**哈尔滨工业大学**

**硕士学位论文开题报告**

**（模板）**

**题 目：基于深度学习的非接触式掌纹识别算法研究**

**院 （系） 计算机与科学技术学院**

**学 科 /专 业 计算机与科学技术**

**导 师 卢光明**

**研 究 生 杨锦洋**

**学 号 18S051015**

**开题报告日期 2019年9月20日**

**深圳校区教务部 制**

目 录

[1 课题的来源及研究的目的和意义 1](#_Toc19542502)

[1.1课题来源 1](#_Toc19542503)

[1.2研究的目的和意义 2](#_Toc19542504)

[2 国内外研究现状及分析 4](#_Toc19542505)

[2.1国外内研究现状 4](#_Toc19542506)

[2.2国内外文献综述及简析 6](#_Toc19542507)

[2.2.1接触式掌纹识别研究现状 6](#_Toc19542508)

[2.2.2非接触式掌纹识别研究现状 9](#_Toc19542509)

[3 主要研究内容及研究方案 10](#_Toc19542510)

[3.1研究内容 10](#_Toc19542511)

[3.1.1预处理 10](#_Toc19542512)

[3.1.2特征提取 10](#_Toc19542513)

[3.1.3匹配与识别 10](#_Toc19542514)

[3.2研究方案 10](#_Toc19542515)

[3.2.1预处理 10](#_Toc19542516)

[3.2.2特征提取 10](#_Toc19542517)

[3.2.3匹配与识别 11](#_Toc19542518)

[4 预期目标 12](#_Toc19542519)

[4.1预期目标 12](#_Toc19542520)

[5 已完成的研究工作及进度安排 13](#_Toc19542521)

[5.1已完成的研究工作 13](#_Toc19542522)

[5.2进度安排 13](#_Toc19542523)

[6 已具备的研究条件和所需条件及经费 13](#_Toc19542524)

[6.1实验室条件和经费保障 13](#_Toc19542525)

[6.2所需条件及经费 13](#_Toc19542526)

[7 预计困难及解决方案 13](#_Toc19542527)

[7.1预计困难与技术难点 13](#_Toc19542528)

[7.2解决方案 13](#_Toc19542529)

[参考文献 15](#_Toc19542530)

# 1 课题的来源及研究的目的和意义

## 1.1课题来源

传统的身份识别技术可以分为两类：基于令牌（如物理钥匙、身份证和护照）和基于知识（如密码）。然而这些方法都有很大的局限性，既潜藏许多安全隐患，也不方便使用，给用户增加了许多不必要的麻烦，例如身份证忘记携带或忘记密码等。随着商务与办公的日渐电子化，一种安全可靠而又便捷的个人身份自动识别和鉴定技术成为了迫切的需求。

生物特征识别是指基于人体固有的生理特征（指纹、掌纹、虹膜、面相、DNA等）或行为特征(步态、击键习惯等)，使用计算机来进行自动化个人身份鉴定的技术，掌纹识别技术就是其中之一。使用生物特征识别技术，可以很好地满足便捷身份识别的需求。而掌纹识别由于其纹理信息丰富、识别步骤简洁、设备成本较低等特点，更加适用于电子化个人身份认证，其应用前景不言而喻。图1展示了掌纹识别的一种应用方式。在个人身份认证过程中，使用集成于智能手机或嵌入式设备上的掌纹识别系统代替传统的认证方式，使得认证过程便捷了许多，提高了用户体验。

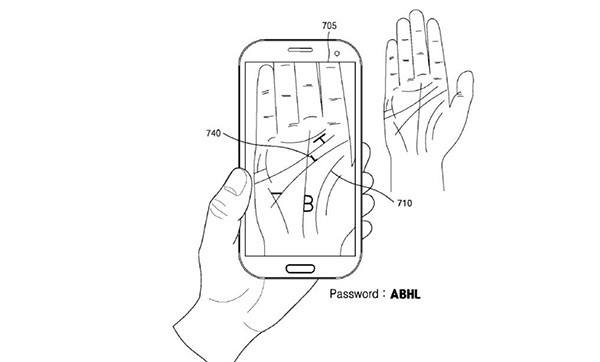


图1.掌纹识别应用示意图

总的来说，掌纹识别技术为个人身份识别鉴定提供了稳定可靠、安全准确、简易便捷的电子化方案，使得传统基于令牌和基于知识的方案相形见绌。因此，掌纹识别技术具有重要的应用价值和前景。

## 1.2研究的目的和意义

生物特征识别提出至今，已有许多方案被研究，包括指纹识别、虹膜识别、人脸识别、语音识别等。这些方案各有自身的优缺点，而掌纹作为其中的一种，同样具有自身的优势跟劣势。下面对比指纹、虹膜、人脸、语音及掌纹识别各自的优势和劣势，指出掌纹相对于其他生物特征识别方案的不同和研究价值。

