

基于纹理分解的变换域 JND 模型及图像编码方法

郑明魁, 苏凯雄, 王卫星, 兰诚栋, 杨秀芝

(福州大学 物理与信息工程学院, 福建 福州 350108)

摘 要: 为了提高变换域 JND 模型的精度, 在计算对比度掩盖因子时只对纹理分量滤波并判断区域类型的方法避免了 JND 低估的问题。将改进的 JND 模型用于图像编码, 考虑到辅助信息对编码效率的影响, 把经过调整后的 JND 模型结合到量化过程中, 能去除更多的视觉冗余并保持兼容性。仿真结果表明, 纹理分解的方法提高了 JND 阈值, 改进的编码方法在相似的视觉质量下能节省更多的码率并且不需要增加额外的比特开销, 该编码思路也适用于视频编码。

关键词: 视觉特性; 最小可觉察误差; 纹理分解; 图像编码

中图分类号: TN919.8

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2014)06-0185-07

Improved sub-band JND model with textural decomposition and its application in perceptual image coding

ZHENG Ming-kui, SU Kai-xiong, WANG Wei-xing, LAN Cheng-dong, YANG Xiu-zhi

(College of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of the just noticeable difference (JND) model in transform domain, an enhanced JND model with a new method for contrast masking factor estimation was proposed. The image was decomposed and the textural image was used for an accurate block classification, thus the accurate JND in DCT domain was obtained. The improved JND model was applied on the perceptual image coding. Considering the compatibility and the auxiliary information which would affect the encoding efficiency, the JND model was adjusted to the quantization process and removed more visual redundancy. Experimental results show that the proposed algorithm can improve the JND threshold; compared with JPEG standard, the perceptual coding method can save more bit rate and does not need extra bit for auxiliary information at the similar visual quality. The proposed algorithm is also applicable to the perceptual video coding.

Key words: visual perception; just noticeable difference(JND); textural decomposition; image coding

1 引言

最小可觉察误差(JND, just noticeable distortion)^[1]用于表示人眼不能察觉的最大图像失真, 体现了人眼对图像改变的容忍度。在图像处理领域, JND 可以用来度量人眼对图像中不同区域失真的敏感性。近年来, JND 模型在基于视觉特性的视频图像编码^[1,2]、数字水印^[3]、图像质量评价^[4]等方面受到广泛关注。目前已有多个 JND 模型被提出, 这些 JND 模型主要可以分为 2 类: 基于像素域的 JND

模型和基于变换域的 JND 模型。

像素域 JND 模型能在像素域上更为直观地给出 JND 阈值, 在视频编码时常常用于运动估计以及预测残差的滤波。Yang 等人提出了经典的非线性相加掩蔽模型(NAMM, nonlinear additively masking model)^[1], 该方法兼顾了亮度自适应掩蔽和对比度掩蔽的重叠效应。Liu 等人在 NAMM 模型的基础上, 通过全变分(TV, total variation)分解对图像中的纹理以及结构分量赋以不同加权值, 使像素域 JND 模型具有更好的计算精度^[5]。Wu 等人则在计

收稿日期: 2013-04-13; 修回日期: 2013-07-17

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61170147); 福建省高校产学研合作重大基金资助项目(2012H6012)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China(61170147); The Major Project of University-Industry Cooperation in Fujian Province (2012H6012)

算纹理掩盖时进一步考虑了人眼对规则区域与非规则区域不同的敏感性,提出一种基于亮度自适应与结构相似性的 JND 模型^[6]。

变换域 JND 模型可以方便地把对比度敏感函数(CSF, contrast sensitivity function)引入模型中,具有较高的精度。由于大多数的图像编码标准都采用了 DCT 变换,因此基于 DCT 域的 JND 模型得到了很多研究者的关注。Ahumada 等人通过计算空域 CSF 函数得到灰度图像的 JND 模型^[7],在此基础上, Watson 提出了 DCTune 方法,进一步考虑了亮度自适应、对比度掩盖等特性对 JND 的影响^[8]。Zhang 等人通过加入亮度自适应因子和对比度掩盖因子,使得 JND 模型具有更高的精度^[9]。Jia 等人将物体的运动等因素引入到 JND 模型中,提出了一种更精确的视频图像 JND 模型^[10]。Wei 等人则将伽马校正引入到 JND 模型,提出新的亮度自适应和对比度掩盖因子计算方法^[11]。Ma 等人在 Wei 的基础上提出自适应块大小的 JND 模型,将通常 8×8 尺寸的 JND 模型扩展到 16×16^[12]。最近, Luo 等人把 Wei 的 JND 模型推广到 4×4,并用于扩展基于 H.264 的视觉特性视频编码^[13]。

