南京邮电大学

毕 业 设 计（论 文）

|  |  |
| --- | --- |
| 题 目 | PCA在图片压缩中的研究与实现 |
| 专 业 | 软件工程 |
| 学生姓名 | 赵远 |
| 班级学号 | B17041414 |
| 指导教师 | 费宁 |
| 指导单位 |  |

日期： 年 月 日至 年 月 日

毕业设计（论文）原创性声明

本人郑重声明：所提交的毕业设计（论文），是本人在导师指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已注明引用的内容外，本毕业设计（论文）不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品成果。对本研究做出过重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明并表示了谢意。

论文作者签名：

日期： 年 月 日

摘 要

本次设计题目是基于主成分分析的图像压缩软件设计，课题主要意义是了解并且掌握主成分分析的原理和代码实现，研究图像压缩运用主成分算法的可行性并得出结论，主要目的是将主成分分析运用到图像压缩软件的设计中，实现对图像的批量压缩和解压功能。主成分分析(Principal components analysis，PCA)是一种分析、简化数据集的技术，它常用减少数据集的文数，同时保持数据集的对方差贡献最大的特征。这是通过保留低阶主成分，忽略高阶主成分做到的。在压缩过程中，压缩比的选择是一对矛盾，过大的压缩会使图像失真严重而失去意义，过小的压缩比对图像的压缩，传输，保存等意义不大，如何定性压缩图像的压缩比率是决定这幅图像在压缩后是否细节能够得到足够保留的关键因素。

（一般写摘要就是课题背景的简要介绍和这个课题的用处写一段，然后写本文通过哪些技术点和方式实现了一个PCA再图像压缩上的应用的实际程序【可以将整个系统分为三个部分进行介绍：数据源，也就是不同格式的图片的获取与预处理，压缩的具体用的算法。以及实验结果，三个方面总的概括一下，可以看下天翔的那个摘要，写的就挺好】，关键词就是写技术点，或者技术名词）

关键词：主成分分析；协方差矩阵；图像压缩

ABSTRACT

This design topic is image compression based on principal component analysis, software design project main meaning is to understand and master the principle of principal component analysis and code implementation, and study the feasibility of the algorithms of image compression using the principal component and concluded that the main purpose is to principal component analysis applied to the design of image compression software, realize batch of image compression and decompression function. Principal Component Analysis (PCA) is a technique for analyzing and simplifying data sets. It usually reduces the number of data sets and keeps the characteristics of the data sets with the largest contribution to each other. This is done by retaining the lower order principal components and ignoring the higher order principal components. In the process of compression, the compression ratio of choice is a pair of contradictions, excessive compression can make the image distortion is serious lost meaning, too small compression ratio of image compression, transmission, makes little sense to save, how qualitative compressed image compression ratio is to determine whether the image after compression details can be enough to keep the key factors.

**Key words：**Principal Components Analysis；Covariance；Image Compression

目 录

[第一章 绪论 1](#_Toc103465928)

[1.1 课题研究背景及意义 1](#_Toc103465929)

[1.2 国内外研究现状 1](#_Toc103465930)

[1.3 课题目标与研究内容 2](#_Toc103465931)

[1.4 本文组织结构 3](#_Toc103465932)

[第二章 理论基础 4](#_Toc103465933)

[2.1 数据维度与降维 4](#_Toc103465934)

[2.2 主成分分析法 4](#_Toc103465935)

[2.2.1 数学原理 5](#_Toc103465936)

[2.2.2 PCA算法 6](#_Toc103465937)

[2.3 图像压缩 8](#_Toc103465938)

[2.3.1 图片格式 8](#_Toc103465939)

[2.3.2 压缩方式 9](#_Toc103465940)

[2.4 本章小结 10](#_Toc103465941)

[第三章 PCA在图像压缩应用中的设计 11](#_Toc103465942)

[3.1 总体设计 11](#_Toc103465943)

[3.2 数据源与数据特征 11](#_Toc103465944)

[3.3 课题实现方法 12](#_Toc103465945)

[3.3.1 图像预处理 13](#_Toc103465946)

[3.3.2 压缩方式 13](#_Toc103465947)

[3.4 评价指标 14](#_Toc103465948)

[3.4.1 均方误差 14](#_Toc103465949)

[3.4.2 峰值信噪比 14](#_Toc103465950)

[3.4.3 结构相似性 15](#_Toc103465951)

[3.5 本章小结 16](#_Toc103465952)

[第四章 PCA在图像压缩应用中的实现 17](#_Toc103465953)

[4.1 数据集 17](#_Toc103465954)

[4.1.1 数据集来源 17](#_Toc103465955)

[4.1.2 数据集处理 17](#_Toc103465956)

[4.2 实验环境 17](#_Toc103465957)

[4.2.1 硬件环境 17](#_Toc103465958)

[4.2.2 开发环境 17](#_Toc103465959)

[4.3 实验结果与分析 18](#_Toc103465960)

[4.3.1 JPG格式图片的压缩结果与分析 18](#_Toc103465961)

[4.3.2 PNG格式图片压缩结果与分析 18](#_Toc103465962)

[4.4 本章小结 18](#_Toc103465963)

[结束语 19](#_Toc103465964)

[致 谢 20](#_Toc103465965)

[参考文献 21](#_Toc103465966)

[附录I（3号黑体、顶格，与内容空一行） 22](#_Toc103465967)

[附录II 23](#_Toc103465968)

