# 摘 要

# Abstract

We

**目 录**

[摘 要 II](#_Toc31740123)

[Abstract III](#_Toc31740124)

[第1章 绪论 1](#_Toc31740125)

[1.1 人脸识别特征提取研究的背景与意义 1](#_Toc31740126)

[1.2 人脸识别特征提取的研究现状 2](#_Toc31740127)

[1.2.1 特征提取方法的研究现状 2](#_Toc31740128)

[1.2.2 流形学习方法的研究现状 3](#_Toc31740129)

[1.3 本文的主要研究内容及创新点 4](#_Toc31740130)

[1.4 本文的组织结构 4](#_Toc31740131)

[1.5 本章小结 5](#_Toc31740132)

[第2章 特征提取的相关介绍 6](#_Toc31740133)

[2.1 特征提取与人脸识别关系 6](#_Toc31740134)

[2.1.1 特征提取相关概念 6](#_Toc31740135)

[2.1.2 人脸识别流程介绍 7](#_Toc31740136)

[2.2 特征提取与流形学习关系 8](#_Toc31740137)

[2.3 几种常用特征提取的算法 10](#_Toc31740138)

[2.3.1 线性的特征提取算法 10](#_Toc31740139)

[2.3.2 非线性的特征提取算法 14](#_Toc31740140)

[2.4 本章小结 16](#_Toc31740141)

[第3章 基于流形边距的特征提取方法 17](#_Toc31740142)

[3.1 引言 17](#_Toc31740143)

[3.2 基于最大流形边距的算法 17](#_Toc31740144)

[3.3 实验结果与分析 17](#_Toc31740145)

[3.4 本章小结 17](#_Toc31740146)

[第4章 基于几何感知距离的特征提取方法 18](#_Toc31740147)

[4.1 引言 18](#_Toc31740148)

[4.2 基于几何感知距离的算法 18](#_Toc31740149)

[4.3 实验结果与分析 18](#_Toc31740150)

[4.4 本章小结 18](#_Toc31740151)

[第5章 总结与展望 19](#_Toc31740152)

[5.1 研究工作的总结 19](#_Toc31740153)

[5.2 未来工作的展望 19](#_Toc31740154)

[致 谢 20](#_Toc31740155)

[参考文献 21](#_Toc31740156)

[附录1 攻读硕士学位期间发表的论文 22](#_Toc31740157)

[附录2 攻读硕士学位期间参加的科研项目 23](#_Toc31740158)

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(Multiple Dimensional Scaling，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(Principal Component Analysis，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(Linear Discriminant Analysis，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(Kernelized PCA，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是等度量映射(Isometric Mapping，Isomap)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，LLE)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，NDA)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，RDA)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. 本章小结

本章首先介绍了人脸识别的应用背景及作用，然后指出了特征提取对于人脸识别而言具有的实际和理论意义。对于特征提取的研究现状主要从线性和非线性两个角度上来讲解，提及了多维尺度分析、主成分分析、线性判别分析、核主成分分析、核线性判别分析等方法。对于流形学习的研究现状则主要描述了等度量映射和局部线性嵌入两个经典的流形学习算法。另外国内的研究人员同样对特征提取和流形学习做出了巨大的贡献，如公共向量加核主成分分析的算法、无参数判别分析和重构判别分析等。同时引出本文的两个创新点，流形边距和对数欧式距离度量。最后就是对文章的组织结构的说明。

1. 特征提取的相关介绍
   1. 特征提取与人脸识别关系

人脸识别是一个具体的应用问题，可以通过各个学科和各个领域的方法来解决这个应用问题。而本文所指的人脸识别一般都是机器学习中的人脸识别问题，更加狭义的来说，是指本文中通过实验对人脸数据集进行分类的训练和预测过程。特征提取则是机器学习中为了解决“维数灾难”问题的降维操作的一种方式，而降维操作是人脸识别流程中的一个步骤。所以两者之间的关系可以狭义的理解为人脸识别包含特征提取，但是特征提取又可以应用到各种其他的问题上。所以为了更好的理解两者的关系，分别对两者做了具体的介绍。

* + 1. 特征提取相关概念

首先我们要明确这里说的特征提取是指用于特征降维的特征提取，而并非对原始的图像、文本等数据进行的特征提取。对图像和文本等进行的特征提取更准确的应该称呼为特征抽取，是一个将任意数据转换为可用于机器学习的数字特征的操作。另外一个容易相混淆的概念就是用于特征降维的特征选择了，两者的相同点是，最后产生的效果是一样的，即减少特征数据集中的特征的数目。特征选择是将输入的特征集合，根据评价准则选择出一组具有良好分类能力的特征子集。特征提取是对输入的特征通过变化或者映射的方法而产生新的特征集合。一条n维的数据分别通过特征选择和特征提取处理的区别如图2.1。