变换域 JND 模型需要考虑人眼对不同亮度以及对对比度掩盖等特性的敏感度,在计算对比度掩盖时使用 Canny 滤波来判断区域的类型并赋予不同的加权值,由于 Canny 算子主要用于边缘检测,这种方法在计算纹理区域的 JND 时存在误判低估的问题。为了提高 JND 阈值的估计精度,本文采用一种预先纹理分解的方法,使用了纹理分量计算对比度掩盖因子并与其他模型进行仿真对比;为了去除更多的视觉冗余,提高图像编码效率,本文把改进的 JND 模型用于图像编码,考虑到编码的兼容性以及辅助信息对编码效率的影响,设计了一种基于 JND 模型的量化方法;最后通过理论分析与仿真对本文的编码方法与 JPEG 等编码方法进行对比。

2 变换域 JND 模型

基于 DCT 变换域的 JND 模型描述为空间对比度敏感函数、亮度自适应因子和对比度掩盖因子三者的乘积^[9],为

$$JND_{DCT}(i, j) = J_{CSF}(i, j) \times A_{lum} \times F_{contrast}(i, j) \quad (1)$$

其中, $J_{CSF}(i, j)$ 是空间对比度敏感函数,体现了索引号为 (i, j) 的 DCT 系数基本的 JND 阈值,其计算

公式为^[11]

$$J_{CSF}(i, j) = \frac{s}{\phi_i \phi_j} \times \frac{\exp(c\omega_{ij}) / (a + b\omega_{ij})}{r + (1 - r \cos \varphi_{ij})} \quad (2)$$

其中, s 表示集合效应; ϕ_i 、 ϕ_j 分别表示 DCT 归一化系数; ω_{ij} 为 DCT 系数的空间频率; $r + (1 - r \cos \varphi_{ij})$ 代表人眼的倾斜效应; φ_{ij} 代表相应 DCT 系数的方向角。本文中取 $s = 0.25$, r 取经验值 0.6。

式(1)中的 A_{lum} 是亮度自适应加权因子。亮度自适应掩盖效应使人眼对图像中的不同亮度区域敏感度不同。亮度自适应加权因子 A_{lum} 与局部区域的平均亮度 \bar{I} 有关。具体为

$$A_{lum} = \begin{cases} 1 + (60 - \bar{I}) / 150, & \bar{I} \leq 60 \\ 1, & 60 < \bar{I} < 170 \\ 1 + (\bar{I} - 170) / 425, & \bar{I} \geq 170 \end{cases} \quad (3)$$

$F_{contrast}(i, j)$ 是对比度掩盖加权因子,考虑到子带系数自身的掩盖效应,最后得到的对比度掩盖加权因子如式(4)所示^[11]。

$$F_{contrast}(i, j) = \begin{cases} \psi, & (i^2 + j^2) \leq 16 \text{ 且处于平滑区或边缘区} \\ \psi \times \min(4, \max(1, (\frac{C(i, j)}{J_{CSF}(i, j) \times A_{lum}})^{0.36})), & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

计算对比度掩盖加权因子时先将图像块划分成 3 类:平滑区、边缘和纹理区,然后对不同的区域进行不同的加权。其中,平滑与边缘区域的加权 $\psi = 1$;由于人眼对纹理区域低频系数的敏感度相对较小,因此加权系数 $\psi = 2.25$,而高频系数的加权 $\psi = 1.25$ 。

3 基于纹理分解的变换域 JND 改进模型

在计算对比度掩盖加权因子 $F_{contrast}(i, j)$ 时,首先对图像进行 Canny 滤波获得各分块的边缘像素,通过计算边缘像素的分布情况划分区域类别,通常情况下平滑区域的边缘像素较少,而纹理区域的边缘像素较多,其划分的方法如式(5)所示^[11-13],其中, ρ_{edgel} 表示边缘像素在整个分块中的比例。

$$\text{Block type} = \begin{cases} \text{Plane}, & \rho_{edgel} \leq \alpha \\ \text{Edge}, & \alpha < \rho_{edgel} \leq \beta \\ \text{Texture}, & \rho_{edgel} > \beta \end{cases} \quad (5)$$

Canny 滤波主要用于边缘检测,通过搜索局部

邻域内的像素变化强度获得边缘像素，它并不是专门针对区域划分而设计^[5]的。在实现 Canny 滤波的过程中，算法对图像进行高斯平滑滤波以及计算图像的梯度幅值和方向后，为了保证边缘的精确定位，使用了非极大值抑制的方法，将其他非局部极大值的像素清零以得到细化的边缘。这个过程就使许多纹理区域的像素也被清零，将影响纹理区域判别的准确性。由于纹理区域能够容纳更多的视觉误差，其 JND 阈值也相对较大，如果该区域被错误划分，JND 阈值将被低估。

