

## 摘 要

安全隐患和信息泄露频发使人们对身份认证平台提出了更高的关注和需求。电子信息的飞跃式发展为解决身份认证的多元化、高安全性提供了新的技术途径和手段,生物识别技术已替代传统身份认证方式成为新型身份认证平台的基础核心。相对于其他生物特征,指纹更好地平衡了众多性能指标,成为生物识别技术的首选,获得了广泛的认同和应用。虽然指纹识别技术发展成熟,但是依然存在技术缺陷,自动指纹识别系统还有待进一步地完善。现有的技术难题主要有指纹的质量评估和控制、滑移区域检测、形变指纹识别和潜指纹处理。其中质量评估和控制位于识别系统的前端,是后续处理的基础。有效评价和控制指纹的质量可以降低后续环节的处理难度,提升系统性能,所以指纹质量研究具有重要的研究意义和实际应用价值。

由于指纹采集具有时变性,所以指纹质量评价属于无参评价范畴。同时特殊的纹理结构也使传统评价指标不适用于指纹质量评价。本文以指纹质量为主要研究内容,结合反映指纹纹理结构的特征参数实现指纹质量分类,并将质量分类应用于后续增强处理中。首先,提取活体指纹图像的全局特征参数和局部特征参数,分别利用阈值分类方法、多参数加权组合方法和 K 均值聚类方法对指纹图像进行质量分类。通过分析比较,指出这些算法的不足,将 BP 神经网络引入质量分类过程,提出了基于 BP 神经网络的指纹质量分类方法。该算法在国际指纹识别竞赛库 FVC2004 DB4 上进行了测试,通过仿真比较,本文算法可以更加有效地建立多特征参数与主观质量感知之间的非线性映射关系,分类准确率更高。其次,本文对三种经典的指纹增强算法进行了仿真对比,结合仿真结果分析了算法的优缺点和适用对象。将指纹图像质量分类与增强算法相结合,去除低质指纹,根据质量等级对指纹采取合适的增强处理方式,提升主观视觉感知。最后,对多种指纹二值化、细化和特征提取方法进行仿真,分别采用 Gabor 增强、STFT 增强和本文方法对 65 幅不同质量指纹进行增强,并通过性能评价参数的计算和比较,进一步验证了质量分类处理技术在指纹识别系统中的有效性、可行性。

**关键词:** 图像质量; 指纹分类; 指纹增强; 特征提取

## ABSTRACT

With high frequency of security threat and information leak, people put forward more attention and requirements towards identity authentication system. Develop as the leap of electronic information technology provides a new technical approach and measure for the diversity and high safety of identity authentication. Biometric recognition technologies have replaced traditional status authentication as the foundation and core of new identity authentication system. Fingerprint achieves a better balance of many performance indicators than other biometrics which makes fingerprint become the first selection for biometric recognition technologies, so it has been widely recognized and used. Fingerprint recognition technology has developed mature, but there are some technology defects and automatic fingerprint identification system still needs further perfection. The existing technology problems mainly include fingerprint quality control, slippage region detection, deformation fingerprint recognition and latent fingerprints processing. Fingerprint quality evaluation and control is in the front of recognition system, and it is the foundation of the following processing. Effective fingerprint quality evaluation and control can decrease the difficulty of the following processing and promote the performance of system, so it has very important significance and actual using value to do research in evaluating fingerprint quality.

Fingerprint collection is time-variant, so fingerprint quality evaluating belongs to no-reference images quality assessment. Meanwhile, the special texture structure makes the traditional evaluation standards unsuitable for evaluating fingerprint quality. The major research of this paper is fingerprint quality and fingerprint quality classification is realized with the combination of features which reflect fingerprint texture structure effectively, and quality classification is applied to enhancement processing. Firstly, we extract global quality features and local quality features to classify fingerprint images quality with methods such as quality feature threshold, multi-features weighted combination and K-means clustering respectively. By the analysis of the results, we point out disadvantages of these methods and introduce BP neural network to quality classification process, sequentially suggest a fingerprint quality classification method based on BP neural network. The proposed method is tested on international fingerprint identification competition database FVC2004 DB4 and the result of simulation demonstrates that the method could establish the nonlinearity relationship

between multi-features and subjective perception effectively, so it achieves higher classification accuracy. Second, simulations of three classical fingerprint image enhancement algorithms are carried out, and we analyze the advantages, disadvantages and the applicable objects of these enhancement algorithms combined with the results of simulator. A method combining quality classification and fingerprint enhancement algorithm is proposed which could remove low quality fingerprint images and choose suitable algorithm to enhance fingerprint images based on their quality level, and it promotes subjective visual perception. At last, simulations of several binaryzation, thinning and feature extraction algorithms are done, and we respectively use Gabor enhancement, STFT enhancement and the method proposed in this paper to enhance sixty and five different quality fingerprint images. Through calculating and comparing performance parameter, it is confirmed further that the effectiveness and feasibility of quality classification technology in fingerprint identification system.

**Key words:** image quality; fingerprint images classification; fingerprint enhancement; feature extraction

## 第1章 绪论

### 1.1 课题研究的背景与意义

在信息技术的飞跃发展提高人类社会互动性和移动性的同时,越发需要强化身份认证的安全等级以降低窃取技术、知识和财富的可能性。密码、钥匙、智能卡等传统身份替代品存在易丢失、被窃、共享等风险,已不能作为高安全等级的身份认证系统的基础。电子信息技术的发展使生物特征识别技术应用于身份认证领域成为了可能,生物特征作为自动身份识别系统的基础,涵盖了生理特征(如指纹、人脸、虹膜)和行为特征(如语音、签名)。生物特征不能丢失或共享,与个人身份一一对应,已经成为有效识别身份信息的重要途径之一。生物特征识别不仅是模式识别中重要的研究方向,也是减少欺诈、提高安全性的潜在技术手段。理论上任何满足以下要求的生理或行为特征都能作为生物特征<sup>[1]</sup>:

- (1)普遍性:任何人都具有的特征;
- (2)辨别性:不同人具有足够的区别;
- (3)不变性:不随时间推移改变;
- (4)可获性:易于采集样本特征。

现有已经成熟或趋于成熟的生物特征主要有人脸、指纹、虹膜、掌纹、声音、签字、耳廓和脸部热成像等,如图 1.1 所示。



图 1.1 常用生物特征样本

实际中，生物识别系统还需要权衡识别准确率、速度、成本控制、可接受性和抗欺骗性能等多种因素。目前很多领域引入了生物特征，这些特征都有自身的优势和缺点，如何选取视具体应用环境而定，并不存在满足所有需求或适合全部应用领域的单一特征，常见生物特征的比较如表 1.1 所示<sup>[2]</sup>。

表 1.1 常见生物特征的比较

类型	普遍性	辨别性	不变性	可获性	性能	接受性	欺骗性
人脸	高	低	中	高	低	高	高
指纹	中	高	高	中	高	中	中
虹膜	高	高	高	中	高	低	低
掌纹	中	中	中	高	中	中	中
签字	低	低	低	高	中	高	高
静脉	中	中	中	中	中	中	中
声音	中	低	低	中	低	高	高

近年来，生物识别技术已经扩展到了身份认证、安防、金融和互联网等领域，保持着高增长率，诸多行业对生物识别技术的前景持乐观态度。据 IMS 发布的安防市场调研报告显示，生物识别技术仅在门禁行业就保持近 25% 的年复合增长率，未来五年内人脸识别增长速度最快，指纹识别的年复合增长率也将达到 15%，截止目前各类生物识别技术所占市场份额<sup>[3]</sup>如图 1.2 所示。

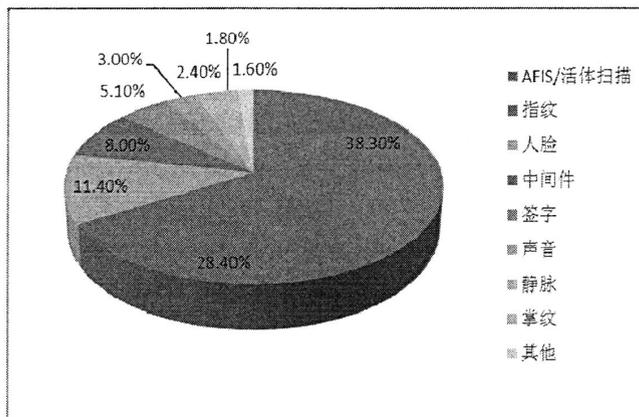


图 1.2 生物识别技术的市场份额

相比于其他生物特征，指纹识别技术更好地平衡了众多性能参数，且具有极强的应用基础，主导了生物识别市场，占有率甚至超过了 50%。随着安防市场的快速增长、新技术和新商业模式的不断出现，指纹识别具有广阔的应用前景和发展潜力。

旺盛的市场需求和巨大的发展潜力使得国内外生物识别领域的科研机构 and 学者对

指纹识别进行了持久而深入的研究,在指纹预处理、特征提取和匹配环节上取得了丰硕的成果。虽然指纹识别是目前最为成熟的生物识别技术,但依然存在很多技术难题,如指纹质量评价和控制、滑移区域检测、形变指纹识别和潜指纹处理等。其中,指纹质量评价和控制位于系统的前端,准确地评价和控制录入样本质量可以有效降低后续处理的难度,提供可靠的处理基础从而提升系统性能。质量评价和控制识别系统中应具有以下作用<sup>[4]</sup>:质量评价算法应具有监测作用;对模板或样本的采集应达到质量要求才可以录入系统;识别过程中的技术环节应根据质量评价进行相应调整,准确、快速评价指纹质量为提升系统性能、预处理算法的鲁棒性和参数的优化提供了新的参考基准和途径。本课题主要研究指纹质量分类及在增强算法中的应用,力求能够准确、快速地对活体指纹图像进行质量分类,去除质差指纹,对符合录入条件的样本选取适合的增强方式从而提升系统的性能,具有理论研究意义和实际应用价值。

## 1.2 国内外研究现状

大量的史前文物和史料记载证实了古代人们就对指纹的独特性有了一定的认识,但是这种认知是建立在长期的经验总结基础上,缺少科学的论证。现代指纹科学体系的建立最早可以追溯至16世纪早期,1778年Mayer首次详细描述指纹的生理构造,1823年Purkinje首次提出指纹分类方法,1864年英国植物形态学家Nehemiah Grew首次对指纹的纹理结构做出了系统研究,1888年Francis Galton提出利用细节特征判断指纹同源与否,1899年Edward Henry建立了著名的“Henry指纹分类系统”。20世纪早期,指纹已作为法定身份认证标准被广泛接受,世界各国纷纷组建指纹鉴定部门并开始构建犯罪指纹数据库,潜指纹采集、指纹分类和指纹比对等多种指纹识别技术得到迅速发展。其中最为著名的FBI指纹识别部门成立于1924年,建立了包含810000幅指纹的巨大数据库。指纹识别技术的迅速普及和数据库的容量扩大使得人工辨别指纹不再具备可行性,20世纪60年代初期美国FBI、英国内政部和巴黎警务部门联合开发自动指纹识别系统,从而提高了刑事案件侦破效率和削减雇佣、培训专业指纹鉴定人员的开支。

进入21世纪,指纹识别成为学术研究、商业安全、刑事侦破的关注热点,相关产品层出不穷。学术机构和研发部门将大量的精力和资金投注在识别系统后端处理技术上,指纹增强、特征提取和匹配技术得到了空前的发展,同时提升系统性能难度不断加大。促使前端处理对后续算法的影响成为了新的研究热点,如高性能采集传感器不断推出提高了指纹匹配成功率、指纹纹型分类可以加快指纹匹配的检索速度。指纹采集是前端处理的核心,目的是采集高质量的样本为后续处理提供可靠基础。在预处理和特征匹

配已经相当成熟的情况下,提高采集样本的质量是提升系统性能简单、直接、有效的方法,同时为后端处理算法的选择和优化提供新的参考基准和解决途径。

指纹等生物特征的质量评价目前还处于探索阶段,ISO/INCITS-M1 起草了生物样本质量标准,主要从内在物理特征、保真度、效用方面对样本质量进行了简要的规定<sup>[5]</sup>。Youmaran 和 Adler 提出采用生物可识别信息衡量生物样本质量退化程度<sup>[6]</sup>。美国 CJIS 借鉴数字图像质量评价指标对指纹图像质量进行评价,但是由于忽视了指纹图像独特的纹理结构,未能取得良好的效果<sup>[7]</sup>。Chen 将纹线的清晰程度和特征点(端点、分叉点和核心点)的可提取性作为衡量指纹质量的标准<sup>[8]</sup>。目前,针对指纹质量的评价并没有统一、明确的规定,国内外对指纹质量及其在识别环节中应用的研究相对较少。

Hong 等将纹线结构模拟为正弦波形,计算波形的振幅、频率和方差确定区域的质量等级<sup>[9]</sup>。Yao 利用像素点的灰度均值和方差评价指纹质量<sup>[10]</sup>。Bolle 获取图像子块的方向信息,计算方向区域和非方向区域的比值衡量指纹的质量<sup>[11]</sup>。Shen 等利用  $m$  个不同方向的 Gabor 滤波响应评价指纹质量<sup>[12]</sup>。Lim 提取方向连续性和纹线宽度变化比率,结合全局和局部特征评价指纹质量<sup>[13]</sup>。Chen 等利用子块及相邻区域的方向变化衡量局部子块质量<sup>[14]</sup>。Qi 等提取七种特征参数,分析每种参数对质量分数的影响,分别从全局和局部评估指纹质量<sup>[15]</sup>。Chen 结合傅里叶频谱和空域一致性计算指纹质量分数<sup>[16]</sup>。Lee 构建理想指纹模型,通过比较采集指纹相对于理想指纹模型的梯度概率密度函数的变化衡量指纹的质量<sup>[17]</sup>。Fronthaler 等从指纹的方向张量中提取对称特征,利用线性和对称特征的相关性评价指纹质量<sup>[18]</sup>。Shi 等利用灰度均值、方差、对比度评价灰度指纹图像质量<sup>[19]</sup>。Lim 等利用脊线和谷线灰度级分布的重叠程度衡量指纹图像质量<sup>[20]</sup>。Jun Wu 等将方向一致性、连续性、曲率等参数和决策树结合实现指纹质量分类<sup>[21]</sup>。Fernando 等依据相关性、适用性和性能比较了多种特征参数对指纹质量的影响<sup>[22,23]</sup>。少量研究将质量评价引入到指纹识别技术环节,Hong 依据可恢复程度将图像子块分成三类,将质量评价因子融入到特征匹配环节中<sup>[9]</sup>。Fierrez Aguilar 在指纹匹配中加入质量评价机制<sup>[24]</sup>。

国内研究机构和学者在指纹质量评价方面也进行了相关研究,同时也有少量研究将质量评价机制与指纹预处理或特征匹配相结合。仿效人类视觉感知,任群提取灰度特征、面积和干湿度等参数,利用加权平均的方法计算指纹质量分数<sup>[25]</sup>。骆功庆结合频谱特征、梯度特征和标准方差综合评价指纹图像质量<sup>[26]</sup>。李正等将前景面积、频谱特征、方向一致性和纹线清晰程度等参数作为模糊关联分类器的输入,依据质量等级将指纹分为好、正常、一般和差 4 类<sup>[27]</sup>。郭芳菲利用分块特征熵、梯度和五种常见的特征结合 AdaBoost 分类器实现了指纹图像的分割并将质量评价用于特征匹配<sup>[28]</sup>。刘莲花利用 NIST 提供的

指纹软件包提取质量特征参数并对自行建立的指纹库和 NIST14 指纹库中样本依据质量等级的不同分为 5 类<sup>[29]</sup>。

### 1.3 论文的研究内容和结构安排

本文提取指纹的全局特征和局部特征，将特征参数和阈值分类、加权组合、聚类分析以及 BP 神经网络等方法结合对指纹质量进行分类，计算以上方法对指纹质量的分类准确率。将基于 BP 神经网络的指纹质量分类方法引入到增强环节，提出基于质量分类的指纹增强方法，对指纹的细化和特征提取算法进行了深入研究和仿真，通过性能评价参数的计算和比较，验证了质量分类处理技术在指纹识别系统中的有效性、可行性。全文共分为五章，内容安排如下：

第 1 章主要介绍了课题研究的背景和意义，论述了指纹质量评价及其在识别技术环节中的重要意义和价值，总结了国内外在该领域现有的研究成果，简要说明了本文研究的主要内容及结构安排。

第 2 章简明概括地介绍了自动指纹识别系统，针对指纹模式识别系统算法的组成和各模块的功能进行了系统地阐述，分析了现有系统框架的不足，将质量评价体系融入到了自动指纹识别系统中完善了系统功能，总结了现有指纹识别技术的性能评价指标。

第 3 章阐述了传统质量评价指标并不适用于指纹质量评价，结合全局特征和局部特征反映指纹独特的纹理信息，分别采用阈值分类、多特征加权组合、聚类分析和 BP 神经网络等方法实现指纹质量分类。

第 4 章主要对三种经典的指纹增强算法进行了仿真对比，结合仿真结果分析了算法的优缺点和适用对象。针对单一增强方法适用对象的局限性，将质量分类思想融入到指纹增强环节中，提出了基于质量分类的指纹增强算法，实现了对不同质量指纹的差异化处理。

第 5 章为验证质量分类处理方法在增强环节中的可行性，对多种指纹二值化、细化和特征提取方法进行仿真，利用 Gabor 增强、STFT 增强和基于质量分类的指纹增强方法分别对质量不同的指纹进行处理，通过计算和比较性能参数进一步说明本文方法的有效性。

结论对全文进行总结并对后续工作进行展望。

## 第 2 章 自动指纹识别系统

指纹学是以解剖学、细胞学、组织学、胚胎学、生理学为基础，完成对指纹形成机理的研究，人类应用指纹的历史可以追溯到 6000 年前，受限于认知、技术等因素，指纹学直至 17 世纪 80 年代才逐渐发展起来，20 世纪中期才开始真正意义上的快速发展。传统指纹学对不同指纹有效、可靠、精准、快速地辨识研究，经过几个阶段地发展，已经形成科学的人工对比方法。传统指纹学虽取得了长足进步，但由于人工查对指纹的工作存在单调、枯燥和耗时长等缺点，需要借助计算机进行辅助比对来减少工作量，提高工作效率，自动指纹识别系统(Automatic Fingerprint Identification System, AFIS)在这样的需求中应运而生。自动指纹识别系统是利用计算机代替人工，自动对指纹进行清晰处理、特征测量、类型分析、细节描述、对象辨认和分类存储等，已被广泛应用于各个领域，表 2.1 显示了自动指纹识别系统的应用领域。

表 2.1 自动指纹识别系统的应用领域

法庭/证物	政府/民用	商业领域
尸体身份确认	社会安全保障	计算机网络登录
刑事调查	福利支出	电子信息安全
失踪人口身份确认	入境检验	电子商务
	国境检查	互联网接入
	身份证件	信用卡/ATM
	驾驶证件	门禁系统
	学历文凭	移动电话

相比于其他身份识别方法，自动指纹识别系统可以更好地满足用户对安全性、便利性和高效性的需求，成为传统密码、钥匙的替代品。随着技术日趋成熟、自动指纹识别系统市场份额的提升、应用领域的扩大和技术间的交融必将进一步影响人类的活动与交流。

### 2.1 自动指纹识别系统的原理

分子生物学从遗传角度揭示了指纹的唯一性和不变性是由 DNA 分子所决定的，传统指纹学利用特征细节点的比对来验证指纹是否同源，世界各国普遍把这种方法作为司法评判标准，如荷兰和以色列采用了 12 个特征点匹配作为同源标准，德国提出如果指纹是斗型、箕型且纹路清晰，可采取 8 个特征点匹配作为同源标准，指纹鉴别标准最高

的英国认定同源指纹必须具备 16 个相同特征点，奥斯特布指出非同源指纹在同一区域内具有 12 个相同特征的概率是十万亿分之一<sup>[30]</sup>。数字指纹识别算法把传统指纹学的特征点转化为数字指纹特征点的拓扑结构图比对指纹，目前主流自动指纹识别系统大多采用特征比对的匹配方式鉴别指纹同源与否。

自动指纹识别系统是通过比对采集样本和相似模板的端点、分叉点，确定样本所对应的模板，判定样本持有人的身份，主要有验证和识别两种工作模式。验证模式是待验证人声明身份的前提下，通过比对采集样本与数据库中身份持有人先前采集的录入模板来确认身份声明的真伪，即采取一对一匹配方式，主要用于安全认证领域，防止未授权人盗用授权人身份，验证模式流程如图 2.1 所示。