第一章 绪论

1.1 课题研究背景及意义

图像是对客观事物的一种相似性的、生动的描述，是对客观对像的一种比较直观的表示方式。它包含了被描述对像的有关信息，是人们最主要的信息源。据统计，一个人获得的信息大约有75%来自视觉。进入信息化时代人们将越来越依靠计算机获取和利用信息，而数字化后的多煤体信息具有数据海量性，与当前硬件技术所能提供的计算机存储资源和网络带宽之间有很大的差距。这样，就对信息的存储和传输造成了很大困难，成为阻碍人们有效获取和利用信息的一个瓶颈问题。图像信息作为计算机上最重要的资源，对其进行有效的压缩处理无疑将会给人们带来巨大的好处。静止图像压缩不但是各种动态图像压缩、传输的基础，而且还是影响其效果好坏的重要因素。

图像信息的数据量非常巨大，随着各种成像设备的像素不断提高，单幅图像所包含的数据量也越来越大，大数据量的图像信息会给存储器的存储容量、通信信道的带宽以及计算机的处理速度增加极大的压力。为了解决这个问题，必须对图像进行压缩处理。数字图像压缩编码的目的就是要以尽可能少的比特数来表示图像，同时保持恢复图像的质量，对图像编码和解码算法的研究，己经受到人们越来越多的关注，成为近些年信息技术中的热点。

以一般的彩色电视信号为例，以二倍于原始信号频率的采样频率进行采样，得到的数据量约为每秒钟96Mb，而现在各国即将推出的高分辨率电视的数据量约为1.2Gbps,这样大的数据量，不管是存储还是传输，都是令人难以接受的，因此必须经过压缩处理后再传输或保存。大容量的图像不管是在写入，传输和特征提取上都会有比较大的困难，而且，基于图像数据中的相邻像素的相关性高，就表示此类图像数据本身存在着一些多余的数据。所以，如果利用主成分分析的原理可以有效的去除这些多余的信息，设计一款基于主成分分析的图像压缩软件，从而节省信息容量，便于人们储存和传输，并减小数据传输的成本，这便是此次课题的目的和意义。

1.2 国内外研究现状

图像压缩编码技术从上世纪四十年代的电视信号数字化发展到现在己有将近优尔十年的历史。在这漫长过程中，涌出了许多的图像压缩理论和方法，历史上M.Kunt将图像压缩的编码理论分为两代:传统的压缩编码方法和新型图像编码方法。传统编码技术包括预测编码、变换编码、脉码调制、嫡编码、量化法、矢量编码等上十余种编码方法。但是随着人们对这些传统编码方法的深入了解和应用，逐渐发现了此类方法的许多缺点:如在传统的编码方法中由于正交变换时频局域性很差，在变换后的系数失去了对原图像精细结构的描述，从变换图像得不到原图像边缘轮廓等局部信息，因此，在量化编码时不能采用特殊的方法;还有在高压缩比时导致图像的边缘模糊和严重的方块效应;而且人类视觉系统(HVS)的特性也不容易被引入到压缩算法中。所以这些缺点使得它们非常不适应于需要较高压缩比的应用场合。

80年代中后期，人们结合模式识别、计算机图形学、计算机视觉、神经网络、小波分析和分形几何等理论，开始探索图像信号压缩编码的新途径。同时考虑到人类的视觉心理特性，新型图像压缩编码方法相继提出:M.Kuni于1985年提出基于人眼视觉特性的第二代图像编码技术，1988年M.Barnsley提出基于迭代函数系统的分形图像编码技术，以及90年代初发展起来的基于模型的图像编码方法。PCA不仅是现在研究的热点，而且这方面的编码也取得了一些引人注目的成功。

1.3 课题目标与研究内容

在多元统计分析中，主成分分析(英语: Principal components analysis，PCA)是一种分析、简化数据集的技术。主成分分析经常用于减少数据集的文数，同时保持数据集的对方差贡献最大的特征。这是通过保留低阶主成分，忽略高阶主成分做到的。这样低阶成分往往能够保留住数据的最重要方面。但是，这也不是一定的，要视具体应用而定。由于主成分分析依赖所给数据，所以数据的准确性对分析结果影响很大。

主成分分析由卡尔·皮尔逊于1901年发明，用于分析数据及建立数理模型。其方法主要是通过对协方差矩阵进行特征分解，以得出数据的主成分(即特征向量)与它们的权值(即特征值)。PCA是最简单的以特征量分析多元统计分布的方法。其结果可以理解为对原数据中的方差做出解释:哪一个方向上的数据值对方差的影响最大?换而言之，PCA提供了一种降低数据文度的有效办法;如果分析者在原数据中除掉最小的特征值所对应的成分，那么所得的低文度数据必定是最优化的（也即，这样降低文度必定是失去信息最少的方法)。主成分分析在分析复杂数据时尤为有用，比如图像压缩。

PCA是最简单的以特征量分析多元统计分布的方法。通常情况下，这种运算可以被看作是揭露数据的内部结构，从而更好的解释数据的变量的方法。如果一个多元数据集能够在一个高文数据空间坐标系中被显现出来，那么PCA就能够提供—幅比较低文度的图像，这副图像即为在信息最多的点上原对象的一个“投影”。这样就可以利用少量的主成分使得数据的文度降低了。

在国内还运用PCA的方法对人口、教育、地区的经济发展发面等方面研究，都取得了一定的成果。在一些欧美国家用核主成分分析方法暨PCA的改进算法，它采用非线性的方法提取主成分，将核主成分分析算法应用到人脸识别中，再利用核主成分分析方法选择合适的函数在高文空间提取人脸图像的主成分，核主成分分析相比于传统主成分分析，能够得到更佳的适合分类的特征，再在基于ORL人脸库中，去识别核主成分分析提取出的主成分的相关性系数。最终得出实验结果,核主成分分析不仅实现了降文，而且能取得比传统主成分分析更好的识别性能，正确识别率超过90%。

1.4 本文组织结构

本文主要研究如何利用Python软件开发一个基于PCA的图像压缩算法。本文的主要内容如下:

