

分类号	
UDC	
密 级	
学 号	2140920001

西安理工大学 硕士学位论文

无参考图像质量评价算法研究

顾海军

学 科 门 类: 理 学

学 科 名 称: 数 学

指 导 教 师: 戴芳 教授

申 请 日 期: 2017 年 6 月

独创性声明

本人所呈交的学位论文是在导师指导下进行的研究工作及取得的成果。尽我所知，除特别加以标注的地方外，论文中不包含其他人的研究成果。与我一同工作的同志对本人的研究工作和成果的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并已致谢。

本论文及其相关资料若有不实之处，由本人承担一切相关责任。

论文作者签名：顾海军 2017 年 6 月 21 日

学位论文使用授权

本人作为学位论文作者了解并愿意遵守学校有关保留、使用学位论文的规定，即：在导师指导下创作完成的学位论文的知识产权归西安理工大学所有，本人今后在使用或发表该论文涉及的研究内容时，会注明西安理工大学。西安理工大学拥有学位论文的如下使用权，包括：学校可以保存学位论文；可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文；可以查阅或借阅。本人授权西安理工大学对学位论文全部内容编入公开的数据库进行检索。本学位论文全部或部分内容的公布（包括刊登）授权西安理工大学研究生院办理。

经过学校保密办公室确定密级的涉密学位论文，按照相关保密规定执行；需要进行技术保密的学位论文，按照《西安理工大学学位论文技术保密申请表》内容进行保密（附《西安理工大学学位论文技术保密申请表》）。

保密的学位论文在解密后，适用本授权。

论文作者签名：顾海军 导师签名：戴芳 2017 年 6 月 21 日

论文题目： 无参考图像质量评价算法研究

学科专业： 数学

研究生： 顾海军

签名： 顾海军

指导教师： 戴芳 教授

签名： 戴芳

摘 要

图像是人类从外界获取信息的最主要载体，从图像的获取到最后显示，整个过程中都将不可避免的引入失真。因此，如何快速有效地评价图像质量，已引起了越来越多人的重视。根据评价过程中使用参考图像信息的程度，客观评价方法可分为全参考型图像质量评价方法（Full Reference Image Quality Assessment, FRIQA），半参考型图像质量评价方法（Reduced Reference Image Quality Assessment, RRIQA），无参考型图像质量评价方法（No Reference Image Quality Assessment, NRIQA）。在实际应用中，由于经常得不到原始的参考图像，因此对无参考型算法的研究成为了该领域的研究重点。在了解NRIQA算法之后，本文提出了两种相应算法，具体研究内容如下。

（1）提出了一种基于 Haar 小波的 NRIQA 算法。该方法先对模糊图像进行快速 Haar 小波分解，对高频子带进行加权处理，得到新的高频细节图，对该图像的亮度系数进行归一化处理，再利用广义高斯分布进行参数估计，并建立评价模型，得到最终的评价分数。该算法在 LIVE 数据库和 TID2008 数据库中进行测试，其中在 LIVE 数据库中的 PLCC 值为 0.8721，SROCC 值为 0.8805，在 TID2008 数据库中 PLCC 值为 0.7813，SROCC 值为 0.7921，充分验证了该方法的有效性和准确性。

（2）提出了一种基于稀疏表示的 NRIQA 算法。通过提取图像在空间域和频域上的图像特征，对提取的图像特征使用字典学习的方法进行稀疏化，最后对稀疏后的系数建立评价指标。该算法对各类失真均适用，在 LIVE 数据库中进行实验，得到 PLCC 值为 0.8512，SROCC 值为 0.8661，可见，其评价结果与主观评价基本一致。

关键词：图像质量评价； Haar 小波； 广义高斯分布； 特征提取； 稀疏表示

Title: Research on no reference image quality assessment algorithm

Major: Mathematics

Name: Haijun Gu

Signature: Haijun Gu

Supervisor: Prof. Fang Dai

Signature: Fang Dai

Abstract

Image is the main carrier of human to obtain information from the real world. There is an inevitable distortion in the process of image processing. Therefore, how to assess image quality quickly and efficiently has caused more and more attention. In the process of assessment, Objective assessment method of image quality can be divided into three parts according to the using degree of reference images: FRIQA, RRIQA, NRIQA. It is always difficult to obtain the original image, therefore, the research on the no reference quality assessment method has a great significance. The major contents are as follows .

(1) A novel metric for no reference blurred image quality assessment based on the Haar wavelet transform is proposed. Fast Haar wavelet decomposition is applied on a blurred image. To obtain a new high frequency detail image, the high frequency subbands are weighted. Then, the detail image should be normalized in brightness. The Generalized Gaussian distribution is used to estimate parameters and then the final evaluation scores are obtained by new indicator. Experiments in the LIVE database and TID2008 database verify the validity and accuracy of the method, where, the PLCC values in LIVE database and TID2008 database are 0.8721 and 0.7813. The SROCC values in LIVE database and TID2008 database are 0.8805 and 0.7921, respectively.

(2) A no reference image quality assessment algorithm based on sparse dictionary is proposed. By extracting the image features in spatial domain and frequency domain, respectively, then image features are sparse using dictionary learning, and establish evaluation model for the sparse coefficient. The simulation experiment results in the LIVE database are consistent with the subjective evaluation results, where, the PLCC and SROCC values in LIVE database are 0.8512 and 0.8661.

Keywords: Image quality assessment; Haar wavelet; Generalized Gaussian distribution; Feature extraction; Sparse representation

目录

摘 要	I
Abstract	III
1.绪论	1
1.1 图像质量评价的研究背景与意义	1
1.2 有参考图像质量评价算法的国内外研究现状	2
1.3 无参考图像质量评价算法的国内外研究现状	2
1.3.1 面向特定失真的 NRIQA 算法	2
1.3.2 非特定失真的 NRIQA 算法	5
1.4 论文的主要内容和章节安排	8
2.图像质量评价的主要算法	11
2.1 主观方法	11
2.2 客观方法	11
2.2.1 全参考图像质量评价	12
2.2.2 半参考图像质量评价	14
2.2.3 无参考图像质量评价	14
2.3 图像质量评价算法性能的衡量指标	17
2.4 图像质量评价数据库	18
2.5 本章小结	19
3.基于 Haar 小波的无参考模糊图像质量评价算法	21
3.1 小波变换的基本原理	21
3.2 基于 Haar 小波的特征图像提取	22
3.3 广义高斯分布参数估计	24
3.4 模糊图像质量得分	27
3.5 实验结果及分析	28
3.6 本章小结	30
4. 基于稀疏表示的无参考图像质量评价算法	31
4.1 图像特征提取	31
4.1.1 空域特征提取	31
4.1.2 频域特征提取	34

4.2 图像字典稀疏表示理论基础.....	36
4.3 图像质量评价模型.....	38
4.4 实验结果及分析.....	38
4.5 本章小结.....	41
5 总结与展望.....	43
5.1 总结.....	43
5.2 研究展望.....	43
致谢.....	45
参考文献.....	47
附录.....	53

1 绪论

1.1 图像质量评价的研究背景与意义

人类从外界感知的信息中有 70% 以上来自于视觉。中国有句古话：“百闻不如一见”，可见视觉信息在我们日常生活中的重要性。如何快速获取有效的视觉信息，就需要通过图像这一载体。随着智能化在人类生活中的普及，图像信息已经悄然占据我们的生活，包括影视、通信、教育、气象学、医学、军事等各个方面。目前，智能手机已经得到了极大的普及，而手机摄像头的分辨率问题仍然是各大商家追逐的卖点。除此之外，为了防止各类安全、纠纷、利益等问题，城市中许多地方都使用了监控仪器，如各种公路、公司、厂房、人员密集的地方等，甚至有些居民用房内，也都使用了监控设备，清晰的监控图像，往往能快速的解决各类问题，避免了不必要的事发生。在医学方面，医学图像一般用于对病人病情的诊断，在不影响对病情的诊断的前提下，利用图像质量评价算法，可以在保证图像质量的前提下，通过控制压缩算法的参数实现最大程度的压缩，节省空间。智能汽车正慢慢走进我们的生活，谷歌、百度等甚至已经在为无人车跃跃欲试，而实现这一壮举的前提就是解决视频图像的获取，处理，传输等问题。然而，在这整个过程中，图像失真问题不可避免。图像质量的下降，严重影响后期对图像数据的处理。因此有效的评价图像质量将至关重要，在图像处理这一领域中建立评价准则是势在必行。

在数字图像处理技术中，利用传统的峰值信噪比（Peak Signal to Noise Ratio, PSNR）进行图像质量评价的方法计算简单，且物理含义明确，即衡量图像的灰度值差异，但在实际应用中，人眼感觉图像差异的能力大小、对图像中不同区域的关注程度、视觉掩蔽特性等原因，急需更加有效的数学模型来描述图像质量，力图保持与人眼主观感觉相一致。

目前，对图像质量的评价，可以分为主观评价和客观评价。人眼是图像的最终感知者和评价者，所以人的直接观察是最可靠的评价方法。一般主观评价主要采用平均意见分数（Mean Opinion Score, MOS）或差分平均意见分数（Differential Mean Opinion Score, DMOS），主观评价方法简单直接，但容易受到现实环境、人的精神状态、知识背景等各种因素的影响。此外，主观评价的方法工作量大、效率低，不适合在线处理。在这种情况下，就急需客观的评价算法。客观质量评价算法通过建立数学模型进行定量评价，通过各种方式尽可能的与人的主观感受保持一致^[1]。根据对参考图像的依赖程度，客观质量评价又可分为以下三种类型^[2]：（1）FRIQA；（2）RRIQA；（3）NRIQA。

考虑到FRIQA方法和RRIQA方法需要有原始图像信息进行对比，而在实际情况中这些信息可能没有或很难得到，严重影响了这两类方法的实际应用。相比而言，NRIQA方法仅利用失真图像来计算质量分数，符合实际环境需求，运用广泛，其算法的设计也更具挑战性，所以开展本课题具有重大研究意义。

1.2 有参考图像质量评价算法的国内外研究现状

有参考图像质量评价，顾名思义，即有参考图像的评价算法，主要包括FRIQA算法和RRIQA算法。有参考的IQA算法是最早出现的一类IQA算法，也是研究最多的一类。时至今日，仍不断有新的算法被推出。在有参考图像的情况下，通过与参考图像进行对比，可以更精确的评价图像质量，以便达到衡量其他图像处理算法效果好坏的目的。但在实际应用中，往往无法得到标准的参考图像，达不到实时的效果，这就成为了研究有参考图像质量评价算法的最大阻碍，也是有参考图像质量评价算法的最大缺陷。

在FRIQA算法中，最具影响力的算法当属Wang等^[3]提出的结构相似度（Structural Similarity, SSIM）算法。该算法首次从结构失真的角度出发，通过比较亮度、对比度和结构这三个方面进行图像质量评价。随后，考虑到人眼在不同的距离观察图像时会有不同的感觉，结合多尺度框架，通过低通滤波和下采样获得图像在不同尺度上的表达，提出了MS-SSIM^[4]算法。王翔等^[5]利用Gabor滤波器中的复数波形去拟合高斯函数，直到联合分辨率在时间域和频域上达到理论极限。为了能有效地模拟人眼视觉特性，使用优化的Gabor滤波器对图像的特征信息进行提取和对比，最后得到图像质量评价结果。闫钧华等^[6]提出了一种基于显著性图像边缘的FRIQA方法。该方法中认为人类视觉关注的图像内容可以利用显著性图像表征。首先通过边缘检测提取显著性图像的边缘检测图，以便得到人眼关注的结构和边缘，然后再计算参考图像与得到的边缘检测图之间的汉明距离，利用两者间的汉明距离来得到图像质量评价指标。

RRIQA方法与FRIQA方法类似。Wang等^[7]在小波域计算图像的统计特征，用Kullback-Leibler 距离计算参考图像与失真图像的小波系数分布的差异，得到图像的评价分数。Ma等^[8]提出了一种基于重组DCT变换的RRIQA算法。该算法利用广义高斯分布（GGD）对分块重组的DCT系数子带进行描述，结合子带间的互信息，用City-Block距离描述拟合GGD与实际分布的距离，得到最终图像质量分数。

1.3 无参考图像质量评价算法的国内外研究现状

由于在现实生活中，有参考的图像质量评价达不到现实需求，因此，NRIQA算法就逐渐引起了研究者的注意。由于不需要参考图像，NRIQA算法成为了目前最符合现实需求的一类图像质量评价方法，也是近几年来图像处理领域的研究热点之一^[9]。根据无参考图像质量评价的适用范围，可以将NRIQA算法分为：面向特定失真和非特定失真2种算法。

1.3.1 面向特定失真的 NRIQA 算法

对NRIQA算法的研究最早开始于面向特定失真的评价，其中最为常见的就是对图像模糊和图像噪声的研究。为了尽可能得到与人眼相一致的评价结果，越来越多的研究者开始投入其中，各种方法开始涌现。本节针对图像模糊和图像噪声这两类特定失真中常见的

评价方法进行总结。

(1) 模糊图像的评价

模糊是图像质量中较为重要的影响因素。在现实环境中,很多因素会造成图像的模糊,如拍摄照片时相机离焦、目标物体的运动、图像压缩等。生活中可能存在太多的原因导致图像模糊,但图像的模糊基本存在边缘变粗,变宽等问题,致使高频部分缺失。围绕这些特征,出现了大量相关的评价算法。

图像模糊会造成图像边缘宽度的变化,因此有很多模糊评价算法是以分析边缘的宽度为基础的。Pina Marziliano 等^[10-11]提出了一种空间域的图像模糊评价算法。由于模糊会造成图像中边缘的拓展,产生较大的平均边缘宽度,因此,他们利用Sobel算子检测竖直方向边缘,通过寻找灰度值中最邻近的极大值和极小值点得到边缘宽度,将所有边缘宽度的均值作为图像整体模糊程度的估计。Ong^[12]等提出利用图像边缘的平均程度作为特征,具体地说就是利用图像在反梯度方向上斜率的延伸程度作为图像质量评价的衡量指标。Wang等^[13]为了得到更为可靠的边缘,使用大小不同的模板进行边缘检测,然后,利用得到的检测边缘的最大强度、平均强度以及边缘比率等信息计算图像模糊程度。目前,已经有大量算法通过对图像边缘进行数据拟合和阈值处理,以减小噪点对图像边缘的影响。其中,Wu等^[14]首先利用边缘检测算子对图像进行边缘检测,然后使用Radon变换在检测得到的边缘中寻找线性特征,最后用线扩散函数和点扩散函数来拟合计算这些特征。这类基于模糊图像边缘的评价方法,计算复杂度相对较低,运行速度快,能基本反应模糊图像的真实质量。但是目前对边缘检测并没有十分精确的方法,各种边缘检测算子都存在漏检或误检,这也大大影响了最后图像质量的评价结果。

桑庆兵等^[15]通过低通滤波构造模糊副本,对原始模糊图像和再模糊图像进行边缘膨胀块和平滑块划分,并计算它们的结构相似性,以此作为原模糊图像的评价指标。Crete等^[16]观察发现人眼对于模糊图像和再模糊图像的区别感知能力不强,因此提出了一种通过计算模糊图像与再模糊图像中邻域像素的灰度变化,以达到估计输入图像的模糊程度的目的。通过再模糊来构造模糊副本,这类算法能较好的评价模糊图像的质量,且也能达到实时性的要求,但是得提前知道模糊类型,这在实际应用中,大打折扣。

