

# 客观评价图像编码质量的新方法

李均利<sup>1)</sup> 陈刚<sup>1)</sup> 池哲儒<sup>2)</sup> 张 宣<sup>3)</sup>

<sup>1)</sup>(宁波大学信息科学与工程学院, 宁波 315211) <sup>2)</sup>(香港理工大学电子与资讯工程系, 香港九龙)

<sup>3)</sup>(浙江大学计算机学院, 杭州 310027)

**摘 要** 为了客观正确地衡量图像编码质量, 基于重要性测度和模糊积分, 给出了一种评价图像编码质量的新方法, 该方法的第1步, 首先分别计算图像在边缘、纹理和平坦区域各部分的误差, 然后根据评价函数给出各部分的评价值, 最后再根据边缘、纹理和平坦区域的重要性测度给出一个全局评价值; 第2步, 首先根据误差发生的位置来确定重要性测度, 然后在这个重要性测度下, 通过对全部像素的误差进行模糊积分来给出一个精细评价值; 第3步, 基于前面两步的评价值给出最终的评价值。实验结果表明, 从和人的主观测试(MOS)的相关系数的角度来衡量, 该方法明显高于PQS、峰值信噪比、加权均方差等方法。

**关键词** 重要性测度 模糊积分 图像的视觉模型 图像质量

**中图分类号**: TN919.81 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2004)11-1348-08

## A New Objective Assessment Method for Image Coding Quality

LI Jun-li<sup>1)</sup>, CHEN Gang<sup>1)</sup>, CHI Zhe-ru<sup>2)</sup>, ZHANG Dan<sup>3)</sup>

<sup>1)</sup>(School of Information Science and Engineering, Ningbo University, Ningbo 315211)

<sup>2)</sup>(Department of Electronic and Information Engineering, The Hong Kong Polytechnic University, Hung Hom, Kowloon, Hong Kong)

<sup>3)</sup>(Computer college, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

**Abstract** In order to assess image coding quality objectively and accurately, based on importance measures and fuzzy integral, a new objective assessment approach for image coding quality is proposed in this paper. The first step of this approach is: firstly the errors at edge, texture and flat-region are computed separately, then the errors are assessed according to the assessment function, lastly a global evaluation is obtained based on the importance measure on edge, texture and flat-region. The second step of this approach is: firstly a importance measure is established depending on the positions where the errors occur, then a subtle evaluation is acquired by fuzzy integral on all of the errors which occur at the pixels of the image. The third step of this approach is: a final evaluation is given based on the evaluations obtained in the previous two steps. Experimental results show that from the viewpoint of correlation coefficient, the proposed approach is obviously better than the others such as PQS, PSNR, WMSE.

**Keywords** importance measure, fuzzy integral, visual model of image, image quality

## 1 引言

图像处理中, 尤其在图像编码领域, 对图像质量进行评价是一项十分重要和必不可少的工作。在评价方法中, 主观测试, 如平均主观评价法 (mean

opinion score, MOS), 虽是一种被广泛采用和令人信服而可靠的方法<sup>[1~3]</sup>, 但是这种方法非常耗费时间, 并且需要大量的参与者, 同时得到的结果还受到许多条件的制约。此外, 由于主观评价方法对如何改善图像质量没有提供建设性的方法, 因此无法应用到图像处理的设计过程中去。

图像质量的客观度量弥补了主观评价方法的不足,并被广泛应用到图像编码中。对图像的客观度量来说,最重要的是能反映出被人眼觉察到的图像质量,而常用的基于像素的峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)和均方差(mean-square error, MSE)指标仅仅适合度量图像产生的随机误差。虽然这两种度量形式上简单,易于计算,但是它们和人的视觉系统毫无关系,因为它们不加区别地对待图像的所有空间频率和亮度水平,所以经常导致和主观测试相背离的结果。

Ran 提出了符合人的视觉特性的图像三构件模型<sup>[4]</sup>,即图像由边缘、纹理和平坦区域 3 部分构成,其中,边缘起决定性的作用,纹理次之,平坦区域只起陪衬作用;Bock 提出了以该模型为基础的基于主观质量评价的模糊规则系统<sup>[5]</sup>,用以评价具有各种失真度的图像,然而,由于这种评价方法不是一个数量化的方法,因而它对于两幅编码质量相近的图像来说,无法评价哪一幅图像的质量更好。