由于人眼对平滑与边缘区域比较敏感，它们的加权是相同的，提高 JND 阈值估计主要依靠纹理区域的精确划分。为了更精确地划分区域类型，本文使用了纹理分解的方法，只对分解获得的纹理分量进行 Canny 滤波，减少边缘像素的影响，提高了 JND 的计算精度。基于总变分的结构纹理分解方法，采用边界变分函数和振荡函数分别模拟图像的结构信息和纹理信息，通过求解边界变分函数的空间最小化问题来有效的分解图像，因此，在图像的结构纹理分解中受到广泛关注。本文正是采用基于总变分的结构纹理分解方法，如式(6)所示^[14]，其中 f 为原图像， u 为图像的结构分量，主要包含平滑以及轮廓边缘信息； $v = f - u$ 则体现了图像的纹理分量，以一阶范数的形式作为保真项。经过纹理分解后的图像如图 1 所示，其中，图 1(c)为图像的纹理分量。

$$\min_u \int_{\Omega} |\nabla u| + \lambda \int_{\Omega} |f - u| \quad (6)$$



图 1 基于 TV-L1 的结构纹理分解示意

使用 Canny 算子分别对原图像与纹理分量进行滤波，如图 2 所示。由图 2(a)可以看出，Lena 图像的头发生区域在采用 Canny 算子直接对原图像进行滤波时，许多纹理像素被清零，有些区域将被误判为非纹理区域；图 2(b)采用纹理分量滤波的方法，结构纹理分解使图像减少了边缘像素的干扰，这些区域保留着较多的纹理像素；图 2(c)与图 2(d)分别为

不同方法的纹理判别结果，白色区域表示纹理部分，由图 2(d)可知采用纹理分量滤波的方式提高了判别的精确度，避免了 JND 低估的问题。

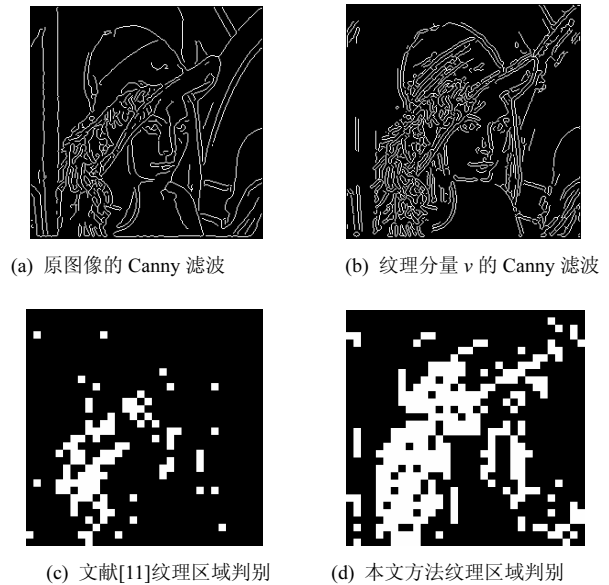


图 2 纹理分量 Canny 滤波示意

图 3 为基于纹理分解的变换域 JND 改进模型的计算流程，在计算空间对比度敏感函数与亮度自适应因子时采用了传统的方法，但在计算对比度掩盖 $F_{contrast}(i, j)$ 时，先对图像进行纹理分解，然后对纹理分量 v 进行 Canny 滤波和区域划分，计算出更精确的 $F_{contrast}(i, j)$ ，最后使用式(1)获得 JND 阈值。

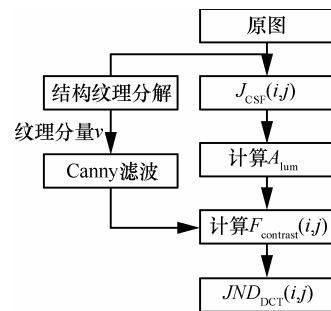


图 3 基于纹理分解的变换域 JND 改进模型流程

4 改进模型的性能仿真与测试结果

在相同的视觉质量下，获得的 JND 阈值越大，其性能越好。为了评估 JND 模型的优劣，通常将 JND 值作为噪声加入到原始图像中，如式(7)所示。其中， $C(k, i, j)$ 表示原始图像第 k 个分块在 (i, j) 索引处的 DCT 系数， $JND(k, i, j)$ 为该系数对应的 JND 阈值， S_{random} 随机取+1 或者-1， $C_{JND}(k, i, j)$ 为加入

