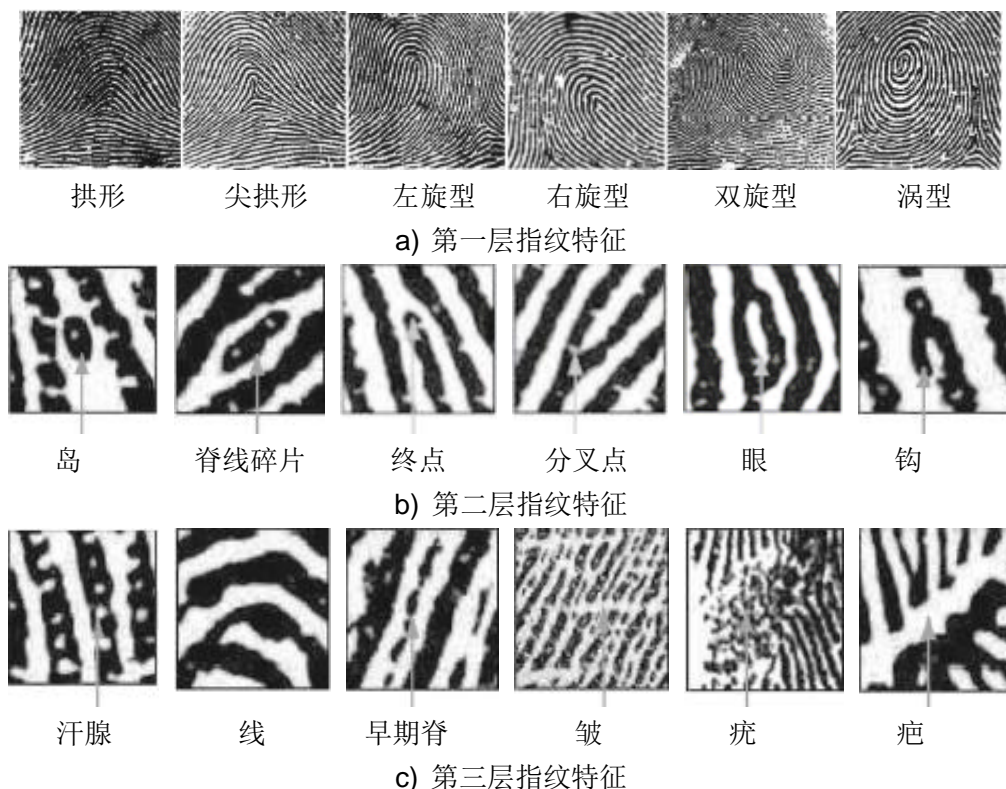
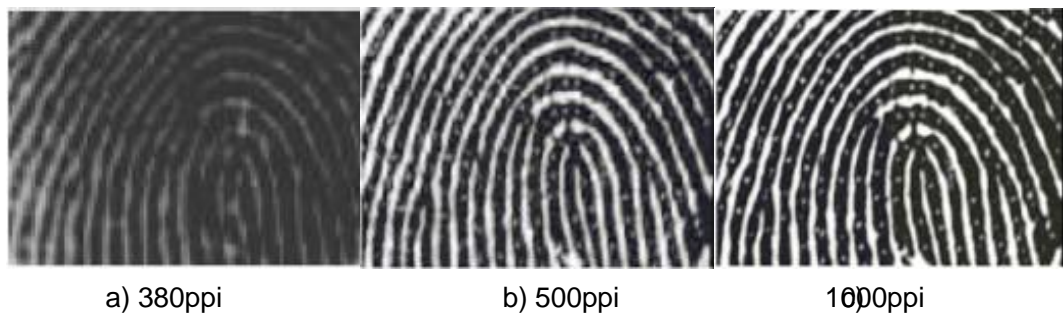


图 1-2 三个层次的指纹特征图例<sup>[6]</sup>

图 1-3 不同分辨率的指纹图像<sup>[7]</sup>

现有的自动指纹识别系统防伪能力较低，容易遭到攻击或欺骗。目前流行的指纹套或指膜能成功欺骗 90% 的指纹打卡机，只需很短时间就可制作完成，并且价格低廉。犯罪分子也可以通过手术修改指纹，以避免被识别出真实身份。基于细节点的自动指纹识别系统，特别容易受到指纹图像质量的影响，只要含有一点噪声都可能导致系统提取到伪特征点，而且有一些人的指纹天生是有缺陷的或者后天受到了严重的磨损，这些因素都降低了提取的精度。因此，传统的基于细节点的指纹识别系统已经无法满足现今社会对于安全性能的要求，急需在已有技术中引入新的特征来加强系统的安全性。

Locard 指出汗孔同样具有识别身份的功能<sup>[8]</sup>，而且证明只需 20-40 个汗孔就能鉴别一个人。特别是在指纹碎片中，汗孔比细节点能提供更多的信息，如图 1-4 所示，图中的两个指纹片段取自于两个不同的指纹，都是只含一个分叉点，看着很相似，但却含有 20 个汗孔信息足以区分两个指纹。

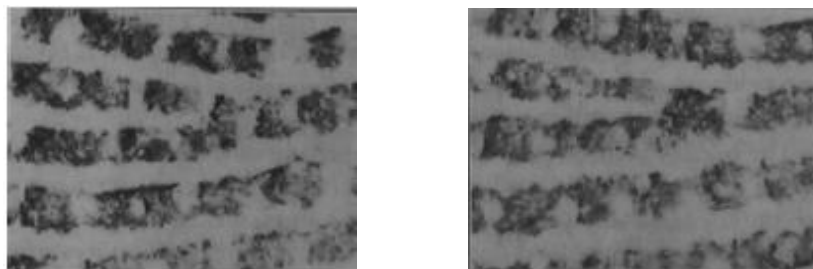


图 1-4 两个不同的指纹片段

在指纹识别系统中加入汗孔信息，扩大了用于匹配的特征集，可以提高识别系统的准确率。而且指纹上的汗孔信息很难被伪造，能够很好地满足各领域对识别系统安全性能的要求。此外，加入汗孔信息后，也可以与细节点融合以提高系统识别率和活体检测能力。

指纹上汗孔比较丰富，如何正确提取出汗孔特征从而进行匹配是实现高精度指纹识别需重点解决的问题之一。因此，本文致力于构造高性能的汗孔提取模型，为整个识别系统打下坚实基础。

### 1.3.2 指纹识别技术的研究现状

典型的自动指纹识别系统工作原理如图 1-5 所示，主要包含指纹采集，图像预处理，特征提取和特征点匹配四个模块。

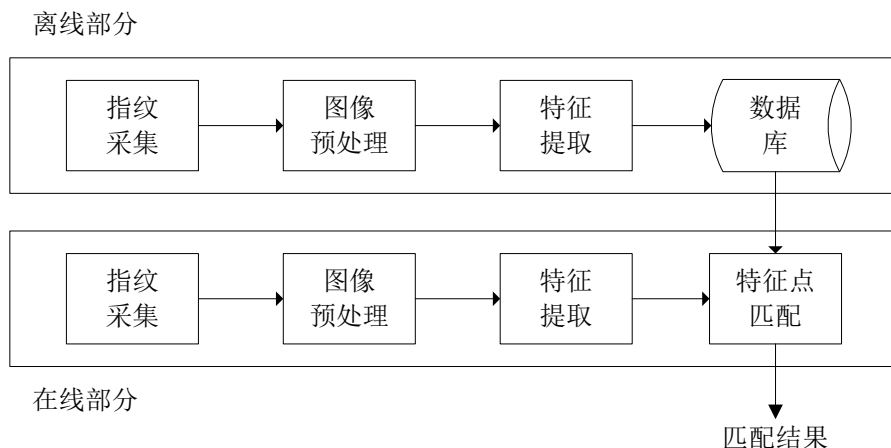


图 1-5 AFIS 工作原理

指纹识别是以得到数字图像为前提的，因此就引入了指纹传感器技术。首先使用传感器采集到可视化的指纹图像，然后才能进行后续操作对指纹进行分析处理。最早的指纹图像获取方法是先用手指蘸上墨水然后按压到纸片上，通过扫描纸片得到图像的数据格式<sup>[9]</sup>。这种方式被称之为脱机操作，其现在仍应用于执法领域。目前，最常用的方式是在线采集，即采用电子传感器获取图像。现在主要采用的传感器有三种：（1）固态电容式传感器；（2）光学传感器；（3）超声波传感器。新一代的非接触式的 3D 指纹传感器的诞生克服了采集位置不当、皮肤变形、传感器噪声等问题<sup>[10]</sup>。

在图像预处理中，为了使特征提取更加容易和可靠，一系列操作是必要的：局部脊线频率和方向值的计算，指纹图像的增强，指纹区域的分割等。指纹图像预处理中较为流行的方法就是利用方向图的信息来获得指纹图像的特征。最简单的求局部脊线方向的方式是基于灰度梯度求取，主要有两种方向求取技术：方向张量取样<sup>[11]</sup>和使用 Gabor 滤波器进行频谱张量离散化<sup>[12]</sup>。求取频率值时，已有的方法<sup>[13-15]</sup>通常认为脊线与谷线在局部是呈正弦波分布的，正弦波的频率即是脊线的频率。实现图像的增强和去噪有很多算法，如基于 wavelet 变换和纹理滤波的指纹增强算法，基于边缘检测实现图像增强等。H. Lin<sup>[13]</sup>等人提出了基于脊线方向值的 gabor 滤波方法进行图像的增强，这种方法能尽可能的保留脊线和谷线信息。在图像分割时，全局或局部阈值分割算法不足够有效，所以通常选择使用更鲁棒的分割技术<sup>[16,17]</sup>。这些技术充分利用了方向周期模式。



现有的指纹识别系统大部分都是基于细节点的，提取细节点时通常是图像预处理后进行形态学细化操作，然后根据局部结构特征检测出细节点。但是由于二值化和细化会产生一些问题，比如结构信息损失，计算量大，对低质量图片鲁棒性差等。因此，直接从灰度图像中提取细节点的方法<sup>[18-20]</sup>被提出。

目前，指纹匹配算法分为三类：（a）基于相关性；（b）基于细节点；（c）基于脊线特征。基于细节点匹配是最受欢迎、应用最为广泛的指纹匹配技术。细节点匹配问题也作为点模式匹配问题进行处理，点模式匹配被深入研究并产生了一些方法如代数几何，霍夫变换，松弛法，运筹学解决方案，能量最小化法等等。K. C. Chan等人<sup>[21]</sup>使用匹配局部区域来实现指纹匹配。区域的选择依赖于点的精确方向和图像整体的一个先验知识，但是区域大小是靠经验值而定。J. Zhou<sup>[22]</sup>等人将局部信息（细节点）与全局结构（方向场）结合在一起来提高匹配性能，这样的系统比传统的基于细节点的匹配更加鲁棒和精确。X. Tan和 B. Bhanu<sup>[23]</sup>提出了一个基于遗传算法的匹配方案，试图寻找两个不同指纹间的最优转换。此法需要进行点集坐标的重复变换来计算匹配度，效率低，耗时多。M. Vatsa<sup>[24]</sup>等人融合结构稳定性和鲁棒性的 2 级和 3 级信息提出了基于 Delaunay 三角剖分的算法来进行指纹匹配。Zhao<sup>[25]</sup>等人提出了一种直接汗孔匹配的方法，但其没有考虑到形变带来的不可靠性。F. Liu<sup>[26]</sup>在 Zhao 的基础上作了改进，利用稀疏表达的方式进行直接汗孔匹配。F. Chen 等人<sup>[27]</sup>在前人的基础上，提出了一个有层次的细节点匹配算法，这个方法将匹配步骤分解为几个步骤，在不同步骤都去掉错误指纹，这样做不仅省时而且识别率高。

对指纹汗孔的提取和匹配算法进行总结分析发现，最早的基于汗孔的指纹匹配算法由 Stosz 和 Alyea<sup>[28]</sup>提出，汗孔特征的提取方法可以大致分为基于骨架跟踪和基于滤波两种类型。早期文献中<sup>[28-30]</sup>基本都是采用基于骨架跟踪的方法，但是这种方法计算量很大，特别容易受噪声干扰，所以只有图片质量很好时得到的结果才比较令人满意。而在进行汗孔匹配时，用以计算匹配度的汗孔坐标是以指纹图像的配准为前提的，因此，Kryszczuk<sup>[30]</sup>研究了对指纹碎片如何进行基于细节点和汗孔融合的匹配算法，提出了依据空间位置的方案进行汗孔匹配，但是此法在进行指纹配准时运算量相当大，并且对噪声非常敏感。因此，学者们的研究方向逐渐转向了对图像质量和分辨率要求降低的基于滤波的汗孔提取。基于滤波的方法根据汗孔的特性构造适当的汗孔模型滤波器来提取汗孔，与之前的方法相比较，效率高并且对噪声更加鲁棒。A. K. Jain<sup>[7]</sup>等人发现在汗孔处亮度从白到黑剧烈变化时用带通滤波器能够获取很高的负频率响应值，因此用墨西哥草帽小波变换模型与图像进行卷积从而提取汗孔。M. Ray<sup>[31]</sup>使用改进的高斯函数模型对图像滤波，但是此方法的参数不能随图像中信息的不同而改变，从而并不能很准确的提取到

汗孔。N. R. Parson<sup>[32]</sup>等人假设汗孔是类圆物体，利用 DoG(Difference of Gaussian)滤波器探测指纹图像中的汗孔特征，但是他们仅采用一个尺寸参数进行处理，并没有考虑到汗孔在图像中呈现的大小是不定的。以上几种模型都把汗孔当作各同向性物体处理，而 Zhad<sup>[33]</sup>等人则认为，汗孔在不同时期采集时的方向和大小是不同的，因此构造了自适应模型。该模型加入了方向和大小两个参数，从而更符合汗孔的特点，以达到更高的精度。S. Malathi<sup>[34]</sup>使用控制分水岭分割的方法进行汗孔提取，但只能提取出闭汗孔。近期文献<sup>[35,36]</sup>中直接基于指纹图像中汗孔的分布特征，如亮度和空间信息来提取汗孔，在图片质量较高时能很好的提取出汗孔。

### 1.3.3 指纹识别问题的挑战

随着自动指纹识别的不断推广，其在实际应用中也遇到了一些问题，如：

(1) 效率低：随着指纹数据库的不断丰富，样本数据的不断增加，系统识别时间也随之延长。

(2) 性能差：错识率过高。如果指纹图像缺失一部分或被误损，识别效果更不理想。

(3) 成本高：规模大的 AFIS 造价高，而且开发商为了降低节省费用，降低了传感器的采集精度，获取的特征信息减少从而降低了系统的识别率。

为了解决现存的问题，应该从以下几方面入手：

(1) 研发更先进的指纹采集设备：系统识别性能的高低首先取决于图像的质量，如果图片质量不好，会导致部分特征点提取不到从而影响到匹配。

(2) 改进指纹增强算法：通过指纹增强可以加大脊线与谷线的对比度，使模糊的信息清晰化，以利于接下来的操作，如提取特征点。

(3) 研究精确的特征提取算法：特征提取对于自动指纹识别系统至关重要，进行系统匹配识别的前提就是确保能够精确地提取特征。因此，我们应该致力于设计符合特征特性且鲁棒的特征提取算法。

(4) 设计高性能的特征匹配算法：提取出的特征有可能很多是伪特征或丢失真特征；再者，指纹图像还可能存在变形的情况，如何进行特征选择进而进行快速精确的匹配是一项棘手的任务。

由此而知，指纹识别还是一个非常具有挑战性，值得深入研究的课题。

## 1.4 本文主要工作

本文旨在从高分辨率指纹图像中尽可能多而精确的提取出汗孔特征，为实现此目的本文主要工作如下：



(1) 研究并实现各个预处理功能的算法。原始指纹图像中存在着或多或少的噪声，需要经过一系列步骤对指纹图像进行预处理，并针对不同的情况作出相应改进，旨在能有效改善指纹图像质量，为接下来的特征提取做准备。

(2) 基于模型的汗孔提取算法重点在于构建一个符合汗孔特性且鲁棒的汗孔模型。该课题首先研究并实现已有模型的构造，在此基础上对其优缺点进行分析并结合汗孔分布特点采取一定策略进行改进和融合，从而提出一个优化的算法对汗孔进行提取。而且提取出的汗孔中不免会有一些伪汗孔的存在，因此，需要制定一个策略对汗孔进行选择从而提高汗孔提取精度。

(3) 直接基于指纹图像形态特征提出一个汗孔特征提取算法。从二值形态学与灰度形态学的角度入手，分析含有汗孔信息的指纹图像特征，研究形态学图像处理原理从而提出一个基于数学形态学滤波的汗孔提取算法，对开、闭汗孔等不同情况进行分析处理，并在不同的数据集上验证此算法的精确度和汗孔对于后期匹配的贡献度。

## 1.5 本文结构安排

第一章为绪论。首先对生物特征识别作了概述，进一步分析指纹识别的发展及意义，对指纹识别的研究现状及存在的挑战作出了介绍，从而引出了指纹汗孔汗孔提取的研究意义，针对现存问题提出本课题的研究方案与过程。

第二章为高分辨率指纹图像预处理部分。指纹图像前期处理的效果直接影响着整个系统的识别性能，前期处理步骤主要分为分割、归一化、方向图求取、图像增强及二值化操作等。本章中针对每一过程研究和实现其操作，对比分析出效果比较好的方法，并针对不同情况作出相应改进，从而能有效改善指纹图像质量。

第三章对基于 DoG 模型的汗孔提取算法及优化进行介绍。为了能更精确的提取出汗孔，本章首先分析指纹汗孔特征，对已有模型 DoG 进行了研究，根据其 with Gabor 模型、动态自适应模型之间的优缺点及汗孔分布特征采取相应策略进行融合和改进，得到本章中的优化算法。最后，本章在数据库上进行实验验证算法的合理性。

第四章主要介绍基于形态学滤波的汗孔提取算法。本章从形态学的思想入手，对二值形态学和灰度形态学进行介绍，进一步提出一个基于数学形态学滤波的汗孔提取算法，对开汗孔和闭汗孔分别进行提取得到最终的汗孔集合。为验证此算法的精确度，本章分别针对提取和匹配进行实验并得出了不错的结果。

最后一章为结论。对本课题的主要工作及研究成果进行归纳总结，并对下一步工作及目标做出展望。

## 第 2 章 指纹图像预处理

### 2.1 引言

自动指纹识别系统是基于指纹特征（如细节点）的匹配来实现识别的，所以精确提取到指纹中的特征点对整个系统至关重要。而在指纹图像采集过程中，由于各种原因或多或少都会引入一些噪声，比如手指上的汗渍或者按压传感器时用力不均及移动都会使传感器受到干扰，从而导致采集的指纹图片质量受损，具体表现如图片不清晰、对比度差、噪声点和脊线断裂等等。直接从采集到的指纹图片中提取特征点，显然会得到很多伪特征点或者是遗漏掉一些真正的特征点，从而大大降低了特征点集的可靠度，严重影响了整个识别系统的性能。所以说，为了能够正确提取特征点，首先应该对采集到的指纹图像做预处理操作以提高指纹质量。

指纹图像的预处理操作是正确提取特征点的首要前提，前期处理效果好则为系统识别的高性能作了保障。做预处理的目的是除去采集时引入的噪声，突出图像中的特征信息，从而提高指纹特征的提取精度<sup>[37]</sup>。指纹预处理流程如图 2-1 所示，它包括以下几个部分：首先对图像进行分割，取出有效的指纹区域；然后对图像进行归一化操作，方便对所有图像统一处理；接下来求取指纹方向图，进而对图像进行滤波以增强指纹图像；最后对增强后的图像进行二值化操作。由于本文旨在进行特征点提取，图像预处理必不可少，所以本章的主要内容是研究分析和实现本文特征提取算法中需要用到的一系列预处理操作。

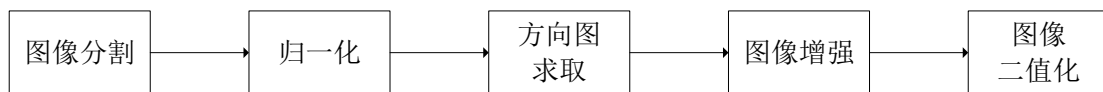


图 2-1 指纹预处理步骤

### 2.2 指纹图像分割

在采集到的指纹图像中，并不是整个图像内容都是有意义的，我们将由指纹脊线和谷线及特征点组成的高质量的区域成为前景区域或者为感兴趣区域，将不包含指纹信息或者质量很差的区域称为背景区域。指纹图像分割的目地就是把感兴趣区域从整个图像中提取出来，使接下来的所有操作只在指纹有效区域内进行，从而大大缩减了指纹处理时间，也提高了特征提取的精确度。提取前景区域的算法一般分为：（1）方向场法<sup>[38]</sup>；（2）方差阈值法<sup>[39]</sup>。