Miyahara 基于人的视觉特性和大量的工程实验,给出了用于图像编码质量评价的 PQS (picture quality scale) 方法<sup>[6]</sup>,该方法既考虑了全局特征,如随机误差,也考虑了局部化的干扰,如块效应、关联误差及边缘误差。它是通过求各种失真因子来最后给出评判值,其不足是对很好和很差图像的质量评价结果同 MOS 方法不十分一致。

Venkata 把降级的图像看成是由线形频率失真和外加的噪声感染<sup>[7]</sup>所致。由于这两个造成图像降级的因素是互相独立的,因此该方法对二者分别给出失真度量,即频率的失真度量(distortion measure)和噪声的失真度量(noise distortion measure),并给出评价,但是其遗留的一个公开问题是如何基于这两个度量定义一个图像质量距离。

纯粹基于图像本身的质量评价有一个共同的缺陷就是缺少人的知识经验的直接参与,因而有时不够灵活,并且和人的主观相背离。本文采用文献[4]中提出的适合人的视觉特性的图像模型,以模糊积分和重要性测度为工具,给出了以下客观评价图像编码质量的新方法:第 1 步,首先分别计算图像在边缘、纹理和平坦区域各部分的误差,然后根据评价函数给出各部分的评价值,最后再根据边缘、纹理和平坦区域的重要性测度,给出一个全局评价值;第 2 步,首先根据误差发生的位置来确定重要性测度,然后通过对所有像素的误差进行模糊积分来给出一个精细评价值;第 3

步,根据前面的全局评价值和精细评价值给出最终的评价值。由于重要性测度由图像编码领域的专家给出,而模糊积分又是在此重要性测度基础上得到,所以评价中体现了人的知识经验的参与,并且由于重要性测度在不同的领域中可以进行调整,因而使得本文的评价方法有相当的灵活性。

## 2 图像的视觉模型

本文采用文献[4]的图像模型,把图像分割为边缘、纹理和平坦区域 3 部分,其中边缘是图像中最重要的特征,因为它表示了物体间的视觉分离,并且最容易被人眼觉察到。其边缘误差可以分为失去的边缘(原图中有而重建图中没有)、修改了的边缘(如一定程度上被光滑了)和新增的边缘 3 种类型。本文对原始图像和重建图像分别进行边缘提取,并取二者的并集作为待评价的边缘集合,这样就使得本文的评价对新增和严重损坏的边缘都十分敏感,由于这两种边缘在低位率的编码中经常出现,因此本文评价结果较客观。

纹理是亮度变化较小的像素聚集的区域,它在图像中的作用比边缘要弱;而平坦区域在图像中只起到陪衬的作用。为了每个像素只被考虑一次,已经属于边缘的像素将不再属于纹理。

边缘、纹理和平坦区域的重要性依次降低,这恰巧对应着图像梯度场中的梯度向量模的逐次递减,而像素的梯度模又是对各点亮度变化的一种很好的量化,这就为进行分割提供了一种方法。尽管严格地说边缘、纹理迄今仍无切确的定义,但在梯度模大小的意义下采用阈值分割,不仅可获得与主观视觉比较吻合的分割效果,而且实现起来简单方便。

在将图像分割成边缘、纹理和平坦区域 3 部分之前,尚需要考虑以下两个问题:(1)使用什么梯度算子?(2)如何选取梯度模的阈值?

根据文献[5]中提到可以尝试用简单的边缘检测算子,本文使用经典的边缘检测算子——Sobel 梯度算子进行分割,由于其模板形式简单对称,极易实现快速计算,并且在微分的同时,具有平滑功能,另外还可以减弱噪声的影响,而不致对边缘的精确定位造成大的损坏,因此是实验过程的最优选择,而在阈值的选取上则采取实验指导和主观评判相结合的原则,现归纳出以下的一个阈值选取经验公式: $T = w \times \|\nabla G\|_{\max}$ ,其中  $w$  为介于 0 和 1 之间的权

值,  $\|\nabla G\|_{\max}$  是图像梯度模的最大值。

下面给出分割算法的具体实现及实验仿真:

