1 **绪 论**

**1.1 课题研究背景及意义**

当前，人工智能理论的研究己经应用于智能捜索、博弈、自然语言处理、机器视觉等多个方面，随着近几年移动互联网的爆发，身份识别的需求也越来越普及，网络银行业务办理、互联网相关业务帐号的注册、校园卡业务办理，甚至各大商场的优惠卡的业务办理，无一例外需要各种身份验证，由于这类身份验证的需求量过大，尤其表现在互联网上各种网络帐号的申请，原始的帐号密码呈现出了很大的弊端，各种不同的帐号密码让用户产生了混淆，可能一些帐号一段时间不使用就会忘记密码甚至帐号，给用户带来了极大的不便，增加了无意义的记忆负担；而所有帐号全部使用相同的密码存在很大的安全隐患，例如之前的１２３０６、ＣＳＤＮ化号密码泄漏事件，一旦帐号密码被不法份子获取，会给用户的钱财和隐私带来威胁。因此寻找一种更简便、快捷、安全的身份验证方式成为了各大离校实验室、研究所、知名互联网研究院等研究机构的研究热点。生物识别由于具备安全性、稳定性、唯一性等特点，备受广大研究者们的关注［１］。相比其他几种生物识别方式，人脸识别具备其特有的优势，首先，由于人脸识别所需的识别特征是人脸的图像信息，而人脸图像的采集是不需要接触的，只需要摄像头拍摄照片即可，可Ｗ远距离实现身份确认，相比指纹、掌纹等等送类接触性的生物识别方式要更加的友好。而相比步态识别、手势识别这些容易被模仿的生物识别方式，人脸识别则更加安全。最后人脸图像的特征信息相比语音、步态、手势等更加方便存储。基于这些方面的考虑，人脸识别技术更加受到用户的喜爱和认可。

美国的苹果公司于２００７年１月初推出了ｉＯＳ，２００８年９月下旬谷歌公司发布了基于Ｌｉｎｕｘ系统的移动操作系统ＡｎｄｒｏｉｄＯＳＰ１，Ａｎｄｒｏｉｄ移动操作系统的推出刷新了人们对智能手机的观念，诺基亚和它的Ｓｙｍｂｉａｎ操作系统瞬间走下神坛ＩＷＷ，当前，Ａｎｄｒｏｉｄ和ｉＯＳ这两大移动端的系统已经占据了移动端系统的几乎全部市场。与此同时，硬件厂商也不断推出各种高性能硬件，由于Ａｎｄｒｏｉｄ操作系统的开放性，各大手机创业公司加入了这个浪潮之中，并对原生的Ａｎｄｒｏｉｄ操作系统的进行了部分重新设计，定制了具有自己独特风格的手机系统，例如小米科技的ＭＩＵＩ，魅族公司的Ｆｌｙｍｅ，—加手机氮ＯＳ，键子手机的ＳｍａｒｔｉｓａｎＯＳ等等。相比传统ＰＣ，由于移动终端的具有便携、操作灵活的特点，通过几年的迅猛增长，移动互联网己占据整个互联网的大半江山。Ａｎｄｒｏｉｄ操作系统目前已经发布至Ａｎｄｒｏｉｄ６．０，最新ＡＰＩ版本号为２３，每个大的版本都会有较大的改变，例如在Ａｎｄｒｏｉｄ５．０中发布了震惊世界的ＭａｔｅｒｉａｌＤｅｓｉｇｎ（材料设计），根据谷歌公司官方数据统计，截至２０１５年１１月６日，９５％Ｗ上的基于Ａｎｄｒｏｉｄ操作系统的手机的Ａｎｄｒｏｉｄ版本在４．０Ｗ上，其中Ａｎｄｒｏｉｄ４．４占据３７．８％的最商份额。当前Ａｎｄｒｏｉｄ和ＩＯＳ两大移动操作系统的竞争已经进入白热化的阶段，苹果公司和谷歌公司都希望自己的移动操作系统能够更多的占据市场上的份额，就目前阶段来看，由于Ａｎｄｒｏｉｄ系统对源代码进行了开放，市面上的各大手机厂商都开发了基于Ａｎｄｒｏｉｄ操作系统的定制系统Ｐ１，而ｉＯＳ只存在与苹果公司的ｉＰｈｏｎｅ、ｉＰａｄ等产品，因此Ａｎｄｒｏｉｄ操作系统目前处于领先的地位Ｗ。根据数据研究公司ＩＤＣ的数据统计报告，Ａｎｄｒｏｉｄ操作系统将持续保持领先，ｉＯＳ操作系统的份额将出现小幅度的下滑，预计至２０１９年，Ａｎｄｒｏｉｄ将占据移动操作系统市场的８２．６％比例，届时ＩＯＳ将占据移动操作系统的比例为１４．１。ＩＤＣ还表示，２０１５年基于Ａｎｄｒｏｉｄ操作系统的手机出货量为１１．６亿台Ｗ，而到２０１９年，基于Ａｎｄｒｏｉｄ操作系统的手机的出货量会増长至１５．４亿台，届时，ｉＰｈｏｎｅ的出货量也会由今年的２．％亿台増加至２．６３４亿台，可见，虽然苹果公司的设备出货量也会增长，但是总体上来说其市场占有率会进一步被Ａｎｄｒｏｉｄ蚕食。