方向场法过度依赖于图像点方向和块方向的求取结果，对图像灰度对比度的感知则很迟钝，所以在指纹方向难以估计的区域比如纹线断裂、同一亮度的区域或者在拐角处（奇异点）附近方向变化剧烈的区域，使用此法往往得不到理想的效果。因此本章采用方差阈值法进行指纹分割。

由于指纹有效区域中含有丰富的脊线和谷线信息，而脊线和谷线交替使灰度差很大，因此局部区域灰度方差很大。对于背景区域来说，灰度方差则很小。基于此，我们可以根据每一块区域的方差值与阈值的大小来区分出感兴趣区域和背景区域从而进行分割，因此这种方法可以成为方差阈值法。该算法具体步骤如下：

- (1) 将输入图像  $I(i,j)$  划分成大小为  $w*w$  的互不重叠的块；
- (2) 用公式 (2-1) 计算每一块图像的灰度平均值  $Mean(k,l)$ ；

$$Mean(k,l) = \frac{1}{w^2} \sum_{i=-w/2}^{w/2} \sum_{j=-w/2}^{w/2} I(i,j) \quad k = 1, \dots, M \quad l = 1, \dots, N \quad (2-1)$$

式中  $I(i,j)$ ——每个指纹图像块中像素  $(i,j)$  的灰度值；

$Mean(k,l)$ ——指纹图像中第  $k$  行第  $l$  列的子块的像素灰度平均值；

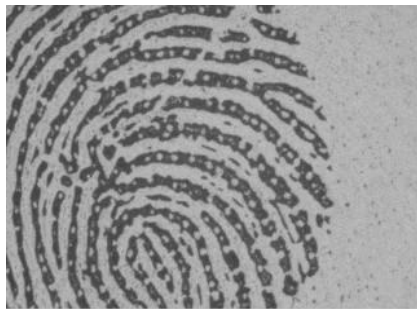
$M$ ——每行块的个数；

$N$ ——每列块的个数。

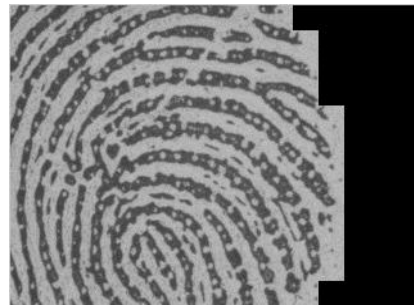
- (3) 用上步中得到的灰度均值计算每个子块的灰度方差值  $Var$ ，见式 (2-2)；

$$Var(k,l) = \frac{1}{w \times w} \sum_{j=1}^w \sum_{i=1}^w [G(i,j) - Mean(k,l)]^2 \quad k = 1, \dots, M \quad l = 1, \dots, N \quad (2-2)$$

(4) 设定一个阈值  $T$ （本章选取阈值  $T=0.3$ ），对每一个指纹图像块，比较其灰度方差与阈值  $T$  的大小，若大于  $T$ ，则将其视为前景区域；否则，视其为背景区域。



a) 原始指纹图像



b) 分割后的图像

图 2-2 指纹图像的分割

运用上述步骤可以很好的分割一个指纹图像，但是如果前景区域中某些地方严重受损导致模糊的话，也会分割出独立的背景小块，所以本文针对这个情况对

方差阈值法作了如下改进，从而消除孤立的背景块。分割效果如图 2-2 所示。

(1) 对整图作完方差阈值分割后，判断每一块的属性，如果此块被标为前景块，但其邻域中只有一个或两个块被标为前景区域的话，那么就将该块重新标为背景块。

(2) 如果该块被标记为背景块，但其邻域中有三个或四个块都被标为前景区域，则将该块改标为前景块。

## 2.3 指纹图像归一化

采集指纹时，因为光照不均或者手指按压力度不均匀等因素，导致采集到的指纹图像整体颜色太浅或太深，使得指纹脊线和谷线的对比度不明显，不利于接下来的图像增强和特征提取操作。进行归一化操作，可以把所有指纹图像的灰度均值和方差调整到一个统一的标准上，为后续操作提供一个比较固定的规格，从而减少不同情况下采集到的指纹图像对自动识别系统造成的困难。指纹图像归一化的操作是以原始灰度图像的像素为单位的<sup>[40]</sup>，其过程是调整每个像素的灰度值，减小脊线与脊骨的灰度级的变化，使整幅图像的灰度均值和方差转换成期望值，并且保证指纹的清晰度。

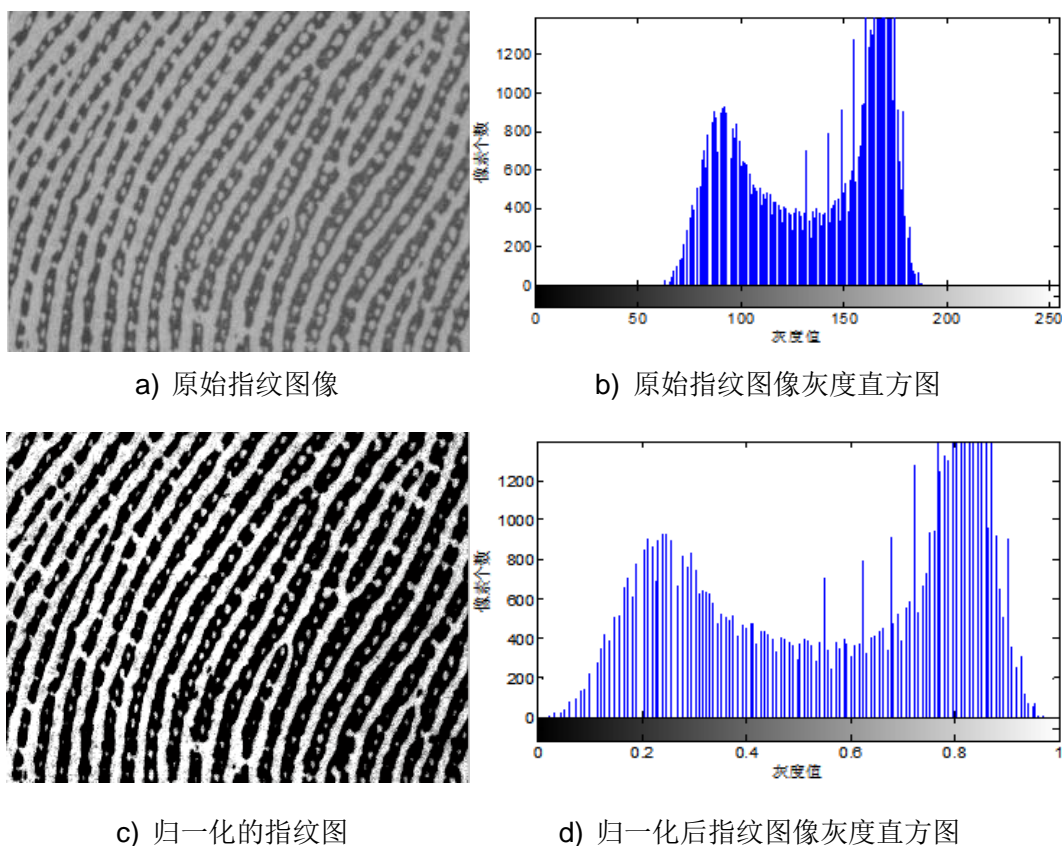


图 2-3 指纹图像的归一化

已知均值  $Mean$  和方差  $Var$  的值后, 选择需要归一化后的参数值, 然后使用公式 (2-3) 对指纹图像进行归一化处理。

$$Normal(i, j) = \begin{cases} M_0 + \sqrt{Var_0(I(i, j) - Mean)^2 / Var}, & I(i, j) > Mean \\ M_0 - \sqrt{Var_0(I(i, j) - Mean)^2 / Var}, & other \end{cases} \quad (2-3)$$

本文实验中均值和方差的取值经过多次试验后, 发现灰度均值选取 0, 方差取为 1 对整个系统的影响最好。归一化处理的效果以及灰度直方图如图 2-3 所示, 可以看到灰度级别得到一定的扩展, 集中度降低, 即处理后的指纹图像脊线和谷线在保持原始指纹图像信息的同时对比度变大了, 也为后续操作带来了方便。

## 2.4 指纹图像的方向图获取

方向场是指纹图像的一个很重要的信息, 它是将指纹图像看成一个具有方向性的流场, 通常使用梯度算子 (如 **Sobel** 算子、**Roberts** 算子等) 求取, 取值在 0 到 360 度之间; 而方向图取值在 0 到 180 度之间, 其通过方向场求得, 如图 2-4 所示, 指纹图像的方向图表示的是图像中某一点所沿的脊线或谷线的切线方向, 能够清楚的反映指纹脊线的走势, 即指纹图像的纹理分布。同样地, 点方向和块方向也是两个不同的概念: 点方向是图像中每一个像素点的方向, 通过对指纹图像分块, 可以由点方向得出块方向值。通常情况下, 块方向比点方向更鲁棒。现有的指纹识别算法基本上都要用到指纹方向图, 因此, 方向图的求取对整个识别系统至关重要。

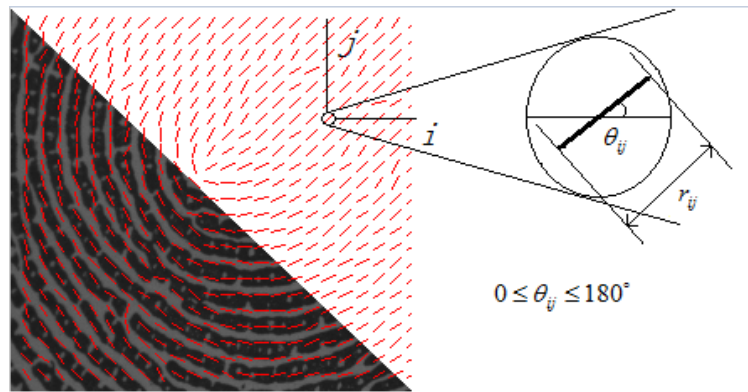


图 2-4 指纹图像方向图

本章使用基于梯度算子的方法求取方向图, 首先使用 **Sobel** 算子计算出每个点的梯度, 而该点方向与其梯度是垂直的, 因此可以根据梯度计算出方向值。对指纹图像方向图的计算流程大致如下:

- (1) 将指纹图片划分成互不重叠的大小为  $w * w$  的小块;

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

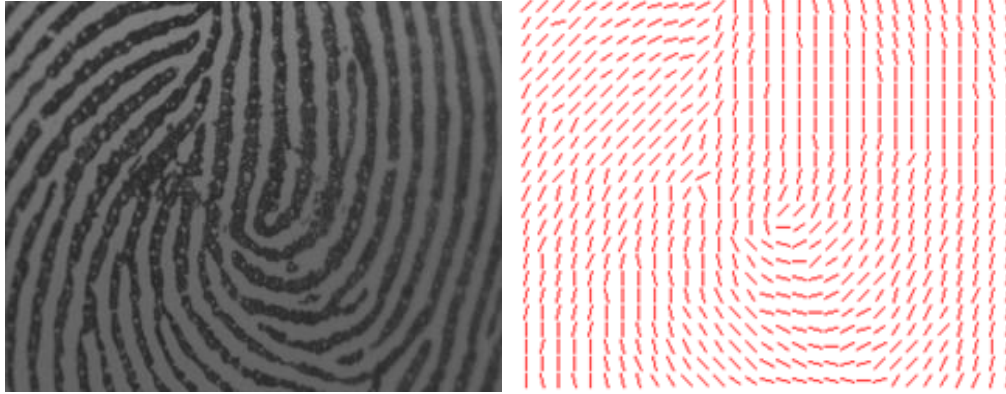
图 2-5 Sobel 算子

(2) 使用 Sobel 算子对图像做卷积, 计算每一块中的每个像素在水平方向和竖直方向上的梯度  $G_x(i,j)$ 、 $G_y(i,j)$ , 模板值如图 2-5 所示, 然后计算  $G_{xx}(i,j)$ 、 $G_{xy}(i,j)$ 、 $G_{yy}(i,j)$  的值;

$$\phi = \frac{1}{2} \arctan \left( \frac{\sum_{u=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{v=j-w/2}^{j+w/2} (2G_{xy}(u,v))}{\sum_{u=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{v=j-w/2}^{j+w/2} (G_{xx}(u,v) - G_{yy}(u,v))} \right) \quad (2-4)$$

(3) 使用公式 (2-4) 将点梯度值转化为欲求的块梯度值  $\phi$ , 然后利用公式 (2-5) 将其转化为块方向值  $\theta$ , 使得每一块中的点具有同样的方向值。

$$\theta = \begin{cases} \phi + \frac{\pi}{2}, \phi \leq 0 \\ \phi - \frac{\pi}{2}, \phi > 0 \end{cases} \quad (2-5)$$



a) 原始指纹图

b) 指纹图像方向图

图 2-6 指纹图像的方向信息

由于指纹图像中可能会存在噪声, 上述步骤所求得的方向图虽然能够比较真实反映指纹走向, 但是还需要根据不同的情况再做处理。本文先将求取到的方向图正交分解, 然后对每块的方向用高斯低通滤波器进行平滑处理。具体如下:

(1) 根据公式 (2-6)、(2-7) 计算  $\theta(i,j)$  在水平和垂直方向的分量:

$$\varphi_x(i, j) = \cos[\theta(i, j)] \quad (2-6)$$

$$\varphi_y(i, j) = \sin[\theta(i, j)] \quad (2-7)$$

(2) 根据公式 (2-8) 进行低通滤波处理并得到最终平滑后的块方向值:

$$\theta'(i, j) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \frac{\sum_{u=-W_i/2}^{W_i/2} \sum_{v=-W_i/2}^{W_i/2} H(u, v) \cdot \varphi_y(i - uw, j - vw)}{\sum_{u=-W_i/2}^{W_i/2} \sum_{v=-W_i/2}^{W_i/2} H(u, v) \cdot \varphi_x(i - uw, j - vw)} \quad (2-8)$$

其中,  $H(u, v)$  是一个大小为  $W_e \times W_e$  的二维低通滤波器 (一般取  $W=5$ )。本章实验中,  $w$  取 16, 求得的指纹方向图如图 2-6 所示。

## 2.5 指纹图像增强

指纹采集时, 不可避免会产生一些低质量指纹图像, 比如指纹本身的残缺、干燥或潮湿、光照不均、指纹抖动等等都会造成指纹有断裂或者图片对比度不高的情况, 因此指纹增强就显得至关重要。指纹增强是指纹预处理中很关键的一步, 目的是突出指纹细节, 为后期的特征提取提供保障。因此, 增强的效果将直接影响整个系统的识别率。

目前常用的指纹增强算法大致分为两类<sup>[41]</sup>: 空域法和频域法。空间域其实就是指人们肉眼看到的图像本身, 所以空域法的处理对象就是像素。针对像素本身的增强算法有直方图均衡化<sup>[42]</sup>、标准化<sup>[42]</sup>、wiener 滤波<sup>[43]</sup>等, 但是这些方法只是改变了图像的对比度, 并不能改变脊线的结构。而频域增强则是先将指纹图像转化到频率域, 在频域中针对不同的频率作处理, 从而提高图像质量, 突出细节。基于频域处理的增强方法有 3 类: (1) 基于快速傅立叶变换 (FFT: Fast Fourier Transform) 的方法: 此法首先对图像做快速傅立叶变换, 转化到频率域中后从八个方向对图像进行滤波, 然后按照合适的策略组合滤波结果从而得到增强结果; (2) 基于短时傅立叶变换 (SIFT: Short Time Fourier Transform) 的增强方法: 在 FFT 的基础上加窗, 可以分析特定时刻的信号; (3) 基于小波变换 (Wavelet Transform) 的增强方法。还有一些是针对性比较强的增强算法, 比如非线性扩散滤波、多尺度滤波、方向性滤波等, 目前最常用的是 Lin Hong 等人提出的具有方向和频率选择性的 Gabor 滤波方法<sup>[42]</sup>。

### 2.5.1 Gabor 指纹增强

Gabor 变换是由 D. Gabor 于 1946 年提出的, 其基本思想是先对信号依据时间信息进行划分, 相当于对信号加窗处理, 然后在每一个时间窗口内使用 Fourier 变换进行分析从而确定在该时间间隔内该信号的频率。进行 Gabor 变换可以使



得到仅使用 **Fourier** 变化时看不到的局部信息：它不仅能够提供信号在整个时域的所有信息而且还能提供任一加窗时间间隔内的信号变化程度的信息。用 **Gabor** 函数构成的二维 **Gabor** 滤波器具有在空域和频域同时取得局部最优化的特性，并且能够提供良好的方向和尺度选择特性。**Gabor** 滤波器与人类视觉皮层感受野响应相差极小的性质，使得其广泛应用于视觉领域中的图像预处理操作。

从空域上来看，一个二维的 **Gabor** 滤波器就是一个高斯核函数乘以一个正弦平面波，人们最常用的是它的偶对称的表达式，见式 (2-9)，即可以看作是使用高斯核函数调制正弦平面波，这样更易于我们理解。

$$\begin{cases} h(x, y, \theta, f) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x'^2}{\sigma_x^2} + \frac{y'^2}{\sigma_y^2}\right)\right) \times \cos(2\pi f \times x') \\ x' = x \times \cos\theta + y \times \sin\theta \\ y' = -x \times \sin\theta + y \times \cos\theta \end{cases} \quad (2-9)$$

式中  $(x', y')$  ——图像域中的像素坐标；

$\sigma_x, \sigma_y$  ——分别沿着  $x$  轴和  $y$  轴的高斯标准差；

$\theta, f$  ——滤波器的方向和频率。

进一步分析公式，可以将其分为两部分：一个是具有尺度和方向选择的带通滤波器，另一部分是一个低通的高斯滤波器。这样，二维的 **Gabor** 滤波器就分解为一个沿垂直于脊线方向做带通滤波的 1D **Gabor** 滤波器和一个沿着脊线方向做低通滤波的高斯滤波器。而在指纹图像中，局部区域内脊线谷线分布恰好类似一段正弦波，如图 2-7 所示，所以 2D 的 **Gabor** 滤波器可以通过做垂直脊线方向的带通滤波来增加脊线与谷线的对比度，沿着脊线方向做低通滤波平滑处理以消除噪声，从而实现指纹图像增强。

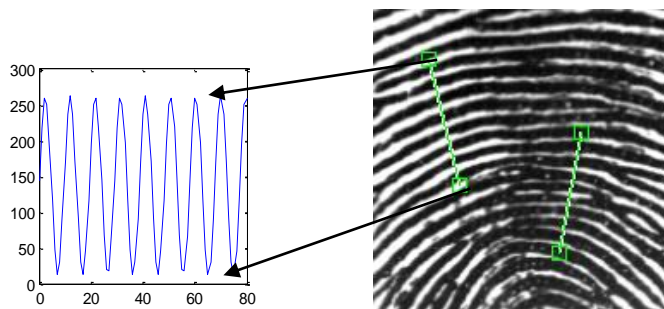


图 2-7 指纹局部示意图

## 2.5.2 频率值计算

如果要使用式 (2-9) 对图像进行滤波处理，就需要计算公式中所需要的参数：方向场和频率值。其中，方向值在 2.3 节中已经求出，本节将详细介绍频率值的求



取方法。

计算脊线频率的一般方法是将局部区域内的脊线谷线的灰度分布近似看作为一段正弦波，然后将此区域的脊线频率求取转为求取正弦波的频率，从而使计算的既简单又容易理解。但是在有些情况下，垂直指纹方向的灰度分布并不能很好的满足正弦波的特点，所以求出的频率误差会较大，从而影响指纹增强效果。本课题对此作了改进，对指纹的无效区域也有了很好的处理。具体方法如下：

(1) 把指纹图像分成长  $w$  宽  $w$  的小块；

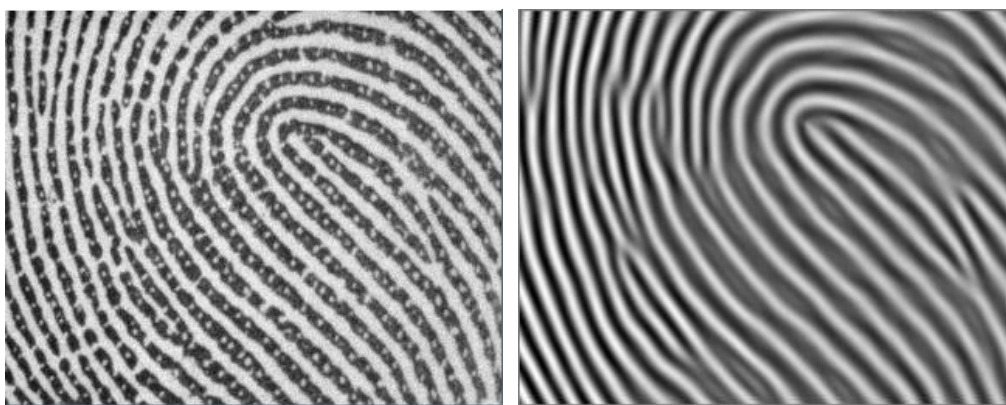
(2) 在切线方向上建立以子块中心像素  $(i,j)$  为中心的长  $l$  宽  $w$  的窗口，并对每个子块在  $l$  个方向上分别计算  $w$  个像素的幅值  $X(k)$ ，共  $m$  个  $X(k)$ ；