(1) 对原图和失真图分别用 Sobel 模板进行卷积运算, 首先得到与图像同样大小的梯度场;

(2) 分别计算它们的梯度模;

(3) 根据经验公式, 通过选定不同的权来得到两个阈值  $T_1$  和  $T_2$ ;

(4) 确立要评价的边缘、纹理和平坦区域: 若某像素在原图中的梯度模大于  $T_1$  或在失真图中的梯度模大于  $T_2$ , 则该像素为边缘; 如在原图中某像素的梯度模小于  $T_2$ , 且其失真图的梯度模不大于  $T_1$ ,

则该像素为平坦部分; 如原图中某像素的梯度模不小于  $T_2$ , 且又不大于  $T_1$ , 并且其失真图的梯度模不大于  $T_1$ , 则该像素为纹理。

通过大量实验即可得到如下阈值结果, 其中  $T_1=0.12 \times \|\nabla G\|_{\max}$ ,  $T_2=0.06 \times \|\nabla G\|_{\max}$ 。

图 1 给出了测试图像 Girl 及其经过压缩后的重建图像的实例, 其下面 3 幅图像中黑色区域分别代表了评价图像编码质量时要考虑的边缘、纹理和平坦区域的像素集合, 三者互不相交, 且其新增的边缘清晰可见(图 1(c))。由该图可以看到, 这种分割方式与主观的视觉效果比较吻合。



(a) 原始图像



(b) 重建图像



(c) 边缘



(d) 纹理



(e) 平坦区域

图 1 Girl 图像的分割仿真试验结果

### 3 模糊测度和模糊积分

模糊性是与随机性不同的一种不确定性。大家知道, 概率论研究随机性, 而模糊集理论则研究模糊性, Sugeno 从模糊集理论的概念中受到启发提出了模糊测度和模糊积分<sup>[8]</sup>。与概率测度被作为随机性的度量相似, 模糊测度也被作为一种度量用来表示模糊的程度, 而模糊积分则建立在模糊测度的基础之上, 它是对多重模糊信息的一种整体性运算符。与统计(数学)期望相对照, 模糊积分可以看成是一种模糊期望; 若与 Lebesgue 积分相对照, 则模糊积

分可被看成是一种非线性积分。

设  $\Omega$  是非空集合  $X$  上的一个 Borel 集, 集合函数  $\mu: \Omega \rightarrow [0, 1]$  被称为一个模糊测度, 如果  $\mu$  满足:

(1) 有界性  $\mu(\emptyset)=0, \mu(X)=1$ ;

(2) 单调性 若  $A \subset B \subset X, A, B \in \Omega$ , 则  $\mu(A) \leq \mu(B)$ ;

(3) 连续性 若  $A_1 \subset A_2 \subset \dots \subset A_n \subset \dots, A_n \in \Omega$ , 则

$$\mu\left(\bigcup_{n=1}^{\infty} A_n\right) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mu(A_n)$$

则  $(X, \Omega, \mu)$  被称为一个模糊测度空间。模糊测度是具有可列可加性的 Lebesgue 测度的一种推广。

设  $f$  是  $X$  上的非负可测实值函数。若  $A \subset X$ , 则  $f$  在  $A$  上, 关于  $\mu$  的 Sugeno 模糊积分  $(S) \int_A f d\mu$  定义如下:

$$(S) \int_A f d\mu = \sup_{\alpha > 0} \min(\alpha, \mu(N_\alpha(f) \cap A))$$

其中,  $N_\alpha(f) = \{x | f(x) \geq \alpha\}$ 。

关于模糊积分的含义有很多种解释: 如一个模糊积分可以理解为一种模糊期望, 或两个相反趋势之间的一致最大程度, 或者是客观事实与期望之间的一致最大程度。在本文里, 为了评价一个客体, 可用模糊测度来描述客体多重属性的重要性, 并可从这些属性中得到一些信息, 而模糊积分则被看成是对这些信息进行融合后得到的一个评价价值。