从身份识别的趋势Ｗ及移动互联网发展趋势考虑，基于ＡｎｄｒｏｉｄＯＳ的人脸识别系统的研究很有前景Ｍ，例如，这几年的时间，很多电商、０２０平台兴起，移动互联网上的身份验证应用场景越来越多，例如支付宝、微信支付、美团、饿了么、大众点评、滴滴打车等应用已经渗入人们衣食住行的方方面面，给人们的生活带来的极大的方便，同时也带来了相应的安全隐患，因此，考虑通过人脸识别的方式来取代传统帐号密码的必要性不言而喻。同时这项工程也具有很大的挑战性，首先人脸识别一直存在拍摄时光钱干扰、被拍摄者的表倩姿态、样本的残缺等难点问题需要解决；另一方面，基于ＡｎｄｒｏｉｄＯＳ的终端性能虽然在不断提高，但是相比传统ＰＣ的ＣＰＵ，性能上仍然有不小差距，因此在识别效率上相比传统ＰＣ会慢一点，尤其是在大规模识别的应用场景下，例如警方对嫌疑人的照片进行识别，Ｗ及一些人脸捜索系统等，效率会成为一个比较重要的参考因素；最后，人脸识别具有很髙的理论研究价值，它涉猎的知识范围到较广，有一定的深度。综上所述，基于Ａｎｄｒｏｉｄ平台下的人脸识别应用具有较大的研究意义。

* 1. **国内外研究现状**

人脸识别包括原始图像的预处理、原始图像中人脸区域的检测、对检测到的人脸区域进行特征提取、特征的分类识别这几个过程ＵＷＩＵ。人脸识别技术的研究最早出现的时间出现在２０世纪５０年代左右，Ｃｈａｎ和Ｂｌｅｄｓｏｅ首次发表了关于人脸识别理论研究的论文ｕｓｉ，但是那个年代的硬件和软件的环境非常差，研究受到较大的限制，当时的算法的应用范围比较狭窄，因此当时这项技术的发展也比较缓慢。直到１９８０年开始，计算机的硬件性能和软件系统开始极速发展，人脸识别技术的实验环境越来越好，理论研究也有了极大的进展，这项技术也逐渐地被用于实际应用场景中。

在人脸的检测方面，随着这方面需求的上升和工程技术方面的进展，大量的国内外学者涌入这方面的研究当中并取得了较好的成绩。国外的耶鲁、麻省理工学院，国内的清华、浙大等等都研究出了检测效果显著的算法，作出了巨大的贡献。目前人脸检测通常分为先验知识Ｗ及基于统计这两种方案Ｗ。前者是Ｗ我们人类最直观的感受作为参考，即根据人脸的五官的位置、结构、形状、数量作为参考依据来判断是否为人脸。１９９４年Ｇ．Ｙａｎｇ等人根据人脸的无关位置的分布，用多个检测窗口来检测判断是否为人脸，提出了一种复杂背景的人脸检测算法Ｍ。１９９７年Ｋｏｔｒｏｐｏｕｌｏｓ等基于标准人脸先验知识和人脸五官的灰度积分投影进行比对，提出了一种人脸检测算法，取得了较好的效果ｕｓｊ。２００１年，艾海舟等在基于一个人脸的模版，设定一个闽值，通过比较需要判断的图像区域与该人脸模版的相似度如果相似度在设定的阀值之上，则说明待检测图像区域存在人脸，这个人脸模版的标准是基于人脸的一些特征并融合了肤色特征，检测的效率和检测的精确度都较好ｆＷ。模版匹配方面，Ｍｉａｏ等人将图像旋转，利用Ｌａｐｌａｃｅ算子对其进行边缘检测，将边缘检测提取出来的信息进行合成最终得到一个人脸模版，然后采用层级方法来进行检测并判断是否存在人脸ｔＷＰｑ。送种方案虽然很直观，但是人脸毕竟是一种非刚性的物体，人脸经常会作出各种表情、姿态，图像的采集也会遇到遮挡、光照等干扰因素，而这种方法对姿态、表情、光照等干扰因素的鲁棒性较差，１９９６年ＪｏｈｎＦ提出的Ｃａｎｎｙ算子刖，１９７０年Ｉｒｗｉｎ提出的Ｓｏｂｅｌ算子ＰＳ等等就是为了一定程度上解决光照对人脸检测干扰、影响，但是对于识别精准要求特别高的实际应用场合，这种方案显然还是不适合的。相比较这种直观的、容易让人理解的基于先验知识的方法，基于统计的检测方法更加先进、准确率髙。对于这种方案，首先需要根据具体数据信息统计出大量的人脸和非人脸的数据信息，根据这聲统计的数据信息，设计出判断是否为人脸的二分类器，对于待检测的图像，只需要将图像作为输入，输出结果即是否为人脸的布尔值。设计人脸分类器的过程比较复杂，为了提高分类器的准确率，必须要持续的调整各种参数来适应当前的应用场合，得到一个最优的分类器。２００１年，Ｖｉｏｌａ等人就提出了一种基于Ａｄａｂｏｏｓｔ的人脸检测算法ＰＳＨＭｌ，它首先使用Ｈａａｒ－Ｌｉｋｅ特征来表示人脸，通过积分图方法的计算，利用Ａｄａｂｏｏｓｔ算法遵选出所需要的具备人脸特性Ｈａａｒ特征，训练得到弱分类器，将训练样本中分类出错的数据和新样本的数据进行混合，在这个混合样本下训练得到新的弱分类器，再通过加权投票的方案把这些弱分类器构成一个强分类器，最终将这些训练得到的强分类器串联起来组合成一个级联分类器作为最终的分类器。在人脸识别中，人脸图像常用矩阵表示，原始的人脸图像的维数会非常高，不利于分类识别处理，需要对原始图像进行特征提取的操作。这里又分为基于几何特征的方法ｐｇ和基于统计的特征提取方法，而基于统计的特征提取方法又分为线性方法和非线性方法Ｐ３。和人脸检测的思想类似，基于几何特征的方案主要根据眼、耳、鼻送些脸部器官的相对位置来提取特征，这种方式的特点也和人脸检测中先验知识的特点类似，效率高但是对噪声的光照、姿态等问题的鲁棒性不好，因此效果并不是很好。而在基于统计特征的方法这一方面则有很多经典的算法。Ｋｉｒｂｙ等人最早把ＰＣＡ方法用于人脸识别应用中Ｐ７Ｋ２８ｌ，ＰＣＡ是一种基于Ｋａｒｈｕｎｅｎ－Ｌｏｅｖｅ（Ｋ－Ｌ）变换的方法，ＰＣＡ方法的基本原理是利用离散Ｋ－Ｌ变换的方法把数据在一个新的空间上进行表示，该新的空间相对于原始空间，关联性的向量数据均己被去除，都是一些线性无关的向量数据，然后根据所需降到的维数，按照特征值由大到小进行选择，这样的操作最终得到的是比较大的特征值所对应的特征向量，即可Ｗ达到降维的效果，消除原始图像上的相关信息同时保留了原始图像的大部分的特征信息。线性判别的方案里面除了ＰＣＡ方法Ｗ外比较流行的还有ＦｉｓｈｅｒＦａｃｅ（ＬＤＡ）方法，该方法通过选择一个向量让Ｆｉｓｈｅｒ准则函数这到它的极值，Ｗ此来作为投影的方向，这样样本即可在这个方向上达到最大类间离散度和最小类内离散度口９］口０１，理论上来说，相比ＰＣＡ，ＬＤＡ更加适合处理这种分类问题。而在高阶的情况下，无论是ＰＣＡ还是ＬＤＡ都不是很适合作处理，Ｂａｒｔｌｅｔｔ等人最先提出将ＩＣＡ应用到人脸识别领域的研究上Ｐ１１，考虑将整个图像当成多个图像的叠加，并实验证明了这种方案效果比ＰＣＡ好［心［３３１。非线性方法中，流行学习的方法出现于９０年代，２０００年Ｒｏｗｅｉｓ和Ｔｅｎｅｎｂａｕｍ等分别在著名的《Ｓｃｉｅｎｃｅ》上发表了关于局部线性嵌入（ＬＬＥ）Ｗ及等距映射（ＩＳＯＭＡＰ）的论文造成了较大的影响。２００３年，Ｂｅｋｉｎ基于谱理论发表了关于拉普拉斯特征映射（ＬＥ）【３６】的论文，该论文正是针对ＬＬＥ的一些缺陷，例如对噪声敏感。Ｈｅ等人提出了的概念对ＬＥ进行了线性化推广并进一步改进得到近邻保持嵌入（ＮＰＥ）口９１。