(3) 上一步的结果中，如果  $X(k)$  中有连续的最大值，即峰值，则表示当前窗口内的指纹图像是有效区域。假设  $l_i$  为第一个与第  $i$  个峰值之间的间距，由公式 (2-10) 可计算出脊线距离  $L$ ，频率  $f$  则为  $L$  的倒数；相反，如果  $X(k)$  中峰值不连续，则表示当前窗口的指纹图像是无效区域， $f$  置为 0。

$$L = \frac{1}{l-1} \sum_{i=2}^l l_i \quad (i = 2, 3, \dots, l) \quad (2-10)$$

求得局部指纹方向场和频率值后，接下来就对图像进行滤波处理。本文 Gabor 公式中取  $\delta_x = \delta_y = 10$ ，利用公式 (2-11) 对图像滤波，增强效果如图 2-8 所示。

$$image'(i, j) = \sum_{u=-w_g/2}^{w_g/2} \sum_{v=-w_g/2}^{w_g/2} h(u, v, \theta(i, j), f(i, j)) \times image(i, j) \quad (2-11)$$



a) 原始指纹图像

b) 指纹图像增强后

图 2-8 指纹图像的增强

## 2.6 指纹图像的二值化

进行图像增强处理后，需要对指纹图像二值化，使得灰度图像转为二值图像，

突出脊线和谷线对比度及细节点，便于后续的处理。本章所使用的二值化是局部阈值迭代法，首先对指纹进行分块，本文分成  $20 \times 20$  大小的块，在每个块中用迭代的算法得出一个阈值，然后在每块中对比每一个像素灰度，大于  $T$  置为 1，否则置为 0，见式（2-12），图 2-9 为对图像二值化后的结果。

$$G(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{image}(i, j) > T \\ 0, & \text{image}(i, j) < T \end{cases} \quad (2-12)$$

此法可以简单快速地实现二值化，对于不需要保留太多指纹特征点的图像可以使用这个方法。现在所进行的是对指纹进行 Gabor 增强后的二值化，图中不包含汗孔信息。其实指纹汗孔提取就是为了把汗孔分割出来，所以找到能很好保留汗孔信息的二值化方法至关重要。

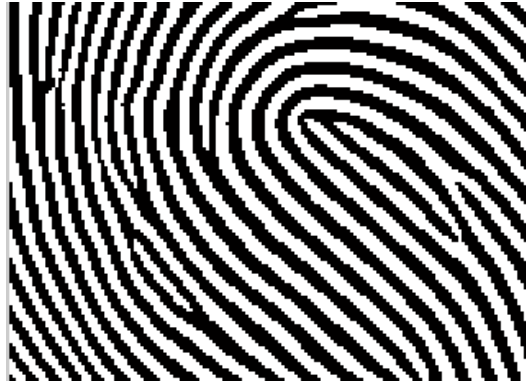


图 2-9 指纹图像的二值化

使用 Otsu（最大类间方差法）算法对指纹进行二值化，会漏掉一些汗孔点，同时会将相邻的汗孔连接在一起，如图 2-10 b) 所示。Niblack<sup>[44]</sup>在对文本内容进行二值化时，提出对每个像素都使用不同的阈值的方法，基于每个像素周围的局部平均值  $m$  和局部标准差  $s$  来计算阈值  $T$ ，见式（2-13）。如图 2-10 c) 该算法也容易将相邻的汗孔连接，同时容易产生噪声。Sauvola<sup>[45]</sup>对此方法计算阈值时设置了一个标准方差的动态范围  $R$ 。如公式（2-11）所示，与  $k$  和  $R$  运算后放大了标准差在自适应方法中的贡献度， $m$  的系数减小了背景区域中的阈值，这些都有效的去除了阈值图像中污点的影响。

$$T = m + k * s \quad (2-13)$$

其中， $m$  为块平均值， $s$  为块标准差， $k$  是用户自定义参数，取负数，在本章中  $k$  取 -0.2。

$$T(x, y) = m(x, y) \left[ 1 + \left( \frac{s(x, y)}{R} - 1 \right) \right] \quad (2-14)$$

其中,  $R$  为标准差的动态取值范围, 参数  $k$  取正值。

本章实验中, 取  $R=30$ ,  $k=0.5$ , 效果如图 2-10 d) 所示, 虽然不会将相邻的汗孔连接, 但是容易丢掉汗孔。通过研究实现并分析比较一些二值化算法, 发现效果都不是特别让人满意, 本文将在第 4 章中详细介绍一种更加精确的二值化方法, 本章中的预处理只使用局部阈值迭代实现二值化。

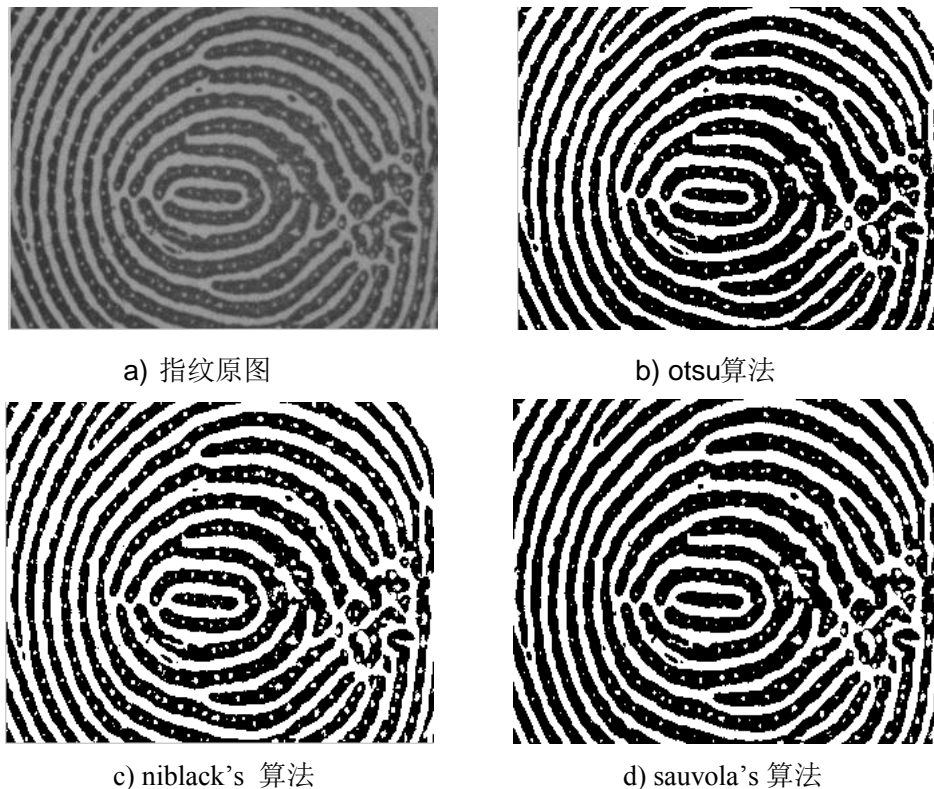


图 2-10 不同算法的二值化效果

## 2.7 本章小结

在指纹识别的整个流程中, 本章着重于指纹图像的预处理, 研究分析并通过实验验证了一组有效的算法, 使得指纹图像经过预处理后还基本上能保持原有的特征。为了更有效地提取汗孔的特征点, 在进行提取算法之前需要共同的预处理操作, 即分割、归一化、增强、二值化等, 所以本章的主要工作就是研究并实现各个预处理功能的算法, 针对不同情况也作出了相应的改进。对实验结果分析来看, 本章中的预处理算法能够达到改善指纹图像质量的目的, 从而提高了系统的识别性能。

## 第3章 基于 DoG 模型的汗孔提取算法及优化

### 3.1 引言

指纹识别系统大都基于指纹特征的匹配，而现有的大部分识别系统基本上都是使用第一级别和第二级别的特征，导致大部分的指纹特征被忽略<sup>[46]</sup>。随着硬件设备性能的提高，使得第三级别指纹特征的提取成为可能。汗孔的提取就是对采集到的原始指纹图像进行一系列的图像处理操作从而把指纹图像中的汗孔中心坐标提取出来的过程，提取结果的好坏对系统的识别性能起着决定性的作用。国内外目前对汗孔的研究并不是很多，比较典型的有三个同向性滤波模型：Jain 氏模型<sup>[7]</sup>、Ray 氏模型<sup>[31]</sup>、DoG 模型<sup>[32]</sup>，和一个各向异性滤波模型<sup>[47]</sup>。本章首先对指纹汗孔特征进行研究分析，然后介绍基于 DoG 模型的汗孔提取算法，并根据其与 Gabor 模型<sup>[48]</sup>、DAPM（动态自适应）模型的优缺点及指纹汗孔分布特点采取一定的策略进行改进和融合，紧接着再提出一个汗孔选择模型，从而去掉更多的伪汗孔。最后，本章在不同的数据库上进行实验并验证了算法的合理性和可靠性。

### 3.2 汗孔的基本特征

众所周知，指纹是每个人的手指末端能够提供摩擦力的皮肤上的突起或凹陷的纹线（山脊和犁沟）。摩擦性的脊皮有两部分组成：真皮（内层）和表皮（外层）。分布在表皮上的山脊是为了增加手脚与接触面之间的摩擦力（见图 3-1 a），平均一个年轻男性皮肤上每厘米有 20.7 条脊线，而年轻女性则是 23.4 条。Locard 对汗孔进行深入研究并提出了四个可以用于识别的基于汗孔的标准：汗孔的尺寸，汗孔的形态，汗孔在脊线上的位置，和汗孔的数量。统计分析，每厘米脊线上分布有 9 到 18 个汗孔，而 20 到 40 个汗孔就足以识别一个人。

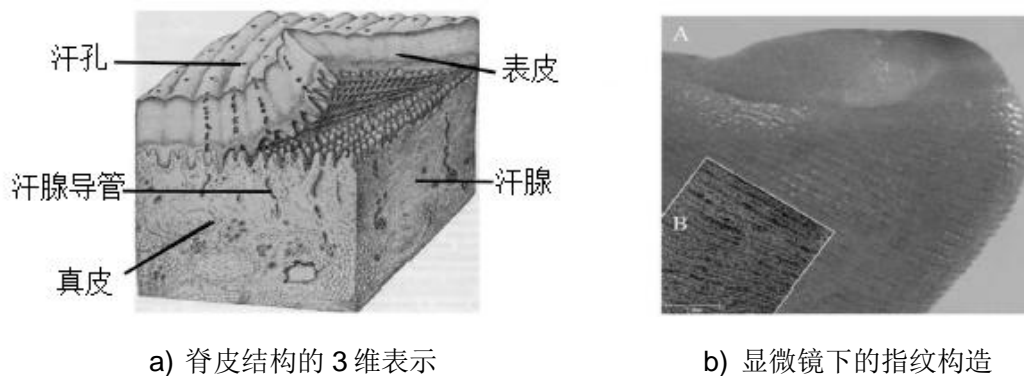


图 3-1 指纹生物特征<sup>[7]</sup>

手指真皮和皮下组织之间以及皮下组织内分布着许多汗腺，并由螺旋状汗腺导管伸向皮肤表层，在乳突线上呈凹陷状开口，即为汗孔。汗孔遍布于全身上下，手足掌面最为集中。人体汗孔为代谢物的分泌提供了通道，同时也起到了调节体温、润泽皮肤的作用。研究<sup>[49]</sup>表明胚胎在第五个月的时候就可以观察到汗腺的形成，而表皮脊线在第六个月才开始形成。这表明在表皮和真皮发育完成之前汗孔已经稳定分布在脊线之上，而且一旦脊线完全形成之后，汗孔位置不再改变。因此，汗孔都分布在乳突纹线（脊线）上，不在谷线上，如图 3-2 所示，而且汗孔之间的空间距离与脊线宽度呈一定比例，平均约为 0.48 毫米。汗孔大小和尺寸也是不等的，直径约为 50 微米到 250 微米之间，根据大小分为小孔型、中孔型、大孔型，根据形态可以分为圆形、椭圆形、方形和不规则形等多种形态。基于是否出汗，指纹图像上的汗孔显示为开和闭两种状态。闭汗孔是完全封闭在脊线上的，而开汗孔则与脊线间的谷线相连接，如图 3-3 所示。由于每一个汗孔在不同的时刻开闭状态不同，即使是同一个汗孔，在不同的样本中也很难完全一样。

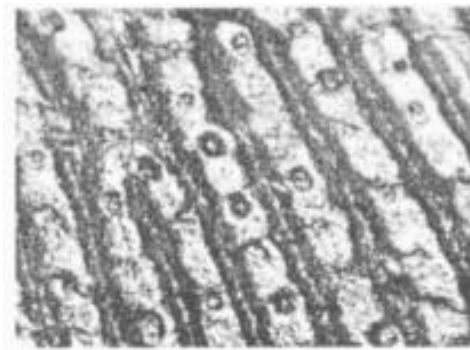
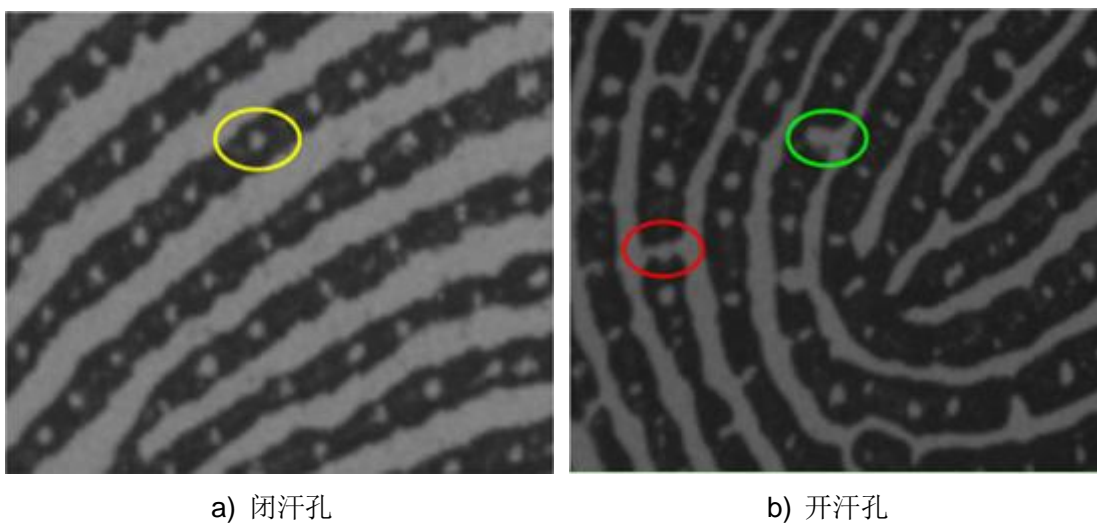


图 3-2 脊线上汗孔的分布<sup>[49]</sup>



a) 闭汗孔

b) 开汗孔

图 3-3 指纹图像中两种类型的汗孔

为了深入研究指纹图像中汗孔的空间表示，我们从很多个图像中手动标注和



裁剪出上百个汗孔，包括开汗孔和闭汗孔。这些汗孔所在区域的灰度分布大致分为 3 种类型的结构，如图 3-4 所示。其中从 b) 和 c) 中可以看出开汗孔的方向是不定的，并且从沿着脊线方向的剖面来看，这三种类型的汗孔都显示为类高斯的分布，但高斯剖面的宽度各不相同。

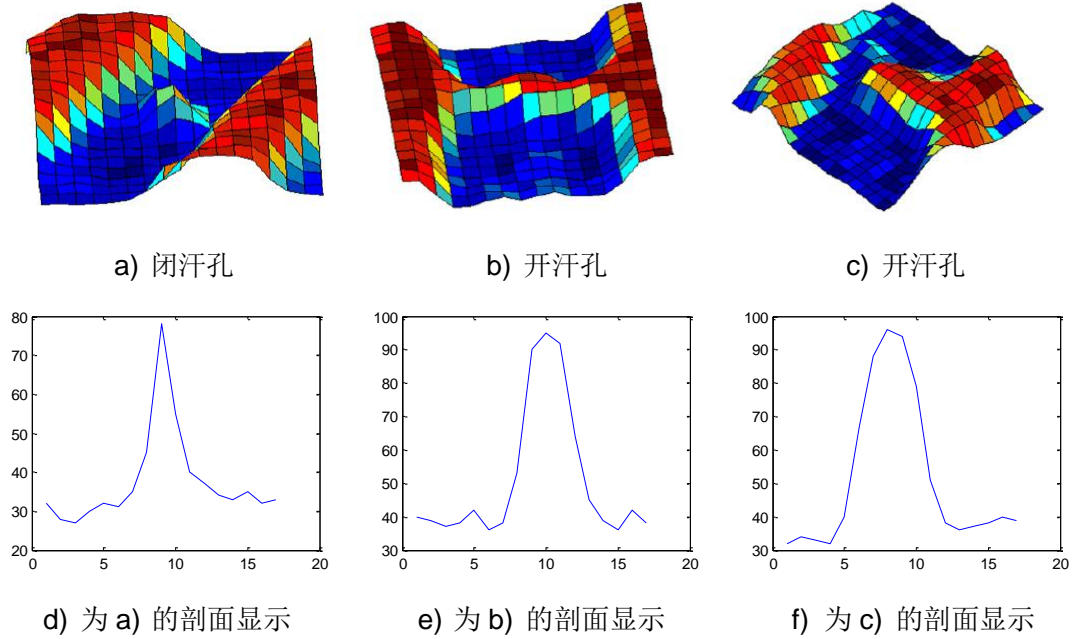


图 3-4 指纹图像中汗孔的三类表示

### 3.3 基于 DoG 模型的汗孔提取

在计算机视觉中，DoG 是高斯函数的差分，是一种可以根据一幅灰度图像增强其原始灰度图像的模糊图像的算法，通过 DoG 可以有效的降低模糊图像的模糊程度。其中所提到的模糊图像可以用具有不同标准差的高斯核函数对原始灰度图像进行卷积而得到。通常情况下，我们知道原始灰度图像与高斯函数进行卷积相当于对图像作高斯低通滤波处理，即去噪操作，只是压制了高频信息。其中，符合正态分布的二维高斯函数如公式 (3-1) 所示：

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3-1)$$

高斯函数的差，顾名思义，是两幅图像进行高斯滤波后的差，两个高斯函数中的标准差选取不同的值，高斯差分的一维、二维表示分别见式 (3-2)、(3-3)，近似墨西哥草帽小波：

$$f(x; \mu, \sigma_1, \sigma_2) = \frac{1}{\sigma_1\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma_1^2}\right) - \frac{1}{\sigma_2\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma_2^2}\right) \quad (3-2)$$

$$f(u, v, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(u^2+v^2)/(2\sigma^2)} - \frac{1}{2\pi K^2\sigma^2} e^{-(u^2+v^2)/(2K^2\sigma^2)} \quad (3-3)$$

式中  $\mu$  ——自变量的期望值；

$\sigma$  ——标准差，决定了高斯函数在  $x$  轴的跨度；

$(u, v)$  ——二维空间的自变量；

$K$  ——常数。



图 3-5 局部指纹图片

从图 3-5 可以看出，脊线（谷线）显示为黑色（白色）线，而汗孔均为脊线上的白色斑点，无论是闭汗孔还是与谷线连接的开汗孔。图像与某一函数进行卷积运算实际上就是求取图像与这一函数的相似性。所以我们在提取汗孔前假设汗孔是图中的圆形物体，其为像素比周围像素灰度值大的区域，这些特征都与 DoG 结构相似，如图 3-6 所示，因此选择 DoG 带通滤波器来探测图像中的类圆物体作为汗孔。同理，指纹图像与高斯差分函数的卷积实际就是求取图像中与 DoG 形状相似的结构从而使 DoG 响应值达到最大，从函数的形状我们可以看出，DoG 算子是圆对称形状，可用于检测图像中的圆斑结构，在本章中，则是用来检测汗孔，即 DoG 算子在指纹图像上得到局部极值响应的点就是汗孔所在的位置。

