

一种融合深度基于灰度共生矩阵的感知模型

叶 鹏 王永芳 夏雨蒙 安 平

(上海大学上海先进通信与数据科学研究院 上海 200444)

(上海大学通信与信息工程学院 上海 200444)

摘 要 恰可察觉失真模型(JND)是一种人眼感知模型,它是图像/视频压缩中去除冗余最为有效的方法之一。针对现有 JND 模型对比掩盖效应(CM)的计算不够完善及深度信息的考虑不够准确的问题,文中提出了一种融合深度基于灰度共生矩阵的 JND 模型。首先,采用总变分分解模型将图像分解为结构部分和纹理部分,对结构部分采用 Canny 算子处理,对纹理部分采用灰度共生矩阵处理,两个部分形成更准确的 CM 模型;结合背景亮度掩盖效应,建立了一种基于灰度共生矩阵的像素域 JND 模型。然后,在对人眼深度感知进行研究的基础上,引入新的深度加权模型。最后,建立了一种新的融合深度基于灰度共生矩阵的感知模型。实验结果表明,所提出的模型更一致于人的视觉感知。相对于已有的 JND 模型,所提 JND 模型能够容忍更多的失真,且拥有更好的感知质量。

关键词 JND 模型,图像分解,灰度共生矩阵,CM 模型,深度信息

中图分类号 TP37 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.03.012

Perceptual Model Based on GLCM Combined with Depth

YE Peng WANG Yong-fang XIA Yu-meng AN Ping

(Shanghai Institute for Advanced Communication and Data Science, Shanghai University, Shanghai 200444, China)

(School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200444, China)

Abstract Just Noticeable Distortion (JND) model is a kind of perceptual model, which is one of the most effective methods to remove the visual redundancy in image/video compression. Because the calculation of the contrast masking effect (CM) is not perfect and the consideration of depth information is not accurate in the existing JND model, this paper proposed a JND model combined with depth based on gray level co-occurrence matrix (GLCM). Firstly, the image is decomposed into the edge part and the texture part by the total variance(TV) method, the edge part is processed by Canny operator and the texture part is processed by GLCM. A more accurate CM model is formed by incorporating above two parts. Further, a new JND model based on gray-level co-occurrence Matrix is established by combining the background brightness masking effect. Besides, based on the human depth perception, a novel depth weighting model is proposed. Finally, a new perceptual model combined with depth based on GLCM is established. The experimental results show that the proposed model is more consistent with the human visual perception. Comparing with the existing JND model, the proposed model can tolerate more distortion and has much better perceptual quality.

Keywords Just noticeable distortion model, Image decomposition, Gray-level co-occurrence matrix (GLCM), Contrast masking model, Depth information

1 引言

传统的图像视频编码技术主要针对空间域冗余、时间域冗余以及统计冗余进行压缩编码,但很少考虑人眼视觉系统特性,因此大量的视觉冗余没有被消除^[1]。通过研究人眼的视觉特性,许多研究者以心理学和生理学为基础提出了人眼感知模型。恰可察觉失真(Just Noticeable Distortion, JND)

模型是其中一种典型模型,它是指图像视频信号(像素域或变换域)客观上都存在一个失真阈值,只要不超过这个阈值,人眼便能察觉到重建信号和原始信号的差异。该阈值就是人眼的 JND 值,它表示了图像中的视觉冗余度^[2]。JND 模型在处理人眼的视觉冗余方面效果显著,因此被广泛应用于图像视频编码^[1]、数字水印^[3]、图像增强^[4]等方面。

JND 模型一般分为两大类:基于变换域的 JND 模型和基

到稿日期:2018-07-11 返修日期:2018-09-21 本文受国家自然科学基金:QoE 驱动下的基于内容分析的 3D 视频感知编码研究(61671283), 国家自然科学基金:面向高清/超高清的感知 3D 视频稀疏编码理论与技术研究(61301113)资助。

叶 鹏 男,硕士生,主要研究领域为图像/视频感知模型及视频编码,E-mail:1639998780@qq.com;王永芳 女,博士,副教授,CCF 会员,主要研究领域为智能视觉处理、3D 视频编码与重建,E-mail:yfw@shu.edu.cn(通信作者);夏雨蒙 女,硕士生,主要研究领域为图像/视频质量评估;安 平 女,教授,主要研究领域为 3D 视频编码与重建、光场编码与重建。

于像素域的 JND 模型。变换域 JND 模型是依据像素值在变换域的特性来建立的模型,常用的变换域有小波域和 DCT 域。本文集中讨论像素域的 JND 模型。像素域 JND 模型是依据图像像素值特性来建立的模型,通常会考虑背景亮度掩盖效应和对比掩盖效应。背景亮度掩盖效应^[5]是指人类视觉系统在不同的背景亮度中呈现的不同敏感度。对比掩盖效应^[6]是指人类视觉系统中一种视觉成分在另一种视觉成分存在的情况下可见性下降的重要现象,包括纹理掩盖(由纹理造成的对比掩盖)和边缘掩盖(由边缘造成的对比掩盖)。

Chou 等^[7]选取背景亮度掩盖和对比掩盖效应中的主导因子作为最终的像素域 JND 模型。Yang 等^[5]基于背景亮度掩盖和对比掩盖效应存在的重叠效应,提出了两者的经典非线性叠加模型(Nonlinear Additively Masking Model, NAMM)。Liu 等^[8]考虑了对比掩盖效应中纹理掩盖没有被准确估计的情况,通过图像分解的方法分别计算纹理掩盖和边缘掩盖效应,并给两者分配不同的权值,然后相加得到对比掩盖效应。Wu 等^[9]根据人类视觉系统对不规则视觉内容不敏感的特性,引入结构不确定性来修正对比掩盖效应。同时, Silva 等^[10]研究了深度信息对人眼感知特性的影响;在此基础上, Zhang^[11]提出了一种包含深度信息在内的像素域 JND 模型。