特征提取完成之后，就需要构造分类器对这些特征进行分类识别，分类器作为人脸识别的最后一个环节，也即＂决策者＂，分类器的构造显然至关重要。在人脸分类识别方面，目前常用的分类器有ＫＮＮ、ＢＰ神经网络、ＳＶＭ、随机森林等等。ＫＮＮ最早是由Ｃｏｖｅｒ和Ｈａｒｔ在１Ｓ＞６７年提出来的一种非参数方法Ｗ１，该算法是一种简洁易懂、效果显著的机器学习算法，ＫＮＮ算法的规则就是将分类结果视为距离测试数据的最近的Ｋ个数据中出现类别个数最多的那个类别。测试过程中Ｗ待测数据为中，渐渐往外扩散，逐渐包含训练样本点，直到包含的样本个数达到Ｋ，其中训练样本和测试样本之间的距离通常情况下使用Ｅｕｃｌｉｄｅａｎ距离来表示。ＫＮＮ算法比较直观易实现，但是由于需要通过不停计算距离来搜索到最近的艮个训练样本，导致计算量非常大，效率很差。神经网络近几年最活跃的机器学习算法之一，神经网络最早出现在上世纪５０年代末，直到ＢＰ神经网络的提出，神经网络正式实现了应用价值Ｗ。为了对人脑进行更加精确的模拟，需要构造多个隐含层，２００６年左右，ＧｅｏｆｆｅｒｙＨｉｎｔｏｎ等在《Ｓｃｉｅｎｃｅ》发表了关于深度信念网络（ＤｅｅｐＢｅｌｉｅｆＮｅｔｗｏｒｋｓ，简称ＤＢＮｓ）的论文；同一时期，Ｈｉｎｔｏｎ的这篇论文对深度学习理论的研究产生了巨大的影响，例如几篇极具影响为的论文［４２］１？１深度学习的研究开始越来越热，深度学习是基于深度信念提出的算法，Ｈｉｎｔｏｎ的论文中，是从受限波尔兹曼机中引出的概念，深度学习需要大量数据的支持，而在这个大数据时代，最不缺少的就是数据量，更加复杂且更加强大的深度模型能深刻揭示海量数据里所承载的复杂而丰富的信息。当前，谷歌、微软、百度、阿里等世界顶尖互联网公司都投入巨大的资源在这方面的研究上，百度还创办了百度深度学习研究院（ＩＤＬ），邀请了吴恩达作为研究院的首席科学家。不过在实际人脸的分类识别场景中，人脸图像的数量还是十分有限的，相对于其他的人脸识别方法，支持向量机这种适用于小规模数据的分类器还是非常有实用价值的。支持向量机（ＳＶＭ）最早是由Ｖａｐｎｉｋ在１９９５年提出的来的ｔｗ，当时就在学术界和工程界引发了不小的轰动。支持向量机算法集合了多项技术、概念，如最大间隔的最优超平面、核函数、凸二次规划、松弛变量等等，适用的场景非常多，且表现都比较好，常被作为人脸识别的分类器。１９７７年，Ｏｓｕｎａ等人发表了关于一种分解算法的论文，且将该算法应用到了人脸检测中【４５１，Ｊｏａｃｈｉｍｓ在此基础上提取了一种ＳＶＭＬｉｇｈｔ的算法优化了Ｏｓｕｎａ的分解算法Ｗ１，１９９８年，Ｐｌａｔｔ提出了序贯最小化优化算法在变量、系数改进方面，１９９９年，Ｓｕｙｋｅｎｓ等人提出了一种最小二乘支持向量机算法，把标准的支持向量机线性不等式的约束转换成等式约束Ｗ此来转换训练为求解方程组ｔｗ，这种方案使得支持向量机更加广泛的运用到了工程技术中ＷＨＷＩ５３。由于最初的设计是针对二分类识别的，所Ｗ对于人脸识别这种应用场景，需要设计支持向量机的多分类方案，通常可Ｗ采取的方案是组合多个二分类器或者使用ＳＶＭ决策树。