噪声后的 DCT 系数。

$$C_{JND}(k, i, j) = C(k, i, j) + S_{\text{random}} \times JND(k, i, j) \quad (7)$$

性能较好的 JND 模型在相同的视觉质量下应能容忍更多的噪声，即允许更多噪声加入原始图像中。一般用峰值信噪比 (PSNR, peak signal to noise ratio) 来表征加入噪声的大小，JND 阈值越大，所加入的 JND 噪声能量越多，加噪后图像的 PSNR 就越小，JND 模型就越接近于视觉特性。

对本文所提出的变换域 JND 改进模型进行仿真分析，并与其他变换域模型进行比较。仿真中使用了 10 张不同内容与空域复杂度的测试图像，如表 1 所示。仿真时把 JND 阈值作为噪声，随机加入到原始图像中。Wei 等人提出的 JND 模型与 DCTune 模型以及 Zhang 的模型相比，能容纳更多的噪声，对于 512×512 的图像平均 PSNR 分别下降了 0.61 dB 与 0.90 dB，同时获得更好的视觉质量^[11]。文献[12]与文献[13]也是基于 Wei 的模型，但把 DCT 的块尺寸分别扩展到 4×4 与 16×16，本文的模型面向常见的 8×8 尺寸，因此主要与文献[11]的模型对比。由表 1 第 2 列与第 3 列数据对比可以看出，本文所提出的改进模型与文献[11]所提出的 JND 算法相比，平均 PSNR 下降了 0.479 dB。

图 4 显示了 Lena 图像在不同模型下的 JND 阈值，图 4(c)为本文模型增加的纹理区域，由图中可知，在平坦区域，2 种算法的 JND 相同，但是改进模型能精确判断更多的纹理区域，相应区域的 JND 阈值也随之增加。

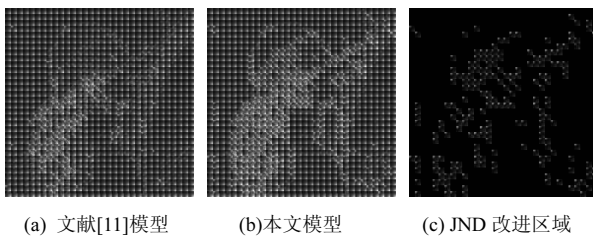


图 4 不同模型 JND 阈值对比

本文进一步对加噪处理图像进行主观质量测试，把改进的模型与文献[11]的模型进行比较。比较时，将经过加噪的图像分别显示在显示器左右两侧。为了避免可能产生的偏见，两幅图像的显示位置是随机产生的，并且 10 幅图像的显示次序也是随机的。实验采用 LG W1942SY 显示器，观测者距离为显示高度的 4 倍。观测人数 10 人，其中 3 人为女性。所有观测者被要求对图像进行评分，评分

标准如表 2 所示。表 1 第 3 列给出了观测者对各图像的平均得分，负值表示本文提出的模型观测质量优于其他模型，正值则相反；得分越接近零，表示视觉质量越接近。

表 1 本文模型与文献[11]对比

测试图像	PSNR 对比/dB		主观质量对比	复杂度对比/s	
	文献[11]模型	本文模型		文献[11]模型	本文模型
Lena	30.638	30.010	0.1	0.828	0.953
Barbara	30.749	30.165	-0.1	0.453	0.531
hedgebw	29.656	29.202	0	0.437	0.531
Lady	31.016	30.555	0.1	0.422	0.547
Cameraman	30.136	29.827	0	0.406	0.516
Goldhill	30.668	30.042	-0.1	1.906	2.313
Peppers	31.106	30.551	-0.1	1.891	2.234
Baboon	29.083	28.832	0	1.937	2.485
Boat	30.546	30.175	0	1.859	2.297
Indian	30.301	29.754	0	1.922	2.5
平均	30.390	29.911	-0.01	1.206	1.491
增加值		0.479			0.285

表 2 主观质量评分标准

主观评分	描述
-3	右图比左图质量差很多
-2	右图比左图质量差
-1	右图比左图质量只差一点
0	右图与左图质量一样好
1	右图比左图质量只好一点
2	右图比左图质量好
3	右图比左图质量好很多

由表 1 可以看到，本文所提出的模型与文献[11]提出的模型相比，主观评价质量非常接近，平均质量稍好于文献[11]，主要原因在于本文的算法主要改进纹理区域的 JND，人眼对这些区域的敏感度较低，可以容纳更多的噪声，在 JND 阈值提高的同时人眼不会感觉到图像的变化；同时，只对纹理分量进行滤波判断，减少了边缘像素的影响，避免了某些边缘区域可能被误判为纹理而使 JND 阈值高估的情况，由于人眼对边缘区域比较敏感，这种方法