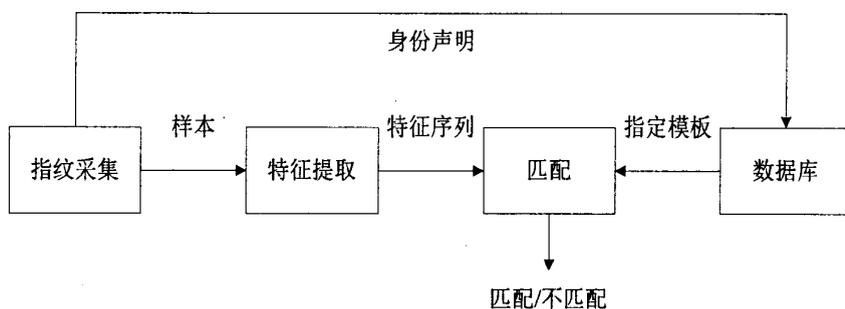


图 2.1 验证模式流程图

识别模式是在未知待识别人身份的前提下，将采集样本与数据库中存储模板进行逐一比对，若与某模板匹配成功则待识别人身份就是匹配模板对应的身份，否则无法识别待识别人身份，即采取一对多匹配方式，主要用于刑侦犯罪等领域，确认待识别人身份，识别模式流程如图 2.2 所示。

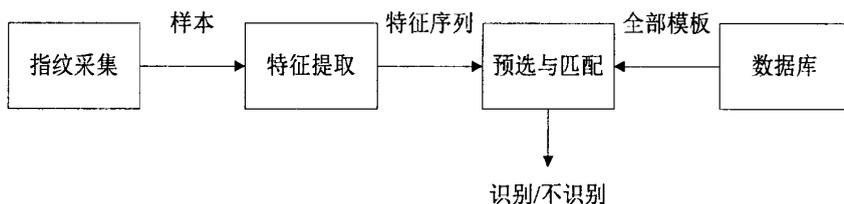


图 2.2 识别模式流程图

## 2.2 自动指纹识别系统的组成

### 2.2.1 指纹模式识别系统算法的组成

自动指纹识别系统工作本质是将数据库中存储模板与实时采集的样本比对，从而确

定待验证人身份，所以传统指纹模式识别系统算法由离线和在线两部分组成，如图 2.3 所示。

(1) 系统算法的离线部分。在确认或预知用户身份的前提下，采集用户指纹并进行预处理，提取特征点集合，将特征点集合与用户身份(ID、姓名等)存储于数据库中，作为用户身份认证的模板。

(2) 系统算法的在线部分。实时采集待验证人指纹并进行预处理，提取特征点集合作为样本，将样本与数据库中模板进行匹配，从而确定待验证人身份是否获得授权。

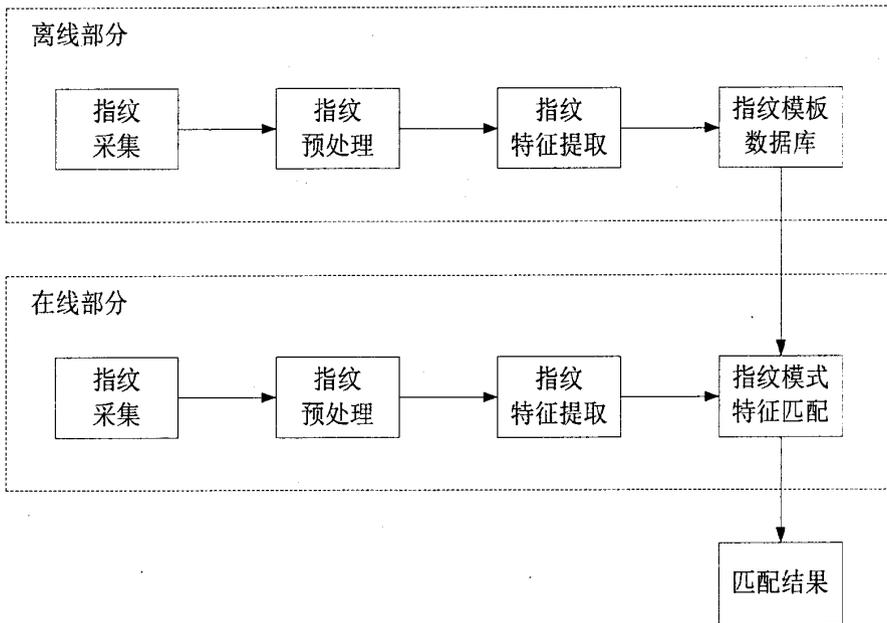


图 2.3 传统指纹模式识别系统算法的组成

目前主流自动指纹识别系统都嵌入了传统指纹模式识别算法，随着科研机构、学术研究不断地推进，传统指纹模式识别算法性能得到了较大的提升，但也出现了现有框架下无法解决的瓶颈。现有的后端处理算法已经十分成熟，很难再卓有成效地提升匹配成功率，前端采集环节成为提升后续算法性能的基础保障，指纹质量受到越来越多的关注，具备质量评价功能的指纹识别算法也应运而生，如图 2.4 所示。指纹破损、仪器噪声和环境变化都能造成指纹质差，很多因素在实际过程中是不可避免的。据统计采集环节会产生约 10%的质差指纹，这部分指纹极易造成真实特征点丢失或伪特征点生成，严重影响后端处理的准确性，这也是现有框架的症结所在。加入质量评价模块可以剔除质差指纹，为后续环节提供可靠、稳定的处理基础，突破现有框架的局限性，进一步提高识别准确率。

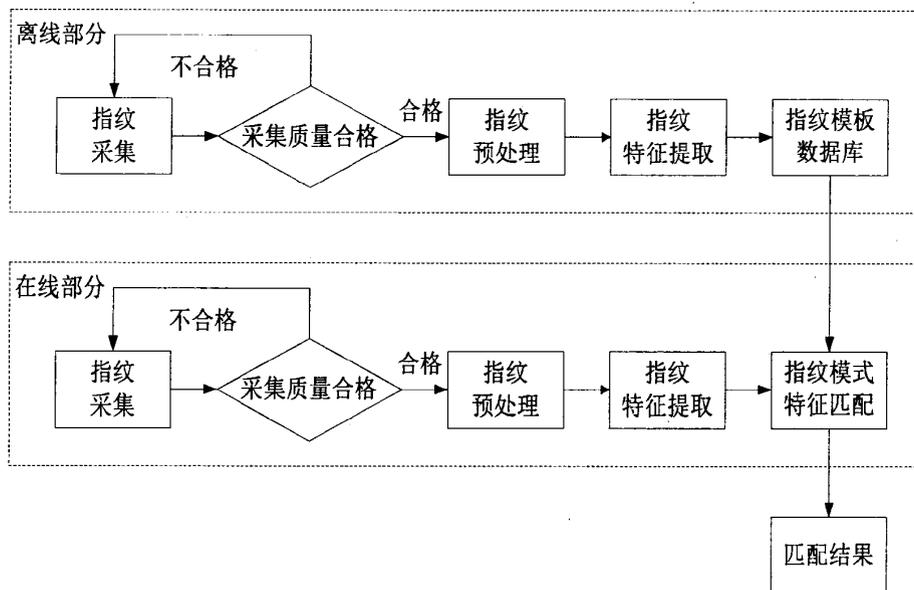


图 2.4 具有质量评价功能的指纹识别算法的组成

## 2.2.2 自动指纹识别系统模块的功能

依据指纹识别算法的组成，自动指纹识别系统采取了功能模块化设计，主要包括指纹采集、预处理、特征提取和特征匹配等功能模块，现简介模块功能如下。

(1) 指纹采集是根据指纹纹线的几何特性、物理特性和生物特性的差异，产生不同的光学或电流电阻的反馈信号，利用不同的算法对反馈信号进行处理实现成像，从而获取指纹图像<sup>[31]</sup>。传感器作为活体指纹扫描的核心部件直接影响采集质量和精度，根据录入原理的不同，可分为光学反射式、电容传感式和射频传感式三类。

光学反射式是使用最普遍指纹采集技术，具有分辨率高、稳定可靠和价格低廉等优点，但是存在光学畸变严重、对温度等环境因素适应能力差、采集样本间互相干扰和假指纹等方面的缺陷。

电容传感式采集技术采用了交替命令的并排列和传感器电板，可以在更大的操作范围内提供更好的图像质量，但是制造成本较高、传感器表面易损坏、对脏手指的采集效果不理想。

射频传感式采集技术是通过传感器本身发射出微量射频信号，穿透手指的表皮层测量真皮层的纹路，从而获得最佳指纹图像。这类方法具有防伪指纹能力强、对手指表层特性要求低和对温度等环境因素适应能力强的显著优点。

(2) 预处理是指纹模式识别系统算法中极为重要的一环，起到了指纹采集和后续特征处理间的承接作用，直接决定匹配识别的准确性。分割、增强、二值化、细化是预处

理过程中最为重要的 4 个步骤，下面对预处理步骤进行简明介绍。

分割是分离指纹的前景和背景区域，受到电噪声、手指情况和环境等因素的影响，背景中存在大量的噪声，分割避免了从背景区域中提取特征，提高后续处理准确性的同时也减少了处理时间。

增强是结合指纹纹理特征和智能化增强数学模型算法，提高纹线的清晰度，突出和保留固有的特征信息，避免产生虚假特征信息，保证特征提取的准确性和可靠性<sup>[32]</sup>。

二值化是将灰度图像转化为二值图像，最大化提高脊线、谷线的对比度<sup>[33]</sup>，更准确地分离出脊线区域，为提取指纹骨架做好先期准备。

细化是将纹线转换成骨架形状不变、拓扑结构未变的单像素细线，是特征提取的基础。

(3) 特征提取是在细化的基础上提取特征信息，确定特征点的数量、类型和位置，特征点主要包括端点、分叉点、分歧点、孤立点、环点和短纹等 6 类，依据统计端点和分叉点的出现频率和稳定性最高，大量实践同时验证了利用这两类特征点足以确定指纹同源与否。

(4) 特征匹配无论是在验证还是识别工作模式下，比对特征集合序列的吻合程度计算出相似分数，根据相似分数是否达到匹配阈值从而判定指纹同源与否。

## 2.3 自动指纹识别系统的性能评估

近些年，国内外很多学术机构将研究重点放在了指纹识别技术上，比较有代表性的有密歇根州立大学、博洛尼亚大学和中科院自动化研究所。随着研究的深入，大量学术论文不断在高水平期刊、学术会议上发表，为指纹识别技术的空前发展提高良好的理论基础。国际指纹识别竞赛为该领域学者和科研机构提供了难得的竞争和交流机会，同时 FVC 系列指纹库和 NIST(the U.S.National Institute of Standard and Technology)指纹库为研究指纹识别算法提供了一个标准的测试平台。

截止目前，评价指纹识别算法性能的方法主要有 GI (Goodness Index)和 ROC (Receive Operating Curve)曲线两种。

(1) GI 是利用真实特征点索引来评价指纹识别算法的性能。经识别算法得到指纹样本的特征点集合  $M_d = (f_d^1, f_d^2, \dots, f_d^n)$ ，指纹鉴定人员对同样本进行人工特征标记，获得真实特征点集合  $M_e = (f_e^1, f_e^2, \dots, f_e^m)$ ，定义以下 3 个量：

$p$  是特征点匹配数量，即  $f \in M_d$  且  $f \in M_e$ ；

$a$  是特征点丢失数量，即  $f \notin M_d$  且  $f \in M_e$ ；

$b$  是伪特征点生成数量, 即  $f \in M_d$  且  $f \notin M_e$ 。

定义 GI 如下:

$$GI = \frac{\sum_{i=1}^r q_i [p_i - a_i - b_i]}{\sum_{i=1}^r q_i t_i} \quad (2-1)$$

$r$  是特征点数量,  $q_i$  是特征点  $i$  所在子块的质量因子, 匹配特征点、丢失特征点、生成伪特征点和真实特征点分别是  $p_i$ 、 $a_i$ 、 $b_i$  和  $t_i$ 。GI 越大表明特征点的提取越准确。

(2) 误识率 FAR(False Acceptance Rate)和拒识率 FRR(False Rejection Rate)是指纹识别算法的重要性能参数, 分别以 FAR 和 FRR 为  $y$  轴和  $x$  轴绘制的曲线即是 ROC 曲线。FAR 是非同源指纹匹配成功次数与匹配次数总数的比值, FAR 越高系统安全性越低, 用户感知相对更易接受; FRR 是同源指纹匹配失败次数与匹配次数总数的比值, FRR 越高系统安全性越高, 但是用户感知较差。FAR 与 FRR 成反比关系, 所以自动指纹识别系统要权衡安全性和用户感知, 从而根据不同需要, 对算法识别过程的参数做相应的调整, ROC 曲线示意图如图 2.5 所示。

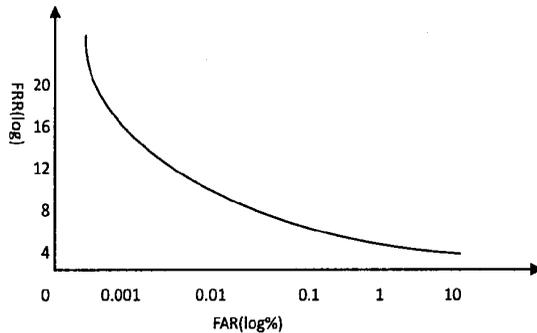


图 2.5 ROC 曲线示意图

## 2.4 本章小结

本章主要对自动指纹识别系统进行了简明概括地介绍, 首先从指纹识别技术的广阔应用领域切入, 阐述了自动指纹识别系统的基本原理和工作模式。其次, 介绍了指纹模式识别系统算法的组成以及各功能模块的主要功能, 分析了现有结构框架下系统组成存在的不足, 在传统系统构架中加入了质量评价模块, 实现了具有质量评价功能的指纹识别系统, 完善了现有系统功能的不足。最后, 介绍了自动指纹识别系统的主要性能指标。

## 第3章 基于特征参数的指纹质量分类方法

图像质量的评判建立在视觉认知的基础上,人类作为接受信息的主体对图像质量的判断是最为准确的,然而诸多不足致使主观评价不能在实际中得到广泛地使用。随着计算机技术的发展和生理学研究的深入,用计算机模拟人眼视觉感知成为了可能,同时也为图像质量评价提供了有效解决途径。指纹图像的质量是后续准确处理的基础,人眼通过调节视觉细胞对指纹质量作出有效评估,实际中通常利用计算机模拟该生理机能,这类方法受限于现有视觉生理和心理的探究,与专业指纹鉴定人员的鉴定准确程度还有些许差距,但是鉴于可操作性、实时性和准确性的综合考虑,它是替代主观评价指纹质量的有效方法,也是未来发展的主要趋势。如何利用计算机模拟视觉感知快速准确地评价指纹质量对算法和参数的选取具有指导作用和实际意义,是提高自动指纹识别系统性能的有效手段。

指纹采集具有时变性,决定了指纹质量的评价没有参考基准,属于无参考范畴,现有方法主要利用反映纹理结构的特征参数评价指纹图像质量。依据提取对象的差异,可以分为全局参数和局部参数,这些参数通常反映了指纹的灰度信息、方向性和对比度等诸多方面。本章以特征参数为评价指标,结合了阈值分类、多特征加权组合、聚类分析、神经网络等方法对指纹质量进行定性分类。

### 3.1 传统图像质量评价方法

图像质量评价在图像压缩、图像传输以及视频检测等领域中得到广泛应用,具有建立算法性能评判基准和指导参数优化调整的重要作用。根据评价主体不同,图像质量评价方法分为主观和客观评价,主观评价以人类视觉感知为主体准确直接地评价图像质量,但受耗时长、工作量大、实时性差等缺点的制约不易在实际中广泛应用,通常作为客观评价方法的参考标准。客观评价方法通过构建数学模型模拟人类视觉系统对图像质量进行评价,根据对标准图像依赖与否分为有参和无参评价方法,有参评价利用质变图像和标准图像之间像素变化衡量质变程度,具有计算简单、速度快等优点,是目前应用最为广泛的质量评价方法;无参评价对观测图像进行直接评价,目前研究较少且通用性差,但是这类方法与人类视觉质量评价方式最为相近。本节主要介绍传统图像质量评价方法即有参评价,均方误差 MSE 和峰值信噪比 PSNR 是有参评价中的重要指标,也是目前被广为接受和使用的质量评价基准,均方误差 MSE 和峰值信噪比 PSNR 的计算方法如下。

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I(i, j) - I'(i, j))^2 \quad (3-1)$$

$$PSNR = 10 \lg \left( \frac{255^2}{MSE} \right) \quad (3-2)$$

其中,  $M$  和  $N$  分别表示图像的高和宽,  $I(i, j)$  和  $I'(i, j)$  分别是标准图像和质变图像, 图 3.1 是标准图像经过不同处理的效果图,  $a$  是标准图像,  $b$  是加噪图像,  $c$  和  $d$  是亮度调整图像。



图 3.1 标准图像经不同处理效果图

为了客观评价经不同处理后图像的质变程度, 采用均方误差 MSE 和峰值信噪比 PSNR 两个指标评价图像的质量, 见表 3.1。

表 3.1 MSE 和 PSNR 指标

图像	MSE	PSNR
标准图像	0	$\infty$
加噪图像	224.2	24.6253db
调亮图像	1412.7	16.6304db
调暗图像	853.8	18.8175db

结合表 3.1 中 MSE 和 PSNR 指标综合分析图 3.1 中的图像质量, 发现加噪图像  $b$  相对于标准图像  $a$  质降明显, MSE 和 PSNR 指标反映了  $b$  的质变程度; 图像  $c$  和  $d$  是调整对比度后的图像, 相比于标准图像  $a$  在视觉感受上并未有明显质降, 图像  $c$  和  $d$  的 MSE

和 PSNR 指标却比图像 b 更差, 与主观感受不一致。均方误差 MSE 和峰值信噪比 PSNR 具有数学模型简单、计算快速、便于理解等优点, 同时两个指标反映的是对应像素点灰度变化程度, 无法对差异区域做适合评判。传统质量评价方法通常利用单一指标进行评判, 鉴于指标侧重的不同很难良好表征图像质量, 所以需要通过多种指标组合的方式综合评定图像质量。

## 3.2 指纹图像质量特征参数

质量评价位于预处理过程的前端, 指纹是实时获取的图像, 即便连续采集同源指纹也不会得到相同的图像, 所以指纹质量评价通常情况下没有参考基准, 属于无参评价。指纹质量并没有标准明确的定义, 鉴于其纹理结构的特殊性, 一般将纹线的清晰程度作为评判指纹质量的重要参考依据。本节主要提取反映纹线模糊性、灰度信息、方向变化和对对比度等特征参数, 综合指纹的全局和局部信息评价图像质量。

### 3.2.1 全局质量特征参数

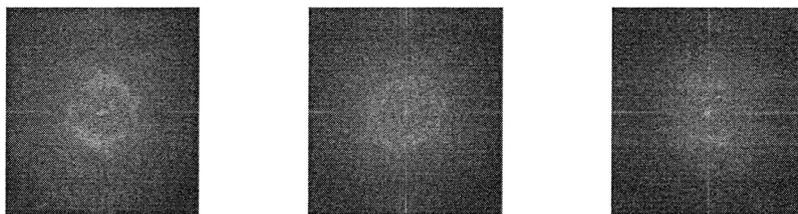
全局质量特征参数是利用从整幅图像中提取的特征值表征图像整体质量, 本小节选取频域能量熵、小波能量和有效面积 3 个全局质量特征参数评价指纹图像的整体质量。

#### 3.2.1.1 频域能量熵

理想指纹的纹理模型近似于离散正弦波形, 纹线间隔相同, 频谱中能量相对集中, 为从全局分析指纹图像质量提供了很好的解决思路。计算灰度图像  $I(i, j)$  的离散傅里叶变换  $F(k, l)$ , 方法如下。

$$F(k, l) = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} I(i, j) e^{-i2\pi(\frac{ki}{M} + \frac{lj}{N})} \quad (3-3)$$

计算能量谱  $P(k, l) = |F(k, l)|^2$ , 不同质量指纹的能量谱如图 3.2 所示。



(a) 高质量指纹能量谱      (b) 中等质量指纹能量谱      (c) 低质量指纹能量谱

图 3.2 不同质量指纹的能量谱

图 3.2 表明指纹图像质量越高, 形成的环状越规则, 反之指纹图像质量越低, 形成的环状越发散<sup>[34]</sup>。纹线的频率通常集中在 0.06 至 0.5 范围内, 利用带通滤波器提取这