第一章是绪论部分，介绍了论文的研究背景和意义，并简要介绍了图象压缩技术的历史与现状以及PCA在图像压缩中的应用，概述了本论文的主要研究工作;第二章介绍了图象压缩技术的基本理论知识，包括图象压缩的评价标准、技术标准及分类，论述了图像压缩的基本原理和基本模型;第三章主要介绍了PCA的数学定义和算法原理以及对其几何意义的分析;第四章简单介绍了Python的图像处理工具箱和界面实现，然后介绍了PCA的基本算法在Python上的实现，最后实现了PCA的图像压缩和解压并输出显示;第五章是对全文的总结，提出了需要进一步解决的问题及改进方向。

第二章 理论基础

2.1 数据维度与降维

在原始的高维空间中，包含冗余信息和噪声信息，会在实际应用中引入误差，影响准确率；而降维可以提取数据内部的本质结构，减少冗余信息和噪声信息造成的误差，提高应用中的精度。

降维是一种对高[维度](https://so.csdn.net/so/search?q=%E7%BB%B4%E5%BA%A6&spm=1001.2101.3001.7020)特征数据预处理方法。降维是将高维度的数据保留下最重要的一些特征，去除噪声和不重要的特征，从而实现提升数据处理速度的目的。在实际的生产和应用中，降维在一定的信息损失范围内，可以为我们节省大量的时间和成本。降维也成为应用非常广泛的数据预处理方法。

其方法有很多种，从不同角度入手可以有不同的分类，主要分类方法有：根据数据的特性可以划分为线性降维和非线性降维，根据是否考虑和利用数据的监督信息可以划分为无监督降维、有监督降维和半监督降维，根据保持数据的结构可以分为全局保持降维、局部保持降维和全局与局部保持一致降维等。需要根据特定的问题选择合适的数据降维方法。

降维的算法有很多，比如[奇异值分解(SVD)](https://link.zhihu.com/?target=https://mp.weixin.qq.com/s/Dv51K8JETakIKe5dPBAPVg)、主成分分析([PCA](https://so.csdn.net/so/search?q=PCA&spm=1001.2101.3001.7020))、因子分析(FA)、独立成分分析(ICA)。本文主要讨论主成分分析法（PCA）。

2.2 主成分分析法

**主成分分析是一种最常用的无监督降维方法**，通过降维技术把多个变量化为少数几个主成分的统计分析方法。这些主成分能够反映原始变量的绝大部分信息，它们通常表示为原始变量的某种线性组合。其思想是：**基于降低之后的坐标重构样本时，尽量要与原始样本接近。**

**主成分分析法的优点有：**

1. 可消除评估指标之间的相关影响。因为主成分分析法在对原始数据指标变量进行变换后形成了彼此相互独立的主成分，而且实践证明指标间相关程度越高，主成分分析效果越好。
2. 可减少指标选择的工作量，对于其他评估方法，由于难以消除评估指标间的相关影响，所以选择指标时要花费不少精力，而主成分分析法由于可以消除这种相关影响，所以在指标选择上相对容易些。
3. 主成分分析中各主成分是按方差大小依次排列顺序的，在分析问题时，可以舍弃一部分主成分，只取前面方差较大的几个主成分来代表原变量，从而减少了计算工作量。用主成分分析法作综合评估时，由于选择的原则是累计贡献率≥85%，不至于因为节省了工作量却把关键指标漏掉而影响评估结果。

**主成分分析法的缺点有：**

1. 在主成分分析中，我们首先应保证所提取的前几个主成分的累计贡献率达到一个较高的水平（即变量降维后的信息量须保持在一个较高水平上），其次对这些被提取的主成分必须都能够给出符合实际背景和意义的解释（否则主成分将空有信息量而无实际含义）。
2. 主成分的解释其含义一般多少带有点模糊性，不像原始变量的含义那么清楚、确切，这是变量降维过程中不得不付出的代价。因此，提取的主成分个数m通常应明显小于原始变量个数p（除非p本身较小），否则维数降低的“利”可能抵不过主成分含义不如原始变量清楚的“弊”。
3. 当主成分的因子负荷的符号有正有负时，综合评价函数意义就不明确。

2.2.1 数学原理

为了便于维度变换有如下假设：

1. 假设样本数据是n维的。
2. 假设原始坐标系为由标准正交基向量{i1,i2,···,in}张成的空间。
3. 假设经过线性变换后的新坐标系为由标准正交基向量{j1,j2,···,jn}形成的空间。

根据定义有：

记，其各个分量就是基向量js在原始坐标系中的投影。

根据定义，有:

令坐标变换矩阵W为：，则有：

这样W的第s列就是js在原始坐标系中的投影。

假设样本点xi在原始坐标系中的表示为：

令其中：

假设样本点xi在新坐标系中的表示为：

令其中：

于是可以推导出：

丢弃其中的部分坐标，将维度降低到d<n，则样本点xi在低维坐标系中的坐标：

2.2.2 PCA算法

PCA的目标是用一组较少的不相关变量代替大量相关变量，同时尽可能保留初始变量的信息，这些推导所得的变量称为主成分，它们是观测变量的线性组合。

为了巩固上面的理论，我们在这一节给出一个具体的PCA实例。

设有ｍ条ｎ维数据。

1. 将原始数据按列组成ｎ行ｍ列矩阵X
2. 将X的每一行（代表一个属性自断）进行零均值化，即减去这一行的均值
3. 求出协方差矩阵
4. 求出协方差矩阵的特征值及对应的特征向量
5. 将特征向量按对应特征值大小从上到下按行排列成矩阵，取前ｋ行组成矩阵ｐ
6. Y＝PX即降维到ｋ维后的数据