特征提取

特征选择

X1X2X3

**...**

Xn

X1X2X3

**...**

Xm

X1X2X3

**...**

Xn

Y1Y2Y3

**...**

Ym

1. **特征选择和特征提取示意图**

一般来说特征提取的过程是寻找到一个变换矩阵W让原本高维空间中的数据X∈RD×N转换到低维的空间中成为数据Z∈Rd×N，其中d远小于D，这样就达到了降维的目的，具体的表示如公式2-1。

(2-1)

其中W属于RD×d。

从矩阵分析的角度来说矩阵W包含了旋转变换和缩放变换，下面讨论不同的情况下的意义：

1. W为单位矩阵，则没有任何变换。
2. W为对角阵，则只进行缩放变换而不进行旋转的变换。
3. W为正交矩阵，则只进行旋转变换而不进行缩放变换。
4. W为方阵，则进行旋转和缩放两种变换，当此时的方阵不是满秩的则具有降维操作。
   * 1. 人脸识别流程介绍

这里介绍的是机器学习中的人脸识别流程，并且更具体来说是本文进行实验的流程介绍。主要包括数据预处理、特征提取、训练分类模型、测试分类模型等，具体的如图2.1。

训练后的模型

原始数据

数据预处理

训练集

特征提取

测试集

训练分类模型

降维后的训练集

降维后的测试集

测试分类模型

1. **人脸识别流程图**

数据预处理的过程主要包含两部分，一个是将图像数字化，另一个是将数据集分割。图像数字化首先是将图片进行裁剪和缩放统一尺寸，然后将图片转换成灰度图的类型，最后将图片按行(列)优先转换为列向量并组合在一起成为数据矩阵；数据集分割就是将数据的每个类别按固定比例分割成为训练集和测试集，比如100(10×10，10种类别，每类10条)条数据按40%训练集60%测试集的比例进行分割，那么训练集是40(10×4，10种类别，每类4条)条数据，测试集是60(10×6，10种类别，每类6条)条数据，如果有必要可能需要对数据进行标准化的处理。

特征提取的过程按主次也分为两个部分。主要的部分是利用预处理分割的训练数据集，结合相应的特征提取算法得到公式2-1中的W矩阵和降维后的训练数据集。其中特征提取的算法就是本文主要研究的重点，除了后面章节会介绍的常用的算法外，还有进行改善后的两个新算法。次要的部分则是使用获取的W矩阵根据公式2-1对测试数据集进行降维，从而得到降维后的测试数据集。

分类的过程则分为训练和测试两个部分，首先本文采用的k近邻(k-Nearest Neighbor，kNN)的分类方法。训练的部分是利用降维后的训练数据集对建立的分类模型训练，测试部分则是利用训练后的分类模型对测试数据集进行预测并进行相关的评价。

k近邻分类方法是一种常用的监督学习方法，其工作原理简单来说就是“近朱者赤，近墨者黑”。给定需要预测的测试样本，根据某种距离度量计算该样本和训练数据集的距离，选择其中最小的k个数据并对测试样本进行预测。如果是分类任务则使用“投票法”，回归任务使用“平均法”。因为k个近邻的距离不同，所以可以对投票和平均进行加权。k值的确定十分重要，因为不同的k值可能导致不同的结果，图2.3是一个k近邻分类的示意图。

?

+

-

-

+

+

**K=1，?判定为+**

**K=3，?判定为-**

**K=5，?判定为+**

1. **k近邻分类示意图**
   1. 特征提取与流形学习关系

特征提取是降维的两种手段之一，而流形学习是一类借鉴了拓扑流形概念的降维方法，因此可以认为流形学习是特征提取的一个研究分支。上一节中已经说明了特征提取的概念，现在为了更好的理解两者的关系，需要对流形的概念做一些简单的介绍。首先流形是指一个局部与欧式空间同胚的空间，也就是它在局部具有欧式空间的性质，能用欧式距离来进行距离计算。这就给降维带来了很大的启发，若低维流形嵌入到了高维空间，此时样本在高维空间的分布虽然复杂，但在局部上仍具有欧式空间的性质，因此可以在局部建立降维映射关系，然后再设法将局部映射关系推广到全局。

高维空间的数据实际上是存在冗余的，并不需要那么多的维度来进行表示，可能只需要少量的维度就可以进行表示，那么这个低维的表示数据的空间就可以称为流形。反着来说就是，将这个低维的流形进行扭曲后就嵌入到高维空间中了，图2.4形象的展示了三维空间的数据展开为一个二维流形的过程。球体就是一个

1. **流形示意图**

典型的例子，可以理解为一个二维的流形经过扭曲后形成了嵌入在三维空间中的球。球可以用公式2-4来表示，球上的每一个点都可以用一个三元组来表示，但是实际上这些三元组可以只用两个变量θ和φ来表示，这也证明了存在一个二维的流形。