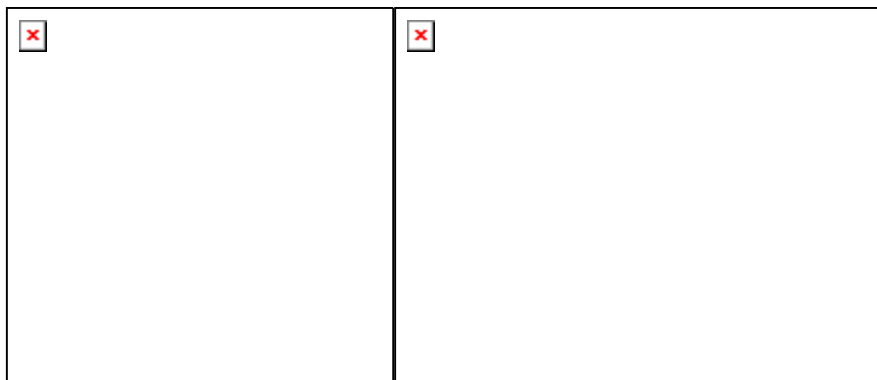


图 3-6 DoG 模型

本课题基于 DoG 模型的汗孔提取步骤如下：

- （1）对指纹进行分块，计算每一块图像  $I_B$  的平均脊线周期  $p$ 。
- （2）计算相应指纹块对应的两个高斯滤波器的尺度值分别为  $k_1p$  和  $k_2p$  ( $0 < k_1 < k_2$ ，且均为常数)， $k_1$  和  $k_2$  的取值要参考脊（谷）线的宽度和汗孔的尺寸。
- （3）对每一块图像进行卷积，见公式（3-4）、（3-5）：

$$F_1 = G_{k_1p} * I_B, \quad F_2 = G_{k_2p} * I_B \quad (3-4)$$

$$G_\sigma(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} - m_G, \quad |x|, |y| \leq 3\sigma \quad (3-5)$$

其中，‘\*’表示卷积， $m_G$  用来归一化高斯滤波器为零均值。滤波输出  $F_1$  和  $F_2$  要归一化到  $[0, 1]$  并且二值化，结果为  $B_1$  和  $B_2$ 。小尺度的高斯滤波器  $G_{k_1p}$  增强了汗孔和谷线信息，而大尺度的滤波器  $G_{k_2p}$  只增强了谷线信息，因此， $B_1 - B_2 = P_B$  可以得出初始的汗孔提取结果。

（4）运用以下策略去除初始汗孔集中的伪汗孔：（a）利用二值化的脊线图去除不在脊线上的汗孔；（b）汗孔区域的离心率应该小于一个阈值，这样可以去掉线性的连通区域；（c）其大小在一定的范围之内，我们取汗孔区域的像素个数作为其大小，设置范围为 3 到 30；（d）真汗孔的平均灰度值要足够大、方差应很小。最终提取效果如图 3-7 所示，红圈标注的则为提取出的汗孔。

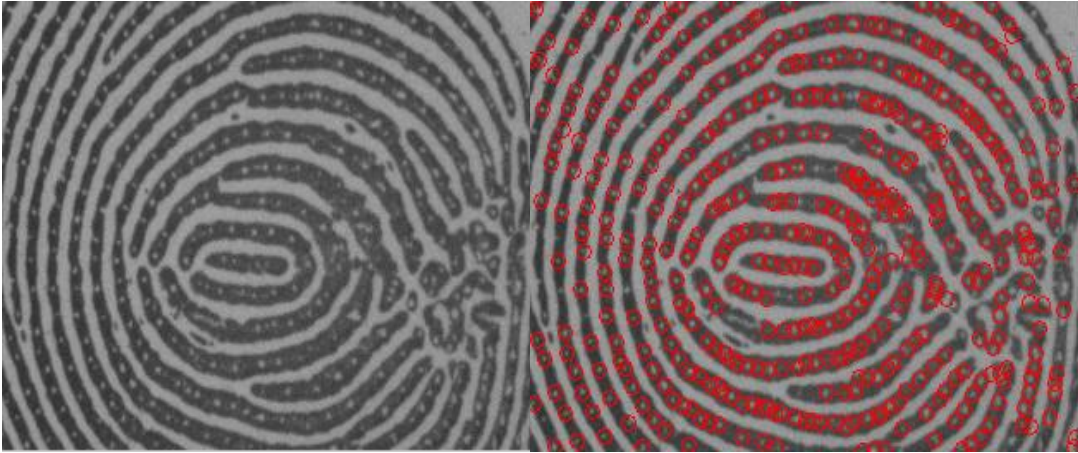


图 3-7 基于 DoG 模型的汗孔提取效果图

### 3.4 汗孔提取算法的优化

从图 3-3 中的剖面图可以看出，指纹汗孔大小和方向是不尽相同的。通过分析可以知道 DoG 模型是中心圆对称的，不具有方向各异性，虽然我们加入了尺度因



子,但仍不能精确地提取出尽可能多的汗孔。**Gabor**模型(见式 3-6)和 **DAPM** 模型(见式 3-7)都引入了方向和尺度因子,但指纹中有些地方并不能求出方向值,而且发现两者在脊线边缘和内部并不总是能很好的提取汗孔。汗孔提取实质上就是目标检测问题。通常来说,给定一个对象的模型后,这个模型就可以当作一个匹配滤波器来检测目标。当一个用于描述目标对象的匹配滤波器与一个图像卷积时,图中目标对象所在区域就会得出一个强烈的响应值。所以本节首先提出一个模型融合策略,使模型尽可能好的表达汗孔,从而更多地提取出汗孔。

$$\begin{cases} P_0(i, j) = \exp\left(-\frac{i^2}{2\sigma_i^2}\right) \times \exp\left(-\frac{j^2}{2\sigma_j^2}\right) \\ P_\theta = \text{Rot}(P_0, \theta) \end{cases} \quad (3-6)$$

$$\begin{cases} P_0(i, j) = e^{-(j^2/2\sigma^2)} \cos\left(\frac{\pi}{3\sigma} i\right) \\ P_\theta(i, j) = \text{Rot}(P_0, \theta) = e^{-(j^2/2\sigma^2)} \cos\left(\frac{\pi}{3\sigma} \hat{i}\right) \\ -3\sigma \leq i, j \leq 3\sigma \\ \hat{i} = i \cos(\theta) - j \sin(\theta), \quad \hat{j} = i \sin(\theta) + j \cos(\theta) \end{cases} \quad (3-7)$$

其中,  $P_0(i, j)$  表示角度为 0 时的汗孔模型,  $P_\theta(i, j)$  表示旋转模型,  $\sigma$  表示控制汗孔尺寸的参数,  $\theta$  表示控制汗孔模型方向的参数。

### 3.4.1 汗孔模型融合策略

在实验过程中发现 **DoG** 模型在方向不精确的地方(比如拐角处、奇异点附近)提取汗孔能力优于 **DAPM**、**Gabor**模型;因为 **DAPM** 模型函数形状跟开汗孔灰度分布模型更为相似,所以其在脊线边缘提取效果好,而 **Gabor** 模型在脊线内部提取效果更优。基于上述,本节进行汗孔模型融合的大致过程如下:

(1) 将指纹图像分为 3 类块:好块、差块和背景块。对于好块,可以直接计算其方向值和频率值,而对于差块,没有方向值,取该块周围块的均值作为其频率估计值;

(2) 对于差块,选取改进的 **DoG** 模型进行汗孔提取;

(3) 对于好块,首先对指纹脊线进行细化处理,在细化后的脊线上采用 **Gabor** 模型提取的结果,然后在细化后的脊线上采用 **Gabor** 提取后的结果,然后将指纹脊线减去细化后的脊线,得到脊线边缘信息,在边缘上我们采用 **DAPM** 提取后的结果;

(4) 把提取结果融合到一起,形成初始的汗孔集,效果如图 3-8 b) 所示。

在这部分中，重要的在于分块：首先设定初始块大小值为  $initsize$ ，对图像进行初始划分；对于每一个初始块  $B$ ，由公式 (3-8) 计算结构张量  $J$ ，其包含了块中脊线方向的信息，它的特征向量可以用来计算脊线方向的一致性。

$$J = \frac{1}{N_B} \sum_{i \in B} \nabla B_i \nabla B_i^T = \begin{bmatrix} j_{11} & j_{12} \\ j_{21} & j_{22} \end{bmatrix} \quad (3-8)$$

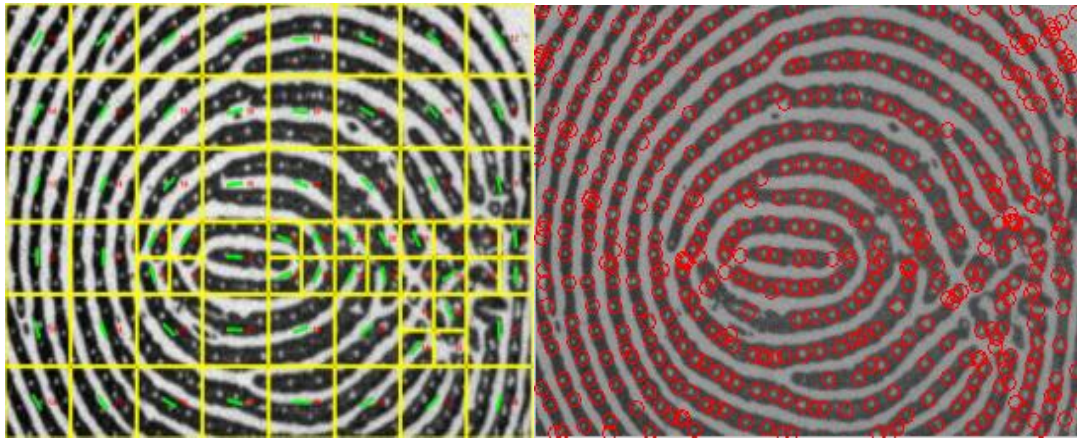
其中， $N_B$  为块中像素的个数， $\nabla B_i = ((\partial B_i / \partial x), (\partial B_i / \partial y))^T$  是像素  $i$  的梯度向量， $T$  代表转置。

然后对每一个初始块计算块方向一致性  $OC$ （见式 3-9）和强度对比性  $IC$ （见式 3-10），设定一个最小块大小值为  $minsize$ ，每个初始块的  $OC$  和  $IC$  如果都大于给定阈值，则标为好块；否则，若块大小大于  $minsize$ ，则将此块继续划分为四个相同的子块。

$$OC = \frac{(\lambda_1 - \lambda_2)^2}{(\lambda_1 + \lambda_2)^2} = \frac{(j_{11} - j_{22})^2 + 4j_{12}^2}{(j_{11} + j_{22})^2} \quad (3-9)$$

$$IC = std(B) \quad (3-10)$$

最后，检查每一子块的检查每一子块的  $OC$  和  $IC$ ，如果两者均大于给定阈值且块大小小于  $minsize$ ，则标为好块；如果  $OC$  小于其阈值而  $IC$  大于其阈值，则标为差块；否则，为背景块。最终分块效果如图 3-8 a) 所示。



a) 指纹最终分块效果

b) 融合后初始汗孔图

图 3-8 基于融合的指纹汗孔提取效果图

### 3.4.2 汗孔选择模型

不管用什么方法提取汗孔，都会不可避免地引入很多伪汗孔，从而降低了汗孔提取的精确度，因此汗孔提取的最后一步去伪工作必不可少。在先前的工作中，

大都是根据汗孔只在脊线上及大小需在合理范围之内等限制来去除伪汗孔，或者用 PCA 算法来计算汗孔的灰度分布模型，然后用基于最小平方差的此模型作用于初始汗孔集从而达到去伪的目的。为了尽可能多的去掉伪汗孔，针对本章提出的汗孔提取策略，本课题提出了一个汗孔选择模型，从初始汗孔集中尽可能多的选出真汗孔。建模的基本思路为：首先选择汗孔的大小、距离、对比度、滤波响应值、平均亮度等特征，然后基于这些特征建立合适的模型作用于汗孔集合。

### （一）汗孔特征的选择

（1）大小：汗孔大小是不定的，但是受脊线谷线宽度的限制，本文中取汗孔区域中包含像素的个数作为其大小。

（2）亮度均值：取汗孔所在区域中所有像素灰度的平均值为亮度均值。

（3）对比度：通过对原始指纹图像的观察，发现汗孔区域与周围非汗孔区域的像素灰度分布不同，汗孔是脊线上的亮斑，从中心开始越往外颜色越暗，以汗孔区域为中心选取一定面积的区域，选取区域中汗孔与非汗孔及非脊线间的对比度作为汗孔的一个特征。假设先前得到的二值脊线图 *ridgeMap*，初始汗孔二值化图为 *poreImage*，对每一候选汗孔，对比度的求取步骤概括如下：

（a）首先计算该候选汗孔的像素个数  $x_1$  和汗孔中像素的灰度之和  $\theta_1$ ；

（b） $p$  为与图像等大的全零区域，设汗孔区域在  $x$  轴的跨度为  $a$ ，在  $y$  轴的跨度为  $b$ ，在  $p$  中建立一个以汗孔的中心点为中心，大小为  $3a \times 3b$  的矩形区域，赋值为 1；

（c） $p = p * ridgeMap$ ，计算  $p$  中的非零的个数  $x_2$ ， $\phi_2 = x_1 / (x_1 + x_2)$ ；

（d）*poreImage* 取反， $p = p * poreImage$ ，计算非零点个数  $x_3$ ；

（e） $p = p * im$ ，计算  $p$  中所有像素值的和  $\theta_2$ ，得出  $\phi_1 = \theta_1 / (\theta_1 + \theta_2)$ ， $\phi_3 = x_1 / (x_1 + x_3)$ ；

（f）计算最终的对比度  $\phi = \phi_1 / \phi_3$ 。

（4）滤波响应值：对汗孔建模后，用相应的滤波器对图像进行卷积并分析其输出值发现在候选汗孔区域的响应比较强烈。

（5）距离：取与候选汗孔距离最近的四个候选汗孔的坐标和距离值。

### （二）汗孔选择模型的确定

（1）建立针对灰度、对比度及响应值的估计模型：

（a）首先利用式（3-11）对灰度进行归一化；

$$poreLight(i, j) = \frac{poreLight(i, j) - \min(poreLight)}{\max(poreLight) - \min(poreLight)} \quad (3-11)$$

（b）观察每个候选汗孔的灰度、对比度及响应值的规律，分别对这三个值作

出相应的改变；

(c) 构造模型如式 (3-12)、(3-13)，初步计算每个候选汗孔为真的概率。

$$pro(i, j) = \frac{1}{1 + \exp^{-z(i, j)}} \quad (3-12)$$

$$z(i, j) = a * (w_1 * p_1(i, j) + w_2 * p_2(i, j) + w_3 * p_3(i, j)) \quad (3-13)$$

其中， $p_1(i, j)$  为灰度值， $p_2(i, j)$  为对比度， $p_3(i, j)$  为滤波响应值， $w_1, w_2, w_3$  分别为对应的权值且  $w_1 + w_2 + w_3 = 1$ ， $a$  为系数。权值及系数的值通过在实验中不断试验而得到。

(2) 建立针对汗孔大小及汗孔间距离的估计模型：

通过建立针对汗孔大小和汗孔间距离的模型，以及与针对对比度等的模型融合去掉概率小于 0.5 的汗孔。设  $p_4(i, j)$ ， $p_5(i, j)$  为汗孔的大小及距离特征， $w_4, w_5$  为相应的权值，该过程的伪代码见算法 3-1：

算法 3-1 计算过程的伪代码

输入：候选汗孔集合

输出：去伪后的汗孔集合

For i=0.1: 0.1: 0.5 % 概率

For j=1: 3 % 尺寸

For k=1: 5 % 距离

对于每一个候选汗孔  $pore(m, n)$  建立针对尺寸和距离的估计模型：

$$poreSpatial(m, n) = \frac{1}{1 + \exp^{-(w_4 * (p_4(m, n) - j) + w_5 * (p_5(m, n) - k))}} - i,$$

将尺寸模型加入到基于对比度等的模型中：

$$PorePro(m, n) = w_6 * poreSpatial(m, n) + w_7 * pro(m, n),$$

然后对概率小于 0.5 的汗孔进行处理：

If  $PorePro(m, n) < 0.5 \& poreSpatial(m, n) < 0$

If 该汗孔的  $PorePro$  值小于其最近汗孔的  $PorePro$  值

去除此汗孔；

并去除与其较近的汗孔中关于此汗孔的信息；

End

End

End

End

End

利用本文提出的融合策略进行汗孔提取后再用此模型去除伪汗孔，效果如图 3-9 所示（红圈标注的为提取出的汗孔）。

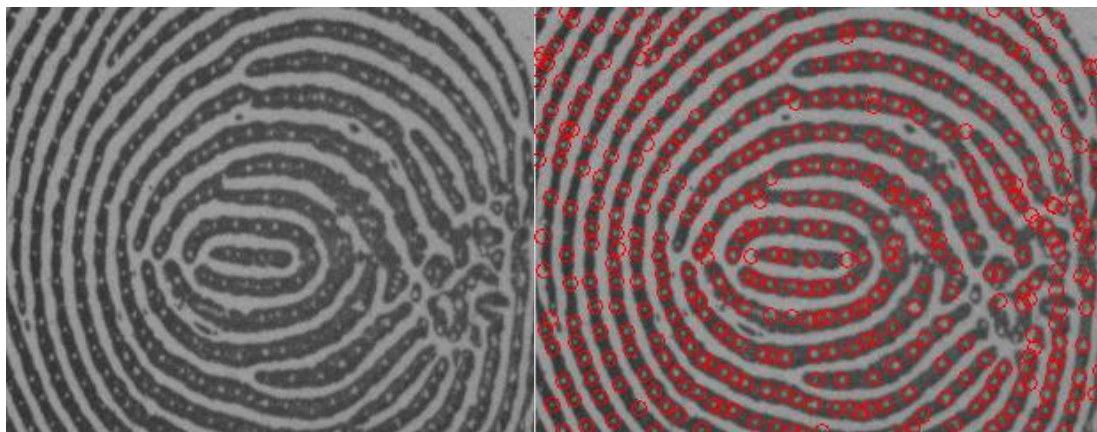


图 3-9 进行汗孔选择的效果

## 3.5 实验结果与分析

### 3.5.1 实验数据库

为了测试指纹汗孔提取方法的性能，需要一个含有第三级特征（如汗孔）的高分辨率指纹数据库。但是目前国际上还没有标准的用于汗孔处理的指纹库，因此本文采用的是由香港理工大学生物计算中心提供的高分辨率指纹数据库（PolyU High-resolution Fingerprint Database）。该实验室自主研发了光学指纹扫描仪，使用一个 CCD 照相机（Lumenera Camera LU135M）采集指纹图片，得到的指纹图像分辨率均为 1200dpi。该指纹库分为两个部分：DBI 中的指纹图像采集自 35 个手指，每个手指分两次采集 6 张图片，每次采集 3 张，间隔时间为两个星期，共有 210 张指纹图片，大小为 320×240；DBII 中的指纹图像采集自 148 个手指，同样是分两次采集，每次采集 5 张，每次采集间隔两个星期，共有 1480 张指纹图片，大小为 640×480。

### 3.5.2 汗孔提取精度测试

为了进行汗孔提取精度的测试，从 DBI 库中抽取 30 张来自不同手指的指纹图片并进行手工标注，获取真实汗孔的坐标位置用以计算提取率，图 3-10 所示为手工标注的指纹图像，标注汗孔个数为 403 个。然后使用基于 DoG 模型、DAPM 模型、Gabor 模型的方法和本章提出的算法（基于优化模型的算法）对这 30 张指纹图像进行汗孔特征提取，对提取出的汗孔坐标与手工标定出的坐标一一进行比较，如果二者之间的距离小于 3 个像素，就认为该提取出的汗孔为真汗孔，否则为假汗孔。表 3-1 为相应算法所提出的汗孔数量对比，图 3-11 所示为相应的提取效果。



