# 摘 要

# Abstract

We

**目 录**

[摘 要 II](#_Toc27814694)

[Abstract III](#_Toc27814695)

[第1章 绪论 1](#_Toc27814696)

[1.1 人脸识别特征提取研究的背景与意义 1](#_Toc27814697)

[1.2 人脸识别特征提取的研究现状 2](#_Toc27814698)

[1.2.1 特征提取方法的研究现状 2](#_Toc27814699)

[1.2.2 流形学习方法的研究现状 2](#_Toc27814700)

[1.3 本文的主要研究内容及创新点 2](#_Toc27814701)

[1.4 本文的组织结构 2](#_Toc27814702)

[第2章 特征提取的相关介绍 3](#_Toc27814703)

[2.1 特征提取相关概念 3](#_Toc27814704)

[2.2 人脸识别与特征提取关系 3](#_Toc27814705)

[2.3 几种常用特征提取的算法 3](#_Toc27814706)

[2.3.1 线性的特征提取算法 3](#_Toc27814707)

[2.3.2 非线性的特征提取算法 3](#_Toc27814708)

[2.4 本章小结 3](#_Toc27814709)

[第3章 基于流形边距的特征提取方法 4](#_Toc27814710)

[3.1 方法背景 4](#_Toc27814711)

[3.2 方法阐述 4](#_Toc27814712)

[3.3 实验结果与分析 4](#_Toc27814713)

[3.4 本章小结 4](#_Toc27814714)

[第4章 基于几何感知距离的特征提取方法 5](#_Toc27814715)

[4.1 方法背景 5](#_Toc27814716)

[4.2 方法阐述 5](#_Toc27814717)

[4.3 实验结果与分析 5](#_Toc27814718)

[4.4 本章小结 5](#_Toc27814719)

[第5章 总结与展望 6](#_Toc27814720)

[5.1 研究工作的总结 6](#_Toc27814721)

[5.2 未来工作的展望 6](#_Toc27814722)

[致 谢 7](#_Toc27814723)

[参考文献 8](#_Toc27814724)

[附录1 攻读硕士学位期间发表的论文 9](#_Toc27814725)

[附录2 攻读硕士学位期间参加的科研项目 10](#_Toc27814726)

1. 绪论
   1. 人脸识别特征提取研究的背景与意义

在进入互联网时代后，各种各样的终端设备呈现几何级增加，如智能手机、平板电脑、监控设备、支付设备等。在2016年，Gartner预测2018年物联网连接设备可能达到84亿，然而2018年过去后，Statista经过统计实际上的连接设备达到了230亿。并且这些终端设备都存在一个共同的需求，个人的身份验证。如果只依靠传统的账号密码方式进行验证，肯定不能友好快速的满足如此大量的需求，所以人脸识别[1]的技术被应用于这些设备中。

计算机人脸识别技术是近20年才逐渐发展起来的，同时出现了许多用于研究的人脸数据库，常用的有MIT库、Yale库、CMU库等。为了促进人脸识别技术的发展，对各种人脸数据库和实验进行统一则迫在眉睫，于是美国军方发起了一个人脸识别技术工程(FERET工程)。该工程主要提供了一个大型人脸数据库和实验结果的测试程序，到目前为止，该数据库包含了来自1199个人的14126张图像，并且该数据库分为展开部分和隔离部分[2]。

在机器学习中进行人脸识别的流程主要包括预处理、特征提取、分类模型训练、分类模型测试。预处理负责将数据尺寸进行统一和训练集和测试集的分割等，特征提取的主要作用是将数据的维度进行降低，分类模型训练和分类模型测试则是将特征提取后的数据应用于相应的分类模型中进行训练和预测。而这其中特征提取是本文研究的重点，因为该部分涉及到机器学习的一个普遍问题“维数灾难”。所谓“维数灾难”是指高维的情况下出现的数据样本稀疏、距离计算困难等问题。想象一下，直接对预处理好的64\*64维的图片进行距离的计算肯定会消耗大量的计算能力，而对进行降维操作后的百维左右的样本进行处理则能节省大量的时间。之所以能进行降维操作是因为人们发现在对数据进行学习时，往往只和其中的部分信息存在密切的关系。降维操作主要包含两种方式，一种是特征选择，一种是特征提取，前者主要是选择已有特征中的重要特征并删除其余特征，而后者则是从原本特征中找到新的较少的特征组合。