一频率区间内的能量从而区分质量高低。定义  $T+1$  个低通巴特沃兹滤波器  $H(k,l|m,n)$ ，利用相邻滤波器  $H(k,l|m_{t+1},n)$  和  $H(k,l|m_t,n)$  构造  $T$  个带通滤波器  $R_t(k,l)$ 。

$$m_t = 0.06 + t \frac{0.5 - 0.06}{T}, \quad t = 0, 1, 2 \dots T-1 \quad (3-4)$$

$$H(k,l|m,n) = \frac{1}{1 + \frac{1}{m^{2n}} \left( \left( \frac{k-a}{M} \right)^2 + \left( \frac{l-b}{N} \right)^2 \right)^n} \quad (3-5)$$

$$R_t(k,l) = H(k,l|m_{t+1},n) - H(k,l|m_t,n) \quad (3-6)$$

其中， $(a,b)$  是频率坐标系原点， $m$  和  $n$  分别是  $H(k,l|m,n)$  的截止频率和阶数。计算不同频带内的能量  $E_t$  及归一化能量  $P_t$ 。

$$E_t = \sum_{k=0}^{M-1} \sum_{l=0}^{N-1} R_t(k,l) P(k,l) \quad (3-7)$$

$$P_t = \frac{E_t}{\sum_{t=0}^{T-1} E_t} \quad (3-8)$$

频域能量熵  $E$  定义如下。

$$E = - \sum_{t=0}^{T-1} P_t \log P_t \quad (3-9)$$

利用带通滤波器对指纹图像能量谱图进行滤波，能量集中的图像，其某个滤波器的值会相对较大，而其他的值则都比较小，频域能量熵  $E$  的值相对较小。相反，对于能量不集中的图像，各个滤波器的值相差不大，频域能量熵  $E$  的值相对较大。图 3.3 是不同质量指纹归一化能量的分布示意图。

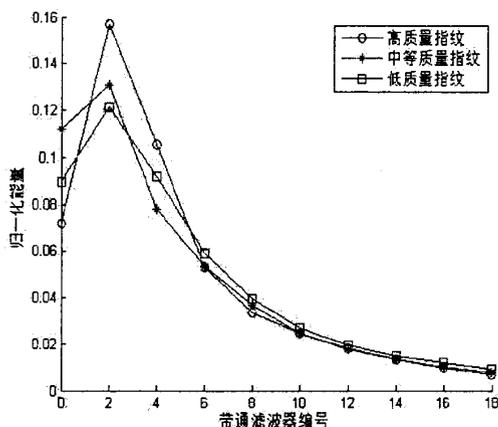


图 3.3 不同质量指纹归一化能量分布示意图

为使频域能量熵  $E$  与指纹质量变化趋势相同, 方便后续分类处理, 对频域能量熵  $E$  做适当变形, 定义  $Q_1$  如下:

$$Q_1 = \log_2 T - E \quad (3-10)$$

### 3.2.1.2 小波能量

小波分解具有良好的纹理信息捕捉能力, 利用小波分解获得图像高频子带的特征可以很好地反映纹理细节。指纹包含了丰富的纹理信息, 主要集中在高频部分, 通过计算高频子带的能量可以衡量指纹的整体质量。图像  $I(i, j)$  进行 6 层小波分解得到 1 个低频子带和 18 个高频子带, 利用小波系数  $D_k(i, j)$  计算出各高频子带的能量  $energy_k$ , 求取各高频子带的累积能量  $E_k$ , 不同质量指纹的高频子带累积能量分布如图 3.4 所示。

$$energy_k(i, j) = \sum_i \sum_j |D_k(i, j)|^2, \quad k=1, 2, \dots, 18 \quad (3-11)$$

$$E_k = \sum_{i=1}^k energy_i, \quad k=1, 2, \dots, 18 \quad (3-12)$$

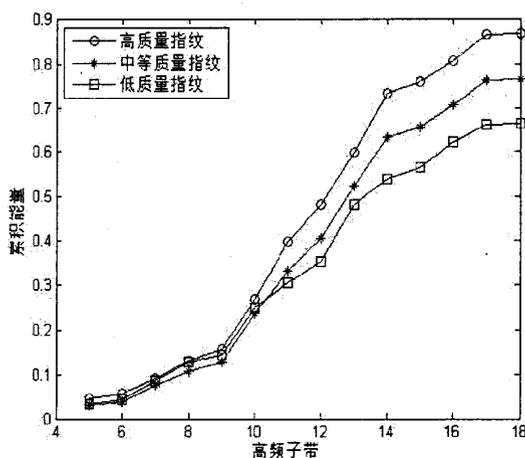


图 3.4 不同质量指纹的高频子带累积能量分布

图 3.4 显示累积能量的分布与质量相关, 质量越高, 各高频子带内累积能量越大, 定义指纹的小波能量  $Q_2$  如下:

$$Q_2 = \frac{E_{18} - E_4}{E_{18}} \quad (3-13)$$

### 3.2.1.3 有效面积

有效面积是指纹前景区域在整幅图像中的占有比例, 通常认为有效面积过小将导致

细节特征丢失从而影响识别准确率,故将有效面积作为衡量指纹全局质量的参数。有效面积的求取与图像分割是分不开的,结合指纹前景和背景灰度特征的差异,利用阈值分割的方法提取前景区域。将图像  $I(i, j)$  分割成若干非重叠的大小为  $w \times w$  的图像子块,计算  $I(i, j)$  的灰度均值  $Mean$  和任一子块  $(u, v)$  的灰度均值  $Mean(u, v)$ 。

$$Mean = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I(i, j) \quad (3-14)$$

$$Mean(u, v) = \frac{1}{w \times w} \sum_{i=(u-1) \times w+1}^{u \times w} \sum_{j=(v-1) \times w+1}^{v \times w} I(i, j) \quad (3-15)$$

其中,  $M$  和  $N$  分别是图像的高和宽,  $u$  和  $v$  分别是子块横、纵坐标索引,利用如下规则确定子块  $(u, v)$  是属于前景区域  $D_1$  还是背景区域  $D_2$ 。

$$\begin{cases} B(u, v) = 0 \in D_2, & Mean(u, v) \geq Mean \\ B(u, v) = 1 \in D_1, & Mean(u, v) < Mean \end{cases} \quad (3-16)$$

式中  $B(u, v)$  是确定子块  $(u, v)$  是否属于前景区域的标志,分割出的前景区域依然存在错分的现象,采用以下纠正规则降低图像子块的错分概率。

$$\begin{cases} B(u, v) = 1, & \sum_{m=u-1}^{u+1} \sum_{n=v-1}^{v+1} B(m, n) \geq 4 \\ B(u, v) = 0, & \sum_{m=u-1}^{u+1} \sum_{n=v-1}^{v+1} B(m, n) < 4 \end{cases} \quad (3-17)$$

这样相对准确地判定子块  $(u, v)$  属于前景区域  $D_1$  还是背景区域  $D_2$ , 确定前景子块和背景子块数量分别是  $N_{foreground}$  和  $N_{background}$ , 计算出有效面积  $Q_3$ , 不同质量的指纹前景区域分割效果图如图 3.5 所示。

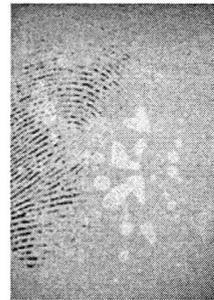
$$Q_3 = \frac{N_{foreground}}{N_{foreground} + N_{background}} \quad (3-18)$$



(a) 高质量指纹



(b) 中等质量指纹



(c) 低质量指纹



图 3.5 不同质量指纹前景区域分割效果图

### 3.2.2 局部质量特征参数

局部质量特征参数是利用图像子块或单一像素点中提取的特征值表征图像局部质量，局部质量参数比全局质量参数的实效性更好，既能够度量局部质量还可以通过统计方法衡量整幅图像的质量。本小节选取局部频域能量、方向确定性、纹线对比度等 3 个局部质量特征参数评价指纹的局部质量。

#### 3.2.2.1 局部频域能量

在前面已经介绍了指纹的能量谱可以反映整体质量的差异，在评价局部质量过程中引入这种方法处理局部子块，依据子块能量的差异标注质量类别。图像  $I(i, j)$  分割成若干非重叠的大小是  $w \times w$  图像子块，计算子块  $(u, v)$  的离散傅里叶变换  $F_{u,v}(k, l)$ 。

$$F_{u,v}(k, l) = \frac{1}{w \times w} \sum_{x=(u-1) \times w+1}^{u \times w} \sum_{y=(v-1) \times w+1}^{v \times w} I(x, y) e^{-j2\pi(\frac{kx}{w} + \frac{ly}{w})} \quad (3-19)$$

$F_{u,v}(k, l)$  是由实部  $R_{u,v}(k, l)$  和虚部  $I_{u,v}(k, l)$  组成的复数，计算子块的能量  $|F_{u,v}(k, l)|^2$ ，遍历所有子块可以得到整幅图像的局部能量谱图，如图 3.6 所示。

$$F_{u,v}(k, l) = R_{u,v}(k, l) + jI_{u,v}(k, l) \quad (3-20)$$

$$|F_{u,v}(k, l)|^2 = R_{u,v}^2(k, l) + I_{u,v}^2(k, l) \quad (3-21)$$



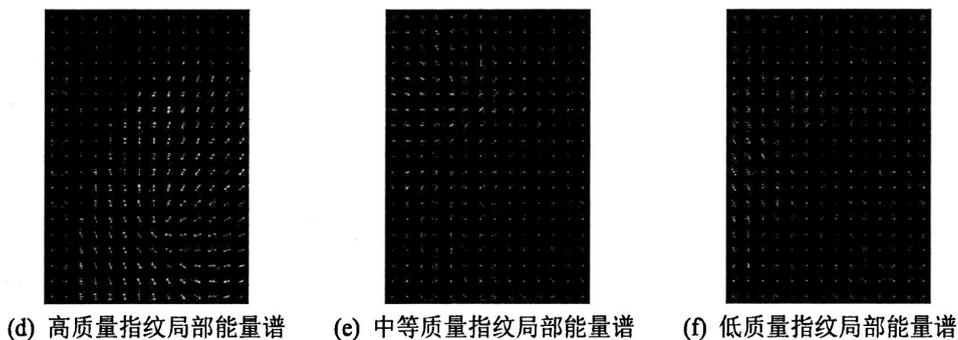


图 3.6 不同质量指纹的局部能量谱图

局部能量谱分布很好地反映了指纹质量特征,不同质量子块的能量谱呈现出较大的差异,将子块标注为高质量前景子块、低质量前景子块和背景子块 3 类,如图 3.7 所示。

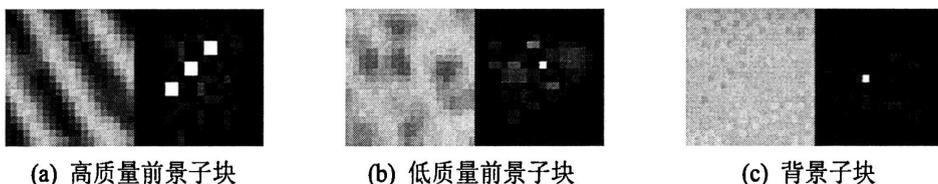


图 3.7 不同质量子块及能量谱图

由图 3.7 可以发现,高质量前景子块能量谱图呈清晰对称的双峰显现,低质量前景子块能量谱图呈现模糊环状或不明显双峰显现,背景子块能量谱呈现单点显现,局部能量伴随图像质降而减小。通过统计可以确定一幅指纹高质量前景子块、低质量前景子块和背景子块的数量分别是  $k_1$ ,  $k_2$  和  $k_3$ , 赋予高质量前景子块较大权重  $r_1$ , 赋予低质量前景子块较小权重  $r_2$ , 结合局部频域能量对指纹质量进行整体评价如下。

$$Q_4 = \frac{r_1 \times k_1 + r_2 \times k_2}{k_1 + k_2 + k_3} \quad (3-22)$$

本文中,  $r_1$  和  $r_2$  分别取 0.7 和 0.3,  $Q_4$  越大表明高质量前景子块数量相对较多,指纹质量也更高,反之质量越差。

### 3.2.2.2 方向确定性

指纹的纹理特征蕴藏着丰富的方向信息,纹线方向越清晰图像质量越好。像素点的梯度包含了该点的方向和方向强度信息,计算图像子块内所有像素点梯度组成的矩阵特征值,确定子块内主导纹线方向集中的程度,可以利用方向确定性评价指纹纹线的方向清晰程度。图像  $I(i, j)$  分割成若干非重叠的大小为  $w \times w$  的子块,子块  $(u, v)$  内任意点  $a$  的梯度向量是  $g_a = (g_a^x, g_a^y)^T$ , 其中  $g_a^x$  是点  $a$  的水平梯度,  $g_a^y$  是点  $a$  的垂直梯度,可以通过以下方法求取子块  $(u, v)$  的梯度矩阵  $C$  以及两个特征值  $\lambda_{\max}$  和  $\lambda_{\min}$ 。

$$C = \frac{1}{W^2} \sum_{m \in (u,v)} g_m g_m^r = \begin{bmatrix} a & b \\ b & c \end{bmatrix} \quad (3-23)$$

$$\lambda_{\max} = \frac{1}{2}(a+c + \sqrt{(a+c)^2 - 4(ac-b^2)}) \quad (3-24)$$

$$\lambda_{\min} = \frac{1}{2}(a+c - \sqrt{(a+c)^2 - 4(ac-b^2)}) \quad (3-25)$$

显然  $\lambda_{\max} \geq \lambda_{\min}$ ，定义子块的方向确定性  $Q(u,v)$  如下。

$$Q(u,v) = \frac{(\lambda_{\max} - \lambda_{\min})^2}{(\lambda_{\max} + \lambda_{\min})^2} = \frac{(a-c)^2 + 4b^2}{(a+c)^2} \quad (3-26)$$

方向确定性越大表明纹线主导方向越明显，子块的纹理越清晰；反之纹理方向越模糊，遍历所有子块可以统计出整幅图像的方向确定性  $Q_s$ 。

$$Q_s = \sum_u \sum_v Q(u,v) \quad (3-27)$$

### 3.2.2.3 纹线对比度

理想的指纹是由黑白分明的脊线和谷线交替排列构成，纹线间不存在粘连或断裂，在纹线法向方向灰度差异明显，所以可以用纹线间对比度评价指纹的局部质量。图像  $I(i,j)$  分割成  $N$  个大小为  $w \times w$  的子块，构造 8 方向模板并对子块内像素点逐一进行处理直至所有像素点处理完毕，8 方向模板及处理方式<sup>[35]</sup>如图 3.8 所示。

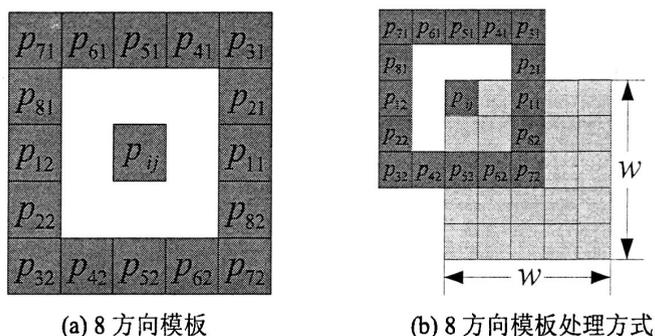


图 3.8 8 方向模板及处理方式

将子块内待处理像素点  $(x,y)$  与 8 方向模板中心点  $p_{ij}$  对准，计算以待处理像素点为中心沿模板  $i$  方向上对应像素点灰度值  $I(p_{ij})$  的和  $S_i(x,y)$ ，逐点移动模板直至获得子块内全部像素点在 8 个方向上的灰度值之和  $\theta_i$ 。

$$S_i(x,y) = \sum_{j=1}^2 I(p_{ij}), \quad i=1,2,\dots,8 \quad (3-28)$$

$$\theta_i = \sum_{x=1}^w \sum_{y=1}^w S_i(x, y), \quad i=1, 2, \dots, 8 \quad (3-29)$$

确定在8个方向上子块灰度值之和的最大值 $\theta_{\max}$ 及其方向 $i_{\max}$ ，计算与 $i_{\max}$ 垂直方向上的灰度值之和 $\theta'$ ，定义局部纹线对比度 $C_k$ 是 $\theta_{\max}$ 和 $\theta'$ 差的绝对值。

$$C_k = |\theta_{\max} - \theta'_k|, \quad k=1, 2, \dots, N \quad (3-30)$$

$C_k$ 越大表明局部子块内纹线交替越分明，质量越好，遍历所有子块可以得到整幅图像纹线对比度 $Q_6$ 。

$$Q_6 = \sum_{k=1}^N C_k \quad (3-31)$$

### 3.2.3 多特征参数加权组合的指纹质量评价方法

指纹质量退化是由多方面的因素共同决定的，特征参数可以从某一方面反映质量特性，但是要全面、有效地评价指纹质量就需要组合多种特征，分别赋予 $N$ 个特征参数 $Q_i$ 权值 $w_i$ ，采用加权组合的方法能够更加全面地区分质量差异，克服单一参数评价的局限性。加权组合方法的关键是权值如何选取，通常根据需求有侧重地赋予特征参数 $Q_i$ 不同权值 $w_i$ ，目前仍没有标准统一权值选取原则，文献<sup>[36]</sup>给出了相对合理权值分配原则，依据单一特征的贡献值分配权值，即将错分概率的倒数作为权值选取标准。利用不同单一特征对指纹进行质量分类，计算出每种特征的错分概率的倒数分别是 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N$ ，依据以下方法分配权值 $w_i$ ，并利用加权组合的方法计算每幅指纹的综合分数 $Q$ 评价指纹质量。

$$w_i = \frac{\alpha_i}{\alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_N} \quad (3-32)$$

$$Q = \sum_{i=1}^N w_i Q_i \quad (3-33)$$

## 3.3 基于K均值聚类的指纹质量分类方法

### 3.3.1 K均值聚类的基本原理

聚类算法是依据样本的相似性将样本划分成若干类别，划分结果使某种表示聚类性能的准则函数最优。通常选取距离表示样本的相似度，这是由于同类样本间的特征向量相互靠近，不同样本间特征向量距离较远。

K 均值聚类是一种动态聚类算法，将各个聚类子集内的所有样本的均值作为聚类中心，通过循环迭代把样本划分为不同的类别，使评价聚类性能的准则函数最优，使同类样本紧凑，异类样本独立。K 均值聚类采用误差平方和准则， $N_i$  是第  $i$  个聚类  $\Gamma_i$  中样本  $y$  的数量， $m_i$  是样本的均值。

$$m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{y \in \Gamma_i} y \quad (3-34)$$

$\Gamma_i$  中样本  $y$  与所有聚类均值  $m_i$  的误差平方和是  $J_e$ ，使  $J_e$  最小的聚类是误差平方和准则下的最优结果<sup>[37]</sup>。

$$J_e = \sum_{i=1}^c \sum_{y \in \Gamma_i} \|y - m_i\|^2 \quad (3-35)$$

K 均值聚类算法流程如下<sup>[38]</sup>：

(1) 对样本  $N$  进行初始聚类划分，分成  $K$  个聚类，计算每个聚类的均值  $m_1, m_2, \dots, m_k$  和  $J_e$ 。

(2) 选择第  $i$  个聚类  $\Gamma_i$  中一个样本  $y$ ，按下式计算。

$$\rho_j = \begin{cases} \frac{N_j}{N_j + 1} \|y - m_j\|^2, & j \neq i \\ \frac{N_i}{N_i - 1} \|y - m_i\|^2, & j = i \end{cases} \quad (3-36)$$

(3) 对于所有的  $j$ ，如果  $\rho_k \leq \rho_j$ ，则把  $y$  从  $\Gamma_i$  移动到  $\Gamma_k$  中。