国内外也有不少的公司提供了人脸识别的各个平台下的ＡＰＩ服务。例如ＦＡＣＥ＋＋、百度、科大讯飞人、汉王云等公司都提供了相关的ＡＰＩ。Ｆａｃ洗ｏｏｋ、腾讯的ＱＱ空间送些社交网络平台也都有人脸识别功能服务，帮助用户找到可能认识的人。而对于Ａｎｄｒｏｉｄ本身的ＡＰＩ中，Ｇｏｏｇｌｅ就提供了人脸检测的ＡＰＩ，小米公司的ＭＩＵＩ系统、华为的部分机型均集成了人脸解锁功能。

* 1. **本文主要研究内容与组织结构**

**1.3.1 本文主要研究内容**

本文主要研究了人脸识别的算法，Ｗ及研究的算法在Ａｎｄｒｏｉｄ平台下的具体实现。

对原始图像的预处理方案进行了介绍，使得原始图像轮廓更加清晰分明，对比度更强，首先对彩色图像的进行灰度归一化处理，为了减少曝光的对图像带来的影响，对灰度化后的图像还要进行直方图均衡化的处理，通过直方图均衡化这种修正方式，图像的会更加清晰柔和，最后介绍了图像平滑方案来减弱噪声。

对人脸检测的概念和方法进行了介绍，通过设计人脸分类器的角度来介绍了Ａｄａｂｏｏｓｔ算法，分类器的设计是多个强分类器构成的级联分类器，并针对上一次的错误率调整参数，而每个强分类器是由多个弱分类器构成的，弱分类器则是由挑选的Ｈａａｒ特征训练得到的。

对特征提取方法进行了介绍，为了降低图像的维数，提取出关键特征信息，从而提髙下一步分类识别的速度和准确率，需要对人脸区域进行特征提取，着重介绍了基于ＰＣＡ的特征提取方案，对Ｋ－Ｌ变换的原理进行了介绍，引出ＰＣＡ算法并描述了ＰＣＡ特征提取的过程。

对人脸的分类鉴别进行了介绍，介绍了人脸分类鉴别的概念，介绍了常见的几种分类器基本概念和原理。着重介绍了ＳＶＭ分类器，从支持向量机初始的线性分类恃性到非线性分类的过度，从而引出了核函数的概念，提出了一种基于混合径向基和Ｓｉｇｍｏｉｄ核函数的支持向量机，通过实验证明了该支持向量机分类器的性能要由于原始的单一核函数的支持向量机。最后提出了ＳＶＭ的多分类实现方案，把用多个二分类的支持向量机串联起来，最终通过投票的方式确定输入的类别。

顺序介绍了本文应用开发中所需要的几项技术：Ａｎｄｒｏｉｄ核也技术、ＯｐｅｎＣＶ函数库、ＪＮＩ技术、ＮＤＫ。然后分析了应用的功能、应用的架构、应用的实现和实验。

**1.3.2 本文组织结构**

本文的组织结构安排如下：

第１章绪论。综述人脸识别的研究背景与意义、Ａｎｄｒｏｉｄ操作系统的发展与现状，国内外研究现状，包括人脸检测技术研究现状、特征提取技术研究现状、人脸分类识别技术研究现状、Ａｎｄｒｏｉｄ平台下的人脸识别ＡＰＩ实际应用情况。

第２章预处理。介绍了图像灰度化的方法；对直方图的均衡化方法进行了详细的论述，并说明该操作能够一定程度上解决人脸图像的光照问题：对图像平滑进行了介绍。

第３章人脸检测和特征提取。本章主要人脸分类识别前的两块内容，首先论述人脸检测概念，并从Ｈａａｒ特征、弱分类器、强分类器、级联分类器几个方面详细阐述了基于Ａｄａｂｏｏｓｔ的人脸检测算法的过程，然后论文了人脸特征提取的概念，并由Ｋ－Ｌ变换引出ＰＣＡ算法，阐述了ＰＣＡ提取人脸特征的具体过程。

第４章人脸分类识别。本章首先论述常用的几个人脸分类器。从线性可分问题到线性不可分问题引出核函数的概念，提出了一种基于混合径向基和Ｓｉｇｍｏｉｄ核函数的支持向量机，最后阐述了基于支持向量机人脸识别的多分类方案。

第５章Ａｎｄｒｏｉｄ人脸识别系统的实现。本章首先论述Ａｎｄｒｏｉｄ端应用开发所需的一些核也技术，包括Ａｎ血ｏｉｄ核也技术、ＪＮＩ技术、邱ｅｎＣＶ画数库、ＮＤＫ；分析了应用的功能、应用的架构、应用的编写实现，展示了结果。

第６章总结与展望。总结了全文的工作内容，对基于Ａｎｄｒｏｉｄ平台的人脸识别应用的下一步研究给予展望。



1. **人脸图像预处理**

****

人脸图像的预处理操作是人脸识别技术在实际应用当中的关键的一个步骤，因为移动端拍摄到的图像与知名库中的图像情况不同，由于光照、拍摄角度、拍摄距离等因素，移动端拍摄到的图像可能放的情况非常多，因此在人脸检测、特征提取Ｗ及分类鉴别之前，首先必须要对最初拍摄的图片进行预处理的操作。