(2-4)

* 1. 几种常用特征提取的算法

特征提取的算法有许多种，从不同的角度会形成不同的分类结果。利用是否使用数据的类别信息可以分为有监督方法和无监督方法；按变换的形式可以分为线性方法和非线性方法；按保存的数据结构类别分为全局方法和局部方法。本文主要从线性和非线性的分类来介绍了几种常用的特征提取算法。

* + 1. 线性的特征提取算法

MDS算法是一个经典的线性特征提取算法，其主要思想是保持原本数据集之间的距离在降维后的低维空间中尽量不变。首先我们确定降维前的数据且，目标的结果数据是降维后的数据且。为了求解矩阵Z，可以令，对矩阵B进行特征分解有,其中Λ为d个特征向量由大到小排列成的对角矩阵，V是对应的特征向量构成的特征矩阵。可以选取其中的前个特征值构成新的对角矩阵和特征矩阵，那么，因为对角矩阵的转置不变。

(2-5)

为了计算矩阵B，我们需要根据原始数据X计算距离矩阵,其中的第i行j列元素表示xi和xj之间的距离。由于降维前后的距离不变，故有,且。

(2-6)

另外处理数据时会进行中心化的处理，那么可以得到如下的结果。

(2-7)

(2-8)

(2-9)

可以规定三个值、、，其表示如下：

(2-10)

(2-11)

(2-12)

结合(2-6)、(2-10)、(2-11)、(2-12)可以得到的计算公式(2-13)。最后MDS的算法步骤如表2.1。

(2-13)

1. MDS算法步骤

|  |
| --- |
| **输入：**距离矩阵D,其元素为原始数据xi和xj之间的距离；降维后的维数。  **流程：**   1. 根据公式(2-10)到(2-12)计算定义的、、； 2. 根据公式(2-13)计算矩阵B； 3. 对矩阵B进行特征分解； 4. 选取前大的特征值构成对角矩阵和特征向量；   **输出：**降维后的矩阵Z。 |

PCA算法则是另一个常用的线性特征提取方法。其目标有两个，一个是最近重构性，另一个是最大可分性,两者的思想都与“超平面”这个概念相关。首先我们要明白“超平面”这个概念，超平面是指进行降维后的低维空间的基向量构成的一个“平面”。二维空间中是一条直线，三维空间中是一个平面，更高维的空间中则可以称之为“超平面”。最近重构性是指原始数据到这个超平面的距离尽可能近。最大可分性是指降维后数据尽可能地分开即原始数据投影到该超平面后的点尽可能地分开。因为这两个目标实际上是一个等价的推导，所以这里仅从最大可分性来进行介绍。首先原始的数据为,包含m条d维的数据。所以一条数据通过转换矩阵投影后的数据为，那么为了达到最大可分性的目的，需要投影后的数据的方差最大，图2.5进行了解释。



1. **PCA最大可分性示意图**

由于数据一般都会进行中心化的处理，那么方差为。进行矩阵化的表示后得到优化目标(2-14):

(2-14)

解决最优化问题常用的方法就是拉格朗日乘子法，对(2-14)进行拉格朗日乘子法得到公式(2-15):

(2-15)

现在只需要对进行特征值分解，得到d个特征值后进行排序，最后选取前大特征值对应的特征向量构成投影矩阵。具体的算法步骤如表2-2。

1. PCA算法步骤

|  |
| --- |
| **输入：**原始数据；低维空间的维数。  **流程：**   1. 对原始数据进行中心化处理； 2. 计算协方差矩阵； 3. 对协方差矩阵进行特征分解； 4. 选取前大特征值对应的特征向量构成投影矩阵;   **输出：**投影矩阵。 |

另一个线性特征提取的方法就是LDA算法，该算法是一个监督式的方法，因为该方式使用了数据的类别信息。该算法的目标结合类别信息来说就是让降维后的同类点尽可能地近而非同类之间尽可能地远。图2-6展示了使用不同的投影矩阵将二维的数据投影到直线上的结果，其中左边的图投影后的数据中相同类别的点分布比较散并且不同类别的交界处还存在部分混杂，而右边的图显示的效果则是相同的点分布比较集中并且不同类别间隔明显。那么肯定是右边的图的效果更符合LDA算法的目标，并且降维后的数据能更好的用于分类。



1. **LDA效果示意图**

因为LDA结合了数据的类别信息，为了更好的进行说明先从简单的二分类问题进行切入，最后再推广到多分类的问题。原始的带有类别信息的数据集,其中表示第i条数据的n维特征，而表示第i条数据的类别。用，，分别表示类别的特征向量集合、平均值向量和协方差矩阵。算法目标的第一部分是降维后非同类的点尽可能地远，其含义就是投影后的类别的中心点的距离最大如公式(2-16)，其中w表示投影矩阵。算法目标的第二部分是降维后同类点尽可能地近，其含义就是投影后的类别的协方差和最小如公式(2-17)。