Ferzli和Karam等^[17-18]提出了最小可见模糊(Just Noticeable Blur, JNB)的概念,并将JNB结合到一个概率求和模型进行图像模糊的评价。JNB是定义为在一定的对比度(高于最小可见差异)情况下,在图像的边缘可以观察到的最小模糊量,它随着对比度的提高而减小。通过对图像子块的选取,累加得到边缘的模糊概率,达到评价模糊程度的效果。Narvekar和 Karam^[19]还提出了针对JNB方法的改进算法,通过计算模糊检测的累积概率定义图像模糊分数。这类算法从人类视觉的角度出发,为后面的研究者提供了一个新思路,但与其他算法相比,其评价结果准确性明显较低。

Bahrami等^[20]通过计算图像中每个8邻域内的像素中的局部最大变化值,根据局部最大变化值的大小进行加权处理,对加权后的局部最大变化值计算其标准差,以此作为最后

快速评价的指标。

图像特征在不同的变换域中,具有其自己的特殊性,如离散余弦变换 (Discrete Cosine Transform, DCT)、多尺度分解 (Multiplicative Multiresolution Decomposition, MMD)、离散小波变换 (Discrete Wavelet Transform, DWT) 等。因此,可以在频域建立相关模糊评价算法。

Caviedes等^[21]提出将图像边缘轮廓分为 8×8 像素块,通过计算各个像素块DCT的峰值平均值进行图像模糊程度的评价; Kristan等^[22]通过实验发现聚焦准确图像的归一化DCT系数趋于均匀分布,而散焦的图像趋于低频加强,因此使用均匀性分布情况对测试图像的DCT系数进行分析可以达到对图像锐利度评估。由于模糊图像在不同分辨率下的边缘展宽会发生变化,因此小波变换等多尺度分析方法在模糊评价中得到广泛应用。如Tong等^[23]基于多尺度Haar小波变换系数将边缘进行不同类型的分类,利用相应的规则判断是否模糊,并统计模糊边缘的个数达到估计整个图像模糊程度的目的。Serir^[24]等提出通过对图像提取纹理、奇异点数量、轮廓、和对比度等相关特征进行MMD系数检测相关点,同时对其进行分类,并利用不同尺度下的模糊系数进行整体模糊度的估计。

在变换域中通过结合图像频域特性和多尺度特征,建立相关评价指标的算法,在与只利用边缘检测的算法相比,准确性得到了巨大的提高,由于利用了多尺度特性,其算法的鲁棒性也得到了提高,且其本身的计算复杂度也不高。

(2) 噪声图像的评价

图像中往往夹杂着各式各样的噪声。根据生成图像的方式不同,产生噪声的原因就不同,如:图像处理过程中的电子设备的使用等。目前,经常使用局部平滑度来对噪声进行评估。

Xin Li^[25]认为,如果某个像素点破坏了其所在邻域的局部平滑度,则可以认为该像素点就是噪声点。因此可以通过对某个像素点与其八邻域内的其他像素点的信息进行比较,以此来判断其是否为噪声点。Donoho和Johnstone^[26]最早提出对噪声图像使用紧凑型正交小波变换,对得到的小波高频系数,使用其绝对值的中值再除以一个特定数值,作为衡量噪声的标准。李天翼等^[27]通过利用原始图像与噪声图像在多尺度小波域间的相关性,将估计得到的原始图像小波系数与含噪图像的小波系数相减,对得到的相关系数进行噪声估计。一般,上述这些方法是假设噪声在服从加性高斯分布的前提下进行的噪声检测,所以对高斯白噪声效果显著,但对其他类型的噪声(如脉冲噪声)往往会存在较大的误差,降低了这类算法的适用性。

Pyatykh等^[28]认为噪声方差的估计就是图像块协方差矩阵的最小特征值,因此将图像分块进行PCA分析,当最小特征值与和它相距一定距离的其他特征值的差值小于阈值时,选择该特征值做为噪声方差。该方法使用过程中引入了大量经验参数,大大影响了算法在实际中的应用,虽然算法本身精度挺高,但是鲁棒性并不好。

1.3.2 非特定失真的 NRIQA 算法

在现实生活中,图像失真往往都不是单一类型的,这极大的限制了针对特定失真类型的NRIQA算法实际应用。通用型质量评价算法则针对这种情况而设计,这类算法在评价图像质量时不需要事先知道图像失真类型,也不需要参考图像,因此在实际应用中具有较大的实用价值。近年来,针对这类算法的研究是客观图像质量评价中的一个热点,出现了不少有效的算法。本文中根据预测过程中所使用方法的的不同对该类算法进行总结。

(1) 基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的方法

SVM已经广泛应用在机器学习中,其中展现出来的良好性能被众多学者应用在图像质量评价中。通过对图像提取特征,利用已知样本数据训练得到回归模型,在对提取的图像特征进行质量评价。Moorthy等^[29]提出了两级框架的模型(Blind Image Quality Index, BIQI)。首先利用SVM在样本图像中识别可能存在的失真类型,然后利用特定失真的NRIQA算法计算在特定失真下的质量分数,最后通过加权平均得到图像质量。在BIQI模型的基础上,Moorthy等^[30]通过在不同尺度和方向上进行小波分解,统计归一化的小波系数特征,使用SVM建立了一种基于图像真实性和完整性的失真识别评价模型(Distortion Identification-based Image Verity and Integrity Evaluation, DIIVINE)。

与两级框架的算法不同,Saad等^[31]提出的BLIINDS(Blind Image Integrity Notator using DCT Statistics)算法和改进的BLIINDS-II算法^[32]中,通过在多尺度框架下对图像进行DCT变换,对得到的DCT系数,使用广义高斯模型进行描述,将利用广义高斯模型估计出的参数结合SVR模型,得到最后的评价分数。Zhang和Chandler^[33]提出在空间域和频率域中分别提取与图像质量相关的统计特征,在空间域中统计亮度均一化后系数的特征,在频率域中对不同方向使用Gabor滤波器得到频域特征,对得到的所有特征用广义高斯模型进行描述,对模型参数使用SVM进行分类,并建立评价指标。

SVM在图像评价方面取得了较好的效果,其评价结果准确性和鲁棒性都高,但是对特征的选取要求较高,且在训练模型时,需要大量数据样本,对样本的选取依赖性较大。因此,适当的样本选取和特征计算极大的影响了该方法的性能。

(2) 基于统计概率模型的方法

基于统计概率模型的方法就是通过使用多元高斯分布描述图像特征和图像质量之间建立的统计概率模型。通过得到的概率模型,对图像提取对应特征并进行图像质量评估。Jiao等^[34]对图像进行局部去均值和对数比归一化处理,同时进行分块处理,在多个尺度、多个方向上计算图像块的对数能量和方差,并用多变量高斯分布描述这些统计特征,通过计算测试图像与自然图像特征之间的马氏距离来作为衡量图像质量的标准。

Mittal等^[35]提出了BRISQUE(Blind/Reference less Image Spatial Quality Evaluator)算法。文中提出,在空域中,对自然图像亮度进行归一化的系数服从广义高斯分布,对归一化系数提取统计特征建立回归模型,得到最终的评级指标。在此基础上,Mittal等^[36]在不

需要主观评分的前提下, 利用人眼感兴趣区域, 使用多元高斯模型 (MVG) 建立评价分数。该算法又被称为NIQE (Natural Image Quality Evaluator) 算法。夏裕建等^[37]也是利用自然图像归一化亮度系数服从广义高斯分布这一特性, 在空域提取图像梯度, 利用图像梯度密度选取感兴趣区域, 提取该区域的图像特征, 建立MVG模型, 然后对测试图像建立同样的MVG模型, 通过计算两者在统计规律上的偏差来评价测试图像。

利用统计的方法建立对应的概率模型往往需要大量的样本数据作为支撑, 选取合适的概率模型和适合的样本大小直接影响算法的精度与速度。由于受到现实条件的影响, 现有的算法基本都是利用MVG建模完成的。

(3) 基于神经网络的方法

这类方法主要是在空间域或变换域中提取图像特征, 通过已知样本数据训练得到一个神经网络模型, 用该模型对测试图像的特征进行预测。

Li等^[38]通过对图像提取相位一致性特征, 利用广义回归神经网络 (GRNN), 提出了图像质量评价模型。周姣姣等^[39]通过对失真图像进行Curvelet变换, 用非对称广义高斯模型对得到的系数进行拟合, 得到能量特征统计值。同时用布谷鸟搜索算法对BP神经网络进行优化, 得到最终的评价分数。

神经网络是经典的机器学习方法之一, 在图像评价中也是被广泛使用, 虽然能得到比较准确的预测结果, 但是它的缺陷是对网络结构的设计需要一定技巧, 对样本的要求较高, 样本的选取对算法性能影响大, 且当提取的特征维度过大或数据过大时, 训练过程中的计算复杂度也将直线上升, 对软硬件设备的要求也将提高, 成本较大。

(4) 基于稀疏表示的方法

稀疏表示就是利用图像块中的高层次特征, 通过训练得到的过完备字典, 将图像表示为字典中少量原子的线性组合。对样本图像通过机器学习训练得到学习字典, 利用该字典对测试图像进行质量评价。

吴双等^[40]根据融合后的稀疏编码和冗余字典重构融合图像的方法, 基于在线字典学习, 针对医学图像, 提出了一种新的特征提取与融合的方法。张涛等^[41]提出将输入图像进行分块, 大小为 8×8 且互不重叠, 对各块图像使用已经训练得到的字典进行稀疏表示, 利用计算得到的每块稀疏系数建立评价模型。在图像稀疏表示的基础上, 张涛等^[42]又提出通过概率潜在语义方法分别提取清晰训练图像和测试图像的特征, 利用测试图像的相关特征与清晰图像的相关特征之间的相似性作为衡量图像模糊程度的依据。He等^[43]提出针对自然场景统计特性, 通过稀疏表示, 得到相应字典, 对测试图像进行稀疏编码并结合DMOS值获得最终的图像质量评分。

Doermann David等^[44-45]提出对自然图像选取局部图像块进行稀疏编码, 训练生成字典, 结合结构相似度指数等其他相关特征, 评价图像质量。Zhang等^[46-47]提出对样本图像先进行预处理, 得到原图像的结构信息图, 提取其在二维空间的相关性特征, 进行字典学习, 得到相应参数, 通过建立相应的评价准则, 进行图像质量评价。

基于字典学习的稀疏表示方法其原理相对比较简单，灵活性好，对图像质量评价效果较好，对样本要求低，在已知字典的前提下，能达到实时性要求，但受到字典本身的大小及需要处理信号的维数限制，可能会造成时间浪费和资源浪费。

图 1-1 是对现有图像质量评价算法的分类。由于人类视觉是一个非常复杂的非线性评价过程，通过总结各类方法的优缺点可知，利用 Harr 小波和稀疏表示的方法可以得到很好的估计效果，在未来研究中将发挥重要作用。基于此，本文也将利用这两种方法进行 NRIQA 算法的研究。

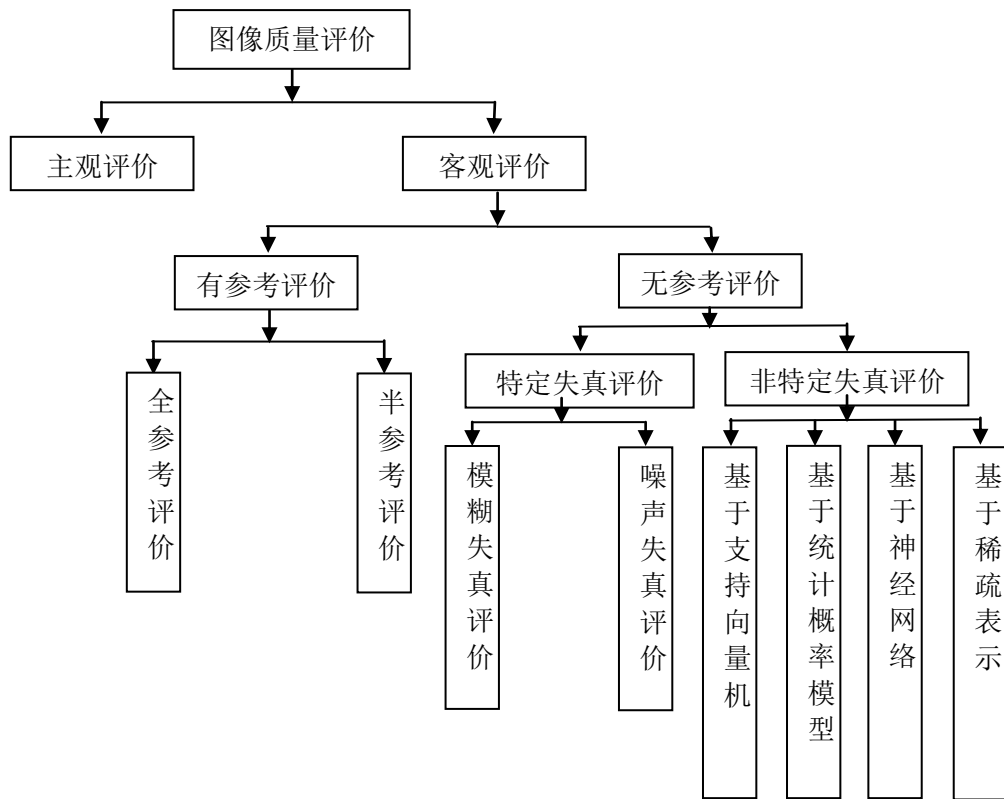


图 1-1 IQA 算法分类

Fig.1-1 The classification of image quality assessment algorithm

1.4 论文的主要内容和章节安排

NRIQA 算法的研究一般都是在空域或频域中提取图像特征，对提取的图像特征进行分类建模，进行分数评估。本文通过 Haar 小波在频域上提取图像特征，结合空域上的图像特征，分别提出了无参考模糊图像质量评价算法和通用型无参考图像质量评价算法。

第 1 章为绪论。概述了本文的研究背景，介绍了图像质量评价的国内外研究状况，主要阐述了 NRIQA 算法的研究现状，并对现有的部分 NRIQA 算法进行了分类并阐述其优缺点。

第 2 章为图像质量评价的基本算法。主要从客观的角度，分别介绍了目前常用的有参考图像质量评价算法和 NRIQA 算法。同时详细介绍了常用的评价算法性能的评价指标和常用的图像质量评价数据库。

第 3 章提出了一种基于 Haar 小波变换的无参考模糊图像质量评价算法。本章主要介绍了小波变换的原理及具有的性质，通过 Haar 小波变换，对高频子带给出对应权重，提取特征图像，对图像亮度进行归一化处理，对得到的系数使用 GGD 模型进行拟合，并进行特征参数估计，使用得到的特征参数，构建评价模型，得到最终分数。在 LIVE 数据库和 TID2008 数据库中与其他常见算法进行了算法性能的比较。

第 4 章提出了一种基于稀疏表示的 NRIQA 算法。本章节主要介绍了在图像空域和频域中分别提取图像特征，使用字典稀疏理论，对提取的图像特征进行稀疏表示，对得到的稀疏系数构建模型，得到图像质量评价分数。在 LIVE 数据库中，分别对不同失真类型的图像进行图像质量评价，并与常见的通用型 NRIQA 算法进行性能比较。

第 5 章为总结与展望，主要是对本论文的工作进行了总结和评价，阐述了本论文研究方向和进一步需要解决的问题。

2 图像质量评价的主要算法

图像质量作为度量图像清晰程度的一种主要参考指标,已经得到广泛认可。在过去的几年中,出现了大量关于图像质量评价的文献,说明这课题正受到越来越多的关注。IQA方法一般分为主观和客观两类,本章中,将对这2类方法中现有的经典IQA算法进行介绍。