在过去的30多年中，研究人员大多专注于基于指纹的个人识别，并且取得了显著的成果。指纹识别因其小巧的设备、较高的识别率、便捷的使用方式等优点而受到大众的青睐，逐渐成为安保、电子支付领域最常用的生物特征识别方案。即使如此，目前的指纹识别方案也存在着一定的缺陷。一方面，工人或某些体育运动从事者由于手指皮肤经常磨损，他们的指纹很可能已经模糊不清，无法成为有效的指纹特征；另一方面，由于指纹采集设备要求用户的手指皮肤保持平滑干燥，患有皮肤疾病或多汗症的人也无法正常地使用指纹识别系统。再者，传统的指纹识别方案无法验证样本的活体性，这也成为了指纹识别系统的受攻击点，其安全性存在隐患。

除了指纹识别以外，近十年来基于虹膜、面部和语音的生物特征识别方法也有了较为广泛研究。对于虹膜识别来说，其可靠性比指纹识别高，但是由于其技术上依赖于近红外光源，用户如果长期使用，可能会对眼睛造成一定的伤害。对于人脸识别来说，其技术水平也日渐成熟，在智能设备身份认证、乘车身份认证、城市安防等场景都得到了一定的应用。但是人脸识别也存在着常见的不足。例如，用户更换发型、带眼镜、化妆或光照环境差等情况，都有可能使得认证失败，其可靠性较差。此外，近年来发表的针对人脸识别攻击的研究，也使得人脸识别的安全性令人担忧。对于语音识别来说，其使用起来比人脸、指纹、虹膜甚至掌纹都便捷。然而，尽管近年来语音识别已经有了较大进展，目前的语音识别准确度相对其他生物特征识别方案来说准确度仍较低，无法应用于对准确度、安全性要求高的领域。另外，语音特征在人感染咽喉疾病时是否不变也难以保证。

相对而言以上这些方法而言，掌纹识别的优点可见一斑。掌纹之中包含着丰富的纹理，由于其面积更大，可提供的信息更多，使用掌纹作为生物特征，理论上其识别准确率与鲁棒性会比指纹更高。并且，掌纹不易磨损，不会因年龄、一般疾病等情况发生变化，因此掌纹识别的应用范围和受用人群更广。再者，对于非接触式掌纹识别而言，其使用的便捷性也可比肩人脸识别、指纹识别。尽管掌纹识别也存在一些缺点，例如对复杂的背景环境和用户姿势不够鲁棒等，但总的来说，其理论精度高、易用、广泛适用而成本相对低廉的优势突出，具有广阔的应用前景。

表1. 指纹、人脸、虹膜、语音、掌纹识别优缺点对比

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **准确可靠** | **适用范围** | **安全性** | **易用性** | **无害** |
| **指纹** | 高 | 较广泛 | 较低 | 较高 | 是 |
| **人脸** | 较高 | 广泛 | 较低 | 较高 | 是 |
| **虹膜** | 高 | 广泛 | 高 | 较高 | 否 |
| **语音** | 较低 | 广泛 | 较高 | 高 | 是 |
| **掌纹** | 高 | 广泛 | 较高 | 较高 | 是 |

# 2 国内外研究现状及分析

## 2.1国外内研究现状

目前，国内外的掌纹识别研究可从接触与否、成像分辨率、图像维度三个方面分类。如图2所示，主要分为以下四个分支：

1. 接触式掌纹识别（contact-based palmprint recognition），其样本由特定的机器采集，手掌需与采集设备相接触。
2. 非接触式掌纹识别（contactless palmprint recognition），对采集机器的要求较为宽松，并且手掌不需要与任何设备接触，因此掌纹图像可能存在一定程度的旋转。
3. 高分辨率掌纹识别（high-resolution palmprint recognition），其图像由特殊的高精度采集设备采集，图像上有更细致的褶皱跟纹路。高分辨率掌纹识别试图利用这些细节特征，提高识别精度。
4. 三维掌纹识别（3D palmprint recognition），这类算法不满足于手掌在某个二维平面上的特征，力求捕获手掌的皮肤和纹路在三维空间上的特性，从而进一步提高识别精度。



图2. 掌纹识别分类示意图

这四类分支虽有各自的研究侧重，但基本思路都大致相同，其中的算法思路都有很大的参考价值。本文着重于非接触式掌纹识别研究，其中的算法与接触式掌纹识别一脉相承，因此有必要先从接触式掌纹识别的基本思路分析起。

图3展示了一个接触式掌纹图像示例。接触式掌纹图像上最为显眼的是一些清晰的线条。其中，最长最宽的三条线称为主线（principal lines)，即分别是传统中医理论中的心线（heart line）、头线（head line）和生命线(life line)[1]。这三条线的特征是自人出生到老去都不会变化的。除此之外，还有一些较细微的褶皱和较短的线条，它们有可能会发生变化。