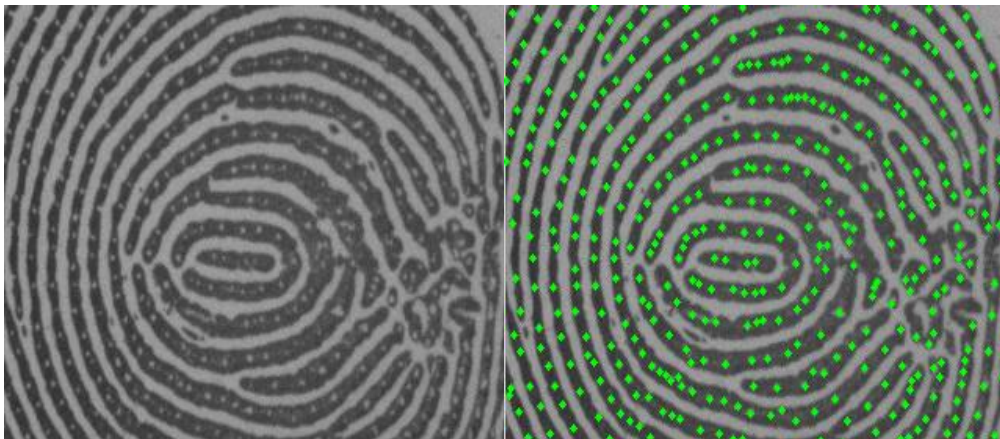


图 3-10 手工标注示意图

为了更直观的看到汗孔提取的精确度，我们统计了 30 张指纹图像的平均提取率，如表 3-2 所示，其中正确提取率  $RT$  表示汗孔提取出的真汗孔  $N_{true}$  与手工标注的真实汗孔数量  $N_{all}$  的百分比，见式（3-14）；错误提取率  $RF$  表示提取出的假汗孔数  $N_{false}$  与提取出的所有提取出的汗孔数量  $N_{extracted}$  的百分比，见式（3-15）：

$$RT = \frac{N_{true}}{N_{all}} \quad (3-14)$$

$$RF = \frac{N_{false}}{N_{extracted}} \quad (3-15)$$

表 3-1 不同汗孔提取方法的比较

	DoG <sup>[32]</sup> model	DAPM <sup>[47]</sup>	Gabor <sup>[48]</sup> model	优化模型
正确汗孔数	320	301	324	339
错误汗孔数	120	74	65	64

表 3-2 不同汗孔提取方法的精度比较

方法	最大正确提取率	最小正确提取率	最大错误提取率	最小错误提取率	平均正确提取率	平均错误提取率
DoG <sup>[32]</sup> 模型	90.98%	39.06%	49.71%	5.36%	75.72%	25.55%
DAPM <sup>[47]</sup> 模型	87.50%	63.64%	35.56%	12.60%	79.06%	20.78%
Gabor <sup>[48]</sup> 模型	92.65%	67.91%	32.91%	8.33%	81.95%	18.50%
本文的方法	94.55%	72.37%	27.82%	5.67%	87.08%	14.83%

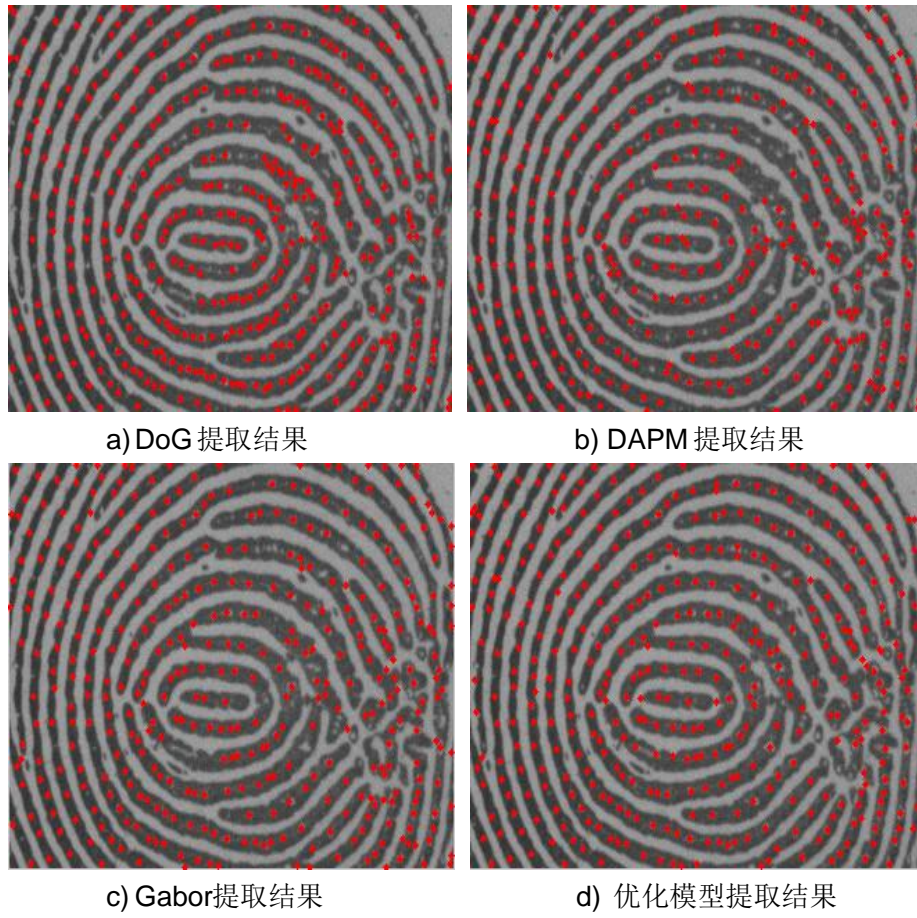


图 3-11 汗孔提取效果图

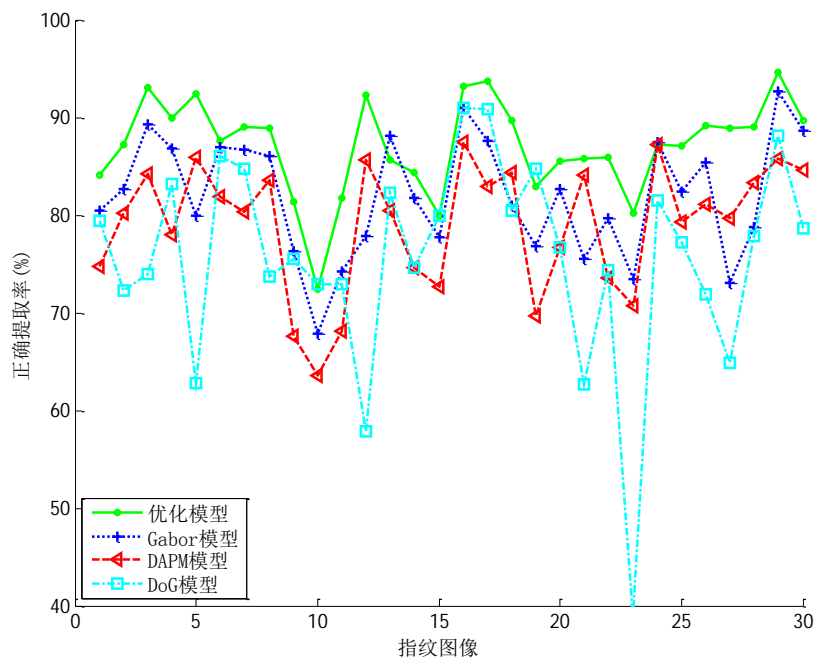


图 3-12 不同方法的正确提取率比较

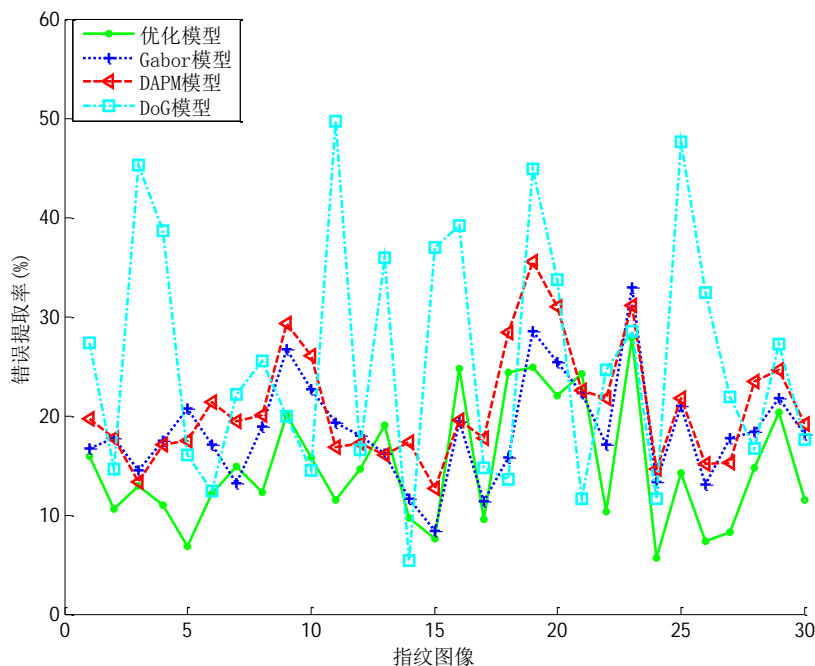


图 3-13 不同方法的错误提取率比较

表 3-3 不同汗孔提取算法的时间

算法	DoG 模型	DAPM 模型	Gabor模型	优化模型
平均时间	1.46s	1.89s	1.86s	7.89s

用本章中的方法进行汗孔提取时，权值  $w$  的选择至关重要，经过大量的试验，最终取值为 (0.5, 0.2, 0.3, 0.15, 0.08, 0.35, 1)。图 3-12 和 3-13 分别为几种算法的  $RT$  和  $RF$  的比较，表 3-3 所示为不同算法的时间性能。从表 3-1 和表 3-2 中的实验数据中可以看出本章提出的融合策略及汗孔选择算法与已有算法相比，不仅提高了正确提取率，还降低了错误提取率，所以说本章提出的算法具有更好的提取性能和鲁棒性；从表 3-3 中的数据中可以观察到本章提出的算法平均时间高于已有算法所需时间，这是因为在进行汗孔选择时需要每个汗孔都要计算其概率，并且对每个汗孔都要与其周围汗孔进行比较，而且为了尽可能多的留下真实汗孔，实验中对算法 3-1 涉及到的参数  $i, j, k$  的选择使用了多重循环，所以计算量很大，导致耗时比较长，在以后的工作中会提出更加优异的策略来缩短耗时。

### 3.5.3 汗孔匹配测试

汗孔提取的研究就是为了在指纹识别系统中引入新的特征，因此有必要测试提取出的汗孔对指纹识别系统所作的贡献，即汗孔提取对汗孔匹配阶段作出的贡献。本节实验中，采用基于 RANSAC (Random Sample Consensus) 的算法进行汗



孔匹配，下面首先简要介绍一下 RANSAC 算法的原理和主要实现步骤。

RANSAC 算法的基本思想是对包含有非正常数据的样本库进行推导从而得到一个能够推算出正常数据的数学模型，其是以假设“正向”数据（可以很好的贴近模型特性）和“逆向”数据（远离模型特性）同时存在为前提的，并且要确保可以找到一个方法来求取模型中的参数。这些数据噪声的产生原因有多种，比如测量偏差、运算失误、估计错误等。在进行直接汗孔匹配时，我们首先根据汗孔周围特征的相关性进行粗匹配，然后我们统计粗匹配中成功匹配的汗孔点，并称之为内点，而把错误的匹配点称为离群点。离群点严重影响了对指纹之间变换矩阵的估算，从而导致匹配效果不理想。因此在粗匹配之后，需要使用鲁棒的 RANSAC 算法剔除离群点来实现对汗孔的精匹配，其主要实现步骤如下：

（1）基于汗孔周围特征的相关性进行粗匹配。首先构造一个滤波器，窗口大小设置为 31，对汗孔滤波并生成相关矩阵，求出对应窗口内所有汗孔之间的相似度，找到在每个方向上都与该汗孔最相关的汗孔，得出汗孔的粗匹配对集 **C**。

（2）在粗匹配集 **C** 的基础上，使用 RANSAC 算法估算出变换矩阵并进行评估，从而得出包含所有正确汗孔匹配对的内点集合，即精匹配集。

（3）经过上述步骤，已经得到了目标指纹和模板指纹的汗孔粗匹配集和精匹配集，接下来就是根据它们的匹配结果来计算汗孔匹配得分，最后我们根据得分统计直接汗孔匹配的准确率，从而判断指纹识别的精度。

为了测试匹配性能，需要计算汗孔匹配的误识率（FAR）和拒识率（FRR），得出 ROC 曲线，求得 FAR 与 FRR 相等时的等误率（ERR）。本章首先在 DBI 数据库上进行测试：为了测试 FRR，需要对每个人的 6 张指纹进行两两匹配，共  $6 \times 5/2 \times 35 = 525$  次匹配，得到了真匹配集（Genuine matches；为了测试 FAR，对每个手指的第一个时期的第一张指纹图片和其它手指第二时期的第一张指纹图片进行一一匹配，共  $34 \times 35 = 1190$  次匹配，得到了伪匹配集（imposter matches）。图 3-14 所示为在 DBI 库上使用基于 DoG 模型、DAPM 模型、Gabor 模型的算法及本章提出的优化算法提取出的汗孔进行基于 RANSAC 算法匹配的 ROC 曲线图，为了更直观的比较不同汗孔提取算法提取出的汗孔对指纹识别的贡献度，本节给出了表 3-4 中的数据。在下一章将会给出在两个数据库中的更为详细的实验数据。

表 3-4 DBI 中不同算法直接汗孔匹配结果

汗孔提取算法	FAR	FRR	EER
DoG <sup>[32]</sup> 模型	8.66%	7.62%	16.27%
DAPM <sup>[47]</sup> 模型	3.95%	4.19%	8.14%
Gabor <sup>[48]</sup> 模型	2.94%	3.62%	6.56%
优化模型	2.18%	3.43%	5.61%

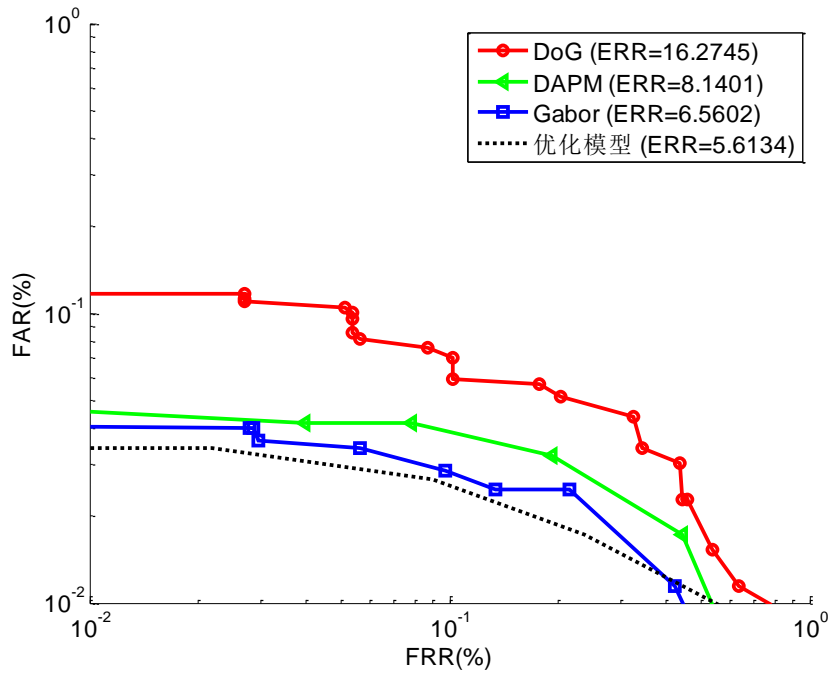


图 3-14 不同算法在 DBI 上的 ROC 曲线

从图 3-14 和表 3-4 中的实验数据（坐标轴选用对数坐标系统）可以看到，与基于已有算法提取出的汗孔相比，使用本章基于优化模型的算法提取出的汗孔进行直接汗孔匹配时，拒识率和误识率都有所降低，等误率 EER 也优于已有算法提取出的汗孔，所以说本章优化算法在提高精确度的同时也提高了所提汗孔对指纹识别的贡献度。

### 3.6 本章小结

本章首先对指纹汗孔的特征进行了分析，详细介绍了 DoG 模型的构造和实现原理，同时对基于 DAPM 模型和 Gabor 模型的算法进行实现，并对其性能进行对比从而找出各自的优缺点。然后对 DoG 模型进行改进，使其变成参数自适应的模型，针对各模型的优缺点提出一个融合策略：在不同的区域使用该区域合适的模型滤波进而更加精确的提取出汗孔。最后，本章在提取出初始汗孔集合后构造了一个汗孔选择模型，选取汗孔大小、尺度、对比度、距离及响应值等特征进行建模，从而去掉更多的伪汗孔。汗孔特征的权值在选择时进行了大量的试验，通过对实验数据的对比与分析，发现本章提出的方法在汗孔提取时优于已有算法，不仅提高了正确率，还降低了错误率，从而验证了算法的合理性和精确性。

## 第 4 章 基于形态学滤波的汗孔提取

### 4.1 引言

随着计算机视觉领域对目标和缺陷识别需求的增加，数学形态学以其直接基于形状进行数字图像处理的优势得到了更加广泛的应用。形态学的基本思想是使用具有一定形状的探针来检测图像中相应形状的目标对象，以便进行图像信息的分析和识别。基于形状的数学形态学算子在简化图像数据的同时不仅保留了它们的基本形状特征而且去掉了不相关的信息<sup>[50]</sup>，在特征提取中有着非常重要的意义。第三章中主要讲述了基于模型的汗孔提取方法，这一章本课题将提出一个基于数学形态学滤波的提取算法：首先利用形态学尺度空间切换算子对灰度图像二值化，利用连通区域等一定的策略提取出闭汗孔；然后对二值化后的图处理，使其只含有开汗孔信息，接着利用形态学处理骨架化指纹图像，提取出交叉点，利用一定的规则提取出开汗孔；最后进行去伪工作。为了验证此算法的精确度和可靠性，本章在不同的数据集上设计了提取和匹配实验并得出了不错的结果。

### 4.2 灰度形态学

常用的形态学操作基本都是基于二值信息的，其处理对象为集合。假设  $A$  和  $B$  是  $N$  维欧几里得空间  $E^N$ （对于二值图像， $N=2$ ）中分别含有元素  $a$  和  $b$  的两个集合，对集合进行二值膨胀和腐蚀的示意图如图 4-1 和图 4-2 所示。

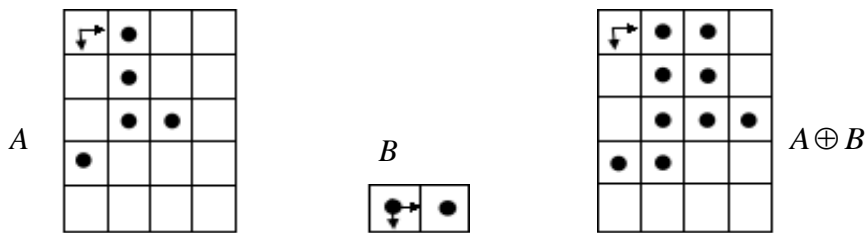


图 4-1 二值膨胀示意图

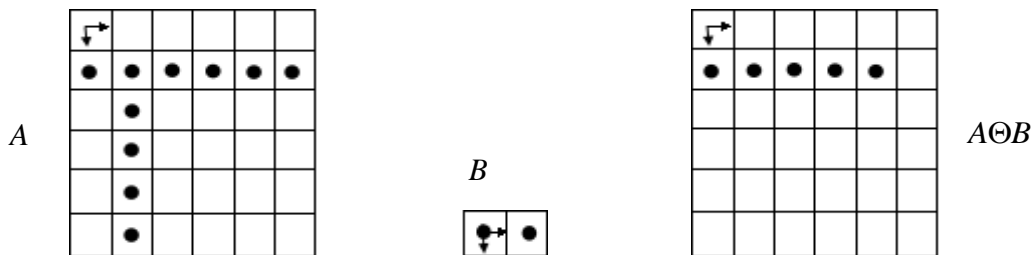


图 4-2 二值腐蚀示意图

通过观察效果可以看出膨胀增长或粗化了二值图像中的物体，腐蚀则缩小或细化了二值图像中的物体，至于粗化和细化的程度则由所用的结构元素来控制。二值形态学中的腐蚀、膨胀、开和闭运算都可以通过最大值和最小值的操作很自然地扩展到灰度空间中。**Nakagawa**和**Rosenfeld**<sup>[51]</sup>最早提出了邻域最大值和最小值算子的使用，**Werman**和**Avnir**<sup>[52]</sup>使用灰度尺度形态学进行文本特征的提取。但是与二值形态学不同，灰度形态学的处理是基于数字图像函数的而不是简单的对集合进行运算，二值形态学中集合运算中的交和并操作在灰度形态学中也被替换成了最大极值（max）和最小极值（min）运算。

#### 4.2.1 灰度形态学的基本概念

##### A. 灰度膨胀

设  $f(x,y)$  为输入的图像函数， $b(x,y)$  为结构元素，其中， $(x,y) \in Z^2$ ， $f(x,y) \in Z$  和  $b(x,y)$  分别表示为关于像素  $(x,y)$  处灰度值的两个函数。则在灰度图像中，结构函数  $b$  对输入图像  $f$  进行膨胀运算的定义如下：

$$(f \oplus b)(s,t) = \max\{f(s-x, t-y) + b(x,y) \mid (s-x), (t-y) \in D_f; (x,y) \in D_b\} \quad (4-1)$$