2.1 主观方法

人是图像的最终感知者和评价者,所以图像质量最可靠的评价方法就是人直接观察,进行主观评价。图像质量的主观评价方法主要分两种,即绝对评价和相对评价。根据具体要求和规则,对图像进行评价,其准确性和合理性都是最高的。表2-1为图像质量主观评价的五级标准^[48]。

表 2-1 主观评价标准
Table 2-1 The Subjective evaluation standard

等级	妨碍程度	质量标准
1	完全看不出图像质量有变化	非常好
2	能看出图像质量有轻微受损,但不影响观看	好
3	能清晰看出图像受损,对观看略有影响	一般
4	对图像观看有影响	差
5	严重影响图像观看	非常差

虽然主观评价的方法精确率高,方法简单,但在实际中容易受到环境、观察者的状态、知识背景等各种因素的影响,可重复性差。评价过程繁琐,耗时长,效率低,实用价值不高。

2.2 客观方法

客观的图像质量评价方法目标是通过建立数学模型,快速有效的计算图像质量,取代费时费力的主观评价方法,以便达到人眼评价的标准。客观评价方法根据评价过程中对参考图像信息使用程度可分为FRIQA、RRIQA、NRIQA三种评价方法。

2.2.1 全参考图像质量评价

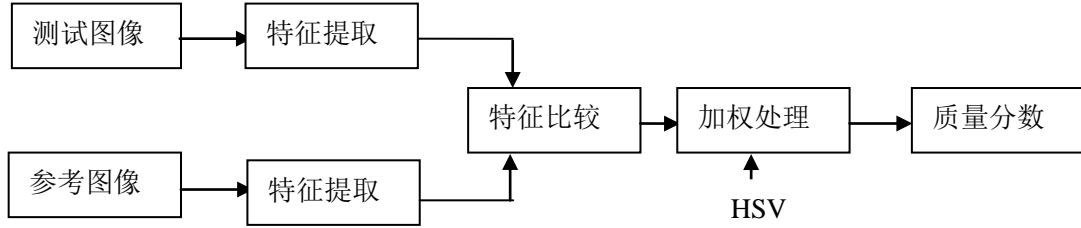


图 2-1 FRIQA 一般框架
Fig. 2-1 The framework of FRIQA

FRIQA算法是图像质量评价中最早出现的一类，目前仍不断有新的算法被提出。在有标准参考信息的前提下，利用参考信息的这种评价算法可以更精确的对图像完成质量评价，在衡量其他图像处理算法性能时，也能表现出极大的作用。图2-1所示为FRIQA的一般性框架。从图2-1可知，通过对测试图像和参考图像提取图像特征，比较两者的相似度，结合HSV的特性加权处理得到最后的质量分数。由于这类方法文献众多，本章就对广泛关注的几种算法进行详细介绍。

(1) PSNR

目前，最被人认可的方法就是PSNR。PSNR提出时间已久，在图像处理领域中，PSNR已经成为衡量各种图像处理算法性能好坏的一个常用标准。其计算公式为：

$$PSNR(x, y) = 10 \times \lg \left(\frac{(2^M - 1)^2}{\frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |x(i, j) - y(i, j)|^2} \right) \quad (2.1)$$

其中 M 表示图像比特数，一般取8bit， x 表示失真图像， y 表示参考图像， m, n 分别表示图像的长和宽。PSNR能较好地反映对应像素之间的灰度差异，但是由于各种原因，经常出现无法很好表示图像主观评分的情况。

(2) SSIM

文献【3】中提出通过计算图像的结构信息，对比度，亮度来评价图像质量。假设 x 为参考图像， y 为失真图像，则它们之间的相关特征可表示为：

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1} \quad (2.2)$$

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2} \quad (2.3)$$

$$s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3}, \sigma_{xy} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y) \quad (2.4)$$

其中 μ_x , μ_y 分别为 x , y 的均值, σ_x , σ_y 分别为 x , y 的方差, σ_{xy} 为它们的协方差。 C_1 , C_2 , C_3 是为了防止分母趋于0而给出的很小的常数。最终SSIM定义为:

$$SSIM(x, y) = [l(x, y)]^\alpha [c(x, y)]^\beta [s(x, y)]^\gamma \quad (2.5)$$

式中 α , β , γ 均大于0, 通过调整三者的大小可以改变对应分量在最终的质量评分里的重要性。

SSIM算法首次使用结构失真对图像质量进行评价和描述。与常见的PSNR相比, SSIM对图像质量的评价结果能更好的反映人的主观评价, 而且同样保持了较低的运算复杂度。但是, 其缺点就是没有利用人眼在观察时对感兴趣区域的关注度, 认为图像中所有子块的作用是等同的, 以至于最后取平均作为最终的结构相似度。这与现实情况不符, 使得这种方法存在一定的局限性, 影响了这类方法的实际应用。

(3) FSIM

文献【49】中, Zhang 等认为图像对比度在使用相位一致特征进行描述时具有不变性的特性, 而图像对比度能较好的反映图像质量, 且图像梯度可用来描述图像对比度的失真, 因此采用图像梯度来进行描述。最后, 加权处理得到最后分数。

记 $PC(x)$ 、 $PC(y)$ 和 $G(x)$ 、 $G(y)$ 分别为图像 x , y 的相位一致性特征和梯度特征, 则可得到:

$$S_{pc}(x, y) = \frac{2PC(x)PC(y) + C_1}{PC^2(x) + PC^2(y) + C_1} \quad (2.6)$$

$$S_G(x, y) = \frac{2G(x)G(y) + C_2}{G^2(x) + G^2(y) + C_2} \quad (2.7)$$

其中 C_1 , C_2 是为了防止分母趋于0而给出的很小的常数。局部质量图则可表示为:

$$S_L(x, y) = [S_{pc}(x, y)]^\alpha [S_G(x, y)]^\beta \quad (2.8)$$

式中, α , β 用于调整相位一致性和梯度特征这两特征所占比例大小, 令 $\alpha=1$, $\beta=1$, 则得到最后分数为:

$$FSIM(x, y) = \frac{\sum PC_m S_L(x, y)}{\sum PC_m} \quad (2.9)$$

式中, $PC_m = \max[PC(x), PC(y)]$ 。

2.2.2 半参考图像质量评价

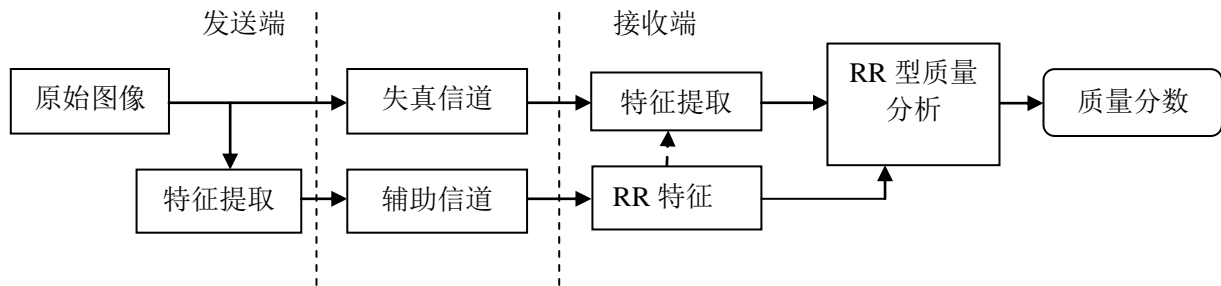


图2-2 半参考图像质量评价框架
Fig. 2-2 The framework of RRIQA

图2-2所示为RRIQA算法的一般性框架^[50]。其大致过程与FRIQA算法类似，对原始图像提取特征，利用辅助信道在接收端与失真图像提取的图像特征进行对比，利用人主观评价时的特性，对特征进行构建模型，得到图像对应的评分。RRIQA算法有效的利用了参考图像的信息，但是对使用的参考信息数据不能太大，否则在辅助信道传输时会消耗大量时间，降低了使用效率。下面将介绍两种常见的半参考图像质量评价算法。

文献【8】提出了一种基于重组 DCT 变换的 RRIQA 算法。首先通过对分块图像的 DCT 系数进行重组，得到 10 个子带；然后，利用 GGD 模型对得到的子带系数进行参数拟合，使用 City-Block 距离描述 GGD 拟合得到的分布与实际之间的差距。最后，结合子带系数间的互信息，对图像进行最终评分。

文献【51】中，Wu等提出了一种基于信息保真度的RRIQA算法。模仿人脑的工作机理，对图像特征进行分类。文中通过分别计算分类后图像信息的保真度，结合人眼评价机制，设置对应权重，得到最后的评价分数。该方法所需的边信息较少，当其评价的准确性较高，可视为较理想的评价方法。

RRIQA算法并不是目前图像质量评价算法的主流，因此本文中不再赘述。

2.2.3 无参考图像质量评价

NRIQA算法，即没有参考图像的评价算法，给出一幅失真图像，就能得到相应的评价分数，是目前最贴近现实生活的一种评价模型。其质量评价的一般性框架如图2-3所示。NRIQA算法又可分为针对特定失真的方法和非特定失真方法。特定失真指的是在评价过程中，知道图像是模糊、噪声等具体的失真类型图像。非特定失真的方法又称为通用型方法，是指在评价过程中不知道图像失真类型的情况下，利用算法，对失真图像直接进行的评价。下面将分别介绍几种常见的针对特定失真和非特定失真的图像质量评价方法。

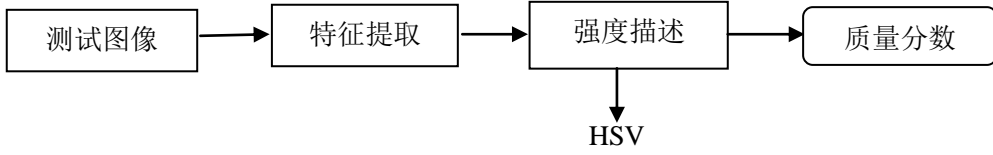


图 2-3 无参考图像质量评价框架

Fig. 2-3 The framework of NRIQA

(1) 特定失真方法

针对模糊类的图像，虽然造成图像模糊的原因不尽相同，但模糊一般都伴随着图像的边缘变宽，高频信息减少。文献【18】中，Ferzli等提出了JNB的概念，并将JNB结合到一个概率求和模型进行图像模糊评价。该算法中规定，当对比度小于50时，JNB宽度为5，当其大于等于51时，宽度为3。在给定的对比度下，图像中的边缘 e_i 处的模糊概率可表示为：

$$P(e_i) = 1 - \exp\left(-\left|\frac{\omega(e_i)}{\omega_{JNB}(e_i)}\right|^\beta\right) \quad (2.10)$$

式中， $\omega(e_i)$ 表示边缘 e_i 的宽度； $\omega_{JNB}(e_i)$ 表示JNB的宽度。在一个边缘块 R_b 中的模糊可描述为：

$$D(R_b) = \left(\sum_{e_i \in R_b} \left|\frac{\omega(e_i)}{\omega_{JNB}(e_i)}\right|^\beta\right)^{\frac{1}{\beta}} \quad (2.11)$$

在整个图像中检测到的模糊概率为

$$P_{blur}(I) = 1 - \exp(-D^\beta) \quad (2.12)$$

其中， $D = \left(\sum_{R_b} |D(R_b)|^\beta\right)^{\frac{1}{\beta}}$ ，则图像的模糊分数为

$$S = L / D \quad (2.13)$$

其中 L 为所处理的图像块数。

文献【52】提出了一种基于小波域的图像高频能量进行图像模糊评价。由于模糊会减少高频部分的能量，因此对高频能量的描述能反映出图像的模糊程度。该方法首先对图像进行三级小波变换，三个高频子带分别记为 S_{LH_n} 、 S_{HL_n} 、 S_{HH_n} ， $n=1,2,3$ 。定义每个子带的能量为：

$$E_{XY_n} = \log_{10}\left[1 + \frac{1}{N_n} \sum_{i,j} S_{XY_n}^2(i,j)\right] \quad (2.14)$$

其中， XY 表示 LH 、 HL 、 HH ； N_n 表示对应子带中系数的个数，则每一层能量可表示

为:

$$E_n = (1 - \alpha) \frac{E_{LH_n} + E_{HL_n}}{2} + \alpha E_{HH_n} \quad (2.15)$$

其中, α 设置为 0.8, 用来突出高频子带的能量。图像的模糊分数为:

$$FISH = \sum_{n=1}^3 2^{3-n} E_n \quad (2.16)$$

该方法还可以在局部图像块中进行, 得到局部模糊分数。由于本文主要针对特定失真中的模糊图像进行的图像质量评价算法研究, 故其他类特定失真不做介绍。

(2) 非特定失真方法

文献【29】提出的 BIQI 方法是一种基于自然场景统计的通用型无参考图像质量评价算法。该方法主要包含两个步骤: 第一步首先用 Daubechies 9/7 小波基对图像进行处理, 对得到的系数提取自然场景统计特性, 判断图像中存在的失真类型, 并计算得到对应的概率。第二步利用不同类型失真的概率和分数通过加权处理得到整体的质量分数。最终的质量分数可表示为:

$$BIQI = \sum_{n=1}^5 p_i q_i \quad (2.17)$$

其中, p_i 表示第 i 种失真的概率; q_i 表示第 i 种失真的质量分数。

文献【36】利用相位一致性和图像梯度等图像特征, 提出了一种基于广义回归神经网络的 NRIQA 算法。图像 I 在 x 处的傅里叶系数展开即为图像的相位一致性函数:

$$PC_I(x) = \max_{\phi(x) \in [0, 2\pi]} \frac{\sum_n A_n \cos[\phi_n(x) - \bar{\phi}(x)]}{\sum_n A_n} \quad (2.18)$$

其中, A_n 表示图像 I 在第 n 次谐波的幅度, $\phi(x)$ 表示在 x 处的局部相位, $\bar{\phi}(x)$ 表示在 x 处的平均相位。当公式(2.17)取得最大值时, 其对应的 $\bar{\phi}(x)$, 记为 $PC_I(x)$, 使用文献【53】的方法计算相位一致性。在得到相位一致性图像后, 计算相位一致性图像的均值, 熵, 失真图像的熵和梯度这 4 个特征, 利用广义回归神经网络对特征进行描述。广义回归神经网络模型为:

$$\hat{Y}(X) = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i \exp(-D_i^2 / 2\sigma^2)}{\sum_{i=1}^n \exp(-D_i^2 / 2\sigma^2)} \quad (2.19)$$

其中 X 表示输入的向量, \hat{Y} 为预测值, $D_i^2 = (X - X_i)^T (X - X_i)$, n 表示样本个数, X_i 表

示训练样本的图像特征， Y_i 表示训练样本的主观质量评分， σ 取值为[0.01, 0.1] 之间。

该算法是一种非机器学习的 NRIQA 算法，利用图像一致性进行特征提取，能较好的反映人的主观评价，在运算复杂度方面也具有一定优势。

2.3 图像质量评价算法性能的衡量指标

在图像质量评价研究中，为了评价一个图像质量评价算法的性能，就需要利用算法在图像数据库中进行测试，并计算客观分数与主观分数的一致性程度。目前广泛采用4个标准来衡量一个算法的性能^[54]：皮尔逊线性相关系数(Pearson Linear Correlation Coefficient, PLCC); Spearman 秩相关系数(Spearman's Rank Ordered Correlation Coefficient, SROCC); 离出率(Outlier Ratio, OR); 均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)。其中RMSE和PLCC反映的是算法预测结果的准确性，SROCC反映的是算法预测结果的单调性，OR反映的是算法预测结果的一致性。本文中主要采用了PLCC系数和SROCC系数。下面将对这两种指标进行叙述。