图3. 一个接触式掌纹图像的例子

图4是一个非接触式掌纹图像的例子。相对于接触式图像来说，非接触式掌纹图像在细节上没有接触式的清晰，但是主线依旧清晰可见，通过预处理后，褶皱和纹路也会显示出来。



图4. 一个非接触式掌纹图像的例子

下面将在2.2节分别概述接触式和非接触式掌纹识别的文献，着重介绍目前的研究情况与不足之处，再在第3章中给出本文的研究方案动机和路线。

## 2.2国内外文献综述及简析

文献[2]提出了一种掌纹识别的处理步骤，该理论得到后续掌纹识别领域研究人员的认可和广泛应用。遵从该思路，掌纹识别的基本步骤可分为预处理、特征提取、匹配与识别三大块。其中，预处理包括了掌纹图像检测、ROI（region of interest）定位。特征提取部分专注于从固定大小的掌纹ROI图像上提取出高度可区分的特征，并将其编码为一维向量，从而用于匹配和识别。而匹配和识别模块主要是寻找一个合适的函数来衡量两个特征向量的相似度，从而判别两张掌纹图像是否对应同一个注册用户。流程图如图5所示。

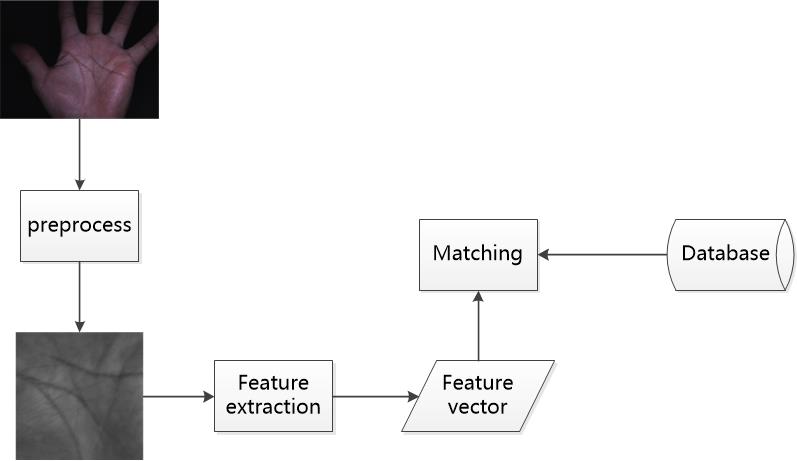


图5. 掌纹识别流程图

本节将按照这个流程，从预处理、特征提取、匹配和识别三个方面概述各文献的贡献和不足之处。

### 2.2.1接触式掌纹识别研究现状

1. 预处理

在掌纹特征提取之前，需要先进行预处理。预处理分为两个步骤：

1. 掌纹图像检测，负责检测出掌纹图像的边缘以便后续的掌纹ROI定位。
2. ROI定位，负责从掌纹图像中定位到手掌中央富含纹理的感兴趣区域。

图6是一个预处理过程的示意图。

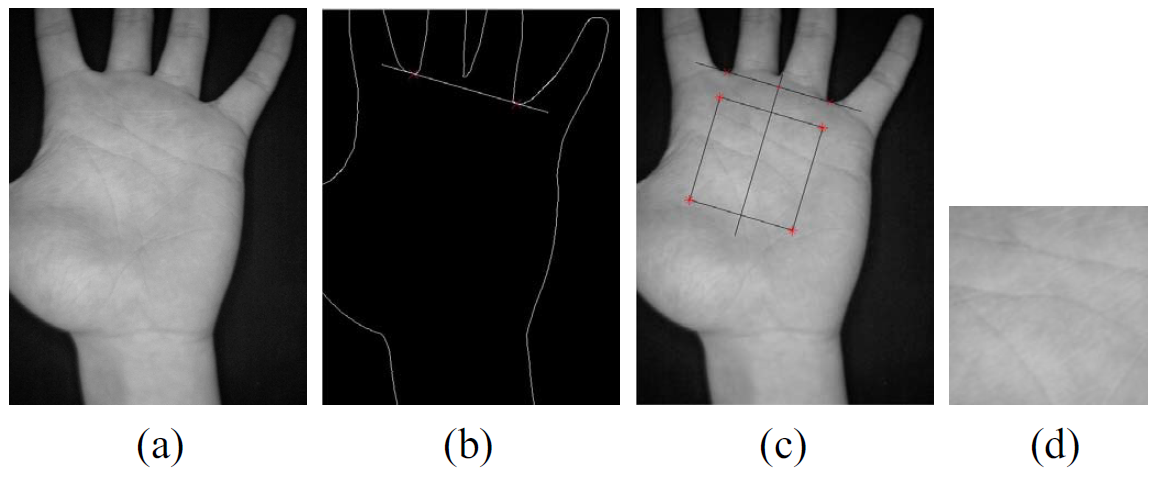


图6.掌纹图像预处理示意图

在掌纹图像检测方面，目前为止，大多数文献都使用直接二值化和传统边缘检测算子（如Sobel算子、Robert算子等）的方法来检测掌纹图像[2、3、4、9、10]。

在ROI定位方面，文献[2]提出了一种经典的基于坐标系的ROI提取方法。其算法思想如表2。

表2. 掌纹图像ROI定位算法

|  |
| --- |
| 掌纹图像ROI提取算法  输入：掌纹图像  输出：固定大小的ROI图像 |