如果说数论是数学的皇冠，那么特征提取也可以称为机器学习上的皇冠了。在实际的应用上，它能让设备在获取高维的数据同时，还能快速的完成计算与识别，这便是特征提取的现实意义。在理论上，提供了一种解决“维数灾难”的途径，并为研究者提出更加复杂的计算方式提供了支撑，这便是特征提取的理论意义。所以进行特征提取方法的研究是十分有必要的，因为好的特征提取方法不仅能促进工程项目的发展，也能促进理论研究的创新，能达到“一箭双雕”的作用。

* 1. 人脸识别特征提取的研究现状
     1. 特征提取方法的研究现状

提到特征提取方法，那么最先想到的一定就是多维尺度分析(MDS)方法了，该方法起源于1958年。而该方法能得到广泛的应用应该归功于克鲁斯卡尔，1978年克鲁斯卡尔对该方法进行了改进。现阶段在机器学习中提及该方法，指的应该是2001年考克斯的版本。作为一种线性降维方法，其主要目标是保持降维前后的距离不变。

另一个经典的线性降维方法就是主成分分析(PCA)方法了，卡尔·皮尔逊于1901年发明了该方法，然后该方法迅速扩展到各门学科中，如：线性代数中的散度矩阵奇异值分解、统计学中的因子分析、信号处理中的离散KL变换、图像分析中的Hotelling变换等。该方法的主要目标是降维后的数据尽可能地分开。

从机器学习上来说，上面两种方法都是非监督式的学习方法。为了利用数据原本的类别信息，Fisher最早于1936年在二分类问题上提出了线性判别分析(LDA)方法。该方法的目标十分的简单，即降维后同类数据相距尽可能地近而非同类数据尽可能地远。该方法巧妙地将类别信息融合到进行优化的目标中。

线性化的降维方法都存在一个假设，即从高维空间到低维空间的函数映射是线性的，但是实际上许多的映射都是非线性的，为了解决这个非线性的问题就不得不说“核化”的技巧了。舍尔科普夫在1998年将核技巧和主成分分析相结合提出了核主成分分析(KPCA)方法。核主成分分析的主要部分仍然是PCA，但是为了克服原本数据不能通过线性映射到低维空间的假设，不再直接对原本数据进行PCA，而是先通过核函数将原本的数据映射到更高维的空间中，再对更高维空间中的数据进行PCA降维，因为往往原本线性不可分的数据在提高到更高的空间后就变得线性可分了。

国内的研究学者也对特征提取方法做出了许多贡献，2004年杨健团队提出了将KPCA和LDA结合的KFDA方法，其算法过程是先将原始数据使用KPCA算法进行降维，然后对KPCA降维后的数据使用LDA方法进行二次的特征提取。2012年文颖团队将公共向量(Common Vector)和KPCA结合提出了CV-KPCA的方法，其过程是对原始数据进行施密特正交化获取公共向量，然后将公共向量和原始数据对比获得差异向量，最后对得到的差异向量使用KPCA获取降维后的特征。

* + 1. 流形学习方法的研究现状

特征提取中一个重要的研究部分就是流形学习，流形学习是一种借鉴了拓扑流形概念的降维方法。“流形”是在局部与欧式空间同胚的空间，这样就可以将局部的性质推广到全局中。流形最典型的例子就是地球，是一个嵌入在三维空间中的二维流形，在地球的每个局部我们可以使用欧式距离来进行距离的计算。

最典型的流形学习的算法就行等度量映射(Isometric Mapping)算法了，该算法由乔什·特南鲍姆在2000年提出，其基本出发点是，直接计算高维空间中的直线距离不是准确的，因为高维空间中的直线距离在低维流形上是不存在的。比如从北京到广州的距离肯定不可能是在三维空间中的直线距离，因为在地球内部打一个这么远的隧道不太现实，其最近的距离就是沿着地球表面的测地线距离。那么如何计算测地线的距离呢？乔什团队想到了最短路径问题，首先流形中的局部的距离可以使用欧式距离计算，那么每个点都可以使用欧式距离找出其近邻点，非近邻的点则不可达，这样就构成了一个近邻连接图，那么其中任意两点的测地距离就可以通过图的最短路径算法来进行计算了。最后其进行降维的方法还是使用MDS算法，只是MDS算法输入的距离矩阵是通过上述的方法获取的。

Isomap算法思想的本质和MDS算法相同，是保持数据降维前后的距离不变。而另一个典型的流形学习算法局部线性嵌入(Locally Linear Embedding)则希望原本高维空间中的线性关系在低维空间中得以保持，具体来说是指高维空间中数据的一个样本可以用其相邻的几个样本的线性组合表示，当降维到低维空间后，原本对应的线性组合仍然存在。该算法由罗维斯和索尔同年提出，并且两篇算法是一起发布在2000年的《科学》期刊上。可见2000年对于流形学习来说是十分重要的一年了。