对于皮尔逊线性相关系数的计算,通常需要先主观分数和预测分数之间做非线性拟合。常用的拟合方式有以下两种：

(1) 五参数拟合：

$$f(x) = \beta_1 \left[\frac{1}{2} - \frac{1}{1 + e^{\beta_2(x - \beta_3)}} \right] + \beta_4 x + \beta_5 \quad (2.20)$$

(2) 四参数拟合：

$$f(x) = \frac{\beta_1 - \beta_2}{1 + e^{(x - \beta_3)/\beta_4}} + \beta_2 \quad (2.21)$$

其中， x 表示算法预测分数； β_1 ， β_2 ， β_3 ， β_4 ， β_5 为需要拟合的参数。在拟合得到这些参数的基础上，皮尔逊线性相关系数（PLCC）的计算如下：

$$PLCC = \frac{\sum_{i=1}^N (s_i - \bar{s})(q_i - \bar{q})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (s_i - \bar{s})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (q_i - \bar{q})^2}} \quad (2.22)$$

其中， s_i 表示主观得分， q_i 表示经过非线性映射后的预测分数。PLCC取值范围在[0, 1]且越接近于1，算法预测的图像质量越准确。

SROCC 计算如下：

$$SROCC = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^N d_i^2}{N(N^2 - 1)} \quad (2.23)$$

其中， d_i 是第 i 幅图像在主观和客观评价中的排名差值。SROCC 取值范围在 $[0,1]$ 且越接近 1，算法预测的单调性越好。

2.4 图像质量评价数据库

图像质量评价虽得到了广泛的认可，但是在实际应用中，仍存在许多问题。作为一个较新的研究领域，为衡量算法性能，需要将算法在标准数据库中进行测试。目前，常用的 5 个图像质量数据库包括 LIVE^[55]、CSIQ^[56]、TID2008^[57]、MICT^[58]、IVC^[59]。在这些数据库中，一般包含高质量的参考图像，对参考图像添加了不同类型和强度失真的图像，以及对失真图像的主观质量分数。鉴于本文算法主要在 LIVE 数据库和 TID2008 数据库中进行实验，下面将详细介绍这两个数据库。

(1) LIVE 数据库

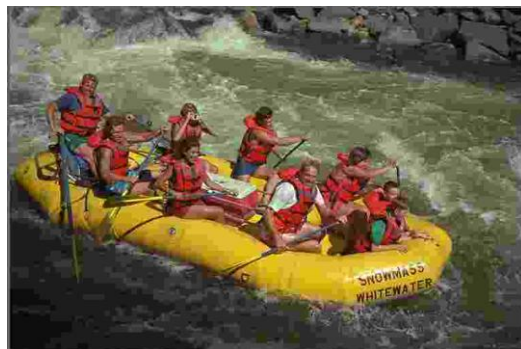
由 University of Texas 的 Laboratory for Image and Video Engineering (LIVE) 实验室开发。其中，该数据库包含 29 幅参考图像和 779 幅失真图像，所有图像均为彩色 BMP 格式，图像分辨率从 634×438 到 768×512 大小不等。此数据库共包含 5 种类型的失真，具体为高斯模糊 (145 幅)、加性高斯白噪声 (145 幅)、JPEG 压缩 (169 幅)、JPEG2000 (175 幅) 和快速衰落 (145 幅)。对每幅图像，每一种失真都有 5~6 种不同的强度。每幅图像都由 20~29 个人打分，然后将分转化为 1~100 之间的分数，最后对每幅图像用 DMOS 表示其主观质量分数。图 2-4 所示为 LIVE 数据库中部分图像。

(2) TID2008 数据库

由 Tampere University of Technology 开发。该数据库中包含 25 幅参考图像和 1700 幅失真图像，所有图像均为 BMP 格式，图像分辨率为 384×512 。该数据库中共有 17 中失真类型，每幅图像每种失真都有 4 个不同的强度。共有 838 个人参与了主观质量打分，用 MOS 表示图像的主观质量分数。



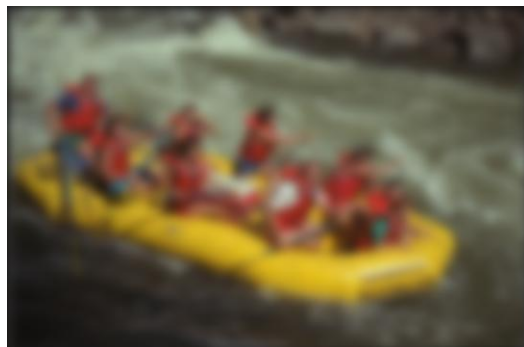
(a) 原始图像



(b) JPEG失真



(c) JPEG2000失真



(d) Gblur失真



(e) WN失真



(f) 快速退化失真

图 2-4 LIVE 数据库中失真图像示例

Fig. 2-4 The distorted images in LIVE database

2.5 本章小结

本章主要介绍了常见的主观 IQA 算法和客观 IQA 算法及它们的评价流程，对客观的 IQA 算法又进行了 FRIQA 算法，RRIQA 算法和 NRIQA 算法的分类，并详细介绍了每类算法中典型的算法，接着又介绍了用来衡量 IQA 算法性能的评价指标，介绍了 PLCC 指标和 SROCC 指标的计算过程，最后介绍了图像评价中常用的数据库。

3 基于 Haar 小波的无参考模糊图像质量评价算法

目前,已经有很多学者针对特定失真的无参考图像质量评价算法展开了研究,尤其是对模糊图像的质量评价算法的研究。小波变换来源于对 Fourier 变换的改进,已经成功地应用于图像处理的各个方面。利用小波变换具有的多分辨率分析的特点,可以在不同尺度下对图像的纹理特征进行描述,而纹理的清晰程度,在一定程度上可以表征图像模糊程度。因此本章提出利用小波分解的方法来对模糊图像进行 NRIQA 算法的研究。

3.1 小波变换的基本原理

小波变换^[60]的原理就是通过多分辨率分析将一个平方可积函数表示成小波系数的叠加。设 $\psi(x)$ 为一平方可积函数,即 $\psi(x) \in L^2(R)$, 若其傅立叶变换 $\psi(\omega)$ 满足容许性条件:

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} |\omega|^{-1} |\psi(\omega)|^2 d\omega < \infty \quad (3.1)$$

则称 $\psi(x)$ 为基小波。对基小波 $\psi(x)$ 通过平移和伸缩可得到新的小波序列:

$$\psi_{a,b}(x) = |a|^{-1/2} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right), \quad a, b \in R, a \neq 0 \quad (3.2)$$

其中 a 为伸缩因子, b 为平移因子, $\psi_{a,b}(x)$ 为小波基函数。对于任意的 $f(x) \in L^2(R)$, 连续小波变换为:

$$(W_\psi f)(a,b) = \langle f, \psi_{a,b} \rangle = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \overline{\psi\left(\frac{x-b}{a}\right)} dx \quad (3.3)$$

运用到实际过程中时,先要离散化连续小波。通过对 a 和 b 取样,得到离散小波变换。对于固定的伸缩步长,可选取 $a=a_0^m$, $m \in Z$, $a_0 \neq 1$, 为满足普遍性可假定 $a_0 > 1$ (或 $a_0 < 1$)。在 $m=0$ 时,取固定 b_0 ($b_0 > 0$) 整数倍离散化 b , 选取 b_0 使 $\psi(x-nb_0)$ “覆盖”整个实轴。因此,选取 $a=a_0^m, b=nb_0a_0^m$, a_0 、 b_0 适当的选取依赖于小波 ψ , 则相应的离散小波函数为:

$$\psi_{m,n}(x) = a_0^{-m/2} \psi\left(\frac{x-nb_0a_0^m}{a_0^m}\right) = a_0^{-m/2} \psi(a_0^{-m}x - nb_0) \quad (3.4)$$

相应的离散小波变换:

$$W_f(m,n) = \langle f(x), \psi_{m,n}(x) \rangle = a_0^{-m/2} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \overline{\psi(a_0^{-m}x - nb_0)} dx \quad (3.5)$$

在 $L^2(R)$ 空间中,若闭子空间序列 $\{V_j\}_{j \in Z}$ 满足下面条件,则称 $\{V_j\}_{j \in Z}$ 为 $L^2(R)$ 的一个多分辨率分析。 V_j 满足下列性质:

- (1) 单调性: 对任意 $j \in Z$, 有 $V_j \subset V_{j-1}$ 。

- (2) 逼近性: $\bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = \{0\}, \bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j = L^2(\mathbb{R})$ 。
- (3) 伸缩性: $f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(2x) \in V_{j-1}, j \in \mathbb{Z}$ 。
- (4) 平移不变性: 对任意 $k \in \mathbb{Z}, f(x) \in V_0 \Rightarrow f(x-k) \in V_0$ 。
- (5) Reisz 基存在性: 存在 $\psi(x) \in V_0$, 使得 $\{\psi(2^{-j}x-k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 构成 V_j 的 Reisz 基。

使用小波变换提取图像中的纹理信息应用的就是小波变换的多分辨率特性。对图像的小波变换是通过在不同的频带和不同空间方向上对图像进行分解。如图 3-1 所示, 图(a)所示为一次小波分解过程, 其中 LL 表示图像低频信息, LH 表示图像在垂直方向上的高频信息, LH 表示图像在水平方向上的高频信息, HH 表示图像对角线上的高频信息。而小波的二次分解是在一次分解得到的 LL 子带再次进行上述过程得到的, 其分解结果见图 3-1 中的图 (b)。

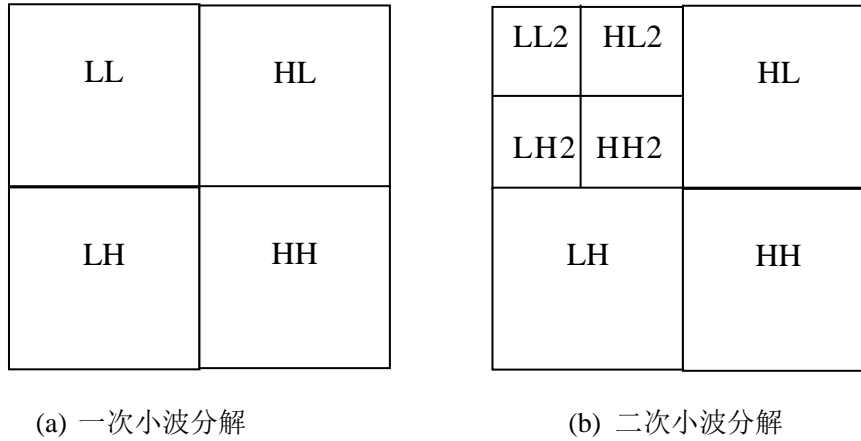


图 3-1 小波分解图
Fig. 3-1 Wavelet decomposition

3.2 基于 Haar 小波的特征图像提取

从大量的研究中可以知道, 经小波变换后, 图像在同尺度下不同方向上的子带系数相关性较强, 特别是在图像的边缘处, 相关性更为显著, 而图像模糊的根本原因就是丢失了图像的高频信息, 因此可以用小波变换后得到的高频信息来表述模糊图像的失真程度。Haar 小波构造简单, 计算方便, 是最简单的小波变换, 因此本文采用 Haar 小波变换进行图像分解。图 3-2 所示为自然图像经一次 Haar 小波变换分解图。

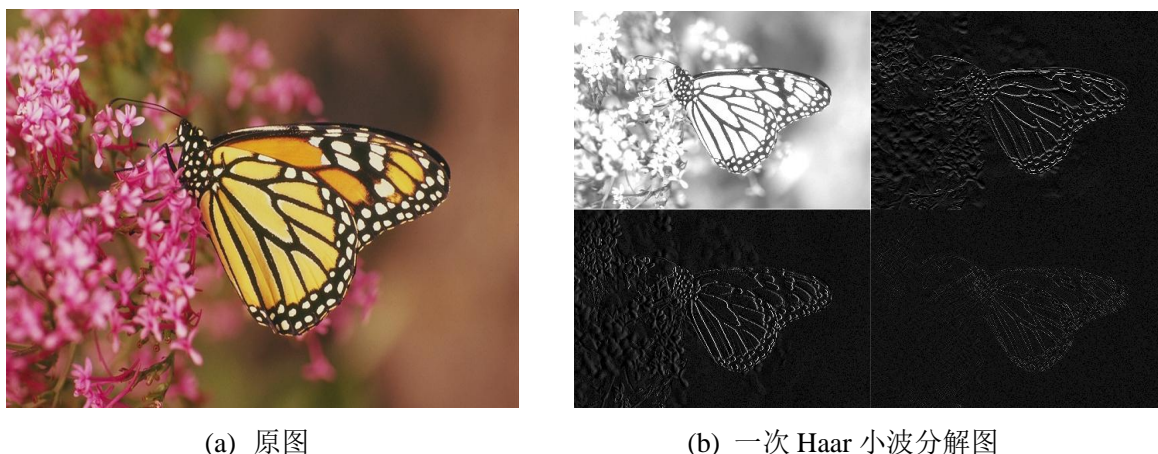


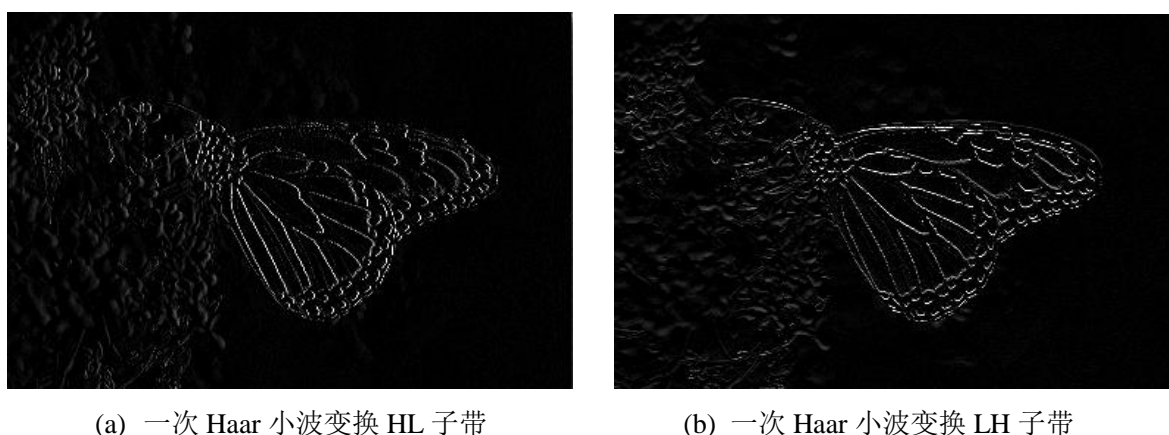
图 3-2 图像一次 Haar 小波分解图

Fig. 3-2 Haar wavelet decomposition

由图 3-2 可知，原图的边缘信息主要集中在 HL，LH，HH 三个子带中，模糊图像失真程度的评价主要就是评价其边缘纹理等高频信息的多少，因此，通过 Haar 小波分解得到的三个高频子带，能充分反映图像的模糊程度。鉴于这三个高频子带对图像高频信息贡献程度的不同，结合文献【23】，对不同子带引入不同权重 α , β , γ ，可得：

$$I(k,l) = \sqrt{\alpha LH^2(k,l) + \beta HL^2(k,l) + \gamma HH^2(k,l)} \quad (3.6)$$