## 4 重要性测度及模糊积分在评判过程中的应用

设  $X$  为待评判的某一客体, 它具有  $n$  个参加评分的品质因素  $x_1, x_2, \dots, x_n$ 。不妨把上述品质因素的全体  $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  就记为  $X$ , 并称为因素域, 而且对于因素域  $X$  的每一个子集  $A$ , 都对应地赋予一个介于 0 与 1 之间的实数  $\mu(A)$ , 它是  $X$  凭借  $A$  中的品质因素所能得分的最高分数, 可以用于描述品质因素集合  $A$  的重要性。显然, 让  $X$  本身的重要性取值为 1 是合理的, 而空集  $\emptyset$  (不含任何品质因素的集合) 的重要性当然应取值 0。此外, 若品质因素集合  $A$  中的诸品质都包含在品质因素集合  $B$  内, 则  $A$  的重要性显然不如  $B$ , 即应有  $\mu(A) \leq \mu(B)$ , 因此, 集合函数  $\mu$  应满足下列条件:

- (1)  $\mu(\emptyset) = 0, \mu(X) = 1$ ;
- (2) 若  $A \subset B \subset X$ , 则  $\mu(A) \leq \mu(B)$ ;

由于注意到所考虑的因素域总是只含有有限个品质因素, 从而  $\mu$  自然是一个模糊测度, 本文称上述  $\mu$  为  $X$  上的重要性测度。这种重要性测度在评判过程中起着相当关键的作用, 因为它是专家们某种经验的数量化, 也是能够为多数人接受的评判准则。

可以设想, 客体  $X$  各项品质因素都有其固有的品质指标, 且它们是客观存在的。对  $X$  的最理想评判值应该是品质指标关于重要性测度的模糊积分。其具体评价方法为: 无倾向性地请  $N$  个人来对该客体进行评判, 评判时, 他们不经商量、各自独立地对  $X$  的各项品质因素在  $[0, 1]$  之间进行评分。如请某个人来评判, 这个人首先很认真地对  $X$  的每个品质因

素进行评分; 然后, 把各个品质因素所得的分数关于重要性测度来进行模糊积分; 最后把该积分值作为这个人的主观评判值<sup>[8]</sup>。一般取这  $N$  个人的主观评判值的平均值作为各品质因素的得分。根据模糊积分序列的收敛定理和概率论中的强大数定律可知, 当人数  $N$  趋于无穷时, 主观评判值的平均值, 则以概率 1 收敛于该客体的客观评判值<sup>[9]</sup>。

## 5 基于模糊积分的图像质量评价方法

### 5.1 重要性测度的确立

设  $\Omega = [0, 1]^n$  中的两点  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  和  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$

$|X - Y| = (|x_1 - y_1|, |x_2 - y_2|, \dots, |x_n - y_n|)$   
若定义

$$d(X, Y) = (S) \int |X - Y| d\mu \quad (1)$$

则  $d$  是  $\Omega$  上的距离, 这可由模糊积分的性质容易得到。和其他距离一样,  $d$  也可以作为图像相似性度量, 这时  $X$  和  $Y$  分别代表两幅图像,  $|X - Y|$  代表由两幅图像对应像素灰度差的绝对值组成的向量。只是在确定了  $\mu$  之后, 才可以把积分过程看成是评判过程, 积分值才成为评判值。这种距离的关键是确定重要性测度  $\mu$ 。

若定义如下重要性测度

$$\mu_1 = \frac{|\{A\}|}{N} \quad (2)$$

其中,  $|\{A\}|$  表示集合  $A$  的元素个数,  $N$  表示品质因素的个数, 则此时的重要性测度实际上是一种等重要性测度。其优点是容易计算, 还可以避免少数像素上噪音的干扰。基于这种重要性测度的距离已经被用作图像相似性度量, 并成功应用到图像的分形编码中<sup>[10, 11]</sup>。

下面的两种评价方法都是基于第 2 节中提到的视觉模型, 并且首先需要用第 2 节中提到的方法来确立边缘、纹理和平坦区域的像素集合。

(1) 全局评价(global evaluation), 简记 GE。确立边缘、纹理和平坦区域的像素集合后, 在对各部分的误差进行评价时, 首先使用基于  $g_1$  的距离  $d$  来进行图像相似性度量, 只是  $N$  分别取各部分包含的像素个数, 这样就可以分别得到图像在边缘、纹理和平坦区域的距离  $d_{\text{edge}}, d_{\text{texture}}, d_{\text{flat}}$ ; 然后根据评价函数(式(3)), 即可得到相应的评价值  $E_{\text{edge}}, E_{\text{texture}}, E_{\text{flat}}$  (图 2)。