将减少误判的机率。图 5 分别给出了利用本文模型与文献[11]模型加噪处理后的 Lena 测试图像,从主观上观察,两者质量非常接近。



图 5 利用文献[11]模型以及本文模型加噪处理后的 Lena 测试图像

由于本文的算法在计算 JND 阈值时,需要先对图像进行纹理分解,因此在计算复杂度上有所增加。仿真实验基于酷睿 i3-530, CPU 主频为 2.93 GHz, 2G 内存, 仿真软件采用 Matlab 7.11.0 版本。由表 1 第 5 列与第 6 列数据对比可以看出,本文所提出的改进模型与文献[11]的算法相比,平均时间增加了 0.285 s,而且图像尺寸越大,纹理分解需要的时间也越多,计算复杂度也相应增加。

由以上的实验可知,本文提出的改进模型能容忍更多的噪声,在相同的主观质量下,能够去除更多的视觉冗余,经过噪声处理后图像的 PSNR 也更低,与文献[11]所提出的 JND 算法相比,平均 PSNR 下降了 0.479 dB。

5 基于 JND 模型的图像编码算法研究

目前的图像视频编码标准主要建立在香农信息论基础之上,用概率统计模型描述信源,其压缩思想主要从去除数据冗余方面出发,较少考虑视觉上的冗余特性。文献[15]引入人类视觉特性,对不同的 DCT 系数进行加权,设计了一种基于视觉特性的量化表,该算法在相同的 PSNR 下比 JPEG 节省更多的码率。本文尝试将改进的变换域 JND 模型用于 JPEG 图像编码。由于人眼对不同类别区域的敏感度不同,因此可以将体现敏感程度的 JND 阈值结合到量化过程中,在不同敏感区域使用不同的量化步长。

对于量化步长 Q ,其最大的量化误差为 $Q/2$;如果进一步考虑了视觉冗余,在视觉质量不变的情况下量化步长可以适当增加为 $Q + \Delta Q$,其对应的最大的量化误差为 $Q/2 + \Delta Q/2$ 。与原来的误差相比,考虑视觉冗余增加量化步长后产生的误差增加了

$\Delta Q/2$,如果误差增加量 $\Delta Q/2$ 没有超过 JND 阈值,人眼将不会觉察到这个变化。即要求

$$\Delta Q/2 \leq JND_{DCT}(i, j) \quad (8)$$

最后得到的量化步长为

$$Q_{step} = Q + \Delta Q = Q + 2JND_{DCT}(i, j) \quad (9)$$

由于不同内容图像的 $JND_{DCT}(i, j)$ 不同,为了能正确解码,需要将体现 $JND_{DCT}(i, j)$ 的辅助边信息加入到码流中,这会使压缩码率增加,同时不兼容原有的编码标准。为了减少辅助边信息的传输,本文考虑对 $JND_{DCT}(i, j)$ 进行适当调整。 $JND_{DCT}(i, j)$ 与空间对比度敏感函数、亮度自适应因子和对比度掩盖三者有关,其中空间对比度敏感函数 $J_{CSF}(i, j)$ 与图像的内容无关,解码端可以预先获得,因此 $J_{CSF}(i, j)$ 不需要加入码流;亮度自适应因子 A_{lum} 与平均亮度有关,而 DCT 系数的直流分量直接体现了平均亮度的水平,式(10)表示了 JPEG 编码标准中 DCT 直流系数 DC 与平均亮度的关系,其中, $N=8$,为图像分块的大小。为了减少辅助信息的传输,对直流系数 DC 量化时 JND 只采用视觉基本阈值 $J_{CSF}(i, j)$ 部分的值,这样不需要传输相关的数据解码器就可以很方便地获得直流分量,用式(10)计算出平均亮度后,就可以获得亮度自适应因子 A_{lum} 。

$$\bar{I} = \frac{DC}{N} + 128 \quad (10)$$

对比度掩盖加权因子 $F_{contrast}(i, j)$ 与图像块的区域划分有关,将纹理区域的加权系数统一调整为 $\psi=1.25$,并忽略子带系数自身的掩盖效应,这种调整会使 JND 阈值减少,但是也减少了辅助边信息的传输。由于平滑区域与边缘区域的加权都是 $\psi=1$,纹理区域的加权系数都统一为 $\psi=1.25$,因此每个块在编码时只需要额外增加块区域类型信息就可以使解码端计算出 $F_{contrast}(i, j)$ 。在 JPEG 编码标准中,每个块经过哈夫曼编码以后都会以 EOB 结尾,标准表中亮度系数的 EOB 为 1 010,实际上块区域类型信息可以与 EOB 一起判断,根据霍夫曼编码的唯一性原则选取了另一个码值 1 001^[16]与 1 010 联合判断,其中 1 010 表示当前块为边缘或者平坦区域,1 001 则表示当前块为纹理区域。这种编码方法使编码端在不增加任何比特数据的同时把块区域类型信息嵌入到码流,解码端很容易从改进的 EOB 信息中判断出块类型并计