| 1.使用高斯低通滤波器对输入图像去噪  2.对去噪后的图像做二值化处理，分割出前景和背景，然后使用边缘检测算法检测出边缘  4.在边缘上找到两个关键点，即：①食指和中指交界处的谷点；②无名指和小指交界处的谷点  5.以这两点连成的直线作x轴，以这两点连成的线段的中垂线作y轴，建立直角坐标系  6.根据坐标系，在输入图像的指定的位置上割出子图，即为所要的ROI |

文献[5、6、9、10]给出了其他基于关键点的ROI定位方法。这些方法的思路大抵相同，都是从手指之间的间隙中找到一些关键点。然而，手掌并不是严格的刚体，不存在显著的角点，因此关键点的准确定位其实非常困难。总的来说，此类ROI提取方法只能用于掌纹图像的粗略对准，其提取到的ROI可能存在一定的偏差。文献[3、7、8]尝试在匹配时进行一定的校正，从而提高准确率，但这些方法只能处理一些小的移位和旋转，而且很耗时，并无法真正解决ROI定位偏差所带来的问题。

1. 特征提取

定位到ROI之后，就可以进行特征提取了。针对接触式掌纹图像的特征提取方法，主要分为基于线条的和基于方向的两类。

基于线和边缘的方法：这类方法着重于提取主线的特征，通过使用一些线和边缘检测器，例如高斯差分滤波器（DoG）[11]、Gabor滤波器[12-14]、Radon滤波器[15]、Sobel算子[16]、堆栈滤波器[17]等，来提取掌纹图像的线条特征。图7展示了基于DoG算子的掌纹特征提取结果。但是，这些方法都存在着各自的缺陷。例如，对于基于DoG算子的提取算法来说，它对噪声和光照敏感，这就对图像采集环境提出了很高的要求。其次，由于提取到的线和边缘太细，往往难以区分出主线和褶皱，使得最重要的主线信息没有很好地被利用起来。文献[18]提出了一种基于改进radon变换（MFRAT）的掌纹特征提取方法。传统的radon变换通过沿势场线积分灰度值的方法检测线。MFRAT方法只对部分特定区域的部分势场线积分，从而获取我们关心的主线和一些褶皱。这种方法获取的主线明显，与褶皱可区分，并且可以通过调整参数来选择保留的褶皱数量。图8展示了基于MFRAT方法的掌纹特征提取结果。

总的来说，单纯利用线条特征是不足以在掌纹识别中实现高精度的。这是因为一方面有的人可能会有相似的主线，而基于线和边缘检测的方法并不足以区分这种差异。另一方面，由于噪声和光照原因，掌纹图像上的褶皱通常不能被准确地提取，这也使得基于线和边缘的特征提取方法受到了局限。