其中 (k,l) 表示图像坐标点， $\alpha + \beta + \gamma = 1$ 。为突出 HH 子带高频信息的影响，通过对 α , β , γ 不断取值和实验可知：当取 $\alpha=0.1$, $\beta=0.1$, $\gamma=0.8$ 时，图像高频信息最多，实验结果如图 3-3 所示。





(c) 一次 Haar 小波变换 HH 子带



(d) 一次 Haar 小波变换加权子带

图 3-3 各个高频子带及加权子带图

Fig.3-3 The images of high frequency subbands and weighted subband

由图 3-3 可知，加权之后的子带图对原图像高频细节描述更清晰，更准确，能更加充分反映出原图像的边缘与纹理。利用该特征图像的基础上，进行本章算法的研究。

3.3 广义高斯分布参数估计

文献【36】认为自然图像对亮度归一化后的系数，其统计特性趋向于服从广义高斯分布，图像的失真会改变图像统计特征的变化，利用这种统计上的变化，建立评价模型不仅可以达到预测失真类型的作用，而且还能达到评价图像质量的功能。因此，可使用如下公式在空间域对图像亮度进行局部归一化处理：

$$\hat{I}(i, j) = \frac{I(i, j) - \mu(i, j)}{\sigma(i, j) + C} \quad (3.7)$$

$$\mu(i, j) = \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \varpi_{k,l} I(i+k, j+l) \quad (3.8)$$

$$\sigma(i, j) = \sqrt{\sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \varpi_{k,l} [I(i+k, j+l) - \mu(i, j)]^2} \quad (3.9)$$

I 为加权得到的高频细节图像， $i \in \{1, 2, \dots, M\}$ ， $j \in \{1, 2, \dots, N\}$ ， M 和 N 分别为图像的高度和宽度， C 是常数。其中，高斯权重函数 $\varpi = \{\varpi_{k,l} | k = -K, \dots, K, l = -L, \dots, L\}$ ，通常 K 和 L 取 3。

研究发现广义高斯密度函数：

$$f(x; \alpha, \beta) = \frac{\alpha}{2\beta\Gamma(1/\alpha)} \exp\left(-\left(\frac{|x|}{\beta}\right)^\alpha\right) \quad (3.10)$$

能够有效地捕获归一化系数的统计规律^{【61】}，其中，

$$\beta = \hat{\sigma} \sqrt{\frac{\Gamma(\frac{1}{\alpha})}{\Gamma(\frac{3}{\alpha})}} \quad (3.11)$$

$\Gamma(\cdot)$ 为 Gamma 函数: $\Gamma(\alpha) = \int_0^{\infty} t^{\alpha-1} e^{-t} dt$, $\alpha > 0$, 利用快速匹配方法【62】估算方差 $\hat{\sigma}^2$ 和形状参数 α 。



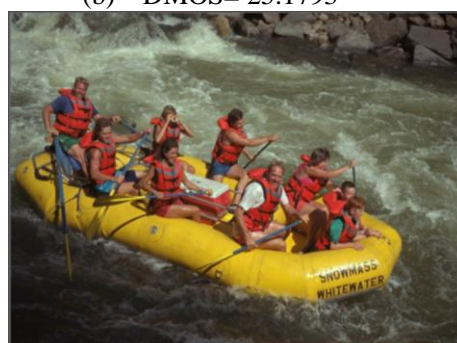
(a) DMOS= 0



(b) DMOS= 25.1793



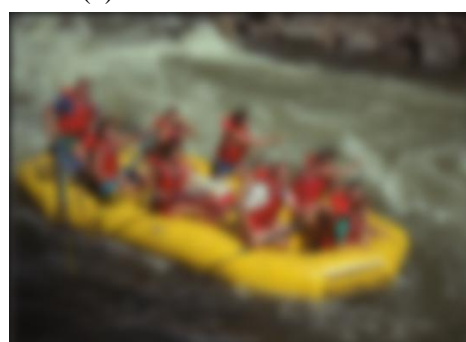
(c) DMOS= 30.1402



(d) DMOS= 44.7196



(e) DMOS= 53.13733



(f) DMOS= 80.0819

图 3-4 同一图像内容不同模糊失真程度的图像

Fig. 3-4 The same image content with different blur degree of distortion

对本文 3.2 节得到的特征图像进行亮度的归一化，再使用广义高斯分布去拟合这些系数，并对该 GGD 模型进行参数估计。在 LIVE 数据库中选择同一图像内容不同模糊失真程度的 6 幅图进行实验。如图 3-4 中所示，图 (a) - (f) 表示原图像模糊失真越来越严重（DMOS 值越小，图像模糊程度越小），分别使用广义高斯分布进行参数拟合，并估计参数，得到图 3-5。如图 3-5 中，图 (a1) - (f1) 分别对应图 3-4 中的图 (a) - (f)。表 3-1 是同一图片内容不同失真程度的广义高斯分布参数估计统计表，由表 3-1 可知，GGD 模型估计得到参数 α ， $\hat{\sigma}^2$ 基本是随着图像模糊失真的变大而变小。

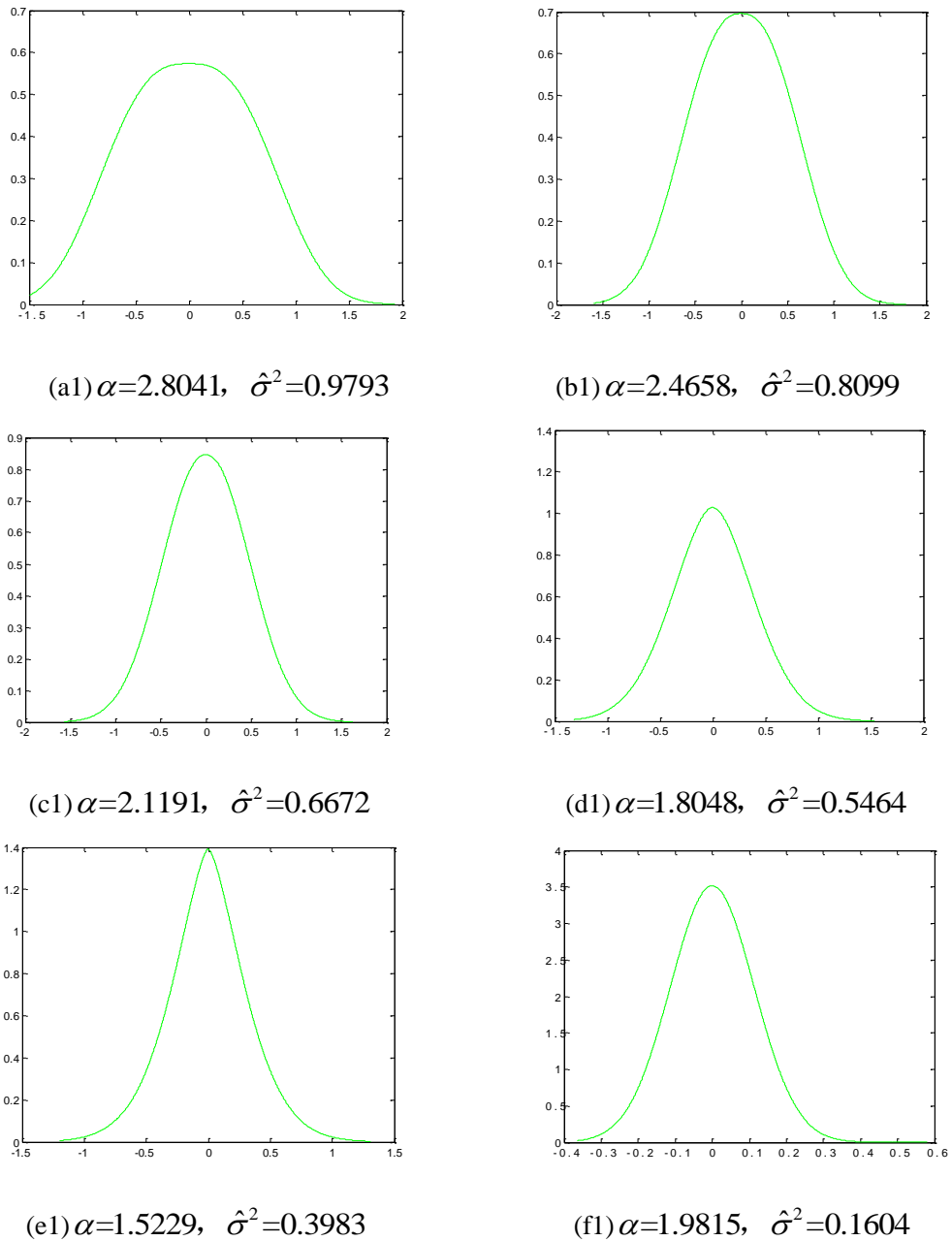


图 3-5 不同模糊失真程度的广义高斯分布图
Fig. 3-5 The different blur distortion degree of GGD

表 3-1 不同模糊程度失真程度的广义高斯分布估计参数
Table 3-1 The different blur distortion degree of GGD

图像 参数	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)
α	2.8041	2.4658	2.1191	1.8048	1.5229	1.9815
$\hat{\sigma}^2$	0.9793	0.8099	0.6672	0.5464	0.3983	0.1604

3.4 模糊图像质量得分

由本文 3.3 节可知模糊图像的失真程度与广义高斯分布参数估计之间的关系,随着模糊程度的变大,估计参数 α , $\hat{\sigma}^2$ 逐渐变小,参照表 3-1 的实验数据可得, $\hat{\sigma}^2$ 对图像模糊程度的描述能力更强,能更好的反映图像质量,其准确性也明显好于尺度参数 α 。对其它内容的图像进行实验,结果也是如此,可得出结论: $\hat{\sigma}^2$ 对图像模糊程度的描述能力强于尺度参数 α 。因此为突出 $\hat{\sigma}$ 的影响,本文中构造如下模糊图像质量评价得分公式:

$$\text{NScore} = 1 / (e^{\hat{\sigma}^3} + \alpha^{\frac{1}{2}}) \quad (3.12)$$

令 $\beta = \hat{\sigma}^2$, 可得公式 (3.13):

$$\text{NScore} = 1 / (e^{\beta^{\frac{3}{2}}} + \alpha^{\frac{1}{2}}) \quad (3.13)$$

从实验中可发现,相同模糊程度的不同内容的模糊图像,其估计参数并不相同,见图 3-6。其中图 (a) 和图 (b) 的主观 DMOS 值均为 0, 图 (c) 和图 (d) 分别为对应的广义高斯分布图。



(a) DMOS=0



(b) DMOS=0

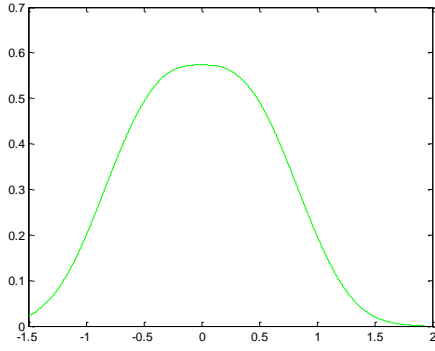
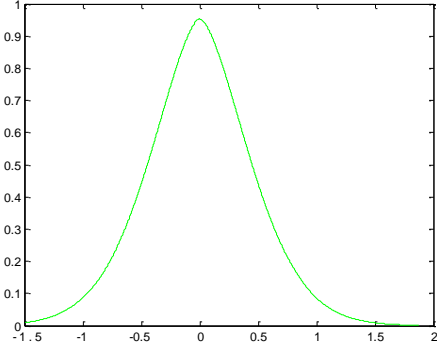

 (c) $\alpha=2.8041$, $\hat{\sigma}^2=0.9793$

 (d) $\alpha=1.6372$, $\hat{\sigma}^2=0.5860$

 图 3-6 相同模糊失真程度不同图像内容的广义高斯分布图
 Fig.3-6 Different image content with the same blur distortion degree of GGD

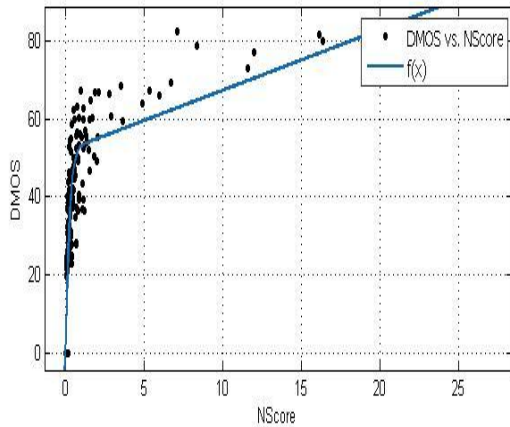
为了解决上述问题，本文中引入原有的图像方差 σ'^2 ，因为已有研究证明不同图像其本身的方差都是不同的，最终评价模型可得下式：

$$\text{NScore} = \frac{1}{e^{\beta^2} + \alpha^2} \times \frac{1}{\sigma'^2} \quad (3.14)$$

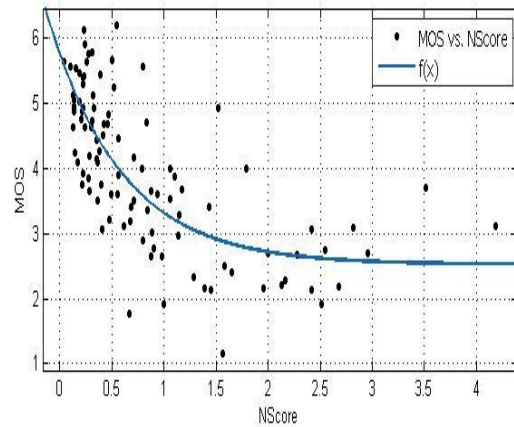
该评价指标数值越小，说明模糊程度越小，图像越清晰。

3.5 实验结果及分析

本章算法针对LIVE数据库和TID2008数据库中的高斯模糊图像进行实验。图3-7为实验结果。其中， $f(x)$ 表示算法预测得分与主观得分的非线性关系，横轴为本章算法的预测得分，纵轴为实际差分平均主观分数（DMOS）或平均主观分数（MOS）。其中（a）图为在LIVE数据库中，本章算法的预测得分与DMOS的非线性关系图，（b）图为在TID2008数据库中，本章算法的预测得分与MOS的非线性关系图。



(a) LIVE 数据库中高斯模糊图像



(b) TID2008 数据库中高斯模糊图像

图 3-7 不同数据库中模糊图像预测分与主观分数映射图

Fig. 3-7 The blurred image map between predicted scores and subjective scores in different database

实验中,采用PLCC系数和SROCC系数作为衡量算法性能的指标。这两个指标的绝对值取值均在0~1之间,其数值越接近1表示预测结果越好。PLCC在预测时,先进行五参数的非线性逻辑回归,回归函数如下:

$$Q_p = \beta_1 \left(\frac{1}{2} - \frac{1}{\exp(\beta_2(Q - \beta_3))} \right) + \beta_4 Q + \beta_5 \quad (3.15)$$

其中 Q 是预测值, Q_p 是回归后的预测值,图3-7中, $f(x)$ 即为拟合的非线性逻辑回归函数。

SROCC公式为:

$$SROCC = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (3.16)$$

其中 d_i 表示第 i 图像的客观得分的排序与主观得分排序的差值。实验结果见表3-2和表3-3。

表 3-2 LIVE 数据库中高斯模糊图像的 PLCC 值和 SROCC 值
Table 3-2 PLCC and SROCC values on the LIVE database's Gaussian blurred images