以下面这组数据为例：

我们用PCA方法将这组二维数据其降到一维。

因为这个矩阵的每行已经是零均值，这里我们直接求协方差矩阵：

然后求其特征值和特征向量，具体求解方法不再详述。求解后特征值为：

λ1=2,λ2=

其对应的特征向量分别是：

ｃ１，ｃ２

其中对应的特征向量分别是一个通解，c1和c2可取任意实数。那么标准化后的特征向量为：

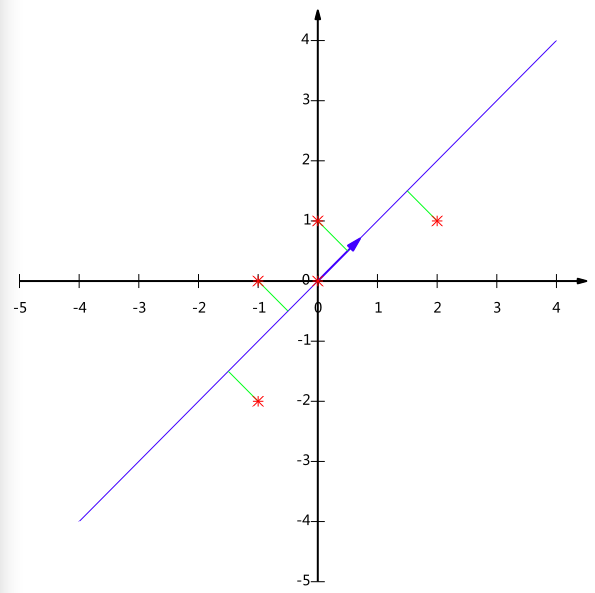
因此我们的矩阵P是：

可以验证协方差矩阵C的对角化：

PCPT＝

最后我们用P的第一行乘以数据矩阵，就得到了降维后的表示：

Y＝

降维投影结果如下图：

2.3 图像压缩

图像压缩是图像存储、处理和传输的基础，它是用尽可能少的数据来进行图像的存储和传输。图像数据是可以被压缩的，支持这一理论的依据，允许图像编码有一定的失真；图像数据的冗余性。大多数情况下，并不要求经压缩后的图像和原图完全相同，而允许有少量失真，只要这些失真不被人眼察觉就可以接受。这给压缩比的提高提供了有利的条件，可允许的失真愈多，可实现的压缩效率就愈高。因为图像数据具有可压缩性，有大量的所谓统计性质的多余度，从而产生生理视觉上的多余度，去掉这部分图像数据并不影响视觉上的图像质量，甚至去掉一些图像细节对于实际图像的质量也无致命的影响。正因为如此，可以在允许保真度的条件下压缩待存储的图像数据，大大节约存储空间，而且在图像传输时也大大减少信道容量。光盘技术和[数据压缩技术](https://baike.baidu.com/item/%E6%95%B0%E6%8D%AE%E5%8E%8B%E7%BC%A9%E6%8A%80%E6%9C%AF/10026564)的发展为各种形态的大量数据传输提供了技术保证，CPU性能的不断提高也为数据压缩提供了有利条件。

随着计算机技术和网络通信技术的飞速发展，实时可视化通信、[多媒体通信](https://baike.baidu.com/item/%E5%A4%9A%E5%AA%92%E4%BD%93%E9%80%9A%E4%BF%A1)、[网络电视](https://baike.baidu.com/item/%E7%BD%91%E7%BB%9C%E7%94%B5%E8%A7%86/158907)、[视频监控](https://baike.baidu.com/item/%E8%A7%86%E9%A2%91%E7%9B%91%E6%8E%A7)等业务越来越受到大家的关注。这样，图像压缩技术就成为急需解决的问题。

2.3.1 图片格式

图像格式即图像文件存放的格式，通常有[JPEG](https://baike.baidu.com/item/JPEG)、[TIFF](https://baike.baidu.com/item/TIFF/2106)、BMP、[GIF](https://baike.baidu.com/item/GIF)、[PNG](https://baike.baidu.com/item/PNG)等。由于[数码相机](https://baike.baidu.com/item/%E6%95%B0%E7%A0%81%E7%9B%B8%E6%9C%BA/277472)拍下的图像文件很大，储存容量却有限，因此图像通常都会经过压缩再储存。

JPG/JPEG最适合于使用[真彩色](https://baike.baidu.com/item/%E7%9C%9F%E5%BD%A9%E8%89%B2)或平滑过渡式的照片和图片。该格式使用[有损压缩](https://baike.baidu.com/item/%E6%9C%89%E6%8D%9F%E5%8E%8B%E7%BC%A9)来减少图片的大小，因此用户将看到随着文件的减小，图片的质量也降低了，当图片转换成.jpg文件时，图片中的透明区域将转化为纯色。JPEG2000 作为JPEG的升级版，其压缩率比JPEG高约30%左右。与JPEG不同的是，JPEG2000 同时支持有损和[无损压缩](https://baike.baidu.com/item/%E6%97%A0%E6%8D%9F%E5%8E%8B%E7%BC%A9)，而 JPEG 只能支持[有损压缩](https://baike.baidu.com/item/%E6%9C%89%E6%8D%9F%E5%8E%8B%E7%BC%A9)。无损压缩对保存一些重要图片是十分有用的。JPEG2000的一个极其重要的特征在于它能实现[渐进传输](https://baike.baidu.com/item/%E6%B8%90%E8%BF%9B%E4%BC%A0%E8%BE%93)，这一点与GIF的"渐显"有异曲同工之妙，即先传输图像的轮廓，然后逐步传输数据，不断提高图像质量，让图象由朦胧到清晰显示，而不必是像现在的 JPEG 一样，由上到下慢慢显示。