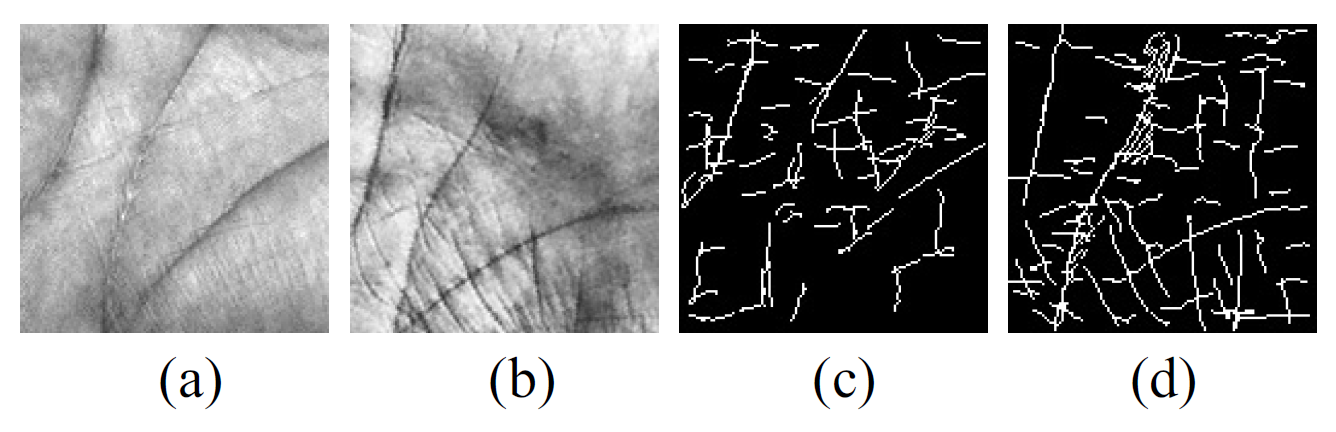


图7. 基于DoG算子的掌纹特征提取结果示意图

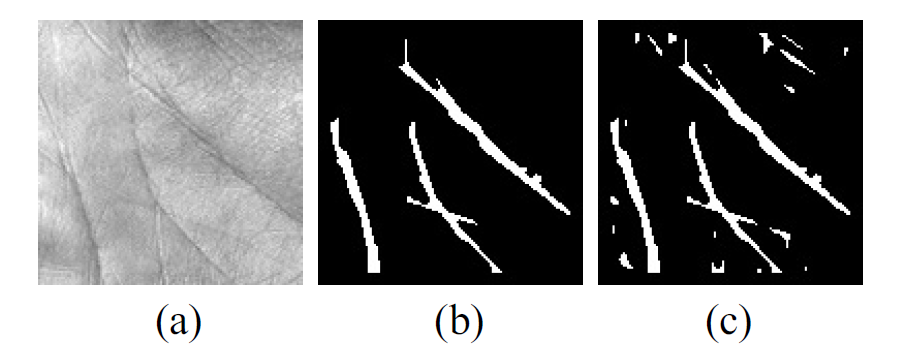


图8. 基于MFRAT的掌纹特征提取结果示意图

基于方向的方法：掌纹图像上充满了线条和纹理，包含了丰富的方向信息。因此，使用局部方向描述算子来表示掌纹图像特征的想法自然而然地被提出。 代表性的方法包括palmcode [2]，竞争代码（competitive code）[20、21]，融合代码（fusion code）[22]，鲁棒线方向编码（RLOC）[23]，双向编码（DOC）[24] ，二元方向协向量（BOCV）[25]和E-BOCV [29]方法。通常，基于方向的方法使用一个或多个基于方向的模板来提取和编码掌纹的方向特征，最初是由张等在文献[2]中提出的一种基于方向2维Gabor滤波器的提取方法。竞争编码则使用6个朝向的Gabor滤波器分别对图像作卷积，然后对应像素上响应值最大者成为该像素上的编码。融合编码采用了相似的思路，但在Gabor滤波器的设计上有所不同。RLOC方法使用MFRAT而非Gabor滤波器来提取掌纹的主要方向。徐等使用一种基于最大和第二大Gabor滤波响应的方法，得到了更精确的结果[26]。费等定义了一组半Gabor滤波器来提取掌纹的半方向特征[27]。文献[28]提出了一种正交序数特征（OLOF）的方法，通过在2维Gabor滤波器的基础上对正交方向上增加一个反相位抑制，从而实现对旋转的一定程度上的鲁棒。

这些方法在接触式掌纹图像上有较好的表现，最好的OLOF方法在PolyU数据库上的验证等错误率（EER of palmprint verification）可以达到0.027的。但是，这些方法在非接触式掌纹上应用效果并不好，这就需要对非接触式掌纹特征提取方法作新的思考。

### 2.2.2非接触式掌纹识别研究现状

与接触式掌纹图像不同，非接触式掌纹图像是在自由环境下拍摄的，没有柱子或其他硬设备用于规范采集过程中手的放置。因此，非接触式掌纹图像通常容易受到旋转，位移，尺度，光照等因素影响。另一方面，非接触式掌纹图像的噪音更加严重。由于这些原因，非接触式掌纹图像的ROI定位更难，对掌纹图像特征提取的鲁棒性和区分性要求更高，传统表现优异的掌纹识别方法在非接触式掌纹识别中就变得不是非常有效了。

1. 预处理

目前的非接触式掌纹研究中，ROI的定位方式仍使用接触式掌纹识别方法中的ROI定位方式，如[]。然而，在非接触式环境下，这种方式就显得不够鲁棒了。由于非接触式环境下，用户的手掌姿势自由度较高，同样一个用户两次采集得到的图像可能尺寸、位置各异，并且还存在着不同程度的旋转。而[2]中的定位算法最为关键的是准确地提取出手指间的关键点，这在尺度不一致、存在平移、旋转的环境下是不容易做到的。文献[30]通过手掌边缘上点的纵坐标极值点来确定关键点,这就要求掌纹图像整体不能有太大的旋转。文献[6]对手掌边缘上的点以近邻检测的模式寻找关键点，但这种方法会把指尖的点也检测出来，并且难以与真正需要的关键点区分。文献[9]使用基于曲率的方式检测关键点，但这种方式要求掌纹图像必须包含完整的手，但在现有的掌纹图像库中这是不能保证的，例如图4和图5中的输入图像。另一方面，如果强行要求采集时手完整的，会导致图像尺寸偏小，进一步加剧非接触式掌纹图像特征提取的难度。文献[10]使用固定区域分割和最大连通分量的方法来检测两个关键点所在的边缘，再在两个边缘上作切线来寻找关键点，然而这种方法在掌纹图像平移较大超出了固定区域时就会失效。