其中， $D_f$  和  $D_b$  分别为函数  $f$  和  $b$  中变量的取值范围。对其取值范围的限定与对集合进行二值膨胀时要求集合  $f$  和集合  $b$  的交集不为空的约束相似，只不过不同之处在于平移的是图像函数而不是结构元素<sup>[53]</sup>。灰度膨胀的计算是以点为单位的，确定结构元素后，以该点为中心选取与结构元素相同大小的邻域来计算相应点的灰度值之和，其中的局部最大值即为对该点的膨胀结果。为了便于分析和理解膨胀运算的原理和效果，对式（4-1）进行简化，仅在一维情况下讨论，见式（4-2）：

$$(f \oplus b)(s) = \max\{f(s-x) + b(x) \mid (s-x) \in D_f, x \in D_b\} \quad (4-2)$$

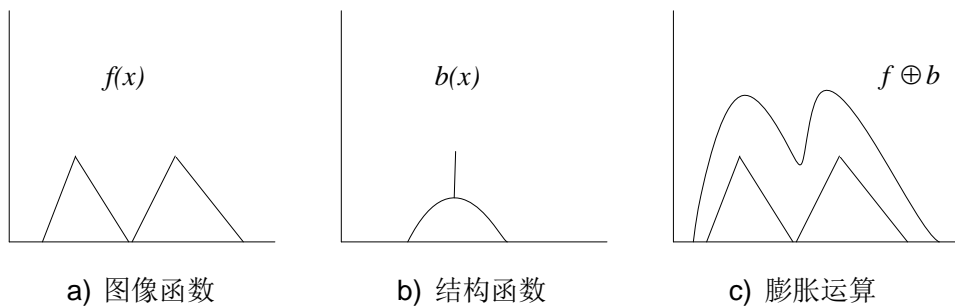


图 4-3 灰度膨胀示意图

图 4-3 所示为灰度膨胀运算过程示意图，结构元素  $b(x)$  对输入图像  $f(x)$  进行膨胀的基本原理是：已知输入图像曲线，然后将结构元素曲线的原点在输入图像曲线所在的区域内平行移动， $f(x)$  与  $b(x)$  之和的最大值即为灰度膨胀的结果。由示意图可以清晰直观看出灰度膨胀运算的结果是取  $(f+b)$  相应位置的最大值，因此可得

出这样的结论：如果  $b(x) > 0$ ，膨胀效果则是变亮；如果待膨胀的图像中较暗面积比结构元素小，那么暗的效果将被削弱，其程度取决于结构元素的形状与尺寸。

### B. 灰度腐蚀

一般情况下，灰度腐蚀会与灰度膨胀结合使用，结构函数  $b$  对输入图像  $f$  进行腐蚀运算的定义如下：

$$(f \ominus b)(s, t) = \min\{f(s+x, t+y) - b(x, y) \mid (s+x, t+y) \in D_b; (x, y) \in D_b\} \quad (4-3)$$

其中， $D_f$  和  $D_b$  分别为函数  $f$  和  $b$  中变量的取值范围。对取值范围的选取约束类似于与对集合进行二值腐蚀运算时必须满足  $b \subseteq f$  的要求，只不过这里平移的不是结构元素  $b$ 。与灰度膨胀类似，灰度腐蚀也是以点为单位的，对某一点腐蚀就是将灰度膨胀中的和运算在这里改为求差值运算，其中的局部最小值即为该点的腐蚀结果。图像  $f$  被腐蚀后，降低了位于其边缘部分的点的灰度值，即意味着处理后边缘曲线会降到原有边缘的下方区域。同样地，我们将 (4-3) 式进行简化，在一维情况下讨论，见式 (4-4)：

$$(f \ominus b)(s) = \min\{f(s+x) - b(x) \mid (s+x) \in D_f; x \in D_b\} \quad (4-4)$$

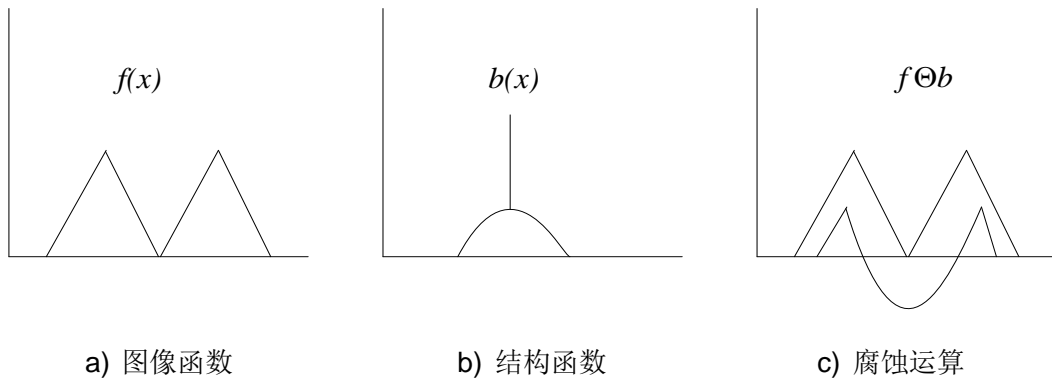


图 4-4 灰度腐蚀示意图

图 4-4 显示为灰度腐蚀的运算过程，基本原理是：让  $b(x)$  沿着  $f(x)$  的下方平行移动，记录下过程中当  $b(x)$  取得最大值时的原点所处位置  $p_i$ ，则最终腐蚀的结果即由  $p_i$  构成的集合。由示意图可以直观的看到灰度腐蚀运算的结果是取  $(f-b)$  的最小值，同样地，可以得出此结论：如果  $b(x) > 0$ ，则腐蚀效果则是变得更暗；如果待腐蚀的图像中亮区域面积比结构元素小，那么亮的效果则被削弱，其程度取决于亮区域邻域的灰度值和结构元素的形状与尺寸。

### 4.2.2 多尺度灰度形态学

图像中的细节一般是呈现出多尺度的形态的，所以我们无法用基于单一尺度的方法来提取系统所需的特征信息，由此提出了多尺度的概念。这样就可以在不同尺度下分析图像的特征，在一个尺度下无法检测出的特征可能会在另一尺度下

被发现。假设我们拥有一个信号  $f(x): R^n \rightarrow R$  和一个平滑  $g(x, \sigma): R^n \times R \rightarrow R$ ，则信号在尺度为  $\sigma$  时的平滑定义为  $F: R^n \times R \rightarrow R$ ：

$$F(x, \sigma) = f(x) * g(x, \sigma) \quad (4-5)$$

其中， $*$  表示卷积， $F$  是  $(n+1)$  维空间（尺度空间）上的一个函数，也被称为信号的尺度空间图像<sup>[54]</sup>。

在上一节中分别对灰度膨胀和腐蚀作了介绍，见公式（4-2）和（4-3），为了引入尺度的概念，设  $f: D \subset R^n \rightarrow R$  为图像函数， $g: \zeta \subset R^n \rightarrow R$  为结构函数，然后定义一个尺度化的结构函数  $g_\sigma: \zeta_\sigma \subset R^n \rightarrow R$  使形态学操作变得尺度化：

$$g_\sigma(x) = |\sigma| g(|\sigma|^{-1} x) \quad x \in \zeta_\sigma, \forall \sigma \neq 0 \quad (4-6)$$

其中  $\zeta_\sigma = \{x: \|x\| < R\}$  为结构函数的定义域。

为了确保尺度的合理化，下列能够体现结构函数从原点沿着任何径向呈单调递减性的条件也是必要的：

$$|\sigma| \rightarrow 0 \Rightarrow g_\sigma(x) \rightarrow \begin{cases} 0, & \text{if } x = 0; \\ -\infty, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4-7)$$

$$0 < |\sigma_1| < |\sigma_2| \Rightarrow g_{\sigma_1}(x) \leq g_{\sigma_2}(x) \text{ for } x \in \zeta_{\sigma_1} \quad (4-8)$$

$$|\sigma| \rightarrow \infty \Rightarrow g_\sigma(x) \rightarrow 0 \quad \forall x \quad (4-9)$$

在多尺度形态学腐蚀膨胀运算中，我们考虑了尺度  $\sigma$  取值的所有情况，则信号  $f(x)$  被尺度依赖的结构函数进行形态学运算的定义如式（4-10）：

$$(f \otimes g_\sigma) = \begin{cases} (f \oplus g_\sigma)(x), & \text{if } \sigma > 0; \\ f(x), & \text{if } \sigma = 0; \\ (f \ominus g_\sigma)(x), & \text{if } \sigma < 0. \end{cases} \quad (4-10)$$

式中  $(f \oplus g_\sigma)(x)$ ——对像素  $x$  的膨胀；

$(f \ominus g_\sigma)(x)$ ——对像素  $x$  的腐蚀。

目前，尺度化的形态学算子很广泛地应用于非线性滤波器和尺度空间理论中。根据一些算子的特点，本课题引入了尺度空间切换算子的概念。通常一个切换算子有两个关键点：基元和判定规则。在本文中，基元有两个，分别是扩张变换和非扩张变换，即尺度膨胀和腐蚀。切换算子的定义如式（4-11）：

$$(f \diamond g_\sigma)^k(x) = \begin{cases} \psi_1^k(x) & \text{if } \psi_1^k(x) - f(x) < f(x) - \psi_2^k(x) \\ f(x) & \text{if } \psi_1^k(x) - f(x) = f(x) - \psi_2^k(x) \\ \psi_2^k(x) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4-11)$$

式中  $\psi_1^k(x) = (f \oplus g_\sigma)^k(x)$ ——尺度化的结构函数  $g_\sigma$  对  $f(x)$  膨胀  $k$  次；

$\psi_2^k(x) = (f \ominus g_\sigma)^k(x)$  ——尺度化的结构函数  $g_\sigma$  对  $f(x)$  腐蚀  $k$  次。

通常情况下，多尺度算子能够帮我们分析不同层次的信息表达进而选出比较有意义的特征。通过观察可以发现，切换算子不是幂等的，在像素  $x$  处，切换算子将严格递增（递减）直到迭代次数达到  $k_0$ 。利用这些特性，可以有效去除光晕和振动等不良影响。

### 4.3 指纹汗孔特征提取

本章基于形态学的知识提出了一个汗孔提取算法，其基本工作原理为：首先对指纹图像作预处理，计算方向场和频率场从而得到指纹图像的二值脊线图，作为遮罩图使用；然后构造本文使用的尺度化的结构函数进而构造一个形态学尺度切换算子，对原始指纹图像进行迭代腐蚀和膨胀得到二值化后的含有汗孔信息的指纹图像，在此基础上提取出闭汗孔并结合汗孔的空间特征建模去掉距离较近的伪汗孔，接着对谷线作形态学细化操作，提取出分叉点，然后根据具体情况提取出开汗孔并去伪；最后得到汗孔集合。

#### 4.3.1 构造形态学切换算子

通过感知分析，可以知道尺度与人们观察物理世界的角度有关，不同的特征会在不同的尺度下被检测到。在多尺度形态学中，对结构函数进行尺度化表达，形式见式（4-12）：

$$g_\sigma(a, b) = |\sigma| g(\sigma^{-1}a, \sigma^{-1}b) \quad a, b \in \zeta, \forall \sigma \neq 0 \quad (4-12)$$

其中， $g_\sigma: \zeta \subset Z^2 \rightarrow Z$ ， $\sigma$  代表尺度。

本文工作中，通过分析决定使用金字塔形的结构函数，见式（4-13），它的尺度化版本为式（4-14）：

$$g(a, b) = \max\{|a|, |b|\} \quad (4-13)$$

$$g_\sigma(a, b) = -\sigma^{-1} \max\{|a|, |b|\} \quad (4-14)$$

针对本文用到的指纹图像，选用  $3 \times 3$  大小的结构函数，其中在位置  $(0, 0)$  处  $g_\sigma = 0$ ，在其它位置为  $-\sigma^{-1}$ 。

通过对上节中式（4-11）的分析，依据式中同样的基元和判定规则来定义一个新的阈值操作来增强图像的对比度进而使原始图像二值化，表达式如下：

$$\mathfrak{R}(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } \psi_1^k(x, y) - f(x, y) \leq f(x, y) - \psi_2^k(x, y) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4-15)$$

其中,  $f$  为原始输入图像,  $\Psi_1^k$  和  $\Psi_2^k$  分别表示用金字塔形结构函数  $g_\sigma$  对  $f$  进行膨胀和腐蚀操作, 迭代  $k$  次。通过不断试验, 选取  $\sigma^{-1}=10$ ,  $k=10$  进行所有的实验, 二值化效果如图 4-5 所示。

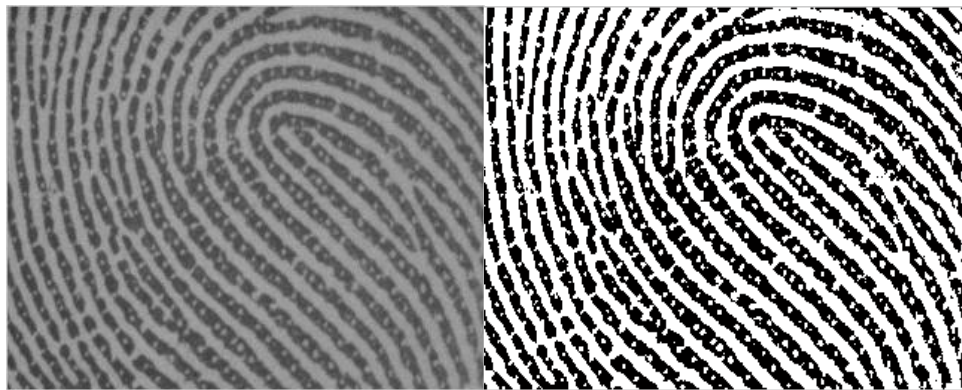


图 4-5 形态学算子二值化效果

### 4.3.2 闭汗孔提取

本章用到的策略是对开汗孔和闭汗孔进行分开提取。首先是提取闭汗孔：求得二值化后的图像  $\mathfrak{R}$  后, 首先利用联通区域大小的特征去掉面积较大的连通区域, 留取面积与汗孔大小相似的连通区域, 从而能初步提取出位于脊线内部的闭汗孔。但如图 4-6 a) 所示 (黑色矩形框里的为真汗孔, 红色圈里的为假汗孔), 这样会提取出很多距离很近的假汗孔, 或者存在真汗孔周围很近的地方也提取出假汗孔但是被当作真汗孔的情况。因此, 本课题在初始汗孔集合的基础上, 构造了一个判定规则从而去掉伪汗孔。

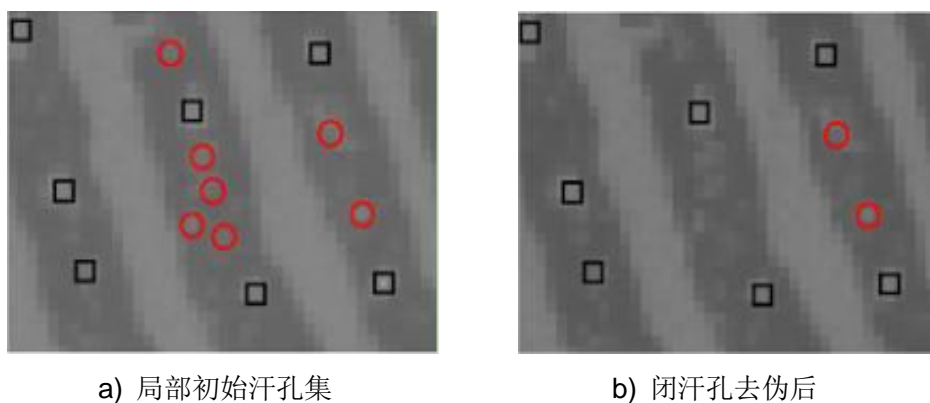


图 4-6 闭汗孔去伪效果

对汗孔的空间分布特征进行分析可以发现汗孔区域的灰度分布比周围区域的灰度值大, 且脊线内汗孔之间的距离与所在脊线的宽度存在一定的比例关系, 因此本章选择基于距离和灰度两个特征来确定判定规则, 具体过程如算法 4-1 所示。



#### 算法 4-1 构造判定规则去伪过程

输入：初始闭汗孔集合

输出：最终闭汗孔集合

- (1) 计算并记录与每个汗孔距离较近的汗孔集，最近的距离记为  $\min Dis(i,j)$ ;
- (2) 统计每个汗孔区域的亮度  $poresGray(i,j)$ ;
- (3) 对灰度建立模型：

求取所有汗孔区域灰度的平均值  $meanGray$ ;

$$\text{求取每个汗孔为真的概率: } pros(i, j) = \frac{1}{1 + \exp^{z(i, j)}}; \quad (4-16)$$

$$\text{其中, } z(i, j) = -w_1 * (w_2 * (poresGray(i, j) - meansGray)); \quad (4-17)$$

- (4) 对距离建立模型并去伪：

For i=0.1:0.1:0.5

For k=1:5

对每一个候选汗孔建立基于距离的模型：

$$poreDis(m, n) = \frac{1}{1 + \exp^{(w_3 * \min Dis(m, n) - k)}} - i \quad (4-18)$$

将灰度和距离融合构造一个模型来计算候选汗孔为真的概率；

$$PorePro(m, n) = w_4 * poreDis(m, n) + w_5 * pros(m, n) \quad (4-19)$$

对每一个概率小于 0.5 的候选汗孔进行处理：判断其与最近汗孔的概率值大小并进行相应处理；

End

End

通过不断试验，最终选取  $(w_1, w_2, w_3, w_4, w_5) = (7, 0.01, 0.5, 0.4, 1)$ ，得到去除的汗孔集合。但因为有些指纹中两个真汗孔距离确实很近就不免会去掉一些真实的汗孔，解决的办法就是对去除的汗孔集合基于亮度排序，取回亮度在前百分之二十的汗孔加入到最终的闭汗孔集合中去，闭汗孔去伪效果如图 4-6 b) 所示。

### 4.3.3 开汗孔提取

通过观察可以发现开汗孔位于脊线边缘且与谷线相交，本章首先对得到的  $\Re$  图与初始的汗孔图做差，从而得到只含开汗孔信息的二值脊线图，如图 4-9 a) 所示。在此基础上对谷线进行细化操作，结合分叉点的情况和开汗孔的分布特征提取出开汗孔。

#### (一) 细化

细化就是在不影响区域连通性和原有形状的前提下对指纹脊线边缘进行删除处理直至脊线宽度变为单个像素值的操作，最终细化后的骨架应该位于纹线的中

间位置，本文中我们对每个像素基于其八邻域的取值情况进行细化操作，图 4-7 所示为像素 P 的八邻域像素点的定义。

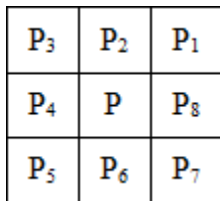


图 4-7 像素 P 及其八邻域

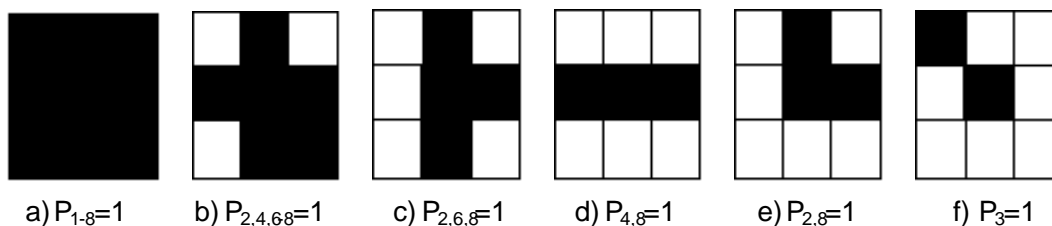


图 4-8 八邻域取值情况

通常，八邻域的像素取值有如图 4-8 所示的几种情况：a) 和 b) 中的 P 点不能删除，因为它位于纹线内部；d) 也不能删，因为删掉后会破坏原图的连通性；f) 不能删的原因是它位于纹线的终点，如果被删除的话会导致整个直线都会被相继删除，不能保持图像原来的形状；c) 和 e) 这两种情况可以删，因为这种点不在骨架上，符合删除要满足的特征。总结来说，就是位于纹线内部和端点，或者是孤立点的点都不能删除。但是如果 P 位于边界且去掉后不会导致连通分量增加，那么，P 点可以被删除。