TIFF（Tag Image File Format）是[Mac](https://baike.baidu.com/item/Mac)中广泛使用的[图像格式](https://baike.baidu.com/item/%E5%9B%BE%E5%83%8F%E6%A0%BC%E5%BC%8F)，它由Aldus和微软联合开发，最初是出于跨平台存储扫描图像的需要而设计的。它的特点是图像格式复杂、存贮信息多。正因为它存储的图像细微层次的信息非常多，图像的质量也得以提高，故而非常有利于原稿的复制。该格式有压缩和非压缩二种形式，其中压缩可采用LZW[无损压缩](https://baike.baidu.com/item/%E6%97%A0%E6%8D%9F%E5%8E%8B%E7%BC%A9)方案存储。不过，由于[TIFF格式](https://baike.baidu.com/item/TIFF%E6%A0%BC%E5%BC%8F)结构较为复杂，兼容性较差，因此有时你的软件可能不能正确识别TIFF文件（现在绝大部分软件都已解决了这个问题）。目前在Mac和PC机上移植TIFF文件也十分便捷，因而TIFF现在也是微机上使用最广泛的[图像文件格式](https://baike.baidu.com/item/%E5%9B%BE%E5%83%8F%E6%96%87%E4%BB%B6%E6%A0%BC%E5%BC%8F)之一。

PNG（可移植的网络图形格式）适合于任何类型，任何颜色深度的图片。也可以用[PNG](https://baike.baidu.com/item/PNG)来保存带[调色板](https://baike.baidu.com/item/%E8%B0%83%E8%89%B2%E6%9D%BF)的图片。该格式使用[无损压缩](https://baike.baidu.com/item/%E6%97%A0%E6%8D%9F%E5%8E%8B%E7%BC%A9)来减少图片的大小，同时保留图片中的透明区域，所以文件也略大。尽管该格式适用于所有的图片，但有的[Web浏览器](https://baike.baidu.com/item/Web%E6%B5%8F%E8%A7%88%E5%99%A8)并不支持它。PNG是目前保证最不失真的格式，它汲取了GIF和JPG二者的优点，存贮形式丰富，兼有GIF和JPG的色彩模式；它的另一个特点能把图像[文件压缩](https://baike.baidu.com/item/%E6%96%87%E4%BB%B6%E5%8E%8B%E7%BC%A9)到极限以利于网络传输，但又能保留所有与图像品质有关的信息，因为PNG是采用[无损压缩](https://baike.baidu.com/item/%E6%97%A0%E6%8D%9F%E5%8E%8B%E7%BC%A9)方式来减少文件的大小，这一点与牺牲图像品质以换取高[压缩率](https://baike.baidu.com/item/%E5%8E%8B%E7%BC%A9%E7%8E%87)的JPG有所不同；它的第三个特点是显示速度很快，只需下载1/64的图像信息就可以显示出低分辨率的预览图像；第四，PNG同样支持透明图像的制作，透明图像在制作网页图像的时候很有用，我们可以把图象背景设为透明，用网页本身的颜色信息来代替设为透明的色彩，这样可让图像和网页背景很和谐地融合在一起。

BMP（Window标准位图）是最普遍的点阵图格式之一，也是Window系统下的标准格式，是将Window下显示的点阵图以无损形式保存的文件，其优点是不会降低图片的质量，但文件大小比较大。

[GIF](https://baike.baidu.com/item/GIF)（[图形交换格式](https://baike.baidu.com/item/%E5%9B%BE%E5%BD%A2%E4%BA%A4%E6%8D%A2%E6%A0%BC%E5%BC%8F)）最适合用于线条图（如最多含有256色）的剪贴画以及使用大块纯色的图片。该格式使用无损压缩来减少图片的大小，当用户要保存图片为.GIF时，可以自行决定是否保存透明区域或者转换为纯色。同时，通过多幅图片的转换，GIF格式还可以保存动画文件。但要注意的是，GIF最多只能支持256色

本文主要介绍JPG,PNG两种格式的图片压缩。

2.3.2 压缩方式

数据压缩的过程如图2.3.2.1所示，数据压缩一般有编码和解码两个过程，信源数据经过源编码器的压缩编码，被减少到存储设备与传输介质所能支持的水平。通道编码器是把压缩位流翻译成一种既适合于存储又适合于传输的信号。由通道解码器和源解码器构成的解码子系统执行通道编码和源编码的逆过程，以重新构造图像。

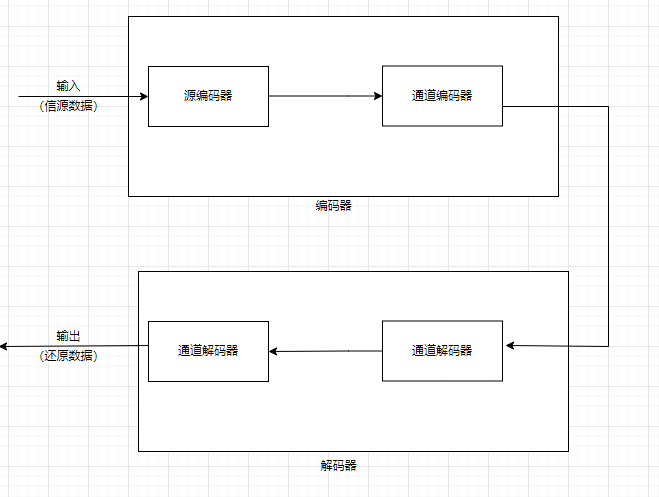


图 2.3.2.1

针对多媒体数据冗余类型的不同，相应地有不同的压缩方法。根据解码后数据与原始数据是否完全一致进行分类，压缩方法可被分为无损压缩和有损压缩。在此基础上根据编码原理进行分类，大致有：预测编码、变换编码、统计编码以及其他一些编码。其中统计编码是无损编码，其他编码方法基本是有损编码。