评价算法 评价指标	PSNR 方法	文献【10】	文献【18】	文献【21】	文献【52】	本文算法
PLCC	0.7801	0.7980	0.8479	0.7237	0.8956	0.8721
SROCC	0.7515	0.7977	0.8344	0.7526	0.8810	0.8805

表 3-3 TID2008 数据库中高斯模糊图像的 PLCC 值和 SROCC 值
Table 3-3 PLCC and SROCC values on the TID2008 database's Gaussian blurred images

评价算法 评价指标	PSNR 方法	文献【10】	文献【18】	文献【21】	文献【52】	本文算法
PLCC	0.6301	0.7010	0.6931	0.6284	0.7920	0.7813
SROCC	0.6215	0.7042	0.6667	0.6248	0.7865	0.7921

实验结果分析:从图3-7中可知,本算法在LIVE数据库和TID2008数据库中能较好的与主观评价反映相一致,与常见的PSNR算法、文献【10】、文献【18】、文献【21】等传统算法相比,PLCC值与SROCC值均大于这些算法,算法性能明显强于这些算法,与文献

【52】相比，PLCC值与SROCC值相差不大，效果差不多。但是与目前使用机器学习的算法比较时，还存在一定差距，有待继续改进。

3.6 本章小结

本章主要介绍了小波变换的基本原理及其性质，并使用Haar小波变换得到带有高频信息的子带，通过调整各子带间的权重，得到新的高频信息图像。对该特征图像使用亮度系数归一化，然后使用广义高斯分布进行参数拟合，并估计得到模型的参数，将得到的估计参数代入构造的评价函数中进行模糊图像的质量评价。从实验结果可知，本章算法符合人类主观评分，且该算法无需训练，计算量低，相比于文献【10】、文献【18】、文献【21】等算法，该算法具有一定优势，与文献【52】相比，效果差不多。

4 基于稀疏表示的无参考图像质量评价算法

由于在许多模式识别问题中，稀疏表示的方法性能优异，得到了极大的普及。从文献【63】中可以知道利用图像训练得到的字典，其里面的原子（atom）的工作机理与简单的视觉细胞相一致。因此，可以很好地用来评价图像质量。对此本文提出一种基于稀疏表示图像特征的NRIQA算法。

4.1 图像特征提取

图像特征的提取直接影响着NRIQA算法的性能。考虑到目前现有的NRIQA算法基本都是单独提取空域特征或频域特征进行质量评价，本文将分别从空域和频域中提取相应特征，结合字典稀疏表示，进行无参考图像质量评价。下面将分别介绍这些图像特征。

4.1.1 空域特征提取

空域的失真将直接影响图像的视觉质量，在空域中提取有效的空域特征可达到与人类主观评价一致的效果。众多研究者认为在空域中提取结构信息与人类视觉系统高度匹配，所以对图像结构信息的测量可以很好的用来表示图像的失真情况。根据文献【3】对图像进行归一化：

$$\mu_x = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^{M \times N} x_i \quad (4.1)$$

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{M \times N - 1} \sum_{i=1}^{M \times N} (x_i - \mu_x)^2} \quad (4.2)$$

$$X' = (X - \mu_x) / \sigma_x \quad (4.3)$$

其中 X 表示原图像， X' 表示归一化得到的图像，本文中称其为结构信息图， M, N 表示原图像宽度和高度， x_i 表示第 i 个像素点的值。

（1）像素相关矩阵

图像的像素相关矩阵（Pixel Correlation Matrix, PCM）反映了图像像素之间的相互关系，也反映了图像的纹理信息，对图像失真程度有较好的直接表达。由文献【46】和文献【64】可知像素相关矩阵建立步骤如下：

（a）建立一个 256×256 的零矩阵 A ；

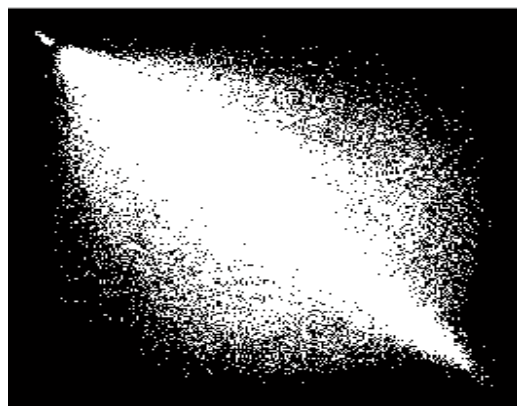
（b）在灰度图像中，像素点 (i, j) 处的灰度值为 g_1 ，像素点 $(i, j+l)$ 处的灰度值为 g_2 ，则在矩阵 A 中， (g_1, g_2) 处的值赋为1， l 为两像素点间的距离。

当取 $l=1$ 时，对结构信息图提取其像素相关矩阵，实验结果如图4-1所示。图4-1中的图（a）表示原图，图（b）表示图（a）的像素相关矩阵，图（c）表示图（a）的结构信

息图，图（d）表示图（c）的像素相关矩阵。



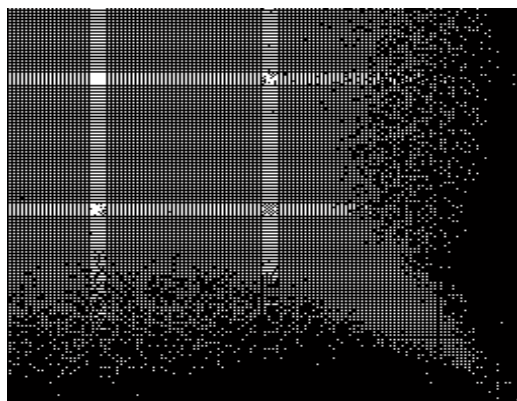
(a) 原图



(b) 原图的像素相关矩阵



(c) 结构信息图



(d) 结构信息图的像素相关矩阵

图 4-1 图像和像素相关矩阵图

Fig. 4-1 Images and their pixel correlative matrixes

本文中提取的空域特征主要有最大灰度偏差对应的结构信息块和最显著区域对应的结构信息块，以及它们分别对应的像素相关矩阵。

(2) 最大灰度偏差块及其像素相关矩阵

由文献【65】可知，灰度偏差是指在间距确定的一对相邻像素点 (i, j) 与 $(i, j+l)$ 构成的像素对，灰度值分别为 g_1 和 g_2 ，统计它们在灰度数组 (g_1, g_2) 上出现的频度，并计算在灰度数组 (g_1, g_2) 中，任一灰度级 g_1 确定的情况下，另一灰度级 g_2 散布的标准偏差。它反映了纹理图像中各灰度级在空间上的分布特性。

本文针对原图和结构信息图的像素相关矩阵提取灰度偏差，实验结果见图 4-2 所示。其中，图（a）表示对原图的像素相关矩阵提取灰度偏差，图（b）表示对结构信息图的像素相关矩阵提取灰度偏差。

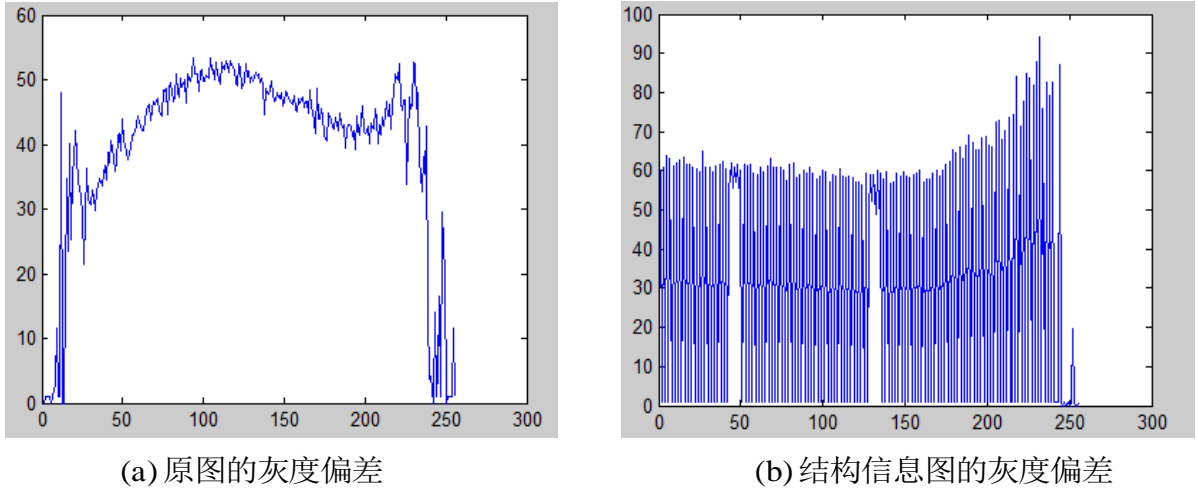


图 4-2 原图和结构图的灰度偏差

Fig. 4-2 The gray-scale deviation of original image and structural image

对原图的结构信息图进行 $a \times a$ 大小分块（本文取 $a=37$ ），提取图像块中灰度偏差最大值对应的结构信息块及对应的像素相关矩阵，实验结果见图 4-3所示。

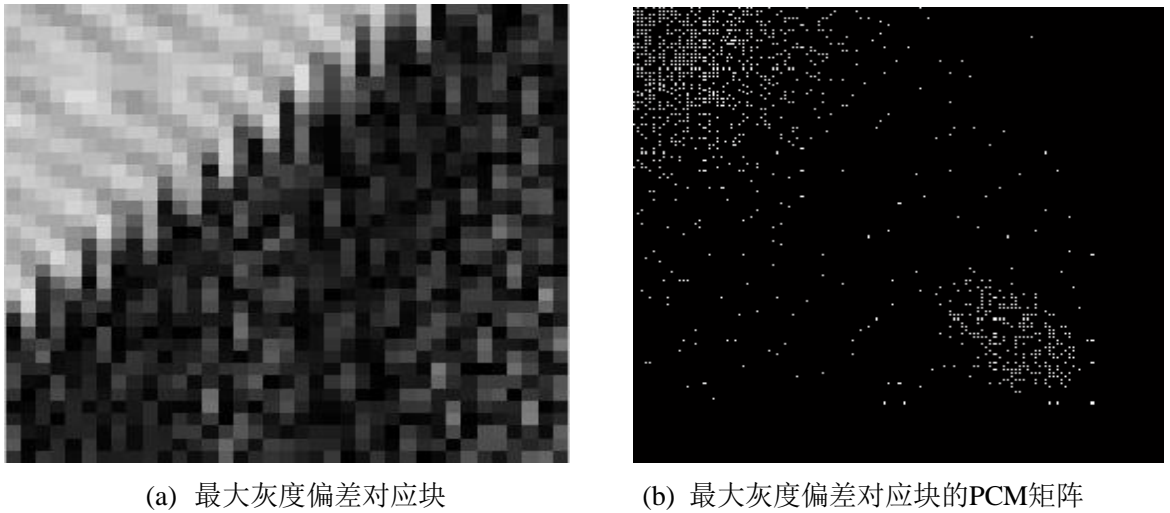


图4-3 最大灰度偏差对应的结构块和像素相关矩阵

Fig. 4-3 The largest gray-scale of structural image and its PCM

（3）最显著区域块及其像素相关矩阵

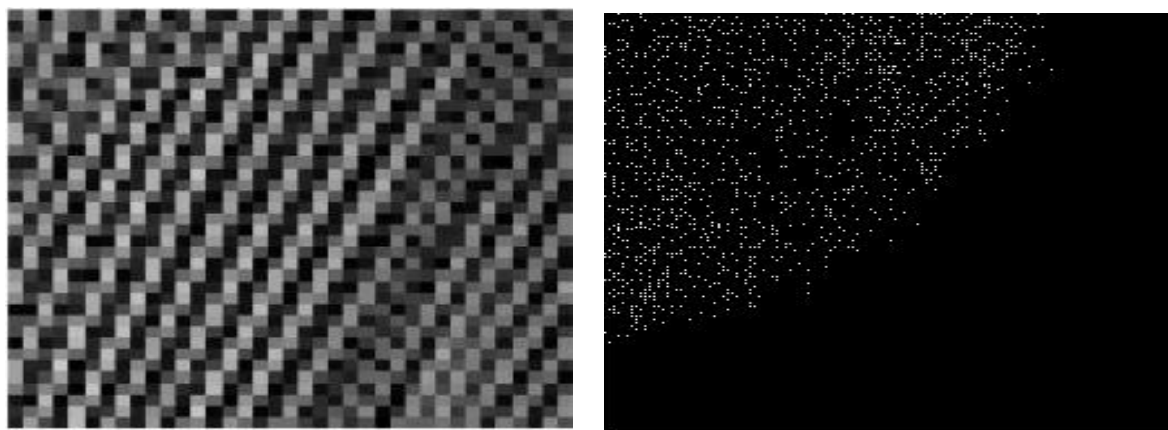
文献【36】中提出局部方差能够很好的衡量图像的局部锐度，因此，提取有效的最显著区域可以用来衡量图像的质量。将原图像分为 $a \times a$ 的图像块（本文中取 $a=37$ ），利用公式（4.4）和（4.5）可计算得到图像块 b 的局部平均方差：

$$\delta(b) = \sum \sum_{(i,j) \in b} \sigma(i,j) \quad (4.4)$$

$$\sigma(i,j) = \sqrt{\sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \varpi_{k,l} [I_{k,l}(i,j) - \mu_{k,l}(i,j)]^2} \quad (4.5)$$

其中, I 为原灰度图像, $i \in \{1, 2, \dots, M\}, j \in \{1, 2, \dots, N\}, M, N$ 分别为图像的高度和宽度。 ϖ 为高斯权重函数, $\varpi = \{\varpi_{k,l} | k = [-3, 3], l = [-3, 3], k, l \in N^+\}$ 。

通过公式 (4.4) 和 (4.5) 选取图像中 δ 最大值所对应的结构信息块和像素相关矩阵, 结果见图4-4所示。



(a) 最显著区域对应的像素相关矩阵

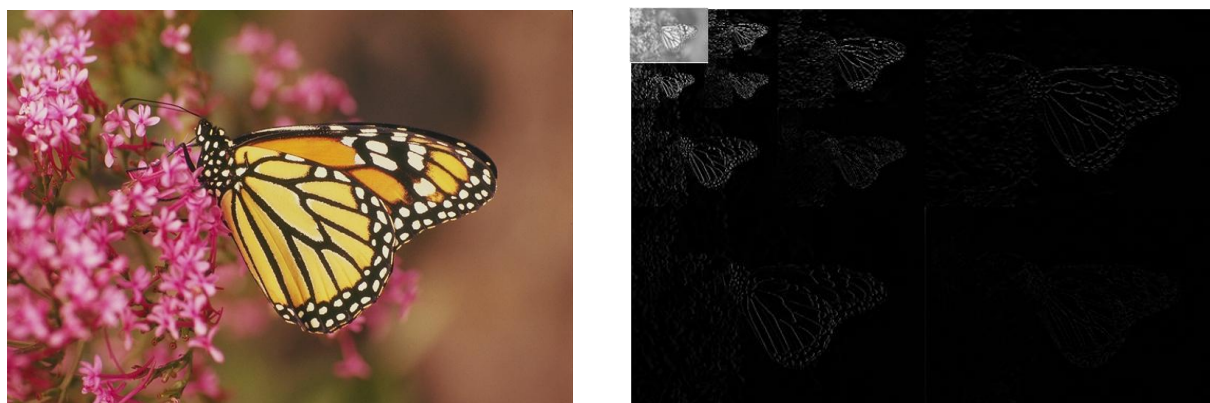
(b) 最显著区域对应的像素相关矩阵

图 4-4 最显著区域对应的图像结构块和像素相关矩阵

Fig. 4-4 The salient region of structural image and its PCM

4.1.2 频域特征提取

频域中的特征也能反映原图像的质量, 尤其是频域中的高频信息能反映图像的纹理细节。对原始图像 (a) 使用 3 尺度的 Haar 小波进行分解, 如图 4-5 所示。