(4) 重新计算  $m_i$  和  $m_k$  的值，并修改  $J_e$ 。

(5) 连续迭代  $N$  次直至  $J_e$  不变为止，否则转入步骤(2)。

K 均值聚类是处理聚类问题的经典算法，对处理大量样本数据具有可伸缩性和高效率的优点，簇内样本密集且簇间区别明显时，处理效果较好<sup>[39]</sup>。

### 3.3.2 算法描述

实验前对 FVC2004 DB4 指纹库中的指纹质量进行多人多次人工标注，通过统计确定指纹库中指纹质量的分类标号  $n$ ，高质量图像质量分类标号是 3，中等质量图像质量分类标号是 2，低质量图像质量分类标号是 1。提取指纹的频域能量熵  $Q_1$ 、小波能量  $Q_2$ 、有效面积  $Q_3$ 、局部频域能量  $Q_4$ 、方向确定性  $Q_5$ 、纹线对比度  $Q_6$  与质量分类标号  $n$  共同组成特征向量矩阵  $Q$ 。

$$Q = (Q_1, Q_2, Q_3, Q_4, Q_5, Q_6, n) \quad (3-37)$$

计算高质量指纹 6 组特征参数的均值  $\bar{m}_1^h$ 、 $\bar{m}_2^h$ 、 $\bar{m}_3^h$ 、 $\bar{m}_4^h$ 、 $\bar{m}_5^h$  和  $\bar{m}_6^h$ ，中等质量指纹 6 组特征参数的均值  $\bar{m}_1^m$ 、 $\bar{m}_2^m$ 、 $\bar{m}_3^m$ 、 $\bar{m}_4^m$ 、 $\bar{m}_5^m$  和  $\bar{m}_6^m$ ，低质量指纹 6 组特征参数的均值  $\bar{m}_1^l$ 、 $\bar{m}_2^l$ 、 $\bar{m}_3^l$ 、 $\bar{m}_4^l$ 、 $\bar{m}_5^l$  和  $\bar{m}_6^l$ ，分别构造 3 类质量指纹的聚类中心  $M_1$ 、 $M_2$ 、 $M_3$ 。

$$M_1 = (\bar{m}_1^h, \bar{m}_2^h, \bar{m}_3^h, \bar{m}_4^h, \bar{m}_5^h, \bar{m}_6^h) \quad (3-38)$$

$$M_2 = (\bar{m}_1^m, \bar{m}_2^m, \bar{m}_3^m, \bar{m}_4^m, \bar{m}_5^m, \bar{m}_6^m) \quad (3-39)$$

$$M_3 = (\bar{m}_1^l, \bar{m}_2^l, \bar{m}_3^l, \bar{m}_4^l, \bar{m}_5^l, \bar{m}_6^l) \quad (3-40)$$

将指纹图像的特征矩阵作为输入，利用 K 均值聚类的方法对指纹图像进行分类，输出是图像的质量分类标号  $n'$ ，通过与主观评价的质量分类标号  $n$  进行比对，获得高质量、中等质量和低质量指纹的分类准确率及总体分类准确率。

### 3.4 基于 BP 神经网络的指纹质量分类方法

#### 3.4.1 BP 神经网络的基本原理

人工神经网络是构造能够实现非线性数学建模的网络系统，模仿大脑神经网络结构和功能，在模式识别、信号处理、优化组合等领域得到了广泛的使用。误差反向传播网络(Error Back-Propagation Network, BP 网络)是一种单向传播的多层前馈网络，采用有教师指导的学习过程<sup>[40]</sup>，本质是一种由输入到输出的映像，通过调整网络的加权系数，使实际输出值逼近期望输出值，主要包括信号正向传播过程和误差反向过程，基于 BP 算法的神经元网络结构如图 3.9 所示。

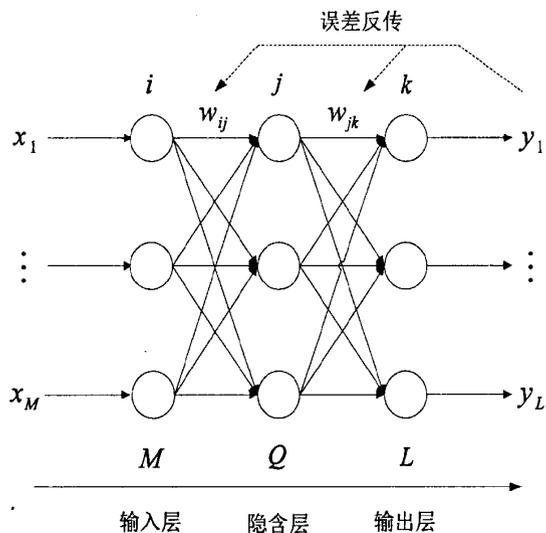


图 3.9 BP 算法神经元网络结构

图中 BP 神经网络包括输入层  $M$ 、隐含层  $Q$  和输出层  $L$  三层。输入  $M$  个样本  $(x^p, d^p)$ ， $x^p$  是第  $p$  个输入样本， $d^p$  是该样本的期望输出， $x^p$  在节点  $i$  处的输出为  $O_i^p$ ，网络的实际输出是  $y^p$ 。BP 网络输出误差判定规则采用最小二乘算法，如下所示。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^L (d_k^p - O_k^p)^2 \quad (3-41)$$

BP 网络加权系数采用梯度下降法进行调整，方法如下。

$$\begin{cases} w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) + \Delta w_{jk}, & \Delta w_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} \\ w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}, & \Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \end{cases} \quad (3-42)$$

其中， $\eta$  是学习因子。BP 神经网络算法的计算步骤如下：

- (1) 确定网络结构，定义所有参数，初始加权系数通常选取 0~1 之间的随机数；
- (2) 给定一组输入向量  $X^p = (x_1, x_2, \dots, x_M)^p$  和期望输出向量  $D^p = (d_1, d_2, \dots, d_L)^p$ ，有  $N$  个训练样本， $p=1, 2, \dots, N$ ；
- (3) 在输入向量正向传播过程中，利用最小二乘算法计算隐含层和输出层的实际输出，得到  $O_j^p$  和  $O_k^p$ ，并计算出期望输出与实际输出的均方差  $E^p$ ；

$$\begin{cases} O_i^p = x_i^p \\ O_j^p = f\left(\sum_{i=1}^M w_{ij}^p O_i^p\right) \\ O_k^p = f\left(\sum_{i=1}^Q w_{jk}^p O_j^p\right) \\ y_k^p = O_k^p \end{cases} \quad (3-43)$$

(4) 在误差反向传播过程中，利用梯度下降法计算加权系数的修正值  $\Delta w_{ij}^p$  和  $\Delta w_{jk}^p$  从而调整各层加权系数；

(5) 返回步骤 3，进行重复计算直至输出误差满足要求或者加权系数不再变化；

(6) 令  $p = p + 1$ ，返回步骤 2，直到所有输出误差满足要求或者所有加权系数不再变化，结束神经网络训练。

由于 BP 算法能有效地解决传统数学方法难以解决的复杂非线性数学建模问题，对非线性可分离模式的分类问题处理效果良好，所以被广泛地应用于模式识别、分类和函数逼近等领域。

### 3.4.2 算法描述

首先对 FVC2004 DB4 指纹库中指纹质量进行多人多次人工标注, 统计确定指纹库中指纹图像的质量标号  $m$ , 高质量图像质量分类标号是 3, 中等质量图像质量分类标号是 2, 低质量指纹图像质量分类标号是 1。提取指纹的频域能量熵  $Q_1$ 、小波能量  $Q_2$ 、有效面积  $Q_3$ 、局部频域能量  $Q_4$ 、方向确定性  $Q_5$  和纹线对比度  $Q_6$  共 6 种质量特征参数与质量分类标号  $m$  组成特征矩阵  $Q$ 。

$$Q = (Q_1, Q_2, Q_3, Q_4, Q_5, Q_6, m) \quad (3-44)$$

选取 350 幅指纹图像作为 BP 神经网络的训练集  $Sample$ , 其中包含高质量指纹 150 幅, 中等质量指纹 150 幅, 低质量指纹 50 幅。剩余 250 幅指纹图像作为 BP 神经网络的测试集  $Test$ , 其中包含高质量指纹 100 幅, 中等质量指纹 100 幅, 低质量指纹 50 幅。提取训练集中样本的特征参数与质量分类标号组成特征向量  $Sample\_Q$  作为神经网络的输入向量, 对 BP 神经网络进行训练, 得到分类模型。利用得到的 BP 神经网络分类模型对测试集中的指纹图像进行分类预测, 预测结果是指纹图像的质量分类标号  $m'$ , 与主观标记的质量分类标号  $m$  进行对比, 获得高质量、中等质量和低质量指纹的分类准确率及总体分类准确率, 算法的流程如图 3.10 所示。

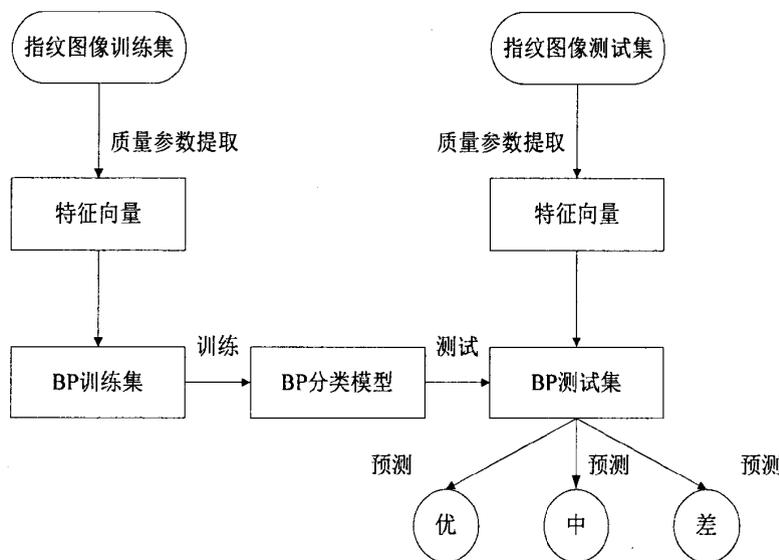
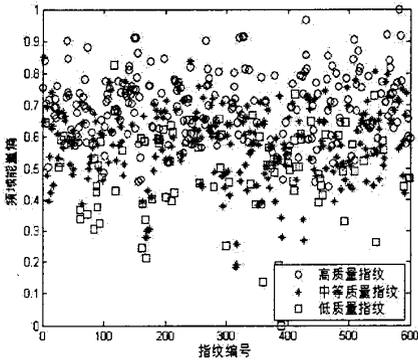


图 3.10 基于 BP 神经网络的指纹质量分类算法流程

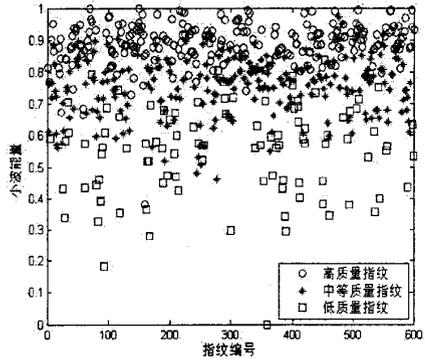
### 3.5 实验结果与分析

本文采用 FVC2004 DB4 指纹库中的 600 幅灰度指纹图像作为实验图像, 在 Intel Core CPU I5-2430M@2.40GHz、500G 硬盘和 2.00GB 内存的 Windows7 操作系统平台上采用

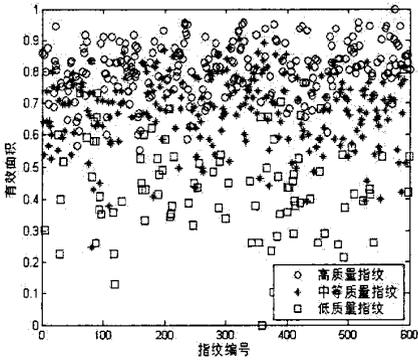
MATLAB7.0 软件进行仿真。实验中依据质量等级将 600 幅指纹图像分为 250 幅高质量指纹、250 幅中等质量指纹和 100 幅低质量指纹图像。为了便于观察各个特征参数与主观评价之间的对应关系，分别对频域能量熵  $Q_1$ 、小波能量  $Q_2$ 、有效面积  $Q_3$ 、局部频域能量  $Q_4$ 、方向确定性  $Q_5$  和纹线对比度  $Q_6$  等特征参数的分布进行了仿真，如图 3.11。



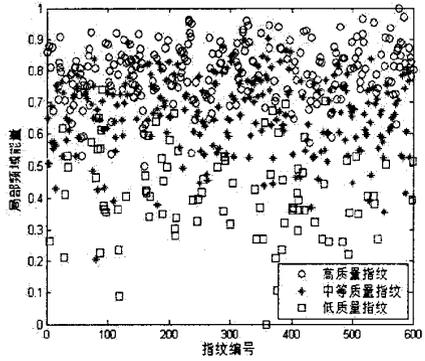
(a) 频域能量熵分布仿真图



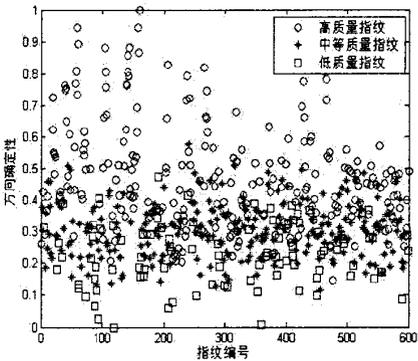
(b) 小波能量分布仿真图



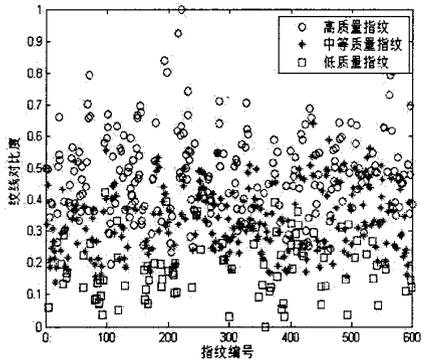
(c) 有效面积分布仿真图



(d) 局部频域能量分布仿真图



(e) 方向确定性分布仿真图



(f) 纹线对比度分布仿真图

图 3.11 质量特征参数分布仿真图

提取 600 幅指纹图像的 6 种特征参数，依据本章 3.2.3 节的权值分配原则计算各特征参数的权重  $w_i$ ，对 6 组特征参数进行加权组合得到综合特征参数  $Q$ ，综合特征参数分布仿真结果如图 3.12 所示。

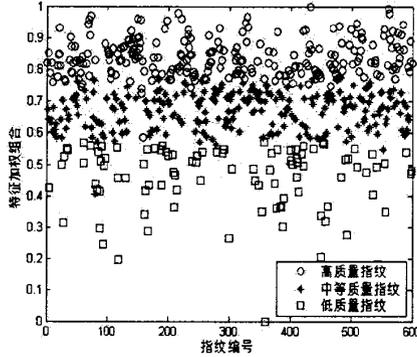


图 3.12 综合特征参数分布仿真图

针对 6 种特征参数和综合特征参数，本文采用阈值分类方法将 600 幅指纹分为高质量、中等质量和低质量指纹。以指纹质量分类错误数量最少为原则，通过大量实验确定分类阈值  $T_1$  和  $T_2$ ，特征参数分类阈值见表 3.2 所示。

表 3.2 质量特征参数分类阈值

阈值	$Q_1$	$Q_2$	$Q_3$	$Q_4$	$Q_5$	$Q_6$	$Q$
$T_1$	0.67	0.84	0.75	0.73	0.38	0.43	0.75
$T_2$	0.38	0.59	0.48	0.51	0.15	0.15	0.56

利用分类阈值对 600 幅指纹图像的质量进行分类并将分类结果与期望分类结果比对，可以分别得到高、中、低质量指纹分类准确率和总体分类准确率。

将 600 幅指纹的特征矩阵  $Q$  作为输入，利用 K 均值聚类方法对 600 幅指纹图像进行质量分类，通过比对输出与期望分类结果，计算出高、中、低质量指纹分类准确率和总体分类准确率。

以 50 幅样本为 1 份，将 250 幅高质量指纹分为 5 份，250 幅中等质量指纹分为 5 份，100 幅低质量指纹分为 2 份，每次分别选取高质量指纹 3 份、中等质量指纹 3 份和低质量指纹 1 份作为训练集，剩余样本作为测试集，对 BP 神经网络进行训练，利用训练好的 BP 神经网络对测试集样本进行预测，此过程重复 5 次保证每 1 份样本被测试至少 1 次。通过比对神经网络的实际输出与期望分类结果，计算出高、中、低质量指纹分类准确率和总体分类准确率。实验中经大量测试，BP 神经网络选用 3 层网络结构，输入层、隐含层和输出层分别选用 tansig、tansig 和 purelin 传递函数，最大训练次数设为

200, 训练要求精度是 0.01。表 3.3 是利用不同方法对指纹图像进行质量分类的准确率。

表 3.3 指纹图像质量分类准确率

分类方法	高质量准确率	中等质量准确率	低质量准确率	总体准确率
频域能量熵	60.40%	74.40%	16.00%	58.83%
小波能量	82.40%	76.80%	59.00%	76.17%
有效面积	77.20%	67.20%	63.00%	70.67%
局部频域能量	78.40%	57.20%	72.00%	68.50%
方向确定性	66.40%	78.80%	20.00%	63.83%
纹线对比度	62.80%	77.20%	41.00%	65.67%
综合特征	97.60%	93.20%	94.00%	95.17%
K 均值聚类	98.00%	93.20%	89.00%	94.50%
BP 神经网络	98.40%	98.20%	98.00%	98.08%

通过实验结果可以看出, 利用单一特征参数进行阈值分类的准确率较低, 这是由于造成指纹图像质量下降的因素很多, 单一的特征参数只能从某一个方面反映指纹图像的质量, 不能全面衡量指纹图像质量。多特征参数加权组合方法融合了多种特征参数, 能够更加全面地反映指纹图像质量, 同时考虑了特征参数的分类错误概率因子, 分类准确率得到提升, 但各参数与主观分类结果之间的映射并非简单的线性组合关系。K 均值聚类的方法利用多种特征参数的同时, 采用了误差平方和最小准则计算各特征参数与聚类中心的差异从而实现指纹图像的质量分类, 基于距离和最小准则认为特征参数对主观感知的影响相同的而没有区别对待。BP 神经网络具备良好的非线性处理能力, 很好地建立了不同特征参数与主观分类结果之间的非线性关系, 分类准确率在各种方法中最高。

### 3.6 本章小结

本章主要介绍了传统图像质量评价方法和指标, 分析了传统性能指标的优缺点及制约性。结合全局质量参数和局部质量参数, 分别采用了单一特征阈值分类方法、多特征加权组合分类方法、K 均值聚类方法对指纹质量进行分类, 计算比较上述算法的分类准确率, 分析了各自的优缺点。针对各特征参数与主观感知之间非线性关系难以建立的问题, 提出基于 BP 神经网络的指纹质量分类方法, 很好地建立起特征参数与主观感知之间的映射关系, 分类准确率得到进一步提高。

## 第4章 质量分类在指纹增强中的应用

指纹采集过程中不可避免会产生质降, 严重将导致识别失败, 所以对指纹图像进行增强处理具有重要意义, 也是识别过程中必不可缺的关键步骤。指纹增强是利用方向和频率信息结合智能化增强数学模型, 提高纹线的清晰度, 尽量突出和保留固有特征信息, 避免产生伪特征信息, 为准确提取细节特征做好前期准备<sup>[41, 42]</sup>。至今已有很多科研机构 and 学者对指纹增强进行了大量的研究, 取得了很好的结果, O'Gorman 和 Nickerson 等利用方向滤波器分别对指纹进行处理, 通过选择最优方向滤波效果实现指纹图像增强<sup>[43]</sup>。Waston 等提出根滤波方法, 利用傅里叶变换强化指纹图像<sup>[44]</sup>。Hong 等利用纹理信息构建 Gabor 滤波器对指纹进行增强<sup>[9]</sup>, 奠定了现代指纹增强技术的基础。Sharat 等将短时傅里叶变换分析和纹理滤波有效结合达到增强图像的目的<sup>[45]</sup>。但是适合处理不同质量指纹的单一增强方法并不存在, 需要依据指纹质量等级进行相应处理。本章针对这一问题, 将质量分类技术融入到指纹增强环节中, 对不同质量等级指纹图像采取适合的增强处理方法。

### 4.1 指纹图像纹理参数计算

指纹具有很强的纹理特征, 可以近似模拟为频率固定、纹线平行的流体模型, 方向和频率是最为重要的纹理参数, 增强处理结合了方向和频率信息在去除噪声的同时加强纹线结构, 所以准确计算方向和频率参数是指纹增强算法的关键, 也决定了增强效果的好坏。