(2-16)

(2-17)

将两者结合统一进行表示如公式(2-18)。其中定义类内散度矩阵，类间散度矩阵,因此J(w)可以使用散度矩阵表示为。

(2-18)

另外为了更好的进行统一会对投影矩阵进行一定的限制即,为了求解这个最优化的问题也是使用拉格朗日乘子法，最后可以得到公式(2-19)。该公式的求解和PCA方法一样变成了特征值求解的问题。

(2-19)

再应用到多分类的问题时，需要注意类内散度矩阵和类间散度矩阵的计算，其具体定义如公式2-20和2-21。其中N表示类别个数，表示第i类别的样本数目，μ表示总的均值向量。

(2-20)

(2-21)

具体的算法描述如表2-3。

1. LDA算法步骤

|  |
| --- |
| **输入：**原始数据；；低维空间的维数。  **流程：**   1. 根据公式2-20计算类内散度矩阵； 2. 根据公式2-21计算类间散度矩阵； 3. 计算矩阵，并进行特征值分解，得到特征值λ及对应的特征向量w； 4. 选取前大的特征值对应的特征向量构成投影矩阵; 5. 计算投影后的数据。；   **输出：**投影后的数据。 |

* + 1. 非线性的特征提取算法

对于非线性的问题最常用的方法就是核技巧，将核化的技巧与常用的线性特征提取的PCA方法结合就出现了常用的非线性特征提取的方法KPCA算法。其思想主要是将原本线性不可分的数据映射到高维空间后，由于其在高维空间中是线性可分的便可以采用线性的PCA算法进行降维。首先确定原始数据为,映射的高维空间的数据为。对于高维空间中的数据Z结合PCA算法中的公式2-15可得,假设通过映射Φ将数据X转换到Z即，结合两者可得。可以令w表示为其中,最后将进行化简可得。之所以化简为这种形式是由于核技巧的原因，因为尽管映射Φ无法进行确定，但是其内积可以通过核函数进行计算，从而得到核矩阵K，最终进行特征分解的形式如公式2-22。

(2-22)

核函数的主要作用是不用直接计算到高维的映射，而是使用函数值表示内积的值，这样能避免大量的计算。核函数的充分条件是mercer定理，mercer定理是指任何半正定的函数都可以作为核函数。所谓的半正定函数是指，如果构成的矩阵是半正定的矩阵，那么函数f就是核函数。常用的核函数主要有线性核函数、多项式核函数、高斯核函数，具体形式如下:

(2-23)

(2-24)

(2-25)

最后KPCA算法的具体流程如表2.4。

1. KPCA算法步骤

|  |
| --- |
| **输入：**原始数据；低维空间的维数。  **流程：**   1. 选取核函数k； 2. 利用核函数计算核矩阵K； 3. 结合公式2-22进行特征值分解； 4. 选取前大的特征值对应的特征向量构成投影矩阵; 5. 计算投影后的数据；   **输出：**投影后的数据。 |

Isomap算法利用流形学习中的局部同胚的特性，结合线性方法中的MDS算法进行降维。其主要的关键点在于样本点之间的距离不是使用传统的MDS的欧式距离进行表示，而是使用构成的图的最短路径进行表示。其算法流程如表2.5：

1. Isomap算法步骤

|  |
| --- |
| **输入：**原始数据；近邻点数k；低维空间的维数。  **流程：**   1. 计算点与其他点的距离，排序后选取前k小的点作为近邻点； 2. 重复步骤1确定m个点的近邻并设置其欧式距离，非近邻点的距离设置为无穷大； 3. 结合前两步构建的图，利用最短路径算法计算任意两点之间的距离，生成距离矩阵Dist； 4. 将计算的距离矩阵Dist作为MDS算法的输入; 5. 返回MDS算法的输出；   **输出：**降维后的数据Z。 |

另一个基于流形学习的LLE方法认为高维数据的局部特性在降维后同样存在并保持相同。具体来说就是对于样本点,其可以用相邻的局部点进行线性表示如公式2-26，参数w就是所谓的局部特性，其保持相同则是指降维后

(2-26)

对应的点仍然使用相同的参数w重构。对于参数w的确定，则是点与重构后点间距离的最小化问题，其具体表示如公式2-27，其中表示样本点用于重构的近邻点的下标集合。若令,则公式2-27求解的参数w

(2-27)

如公式2-28。假设降维后的点用表示，因为进行重构的

(2-28)

参数w保持不变就有公式2-29，其与公式2-27形式相同但是求解的目标则不相

(2-29)