国内的研究人员也提出了一些流形学习的方法，2009年李和其团队提出了一个基于无参数判别分析(Nonparametric Discriminant Analysis)的人脸识别框架。2012年Yi等提出了一个基于线性回归的重构判别分析(Reconstructive Discriminant Analysis)方法。这两个算法都是最大化局部的类内和类间的散度矩阵的迹，来获取最佳的子空间达到降维的目的。

目前来看不论是传统的特征提取的方法还是与流形学习结合的特征提取的方法都存在一些问题：

1. 一些方法往往只考虑了数据的特征，而没有结合数据的类别信息，这些类别信息对于机器学习来说十分重要。
2. 单纯的只考虑整体的性质，而忽略了局部的性质。
3. 对于距离的度量比较单一，没有尝试其他的距离度量方式。
   1. 本文的主要研究内容及创新点

本文借助人脸识别应用主要研究的是特征提取，并且主要是与流形学习相结合。首先介绍了基本的人脸识别的流程，了解了特征提取在流程中的位置和作用。然后介绍了几种常用的特征提取的方法，从而了解了这些算法的优缺点。最后根据了解的优缺点进行算法的结合与改进，提出了两个创新点：

1. LDA具有利用数据类别信息的监督式的优点，但是不能利用数据的局部信息。LLE尽管利用了数据的局部信息，却是一种非监督式的方法。所以针对两个方法的优点提出了一种利用流形边距的方法。首先是利用LDA的思想区分类间、类内和总体的概念，然后结合LLE的思想定义三者的散度矩阵。最后根据类间、类内定义了流形边距的概念。通过解决最大化流形边距和最小化总体的线性表示误差的优化问题得到用于降维的转换矩阵。
2. 考虑到除了用流形边距来衡量类间的距离外，还可以使用对数距离来度量类与类之间的距离，因此提出了基于几何感知距离的方法。首先还是定义了类间、类内和总体的概念及散度矩阵，然而这次没有使用到类内部的散度矩阵。直接使用类间的散度矩阵计算其对数距离。最后仍然是一个最优化的问题，只不过目标变成了最大化类间的对数距离和最小化总体的线性表示误差。
   1. 本文的组织结构

本文主要是通过人脸识别技术对机器学习中的特征提取方法进行研究，主要是通过流形学习的手段。文章的内容大致分为五个部分并按下列方式组织：

第一章绪论。介绍了人脸识别技术和特征提取方法的研究背景与意义，不仅综述了一般的特征提取的研究现状，还针对特征提取中的流形学习部分进行了描述；最后对全文的主要研究内容和组织结构进行了概括。

第二章特征提取的相关介绍。阐述了特征提取相关的概念；描述了人脸识别与特征提取的关系，展示了人脸识别一般化的流程；介绍了常用的几种特征提取方法，并对这些方法进行了分类。

第三章基于流形边距的特征提取方法。结合流形学习中的LLE方法和利用类别信息的LDA方法，提出了类别与类别间的边距概念，明确最大化边距和最小化线性表示误差的目标。最后进行算法的实现和实验结果的分析。

第四章基于几何感知距离的特征提取方法。考虑到既然利用了数据的类别信息，那么除了用边距来衡量外，还可以使用距离度量，于是利用对数欧式距离来表示。同样明确最大化对数欧式距离和最小化线性表示误差的目标。最后对算法进行实现和实验结果的分析。

第五章总结与展望。对本文的研究内容和创新点进行了总结，并对特征提取进一步的研究方向进行了展望。

1. 特征提取的相关介绍
   1. 特征提取相关概念
   2. 人脸识别与特征提取关系
   3. 几种常用特征提取的算法
      1. 线性的特征提取算法
      2. 非线性的特征提取算法
   4. 本章小结

31号

1. 基于流形边距的特征提取方法
   1. 方法背景
   2. 方法阐述
   3. 实验结果与分析
   4. 本章小结
2. 基于几何感知距离的特征提取方法
   1. 方法背景
   2. 方法阐述
   3. 实验结果与分析
   4. 本章小结
3. 总结与展望
   1. 研究工作的总结
   2. 未来工作的展望

# 致 谢

我[1]们[3]啊

# 参考文献

1. 张翠平, 苏光大. 人脸识别技术综述[J]. 中国图象图形学报, 2000, 5(11):885-894.
2. Phillips P J , Moon H , Rizvi S A , et al. The FERET evaluation methodology for face-recognition algorithms[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(10):1090-1104.

附录1 攻读硕士学位期间发表的论文

附录2 攻读硕士学位期间参加的科研项目