综合来说，基于坐标的ROI定位方式对旋转不够鲁棒，在非接触式掌纹识别中直接使用这种方法，将会导致较大的误差。

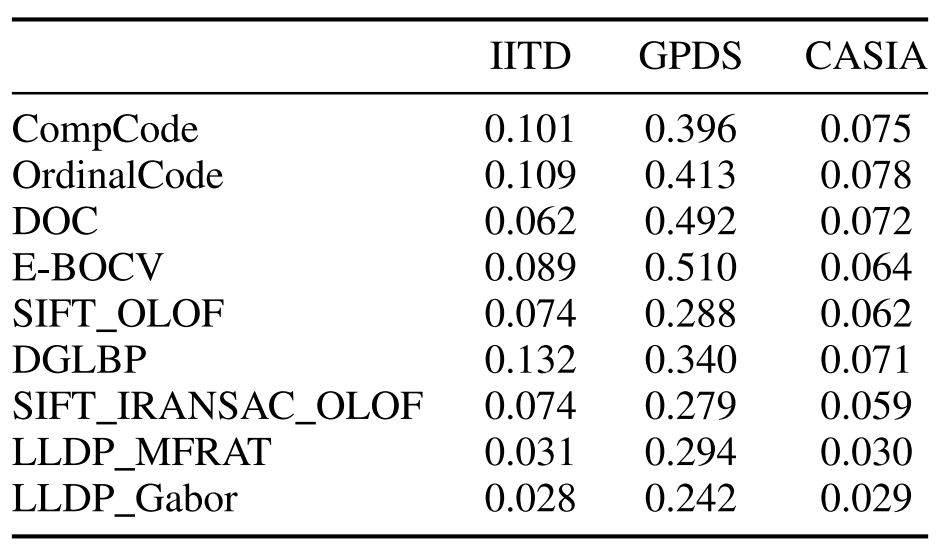
1. 特征提取

非接触式掌纹图像由于分辨率较低、尺度相对接触式图像更小、线条和纹理不如接触式图像清晰等原因，从掌纹图像中提取附加特征来提高精度的做法成为一个重要的策略[40-44]。此外，基于子空间学习[92]和协同表示[93]的方法也有被应用。

由于非接触式掌纹图像易受光照，缩放，旋转和平移的影响，具有高鲁棒性的特征对于非接触式掌纹识别应该是有用的。受此启发，尺度不变特征变换（SIFT）[40] 、局部二值模式（LBP）[94、95]、局部方向模式（LDP）[101]被用于非接触式掌纹识别中。尽管SIFT、LBP和LDP并非专门是用于表示掌纹图像的，但它们在提取非接触式掌纹图像特征上取得了较好的效果。因此，SIFT，LBP，LDP被视为非接触式掌纹图像的重要特征。文献[39]提出了一种带方向场的局部二值模式算法（DGLBP）以专门用于非接触式掌纹图像的特征提取。它先使用Sobel算子来计算输入掌纹图像的四个方向梯度。再将每个梯度图像分为九个子窗口，在每个子窗口上使用LBP提取局部纹理特征。最后，将四个梯度图像上的所有子窗口LBP描述子连接起来，构成全局描述符。文献[96]提出一种改进的LDP算法以用于非接触式掌纹特征提取，称为局部线方向模式（LLDP）。LLDP先使用线滤波器（例如MFRAT和Gabor滤波器）在12个方向上对掌纹图像作卷积。然后再在这12个输出中应用LDP，生成LLDP的描述符。表3给出了一些掌纹特征提取方法在非接触式掌纹库IITD、GPDS、CASIA上的验证等错误率。

传统的掌纹描述算子也存在着一些缺点。首先，它们都是基于经验的模型，使用手工设计的滤波器来生成特征。 因此，这些模型在实际应用的时侯非常依赖于参数的选择。对于不同的数据库，这些参数有可能迥异，只有通过实验的方式选择合适的参数才能得到最佳的结果。例如，在文献[31]中，对于4种不同的数据库就需要调整不同的参数组合。其次，这些特征描述算子由于是人工设计的，其表征能力有限，成为了识别精度进一步提高的瓶颈。

表3. 各掌纹特征提取算法在不同数据库上的验证EER



另一方面，基于深度学习的方法近年来也逐渐崭露头角。深度卷积神经网络（DCNN）可以通过多层卷积结构从大量训练样本中学习到更高级别的特征，并且可以捕获特定于任务的知识表示。文献[32]中，作者将掌纹识别视作图像分类问题，基于AlexNet [105], VGG-16 [106], Inception-V3 [107], 和ResNet-50 [108]的预训练模型，在掌纹图像库上进行再训练。在识别任务中，后两者的错误率（error rate of palmprint identification）超过了传统最好的LLDP\_Gabor方法。这种端到端的方法只能适用于掌纹图像库固定的情况，如果有新注册的用户，该方法无法正确地识别出来。文献[33]提出一种改进的Inception\_resnet-V1[108]模型，结合softmax loss和center loss，训练一个输出为128维的特征向量。这种方法的缺点是对于每个注册用户，都需要有足够多的掌纹图像作为训练样本，其准确率在较小的数据库上不如传统的特征描述算子。文献[34]提出了一种基于散射网络（scattering network）的特征提取模型。