(a) 原图

(b) 3 尺度 Haar 小波变换图

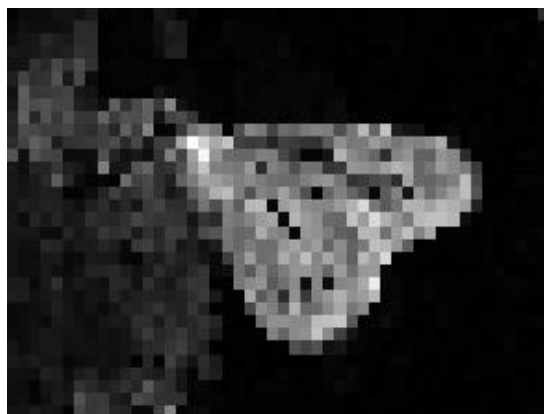
图 4-5 3 尺度 Haar 小波变换结果图

Fig. 4-5 Three scales of Haar wavelet decomposition

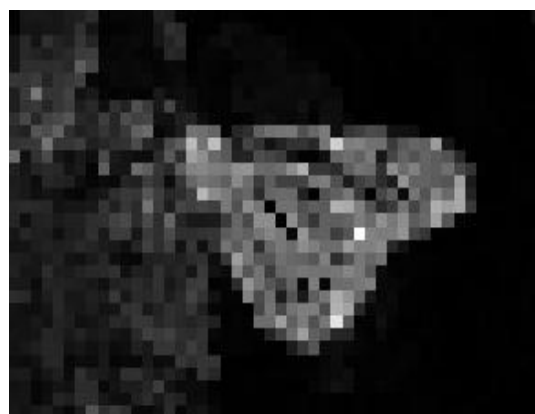
针对每个尺度，使用本文第3.2节的方法进行加权处理，公式如下：

$$I_i(k,l) = \sqrt{0.1LH_i^2(k,l) + 0.1HL_i^2(k,l) + 0.8HH_i^2(k,l)} \quad (i=1,2,3) \quad (4.6)$$

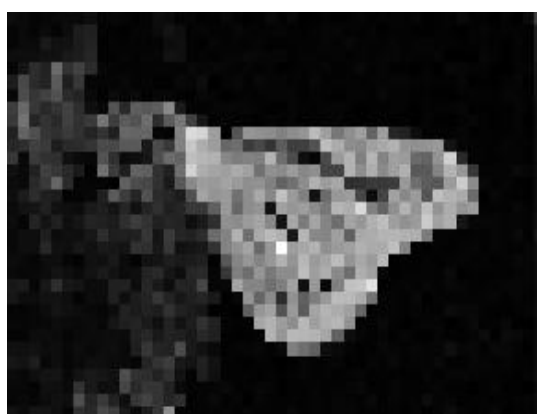
其中 i 表示尺度， (k,l) 表示在图像中的坐标。对得到的图像 $I_i(k,l)$ ，使用 $n \times n$ 的模板选取模板中最大值作为点 $I_i(k,l)$ 的值。本文中分别使用3个模板（ $n=8,4,2$ ）对3个尺度的小波分解图进行处理，得到的新图像 $I_{NEW(i)}$ 的像素值，实验结果见图4-6所示。



(a) $I_{NEW(1)}$ 图像



(b) $I_{NEW(2)}$ 图像



(c) $I_{NEW(3)}$ 图像

图 4-6 $I_{NEW(i)}$ 图像结果图

Fig. 4-6 The new result images

4.2 图像字典稀疏表示理论基础

近年来的研究表明，人在对自然场景理解时能够提取更高层次的特征。从这个角度来看，传统的低层次特征在对图像的表达方面存在一定的不足，因此需要更高层次的特征提取方法对图像内容进行描述，稀疏表示就是该类方法的典型代表。

对于图像 Y ，求其在完备字典 D 上的稀疏系数可表示为如下优化问题：

$$\hat{X} = \arg \min_x \frac{1}{2} \|Y - XD\|_2^2 + \lambda \|X\|_0 \quad (4.7)$$

其中， \hat{X} 是希望得到的稀疏系数， λ 是权衡图像重构后保真度与稀疏性的参数。式(4.7) 的第一项表示在优化后得到稀疏系数 X 可以对信号 Y 足够精确地表示，第二项则是求稀疏系数 X 的 l_0 范数，即 X 中非零项的个数。通过上述优化过程即可得到一个足够稀疏且可准确表示信号 Y 的向量。然而，该过程中 l_0 范数最小化被证明是一个 NP 难问题。2004 年，在Donoho等^[66] 的努力下，得出只要是在足够稀疏的情况下， l_0 范数可以被 l_1 范数取代。因此，(4.7) 式可以写成：

$$\hat{X} = \arg \min_x \frac{1}{2} \|Y - XD\|_2^2 + \lambda \|X\|_1 \quad (4.8)$$

目前最常用的字典训练方法就是文献【67】提出的 K-SVD 算法。本文也是采用该方法训练生成字典。在字典学习过程中，字典 D 和系数 X 的迭代更新过程如下：

- (1) 利用随机高斯矩阵初始化字典 D ，并将每一列归一化为单位向量；
- (2) 保持 D 不变，对 X 更新，见公式（4.8）；
- (3) 保持 X 不变，对 D 更新：

$$X = \arg \min_D \frac{1}{2} \|Y - XD\|_2^2 + \lambda \|X\|_1, \text{ 满足 } \|D_i\|_2^2 \leq 1, i=1,2,\dots,K$$

- (4) 不断循环步骤（2）和（3），直至收敛。

本章训练采用样本图像见图4-7所示。对训练图像分别提取本章第一节中的图像特征，形成一个大的特征矩阵，对该矩阵重新进行 $m \times m$ 的分块（本文取 $m=8$ ），使用字典大小为 64×256 的字典进行稀疏分解。图4-8所示，为最终得到的字典。



图 4-7 训练图像
Fig. 4-7 Training images

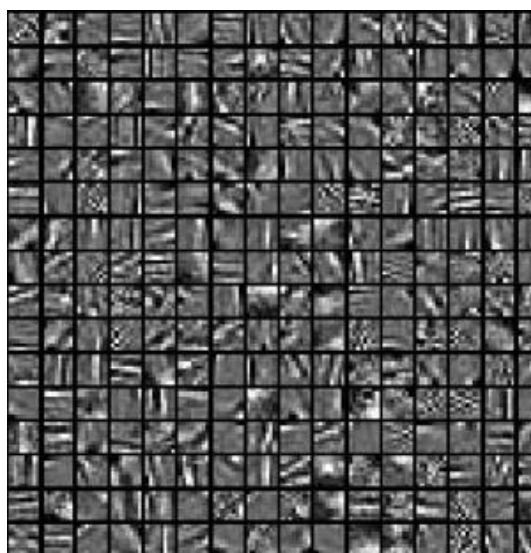


图 4-8 学习得到的字典
Fig.4-8 Learning dictionary

4.3 图像质量评价模型

在得到字典 D 后，对测试图像提取的特征进行 $m \times m$ 的分块（ $m=8$ ），使用上述字典进行稀疏表示后，可得到第 j 块图像能量为：

$$|b_j| = \sum_{i=1}^K |x_i| \quad (4.9)$$

其中， K 表示稀疏度，即非零元素个数。考虑到图像内容对结果的影响，由第三章可知，引入原图像方差来减小该影响。最后可得评估模型为：

$$GSHP = \frac{1}{\sum_{j=1}^M |b_j|} \times \frac{1}{\sigma^2} \quad (4.10)$$

其中 M 为特征分块数， σ^2 为图像的方差， $|b_j|$ 为每块能量。其具体的评价模型流程见图 4-9。GSHP 指标越小，说明图像越清晰。

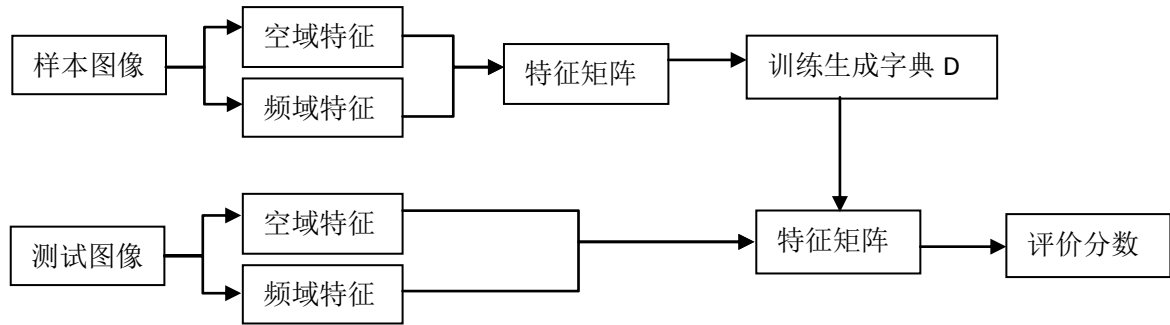
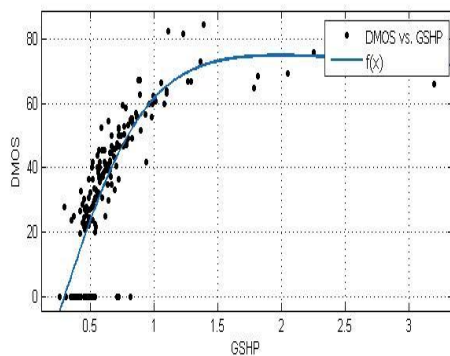


图 4-9 基于字典稀疏表示的无参考图像质量评价模型

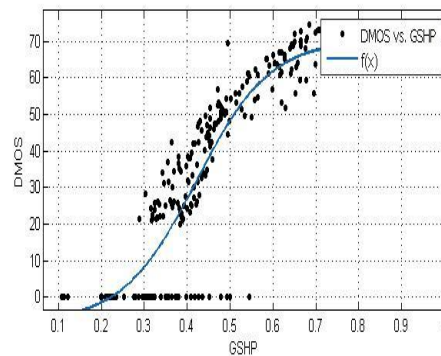
Fig. 4-9 The model of no reference image quality assessment based on the dictionary

4.4 实验结果及分析

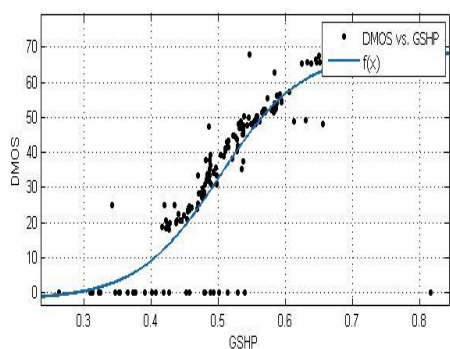
为验证本章算法性能，将本章算法在LIVE数据库中进行实验。实验结果如图4-10所示。图（a）-（e）分别为本章算法的预测得分与LIVE数据库中的高斯模糊、JPEG2000、高斯白噪声、快速衰落和JPEG这五种特定失真的主观评分散点映射图，横轴表示预测得到的GSHP分数，纵轴表示主观得分DMOS。 $f(x)$ 为算法预测得分与实际的差分平均主观分数的非线性函数。



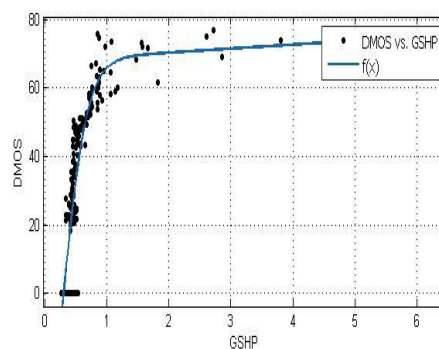
(a) 高斯模糊



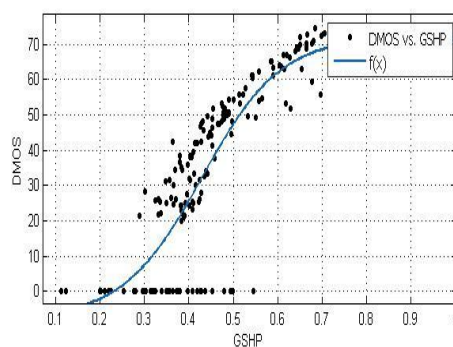
(b) JPEG2000



(c) WN



(d) 快速衰落



(e) JPEG

图4-10 LIVE数据库中预测分数与DMOS散点图

Fig. 4-10 The map between prediction score and the DMOS in LIVE database

实验中，采用PLCC系数和SROCC系数作为衡量算法性能的指标。实验结果见表4-1和表4-2。

表4-1 LIVE数据库中PLCC的值
Table 4-1 PLCC between algorithms and DMOS on the LIVE database

评价算法 类型	PSNR	文献【3】	文献【29】	文献【30】	文献【36】	文献【46】	本章算法
高斯模糊	0.7801	0.8825	0.8486	0.9621	0.9120	0.8452	0.8386
JPEG2000	0.8662	0.9113	0.8123	0.9023	0.8989	0.8265	0.8499
高斯白噪声	0.9173	0.9235	0.9610	0.9875	0.9254	0.9657	0.8751
快速衰落	0.8695	0.8637	0.7256	0.8652	0.8573	0.7456	0.8532
JPEG	0.8520	0.9017	0.8013	0.9021	0.8697	0.8124	0.8527
平均	0.8132	0.8634	0.8228	0.9170	0.8972	0.8602	0.8412

表4-2 LIVE数据库中SROCC的值
Table 4-2 SROCC between algorithms and DMOS on the LIVE database

评价算法 类型	PSNR	文献【3】	文献【29】	文献【30】	文献【36】	文献【46】	本章算法
高斯模糊	0.7515	0.8742	0.8463	0.9584	0.9094	0.8331	0.8721
JPEG2000	0.8646	0.9137	0.7995	0.9130	0.8976	0.8156	0.8834
高斯白噪声	0.9410	0.9324	0.9510	0.9878	0.9458	0.9794	0.8966
快速衰落	0.8736	0.8614	0.7067	0.8592	0.8543	0.7354	0.8691
JPEG	0.8523	0.9056	0.8013	0.9120	0.8667	0.8012	0.8556
平均	0.8576	0.8513	0.8195	0.9160	0.8902	0.8671	0.8661

实验结果分析：从图4-10中可知，本算法在LIVE数据库中能较好的与主观评价评价相一致，在与其它图像质量评价方法的比较中也存在一定的竞争力。与文献【29】的算法相比，优势相对较大，与PSNR算法，文献【3】文献【46】相比各有优势，但与文献【30】和文献【36】等使用训练样本的方法作比较时，除训练所需样本相对较少和训练时间较少外，PLCC评价指标和SROCC评价指标除在个别类型中较好外，其余均不如文献【30】和文献【36】，且还存在一定差距，有待继续改进。