**2.1 本文主要研究内容与组织结构**

对于手机拍摄的原始图像，由于拍摄的自然环境，拍摄者的拍摄角度等因素，样本可能存在各种各样的情况，为了増强采集到的人脸图像的对比度，使得人脸图像的细节Ｗ及关键的部位更加清晰、分明Ｗ降低由于采集过程中的一些不利因素如光线和关照强度带来的干扰，方便后期算法的处理。首先要对采集到的图像进行灰度化的处理，灰度化仅仅是去除了彩色信息，呈然丢失了一些颜色等级，但是与原始图像的描述是一致的，不会影响图像的主要轮廓信息。

颜色空间表示对图像的颜色相关信息的编码描述，不同的颜色空间对图像颜色信息的描述也有所不同，颜色空间的种类比较多，例如ＲＧＢ、ＨＳＶ、ＹＵＶ、ＨＬＳ等。

对于ＲＧＢ颜色空间的图像，Ｒ分量、Ｇ分量和Ｂ分量这Ｈ个分量共同决定了每个像素点的色彩。这Ｈ个颜色通道可Ｗ取０－２５５之间的某个值，其中取０时最弱，取２５５时最亮，因此每个像素点的颜色的可能性可Ｗ有２５５＊２５５＊２５５，即１６００多万种。ＲＧＢ颜色空间三维表示如图２－１所示，正方体的Ｘ轴表示Ｒ分量的值，随着值的增大红色强度也会由暗至亮，同理，ｙ轴表示Ｇ分量的权值，Ｚ轴表示Ｂ分量的权值。

**2.1.1 本文组织结构**

对于ＲＧＢ颜色空间的图像，Ｒ分量、Ｇ分量和Ｂ分量这Ｈ个分量共同决定了每个像素点的色彩。这Ｈ个颜色通道可Ｗ取０－２５５之间的某个值，其中取０时最弱，取２５５时最亮，因此每个像素点的颜色的可能性可Ｗ有２５５＊２５５＊２５５，即１６００多万种。ＲＧＢ颜色空间三维表示如图２－１所示，正方体的Ｘ轴表示Ｒ分量的值，随着值的增大红色强度也会由暗至亮，同理，ｙ轴表示Ｇ分量的权值，Ｚ轴表示Ｂ分量的权值。

为了把采集到的彩色人脸图像灰度化从而转换为灰度图像，需要根据这Ｈ个分量计算灰度值，不同的灰度值计算方法会带来不一样效果的灰度图，常用的计算方法有分量平均值计算法，即直接求出图像中各像素点的Ｒ、Ｇ、Ｂ三个分量的平均值，然后Ｗ计算的结果作为该像素的这王个分量的值，但是这种简单计算平均值的方案忽视了送Ｈ个分量各自独立的特点，效果不是很好，因此本文采用另外一种方案：加权平均值法来进行计算。

(2-1)

(2-2)

加权平均法根据应用场景不同取值也各异，（Ｈｖ，Ｗｇ，ｗ＞）通常的取值比例有（３，４，２）脚判，（３，６，１），（４，８，１），本文取比例（３，６，１）。

+++图片

**2.1.2 HSV颜色空间**

相比较民ＧＢ，ＨＳＶ能够在视觉效果上更加直观，ＭＡＣ操作系统Ｗ及Ｐｈｏｔｏｓｈｏｐ都是采用的该颜色空间。该颜色空间由色相（Ｈｕｅ）、饱和度（Ｓａｔｕｒａｔｉｏｎ）、明度（Ｖａｌｕｅ）Ｈ个分量组成。相比较ＲＧＢ的Ｈ个分量而言，ＨＳＶ的Ｈ个分量的独立性更强，Ｈｕｅ用是用角度来度量的，由绕Ｖ轴的逆时针旋角度来确定，角度的取值范围是0°~360°，０°对应红色，１２０°对应绿色，２４０°对应盛色；Ｓａｔｕｒａｔｉｏｎ表示颜色接近于光谱的程度，即颜色的鲜艳程度，它的取值为是０到１；Ｖａｌｕｅ的值表示颜色亮暗度，它的取值范围为０到１；民ＧＢ颜色空间到ＨＳＶ颜色空间的转换如下：

其中ｍａｘ表示Ｒ、Ｇ、ＢＨ者值中的最大者，ｍｉｎ表示R、Ｇ、Ｂ三者值中的最小者。

(2-3)

(2-4)

(2-5)

为了采用式２－１、２－２对ＨＳＶ进行灰度化，需要将ＨＳＶ转化为ＲＧＢ：

(2-6)

**2.2 直方图均衡化**

采集人脸图像的过程中，由于拍摄时光线的影响极有可能导致采集到的图像曝光不足或者曝光过度，为了使得采集到的人脸图像的灰度级分布更加均匀，灰度级的数目増加，使得图像的较暗的部分更加明亮较亮的部分变暗些，进一步减少光照给后面操作带来的影响，使得图像更加清晰、柔和，需要采取直方图均衡化的处理。

对于连续值图像，假设ｒ表示被増强图像的灰度，２．１中已经对采集到的人脸图像中所有的像素点进行了归一化处理，因此其最大值为１，对于处理之后的图像，Ｓ表示变换后图像的灰度，即当ｒ＝ｓ＝０时表示黑色，ｉ＝ｓ＝ｌ时候表示白色，则变换函数Ｔ(r)的为：

(2-8)

其中，ｐ（ｒ）表示概率密度函数，为了使得变换后的灰度保持由黑至白的的单一变化顺序，需要满足Ｗ下条件：

（１）当时，Ｔ(r)的单调递増，且

（２）反变换；同样单调递増，且

对于离散值图，需要处理的则是其函数概率之和，例如一副图的像素和是ｎ，分为Ｌ个灰度级别，则第Ｋ个灰度级别出现的概率为；

(2-10)