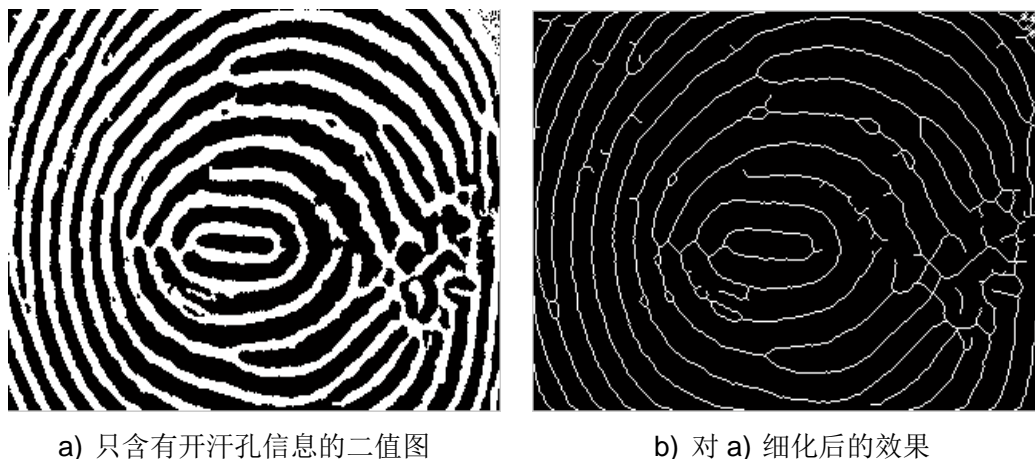


图 4-9 提取开汗孔前的预处理

图 4-9 b) 所示为对谷线骨架化后的效果，通过观察可以发现细化后向外突出的枝节对应的就是 4-9 a) 图中的开汗孔细节。为了提取出开汗孔，通过分析细化

结果跟开汗孔分布特点，我们首先要找到分叉点，分离出短的枝节，然后分单交叉和双交叉两种情况提取出相应的开汗孔。

### （二）提取分叉点

对指纹谷线细化后，需要找出分叉点的位置，本章使用 8 邻域中像素取值情况来提取分叉点。细化后的指纹图像像素为 0 或 1，然后用一个  $3 \times 3$  的窗口在细化后的谷线及开汗孔上滑动，通过公式（4-20）判断中心点的 8 邻域中像素 0、1 值的变化次数来确定该点是否为分叉点。

$$cn(p) = \frac{1}{2} \sum_{i=1..8} |val(P_{i\%8}) - val(P_{i-1})| \quad (4-20)$$

其中， $cn(p)$  为其 8 邻域 0、1 值变换次数的一半， $val(P_i)$  表示图 4-7 中  $P_i$  的取值。遍历相邻两个像素的值，若 0、1 值变换不同则  $cn(p)$  的值加 1，初值取 0。通过分析我们可知细化后的线上 8 邻域像素取值变化情况有三种，如图 4-10 所示： $cn(p)=1$  说明点为线的端点； $cn(p)=2$  说明点在线上； $cn(p)=3$  表示点为分叉点。

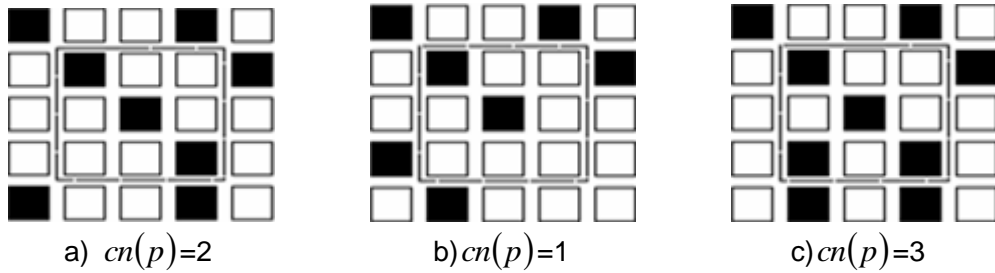


图 4-10 八邻域像素变换情况

### （三）提取开汗孔

利用上述方法提取出分叉点后，则依次把分叉点处的像素值置零从而分离出枝节部位。理论上来说这些部位的中心位置可以被认为是开汗孔的位置，但是也不免会分离出沿着脊线方向的枝节或者在背景区域提取出开汗孔从而产生伪汗孔，因此接下来需要去除伪的开汗孔。

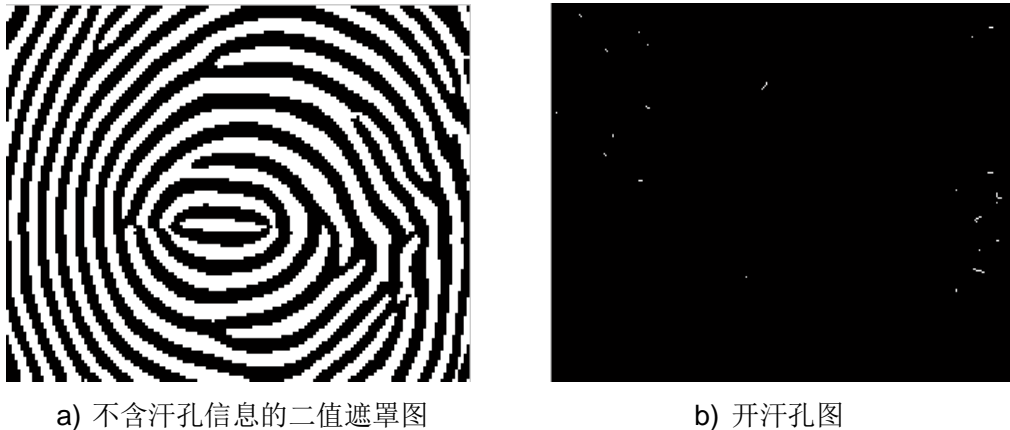


图 4-11 提取开汗孔

首先要求得指纹图像的遮罩图，从而可以去除背景区域的伪开汗孔；然后要求得指纹图像的方向场和频率值，这些已经在第二章的预处理中介绍过，这里就不再赘述，接着对指纹图像滤波并二值化得到不含汗孔信息的二值图，此图在脊线上的像素值为 1，谷线上的像素值为 0，如图 4-11 a) 所示；最后用此图与得到的初始开汗孔图进行与运算，去掉沿脊线方向的伪汗孔，得到的开汗孔图如图 4-11 b) 所示。开、闭汗孔提取完后，两个集合合并就是本文算法所提出的汗孔集，图 4-12 所示为汗孔提取效果图。

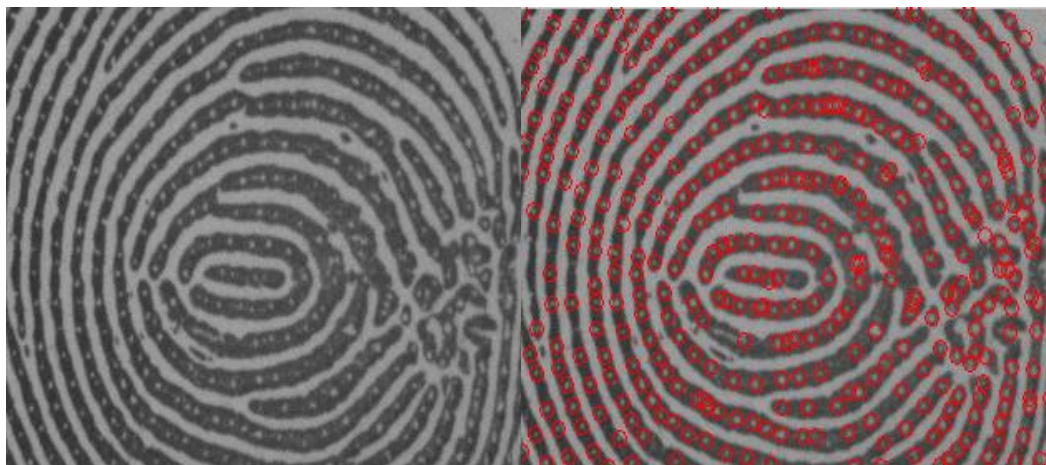


图 4-12 基于形态学滤波的汗孔提取

## 4.4 实验结果与分析

本章实验所使用数据库如 3.5.1 节所述，分为 DBI 和 DBII 两个数据库，库中指纹图像的分辨率为 1200dpi 足以提供本课题研究所需的汗孔信息。为了测试本章算法的性能，本节首先对基于 DOG 模型、DAPM 模型、Gabor 模型的汗孔提取算法、第三章的优化算法（基于优化模型的算法）和本章基于形态学滤波算法进行对比，分别测试算法的汗孔提取性能，然后测试并分析其提取出的汗孔对指纹匹配的贡献度。

### 4.4.1 汗孔提取精度测试

本文的重点就是尽可能多地提取出真实汗孔，为了测试汗孔提取的精度，我们从 DBI 数据库中挑选了 30 张指纹图片进行手工标注，提取出汗孔的坐标以便进行计算。图 4-13 所示为不同算法在同一张指纹图像上的提取效果，这张指纹图片上人工标注的真实汗孔数有 403 个，5 种方法在这幅图片上提取出的汗孔数据如表 4-1 所示，表中的正确汗孔数就是与标注出的汗孔坐标相比距离小于 3 个像素的汗孔数量。



表 4-1 不同汗孔提取方法的比较

	DoG <sup>[32]</sup> model	DAPM <sup>[47]</sup>	Gabor <sup>[48]</sup> model	优化模型	基于形态学
正确汗孔数	320	301	324	339	359
错误汗孔数	120	74	65	64	21

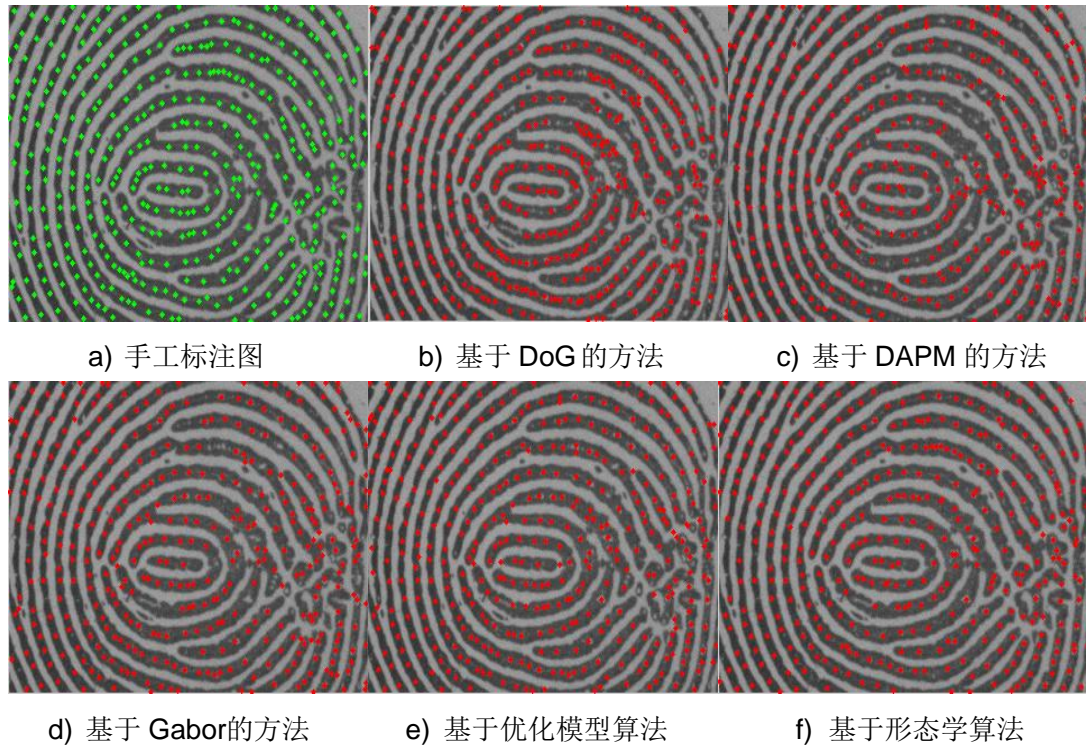


图 4-13 同一指纹上不同算法的提取效果图

为了更精确的说明各个算法在指纹图像上的提取性能，我们统计了不同算法在 30 张已标注指纹图片的汗孔平均正确提取率和平均错误提取率，结果如表 4-2 所示。表 4-3 所示为不同算法的时间性能，图 4-14 和图 4-15 为不同算法正确提取率和错误提取率的比较。

表 4-2 不同算法在指纹库上的比较

	DoG <sup>[32]</sup> model	DAPM <sup>[47]</sup>	Gabor <sup>[48]</sup> model	优化模型	基于形态学
平均正确提取率	75.72%	79.06%	81.95%	87.08%	87.20%
平均错误提取率	25.55%	20.78%	18.50%	14.83%	9.90%

表 4-3 不同汗孔提取算法的时间性能

算法	DoG 模型	DAPM 模型	Gabor 模型	优化模型	基于形态学
平均时间	1.46s	1.89s	1.86s	7.89s	3.37s

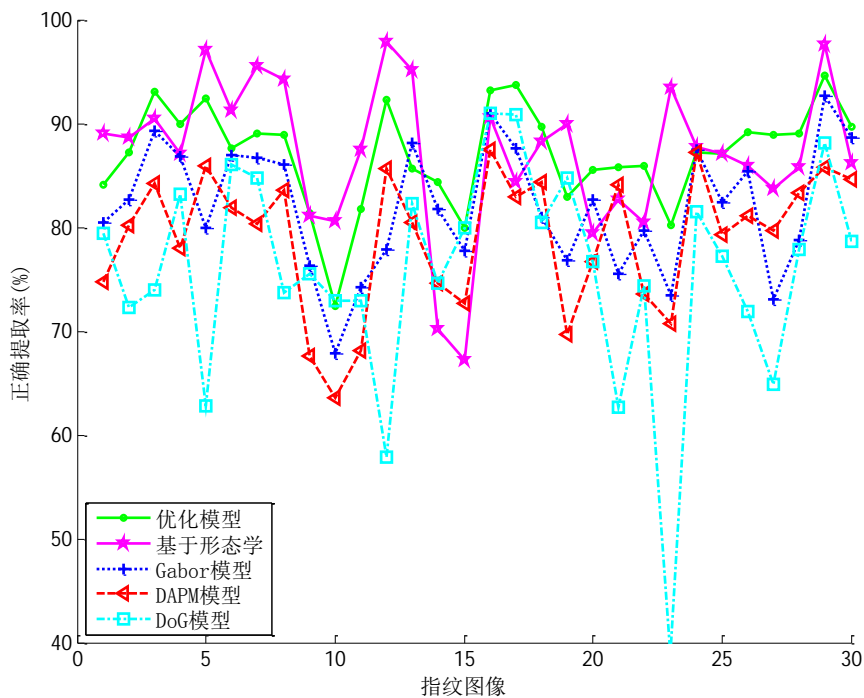


图 4-14 不同算法汗孔提取正确率比较

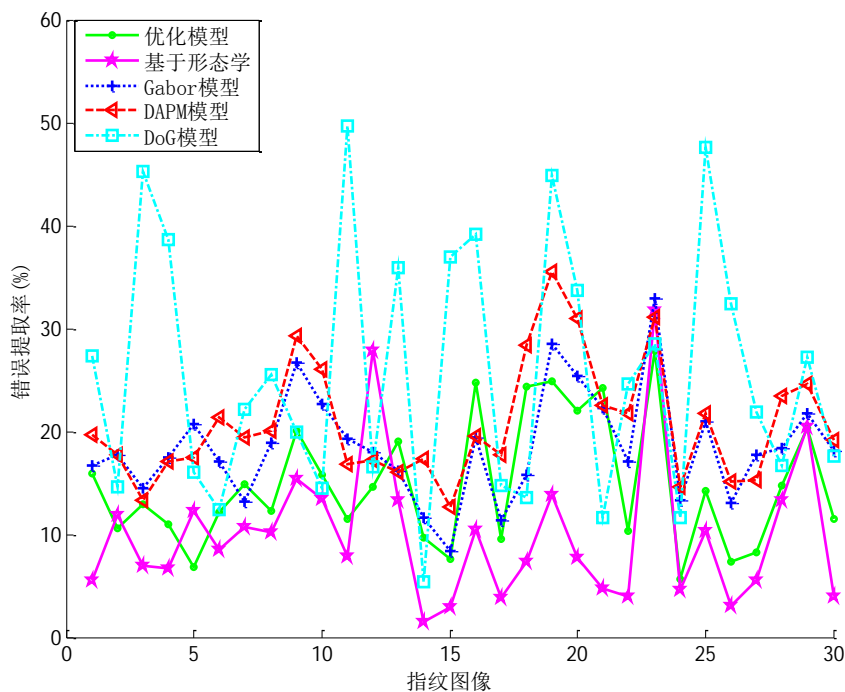


图 4-15 不同算法汗孔提取错误率比较

表 4-2 中的数据说明本章提出的基于形态学滤波的汗孔提取算法对汗孔的正确提取率和错误提取率都优于已有算法及第三章中的基于优化模型的算法的性

能，不仅提高了正确率，还有效的降低了错误率，从而验证了本章算法的效用性。

与基于 DoG 模型、DAPM、Gabor 模型的算法相比，本文中提出的两种算法同样要经过预处理阶段，这部分耗时相当；而在汗孔提取阶段，已有的三种基于模型的汗孔提取算法除了模型的构造不同其它步骤均差不多，所以耗时也相当；基于优化模型的算法是在已有模型的基础上进行融合和添加了汗孔选择模型，因此耗时较长；本章中基于形态学的算法对开汗孔和闭汗孔分别进行提取，除了预处理阶段的耗时，最耗时的部分在提取闭汗孔时的判定规则参数的选择部分，相比 Gabor 模型时间长了一点，但却有效的提高了提取正确率并降低了错误率，因此是可以被接受的，而且我们希望后期可以找到更好的优化算法中来缩短时长。

#### 4.4.2 汗孔匹配测试

本节中将给出本章提出的算法与上一章中介绍的四种算法在 DBI 和 DBII 两个库中进行汗孔匹配的实验数据。与 DBI 不同，DBII 中包含了 148 个人分两个时期采样 10 张的共 1480 张指纹图像，为了测试 FRR（拒识率），对每个人的 10 张指纹图片进行两两匹配，共  $10 \times 9/2 \times 148 = 6660$  次匹配，构成 Genuine 集；为了测试 FAR（误识率），对每个手指第一时期的第一张指纹图片和其它手指第二时期的第一张指纹图片进行匹配，共  $147 \times 148 = 21756$  次匹配，构成 imposter 集。共有 28416 次匹配，图 4-16、4-17 所示为使用不同算法提取出的汗孔在 DBI 和 DBII 库上进行匹配的 ROC 曲线，坐标轴选用对数坐标系统，表 4-4、4-5 给出了更直观的数据。

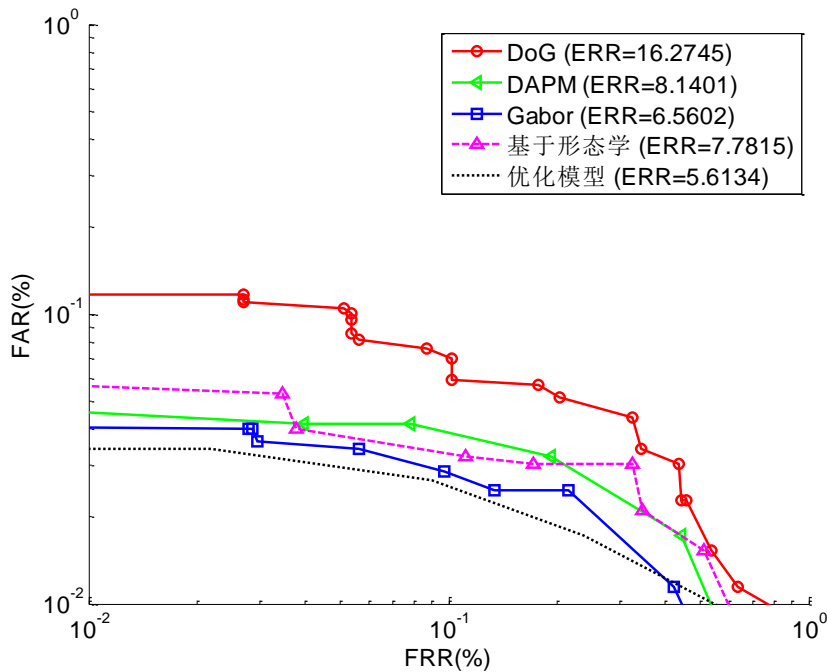


图 4-16 不同算法在 DBI 上直接匹配的 ROC 曲线

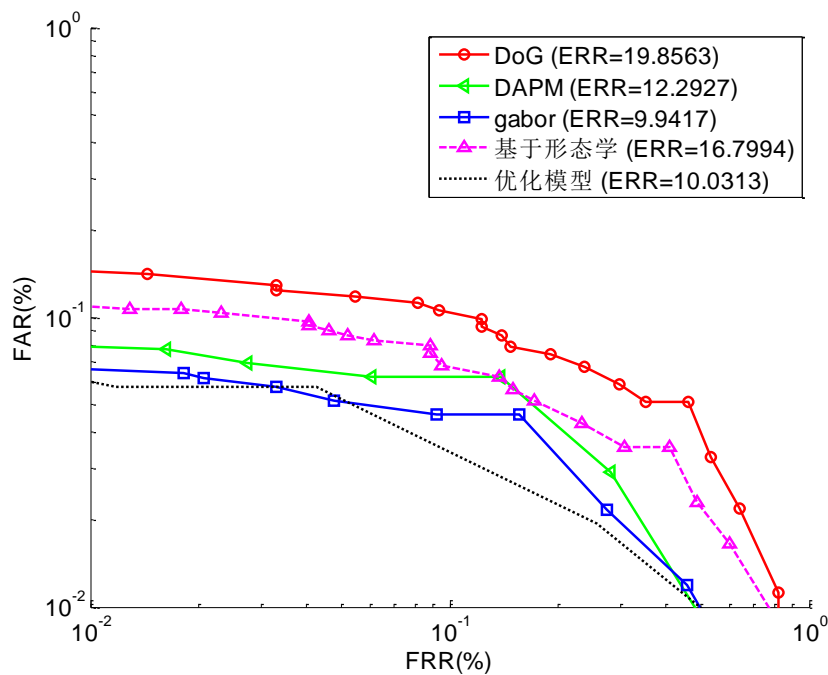


图 4-17 不同算法在 DBII 上直接匹配的 ROC 曲线

表 4-4 DBI 中不同算法直接汗孔匹配结果

汗孔提取算法	FAR	FRR	EER
DoG <sup>[32]</sup> 模型	8.66%	7.62%	16.27%
DAPM <sup>[47]</sup> 模型	3.95%	4.19%	8.14%
Gabor <sup>[48]</sup> 模型	2.94%	3.62%	6.56%
优化模型	2.18%	3.43%	5.61%
基于形态学	3.78%	4.00%	7.78%