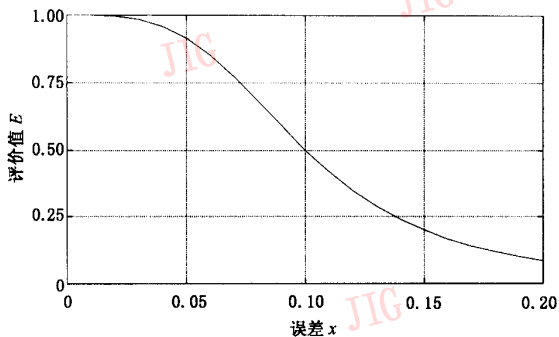


图 2 边缘、纹理和平坦区域的误差评价函数

图 2 中曲线的表达式如下：

$$E(x) = \frac{1}{1 + (x/a)^2} \quad (3)$$

其中,  $a=0.1$ 。这是一种常用的 BELL 型成员函数的右半边,也是国际标准化组织 ITU 推荐使用的一种评价函数<sup>[3]</sup>。

在进行最后的评价之前,需要先确定品质因素域为{边缘, 纹理, 平坦区域}的重要性测度,记为  $\mu_2$ 。 $\mu_2$  由图像编码领域的专家来确定,可通过对 10 位图像编码领域的专家进行问卷调查,然后取平均值得到如表 1 所示的结果。

表 1 重要性测度  $\mu_2$

子集 A	$\mu_2$	子集 A	$\mu_2$
$\emptyset$	0	{ $x_{edge}, x_{texture}$ }	0.956
{ $x_{edge}$ }	0.855	{ $x_{edge}, x_{flat}$ }	0.905
{ $x_{texture}$ }	0.625	{ $x_{texture}, x_{flat}$ }	0.698
{ $x_{flat}$ }	0.372	{ $x_{edge}, x_{texture}, x_{flat}$ }	1

这里  $x_{edge}$  代表边缘像素,  $x_{texture}$  代表纹理像素,  $x_{flat}$  代表平坦区域像素。

则图像最后所得的评价值应为  $\{E_{edge}, E_{texture}, E_{flat}\}$  在重要性测度  $\mu_2$  意义下的模糊积分值,称为全局评价值,简记为  $G$ 。

(2) 精细评价 (subtle evaluation), 简记为 SE。

这里定义另外一种重要性测度

$$\mu_3 = \min \left( 1, \frac{\beta |A_{edge}| + \gamma |A_{texture}| + |A_{flat}|}{N} \right) \quad (4)$$

其中,  $\beta > \gamma > 1$ 。 $A_{edge}, A_{texture}, A_{flat}$  分别代表  $A$  中属于边缘、纹理、平坦区域的点的集合;  $N$  表示品质因素的个数,其用于图像度量时,可以固定取作整幅图像的像素个数,也就是说,把每个像素都看成一个品质因素。 $\beta, \gamma$  可以理解为边缘和纹理在图像中相对于平坦区域应得到的权重,可以根据全局评价中边缘、纹理

和平坦区域的测度值相应确定  $\beta=2.3, \gamma=1.68$ 。重要性测度  $g_3$  不仅在评判过程中考虑了失真像素发生的位置,而且在边缘、纹理处发生的失真在评判中也得到更多的重视。同时,也暗示了足够多的边缘和纹理足以表达一幅图像所传递的信息,因为加权后,足够多的边缘和纹理的重要性便已经达到了 1。

最后,式(1)在模糊测度  $\mu_3$  下的积分值称为精细评价值,简记为  $S$ 。

全局评价和精细评价可以理解成两种不同方式的评判过程:前者可以看成是一种全局评判(global evaluation),因为其评判的最后仅全局地考虑了边缘、纹理和平坦区域这 3 个品质因素。同时评判值越大,说明图像质量越好(类似 PSNR 方法);后者可以看成是一种精细评判(subtle evaluation),是因为评判中把每个像素都作为一个品质因素,同时评判值越小说明图像质量越好(类似 MSE 方法)。