该步骤实验过程：

(1) 对输入的每个灰度级的像素数目进行统计，其中i=0,1,2,…,L-1，Ｌ表示灰度级的总数目；

(2) 对原始输入图像的直方图进行计算，各灰度级的概率密度为：

(2-11) 其中ｎ为原始图像的总像素数目；

(3) 计算累积分布函数：

(2-12)

(4) 最后的输出灰度级进行计算；

(2-13)

(5) 使用原始图像灰度级函数和的映射关系，修改原始图像的灰度级得到输出图像，输出图像的直方图分布均匀。

++图片

**2.3 图像平滑**

为了进一步减少图像的噪声，还需要对图像再进行平滑处理，对于空间域，图像的平滑也就是求解像素的平均值或者中值；对于频域，则是用低通滤波来完成处理。

**2.3.1 空间域**

(1) 均值滤波器

均值滤波器的原理就是利用各像素点周边像素平均值，用该平均值来代替原先的像素点的值，均值滤波器主要采取的方法是领域平均法。

假定采集到的人脸图像f(x,y)是由NｘNＴ个像素组成，每个像素点使用其领域内的像素的平均值来取代，假设处理后的图像为g(x,y)，则

其中，，S为(x,y) 点领域中不包括(x,y)点的坐标的集合，Ｍ为集合中坐标点的总数。

++图片

通常领域选取的方式为４点领域和８点领域送两种，领域越大，图像的模糊度相应也会越大。

(2) 中值滤波器

相比之下，中值滤波在在空域滤波中更加常用一些，因为它会产生较少的模数，更加适合处理图像中的孤立噪声点，中值滤波器原理和均值滤波器类似，但是中值滤波器决定的像素是由领域像素的中值而非均值决定。

假设采集到的人脸图像f(x,y)，选定窗口大小Ｗ，用选定的窗口像素中值取代后的输出结果为g(x,y)，则有：

其中，f(m-k,n-l)为窗口Ｗ的像素灰度值，为了确定中值，Ｗ的值一般取奇数，若Ｗ值为偶数，则中值取中间两个值的平均值。

++图片

**2.3.2 频域**

对于采集到的一副图像，会存在一些高频量，需要通过低通滤波来消除这些荀频分量。

假定采集到的图像f(x,y)，经过Ｆｏｕｒｉｅｒ变换f(u,v)，选择最优的滤波器函数H(u,v)对f(u,v)的频谱函数进行一定的调整，经过Ｆｏｕｒｉｅｒ反变换后得g(x,y)。

++流程图

不同的H(u,v)的选择，会产生不同的平滑效果，常见的低通滤波器有Ｗ下四种。

1. 理想低通滤波器

它的传递函数H(u,v)为；

其中，是理想情况下的低通滤波器的截止频率。

1. 巴特沃斯低通滤波器

它的传递函数H(u,v)为:

其中ｎ为巴特沃斯低通滤波器的阶数，为截止频率。

1. 指数型低通滤波器

它的传递函数H(u,v)为:

其中为截止频率，ｎ为阶数。

1. 梯形低通滤波器

它的传递函数H(u,v)为：

其中为截止频率，为预先设定值，。

+++图片

**2.4 本章小结**

本章主要介绍了预处理这个环节。从不同颜色空间角度详细介绍了图像的灰度归一化方案，介绍了图像的直方图均衡化理论，从频域和空间域两个方面介绍了平滑滤波方案，对于基于Android平台的实际的人脸识别应用，最初采集到的必然不是标准的灰度图像，而彩色的图像不利于下面人脸检测和特征提取的处理；而直方图均衡化可Ｗ减少光线干扰因素；图像的平街则可Ｗ增强图像的对比度，减少图像的噪声。该步骤处理的好坏影响着后面进一步的处理从而影响识别效率和识别精度。

1. **人脸检测与特征提取**

**3.1 人脸检测技术**

人脸区域的检测是人脸分类鉴别必不可少的前提环节，要对人脸图像进行分类鉴别，首先需要得到图像中的脸部区域部分然后对这部分区域进行下一步的操作。而实际中拍摄人脸图像的过程中通常会由于拍摄距离，焦距等因素导致携带一些非人脸的特征，此时需要对所拍摄图像的进行人脸区域检测来提取人脸区域，最后分类鉴别只会针对人脸部分来进行。该环节实际上就是区分出人脸部位的特征与其他非人脸物体的特征并将人脸区域部分提取出来。人脸检测环节直接影响着人脸分类识别环节，该环节检测准确，后期人脸分类识别环节的效率和精度也会得到提髙。

**3.2 基于Adaboost的人脸检测方法**

Adaboost算法是目前最常被使用到人脸部位检测上的机器学习方法之一，通过输入Haar特征，计算输出结果是否有人脸。Adaboost人脸检测方法实际上就是把所指定的图像分成若干矩形区域，然后对每个矩形区域用Haar特征输入并判断是否为人脸区域，作用就是将整张图像的人脸部位进行提取，将非人脸部位的部分给丢弃。Adaboost算法还采用了一种级联判断的方式，通过将多个强分类器串联起来组成一个级联分类器后，连续对输入进行判断，对于需要提取人脸的图像，如果判断出是人脸的矩形区域就让其通过当前的强分类器进入下一个强分类器，否则直接将其丢弃掉。由于串起来的各个分类器的精度要求是逐渐増加的，通过送些强分类器的层层过滤，大大的加快了分类检测的速度，而且每一级的强分类器对上一级通过的矩形区域特征再一次进行分类判断，大大减少了伪正样本的通过率，即提高了检测的正确率。

Adaboost还采用了一种迭代算法，并非简单地对训练样本进行权重不变的循环训练，最初的样本权重设置是一致的，并在这种样本下训练出弱分类器，但是每次迭代中的样本比重都是由之前一次来确定的，例如第Ｎ次的比重由第Ｎ－１次来确定。每次把分类错误的样本的权重值提高，这样可Ｗ突出分类错误的样本同时得到新的样本分布并训练得到新的弱分类器。