算出量化步长。

对 10 张测试图像分别使用 JPEG 基本系统, 文献[15]以及本文改进的编码方法进行压缩, 其中 256×256 与 512×512 尺寸各 5 张, JPEG 编码采用缺省的亮度信号量化表, 本文的量化步长在缺省量化表的基础上利用式(9)计算, 编码结果如表 3 所示。由于随着图像尺寸的增加, JND 阈值也会提高^[11], 量化步长的增加使得本文算法对 512×512 图像的压缩性能提高稍大一些, 与 JPEG 编码相比本文的算法平均码率减少了 14.7%, 与文献[15]相比本文算法平均码率减少了 10.7%。

表 3 JPEG 编码算法、文献[15]以及本文编码算法码率对比

测试图像	算法码率/(比特·像素 ⁻¹)			码率减少量	
	JPEG 编码	文献[15]	本文方法	JPEG 相比	文献[15]相比
Lena	0.953	0.911	0.823	13.6%	9.7%
Barbara	0.934	0.907	0.804	13.9%	11.4%
hedgebw	1.270	1.245	1.095	13.8%	12.0%
Lady	0.718	0.625	0.620	13.6%	0.8%
Cameraman	0.876	0.890	0.751	14.3%	15.6%
Goldhill	0.835	0.781	0.698	16.4%	10.6%
Peppers	0.654	0.556	0.546	16.5%	1.8%
Baboon	1.390	1.507	1.191	14.3%	21.0%
Boat	0.744	0.707	0.637	14.4%	9.9%
Indian	0.944	0.926	0.793	16.0%	14.4%
平均				14.7%	10.7%

PSNR 在评价图像质量时不能体现人眼的视觉特性, 本文将不同编码方法的重构图像使用基于结构相似度 (SSIM, structural similarity) 的评价方法进行客观质量对比^[17], 如表 4 所示。SSIM 模型通过计算图像亮度、对比度和结构的相似性来度量图像质量的好坏, SSIM 值越接近 1 则图像的质量就越好, 由表 4 可知本文编码方法的重建图像与 JPEG 以及文献[15]的编码重建图像非常接近, 虽然 SSIM 值稍小一些, 比 JPEG 标准平均减少了 0.013, 比文献[15]的重建图像平均减少 0.014, 但并不意味着实际的主观图像质量就偏差, 因为 SSIM 算法主要考虑图像的结构相似性, 较少考虑到人眼对不同类型区域的敏感性。进一步对重构图像的主观质量进行

测试, 把改进算法的重构图像分别与 JPEG 编码以及文献[15]进行比较, 测试方法与之前的主观评价实验类似, 结果如表 4 第 5 列与第 6 列所示, 3 种编码方法的重构图像主观质量非常相近。图 6 为 Lena 图像使用不同编码算法后的重构结果, 本文算法所获得的重构图像与 JPEG 非常接近, 但是码率下降了 13.6%, 与文献[15]相比码率减少了 9.7%。因此, 本文提出的基于 JND 模型的图像编码方法在节省更多码率的同时仍然保持了相似的视觉质量。

表 4 JPEG、文献[15]以及本文编码算法重构图像质量对比

测试图像	客观质量 SSIM 对比			主观质量对比	
	JPEG 编码	文献[15]	本文方法	JPEG 编码	文献[15]
Lena	0.922	0.920	0.910	0.1	0.1
Barbara	0.896	0.913	0.891	0.1	0.1
hedgebw	0.924	0.923	0.909	0	0
Lady	0.935	0.925	0.926	0.1	0.2
Cameraman	0.911	0.920	0.900	0.2	0.2
Goldhill	0.894	0.892	0.877	0	-0.1
Peppers	0.885	0.874	0.875	0	-0.1
Baboon	0.879	0.902	0.862	-0.1	0
Boat	0.930	0.929	0.920	-0.1	0
Indian	0.890	0.887	0.875	-0.1	0.1
平均	0.907	0.908	0.894	0.02	0.03