### 5.2 最终评价的形成

笔者在实验中发现,当图像编码质量由尺度 3 (见表 2)向尺度 2 变化时,全局评价值变得稍不敏感;而当图像编码质量由尺度 4 向尺度 3 变化时,精细评价值变得稍不敏感。

为了取长补短,本文定义如下的最终评价值 (final evaluation):

$$F = 10 \log_{10}(G/S) \quad (5)$$

这里  $G$  和  $S$  分别代表全局评判值和精细评判值。这样的定义使得最终评价对所有失真尺度的图像都很敏感。以下简称最终评价为 FE。

表 2 图像质量的一个绝对主观分类尺度

尺度	受损程度
5	无法察觉
4	可以察觉到,但是不烦人
3	有点烦人
2	烦人
1	十分烦人

## 6 实验结果

本文以 CCIR 500<sup>[11]</sup> 的一个绝对分类尺度 (见表 2)为基础来确立最终评价值和 MOS 值之间的关系。本文实验的全部图像及其 MOS 值均来自香港理工大学的多媒体信号处理中心数据库。

每幅图像的 MOS 值  $M$  是用以下方法获得的:实验条件如表 3 所述,假设用  $A(i, k)$  表示第  $i$  个人对第  $k$  幅图像按表 1 的规则所给的分数(如果无法

确定可以响应增减 0.5 分),那么第  $k$  幅图像最终的 MOS 值为

$$M_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n A(i, k)$$

其中,  $n$  为观察者的个数。本文采用的 8 幅标准测试图像见图 3。每幅图像又采用如 JPEG、小波和分形编码等不同压缩方法获得 15 幅具有各种压缩系数的图像。各图像的最终评价价值与 MOS 值的关系见图 4。

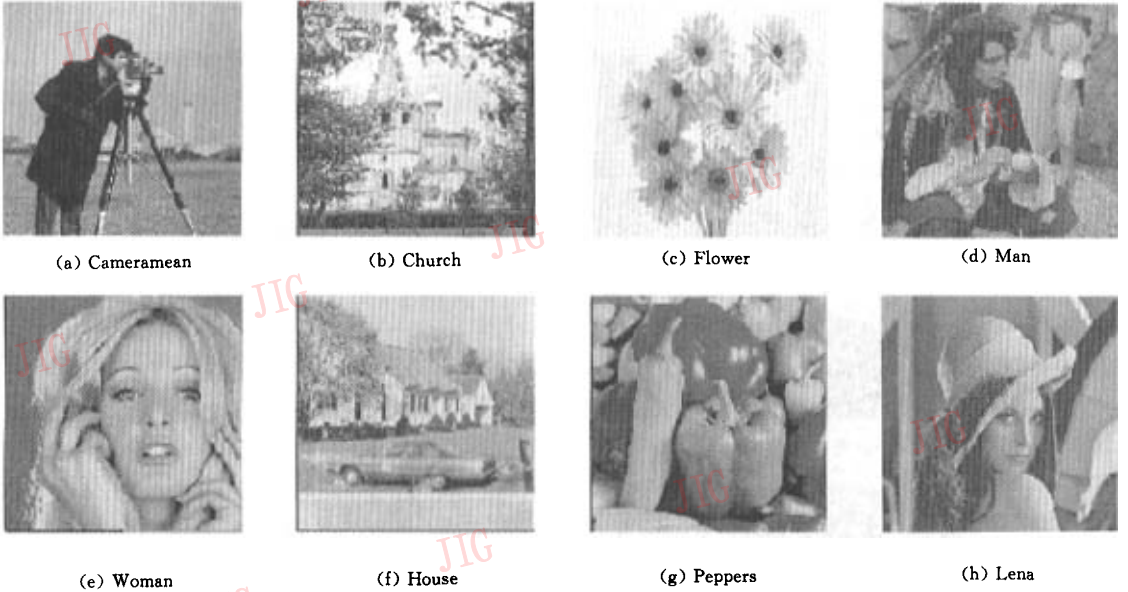


图 3 用于最终评价的标准测试图像

系,本文引入关联系数的概念。假设  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ,  $y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$  为  $n$  维空间中的两点,并且  $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ ,  $\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$ , 那么  $x$  和  $y$  的相关系数 (correlation coefficient) 为

$$\cos \theta_{x,y} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\left\{ \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \right\}^{\frac{1}{2}}}$$