1. 无损压缩：也叫无失真压缩，是指解压还原后的数据同原始的数据完全一样。这种压缩的特点是压缩比较小。
2. 有损压缩：也叫有失真压缩，这种压缩使得压缩后部分信息丢失，即还原的数据与原始数据存在误差。它的特点是压缩比大，而且压缩比是可调节的，可从几倍到几百倍。

2.4 本章小结

本章主要对主成分分析（PCA）算法的数学原理和图片压缩进行了详细阐述，其数学原理实现了将多维数据降维到低维数据，是PCA算法的基础，为基于PCA图像压缩技术的实现提供了理论基础。

第三章 PCA在图像压缩应用中的设计

3.1 总体设计

随着计算机互联网的发展和数据的日益增长，如何高效的处理和传输海量数据成为大数据处理的瓶颈问题，尤其对于图像类数据，通常其占有空间大，包含信息量丰富，如何对图像数据进行压缩吸引广大研究者们的注意。本文通过调研PCA图像压缩的相关工作，认为当前方法依赖于整个数据集，压缩效率低、占据内存量大的问题，本文提供了目前主要采用的多种PCA压缩方式的相关实现，如：‘imageset\_compression’：传统的PCA算法，对图像数据集数量压缩；‘pixel\_compression’：传统的PCA算法，对图像数据集像素个数进行压缩以及‘bounds\_compression’：P-PCA算法，也称为分片PCA。其中分片PCA（P-PCA）图像压缩算法是本文主要测试和研究的内容，其旨在通过对图像进行分片，并在每个分片上单独进行压缩。该方法既可以单独对一张图像进行压缩，且在较低的压缩率下依然保持很好的压缩效果。

除上述基于‘imageset\_compression’，‘pixel\_compression’以及‘bounds\_compression’等不同的PCA压缩算法外，还提供了针对图像本身的灰度选择如：‘color’和‘gray’。提供不同灰度选择的目在于方便图像压缩后的图片类型的获取，此外，在进行灰度相关的测试实验的过程中，能够在一定程度上减少程序运行的时间，提高压缩效率。

本课题中针对不同图像压缩的算法以及灰度选项提供了相应的可选择项，总体的操作步骤如下：

1. 准备数据集（准备待压缩数据集）
2. 选择使用的压缩函数：

执行命令：控制台输入：python main.py <method> <color>其中：

<method>共有三种可选模型，分别是：

'imageset\_compression':传统的PCA算法，对图像数据集数量压缩

'pixel\_compression':传统的PCA算法，对图像数据集像素个数进行压缩

'bounds\_compression':P-PCA算法（分片PCA，本文提出的方法）

<color>表示数据集灰度类型，可选择项分别为：

‘color’和‘gray’取值为gray时为灰度图，color时为彩色图。

1. 进行压缩，获得压缩后的图像与相应指标的得分。

3.2 数据源与数据特征

在本课题中，针对图像的压缩需采用不同格式的图像进行相应的应用实验，在课题数据准备过程中，主要采用了现两种格式的图片压缩，分别为：JPG与PNG格式。在应用设计初始，需要对数据源格式进行划分，在本课题中，采用了两个数据文件夹，用于不同数据图像文件的存储。将相同格式的图像数据存放在同一文件夹下，不仅实现了数据源按格式划分，也为程序的编写与运行提供了大量的便利。

针对不同PCA算法本课题设计了不同的压缩算法，以方便相关内容的实验与测试，但是算法的不同都需要进行数据特征的提取，数据特征是一个[数字图像](https://baike.baidu.com/item/%E6%95%B0%E5%AD%97%E5%9B%BE%E5%83%8F)中“有趣”的部分，它是许多计算机图像分析算法的起点。因此一个算法是否成功往往由它使用和定义的特征决定。因此特征提取最重要的一个特性是“可重复性”：同一场景的不同图像所提取的特征应该是相同的。

特征提取是[图象处理](https://baike.baidu.com/item/%E5%9B%BE%E8%B1%A1%E5%A4%84%E7%90%86)中的一个相对基本的操作，在运算等级中属于初级运算，也就是说它是对一个图像进行的第一个运算处理。它检查每个像素来确定该像素是否代表一个特征。假如它是一个更大的算法的一部分，那么这个算法一般只检查图像的特征区域。作为特征提取的一个前提运算，输入图像一般通过[高斯模糊](https://baike.baidu.com/item/%E9%AB%98%E6%96%AF%E6%A8%A1%E7%B3%8A)核在[尺度空间](https://baike.baidu.com/item/%E5%B0%BA%E5%BA%A6%E7%A9%BA%E9%97%B4)中被平滑。此后通过局部[导数](https://baike.baidu.com/item/%E5%AF%BC%E6%95%B0)运算来计算图像的一个或多个特征。

在本文中，默认情况下，输入的待压缩图像的x维度都是三个维度，即：[N H W]，如果是彩色三通道图像，则在压缩相关的代码进行相应操作之前将图像数据展开到维度为：[N H 3\*W]。

3.3 课题实现方法

主成分分析（PCA）通过对大量变量进行某种变换，将这些变量中的信息压缩为较少的变量。变换的应用方式是将线性相关变量变换为不相关变量。相关性告诉我们存在信息冗余，如果可以减少这种冗余，则可以压缩信息。在本课题中将以PCA算法为基本思想，实现了多种针对图像数据集的压缩方式。在图像压缩的过程中，如果图象数据存在很多个样本数据，需要从这些样本数据中找出“[冗余](https://so.csdn.net/so/search?q=%E5%86%97%E4%BD%99&spm=1001.2101.3001.7020)”的信息，然后剔除这些冗余信息，PCA就可以完成这个任务。

将所有的样本数据（列向量）拼成一个矩阵 。

第一步是预处理，要保证数据的均值为0。那么

求这个矩阵的协方差矩阵：

在使用[PCA](https://so.csdn.net/so/search?q=PCA&spm=1001.2101.3001.7020)处理数据之前需要进行白化处理，那么x¯¯¯=0x¯=0，也就是说，此时的协方差矩阵是：