总结来说，基于深度学习的方法也存在以下主要缺点：首先，基于深度学习的方法大多是有监督的，这就需要样本有标签，并且在训练时就可获得。这意味着对于新注册的用户，系统是无法正确识别的。虽然文献[33]的方法可以一定程度地克服这个问题，但是如果新注册用户过多，其识别精度也会下降。其次，诸如AlexNet，VGG-16等预训练好地模型，其低层参数并不一定适合直接用于掌纹图像的低层次特征提取。掌纹识别作为一个专门的问题，输入图像在特征上与一般的图像分类问题有很大不同，使用专门在掌纹图像上训练的网络效果应当会更好

# 3 主要研究内容及研究方案

## 3.1研究内容

下面将对各部分进行详细的展开分析。

### 3.1.1预处理

……

### 3.1.2特征提取

……

### 3.1.3匹配与识别

……

## 3.2研究方案

课题研究将遵循上述流程，对各个步骤做出创新和改进。……

### 3.2.1预处理

①手掌检测：基于最大连通分量的手掌检测……

②左右手识别：基于深度卷积神经网络的左右手分类……

①改进的Zhang’s方法（/主成分分析/曲率与频域变换）的手指根部关键点检测……

②基于坐标和比例的掌心ROI提取……

### 3.2.2特征提取

①基于深度卷积神经网络和center loss的特征编码与提取……

### 3.2.3匹配与识别

①汉明距离（/带高斯核的汉明距离）……

②阈值匹配法（/k近邻匹配法）……

# 4 预期目标

## 4.1预期目标

预期目标是研制出鲁棒性强、识别率高的非接触式掌纹识别系统。……

# 5 已完成的研究工作及进度安排

## 5.1已完成的研究工作

……

## 5.2进度安排

……

# 6 已具备的研究条件和所需条件及经费

## 6.1实验室条件和经费保障

……

## 6.2所需条件及经费

……

# 7 预计困难及解决方案

## 7.1预计困难与技术难点

课题进行需要学习的知识较多，涉及图像处理、计算机视觉、模式识别等知识。拍摄姿势、环境背景对系统的干扰大，需要足够鲁棒的算法。……

## 7.2解决方案

为了提高课题进展速度和效率，保证学习质量，采用边应用边学习再应用的方法进行主要知识的系统学习，并多动手实际操作，提供动手操作能力，也外后期打下良好的基础。同时采取以下方案：……