表 4-5 DBII 中不同算法直接汗孔匹配结果

汗孔提取算法	FAR	FRR	EER
DoG 模型	9.33%	10.53%	19.86%
DAPM 模型	6.08%	6.22%	12.29%
Gabor模型	4.77%	5.17%	9.94%
优化模型	4.27%	5.77%	10.03%
基于形态学	8.81%	7.99%	16.79%

从表 4-5、4-6 和图 4-16、4-17 中的实验数据中可以看出在 DBI 库上，使用第三章的优化算法提取出的汗孔进行直接汗孔匹配时有最低的错误率，本章算法的错误率在基于 DoG 模型与 DAPM 模型、Gabor 模型算法的错误率之间；在 DBII 库中，基于优化模型算法的匹配的错误率优于 DoG 模型和 DAPM 模型，本章基于



形态学算法的错误率仅优于 DoG 模型的错误率，这是因为本章提出的进行汗孔提取的算法是直接基于原始指纹图像进行处理的，利用形态学技术作用于指纹，对图片质量要求比较高。在图片质量较高时（如图 4-18 a) 所示），此算法能很好地提取出汗孔；而 DBII 库中的图片数据质量比较差（如图 4-18 b) 所示），导致汗孔提取效果有所降低从而降低了匹配度。但是，经研究发现，20 到 40 个汗孔足以证明一个人，所以我们以后可以找出一个策略在提取的汗孔中选取质量较高的汗孔来进行匹配从而使匹配率提高。

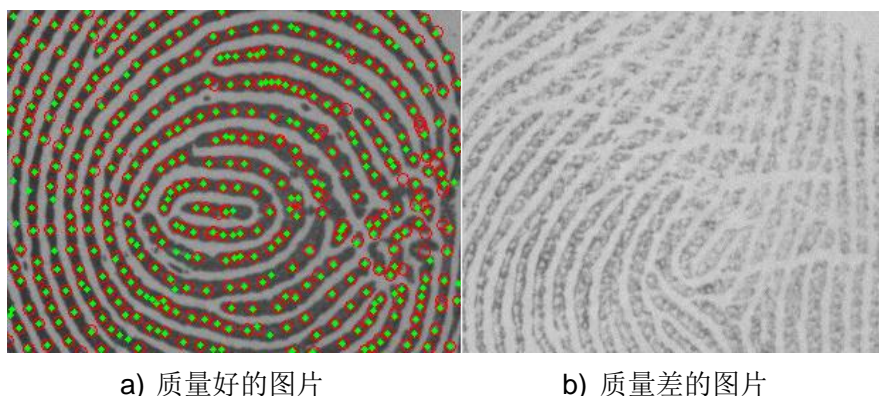


图 4-18 指纹中不同质量的图片

## 4.5 本章小结

本章首先介绍了二值形态学，并在此基础上引入了灰度形态学知识。基于此，本章提出了一个基于形态学滤波的算法进行汗孔提取，该算法首先构建一个形态学切换算子，对原始图像做滤波处理，得到的结果图中很好地保留了汗孔信息，接着分情况用不同的策略处理开和闭汗孔，从而提取出汗孔集。从对汗孔提取精度进行测试的实验数据来看，与已有算法相比，该算法不仅提高了汗孔提取正确率，而且有效降低了提取错误率。本章最后，我们在 DBI、DBII 库上进行了汗孔直接匹配实验，验证根据本课题所提算法得到的汗孔集对指纹识别的贡献，从结果也可以看出，本课题提出的两个算法提出的汗孔在进行直接汗孔匹配的等误率也有所下降。

通过分析已有资料我们知道，直接基于汗孔匹配的准确率是低于基于汗孔与其它特征点（比如细节点）结合的匹配的，但是本文旨在提取汗孔，提出一个既能提高提取精度又能降低提取错误率的算法，所以本文就选择了直接汗孔匹配算法来验证本文提出的汗孔对识别的贡献，在以后的工作中，可以结合多种特征点，利用更加复杂的汗孔匹配算法或者制定一个策略选取质量好而且稳定地汗孔来进行指纹识别从而提高指纹的识别率。

## 结 论

随着指纹识别技术在各行各业应用的日益广泛，传统意义上的指纹识别系统存在的问题也在实践应用中不断显露出来。科学技术的发展和学科之间的融合，促进着指纹核心技术的成熟。现有自动指纹识别技术主要是利用指纹的第一层和第二层特征进行识别，为了进一步扩展指纹识别系统的应用和满足高安全性的要求，研究者提出了高分辨率指纹识别技术的研究。基于高分辨率的指纹图片，如何设计出精确的特征提取方法成为现在指纹研究领域的重点和热点。本课题为了能更精确的提取出指纹汗孔特征，提出了两种不同的基于高分辨率指纹图像的汗孔提取方法，主要研究成果如下：

(1) 在已有模型的基础上进行改进，提出一个融合策略：对比分析 DoG 模型、Gabor模型及 DAPM 模型的优缺点，然后利用对比度及方向场信息对指纹图像进行分块，分为好块、差块和背景块，在指纹图像不同的区域采用合适的模型进行滤波提取汗孔。实验表明这种策略有效的提高了汗孔提取的准确率。

(2) 提出了一种汗孔选择模型，根据提出的融合策略进行汗孔提取后，选取汗孔大小、尺度、对比度、距离及响应值等特征进行建模，求取初始汗孔集合中汗孔为真的概率，对概率很小的候选汗孔进行处理以去除伪汗孔。这种方法有效降低了汗孔提取的错误率。

(3) 提出了一种基于数学形态学滤波的汗孔提取方法。该方法直接基于形状对图像进行处理，利用形态学尺度空间切换算子和骨架化操作对图像进行滤波处理，很好地保存了汗孔信息并分情况提取出开汗孔和闭汗孔。通过在已标注的数据库上进行实验，与已有算法相比，该算法不仅提高了汗孔提取正确率还降低了错误率。

本文提出的两种汗孔提取算法虽然能更精确的提取出汗孔信息，但是仍有很多不足和需改进之处：

(1) 与已有的汗孔提取算法相比，本文提出的算法在时间性能上有待提高。

(2) 本文中基于形态学滤波的汗孔提取算法比较依赖于指纹图像的质量，在指纹质量较高时性能最佳；在图像质量较差时，汗孔提取效果会受到影响。

(3) 在本文进行汗孔匹配实验时，使用的是直接汗孔匹配算法，只使用汗孔信息的指纹匹配度不是太高，在以后的工作中可以结合细节点等特征信息进行匹配或者提出一个策略尽可能的选取质量较高的汗孔进行匹配从而提高指纹匹配率。

## 参考文献

- [1] Jain A, Hong L, Pankanti S. Biometric Identification[J]. Communications of the Acn, 2000, 43(2): 908.
- [2] Chandran V. Biometric Template Security Using Higher Order Spectra[C]// International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing, IEEE, 2010: 1730-1733.
- [3] Li X, Yin Y, Ning Y, et al. A Hybrid Biometric Identification Framework for High Security Applications[J]. Frontiers of Computer Science, 2014, 3(3).
- [4] Maltoni D, Maio D, Jain A K, et al. Handbook of Fingerprint Recognition[M]// Springer New York, 2003: 1-41.
- [5] 回红. 基于结构的指纹表达及其匹配算法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2002 9-13.
- [6] Galbally J, Fierrez J, Ortega-Garcia J, et al. Fingerprint Anti-Spoofing in Biometric Systems[M]// Springer London, 2015: 35-64.
- [7] Jain A K, Chen Y, Demirkus M. Pores and Ridges: High Resolution Fingerprint Matching Using Level 3 Features[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2007, 29(1): 15-27.
- [8] Locard E. Les Pores et L' Identification Des Criminels[J]. Biologica: Revue Scientifique de Medicine, 1912, 2: 33-55.
- [9] Feng J, Jain A K. Latent Fingerprint Matching[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2011, 33(8): 88-100.
- [10] Zhao Q, Jain A, Abramovich G. 3D to 2D Fingerprints: Unrolling and Distortion Correction[C]// International Joint Conference on Biometrics, IEEE, 2011: 1-8.
- [11] Ram S, Bischof H, Birchbauer J. Active Fingerprint Ridge Orientation Models[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2009, 5534: 538-543.
- [12] Lyra M, Ploussi A. Filtering in SPECT Image Reconstruction[J]. International Journal of Biomedical Imaging, 2011: 693-698.
- [13] Hong L, Wan Y, Jain A. Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1998, 20(8): 777-789.
- [14] Maio D, Maltoni D. Ridge Line Density Estimation in Digital Images[C]//

- International Conference on Pattern Recognition[IEEE], 1998:534.
- [15] Kovács-Vajna Z M, Rovatti R, Frazzoni M. Fingerprint Ridge Distance Computation Methodologies[J]. Pattern Recognition, 2000, 33(9):80.
- [16] Zhan X, Sun Z. Fingerprint Image Preprocessing Method Based on the Continuous Spectrum Analysis[J]. Lecture Notes in Electrical Engineering, 2012 20(8): 777789.
- [17] Ibrahim M T, Wang Y, Guan L, et al. A Filter Bank Based Approach for Rotation Invariant Fingerprint Recognition[J]. Journal of Signal Processing Systems, 2012, 68(3):401-414.
- [18] Maio D, Maltoni D. Direct Gray-Scale Minutiae Detection in Fingerprints[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1997, 19(1): 27-40.
- [19] 王建英. 指纹图像特征点提取的改进算法[J]. 电子测试, 2013, 3264265.
- [20] Hasan H, AbduKareem S. Fingerprint Image Enhancement and Recognition Algorithms[J]. Neural Computing & Applications, 2013, 23(6):151610.
- [21] Chan K C, Moon Y S, Cheng P S. Fast Fingerprint Verification Using Subregions of Fingerprint Images[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(1): 9501.
- [22] Jinwei G, Jie Z, Chunyu Y. Fingerprint Recognition by Combining Global Structure and Local Cues[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(7): 19521964.
- [23] Tan X, Bhanu B. Fingerprint Matching by Genetic Algorithms[J]. Pattern Recognition, 2006, 39(3):465-477.
- [24] Vatsa M, Singh R, Noore A, et al. Combining Ridges and Ridges with Minutiae for Improved Fingerprint Verification[J]. Signal Processing, 2009, 89(12): 26762685.
- [25] Zhao Q, Zhang L, Zhang D, et al. Direct Pore Matching for Fingerprint Recognition[M]// Springer Berlin Heidelberg, 2009: 5976.
- [26] Liu F, Zhao Q, Zhang D. A Novel Hierarchical Fingerprint Matching Approach[J]. Pattern Recognition, 2011, 44(8): 1604613.
- [27] Fanglin C, Xiaolin H, Jie Z. Hierarchical Minutiae Matching for Fingerprint and Palmprint Identification[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(12): 49644971.

- [28] Stosz A J D, Alyea L A. Automated System for Fingerprint Authentication Using Pores and Ridge Structure[C]// International Symposium on Optics, Imaging, and Instrumentation International Society for Optics and Photonics, 1994: 214-223.
- [29] Roddy A R, Stosz J D. Fingerprint Feature Statistical Analysis and System Performance Estimates[J]. Proceedings of the IEEE, 1999, 85(9):1390-1421.
- [30] Kryszczuk K, Drygajlo A, Morier P. Extraction of Level 2 and Level 3 Features for Fragmentary Fingerprints[C]// Proceedings of Second COST Action, 2004, 275: 8388.
- [31] Ray M, Meenen P, Adhami R. A Novel Approach to Fingerprint Pore Extraction[C]// The 37<sup>th</sup> Southeastern Symposium on System Theory, IEEE, 2005: 282-286.
- [32] Parsons N R, Smith J Q, Thönes E, et al. Rotationally Invariant Statistics for Examining the Evidence from the Pores in Fingerprints[J]. Law, Probability & Risk, 2008, 7(1):1-14.
- [33] Zhao Q, Zhang D, Zhang L, et al. High Resolution Partial Fingerprint Alignment Using Pore-Valley Descriptors[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(10):1050-1061.
- [34] Malathi S, Maheswari S U, Meena C. Fingerprint Pore Extraction Based on Marker Controlled Watershed Segmentation[C]// The 2nd International Conference on Computer and Automation Engineering IEEE, 2010, 3: 337-340.
- [35] Teixeira R F S, Leite N J. Improving Pore Extraction in High Resolution Fingerprint Images Using Spatial Analysis[C]// International Conference on Image Processing, 2014: 4962-4966.
- [36] Johnson P, Schuckers S. Fingerprint Pore Characteristics for Liveness Detection[C]// International Conference on Biometrics Special Interest Group IEEE, 2014:1-8.
- [37] Mehtre B M, Chatterjee B. Automatic Fingerprint Identification[J]. Journal of the Institution of Electronics and Telecommunication Engineers, 2015, 37: 493-499.
- [38] Zhang J, Lai R, Kuo C J. Adaptive Directional Total Variation Model for Latent Fingerprint Segmentation[J]. IEEE Transactions on Information Forensics & Security, 2013, 8(8):1261-1273.
- [39] Cai X M, Zhang Y J, Liang H. Fingerprint Image Segmentation Algorithm Based on Variance and Orientation[J]. Modern Electronics Technique, 2011, 34(1): 111-113.

- [40] Wang F, Li J. Fingerprint Image Enhancement Algorithm Research[J]. Modern Computer, 2013, 2: 157.
- [41] Hasan H, Abdul-Kareem S. Fingerprint Image Enhancement and Recognition Algorithms: A Survey[J]. Neural Computing & Applications, 2013, 23(6): 1605-1610.
- [42] Lin H, Wan Y, Jain A K. Fingerprint Image Enhancement: Algorithms and Performance Evaluation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20: 777-789.
- [43] Mehra M, Moraniya D, Nitnawre D. Performance Analysis of Image De-Noising Using Fuzzy and Wiener Filter in Wavelet Domain[J]. International Journal of Computer Applications, 2014, 101(34): 37.
- [44] Niblack W. An Introduction to Image Processing[J]. Applied Computing, 1986, 15(4): 219-229.
- [45] Sauvola J, Pietikainen M. Adaptive Document Image Binarization[J]. Pattern Recognition, 2000, 33(2): 223-236.
- [46] Dass S C. Individuality of Fingerprints: A Review[M]. Springer US, 2014: 91.
- [47] Zhao Q, Zhang D, Zhang L, et al. Adaptive Fingerprint Pore Modeling and Extraction[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(8): 2832-2844.
- [48] 吴志丹. 高分辨率指纹汗孔特征提取与匹配算法研究[D]. 黑龙江: 哈尔滨工业大学, 2013: 9-17.
- [49] 李洪武. 关于指纹汗孔的初步研究[J]. 辽宁警专学报, 2007, 6: 323-324.
- [50] 张伟, 王军锋, 王涛, 等. 一种基于改进算子的形态学边缘检测算法[J]. 计算机技术与发展, 2013, 6: 232-236.
- [51] Nakagawa Y, Rosenfeld A, Nakagawa Y, et al. A Note on Use of Local MIN and MAX Operations in Digital Picture Processing[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 1978, 8(6): 632-635.
- [52] Werman M, Peleg S. MinMax Operators in Texture Analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1985, 7(6): 730-733.
- [53] 冯清枝. 基于数学形态学的图像处理方法及应用[J]. 中国刑警学院学报, 2011, 3: 34-36.
- [54] Koutaki G, Uchimura K. Scale Space Filtering Using a Piecewise Polynomial Representation[C]// International Conference on Image Processing, 2014: 2918-2922.

## 攻读硕士学位期间发表的论文及其它成果

### (一) 发表的学术论文

- [1] 肖西华, 江志兴, 梁旭, 李艳霞. 移动平台下的二代身份证图像字符分割方法研究. 计算机工程与应用[J]. (已收录)



## 哈尔滨工业大学学位论文原创性声明和使用权限

### 学位论文原创性声明

本人郑重声明：此处所提交的学位论文《高分辨率指纹汗孔提取模型的研究》，是本人在导师指导下，在哈尔滨工业大学攻读学位期间独立进行研究工作所取得的成果，且学位论文中除已标注引用文献的部分外不包含他人完成或已发表的研究成果。对本学位论文的研究工作做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式注明。

作者签名：李艳霞 日期：2016年1月7日

### 学位论文使用权限

学位论文是研究生在哈尔滨工业大学攻读学位期间完成的成果，知识产权归属哈尔滨工业大学。学位论文的使用权限如下：

(1) 学校可以采用影印、缩印或其他复制手段保存研究生上交的学位论文，并向国家图书馆报送学位论文；(2) 学校可以将学位论文部分或全部内容编入有关数据库进行检索和提供相应阅览服务；(3) 研究生毕业后发表与此学位论文研究成果相关的学术论文和其他成果时，应征得导师同意，且第一署名单位为哈尔滨工业大学。

保密论文在保密期内遵守有关保密规定，解密后适用于此使用权限规定。

本人知悉学位论文的使用权限，并将遵守有关规定。

作者签名：李艳霞 日期：2016年1月7日

导师签名： 日期：2016年1月7日

## 致 谢

转眼间，两年半的研究生涯即将结束，在此论文完成之际，我要向所有在我攻读硕士学位期间指导、支持、帮助和鼓励过我的老师、同学、亲人和朋友，致以我最真挚的感谢。

本论文的顺利完成，离不开我的导师卢光明教授的关心和帮助。从课题的选择到项目的最终完成，再到最后论文的顺利完成，卢光明老师都始终给予我细心的指导和不谢的支持。他多次询问我的进程，并为我指点迷津，帮助我开拓思路，静心点拨、热忱鼓励。卢老师一丝不苟的作风，严谨求实的态度，踏踏实实的精神，不仅授我以文，而且教我做人，虽然只有两年的时间，却让我终身受益。对卢老师的感激之情是无法用言语表达的，在此，我首先要向我的恩师致以最崇高的敬意和深深的谢意。

感谢生物实验室的徐勇老师、何震宇老师，他们在我的研究生生涯中一直给予我热心的指导。感谢徐元荣师兄，他为我完成这篇论文提供了巨大的帮助，他认真的工作态度和耐心的指导，深深的感染我努力向他学习，在此我向他表示最真诚的谢意。

感谢实验室的师兄师姐、师弟师妹们，在完成毕业课题中给予的意见和帮助，感谢你们在平时的生活和学习中给予的关心和鼓励。还要特别感谢我的同学们，两年半来有你们的陪伴和关心，让我这段学习时光充满欢声笑语，温暖相伴。

感谢哈工大深圳研究生院的全体老师，感谢他们为我提供了一个优秀的学习生活环境，使我在这里受到熏陶，汲取新知识，不断提高自己各方面的能力。

感谢我的家人一直以来对我的鼓励和支持，他们的关心和支持是我不断学习的动力，在我遇到困难时为我分忧解难，在我迷惑时为我指引方向。父母背后默默地奉献创造了我今天良好的学习环境，他们的养育之恩我永远感激。

感谢在百忙之中评阅论文和参加答辩的各位专家、教授！