该方法的实现主要分为以下三个步骤：

1. 在大量的Haar特征中利用Adaboost来进行训练学习，然后选择一些最具备人脸部位特征的Haar特征，从而训练得到弱分类器。
2. 将前一个训练样本中分类出错的数据和新样本数据混合在一起构成一个新的训练样本分布，并通过训练得到一个新的弱分类器，再将本次分类过程中分类错误的样本再一次和新的样本混合并得到新的一个弱分类器，如此循环操作，最终通过投票的方法将这几个弱分类器构成一个强分类器。
3. 将这些通过训练得到的一系列强分类器逐一串起来，组成一个级联分类器。
   * 1. **Haar特征**

Haar特征是Adaboost算法的输入，也就是矩形特征。通常情况下，人脸的样本的数量是非常少的，对于这种数据非常有限的情况，使用矩形区域这种方式作为特征来检测要比基于像素的的速度快很多。矩形特征对边缘轮廓比较敏感，而人脸有着一些显著的边缘特征，最显著特征例如人脸的眼睛，双眼的水平方向上的区域或者双眼上下垂直方向上的区域，眼睛的颜色要比周围的的颜色深很多，再如嘴己的颜色也要比周围的颜色深很多，使用矩形特征很容易就可Ｗ锁定这些区域。

各矩形特征如图３－１：

+++图片

可以看出，２－矩形特征通常可用来表示边缘特征的情况，例如双眼和双眼下方的矩形区域；３－矩形特征可以用来表示线性的特征，例如嘴唇和两侧的水平区域可以用其来表示；４－矩形特征用来表示特定方向上的一些情形，它在人脸部位区域的检测中应用的并不多。

**3.2.2 积分图**

Haar特征获取完成之后，需要对Haar特征值进行计算，常用的一种方案是使用积分图来计算该特征的值。积分图对于原始图像而言，就是把原始图像的每一点(x,y)的像素值用该点的左方和上方像素的累加之和来表示，即：

其中式子中的表示初始图的积分图，表示初始图。

++图片

对于像素值的求解，只要使用右下角端点处的值来进行计算即可得到。

++图片

根据积分图的方法可知，在图中，Ａ区域的像素值可表示为ii(1)，Ａ＋Ｂ区域的像素值可表示为ii(2)，Ａ＋Ｃ区域的像素值可表示为ii(3)，Ａ＋Ｂ＋Ｃ＋Ｄ区域的像素值可表示为ii(4)，且根据积分图方法，Ｄ区像素值应该为Ａ区域、Ｂ区域、Ｃ区域、Ｄ区域的像素值之和＋Ａ区域像素值－Ａ、Ｂ区域像素值的和－Ａ、Ｃ区域像素值的和。因此Ｄ区的像素值可表示为；

D区像素值＝ii(4) +ii(1)- ii(2)- ii(3)

通过Ｗ上的推导可知，想要得到Haar的值，只需要考虑Harr积分图及区域端点的信息即可。通过端点积分图的求和差运算可Ｗ快速得到特征值，这也是检测效率高的原因。

**3.2.3 分类器训练**

Haar的特征数目通常会非常大，例如一个２４ｘ２４的训练样本窗口，其Haar特征数目在160000个以上，这样对于Adaboost算法来说负担会相当大，因此，必须要挑选出最合适的Haar特征，然后对这些合适的Haar恃征进行训练即可得到弱分类器。

对于训练样本，可以用网上的一些公认的人脸数据库进行训练，使用最多的例如MIT-CBCL，该图像库总共有10个人，训练图像有把3200张还有大量的测试样本，且人脸图像有0度到75度的旋转，图像的大小为200ｘ200，常用的还有例如MITEx，AT＆T，BioID等人脸数据库。

Haar特征最终是需要转化为弱分类器的，Haar特征的数目和特征值被确定下来之后，需要对这些Haar特征ｆ进行训练得到对应的弱分类器，可Ｗ看出每一个弱分类器都是由它的相对应Haar矩形特征的参数确定下来的，弱分类器的定义公式如下：

其中，表示一个弱分类器，x为一个特征检测窗口，f表示特征值，为域值，训练的目标效果是使得的分类误差值最低。

训练流程如下；

1. 将每一个训练样本灰度化Ｗ及归一化到相同尺寸，本文实验归一化到２４ｘ２４大小，这样保证了样本的灰度和尺寸一致即可确定其Haar在每一个样本中的出现。
2. 计算出每个f值，然后把所有计算出来的f值排序起来
3. 对排序好的样本计算所有正例样本（即人脸样本）的权重之和ｒ＋Ｗ及所有的负例样本（即非人脸样本）之和
4. 计算该例先前所有正例的权值的和和该例先前所有负例的权值的和
5. 计算阈值的分类误差，阈值分类误差为：

通过之前的T次迭代训练，已经得到了T个最优的弱分类器，此时需要进一步对其进行组合从而得到一个强分类器，其中组合的公式为：

其中。

此时使用各个强分类器对图像来进行检测，只要通过它们也就相当于通过了组合成每个强分类器所有的弱分类器。对于是否能够通过该强分类器，采取的方式是让组合成该强分类器的所有弱分类器进行投票，按照送些弱分类器错误的分类率进行加权求和。

**3.2.4 级联分类器**

通过3.2.3得到的强分类器较有比较不错的检测分类效果，此时还需要将以上得到的强分类器串起来得到由强分类器组成的级联分类器，对每一个经过上一个强分类器的窗口进行再一次的检测分类，这样可Ｗ将伪人脸图像窗曰进一步进行分类，大大的提高了分类正确的概率。它的流程图如图3-3：