#### 4.1.1 方向场计算

方向场用来表征指纹的方向信息, 依据处理方法不同分为点方向场和块方向场<sup>[33]</sup>, 点方向场通过计算纹线上像素点的切线方向获得, 精度高, 计算量大且抗噪性能差; 块方向场是计算子块内主导纹线的方向, 精度略低、计算量小且抗噪性能好, 权衡性能和实时性通常用块方向场表征指纹的方向信息。

##### 4.1.1.1 点方向场计算

点方向场以像素点为处理对象描述方向信息, 通过观察大量活体指纹的灰度信息分布可以发现, 沿纹线方向像素点灰度值变化缓慢, 其他方向像素点的灰度值变化剧烈, 所以利用目标像素点邻域灰度分布特征确定该点方向, 具体方法如下:

将方向量化为  $N$  个不同的方向  $S_k$ , 如下所示。

$$S_k = k \frac{\pi}{n}, \quad k = 0, 1, \dots, n-1 \quad (4-1)$$

以目标像素点为圆心构建半径是  $r$  的圆形区域  $D$ ，计算区域  $D$  内沿不同量化方向  $S_k$  上像素点灰度值的方差之和  $\sigma(S_k)$ ，利用差值最大的两个方差之和  $\sigma(S_k)$  和  $\sigma(S_l)$  确定目标像素点的量化方向  $\theta$ 。

$$\theta = \arg \max |\sigma(S_k) - \sigma(S_l)|, \quad l = (k + \frac{n}{2}) \bmod n \quad (4-2)$$

这里量化方向  $S_k$  与  $S_l$  正交，按如下规则计算目标像素点的方向：

$$\theta = \begin{cases} S_k, & \sigma(S_k) \leq \sigma(S_l) \\ S_l, & \sigma(S_k) > \sigma(S_l) \end{cases} \quad (4-3)$$

点  $(i, j)$  的方向对应量化方向  $\theta$ ，同样处理方法遍历整幅图像所有像素点即可获得指纹的点方向图，这种方法的计算量较大，对图像质量要求较高，抗噪性能较差，角分辨率低，制约了其实用性。

#### 4.1.1.2 块方向场计算

块方向场以图像子块为处理对象描述方向信息，可以在空域中求取也可以在频域内计算，计算更灵活。块方向场是利用子块内主导纹线的方向表征子块内所有像素点的方向信息，所以可以利用像素点的方向信息计算子块的方向，方法如下：

将图像  $I(i, j)$  分割成非重叠  $w \times w$  的子块，计算子块内像素点的点方向，由于点方向采取方向量化方法，所以点方向取自有限的量化方向。目标像素点主要集中在纹线主导方向上，所以子块内沿纹线主导方向的像素点数量占据多数，统计出子块内沿不同量化方向像素点的数量，将像素点数量最多的量化方向作为子块方向，遍历所有图像子块可以得到整幅图像的块方向场。这种基于点方向场统计的方法，没有克服计算量大、角分辨率低等缺点，抗噪性能有了一定的提升。

基于梯度信息计算块方向场是目前比较主流的方法，该方法将图像  $I(i, j)$  分割为非重叠  $w \times w$  的子块，利用子块内像素点的梯度信息计算子块的方向  $\varphi$ 。

$$G_x(i, j) = I(i+1, j) + I(i-1, j) - 2 \times I(i, j) \quad (4-4)$$

$$G_y(i, j) = I(i, j+1) + I(i, j-1) - 2 \times I(i, j) \quad (4-5)$$

$$\varphi = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left( \frac{\sum_{u=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{v=j-w/2}^{j+w/2} 2G_x(u, v)G_y(u, v)}{\sum_{u=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{v=j-w/2}^{j+w/2} (G_x^2(u, v) - G_y^2(u, v))} \right) \quad (4-6)$$

$G_x(i, j)$  和  $G_y(i, j)$  分别是像素点  $(i, j)$  的水平和垂直梯度，遍历所有图像子块可以得到块方向场  $O(i, j)$ ，实际中受多种因素影响导致某些子块的方向信息产生偏差甚至错误，通过正交分解将  $\varphi$  转换成水平与垂直方向连续的向量场  $\phi_x(i, j)$  和  $\phi_y(i, j)$ ，利用低通滤波纠正错误的方向信息。

$$\phi_x(i, j) = \cos(2\varphi(i, j)) \quad (4-7)$$

$$\phi_y(i, j) = \sin(2\varphi(i, j)) \quad (4-8)$$

$$\phi'_x(i, j) = \sum_{u=-w_\phi/2}^{w_\phi/2} \sum_{v=-w_\phi/2}^{w_\phi/2} W(u, v) \phi_x(i-u, j-v) \quad (4-9)$$

$$\phi'_y(i, j) = \sum_{u=-w_\phi/2}^{w_\phi/2} \sum_{v=-w_\phi/2}^{w_\phi/2} W(u, v) \phi_y(i-u, j-v) \quad (4-10)$$

其中，低通滤波器的尺寸  $w_\phi = 5$ ，平滑后的块方向场  $O'(i, j)$  可以通过如下方法获得。

$$O'(i, j) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left( \frac{\phi'_y(i, j)}{\phi'_x(i, j)} \right) \quad (4-11)$$

通常方向变化剧烈意味着稳定性相对较差，考虑到纹线的连续性和平滑性引入了方向相关性  $C(x_0, y_0)$  对子块  $(x_0, y_0)$  的方向做进一步调整， $C(x_0, y_0)$  定义如下：

$$C(x_0, y_0) = \frac{\sum_{(x_i, y_j) \in D} |\cos(\theta(x_0, y_0) - \theta(x_i, y_j))|}{W \times W} \quad (4-12)$$

$W$  是目标子块  $(x_0, y_0)$  邻域  $D$  的范围，若目标子块  $(x_0, y_0)$  与相邻子块  $(x_i, y_j)$  方向过渡平滑，即相关性  $C(x_0, y_0)$  较高时，不必调整子块的方向  $\theta(x_0, y_0)$ ；否则根据相邻子块的方向信息对其进行调整，图 4.1 是目标子块  $(x_0, y_0)$  的 8 邻域方向信息示意图<sup>[46]</sup>。

$\theta(1)$	$\theta(2)$	$\theta(3)$
$\theta(4)$	$\theta$	$\theta(5)$
$\theta(6)$	$\theta(7)$	$\theta(8)$

图 4.1 目标子块的 8 邻域方向信息示意图

以目标子块  $(x_0, y_0)$  为中心构建  $3 \times 3$  区域  $D$ ，计算  $D$  内主导纹线方向  $\theta_{\max}(x_0, y_0)$  和纹线平均方向  $\theta_{\text{avg}}(x_0, y_0)$ ，若满足下面的关系：

$$|\theta_{\max}(x_0, y_0) - \theta_{\text{avg}}(x_0, y_0)| \leq \frac{\pi}{8} \quad (4-13)$$

则用  $\theta_{avg}(x_0, y_0)$  替代目标子块的方向，否则计算其水平、对角线、垂直方向相邻子块的方向差值。

$$\Delta\theta_{0^\circ} = |\theta(4) - \theta(5)| \quad (4-14)$$

$$\Delta\theta_{45^\circ} = |\theta(3) - \theta(6)| \quad (4-15)$$

$$\Delta\theta_{90^\circ} = |\theta(2) - \theta(7)| \quad (4-16)$$

$$\Delta\theta_{135^\circ} = |\theta(1) - \theta(8)| \quad (4-17)$$

确定方向差值  $\Delta\theta_{\min} = \min(\Delta\theta_{0^\circ}, \Delta\theta_{45^\circ}, \Delta\theta_{90^\circ}, \Delta\theta_{135^\circ})$  最小的两个子块，用它们的方向均值替代目标子块的方向。基于梯度信息计算块方向场具有计算量小、抗噪性能强等优点。

除了上述两种块方向场求取方法，Hong 等人将不同量化方向作为参数构建 Gabor 滤波器并对子块进行滤波处理，选取响应最大的滤波器方向作为子块的方向<sup>[47]</sup>。Chikkerur 等人提出结合短时傅里叶变换和概率统计的方法估计局部子块的方向<sup>[45]</sup>，图像分割成部分重叠的子块，子块与呈余弦滚降的窗口相乘并进行短时傅里叶变换，将子块的傅里叶变换  $|F(u, v)|$  映射到极坐标系中，转换成极坐标形式  $F(r, \theta)$ ，子块的方向  $\theta$  的边缘概率密度函数  $p(\theta)$  可以由联合概率密度函数  $p(r, \theta)$  计算得到。

$$p(r, \theta) = \frac{|F(r, \theta)|^2}{\int_r \int_\theta |F(r, \theta)|^2 dr d\theta} \quad (4-18)$$

$$p(\theta) = \int_r p(r, \theta) dr \quad (4-19)$$

子块的方向  $\theta$  的数学期望  $E(\theta)$  可以由下式计算得到。

$$E(\theta) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left\{ \frac{\int_\theta p(\theta) \sin(2\theta) d\theta}{\int_\theta p(\theta) \cos(2\theta) d\theta} \right\} \quad (4-20)$$

#### 4.1.2 频率场计算

频率场反映了纹线间隔的情况，可定义为垂直于纹线方向上单位长度内脊线的条数，是指纹的固有特征之一<sup>[48]</sup>。Maio 和 Maltoni 将局部区域内脊谷线形成的截面模拟为正弦形态的表面波，提出用可估计未知变量模型计算频率场<sup>[49]</sup>，定义  $V(h)$  是在区间  $[x_1, x_2]$  内垂直于纹线方向的灰度变化总量， $V(h)$  可以通过如下方法计算得到。

$$V(h) = \int_{x_1}^{x_2} \left| \frac{dh(x)}{dx} \right| dx \quad (4-21)$$

其中,  $h(x)$  是垂直于纹线方向的灰度函数, 如果在区间  $[x_1, x_2]$  内  $h(x)$  呈周期变化, 可以用振幅和频率的均值  $a_m$  和  $f$  表示  $V(h)$ 。

$$V(h) = (x_2 - x_1) \times 2a_m f \quad (4-22)$$

这样可以计算局部频率均值  $f$ 。

$$f = \frac{V(h)}{2 \times (x_2 - x_1) \times a_m} = \frac{\int_{x_1}^{x_2} \left| \frac{dh(x)}{dx} \right| dx}{2 \times (x_2 - x_1) \times a_m} \quad (4-23)$$

Hong 等提出计算方向窗口内沿纹线方向相邻灰度和峰值间像素点的数量, 间接计算局部纹线频率<sup>[9]</sup>。点  $(i, j)$  的频率  $f$  计算方法如下:

(1) 在纹线坐标系  $X'OY'$  中定义以点  $(i, j)$  为中心, 构建大小为  $32 \times 16$  方向窗口, 如图 4.2 所示;

(2) 方向窗口内沿纹线方向的灰度和可以近似看作离散正弦信号  $x$ , 计算信号  $x$  相邻峰值间像素点数量的平均值  $d$ ;

(3)  $f$  是  $d$  的倒数, 为进一步提高频率场的准确性, 可以使用低通滤波器对频率场进行平滑处理。

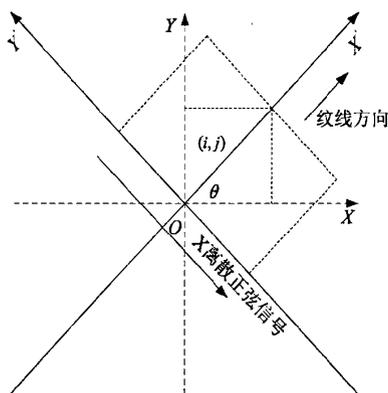


图 4.2 纹线坐标系中方向窗口示意图

与估计子块的方向方法类似, Chikkerur 等将图像分割成部分重叠子块, 子块与呈余弦滚降的窗口相乘并进行短时傅里叶变换, 将子块的傅里叶变换  $|F(u, v)|$  映射到极坐标系中, 转换成极坐标形式  $F(r, \theta)$ ,  $r$  与子块频率  $f$  对应,  $r$  的边缘概率密度函数  $p(r)$  可以由联合概率密度函数  $p(r, \theta)$  计算得到。

$$p(r) = \int_{\theta} p(r, \theta) d\theta \quad (4-24)$$

$r$  的期望值可以由下式计算得到。

$$E(r) = \int_r p(r) r dr \quad (4-25)$$

## 4.2 指纹增强算法

理想指纹的脊线和谷线在局部固定方向上等间隔交替排列，可以准确定位特征点，可是实际中由于皮肤状况、传感器噪声、不均匀按压和内在因素的影响造成采集的指纹发生质降从而影响细节特征提取的准确性。指纹增强技术对于提升纹线清晰度和可提取性具有重要意义，为后续处理提供可靠的基础。专业指纹鉴定人员利用纹线的方向性、连续性和延伸趋势等变化可以准确快速地鉴别特征细节，现有指纹增强算法融入了纹理特征作为处理过程中的参数，模拟人眼视觉增强的过程。对比度拉伸、直方图均衡、归一化和维纳滤波在增强算法的初始处理过程中有很好地效果，Hong 等提出的归一化方法是目前使用最为广泛的方法，归一化后像素点  $(i, j)$  的灰度值  $I'(i, j)$  计算如下：

$$Mean = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I(i, j) \quad (4-26)$$

$$Var = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I(i, j) - Mean)^2 \quad (4-27)$$

$$I'(i, j) = \begin{cases} Mean_0 + \sqrt{Var_0 \times (I(i, j) - Mean)^2 / VAR}, & I(i, j) \geq Mean \\ Mean_0 - \sqrt{Var_0 \times (I(i, j) - Mean)^2 / VAR}, & I(i, j) < Mean \end{cases} \quad (4-28)$$

$Mean$  和  $Var$  分别是整幅图像的灰度均值和方差， $Mean_0$  和  $Var_0$  分别是期望灰度均值和方差，本文取  $Mean_0 = 128$ ， $Var_0 = 100$ ，归一化效果如图 4.3 所示。

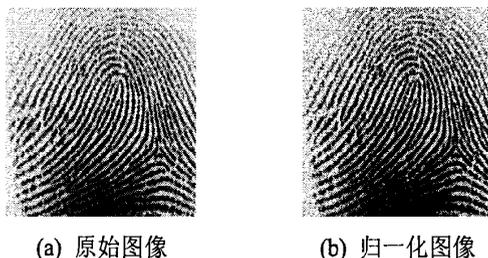


图 4.3 指纹图像归一化

归一化方法无法改变纹线结构，不能接续断裂纹线、填充内部孔洞或分离粘连纹线，但是提升了图像整体对比度，弱化了采集过程中光照、受力不均等因素的影响。

### 4.2.1 根滤波增强

Watson 等提出了不依赖纹理特征参数,在频域内对子块进行增强处理的根滤波增强方法。将图像  $I(i, j)$  分割成大小为  $w \times w$  的子块,本文采用了块间重叠的方法,水平方向相邻子块间重叠  $w \times l$  个像素点,垂直方向相邻子块间重叠  $l \times w$  个像素点,其中  $l = w/2$  (这里  $w = 16$ )。计算子块  $B(u, v)$  内像素点的灰度均值  $mean(u, v)$ , 这样可以得到去除直流分量的子块  $B'(u, v)$ 。

$$mean(u, v) = \frac{1}{w \times w} \sum_{i=(u-1) \times w+1}^{u \times w} \sum_{j=(v-1) \times w+1}^{v \times w} I(i, j) \quad (4-29)$$

$$I'(i, j) = I(i, j) - mean(u, v) \quad (4-30)$$

$$I'(i, j) \in B'(u, v) \quad i \in [(u-1) \times w+1 : u \times w], \quad j \in [(v-1) \times w+1 : v \times w] \quad (4-31)$$

$$I(i, j) \in B(u, v) \quad i \in [(u-1) \times w+1 : u \times w], \quad j \in [(v-1) \times w+1 : v \times w] \quad (4-32)$$

子块  $B'(u, v)$  进行二维傅里叶变换  $F[B'(u, v)]$ , 在频域内与其能量谱的  $k$  次幂相乘, 再作傅里叶反变换得到增强子块  $B_{enh}(u, v)$ 。

$$B_{enh}(u, v) = F^{-1} \left\{ F[B'(u, v)] \times |F[B'(u, v)]|^k \right\}, \quad k \in [0, 1] \quad (4-33)$$

对全部子块做相同处理得到根滤波增强图像。

### 4.2.2 Gabor 增强

生理学和医学的飞速发展极大地推动了视觉认知的深入研究, Hubel 和 Wiesel 在研究视觉皮层过程中发现视觉细胞具有可测的感受野区域。当特定朝向和宽度的条形刺激出现在其感受野特定区域时, 细胞响应最强, 偏离时反映急剧降低甚至消失, 这就是所谓的视觉细胞频向调谐过程<sup>[50,51]</sup>。根据以上机理, 可以构建结合方向和频率信息的滤波器模拟智能增强的视觉细胞频向调节过程<sup>[51]</sup>。Daugmann 证明了频向脉冲响应可由高斯窗口和正弦波相乘后所得 Gabor 小波逼近<sup>[52,53]</sup>, 能对图像进行很好的智能收敛, 从而智能增强图像。Hong 提出了利用 Gabor 滤波有效增强指纹图像算法, 算法包括方向场估计、频率场估计和 Gabor 滤波三部分, 方向和频率信息的估计已在节 4.1 中介绍, 这里不再重复阐述, 着重对滤波过程进行说明。

Gabor 滤波器的数学表达式<sup>[54]</sup>为:

$$h(x, y; \theta, f) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ \frac{x_\theta^2}{\delta_x^2} + \frac{y_\theta^2}{\delta_y^2} \right] \right\} \cos(2\pi f x_\theta) \quad (4-34)$$

$\theta$  和  $f$  分别是局部方向和频率信息, 通常取  $\delta_x = 4$ ,  $\delta_y = 4$ 。 $(x_\theta, y_\theta)$  对应笛卡尔坐标系中点  $(x, y)$  沿顺时针方向旋转  $90^\circ - \theta$  得到的坐标, 计算方法如下:

$$\begin{bmatrix} x_\theta \\ y_\theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\sin \theta & \cos \theta \\ \cos \theta & \sin \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (4-35)$$

算法中构造了区域掩膜  $R$ , 标记出可恢复区域  $R(i, j) = 1$  和不可恢复区域  $R(i, j) = 0$ , 记原始图像  $G$ ,  $R$  是区域掩膜, 增强后的图像  $E$  可以通过如下方法得到。

$$E(i, j) = \begin{cases} 128 & , R(i, j) = 0 \\ \sum_{u=-w_g/2}^{w_g/2} \sum_{v=-w_g/2}^{w_g/2} H(u, v)G(i-u, j-v), & R(i, j) = 1 \end{cases} \quad (4-36)$$

$w_g$  是 Gabor 滤波器的尺寸, 通常取  $w_g = 11$ 。Gabor 滤波沿纹线方向收敛增强, 接续断裂线端。

### 4.2.3 STFT 增强

纹理信息提取的准确性直接影响增强算法的性能, 实际中由于多种因素的影响导致纹理结构不理想, 对准确提取纹理信息提出了极大的挑战。STFT 是分析非平稳信号的有效手段, Sharat 等结合短时傅里叶变换和概率估计的方法针对纹理信息估计提出了新的解决方法, 针对方向和频率的估计已在前面的章节提及, 这里简单介绍频域滤波步骤。

利用概率估计的方法计算局部方向信息  $\theta$  和频率信息  $f$ , 为了便于对方向和频率信息进行单独处理, 在极坐标下分别构建了径向滤波器  $H_{radial}(r)$  和角度滤波器  $H_{angle}(\theta)$ , 考虑到易于实现选取巴特沃兹滤波器作为径向滤波器  $H_{radial}(r)$ :

$$H_{radial}(r) = \sqrt{\frac{(r r_{BW})^{2n}}{(r r_{BW})^{2n} + (r^2 - r_0^2)^{2n}}} \quad (4-37)$$

$r_{BW}$  和  $r_0$  分别是径向带宽和径向中心,  $n = 4$  时处理效果理想。角度滤波器  $H_{angle}(\theta)$  采取以下函数形式进行构建:

$$H_{angle}(\theta) = \begin{cases} 1 + \cos \frac{\pi(\theta - \theta_0)}{\theta_{BW}}, & |\theta - \theta_0| \leq \theta_{BW} \\ 0 & , |\theta - \theta_0| > \theta_{BW} \end{cases} \quad (4-38)$$