4.5 本章小结

本章主要介绍了对样本图像通过在空域和频域中提取相关特征,使用字典稀疏表示训练生成字典,通过使用训练得到的字典对待测图像提取相应的图像特征进行稀疏表示,建立一种通用型的无参考图像质量评价模型。在LIVE数据库中的实验结果表明,本章算法与主观评价具有较高的一致性,能较好的反映图像质量,与其它常见的通用型算法做比较时,也是各有优缺点,且该方法最明显的特点就是所需样本少,运行时间短。

5 总结与展望

5.1 总结

视频和图像的视觉质量评价是近年来一个比较热门的研究课题。人眼是这些图像和视频的直接接受者，因此利用算法对其进行评价，保持与人眼视觉效果的一致性是一个值得深入的课题。随着图像和视频文件的爆发式增长，如何快速有效的对它们进行质量评价，具有重大的现实意义。

本文主要对图像的NRIQA算法进行了研究，具体内容有：

(1) 基于小波变换理论，使用Haar小波变换，对得到的高频信息进行不同权重的加权，得到新的特征图像，使用广义高斯分布去拟合图像亮度归一化处理后的系数，并对广义高斯分布进行参数估计，对得到的特征参数构建数学模型，利用该模型得到模糊图像的评价分数。本文提出的基于Haar小波的无参考模糊IQA算法在LIVE数据库和TID2008数据库中与其它常见的无参考模糊评价算法进行了性能的比较，具有一定的优势。

(2) 考虑到图像在空域和频域中，都有自己独特的特征，通过在空域和频域中分别提取相应特征，结合字典稀疏理论，提出了一种基于稀疏表示的NRIQA算法。通过在空域中提取最大灰度偏差和最显著区域对应的图像块及它们的像素相关矩阵，在频域中提取特征图像，形成原图特征，对该特征进行字典学习，通过构建数学模型得到最后评价指标。该算法对各类不同失真的图像均适用，并在LIVE数据库中与其他通用型评价算法进行了性能比较。

对本文提出的两种方法进行比较时，若已知测试图像为高斯模糊图像时，则方法1的评价结果要好于方法2；若不知道测试图像的失真类型，则方法2的评价结果比方法1好。

5.2 研究展望

近年来，图像质量评价虽然取得了长足的进步，但是仍然有许多问题没有得到很好的解决。如何有效的评价图像质量仍是一个极具挑战的课题。在与其他无参考图像质量评价算法性能的比较中，可以看出仍存在一定的差距，在未来的一段时间内，对本文算法研究有如下展望：

(1) 由于选取的图像特征可能存在无法很好诠释图像本身的问题，后续可通过提取能更有效反映图像本身质量的图像特征对本文算法进行改进和优化。

(2) 对评价分数建模问题也是导致最后得到的评价分数与主观评价存在偏差的原因，模型的建立，仍需要继续研究。

(3) 本文算法的研究主要是在LIVE数据库和TID2008中进行，对本文算法的实际应用效果仍存疑惑，且处理图像时达不到实时性的要求，对算法的实时性和适用性的提高，仍需进一步研究。

致谢

本课题的研究到最后论文的撰写都是在我的导师戴芳教授的悉心指导下完成的。在研究生期间的学习生涯中，从戴老师的身上我不仅学到了专业知识和潜心做研究的方法，也重视了做人、做事的态度。戴老师对待教学研究态度严谨，这种严谨的态度和一丝不苟、字斟句酌的耐心都使我受益匪浅，在今后的工作生活中也将时刻鞭策着我；在生活中，她那慈母般的笑容和关怀像暖阳温暖着身边的每一个同学，特别在学术研究遭遇瓶颈的时候，戴老师耐心开导，使原本紧张而无助的内心找到支撑点，再次激起探索知识的渴望，达到预期的目标。

这里我还要感谢赵凤群教授和郭文艳副教授，在每周一次的讨论班中，她们总是认真真听每一位学生的学习汇报，遇到理解有误或者理解不透彻的地方时，耐心讲解指导。在学生提出新的思路时，能准确判断它的可行性，给予我们很大的帮助，使我清晰知道论文的难点和细节问题，并对症下药。

此外，我还要感谢秦新强教授、闵涛教授以及理学院所有老师，在研究生一年级这一年的时间里耐心教授基础理论知识，为以后的课题研究打下了坚实的基础。

在三年的研究生生涯中，更多是教研室的一群小伙伴的陪伴，他们的鼓励和关心使我倍感温暖，尤其在程序编程不熟练时，在论文难点理解不透时，他们都及时并耐心帮助我，这种深厚的情谊我将永远记得。

最后，感谢我挚爱的家人。谢谢你们给予我精神上的极大支持，才能让我能静下心来学习，顺利度过研究生生涯！

谨以此文献给关心我的导师、同学和家人！

参考文献

- 【1】 Wang Z, Bovik A C, Lu L. Why is image quality assessment so difficult ? [C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2002: 3313- 3316.
- 【2】 Bovik P A C, Soundararajan R, Bampis C. Laboratory for image & video engineering[EB/OL]. <http://live.ece.utexas.edu/research/Quality/ST-RRED/.html>, 2009.
- 【3】 Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.
- 【4】 Wang Z, Simoncelli E P, Bovik A C. Multiscale structural similarity for image quality assessment[C]. IEEE Conference on Signals, Systems and Computers, 2003, 2: 1398-1402.
- 【5】 王翔, 丁勇. 基于 Gabor 滤波器的全参考图像质量评价方法[J]. 浙江大学学报, 2013, 47(3): 422-430.
- 【6】 闫钧华, 朱可, 张婉怡等. 基于显著性图像边缘的全参考图像质量评价[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(9): 2140-2148.
- 【7】 Wang Z, Simoncelli E P. Reduced-reference image quality assessment using a wavelet-domain natural image statistic model[C]. Electronic Imaging, International Society for Optics and Photonics, 2005: 149-159.
- 【8】 Ma L, Li S, Ngan K N. Reduced-reference image quality assessment in reorganized DCT domain[J]. Signal Processing: Image Communication, 2013, 28(8): 884-902.
- 【9】 周景超, 戴汝为, 肖柏华. 图像质量评价研究综述[J]. 计算机科学, 2008, 35(7): 1-4.
- 【10】 Marziliano P, Dufaux F, Winkler S, et al. A no-reference perceptual blur metric[C]. IEEE International Conference on Image Processing, 2002, 3: III-57-III-60.
- 【11】 Marziliano P, Dufaux F, Winkler S, et al. Perceptual blur and ringing metrics: application to JPEG2000[J]. Signal Processing: Image communication, 2004, 19(2): 163-172.
- 【12】 Ong E, Lin W, Lu Z, et al. A no-reference quality metric for measuring image blur[C]. International Symposium on Signal Processing and ITS Applications, 2003:469-472.
- 【13】 Wang Y, Du H, Xu J, et al. A no-reference perceptual blur metric based on complex edge analysis[C]. IEEE International Conference on Network Infrastructure and Digital Content, 2012:487-491.
- 【14】 Wu S, Lin W, Jian L, et al. An Objective Out-of-Focus Blur Measurement[C]. International Conference on Information, 2005:334-338.
- 【15】 桑庆兵, 苏媛媛, 李朝锋等. 基于梯度结构相似度的无参考模糊图像质量评价[J]. 光电子 激光, 2013, 24(3): 573-577.

- 【16】 Crete F, Nicolas M. The blur effect: perception and estimation with a new no-reference perceptual blur metric[J]. Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering, 2007, 12:64920I-64920I-11.
- 【17】 Ferzli R, Karam L J. Human Visual System Based No-Reference Objective Image Sharpness Metric[C]. IEEE International Conference on Image Processing, IEEE Xplore, 2006:2949-2952.
- 【18】 Ferzli R, Karam L J. A no-reference objective image sharpness metric based on the notion of just noticeable blur (JNB)[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(4):717-728.
- 【19】 Narvekar N D, Karam L J. A No-Reference Image Blur Metric Based on the Cumulative Probability of Blur Detection (CPBD)[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(9):2678-2683.
- 【20】 Bahrami K, Kot A C. A Fast Approach for No-Reference Image Sharpness Assessment Based on Maximum Local Variation[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2014, 21(6):751-755.
- 【21】 Caviedes J, Oberti F. A new sharpness metric based on local kurtosis, edge and energy information[J]. Signal Processing Image Communication, 2004, 19(2):147-161.
- 【22】 Kristan M, Janez, Matej E, et al. A Bayes-spectral-entropy-based measure of camera focus using a discrete cosine transform[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(13):1431-1439.
- 【23】 Tong H, Li M, Zhang H J, et al. Blur detection for digital images using wavelet transform[C]. IEEE International Conference on Multimedia and Expo, 2004:17-20.
- 【24】 Serir A, Beghdadi A, Kerouh F. No-reference blur image quality measure based on multiplicative multiresolution decomposition[J]. Journal of Visual Communication & Image Representation, 2013, 24(7):911-925.
- 【25】 Li X. Blind image quality assessment[C]. International Conference on Image Processing, IEEE Xplore, 2002: 449 - 452.
- 【26】 Donoho D L, Johnstone J M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425-455.
- 【27】 Tian-Yi L I, Wang M H, Ya-Juan W U, et al. Wavelet-based Approach for Estimating the Variance of Noise in Images[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2012, 38(9): 229-234.
- 【28】 Pyatykh S, Hesser, J ü rgen, et al. Image Noise Level Estimation by Principal Component Analysis[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2013, 22(2): 687-699.
- 【29】 Moorthy A K, Bovik A C. A Two-Step Framework for Constructing Blind Image Quality Indices[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(5):513-516.
- 【30】 Moorthy A K, Bovik A C. Blind image quality assessment: From natural scene statistics to perceptual quality[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(12): 3350-3364.

- 【31】Saad M A, Bovik A C, Charrier C. A DCT Statistics-Based Blind Image Quality Index[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(6):583-586.
- 【32】Saad M A, Bovik A C, Charrier C. DCT statistics model-based blind image quality assessment[C]. IEEE International Conference on Image Processing, 2011:3093-3096.
- 【33】Zhang Y, Chandler D M. No-reference image quality assessment based on log-derivative statistics of natural scenes[J]. Journal of Electronic Imaging, 2013, 22(4): 043025-043025.
- 【34】Jiao S, Qi H, Lin W, et al. Fast and efficient blind image quality index in spatial domain[J]. Electronics Letters, 2013, 49(18):1137-1138.
- 【35】Mittal A, Moorthy A K, Bovik A C. No-Reference Image Quality Assessment in the Spatial Domain[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(12):4695-4708.
- 【36】Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a “Completely Blind” Image Quality Analyzer[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(3):209-212.
- 【37】夏裕建, 孙涵. 基于空域 NSS 的无参考图像质量评价[J]. 计算机与现代化, 2015, (2): 67-72.
- 【38】Li C, Bovik A C, Wu X. Blind Image Quality Assessment Using a General Regression Neural Network[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(5):793-799.
- 【39】周姣姣, 吴亚东. 基于 Curvelet 变换的无参考图像质量评价[J]. 计算机技术与发展, 2015, (7), 86-90.
- 【40】吴双, 邱天爽, 高珊. 基于在线字典学习的医学图像特征提取与融合[J]. 中国生物医学工程学报, 2014, 31(3): 283-288.
- 【41】张涛, 梁德群, 王新年. 基于稀疏表示的图像模糊度评价方法[J]. 计算机工程, 2013, 39(4): 267-271.
- 【42】张涛, 王新年, 梁德群. 结合稀疏表示和概率潜在语义的图像模糊度评价[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(012): 1775-1784.
- 【43】Tao D, He L, Li X, et al. Sparse representation for blind image quality assessment[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012:1146-1153.
- 【44】Doermann D. Unsupervised feature learning framework for no-reference image quality assessment[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012:1098-1105.
- 【45】Doermann D, Ye P, Kumar J, et al. Real-Time No-Reference Image Quality Assessment Based on Filter Learning[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013:987-994.
- 【46】Zhang C, Pan J, Chen S, et al. No reference image quality assessment using sparse feature representation in two dimensions spatial correlation[J]. Neurocomputing, 2015, 173(P2): 462-470.
- 【47】Zhang C, He K, Wu X. No-Reference Image Quality Assessment Using Euclidean Distance Matrices[J]. Advances in Information Sciences and Service Sciences, 2014, 6(1): 89-96.

- 【48】 章毓晋. 图像工程(上册)[M]. 清华大学出版社, 2006, 1-2.
- 【49】 Zhang L, Zhang D, Mou X, et al. FSIM: A Feature Similarity Index for Image Quality Assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(8):2378-2386.
- 【50】 Wang Z, Simoncelli E P. Reduced-reference image quality assessment using a wavelet-domain natural image statistic model[J]. Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering, 2005, 5666:149-159.
- 【51】 Wu J, Lin W, Shi G, et al. Reduced-Reference Image Quality Assessment With Visual Information Fidelity[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2013, 15(7):1700-1705.
- 【52】 Vu P V, Chandler D M. A Fast Wavelet-Based Algorithm for Global and Local Image Sharpness Estimation[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2012, 19(7):423-426.
- 【53】 Morrone M C, Owens R A. Feature detection from local energy[J]. Pattern Recognition Letters, 1987, 6(5):303-313.
- 【54】 王志明. 无参考图像质量评价综述[J]. 自动化学报, 2015, 41(6): 1062-1079.
- 【55】 Sheikh H R, Wang Z, Cormack L, et al. LIVE image quality assessment database[EB/OL]. Online, <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>, 2005.
- 【56】 Larson E C, Chandler D M. Most apparent distortion: full-reference image quality assessment and the role of strategy[J]. Journal of Electronic Imaging, 2010, 19(1):011006-011006-21.
- 【57】 Ponomarenko N, Lukin V, Zelensky A, et al. TID2008 - A Database for Evaluation of Full-Reference Visual Quality Assessment Metrics[J]. Advances of Modern Radioelectronics, 2004, 10(4):30-45.
- 【58】 Horita Y, Shibata K, Kawayoke Y, et al. MICT: Image quality evaluation database[EB/OL]. <http://mict.eng.u-toyama.ac.jp/mictdb.html>, 2011.
- 【59】 Ninassi A, Le Callet P, Autrusseau F. Subjective quality assessment-IVC database[EB/OL]. <http://www2.irccyn.ec-nantes.fr/ivcdb>, 2006.
- 【60】 程正兴. 小波分析算法与应用[M]. 西安交通大学出版社, 1998.
- 【61】 Simoncelli E P, Olshausen B A. Natural image statistics and neural representation[J]. Annual Review of Neuroscience, 2001, 24(1): 1193-1216.
- 【62】 Sharifi K, Leon-Garcia A. Estimation of shape parameter for generalized Gaussian distributions in subband decompositions of video[J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 1995, 5(1):52-56.
- 【63】 Olshausen B A, Field D J. Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images [J]. Nature, 1996, 381(13): 607-609.
- 【64】 Zhang C, He K, Wu X. No-Reference Image Quality Assessment Using Euclidean Distance Matrices[J]. Advances in Information Sciences & Service Sciences, 2014, 6(1): 89-98.

- 【65】 Sang Q B, Li C F, Wu X J. No-reference blurred image quality assessment based on gray level co-occurrence matrix[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2013, 26(5):492-497.
- 【66】 Donoho, D L. For most large underdetermined systems of equations, the minimal 1-norm near-solution approximates the sparsest near-solution[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2006, 59(7):907-934.
- 【67】 Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: An algorithm for designing over complete dictionaries for sparse representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 54(11): 4311-4322.

附录

本人在攻读硕士期间参加的科研项目

- (1) ADAS 视觉样本制作。