同,公式2-27中x已知求解w而公式2-29中w已知求解z。

公式2-29的矩阵化表示如公式2-30，其中矩阵M为公式2-31。

(2-30)

(2-31)

对于公式2-30的求解同样可以使用特征值分解，将矩阵M进行特征值分解后，前个特征值对应的特征向量构成的矩阵即为。LLE算法的具体步骤如表

1. LLE算法步骤

|  |
| --- |
| **输入：**原始数据；近邻点数k；低维空间的维数。  **流程：**   1. 计算点与其他点的距离，排序后选取前k小的点作为近邻点； 2. 利用公式2-27求解,对于非近邻的点w则为0； 3. 利用公式2-31得到矩阵M； 4. 对矩阵M进行特征值分解; 5. 选取前个特征值对应的特征向量；   **输出：**降维后的数据Z。 |

* 1. 本章小结

本章介绍的主要内容是降维方法中的特征提取。首先介绍特征提取和人脸识别之间的关系，因此阐述了特征提取的概念和人脸识别的流程；然后说明了流形学习相关的概念并表明了流形学习和特征提取之间的关系；最后详细介绍了几种常用的特征提取的算法，并按线性和非线性进行了分类。线性的特征提取的方法包括保持距离不变的MDS算法、保持最大可分性的PCA算法、利用类别信息的LDA算法。非线性的特征提取的方法则主要介绍了三种，核技巧和PCA结合的KPCA算法、利用最短路径结合MDS的Isomap算法、保持局部特性不变的LLE算法。

1. 基于流形边距的特征提取方法
   1. 引言

近些年，提出了许多基于LLE的监督式算法用于处理数据分类问题。其中最普遍的方法是将监督式的LDA算法与LLE算法结合，另外一部分算法则是使用数据的类别信息构建数据局部图。但是在构建k近邻图的时候，会存在非同类点之间的距离比同类点之间的更短的情况，这种错误的情况使得进行判别分析时错误地选择近邻点。解决这个问题的方法主要有两种，一种是对数据点之间的距离进行调整，另一种是选取近邻点时只从同类点中进行选取。假设位于一个流形上的点都是来自相同的类型，那么相应的一些其他的流形上的点也是相关类别点构建而成的，这样能使用构建的k近邻图表征流形内部的数据。但是这样就忽略了由流形之间的数据构成的k近邻图，既没有使用类别与类别之间的关系。基于以上就可以构建流形内图和流形间图，结合这两个概念提出的流形边距度量可以全局的衡量不同流形间的距离。同样也可以提出一个不考虑流形类别信息的全局流形图用于衡量数据的局部性。相较于非监督式的LLE算法而言，本章提出的局部线性表示流形边距(LLRMM)算法结合流形类别信息构建流形间图和流形内图。在流形间图中，任何结点及其k近邻必须属于不同的流形，因此流形间图表示不同流形间的距离。在流行内图中，任何结点及其k近邻点则属于相同的流行。构建的两个图与预期的全局流形边距存在密切的关系。

为了更好的说明提出的LLRMM算法，首先从简单的二分类问题着手。如算法示意图3.1中，存在两个不同类型的流形M1和M2。对于流形M1中的一个

1. **LLRMM算法示意图**

样本点，其构建流形内图的其余四个最近邻的点选自于同类别的M1流形中，与此同时，可以选择不同类别的M2流形中的距离该点最近的四个点一同构成流形间图。从图3.1的左边图可以发现，两个流形的数据在高维空间中混合在一起无法很好的进行分割。因此为了对两个流形的数据进行分离，需要找到一个低维的子空间达到最大化流形间的边距的目的，正如右边的图展示的情况。

* 1. 基于最大流形边距的算法

本节主要对LLRMM算法从三个方面进行了详细的描述。首先是局部线性表示的阐述，因为该算法是一个基于流形学习的算法，对于流形局部同胚性这一性质的描述就是通过局部线性表示；第二点则是本算法的重点，利用流形内图和流形间图的概念构建新的概念流形边距；最后则是借鉴LDA算法的思想，将流行边距和全局的数据结合构成瑞丽熵的形式进行最优化问题的求解。

* + 1. 局部线性表示

首先是流形内图的构建，构建的过程中会涉及流形的类别信息和局部几何性质。对于类别信息来说是指图中任何一个点和它的最近邻点都是来自同一个流形即是同一个类别。局部几何性质是说该点由它的最近邻点组合而成，换句话说就是用近邻点线性表示该点，更进一步就是求解表示误差最小化的优化问题并获取表示权值w，该优化问题的目标函数就是表示误差如公式3-1，其中表示的k个来自同类流形的近邻点。由于线性表示的权值有单位化的限制即，所以公式3-1可以重写为公式3-2。

(3-1)

(3-2)