$\theta_{BW}$  和  $\theta_0$  分别是角度带宽和角度中心, 在极坐标系下构建可分离的纹理滤波器  $H(r, \theta)$ :

$$H(r, \theta) = H_{radial}(r) \times H_{angle}(\theta) \quad (4-39)$$

计算子块  $B(u, v)$  的方向和频率信息构建局部纹理滤波器  $H(r, \theta)$ , 将子块  $(u, v)$  与余弦滚降窗口相乘后进行短时傅里叶变换, 在频域中与纹理滤波器  $H(r, \theta)$  相乘, 经傅里叶

反变换后得到增强的图像子块，遍历所有子块从而完成 STFT 增强处理。

### 4.3 质量分类在指纹增强中的应用

目前指纹增强技术虽然取得了很大进展，但是仍没有一种指纹增强算法适用于所有的指纹图像，主要原因是由于指纹图像质量的不同导致纹理特征参数的计算不准确。根滤波增强指纹主导成分削弱次要成分，无法处理缺损的指纹图像且块效应明显。Gabor 滤波的纹理参数估计较为准确，但是抗噪性能差，适用于高质量指纹图像。短时傅里叶滤波采用概率估计的方法计算纹线的方向和频率信息，不易受异常值影响，适合处理一般质量指纹图像。针对单一增强算法适用对象存在局限性的问题，本文将质量分类融入到增强算法中，依据质量等级的不同，对指纹进行相应的处理，流程图如图 4.4 所示。

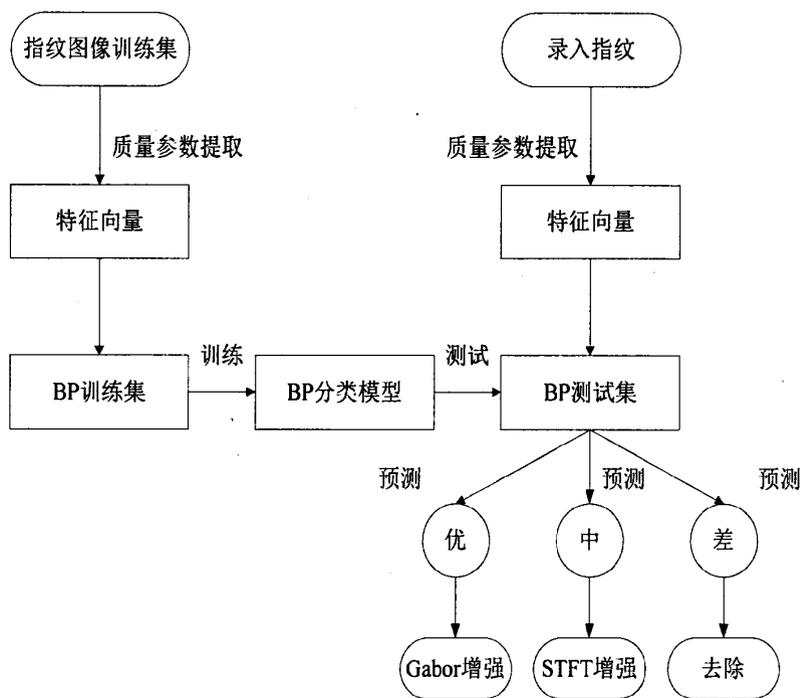


图 4.4 质量分类在指纹增强中应用的流程图

(1) 选取大量由同型号设备采集的指纹图像，多人多次评定指纹质量并标定质量类别，提取指纹的频域能量熵、小波能量、有效面积、局部频域能量、方向确定性和纹线对比度 6 类特征参数与质量类别共同组成特征矩阵，将其作为输入对 BP 神经网络进行训练得到分类模型；

(2) 选取同型号设备采集的录入指纹，提取指纹的频域能量熵、小波能量、有效面积、局部频域能量、方向确定性和纹线对比度 6 个特征参数组成特征向量。将特征向量输入到 BP 神经网络分类器中，利用 BP 神经网络对录入指纹进行质量分类；

(3) BP 神经网络将录入指纹分为高质量、中等质量和低质量共 3 个质量类别，对应质量类别标号分别是 3、2、1。如果录入样本判定为高质量指纹，利用 Gabor 增强对其进行处理；如果录入样本判定为中等质量指纹，利用 STFT 增强对其进行处理；如果录入样本判定为低质量指纹，则直接去除不予处理。

#### 4.4 实验结果与分析

本文采用 FVC2004 DB4 指纹库中的灰度指纹图像作为实验对象，在 Intel Core CPU I5-2430M@2.40GHz、500G 硬盘和 2.00GB 内存的 Windows7 操作系统平台上采用 MATLAB7.0 软件进行仿真。图 4.5 是利用根滤波、Gabor 增强、STFT 增强分别处理不同质量指纹的增强效果图。

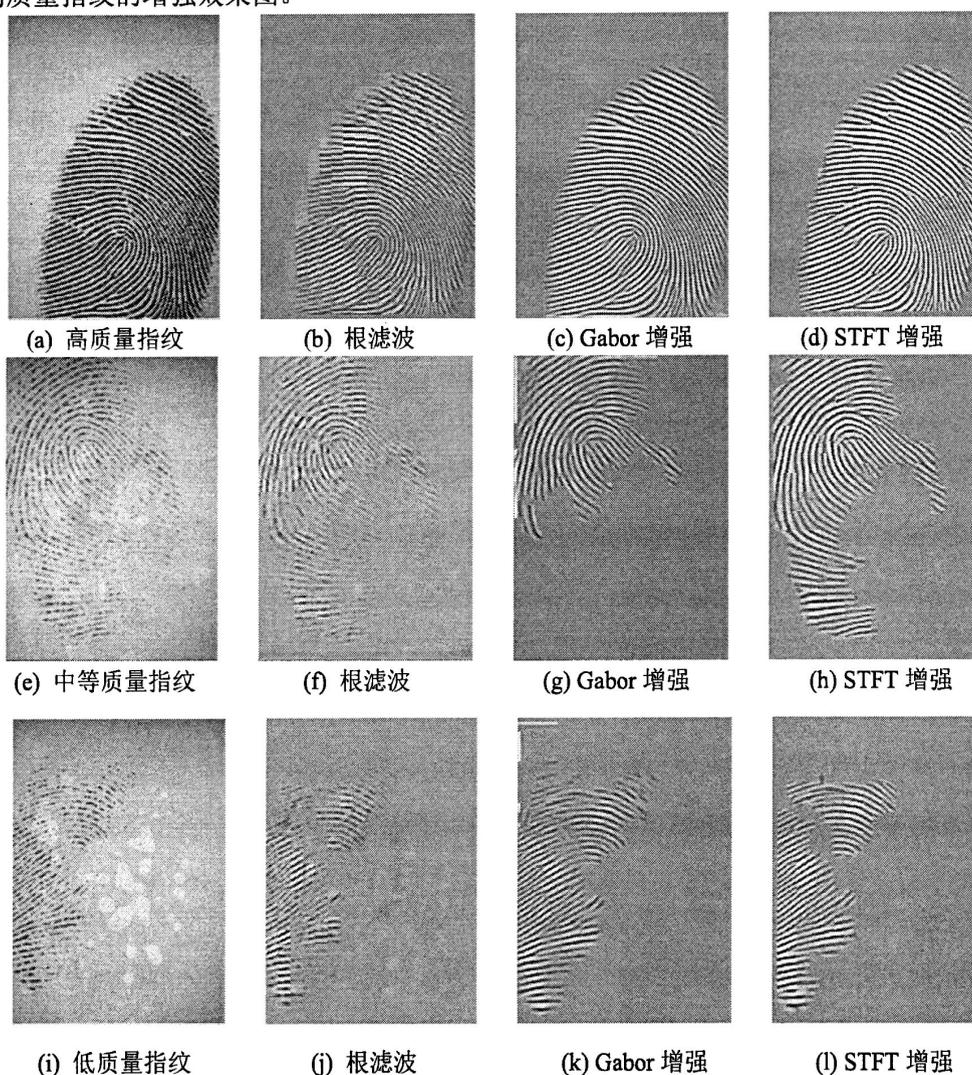
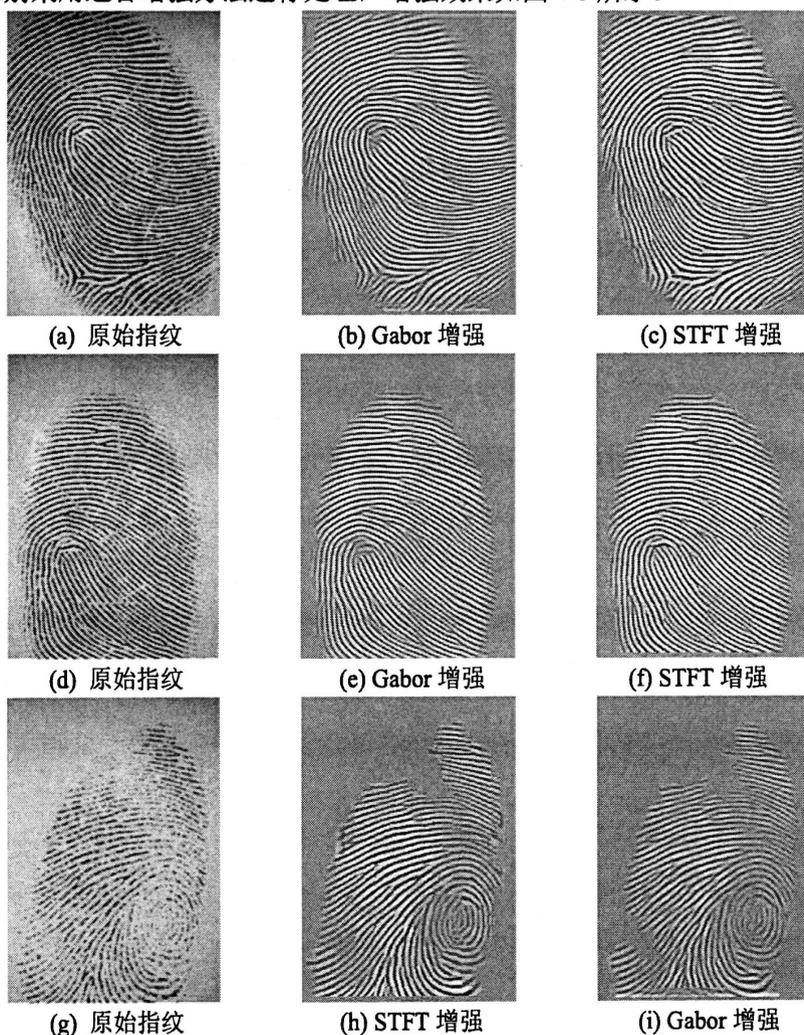


图 4.5 不同质量指纹增强效果图

结合增强效果可以看出,针对高质量指纹进行增强处理,Gabor 增强的效果最好,沿纹线方向很好地接续了断裂纹线且过度平滑自然;STFT 增强的效果次之,在特征点处有一定程度的块效应;根滤波效果最差,块效应明显。针对中等质量指纹进行增强处理,STFT 增强效果最好,频域能量分割的方法更加准确地提取出指纹前景区域,且纹理参数的计算不易受异常值的影响,对质量稍差子块的纹理参数估计更为准确;Gabor 增强的效果次之,主要是由于质差区域纹线模糊导致纹理参数计算偏差甚至错误,此外质差区域的掩膜赋值也影响增强效果;根滤波增强效果依然最差,块效应明显。低质量指纹由于质差区域较多,纹理信息丢失严重,3 种增强方法都很难取得良好的处理效果。

选取 2 幅高质量、2 幅中等质量和 2 幅低质量指纹验证本文算法的有效性和可行性,本文算法去除了低质量指纹,使其不进入后续处理过程,通过判定剩余 4 幅图像的质量等级,分别采用适合增强方法进行处理,增强效果如图 4.6 所示。



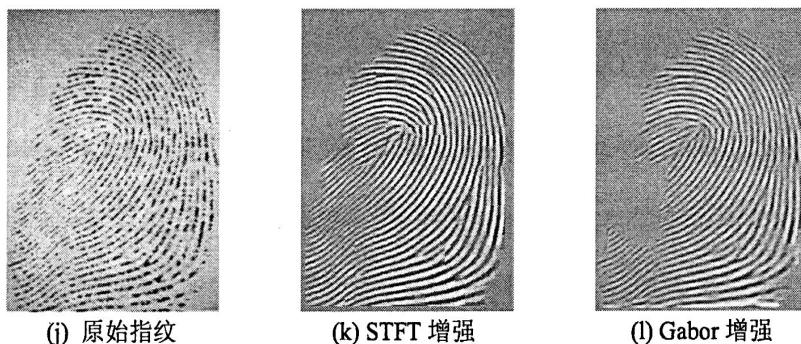


图 4.6 本文方法的增强效果图

图 4.6 依次列举了原始指纹图像、选取算法的增强效果图和未选取算法的增强效果图，通过比对选取和未选取增强效果可以发现，指纹根据自身质量类别选取了适合的增强方法。原始指纹 a、d 经过 BP 神经网络判定是高质量指纹，采用 Gabor 增强处理方式，相比于 STFT 增强纹线过渡更加自然平滑，特征点和前、背景交界区域块效应现象受到抑制。原始指纹 g、j 经过 BP 神经网络判定是中等质量指纹，采用 STFT 增强处理方式，可以更加准确有效地估计质差区域的纹理特征参数，相比于 Gabor 增强更好地利用周边信息强化质差区域的纹理结构，取得了很好的增强效果。

#### 4.5 本章小结

本章对 3 种指纹增强算法进行了仿真对比，结合仿真结果分析了三种算法的优缺点和适用对象。针对单一增强算法适用对象存在局限性的问题，将质量分类引入到增强处理环节，依据指纹质量等级选择适合的增强算法进行处理。仿真结果验证了本文提出的算法克服了单一增强算法适用对象的局限性，提升了主观感知效果。

## 第5章 指纹图像细化和特征提取

### 5.1 指纹图像二值化

二值化是将灰度指纹图像转化成二值图像，增加纹线的对比度，为指纹图像细化和特征提取做好准备，是指纹预处理过程中重要组成步骤<sup>[42]</sup>。较为常见的二值化方法是灰度阈值二值化方法，这类方法是依据脊线和谷线灰度值得差异，而其中的阈值选择是处理过程中的关键，依据阈值选取方式的不同，通常分为固定阈值和动态阈值两种方法<sup>[55]</sup>，本质上这两种方法都是基于灰度信息，固定阈值根据整幅图像的灰度信息选取的，动态阈值依据子块灰度信息变化不断调整阈值的选取。

#### 5.1.1 基于固定阈值的二值化方法

通常情况下，固定阈值的选取主要参考图像灰度信息的分布，高质量的图像纹线黑白分明，比较容易从灰度直方图中确定阈值，而低质量图像由于模糊、破损情况的存在，阈值的确定相对较难。这里，我们选取整幅图像的灰度均值作为固定阈值，从而实现指纹图像的二值化处理，计算灰度图像  $I(i, j)$  的灰度均值  $mean$ 。

$$mean = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I(i, j) \quad (5-1)$$

其中， $M$  和  $N$  分别是图像的高和宽，将任一像素点的灰度值与灰度均值  $mean$  进行比较，确定该像素点归属于脊线区域  $D_1$  还是谷线区域  $D_2$ 。

$$\begin{cases} I(i, j) = 0 & \in D_1, I(i, j) < mean \\ I(i, j) = 255 & \in D_2, I(i, j) \geq mean \end{cases} \quad (5-2)$$

做相同处理直至遍历所有像素点，完成基于固定阈值的二值化处理。

#### 5.1.2 基于动态阈值的二值化方法

动态阈值的选取是通过块内灰度信息的改变不断进行调整以适应不同子块的实际情况，相比于固定阈值这种方法是从局部出发进行阈值选取，相对更加灵活，通常选取子块的灰度均值作为局部动态阈值。将灰度图像  $I(i, j)$  分割为互不重叠的大小为  $w \times w$  的图像子块，计算每个子块的灰度均值  $mean(u, v)$ 。

$$mean(u, v) = \frac{1}{w \times w} \sum_{i=(u-1) \times w+1}^{u \times w} \sum_{j=(v-1) \times w+1}^{v \times w} I(i, j) \quad (5-3)$$

其中， $(u, v)$  是子块的坐标索引。将任一子块  $(u, v)$  内像素点的灰度值与其灰度均值

$mean(u,v)$  比对, 确定像素点属于脊线区域  $D_1$  还是谷线区域  $D_2$ 。

$$\begin{cases} I(i,j)=0 \in D_1, & I(i,j) < mean(u,v) \\ I(i,j)=255 \in D_2, & I(i,j) \geq mean(u,v) \end{cases} \quad (5-4)$$

对子块做相同处理直至遍历所有子块, 完成基于动态阈值的二值化处理。

### 5.1.3 基于方向量化模板的二值化方法

结合统计特性的阈值方法忽视了纹线的方向性, 造成抗噪性能变差。通过对大量活体指纹进行观察可以发现, 沿脊线方向的像素点灰度值较小, 垂直脊线方向的像素点灰度值较大; 反之, 沿谷线方向的像素点灰度值较高, 垂直谷线方向的像素点灰度值较小, 依据这种特征, 我们利用方向量化模板来实现指纹二值化。记灰度图像  $I(i,j)$  的方向场是  $O(i,j)$ , 将方向量化为 12 个方向, 图 5.1 是 12 个方向量化模板。

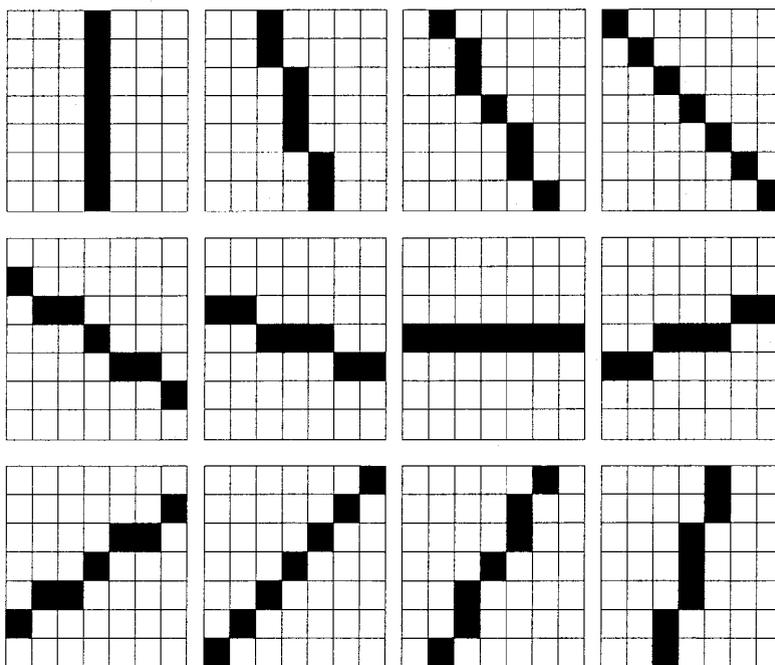


图 5.1 方向量化模板

将像素点  $(i,j)$  的方向量化成方向  $d(d=1,2,\dots,12)$ , 以像素点  $(i,j)$  为中心选取  $d$  方向量化模板, 计算量化模板中沿纹线方向的  $l$  个像素点的灰度值之和  $H$ ; 如果  $d \leq 6$ , 则以  $(i,j)$  为中心选取  $d+6$  方向模板, 计算该量化模板中沿纹线方向的  $l$  个像素点的灰度值之和  $V$ ; 如果  $d > 6$ , 则以  $(i,j)$  为中心选取  $d-6$  方向模板, 计算量化模板中沿纹线方向的  $l$  个像素点的灰度值之和  $V$ , 这里取  $l=7$ 。通过比较沿纹线方向像素点的灰度值之和  $H$  和垂直纹线方向像素点的灰度值之和  $V$ , 确定像素点  $(i,j)$  归属于脊线区域  $D_1$  还是谷线

区域  $D_2$ 。

$$\begin{cases} I(i, j) = 0 & \in D_1, H \leq V \\ I(i, j) = 255 & \in D_2, H > V \end{cases} \quad (5-5)$$