# 参考文献

|  |
| --- |
| [1] J. Malik, D. Girdhar, and R. Dahiya, “Accuracy improvement in palmprint  authentication system,” Int. J. Image Graph. Signal Process.,vol. 7, no. 4,2015. |
| [2] D.Zhang, W.-K.Kong, J.You, and L.M.Wong, “Online palmprint identification,”IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 25, no. 9, Sep.2003. |
| [3] W. Li, L. Zhang, D. Zhang, and J. Yan, “Principal line based ICP alignment For palmprint verification,” in Proc. Int. Conf. Image Process. (ICIP), 2009.  [4] M. Aykut and M. Ekinci, “Developing a contactless palmprint authentication system by introducing a novel ROI extraction method,” Image Vis. Comput., vol. 40, Aug. 2015. |
| [5] T. Connie, A. T. B. Jin, M. G. K. Ong, and D. N. C. Ling, “A automated palmprint recognition system,” Image and VisioComputing, vol. 23, Issue 5, 2005.  [6] M. G. K. Ong, T. Connie, and T. A. B. Jin, “Touch-less palm print biometrics: Novel design and implementation,” Image anVision Computing, vol. 26, Issue 12, Dec. 2008. |
| [7] A.W.K. Kong and D. Zhang, “Competitive coding scheme for palmprint verification,” Proceedings of International Conference on Pattern Recognition, vol. 1, 2004.  [8] W. Jia, D. S. Huang, and D. Zhang, “Palmprint verification based on robust line orientation code,” Pattern Recognition, vol. 41, Issue 5, May 2008. |
| [9] C. Han, H. Cheng, C. Lin and K. Fan, 2003,“personal authentication using palmprint features ”, PERGAMON pattern recognition 36.  [10] K. Chuang, C Liu and S. Zheng, 2012,“a region of interest segmentation algorithm for palmprint images”, the 29th workshop on combinatorial mathematics and computation theory, Taiwan ChinYi University of Technology.  [11] D. Zhang, W. Zuo, and F. Yue, “A comparative study of palmprint recognition algorithms,” ACM Comput. Surveys, vol. 44, no. 1, Jan. 2012.  [12] T. S. Lee, “Image representation using 2D Gabor wavelets,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 18, no. 10, Oct. 1996.  [13] J. H. V. Deemter and J. M. H. D. Buf, “Simultaneous detection of lines and edges using compound Gabor filters,” Int. J. Pattern Recognit. Artif. Intell., vol. 14, no. 6, 2000.  [14] M. D. Bounneche, L. Boubchir, A. Bouridane, B. Nekhoul, and A. Ali-Chérif, “Multi-spectral palmprint recognition based on oriented multiscale log-Gabor filters,” Neurocomputing, vol. 205, Sep. 2016. |
| [15] J. Malik, D. Girdhar, and R. Dahiya, “Accuracy improvement in palmprint authentication system,” Int. J. Image Graph. Signal Process., vol. 7, no. 4, pp. 51–59, 2015. |
| [16] C.-C. Han, H. Cheng, C. Lin, and K. Fan, “Personal authentication using palm-print features,” Pattern Recognit., vol. 36, no. 2 , 2003. |
| [17] P. S. Wu and M. Li, “Pyramid edge detection based on stack filter,” Pattern Recognit. Lett., vol. 18, no. 3, 1997. |
| [18] W. Jia, D.-S. Huang, and D. Zhang, “Palmprint verification based on robust line orientation code,” Pattern Recognit., vol. 41, no. 5, 2008. |
| [19] A. K. Jain and J. Feng, “Latent palmprint matching,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 31, no. 6, Jun. 2009. |
| [20] A. W.-K. Kong and D. Zhang, “Competitive coding scheme for palmprint verification,” in Proc. Int. Conf. Pattern Recognit. (ICPR), 2004. |
| [21] W. Zuo, Z. Lin, Z. Guo, and D. Zhang, “The multiscale competitivecode via sparse representation for palmprint verification,” in Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR), 2010. |
| [22] W.K. Kong and D. Zhang, "Feature-Level Fusion for Effective Palmprint Authentication", Proc. of the 1 ICBA, LNCS 3072, 2004. |
| [23] W. Jia, D.-S. Huang, and D. Zhang, “Palmprint verification based on robust line orientation code,” Pattern Recognit., vol. 41, no. 5, 2008. |
| [24] L. Fei, Y. Xu, W. Tang, and D. Zhang, “Double-orientation code and nonlinear matching scheme for palmprint recognition,” Pattern Recognit., vol. 49, Jan. 2016. |
| [25] Z. Guo, D. Zhang, L. Zhang, and W. Zuo, “Palmprint verification using binary orientation co-occurrence vector,” Pattern Recognit. Lett., vol. 30, no. 13, 2009. |
| [26] Y. Xu, L. Fei, J. Wen, and D. Zhang, “Discriminative and robust competitive code for palmprint recognition,” IEEE Trans. Syst., Man,Cybern., Syst., vol. 48, no. 2, Feb. 2018. |
| [27] L. Fei, Y. Xu, and D. Zhang, “Half-orientation extraction of palmprint features,” Pattern Recognit. Lett., vol. 69, Jan. 2016. |
| [28] Z. Sun, T. Tan, Y. Wang, and S. Li, “Ordinal palmprint represention for personal identification [represention read representation],” in Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit., vol. 1, Jun. 2005. |
| [29] L. Zhang, H. Li, and J. Niu, “Fragile bits in palmprint recognition,” IEEE Signal Process. Lett., vol. 19, no. 10, pp. 663–666, Oct. 2012. |
| [30] K.O. Goh, C. Tee, B.J. Teoh, C.L. Ngo, Automated hand geometry verification system based on salient points, The 3rd International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT 2003) Songkhla, Thailand, September, 2003. |
| [31] Zheng, Q., Kumar, A., Pan, G.: A 3d feature descriptor recovered from a single 2d palmprint image. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,38(6) ,2016. |
| [32] L. Fei, G. Lu, W. Jia, S. Teng and D. Zhang, "Feature Extraction Methods for Palmprint Recognition: A Survey and Evaluation," in IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, vol. 49, no. 2, Feb. 2019. |
| [33] Zhang, L.; Cheng, Z.; Shen, Y.; Wang, D. Palmprint and Palmvein Recognition Based on DCNN and A New Large-Scale Contactless Palmvein Dataset. Symmetry 2018, 10, 78. |
| [34] S. Minaee and Y. Wang, “Palmprint recognition using deep scattering convolutional network,” arXiv preprint arXiv:1603.09027, 2016. [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/1603.09027 |
|  |
| [108] Szegedy, C.; Ioffe, S.; Vanhoucke, V.; Alemi, A.A. Inception-v4, Inception-ResNet and the impact of residual connections on learning. In Proceedings of the Thirty-First AAAI Conference on Artificial Intelligence, San Francisco, CA, USA, 4–9 February 2017. |