(a) JPEG 编码 (b) 文献[15]算法 (c) 本文编码算法

图 6 JPEG 编码、文献[15]以及本文编码算法重构图像对比

在编码复杂度方面, 本文的方法对不同的图像编码时需要先计算 JND 阈值, 因此编码时间有所增加, 仿真结果如表 5 所示。与 JPEG 编码标准相比, 本文算法编码时间平均增加 16.7%左右; 由于文献[15]需要对不同的 DCT 系数进行加权相乘, 因此与文献[15]相比本文算法增加了 7.9%的编码复杂度。

表 5 JPEG 编码算法、文献[15]以及本文编码算法复杂度对比

测试图像	算法复杂度/s		
	JPEG 编码	文献[15]	本文方法
Lena	1.719	1.954	2.797
Barbara	1.609	1.828	2.234
hedgebw	2.235	2.469	2.718
Lady	1.203	1.25	1.876
Cameraman	1.484	1.703	2.078
Goldhill	9.47	9.595	11.251
Peppers	6.828	6.265	8.922
Baboon	19.188	22.829	18.845
Boat	7.875	8.376	9.907
Indian	10.782	11.203	12.156
平均	6.239	6.747	7.278
本文增加值	16.7%	7.9%	

6 结束语

变换域 JND 模型主要与人眼对图像的频率敏感度以及掩蔽特性等因素有关, 具体由基本视觉阈值、平均亮度以及对对比度掩盖因子 3 个方面组成。对比度掩蔽使得人眼对纹理区域的噪声容忍度相对较高, 而对平坦区域以及边缘区域的噪声比较敏感。本文在计算对比度掩盖因子时先对图像进行结构纹理分解, 然后只对纹理分量滤波并判断区域类型, 这种方法去除了边缘像素的干扰, 提高了对比度掩盖因子计算的精度。仿真实验表明, 本文的方法能获得更高的 JND 阈值, 平均减少视觉冗余达到 0.479 dB。

本文在改进 JND 模型的基础上, 将其用于静止图像编码, 设计了一种基于 JND 模型的量化方法。考虑到编码的兼容性以及辅助信息对编码效率的影响, 在量化之前对 JND 模型进行折中处理, 虽然会使 JND 阈值有所下降, 但总的码率得到较大的提高。仿真结果表明, 与 JPEG 编码标准相比, 本文的算法在相似的视觉质量下能去除更多的视觉冗余, 并且不需要增加额外的比特数据, 同时保持与 JPEG 编码标准的兼容, 能平均节省码率 14.7% 左右。由于本文编码方法需要计算图像的 JND 阈值, 因此在计算复杂度上还有待改进。该编码思路不仅适用于静止图像编码, 也可以用于基于视觉特性的视频编码, 在下一步的研究中, 拟将该方法用于下一代的高效视频编码标准 HEVC 中, 以进一步提高 HEVC 的编码效率。

参考文献:

- [1] YANY X K, LIN W S, LU Z K, *et al.* Just noticeable distortion model and its applications in video coding[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2005, 20(7):662-680.
- [2] MATTEO N, FERNANDO P. Advanced H.264/AVC-based perceptual video: coding: architecture, tools, and assessment[J]. *IEEE Transaction on Circuits and Systems for Video Technology*, 2011, 21(6):766-782.
- [3] PHIBANG N, BEGHADADI A, LUONG M. Perceptual watermarking robust to JPEG compression attack[A]. *Proceedings of the 5th International Symposium on Communications Control and Signal Processing[C]*. Rome, Italy, 2012.1-4.
- [4] HSU M C, WU G L, CHIEN S Y. Combination of SSIM and JND with content-transition classification for image quality assessment[A]. *Visual Communications and Image Processing (VCIP)[C]*. San Diego, USA, 2012.1-6.
- [5] LIU A, LIN W S, PAUL M, *et al.* Just noticeable difference for image with decomposition model for separating edge and texture regions[J]. *IEEE Transaction on Circuits and Systems for video Technology*, 2010, 20(11):1648-1652.
- [6] WU J J, QI F, SHI G M. Self-similarity based structural regularity for just noticeable difference estimation[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2012, 23(6):845-852.
- [7] AHUMADA A J, PETERSON H A. Luminance-model-based DCT quantization for color image compression[A]. *Hum. Vision Visual Process. Digital Display III[C]*. 1992.365-374.
- [8] WATSON A B. DCTune: a technique for visual optimization of DCT quantization matrices for individual images[A]. *Proceedings of Society for Information Display Digest of Technical[C]*. San Diego, USA, 1993.946-949.
- [9] ZHANG X H, LIN W S, XUE P. Improved estimation for just-noticeable visual distortion[J]. *Signal Processing*, 2005, 84(4):795-808.
- [10] JIA Y, LIN W S, KASSIM A A. Estimating just noticeable distortion for video[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2006, 16(7):820-829.
- [11] WEI Z Y, NGAN K N. Spatio-temporal just noticeable distortion profile for grey scale image video in DCT domain[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2009, 19(3): 337-346.
- [12] MA L, NGAN K N. Adaptive block-size transform based just-noticeable difference model for images/videos[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2011, 26(3):162-174.
- [13] LUO Z Y, SONG L, ZHENG S B, *et al.* H.264/AVC perceptual optimization coding based on JND-directed coefficient suppression[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2013, 23(6):935-948.
- [14] YIN W, GOLDFARB D, OSHER S. A comparison of three total variation based texture extraction models[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2007, 18(3):240-252.
- [15] WANG C Y, LEE S M, CHANG L W. Designing JPEG quantization tables based on human visual system[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2001, 16(5):501-506.
- [16] 潘榕, 刘昱, 侯正信等. 基于局部 DCT 系数的图像压缩感知编码与重构[J]. *自动化学报*, 2011, 37(6):674-681.