通过对所有像素点进行上述处理,可以实现基于方向量化模板的二值化处理,图 5.2 是不同方法二值化处理效果图。

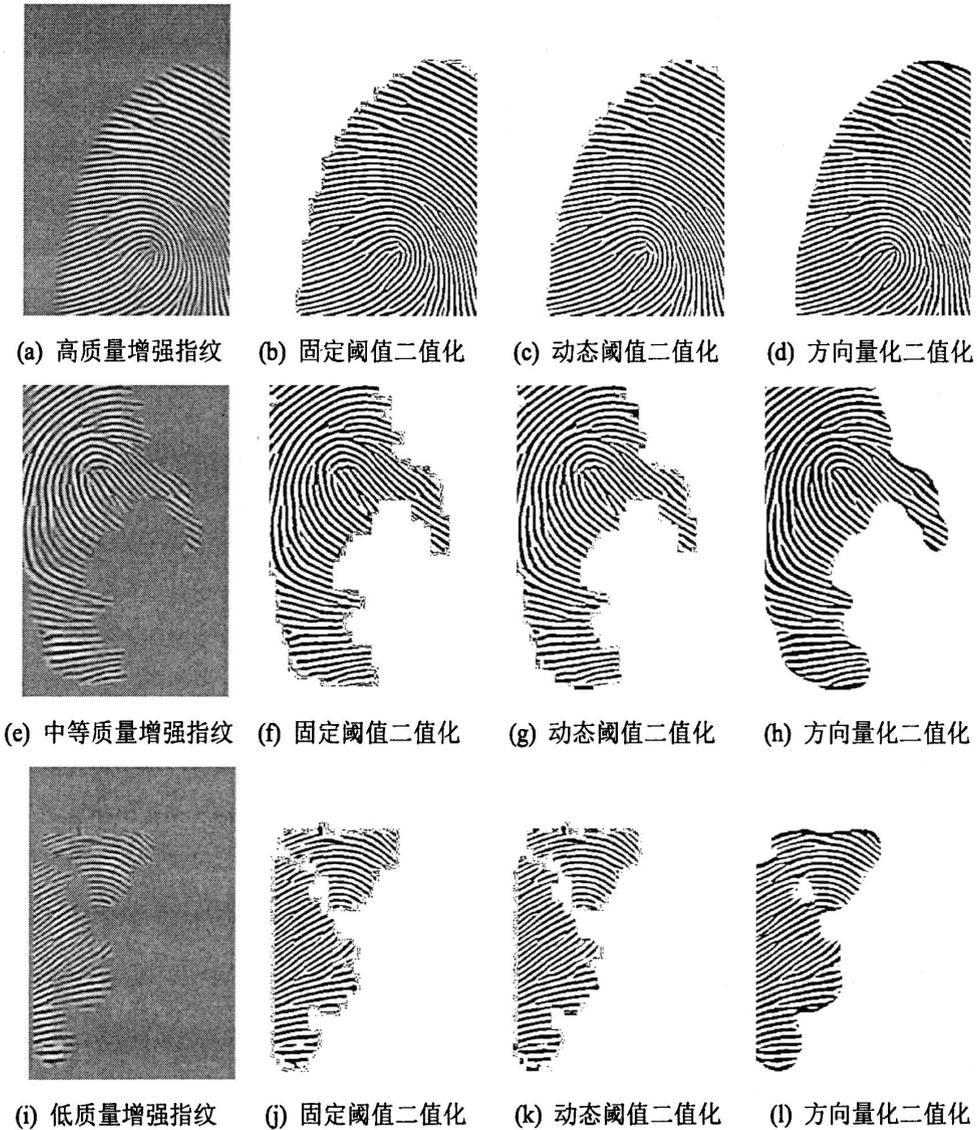


图 5.2 不同方法二值化效果图

通过处理效果图可以看出,与固定阈值方法相比,动态阈值二值化处理效果更好,主要表现在指纹图像边缘的处理效果,这是由于采集过程中,指纹中心区域更为稳定,而边缘区域由于力度、形变等因素的影响产生更强的噪声,固定阈值不能很好地对噪声

进行处理，而动态阈值根据子块的具体情况自动调节阈值，起到了一定的去噪作用。方向量化模板方法结合了方向信息，由于噪声点不具有明显的方向性，在处理过程中受到了抑制，所以方向量化模板的处理方式取得了更好的二值化效果。

## 5.2 指纹图像细化

指纹图像细化的本质就是在保持原有拓扑结构不变的前提下，提取由单像素点构成的纹线中轴线，去除大量冗余信息。细化也叫骨架化，对二值图像进行细化处理是为后续的特征提取做好准备，所以如何在不引入虚假信息的同时完成纹线细化处理对后续特征提取的准确性乃至自动指纹识别系统的性能都具有重要意义<sup>[54]</sup>。指纹图像的骨架除能保持纹线的方向和曲率、连通点等，还应具备以下要求<sup>[55,56,57]</sup>：

- (1) 细化后的图像应保持原有图像的拓扑结构；
- (2) 细化后的骨架应该尽可能是原图像结构的中心线；
- (3) 细化算法不能破坏原图像目标区域的连通性；
- (4) 细化后的图像应是单像素宽的。

目前，指纹图像细化的方法很多，依据处理方式不同可以分为串行和并行两种细化方法，快速细化方法、OPTA 细化方法和基于形态学的细化方法是较为常用的细化处理方法。

### 5.2.1 快速并行细化算法

快速并行细化算法是依据目标像素点邻域内的灰度信息特征判定是否删除目标像素点，我们定义目标像素点  $P$  的 8 邻域，如图 5.3 所示。

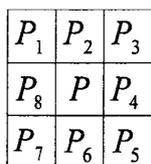


图 5.3 8 邻域

遍历整幅二值图像，搜索黑色像素点，赋予 1；搜索白色像素点，赋予 0。由于细化的目的是删除纹线上冗余的黑色像素点，保留纹线骨架，所以处理过程是针对黑色像素点，即黑色像素点是目标像素点。计算像素点  $P$  周围的灰度信息特征  $nsum$  和  $tsum$ ，方法如下：

$$nsum = \sum_{i=1}^8 P_i \quad (5-6)$$

$$tsum = \sum_{i=1}^8 |P_{i+1} - P_i|, \quad P_9 = P_1 \quad (5-7)$$

当且仅当满足下列条件时，删除目标像素点。

$$tsum = 2, \quad nsum \neq 1, \quad nsum < 6 \quad (5-8)$$

重复遍历二值图像所有像素点，直至像素点的数量恒定为止。

### 5.2.2 OPTA 细化算法

OPTA 细化算法是一种串行细化算法，构建了以目标像素点为中心的  $4 \times 4$  目标模板，如图 5.4 所示， $P_3$  是目标像素点，黑点置为 1，白点置为 0，x 表示黑、白点均可，通过目标模板与消除模板匹配结果判断目标像素点的去留，是目前细化常用处理方法之一。

$P_1$	$P_2$	$P_3$	$P_{13}$
$P_4$	$P_5$	$P_6$	$P_{14}$
$P_7$	$P_8$	$P_9$	$P_{15}$
$P_{10}$	$P_{11}$	$P_{12}$	X

图 5.4 目标模板

目标像素点  $P_3$  是否删除取决于下面两个条件：以目标像素点  $P_3$  为中心的  $3 \times 3$  区域与任一消除模板匹配；以目标像素点  $P_3$  为中心的  $3 \times 4$  和  $4 \times 3$  的区域与任一防止过度删除保留模板不匹配，只有同时满足上述两个条件，目标像素点  $P_3$  删除，图 5.5、5.6 分别是消除模板和防过度删除保留模板。

<table border="1" style="border-collapse: collapse; width: 100%; height: 100%;"> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr> <tr><td>X</td><td>1</td><td>X</td></tr> </table>	0	0	0	1	1	1	X	1	X	<table border="1" style="border-collapse: collapse; width: 100%; height: 100%;"> <tr><td>0</td><td>1</td><td>X</td></tr> <tr><td>0</td><td>1</td><td>1</td></tr> <tr><td>0</td><td>1</td><td>X</td></tr> </table>	0	1	X	0	1	1	0	1	X	<table border="1" style="border-collapse: collapse; width: 100%; height: 100%;"> <tr><td>X</td><td>1</td><td>X</td></tr> <tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> </table>	X	1	X	1	1	1	0	0	0	<table border="1" style="border-collapse: collapse; width: 100%; height: 100%;"> <tr><td>X</td><td>1</td><td>0</td></tr> <tr><td>1</td><td>1</td><td>0</td></tr> <tr><td>X</td><td>1</td><td>0</td></tr> </table>	X	1	0	1	1	0	X	1	0
0	0	0																																					
1	1	1																																					
X	1	X																																					
0	1	X																																					
0	1	1																																					
0	1	X																																					
X	1	X																																					
1	1	1																																					
0	0	0																																					
X	1	0																																					
1	1	0																																					
X	1	0																																					
<table border="1" style="border-collapse: collapse; width: 100%; height: 100%;"> <tr><td>X</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr> <tr><td>X</td><td>1</td><td>X</td></tr> </table>	X	0	0	1	1	1	X	1	X	<table border="1" style="border-collapse: collapse; width: 100%; height: 100%;"> <tr><td>0</td><td>0</td><td>X</td></tr> <tr><td>0</td><td>1</td><td>1</td></tr> <tr><td>X</td><td>1</td><td>X</td></tr> </table>	0	0	X	0	1	1	X	1	X	<table border="1" style="border-collapse: collapse; width: 100%; height: 100%;"> <tr><td>X</td><td>1</td><td>X</td></tr> <tr><td>0</td><td>1</td><td>1</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>X</td></tr> </table>	X	1	X	0	1	1	0	0	X	<table border="1" style="border-collapse: collapse; width: 100%; height: 100%;"> <tr><td>X</td><td>1</td><td>X</td></tr> <tr><td>1</td><td>1</td><td>0</td></tr> <tr><td>X</td><td>0</td><td>0</td></tr> </table>	X	1	X	1	1	0	X	0	0
X	0	0																																					
1	1	1																																					
X	1	X																																					
0	0	X																																					
0	1	1																																					
X	1	X																																					
X	1	X																																					
0	1	1																																					
0	0	X																																					
X	1	X																																					
1	1	0																																					
X	0	0																																					

图 5.5 OPTA 细化算法消除模板

X	X	X	X
0	1	1	0
X	X	X	X

X	0	X
X	1	X
X	1	X
X	0	X

图 5.6 防过度删除保留模板

### 5.2.3 基于形态学的细化算法

基于形态学的细化算法是依据目标像素点的8邻域内像素点的色彩分布情况判断目标像素点去留，其规则是不能删除内部中心点、纹线端点、孤立点和破坏连通性的边界点。依据形态学细化规则，可删除像点的8邻域内像素点会呈现出相应的色彩，通过统计可以得到一张包含256种色彩顺序的消除表。对于目标像素点，可以根据其8邻域内像素点的色彩顺序，利用查表的方法确定该点的去留，如果表中该色彩顺序对应是1，那么目标像素点删除，如果表中该色彩顺序对应是0，那么目标像素点保留。图5.7是不同细化算法的处理效果图。





图 5.7 不同细化方法处理效果图

通过仿真结果可以看到快速细化算法存在部分纹线区域细化不完全，这种现象在对角线方向表现的尤为突出；OPTA 细化算法产生较多毛刺，这是由于模板的不对称性造成的，该算法对特定方向的处理易产生毛刺，水平和垂直方向表现明显；基于形态学细化方法取得了较好的处理效果，这是因为对于任意目标像素点，其周围像素点的色彩情况被完整分析记录，所以取得良好的细化效果。

### 5.3 细节特征提取

指纹识别的准确率直接受特征提取准确程度的影响，指纹图像的特征主要有两种：总体特征和细节特征，总体特征反应了指纹图像纹线的总体走向或整体趋势，通过人眼可以直观观察，但是只能粗略地对指纹图像进行识别<sup>[58]</sup>；细节特征反应了指纹图像局部纹理细节，是指纹图像特征匹配的基础<sup>[59]</sup>。细节特征主要有端点、分叉点、交叉点、桥以及眼形等，依据统计端点和分叉点出现几率最高且其他特征细节可以认为是由它们组合而成，因此特征匹配算法中通过比对端点和分叉点就可以准确区分指纹是否同源<sup>[60]</sup>。英国学者 E.R.Herry 认为如果有 13 个特征点能够匹配，则表明指纹同源<sup>[61]</sup>。美国联邦调查局 FBI 提出通过定位纹线的端点和分叉点的坐标及方向角描述指纹特征。目前主流的指纹识别算法均采用细节特征匹配方式进行识别，特征提取主要有两种方式，分别是直接提取灰度图像中细节信息和提取细化图像的特征点，前者认为细化过程中易产生断裂、粘连和结构变化对特征提取不利，后者认为利用直接提取细节特征对质量要求较高，适用范围受限。本文采用结合细化结构和模板特征的方法提取细节特征，具体方法如下：

特征提取是在细化图像的基础上进行的，由于骨架结构中包含了大量的细节信息，所以将黑色的像素点作为待检测点，其灰度值赋予 0，白色像素点的灰度值赋予 1，端点和分叉点如图 5.8 所示。



图 5.8 端点和分叉点

通过观察端点和分叉点的模型可以知道细节特征与其周围的灰度信息分布有密切的关系，所以可以通过待检测点周围邻域的灰度特征判定其是否为细节特征以及细节特征的种类。首先定义待检测点  $P$  的 8 邻域内像素点的灰度值分别是  $P_1, P_2, \dots, P_8$ ，其中  $P_1$  对应  $P$  左上角像素点的灰度值， $P_1, P_2, \dots, P_8$  沿顺时针方向排列。依照端点和分叉点的几何结构，绘制出端点和分叉点的模板分别如图 5.9 和 5.10 所示。

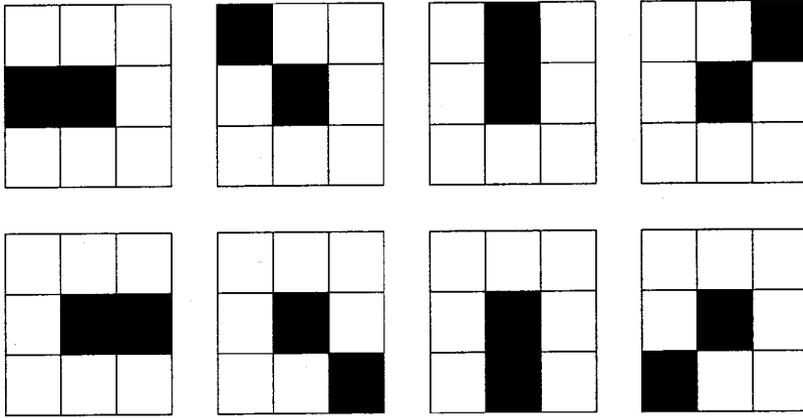


图 5.9 端点模板

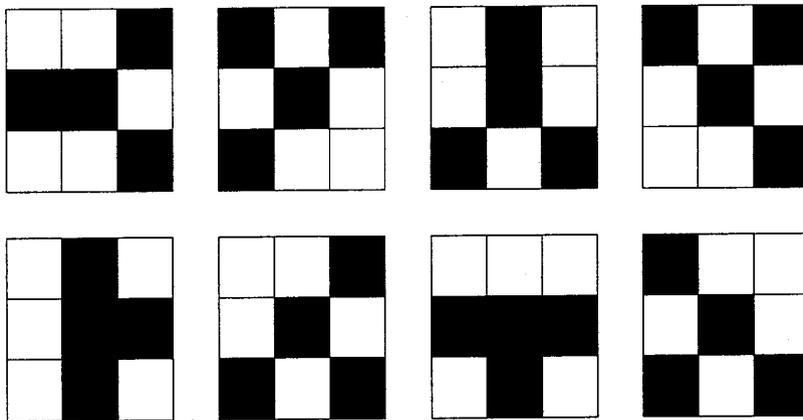


图 5.10 分叉点模板

结合端点和分叉点模型可以发现，如果待检测点 8 邻域内所有相邻像素点灰度差的绝对值之和是 2，那么该点是端点；如果待检测点 8 邻域内所有相邻像素点灰度差的绝

对值之和是 6，那么该点是分叉点，基于这种特性可以判断待检测点是否属于特征点以及特征点所属类别，具体判别方法如下。

P 是待检测点，如果其 8 邻域内相邻像素点灰度差的绝对值之和  $S$  满足以下条件，那么 P 点是端点。

$$S = \sum_{k=1}^8 |P(k+1) - P(k)| = 2 \quad (5-9)$$

$$P(9) = P(1) \quad (5-10)$$

P 是待检测点，如果其 8 邻域内相邻像素点灰度差的绝对值之和  $S$  满足以下条件，那么 P 点是分叉点。

$$S = \sum_{k=1}^8 |P(k+1) - P(k)| = 6 \quad (5-11)$$

利用上述方法遍历细化图像所有像素点可以初步判定指纹图像的细节特征及其类别。但是在指纹边缘存在大量的伪特征点，这些伪特征点是由于指纹采集过程中纹面与传感器表面接触不均匀产生的，通常中心区域相对稳定，边缘存在接触偏差，所以需要消除特征提取过程中产生的伪特征点。本节结合特征点邻域情况判断该特征点是否是伪特征点，具体方法如下：

遍历细化图像，确定细节特征点的坐标，选取以特征点为中心的  $w \times w$  子块作为待判定子块，统计待判定子块周围 8 邻域内是否存在背景子块，如果至少存在一个背景子块，那么该特征点是伪特征点，如果不存在背景子块，那么待判定点是真实特征点。对所有特征点进行上述处理，可以有效消除存在于指纹前景区域边缘的伪特征点，为后续处理提供可靠的支持。图 5.11 是不同质量指纹特征提取及去除伪特征点效果图，其中红色的方块标记分叉点，蓝色圆圈标记端点。



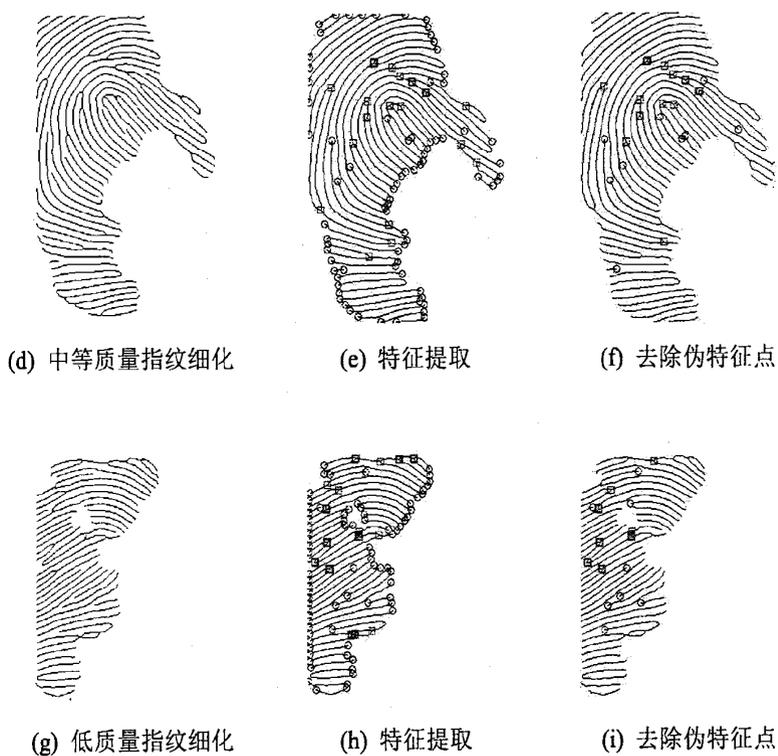
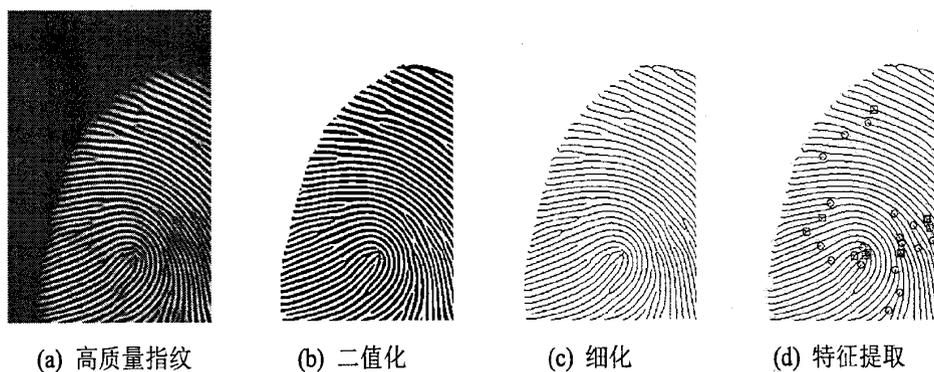