这里几乎和LLE一致，可以令,那么公式3-2可以重新表示为公式3-3。并且可以利用拉格朗日乘子法进行最优化问题的求解获取线

(3-3)

性表示的权值。进行拉格朗日求解的过程主要分为两步，第一步是拉格朗日函数的构建如公式3-4，第二部则是对要求的参数求偏导，并且偏导数为零的点

(3-4)

为极值点即要求解的值，公式3-4中对求偏导，并且偏导数等于零即,最后解的结果如公式3-5。

(3-5)

公式3-5得到的是在流形内图中k个近邻点的权值，那么其他点就不占比重其权值为0，其具体表示如公式3-6,其中表示在流形内图中近邻的集合。这样流形内图中的任何一个点都存在一个相对应的权值向量，最后所有

(3-6)

数据点的向量组合在一起即构成了流形内图的权值矩阵。

同样的，可以对流形间图使用与流形内图相同的流程获取权值矩阵,其不同点在于近邻点的不同，其近邻点是与该点不同流形的点。具体的每个点的权值表示如公式3-7，其中表示在流形间图中近邻点的集合。

(3-7)

最后会求解一个全局流形图的权值矩阵,其流程仍然没有改变，只是近邻点的选取与类别没有关系是从所有的数据中进行选择。具体的权值表示如公式3-8，其中,表示在全局的数据总的近邻点。

(3-8)

* + 1. 流形边距定义

在上一节中定义了三个流形图，分别是流形内图、流形间图和流形总图，并且还确定了图中点用局部线性表示的权值及构成的权值矩阵。通过这些权值矩阵能很好的表示流形内数据、流形间数据和总数据的特征。更进一步，基于三种流形图定义了对应的三种散度矩阵，分别是流形内图散度矩阵、流形间图散度矩阵和流形总图散度矩阵。

在公式3-1中，是通过最小化一个点和其同流形近邻点的线性表示来获取权值，通过二次型可以将公式3-1重新表示为3-9。其中。

(3-9)

如果将该公式应用到所有的数据点，则可以用矩阵的形式进行表示如公式3-10。

(3-10)

公式3-10的目标是通过求解受约束的最优化问题来找到最小化表示误差的权值，因此该公式可以被用来表示流形内图数据的紧密度，并定义了对应的流形内图散度矩阵，其具体形式如公式3-11。同时与流形内图定义的散度矩阵相类似的，可以分别定义流形间图散度矩阵和流形总图散度矩阵,其对应的具体形式如公式3-12和3-13，其中、

(3-11)

(3-12)

(3-13)

有了上述的三个散度矩阵，可以更好定义流形边距的概念。首先我们知道边距的概念就是外边界与内边界的距离，用同心圆来描述就是外圆的半径与内圆半径的差，从流形的角度来说就是流形上的点与流形的距离减去流形的内部距离，这样定义的就可以衡量不同流形间的分离程度，如公式3-14。

(3-14)

对于两个流形之间的距离，其实可以使用流形中距离流形最短的点的距离表示，因此。这样很容易就联想到了流形间图中的一些概念，可以使用点在流形上近邻点的线性组合表示流形，这样两者的距离可以表示为公式3-15,其本质就是流形间图的散度矩阵。

(3-15)

而对于流形内部的距离其实与公式3-9相关，因为进行最小化的表示误差就是该点与流行内部其他点的距离即流形内部的距离，其本质形式就是流形内图的散度矩阵。最后流形边距的定义如公式3-16。

(3-16)

* + 1. 最优化问题求解

在各种各样的流形学习方法中，其目的都是找寻到一个子空间并且在该空间中不同流形上的数据更容易区分。在LLRMM算法中其目标具体化就是让定义的流形边距在低维子空间中打到最大即。相较于流形内图散度矩阵来说，提出的流形总图的散度矩阵能更好的表示所有流形的固有特性，其最后的目的是低维子空间中的表示误差最小即。

基于上述的分析，为了求解低维子空间需要满足上述的两个目标函数。总的来说就是求解如公式3-17所示的一个多目标优化问题。而为了求解这个多目标

(3-17)

优化的问题，需要找到一个函数能很好的满足多个目标，进而转换为单目标优化问题，最后这个函数如公式3-18。

(3-18)

通常来说，传统的流形学习方法会遭遇样本外问题，因此会引用一个原始数据和嵌入数据间的线性变换如，并且这个线性变换会有正交的限制即，所以公式3-18最后表示如公式3-19。这个优化的目标是找到一个线性

(3-19)

变化既能最大化流形边距又能最小化全局流形的紧密性。

求解这个最优化问题同样使用拉格朗日乘子法，最后得到的特征值分解方程如公式3-20。最后转换矩阵A是由特征分解的前d个特征值对应的特征向量构

(3-20)