然后求出矩阵ΣΣ对应的特征向量和特征值。将特征值按从大到小排列{λ1,λ2,...,λK}，其对应的特征向量为{u1,u2,...,uK}。

可以证明，u1就是所有数据点的主要分布方向。

那么，我们就可以据此排除一些次要的分布方向，保留更重要的分布方向。

我们保留前k个特征向量，那么它们对应的矩阵

如果选择这k个向量作为新的坐标系，那么数据点的坐标是：

对数据进行降维：

那么就是将原来的投影在前k个最重要的特征向量方向上之后，在原始坐标系中的坐标。这样可以保证降维的同时，信息量损失最小。

在图像中，选取L列作为训练样本，进行PCA降维，假设原始数据为N维，降维到M维。

为了保证算法对于图像的整体亮度改变具有鲁棒性，在使用训练数据之前，需要对每个数据进行零均值处理。

然后，将降维方法应用到图像的所有列，整张图像就降为M维，实现了数据压缩。

3.3.1 图像预处理

论文正文内容（注意调整字体，字号，行距等使得格式统一）

在本文中，为了方便习惯使用Python中常用的第三方库Numpy库进行源数据集的相关操作，提供了针对Numpy特殊的.npy格式数据的存储与运算方式，图片数据在进行载入的时候，会经由OpenCV将图像的通道进行分离，然后通过RGB格式进行图像的重新组合，以形成图像的标准化统一处理，处理后的图像将以800\*600的格式存放在.npy数据文件中，以便后续压缩使用。在图像灰度方面，则保存了图像原来的色彩，由用户在调用本程序时进行相应的灰度选择。

3.3.2 压缩方式

论文正文内容（注意调整字体，字号，行距等使得格式统一）

本课题提供的压缩方式主要有‘imageset\_compression’：传统的PCA算法，对图像数据集数量压缩；‘pixel\_compression’：传统的PCA算法，对图像数据集像素个数进行压缩以及‘bounds\_compression’：P-PCA算法，也称为分片PCA；共计三种，其中P-PCA是本课题设计中的主要研究对象与实现方向。

针对以上三种压缩方式说明如下：

1. imageset\_compression：其在压缩的过程中将根据一个图像集合，根据图像之间的相关性压缩图像的数量，但保持像素个数不变。

对于一份数据X:[N,W,H]进行的操作如下：

1）x = self.x.reshape(self.sample\_num, -1) 在此操作后，X：[N,W\*H] 其中，行为样本数，列为像素数，图像压缩目标是压缩像素。

2）x = x.T 此操作后X：[W\*H,N] 其中，列为样本数，行为像素数，图像压缩目标是压缩样本

3）pca.fit\_transform(x) 将处理后的数据交由Sk-Learn工具进行处理，并将处理结果保存

4）计算相应评价指标的得分

1. pixel\_compression：其根据一个图像的集合，考虑到不同图像之间以及不同像

素点之间的相关性，压缩像素的个数，但不改变图像的数量。

对于一份数据X:[N,W,H]进行的操作如下：

1）x = self.x.reshape(self.sample\_num, -1) 在此操作后，X：[N,W\*H] 其中，行为样本数，列为像素数，图像压缩目标是压缩像素。

2）pca.fit\_transform(x) 将处理后的数据交由Sk-Learn工具进行处理，并将处理结果保存

3）计算相应评价指标的得分

1. bounds\_compression：其在压缩前的处理不同于前面介绍的两个相似的压缩方法，这个bounds\_compression方法可以为每张图像单独压缩，为每个图像按行或这按照列进行划分，划分每一个bounds，然后在后续的压缩操作中对每个bounds内的每一行进行PCA压缩。

对于一份数据X:[N,W,H]进行的操作如下：

1）x = self.x[i].reshape(self.height, -1) 在此操作后，可将图像数据按行划分为相同尺寸的片段，此为分片操作。

2）b = x[j \* row\_num:(j + 1) \* row\_num]

pca = PCA(self.variance\_rate)

newx = pca.fit\_transform(b)

经此处理后，将数据进行PCA处理，并将处理后的分片数据存放在newx中。

3）new\_img = np.append(new\_img, X, 0) 经过对分片数据的PCA处理后，通过循环处理的方式将被处理的数据存放在new\_img中，从而得到压缩后的图片。

4）计算相应评价指标的得分

3.4 评价指标

3.4.1 均方误差

均方误差MSE（Mean Squared Error）：均方误差是指参数估计值与参数真值之差平方的期望值，该统计参数是预测数据和原始数据对应点误差的平方和的均值，也就是SSE/N其中SSE表示和方差，N表示样本数量。MSE可以评价数据的变化程度，MSE的值越小．说明压缩模型描述实验数据具有更好的精确度。

在本课题中对MSE的计算方式均采用Numpy库中mean函数进行处理。其处理语句为：np.mean(np.square(X - X\_hat))。在设计中为图像数据的每次压缩都采用了一次MSE的计算，用于压缩方式精确度的描述。

3.4.2 峰值信噪比

峰值信噪比PSNR：峰值信噪比是常用的衡量信号失真的指标。该参数是基于图像像素灰度值进行统计分析，但是由于人类视觉特性的差异性，通常出现的评价结果与人的主管感觉不一致，但其仍然是一个有参考价值的[评价指标](https://so.csdn.net/so/search?q=%E8%AF%84%E4%BB%B7%E6%8C%87%E6%A0%87&spm=1001.2101.3001.7020)。对于两幅图像I与K，尺寸大小为m x n，它们的均方误差的定义为公式：