即  $x$  和  $y$  越相关,则它们的相关系数越接近 1。

表 4 中第 1 行为试验中用到的一些方法,第 2 行为这些方法的评价值同平均主观评价 (MOS) 值  $M$  的相关系数。PQS 方法为文献[6]提出的方法,其评价值为  $Q$ ,  $\sigma_{\text{weighted}}$  为加权的均方差 WMSE (Weighted-MSE),也是 PQS 方法中的第 1 个失真因子。从表 4 中可以看出,本文提出的方法的各评价价值同 MOS 值  $M$  的相关系数要大大高于其他方法。

从图 4 可以看到,最终评价价值  $F$  和 MOS 值之间具有很好的一致性,为了量化描述它们之间的关

表 3 主观测试的条件

观测距离和图像高度的比	4
房间照明	无
屏幕的峰值亮度 (lm)	42.5
屏幕的最低亮度 (lm)	0.23
观测时间	不限

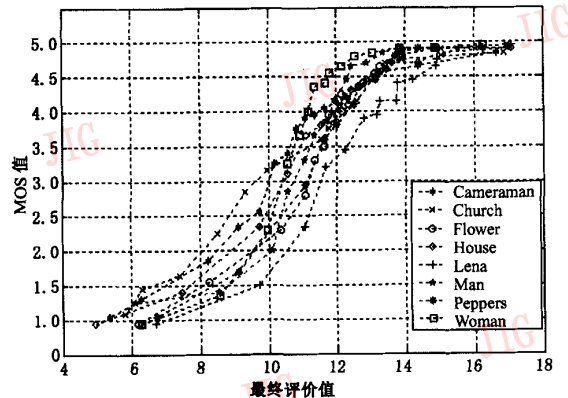


图 4 8 幅图像的最终评价价值与 MOS 值的关系曲线

表 4 最后评价价值、加权均方差、峰值信噪比和 MOS 值的相关系数比较

相关系数	评价方法					
	PQS		WMSE	PSNR	本文提出的方法	
	$Q-M$	$\sigma_{\text{weight}}-M$	$PSNR-M$	$S-M$	$G-M$	$F-M$
	0.875	0.716	0.821	0.945	0.914	0.963

图 5(a) 是 Cron 图像经过 JPEG 压缩后的解压图像, 其  $PSNR=37.60\text{dB}$ ,  $\sigma_{\text{weight}}=0.000\ 981$ ,  $Q=3.94$ ,  $G=0.836\ 6$ ,  $S=0.027\ 3$ ,  $F=14.86$ ; 图 5(b) 是 Cron 图像经过分形压缩后的解压图像, 其  $PSNR=37.61\text{dB}$ ,  $\sigma_{\text{weight}}=0.000\ 422$ ,  $Q=3.68$ ,  $G=0.771$ ,  $S=0.039\ 9$ ,  $F=12.86$ ; 图 5(c) 是 Missa 图像经过 JPEG 压缩后的解压图像, 其  $PSNR=38.41\text{dB}$ ,  $\sigma_{\text{weight}}=0.001\ 229$ ,  $Q=4.10$ ,  $G=0.9023$ ,  $S=0.020\ 6$ ,  $F=16.41$ ; 图 5(d) 是 Missa

图像经过分形压缩后的解压图像, 其  $PSNR=38.64\text{dB}$ ,  $\sigma_{\text{weight}}=0.000\ 411$ ,  $Q=3.64$ ,  $G=0.793\ 5$ ,  $S=0.034\ 6$ ,  $F=13.60$ 。

图 5 给出了众多结果中的两例。从全局评价价值  $G$ , 精细评价价值  $S$  和最终评价价值  $F$  和 PQS 值  $Q$  上都可以看出图 5(a), 图 5(c) 的图像质量要比图 5(b), 图 5(d) 的图像质量好, 这和也人的视觉评价相一致, 而从峰值信噪比和加权均方差  $\sigma_{\text{weight}}$  上则得到了和人的视觉相背离的结果。