成。转换矩阵不仅能应用在训练集的数据上，还能应用在测试集的数据用于获取其低维的嵌入。最后LLRMM算法的具体流程如表3.1。

1. LLRMM算法步骤

|  |
| --- |
| **输入：**原始数据；数据类别近邻点数k；低维空间的维数。  **流程：**   1. 通过合适的k值构建流形间图、流形内图和流形总图； 2. 通过公式3-6、3-7、3-8来计算相应的权值矩阵、、 3. 计算对应的格拉姆矩阵、； 4. 计算相关联的散度矩阵、、; 5. 计算流形边距； 6. 求解特征分解方程; 7. 对特征值进行从大到小的排序并将前d个特征值对应的特征向量组合成变换矩阵A，通过求解获取降维后的数据；   **输出：**变换矩阵A和降维后的数据Y。 |

* 1. 实验与分析

本节主要通过实验来验证LLRMM算法的性能，并且选取了KPCA、NDA、RDA和DMML算法来进行比较。对于RDA和LLRMM方法而言是Fisher形式的目标函数，因此会存在小样本尺寸问题，所以需要提前进行主成分分析。通过原始数据的维数约简来避免问题。对于KPCA、NDA、RDA、DMML和LLRMM来说都是数据的特征提取方法即只进行了数据的预处理，最后需要使用最近邻分类器对上述算法提取的特征进行分类。而对于用于比较的LMNN方法而言，因为LMNN本身就是一个分类器，所以不需要添加最近邻分类器即可进行比较。最后这些方法会应用AR、CMU PIE、Yale、YaleB和LFW等人脸数据集，并根据实验分别展示识别的性能。

* + 1. AR人脸数据集实验

在AR人脸数据集中有4000张彩色图片，其中包含70名男性和56名女性，并且通过改变面部表情、光照条件和遮挡等方式形成不同的正面人脸图。其中有120个人的图片被选中包含65名男性和55名女性，并且由于在两个不同时段进行的拍摄，数据集被分成两个部分。每个部分有13张彩色图片，这些图片能被转换为灰度图。在本实验中，会从总计120个人的每个人图集中选取14张灰度图，并且两个部分中各选7张。每张图片会被裁剪和统一到64×64像素的大小。这样AR数据子集中一个人的图集如图3.2所示。



1. **AR数据集的个人图集**

在本实验中会测试训练集样本数目的影响，因此当分别选择AR数据子集中每个人的5、6、7、8张图片构成训练集时，相对应的剩余的9、8、7、6张图片就会构成测试集。并且用近邻分类器进行分类时，会将k设置为4、5、6和7来进行比较。并且进行试验时，会10次随机地选择5、6、7、8张图片，最后得到的平均识别率和标准偏差显示在表3.2中，从表中可以发现相同的样本数目时，LLRMM算法的识别率更高一点。

1. AR数据集实验结果

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 5 trains | 6 trains | 7 trains | 8 trains |
| DMML+NN | 85.01±1.24 | 87.35±1.48 | 87.56±1.62 | 90.43±1.35 |
| KPCA+NN | 90.36±1.53 | 91.76±1.97 | 92.54±1.28 | 93.52±1.01 |
| NDA+NN | 92.45±1.06 | 93.21±1.12 | 94.03±0.89 | 95.33±1.47 |
| RDA+NN | 92.68±1.74 | 93.99±2.10 | 94.89±1.02 | 96.21±0.72 |
| LMNN | 84.62±1.49 | 87.82±1.43 | 90.29±0.74 | 92.17±1.29 |
| LLRMM+NN | 95.54±1.32 | 96.44±1.22 | 97.21±0.99 | 98.01±0.78 |

* + 1. CMU PIE人脸数据集实验

CMU PIE的人脸图像数据集被广泛使用，特别是用于姿势，照明和表情评估。在CMU PIE的人脸数据集中，包含68人的41368幅人脸图像。通过变化的姿势，照明和表情，13个同步摄像机和21个闪光灯被用来捕获人脸图像。在本实验中，会为每个人选择了170张灰度人脸图像，一起构成实验用的CMU PIE人脸子集。此外，每张图像的大小调整为32×32。示例图像如图3.3所示。



1. **CMU PIE人脸数据集的个人图集**

在实验中，从CPU PIE子集中选择每个类别的60、70、80和90张图像作为训练集，并以相对应剩余的110、100、90和80张图片作为测试集。构建流形内图、流形间图和总流形图时，k设置为20。表3.3中显示的是统计结果，包括CMU PIE人脸子集中的平均识别率和相应的标准偏差，其中会通过随机选择60,70,80和90张个人图像作为训练，进行了10次实验。从表3.3中还可以得出，在相同数量的训练样本的情况下，LLRMM的平均识别率要大于KPCA，NDA，RDA，DMML和LMNN。