那么信噪比的定义为公式：

其中，MAX通常是图像的灰度级，一般是255。MSE表示当前图像I与K的均方误差， 表示图像点颜色的最大值。PSNE的单位为dB，在图像质量评价中，典型的峰值信噪比为30~40dB。PSNR的值越大，图像质量越好。

3.4.3 结构相似性

结构相似性指标(英文：structural similarity，SSIM)是一种用以衡量两张数位影像相似程度的指标。当两张影像其中一张为无失真影像，另一张为失真后的影像，二者的结构相似性可以看成是失真影像的影像品质衡量指标。相较于传统所使用的影像品质衡量指标，像是峰值信噪比(英文：PSNR)，结构相似性在影像品质的衡量上更能符合人眼对影像品质的判断。

结构相似性是高度结构化的自然影像，从亮度、对比度、结构三方面评价图像质量，故邻域像素具有较强的关联性，即物体结构信息的相似性，对比峰值信噪比更复合人类视觉观察到的直观效果，其具有对称性、上下界等性质。

SSIM作为一种衡量两幅图像相似度的新指标，其值越大越好，最大为1，经常用到图像处理中，特别在图像降噪处理中在图像相似度评价上全面超越SNR（signal to noise ratio）和PSNR（peak signal to noise ratio）。结构相似性理论认为，自然图像信号是高度结构化的，即像素间有很强的相关性，特别是空域中最接近的像素，这种相关性蕴含着视觉场景中物体结构的重要信息；HVS的主要功能是从视野中提取结构信息，可以用对结构信息的度量作为图像感知质量的近似。结构相似性理论是一种不同于以往模拟HVS低阶的组成结构的全新思想，与基于HVS特性的方法相比，最大的区别是自顶向下与自底向上的区别。这一新思想的关键是从对感知误差度量到对感知结构失真度量的转变。它没有试图通过累加与心理物理学简单认知模式有关的误差来估计图像质量，而是直接估计两个复杂结构信号的结构改变，从而在某种程度上绕开了自然图像内容复杂性及多通道去相关的问题。作为结构相似性理论的实现，结构相似度指数从图像组成的角度将结构信息定义为独立于亮度、对比度的，反映场景中物体结构的属性，并将失真建模为亮度、对比度和结构三个不同因素的组合。用均值作为亮度的估计，标准差作为对比度的估计，协方差作为结构相似程度的度量。

给定两个信号x和y。两者的结构相似性定义为公式:



其中表示x和y的亮度,代表x和y的对比度,表示x和y的结构, (都大于0)为SSIM参数调整，与分别表示图像x和y的均值,和分别表示图像x和y的方差，表示图像x和y的协方差， 为常数。SSIM的取值范围为0到1，值越大越好。

3.5 本章小结

论文正文内容（注意调整字体，字号，行距等使得格式统一）

本章主要讲了PCA在图像压缩中的设计问题，包括对数据源格式的划分，如何进行特征提取，课题的实现方法，以及涉及的技术有哪些。为PCA实现图像压缩提供了具体的实现方式。

第四章 PCA在图像压缩应用中的实现

基于上一章的内容，这一章将对PCA在图像压缩应用中的实现进行详细讲解。

4.1 数据集

数据集，又称为[资料集](https://baike.baidu.com/item/%E8%B5%84%E6%96%99%E9%9B%86/9840300)、数据集合或资料集合，是一种由数据所组成的集合。在本课题中，主要采用的是JPG与PNG格式的图像数据，通过PCA相关的算法进行压缩处理。

4.1.1 数据集来源

在本课题的相关设计中，采用的是由Heywhale提供的NWPU VHR-10卫星图像数据集，该数据集内包含650份JPG格式的图像，和150份PNG图像，鉴于图像压缩与压缩率的相关参数的设置，此数据集能够满足课题设计要求，符合相关课题设计要求，能够良好的反映出文中提及的三种不同PCA实现方式对不同格式的图像压缩操作。

4.1.2 数据集处理

论文正文内容（注意调整字体，字号，行距等使得格式统一）

在进行图像压缩之前，需要对数据集进行预处理，具体处理方式如下代码：

4.2 实验环境

4.2.1 硬件环境

均方误差MSE（Mean Squared Error）：均方误差是指参数估计值与参数真值之差平方的期望值，MSE可以评价数据的变化程度，MSE的值越小．说明预测模型描述实验数据

4.2.2 开发环境

均方误差MSE（Mean Squared Error）：均方误差是指参数估计值与参数真值之差平方的期望值，MSE可以评价数据的变化程度，MSE的值越小．说明预测模型描述实验数据

|  |  |
| --- | --- |
| 环境名称 | 版本号 |
| Windows | 10.0.19044 |
| PyCharm | 11.0.14.1+1-b2043.25 amd64 |
| Python | Python 3.8.6 |
| sklearn | 1.0.2 |
| numpy | 1.22.3 |
| OpenCV | 4.5.5.64 |
| matplotlib | 3.5.1 |

4.3 实验结果与分析

4.3.1 JPG格式图片的压缩结果与分析

论文正文内容（注意调整字体，字号，行距等使得格式统一）

4.3.2 PNG格式图片压缩结果与分析

论文正文内容（注意调整字体，字号，行距等使得格式统一）

4.4 本章小结

（**用1-2个自然段总结本章的主要工作，注意不能照搬本章的起始段**）

论文正文内容（注意调整字体，字号，行距等使得格式统一）

结束语

论文正文内容（注意调整字体，字号，行距等使得格式统一）

致 谢

（与标题空1行，内容采用小四号宋体，行距1.25倍）×××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××××

参考文献

[1]

附录I（3号黑体、顶格，与内容空一行）

（小四号宋体，行距1.25倍）×××××××××××××××××××××××××××××××

附录II

（小四号宋体，行距1.25倍）××××××××××××××××××××××××××××××××