(a) JPEG 压缩后的解压 Cron 图像



(b) 分形压缩后的解压 Cron 图像



(c) JPEG 压缩后的解压 Missa 图像



(d) 分形压缩后的解压 Missa 图像

图 5 Cron, Missa 两幅图像用不同的压缩方法得到的图像

## 7 结论与前瞻

本文从适合人的视觉特性的图像模型出发, 以重要性测度及模糊积分为工具, 提出了一种客观评价图像编码质量的新方法。实验显示本文提出的方法和人的主观评价具有很好的关联性。随着图像模型的不不断发展, 重要性测度  $\mu_2, \mu_3$  的相应调整, 可以

得到适用于不同领域的图像编码质量的评价方法。我们期待着本文提出的方法能够在图像处理的相关领域得到应用, 并能得到进一步的完善和发展。此外, 需要指出的是, 在实际评价图像编码算法的优劣时, 除了要考虑图像的编码质量外, 还要考虑算法的编码效率、性能、特点、使用范围等, 即需要给予综合考虑才能给出客观的评价。这也是今后的一个研究方向。

## 参 考 文 献

- 1 Lewis N W, Allnatt J A. Subjective quality of television pictures with multiple impairments[J]. *Electron. Letters*, 1965,1:187~188.
- 2 Jones B L, Turner J A. Subjective assessment of cable impairments on television picture quality[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 1992,38(4):850~861.
- 3 ITU-R. Methodology for the Subjective Assessment of the Quality of Television Pictures[S]. BT 500-10, ITU, 2000.
- 4 Ran X, Farvardin N. A perceptually motivated three-component image model-part I: Description of the model [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1995,4(4):401~415.
- 5 Bock F, Steudel A, Clausert H, *et al.* A fuzzy rule-based system for the subjective quality evaluation of distorted images [A]. In: *Proceedings of the Sixth International Conference on Image Processing and Its Applications [C]*, Dublin Ireland, 1997,1:448~452.
- 6 Miyahara M, Kotani K, Algazi V R. Objective picture quality scale (PQS) for image coding [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1998,46(9):1215~1226.
- 7 Damera-Venkata N, Kite T D, Geisler W S, *et al.* Image quality assessment based on a degradation model[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000,9(4):636~650.
- 8 Sugeno M. Theory of fuzzy integrals and its application[D]. Ph. D. dissertation, Tokyo Institute of Technology, Japan, 1974.
- 9 王震源,李法朝. 模糊积分在综合评判中的应用[J]. *模糊数学*, 1985,5(3):107~144.
- 10 李均利,陈刚,吴炯锋. 基于模糊积分的一类图像度量[J]. *高校应用数学学报(A辑)*, 2001,16(1):8~14.
- 11 Li Junli, Chen Gang, Chi Zheru. A fuzzy image metric with application to fractal coding[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002,11(6):636~643.



李均利 1972年生,副教授。中国图象图形学学会会员,IEEE会员。2002年获浙江大学理学博士学位(PhD)。研究领域包括图像度量、图像识别、图像编码、图像质量评价、图像匹配与检索等,在国内外刊物上发表相关的论文10多篇。

E-mail:li.junli@vip.163.com



陈刚 1963年生,教授。现任中国图象图形学学会理事、中国自动化学会系统仿真专业委员会副主任。1994年获浙江大学理学博士学位(PhD)。在应用数学(分形几何、小波分析)、计算机图像处理方面,特别是图像编码、图像度量、图像检索、图像加密等方面有比较深入的研究。在国际国内刊物和学术会议上共发表相关论文80余篇。

E-mail:cg@nbit.gov.cn



池哲儒 1962年生,1994年获悉尼大学博士学位。现为香港理工大学电子与资讯工程系副教授,IEEE会员。研究领域为图像处理、模式识别、神经网络、模糊系统。至今发表了100多篇学术论文。

<http://www.eie.polyu.edu.hk/~enzheru/>



张丹 1971年生,副教授。1998年获浙江大学博士学位。2002年复旦大学中法应用数学研究所博士后出站。现在浙江大学计算机学院工作。主要研究方向为偏微分方程和图像处理、小波、分形应用。

E-mail:zhangdan@etang.com