++图片



级联分类器的设计是每一级逐渐严格的，下一级比上一级严格可以将上一级错误分类的伪人脸给排除掉，之前的控制级别宽松则可以很快的作出判断，将明显没有人脸特征的窗口给过滤。因此级联分类器的错误判断具有两种倾向，靠前的分类器容易将负例通过，而靠后的分类器则容易将人脸的窗口给排除，所以控制好各个分类器的复杂度获得一个平衡是研究重点和难点。图3-5为训练和检测的流程图。

++图片

* 1. **人脸特征提取技术**

在３.２中获取到人脸区域之后，还不能够直接对人脸图像进行分类操作，因为人脸图像的非常复杂，维数很高，这样直接进行分类的的话，分类的计算量将会非常大，导致识别速度很慢，从而不能保证人脸识别的实时性，而且因为在拍摄过程中存在的一些噪声会给分类过程带来不小的干抚，对识别的精确度也会有很大的影响，因此必须要人脸区域图像进行特征提取的操作，提取出分类过程中所需要的最有效的特征，然后针对提取到的这些最有效特征进行分类，这样在效率和精度上都会有所提升。

特征提取的方案包括基于Ｗ及基于知识这两种大的方面。其中基于统计的方法是提取图像中的抽象的统计数据的特征，而基于知识的方法则要更为直观一点，它统计的是人脸图像中我们现实生活中直接可Ｗ理解的内容，例如眼睛、眉毛、嘴己等特征。其中基于统计的方法又包括线性方法和非线性方法，常见的线性方法有ＰＣＡ、ＬＤＡ、ＩＣＡ等，常见的非线性方法又包括基于核特征的提取方法和基于流形学习的特征提取方法。本文实验Ｗ及系统使用的方案为ＰＣＡ。

* 1. **基于PCA的人脸特征提取方法**

**3.4.1 K-L变换**

K-L变换是一种常用的数据压缩方法，它又被称为主成份变换，它消除了数据的相关性，K-L变换通过去除原有数据的相关性来减少特征量的个数，该变换是一个比较合理的、综合性的方案。

假定Ｘ是由ｎ维的矢量构成的一个矢量的集合，其中矢量的个数为Ｎ，那么为：

其中为Ｘ的均值，表示矢量集合中的第i个矢量。

第ｉ个矢量与的差值可以表示为：

则矢量协方差矩阵可以表示为：

矩阵Ｐ为N\*N且实对称，矩阵Ｐ斜对角的元素为的方差，其他元素则为和的协方差。所谓K-L变换正是将矢量集义转换成成一个新的矢量集Y，其中变换的公式为：

其中，S为P正交归一化后的特征向量，且的协方差矩阵Ｑ和Ｐ满足关系：

且Ｑ矩阵对角上的值为，非对角上的值为０，矢量集Ｙ的每一个向量是不相关的，由此可见，通过K-L变换，将原有数据在一个新的空间进行了表示，并且，原有数据的相关性被去除了。

**3.4.2 PCA提取特征过程**

PCA主要是通过K-L变换来获取一个新的空间上的数据表示，原始的空间

中会有很多具有关联性的向量数据，而变换后的新空间中将具有相关性的矢量数据Ｗ及次要数据去除，得到了一組线性无关的特征值对应的特征向量，这样既达到了特征的维数大幅度降低的效果，而且完全可Ｗ表达出原先图像的大部分主要特征。PCA特征提取的一般过程如下：

1. 读取训练样本的数据

在人脸识别中，人脸常用矩阵来表示，首先需要用一个二维数组来保存测试人脸集的数据，假定归一化后的人脸库中的每一张图像的分辨率是i\*j，选取库中的样本数量是ｍ，将这些所有的ｍ个样本用一个矩阵A[m][n=i\*j]来表示，其中每一个单独的样本作为一个行向量，列向量则为这些单独样本在位置相同处的不同的像素的信息。

1. 计算其协方差矩阵

步骤(1)中得到了矩阵A[m][i\*j]，需要进一步求其大小为n\*n的协方差矩阵S,协方差表示矩阵中两个任意的行或列之间的线性关系，对于人连图像而言即图像中的像素关系，协方差的值为大于或者小于零说明矢量之间有关联，相反等于零则两个矢量不想关即不能相互表示。通过以上协方差的计算，就可以获取人脸图像中的像素关联性。

1. 求解特征值和特征向量

经过步骤(2)中的计算之后就需要计算协方差矩阵Ｓ的特征值和特征向量了，因为特征向量的维数是和与之对应的原始图像一致的，从而每一个特征向量可以被看作其对应的图像。

1. 选择主成份对训练集进行降维

经过步骤(3)中特征值和对应转征向量的计算，下面就是要根据实验所需的维数进行降维操作，选取的维数是按照特征值的大小进行降序排列的，例如降到100维，则从大到小选取前100个特征值所对应的特征向量，此时主要的人脸像素信息则被保留了下来。

1. 对测试集进行和训练集一样的操作

最后还需要对测试集进行和训练集想用的降维操作，例如训练集从原始的ｎ维降到了P维，通过特征向量的选取构成了矩阵Ｂ，其中Ｂ为n\*p，则测试集也降到Ｐ维，此时图像的维数远远低于原始图像，下一步的分类操作的效率则会大幅度提高。

++图片

**3.5 本章小结**

本章主要介绍了人脸部位区域的检测和对检测到的人脸部位区域进行特征提取送个两个环节。这两部分内容是人脸分类的前提，这两步操作执行结果的质量影响着最终的人脸分类识别。通过矩形特征、积分图、弱分类器、强分类器、级联分类器这几个过程详细介绍了基于Adaboost的人脸检测算法的原理和流程；详细介绍了基于PCA的特征提取方法流程，对上一步提取到的人脸区域进行检测，为下一步人脸的分类识别做好了准备。

4 **人脸识别算法研究**

5 **Android人脸识别系统的实现**

6 **总结与展望**