(下转第 199 页)

- 度和多普勒频率联合估计方法[J]. 电子与信息学报, 2011,33(12): 2858-2862.
- FU W B, SU T, ZHAO Y B, *et al.* Joint estimation of angle and Doppler frequency for bistatic MIMO radar in spatial colored noise[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2011,33(12): 2858-2862.
- [9] 张剑云, 郑志东, 李小波. 双基地 MIMO 雷达收发角及多普勒频率的联合估计算法[J]. 电子与信息学报, 2010,32(8):1843-1848.
- ZHANG J Y, ZHENG Z D, LI X B. An algorithm for DOD-DOA and doppler frequency jointly estimating of bistatic MIMO radar[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(8):1843-1848.
- [10] WEISS L G. Wavelets and wideband correlation processing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994, 11(1):13-32.
- [11] QU J, KON M W, LUO Z Q. The estimation of time delay and Doppler stretch of wideband signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, 43(4): 904-916.
- [12] MA N, GOH J T. Ambiguity-function-based techniques to estimate DOA of broadband chirp signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(5):1826-1839.
- [13] CHEN H W, ZHAO J W. Wideband MVDR beamforming for acoustic vector sensor linear array[J]. IEEE Proceedings of Radar, Sonar and Navigation, 2004,151(3):158-162.
- [14] 陶然, 邓兵, 王越. 分数阶傅里叶变换及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2009.
- TAO R, DENG B, WANG Y. Fractional Fourier Transform and Its Application[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2009.
- [15] GERSHMAN A B, PESAVENTO M, AMIN M G. Estimating parameters of multiple wideband polynomial-phase sources in sensor arrays[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011,49(12): 2924-2934.
- [16] SWINDLEHURST A L, STOICA P. Maximum likelihood methods in radar array signal processing[J]. Proceedings of the IEEE, 1998,86(2): 421-441.
- [17] BAI L, YIN Q Y. CRB for carrier frequency offset estimation with pilot and virtual subcarriers. IEEE Communications Letters, 2012, 16(4):522-525.
- [18] BEKKERMAN I, TABRIKIAN J. Target detection and localization using MIMO radars and sonars[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54 (10):3873-3883.

作者简介:



李丽 (1979-), 女, 黑龙江佳木斯人, 博士, 大连大学讲师, 主要研究方向为阵列信号处理等。

邱天爽 (1954-), 男, 江苏海门人, 博士, 大连理工大学教授、博士生导师, 主要研究方向为数字信号处理理论与应用等。

(上接第 191 页)

- PAN R, LIU Y, HOU Z X, *et al.* Image coding and reconstruction via compressed sensing based on partial DCT coefficients[J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(6):674-681.
- [17] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, *et al.* Image quality assessment: from error measurement to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Process, 2004, 13(4): 600-612.

作者简介:



郑明魁 (1976-), 男, 福建闽侯人, 福州大学博士生、讲师, 主要研究方向为多媒体通信、视频编码等。

苏凯雄 [通信作者] (1959-), 男, 福建罗源人, 硕士, 福州大学教授、博士生导师, 主要研究方向为多媒体通信、数字电视广播等。E-mail:skx@fzu.edu.cn.

王卫星 (1959-), 男, 瑞典籍华人, 博士, 福州大学教授、博士生导师, 主要研究方向为图像处理与融合等。

兰诚栋 (1981-), 男, 福建连江人, 博士, 福州大学讲师, 主要研究方向为图像处理与视频编码等。

杨秀芝 (1963-), 女, 山西灵石人, 硕士, 福州大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为多媒体通信、数字电视等。