图 5.11 特征提取及去除伪特征点

## 5.4 实验结果与分析

本文采用 FVC2004 DB4 指纹库中的灰度指纹作为实验图像。在 Intel Core I5-2430M@2.40GHz、500G 硬盘和 2.00GB 内存的 Windows7 操作系统平台上采用 Visual C++6.0 及 MATLAB7.0 进行仿真。

本节主要列举增强指纹的二值化、细化和特征提取处理的效果图，利用 Gabor 增强、STFT 增强和本文算法分别对 65 幅不同质量的指纹图像进行处理，通过计算和比较算法各自的 GI 均值进一步验证质量分类处理在自动指纹识别系统中的有效性。图 5.12 是不同质量指纹的二值化、细化和特征提取的效果图。



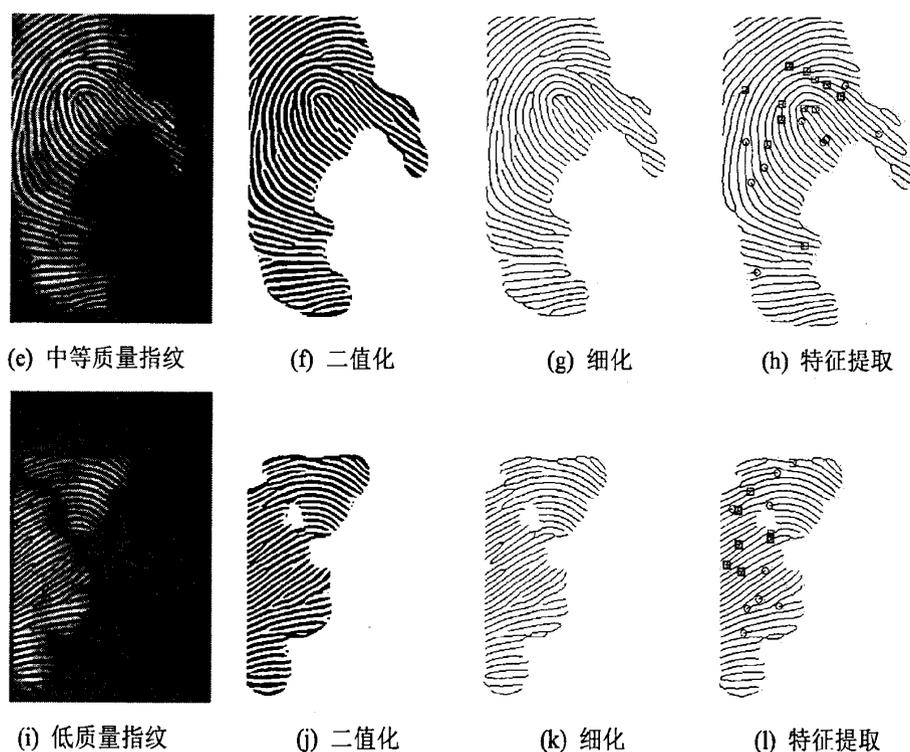


图 5.12 二值化、细化、特征提取处理效果图

为了进一步验证质量分类用于增强处理环节的有效性，实验选取了 65 幅不同质量指纹，其中高质量指纹 25 幅，中等质量指纹 25 幅，质差指纹 15 幅。对原始指纹的细节点逐一进行人工标记并作为特征点比较的基准，利用 Gabor 增强、STFT 增强和本文方法分别对这 65 幅图像进行处理，用本章提供的二值化、细化和特征提取算法对处理后的图像进行特征提取，统计匹配特征点、丢失特征点和生成伪特征点的数量，表 5.1 列出了三种算法处理这 65 幅指纹图像的 GI 均值。

表 5.1 增强算法 GI 性能指标比较

算法	GI-高质量	GI-中等质量	GI-低质量	GI 均值
Gabor 增强	0.488	0.207	0.120	0.295
STFT 增强	0.349	0.282	0.147	0.277
本文方法	0.488	0.279		0.384

Gabor 增强沿纹线方向接续断裂、消除垂直纹线方向的噪声，由于对纹理参数要求较高，所以针对高质量指纹增强效果极好。相比于高质量指纹而言，中等质量指纹的纹理参数不易准确计算，STFT 增强采用概率估计的方法很好地克服了这方面的缺陷，所以对于质量一般的指纹可以获得较好的处理效果。当质量下降到一定程度后，信息丢失

严重，很难甚至无法凭借已有信息判别细节特征，所以 Gabor 或 STFT 增强都不能取得良好的效果。本文方法融入了质量分类算法，对 Gabor 和 STFT 增强的优点进行了整合，同时剔除质差指纹，从而提升算法性能。实验中，BP 神经网络分类准确率达到 98.4%，其中一幅中等质量指纹误判为高质量指纹，本文方法的整体 GI 均值达到 0.384，相比于 Gabor 增强提升了 30.17%，较 STFT 增强提升了 38.63%，进一步验证了本文算法的有效性和可行性。

## 5.5 本章小结

本章主要验证质量分类技术应用在增强环节中的可行性，对多种指纹二值化、细化和特征提取方法进行仿真，利用 Gabor 增强、STFT 增强和本文方法分别对质量不同的指纹进行处理，通过计算和比较性能参数进一步说明本文方法的有效性。

## 结 论

伴随着计算机和信息技术的飞速发展,生物识别技术取得了长足的进步。指纹识别技术作为最为成熟的生物识别技术,广泛地应用于身份和安全认证领域并作为司法证据被众多国家认可。由于大量的科研机构和研究学者将主要精力投注在指纹预处理、指纹特征提取和匹配环节,使得这方面的研究较为全面、系统,成果也最为显著,但是指纹识别技术依然存在一些技术缺陷导致系统识别的准确率降低。指纹图像质量是影响指纹识别系统的主要因素之一,针对指纹图像质量的研究有助于提升系统性能和各种处理算法适用性的研究。本文针对指纹图像质量的分类进行了研究,主要工作内容如下:

(1) 通过对传统图像质量评价参数的研究,分析了其优点和不足,说明了传统质量参数并不适用于指纹图像质量评价。提取了指纹图像的全局质量参数和局部质量参数,分别应用阈值分类方法、多特征加权组合方法和 K 均值聚类方法对指纹图像进行质量分类,从分类结果上看,单特征参数不能全面、准确地衡量指纹图像的质量,多特征加权组合方法融合了多种特征参数,但特征参数和主观感知之间的映射关系并非简单的线性叠加,虽然提高了分类的准确率,但是结果依然有待提高。K 均值聚类方法采用了误差平方和最小准则计算各特征参数与聚类中心的差异从而实现指纹图像的质量分类,但忽视了各参数在主观评价过程中重要性的不同。为了克服上述不足,将 BP 神经网络融入到质量分类过程,利用其良好的非线性处理能力更好地建立起多特征参数与主观质量感知之间的映射关系,经 FVC2004 DB4 指纹库测试,分类准确率得到进一步提高。

(2) 研究了指纹图像纹理特征参数的计算方法,对经典的根滤波法、Gabor 增强和 STFT 增强方法进行了仿真对比。从仿真结果上看,根滤波方法增强效果较差,同时存在明显的块效应;Gabor 增强有效地结合了指纹图像的方向和频率信息,但是对于纹理信息的计算准确程度依赖较高,所以适合处理高质量的指纹图像;STFT 增强采用了概率估计的方法得到指纹图像的方向和频率信息,对质差区域相对不敏感,适合处理一般质量的指纹图像。通过观察的增强效果和分析适用对象,将质量分类融入到指纹增强技术环节中,把指纹分成高、中、低三类不同质量等级,利用 Gabor 增强处理高质量指纹,利用 STFT 处理中等质量指纹,去除低质量指纹。通过实验结果看出,本文方法有效提升了主观视觉感受。

(3) 仿真并比较了快速细化、OPTA 细化和形态学细化算法的处理效果,结合特征点的形态模型,实现了特征点的提取。计算和比较了 Gabor 增强、STFT 增强和本文算法针对质量差异指纹处理的 GI 均值,进一步验证了质量分类技术应用于指纹识别算法中

的有效性和可行性。

本文主要利用特征参数实现指纹质量的分类并将质量分类融入到增强算法的选取过程之中，但依然存在一些不足需要进一步改善：

(1) 本文虽然采取多人多次评判后统计的方式确定指纹图像质量，但是由于个体对质量的感知并非完全一致，存在些许偏差。如果能够建立完备、统一的公共指纹质量分类数据库，可以为算法提供更为客观、统一的测试平台。

(2) 本文中提取部分特征参数的耗时较长，一些参数不能很好地进行快速提取，所以在参数选择和实时性的平衡方面还有待进一步研究。

(3) 本文虽然将质量分类融入到增强环节，但并没有依据质量等级对指纹增强算法的参数进行调整，如果可以将质量评价作为增强算法参数调整的依据，可以进一步提高指纹增强效果。

## 参考文献

- [1] Davide Maltoni, Dario Maio, Anil K. Jain, Salil Prabhakar. Handbook of Fingerprint Recognition[M]. Springer-Verlag New York Inc, 2009: 8-11.
- [2] 吴翔宇. 指纹图像质量评估的方法研究[D]. 南京理工大学, 2006: 2-4.
- [3] 宋尚玲. 鼻部毛囊识别和手指静脉识别[D]. 山东大学, 2009: 14-17.
- [4] P. Grother, E. Tabassi. Performance of biometric sample quality measures[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Match. Intell, 2007, 29(4): 531-543.
- [5] Int. Com. Inf. Technol. Standards, Biometric Sample Quality Std. Draft(Rev. 4), Document M1/06-0003, 2005.
- [6] R. Youmaran, A. Adler. Measuring biometric sample quality in terms of biometric information. Biometrics Symp, MD, Sep. 2006.
- [7] Interim IAFIS Fingerprint Image Quality Specification for canners. CJIS-RS-0010v4, Appendix G, CJIS, 1998.
- [8] Y. Chen, S. Dass, A. K. Jain. Fingerprint quality indices for predicting authentication performance[C]. Proceedings of 5th International Conference on Audio and Videobased Biometric Person Authentication, 2005: 20-22.
- [9] L. Hong, Y. Wan, A. Jain. Fingerprint image enhancement: Algorithm and performance evaluation[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, 1998, 20(8): 777-789.
- [10] M. Yao, S. Pankanti, N. Haas, N.Ratha, R.Bolle. Quantifying quality: A case study in fingerprints[J]. In Proc. IEEE Automatic Identification Advanced Technologies, 2002: 126-131.
- [11] R. Bolle, S.Pankanti, Y.Yao. System and method for determining the quality of fingerprint images[J]. U.S. Patent US 5963656, 1999.
- [12] L. Shen, A. Kot, W.Koo. Quality measures of fingerprint images[C]. in Proc.3rd Int. Conf. Audio and Video based Biometric Person Authentication, 2001:266-271..
- [13] E. Lim, X.Jiang, W. Yau. Fingerprint quality and validity analysis[C]. in Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing, 2002(1): 469-472.
- [14] T. Chen, X. Jiang, W. Yau. Fingerprint image quality analysis[C]. in Proc. Int. Conf. Image Process, 2004:1253-1256.
- [15] J. Qi, D. Abdurrachim, D. Li, H. Kunieda. A hybrid method for fingerprint image quality

- calculation[J]. in Proc 4th IEEE Workshop Automatic Identification Advanced Technologies, 2005:124-129.
- [16] Y. Chen, S. Dass, A. Jain. Fingerprint quality indices for predicting authentication performance[C]. in Proc 5th Int. Conf. Audio and Video based Biometric Person Authentication, 2005: 160-170.
- [17] S. H. Lee, C. H. Lee, J. H. Kim. Model-based quality estimation of fingerprint images[C]. in Proc. IAPR Int. Conf. Biometrics, ser. Lect. Notes Comput. Sci, 2006: 229-235.
- [18] H.Fronthaler, K. Kollreider, J.Bigun. Automatic image quality assessment with application in biometrics[J]. in Proc. Workshop Biometrics, 2006:30-35.
- [19] Z. Shi, Y. Wang, J. Qi, K. Xu. A new segmentation algorithm for low quality fingerprint image[C]. In Proc. ICIG, 2004: 314-317.
- [20] E. Lim, K. Toh, P. Suganthan, X. Jiang, W. Yau. Fingerprint image quality analysis[C]. in Proc, ICIP, 2004: 1253-1256.
- [21] Jun Wu, Shan Juan Xie, Dong-Hun Seo, Won Don Lee. A new approach for classification of fingerprint image quality[C]. 7th IEEE International Conference on Digital Object Identifier, 2008: 375-383.
- [22] F. Alonso-Fernandez, J.Fierrez-Aguilar, J. Ortega-Garcia. A review of schemes for fingerprint image quality computation[J]. in Proc. Workshop Biometrics Internet, 2005:3-6.
- [23] F. Alonso-Fernandez, J.Fierrez-Aguilar, J. Ortega-Garcia J.Gonzalez-Rodriguez, H.Fronthaler, K. Kollreider, J. Bigun. A comparative study of fingerprint image quality estimation methods[J]. IEEE Trans. Inf. Forensics Security, 2007, 2(4): 734-743.
- [24] Julian Fierrez-Aguilar, Chen.Y, Javier Ortega-Garcia, Anil Jain. Incorporating Image Quality in Multi-Algorithm Fingerprint Verification[C]. Proc. of International Conference on Biometrics(ICB), Springer LNCS, 2006.
- [25] 任群, 张晓鹏, 田捷. 指纹图像质量自动评价方法[C]. 中国第二届生物特征识别研讨会论文集, 2002.
- [26] 骆功庆. 两种指纹图像质量评价方法的研究与实现[D]. 山东大学, 2008: 11-18.
- [27] Li Zheng, Han Zhi, Fu Bo. A Novel Method for Fingerprint Image Quality Evaluation[C]. International Conference on Computational Intelligence and Software

Engineering, 2009: 1-4.

- [28] 郭芳菲. 指纹图像质量分析及其应用研究[D]. 西安电子科技大学, 2010: 17-24.
- [29] 刘莲花. 指纹图像质量评测方法研究[D]. 广东工业大学, 2009: 36-40.
- [30] 罗亚平. 谈指纹鉴定特征数量标准[J]. 中国人民公安大学学报, 2001(6): 1-3.
- [31] 张心洁. 自动指纹识别系统中的指纹图像质量评价体系研究[D]. 重庆大学, 2007: 16-18.
- [32] 尹义龙. 基于加博函数的指纹增强算法及其应用[J]. 软件学报, 2003, 14(3): 484-489.
- [33] 陈艳艳. 指纹图像预处理算法的研究与实现[D]. 南京理工大学, 2007: 11-15.
- [34] 刘莲花, 谭台哲. 多指标融合的指纹图像质量评测方法[J]. 计算机工程, 2011, 37(9): 226-228.
- [35] 张宇, 尹义龙, 骆功庆. 基于支持向量机的指纹图像质量分类方法[J]. 模式识别与人工智能, 2009, 22(1): 129-134.
- [36] 包静. 高精度指纹图像采集与质量评估[D]. 哈尔滨工业大学, 2008: 30-32.
- [37] 边肇祺, 张学工. 模式识别[M]. 清华大学出版社, 2006: 380-381.
- [38] 单凯晶. 初始聚类中心优化选取的核 C-均值聚类算法[J]. 计算机仿真, 2009, 26(7): 118-121.
- [39] 丁宝石. Deep Web 数据源分类研究[D]. 山东大学, 2010: 8-23.
- [40] 毕晓君. 信息智能处理技术[M]. 电子工业出版社, 2010: 117-189.
- [41] 程建刚. 基于非线性扩散滤波的指纹增强算法[J]. 自动化学报, 2004 30(6): 854-862.
- [42] 李朝友. 指纹图像增强[D]. 天津大学, 2009: 19-21.
- [43] O’Gorman, Nickerson J. V. An Approach to Fingerprint Filter Design[J]. Pattern Recognition, 1989, 22(1): 29-38.
- [44] C. I. Watson, G. T. Candela, P. J. Grother. Comparison of FFT Fingerprint Filtering Methods for Neural Network Classification[J]. NISTIR 5493, 1994.
- [45] Sharat S. Chikkerur, Alexander N. Cartwright, Venu Govindaraju. Fingerprint Image Enhancement Using STFT Analysis[J]. Center for Unified Biometrics and Sensors, 2006: 20-29.
- [46] 楚亚蕴, 詹小四, 孙兆才, 王峰, 陈蕴. 一种结合方向信息的指纹图像二值化算法[J]. 中国图像图形学报, 2006, 11(6):855-860.

- [47] 苑玮琦. 利用 2D-Gabor 滤波器提取纹理方向特征的虹膜识别方法[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(8): 3166-3168.
- [48] 李昊, 傅曦. 精通 Visual C++ 指纹模式识别系统算法及实现[M]. 人民邮电出版社, 2008: 83-85.
- [49] Maio, Maltoni D. Ridge-Line Density Estimation in Digital Images[C]. in Proc. Int.Conf.on Pattern Recognition, 1998: 1654-1658.
- [50] 李艳西. 血管造影图像的中轴提取技术研究[D]. 华中科技大学, 2007: 14-16.
- [51] 刘国柱. 基于 ARM9 的家庭智能安防系统研究[D]. 山东大学, 2009: 43-52.
- [52] John G. Daugmann. Complete Discrete 2-D Gabor Transforms by Neural Networks for Image Analysis and Compression[J]. IEEE Trans. On Acoustics, Speech and Singal Processing, 1988, 36(7): 1169-1179.
- [53] 徐昶. 虹膜识别算法研究[D]. 重庆大学, 2005: 29-32.
- [54] 杨仕雄. 指纹图像分割算法的研究[D]. 广东工业大学, 2010.
- [55] 戴春霞. 基于改进指纹图像细化算法的识别系统研究与应用[D]. 湖南大学, 2004: 17-19.
- [56] 李建华, 马小妹, 廓成安. 基于方向图的动态阈值指纹图像二值化方法[J]. 大连理工大学学报. 2002, 42(5): 625-627.
- [57] 高委委. 机场跑道识别算法与实现研究[D]. 电子科技大学, 2008: 20-24.
- [58] 王建勇. 指纹图像的特征提取与匹配[D]. 浙江大学, 2003: 20-24.
- [59] 杨海军. 结合脊和谷信息的指纹细节特征提取方法[J]. 计算机应用, 2000(5): 14-15.
- [60] Bazen A. M, Gerez S H. Systematic methods for the computation of the directional fields and singular points of fingerprints[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002 (7): 905-919.
- [61] D. C. D. Hung. Enhancement and Feature Purification of fingerprint Images[J]. Pattern Recognition, 1993 (11): 1661-1671.

## 攻读硕士学位期间发表的论文和取得的科研成果

- [1] Xiukun Yang, Yang Luo. A Classification Method of Fingerprint Quality Based on Neural Network[C]. 2011 International Conference on Multimedia Technology (ICMT 2011), Hangzhou, 2011:20-23. (EI: 20113814352461)
- [2] Xiukun Yang, Yang Luo, Shangdi Zhang. Fingerprint Image Quality Classification Based on Feature Extraction[C]. 2011 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA 2011), Xi'an, 2011.

## 致 谢

研究生生活即将结束之际，我思绪万千，回想起这两年半来的点点滴滴，有辛苦有汗水，也有收获有喜悦，在这里我要深深地感谢在学习和生活中给予我帮助和支持的老师和亲友。首先要感谢我的导师杨秀坤教授，无论是课题方向的确立还是研究过程中遇到的困难，杨教授都悉心把关，认真督导，深入分析，从理论和思路上为我指明方向。论文的完成过程中也得到了杨教授的热情指导，导师严谨的治学态度、求真务实的科学作风、对学术研究倾注的热情和学者风范，都时刻影响着我，使我受益终身。值此论文完成之际，谨向杨教授致意我由衷的敬意和衷心的感谢。感谢杨志钢老师对我学习和生活提供的帮助和指导，杨老师的博学和精益求精的学者风范为我树立了榜样，感谢他热情的帮助和宝贵的意见。

感谢我的父母，是你们给了我生命，是你们给了我精神和物质上的莫大支持，我能感受到你们始终与我在一起，希望你们健康快乐。感谢那些陪我一路走过来的同学，特别是李鹭、许亮、张焱、关云飞、杨连柏，感谢生活让我遇到了你们，和你们在一起的日子是永恒的财富和珍贵的时光。

在此感谢进行论文审查和答辩委员会的各位老师，谢谢你们的精心指导和教诲。