1. CMU PIE数据集实验结果

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 5 trains | 6 trains | 7 trains | 8 trains |
| DMML+NN | 85.01±1.24 | 87.35±1.48 | 87.56±1.62 | 90.43±1.35 |
| KPCA+NN | 90.36±1.53 | 91.76±1.97 | 92.54±1.28 | 93.52±1.01 |
| NDA+NN | 92.45±1.06 | 93.21±1.12 | 94.03±0.89 | 95.33±1.47 |
| RDA+NN | 92.68±1.74 | 93.99±2.10 | 94.89±1.02 | 96.21±0.72 |
| LMNN | 84.62±1.49 | 87.82±1.43 | 90.29±0.74 | 92.17±1.29 |
| LLRMM+NN | 95.54±1.32 | 96.44±1.22 | 97.21±0.99 | 98.01±0.78 |

* + 1. Yale人脸数据集实验

Yale人脸数据库是由耶鲁大学计算视觉与控制中心收集并构建的。在耶鲁人脸数据集中，有15个人包含165张图片，这些图片具有光照条件，面部表情以及戴或不戴眼镜等变化，因此每个人，分别有11张图像。图3.4显示了来自Yale人脸数据集的一个人的图像，这些图像已被裁剪为64×64像素大小。



1. **Yale数据集的个人图集**

对耶鲁人脸数据集进行了10次重复实验，以获取平均识别率和相应的标准偏差。对于每种特征提取方法，将人员训练数据的数量分别设置为4、5和6，其余作为测试样本。同时，当使用k最近邻准则构造相应的图时，k也分别设置为3、4和5。表3.4分别显示了不同训练样本数目的KPCA + NN、NDA + NN、RDA + NN、DMML + NN、LMNN和LLRMM + NN算法的平均识别率和相应的标准偏差，其中LLRMM算法获得了最佳结果。

1. Yale数据集实验结果

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 5 trains | 6 trains | 7 trains | 8 trains |
| DMML+NN | 85.01±1.24 | 87.35±1.48 | 87.56±1.62 | 90.43±1.35 |
| KPCA+NN | 90.36±1.53 | 91.76±1.97 | 92.54±1.28 | 93.52±1.01 |
| NDA+NN | 92.45±1.06 | 93.21±1.12 | 94.03±0.89 | 95.33±1.47 |
| RDA+NN | 92.68±1.74 | 93.99±2.10 | 94.89±1.02 | 96.21±0.72 |
| LMNN | 84.62±1.49 | 87.82±1.43 | 90.29±0.74 | 92.17±1.29 |
| LLRMM+NN | 95.54±1.32 | 96.44±1.22 | 97.21±0.99 | 98.01±0.78 |

* + 1. YaleB人脸数据集实验

YaleB人脸数据集是对原始Yale人脸数据集的扩展，该数据集在9个姿势和64个光照条件下收集了28个人的16128个图像。在本实验中选择了其中的38个人，此外，每个人在不同光照下可获得64个正面图像，这些图片一同构成了YaleB的数据子集。子集中的每个图像都被裁剪为32×32像素，子集中的一个人的部分图像如图3.5所示。



1. **YaleB数据集的个人图集**

进行实验时，会分别选择每人的20、30和40张图像作为训练样本，其余部分的44、34和24个样本作为测试。此外，在确定k最近邻时，k设置为12。通过重复每个实验10次进行统计，结果如表3.5所示。此外，还可以发现，无论每个类别选择多少训练样本，提出的结合最近邻分类器的LLRMM算法的统计性能也更加优异与其他方法相比，例如DMML + NN、KPCA + NN、NDA + NN、RDA + NN和LMNN分类器。

1. YaleB数据集实验结果

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 5 trains | 6 trains | 7 trains | 8 trains |
| DMML+NN | 85.01±1.24 | 87.35±1.48 | 87.56±1.62 | 90.43±1.35 |
| KPCA+NN | 90.36±1.53 | 91.76±1.97 | 92.54±1.28 | 93.52±1.01 |
| NDA+NN | 92.45±1.06 | 93.21±1.12 | 94.03±0.89 | 95.33±1.47 |
| RDA+NN | 92.68±1.74 | 93.99±2.10 | 94.89±1.02 | 96.21±0.72 |
| LMNN | 84.62±1.49 | 87.82±1.43 | 90.29±0.74 | 92.17±1.29 |
| LLRMM+NN | 95.54±1.32 | 96.44±1.22 | 97.21±0.99 | 98.01±0.78 |

* + 1. LFW人脸数据集实验



* + 1. 结果讨论
  1. 本章小结

1. 基于几何感知距离的特征提取方法
   1. 引言
   2. 基于几何感知距离的算法
   3. 实验结果与分析
   4. 本章小结
2. 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