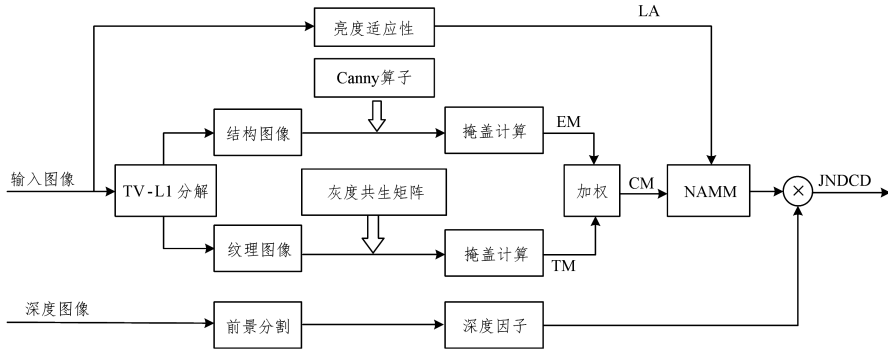


图1 融合深度基于灰度共生矩阵的感知模型

Fig. 1 Preceptual model based on GLCM combined with depth

2.1 基于灰度共生矩阵的像素域 JND 模型

像素域 JND 模型一般分为两个模块:背景亮度掩盖模块和对比掩盖模块。本文引入基于总变分的图像分离方法将图像分离成结构图像和纹理图像,对结构图像采用 Canny 算子计算边缘掩盖,对纹理图像采用灰度共生矩阵计算纹理掩盖,将两者相加后得到对比掩盖模型。最后,利用 Yang 等^[5]提出的经典非线性叠加掩盖模型,结合背景亮度掩盖模型,得到像素域 JND 模型。本文提出的像素域 JND 模型 JND_{2D} 的计算公式如下:

$$JND_{2D} = LA(x, y) + CM(x, y) - C^k \times \min\{LA(x, y), CM(x, y)\} \quad (2)$$

其中, $CM(x, y)$ 是改进的对比掩盖模型; $LA(x, y)$ 是背景亮度掩盖模型; C^k 是非线性叠加掩盖模型中解决两个掩蔽因子之间重叠增益的减少因子,在本文中被设置为 0.3^[5]; (x, y) 表示像素的空间位置。

2.1.1 灰度共生矩阵

灰度共生矩阵(Gray-Level Co-occurrence Matrix, GL-CM)是具有某种关系的两个像素灰度的联合分布,不仅反映了亮度的分布特性,也反映了具有同样亮度或接近亮度的像

虽然以上工作提高了 JND 模型的精度,但是对比掩盖效应的计算仍不够准确,即低估了其中纹理掩盖效应的 JND 阈值,同时也没有充分考虑深度信息对人眼视觉的感知特性。因此,本文提出了一种融合深度基于灰度共生矩阵的 JND 模型。首先引入基于总变分的图像分解模型^[12],将图像分解为结构部分和纹理部分,对结构部分采用 Canny 算子进行处理,对纹理部分采取灰度共生矩阵^[13]进行处理,用两部分形成更准确的对比掩盖模型;然后结合背景亮度掩盖效应,引入新的深度加权模型;最后建立一种改进的 JND 模型。主观和客观的实验验证了提出的 JND 模型更加符合人眼特性。

2 融合深度基于灰度共生矩阵的感知模型

本文提出的融合深度基于灰度共生矩阵的模型如图 1 所示。其中,TV-L1 为基于总变分的图像分解^[12]。EM 为边缘掩盖, TM 为纹理掩盖, CM 为对比掩盖, LA 为背景亮度掩盖, NAMM 为非线性叠加掩盖模型^[5]。建立的基于灰度共生矩阵融合深度的 JND 模型的计算公式如下:

$$JNDCD = JND_{2D} \times D_{\text{depth}} \quad (1)$$

其中, JND_{2D} 是基于灰度共生矩阵的像素域 JND 模型, D_{depth} 是深度加权因子。

素之间的位置分布特性,是描述图像亮度变化的二阶统计量^[13]。灰度共生矩阵的方法充分利用空间信息,可对图像的对比如、纹理分布均匀性、纹理的走向等进行准确描述^[14]。Bo 等^[15]通过研究证明了利用灰度共生矩阵,只需较少的参数就可以完整地描述图像的纹理特征。在本文提出的 JND 模型中,纹理图像的特征提取主要采用了其中 4 种特征值:纹理二阶矩、纹理熵、纹理对比度和逆差分矩。

1) 纹理二阶矩(Angular Second Moment, ASM)是灰度共生矩阵元素值的平方和,也称能量,反映了纹理粗细度和图像灰度分布的均匀程度,能量值大表明当前纹理是一种规则变化较为稳定的纹理。计算公式如下:

$$ASM = \sum_i \sum_j P(i, j; d, \theta)^2 \quad (3)$$

其中, $P(i, j; d, \theta)$ 是由原始图像求得的灰度共生矩阵的元素值。

2) 纹理熵(Entropy, Ent)是图像所包含信息量的随机性度量,当灰度共生矩阵中所有值均相等或者像素值表现出最大的随机性时纹理熵最大,因此熵值表明了图像灰度分布的复杂程度。计算公式如下:

$$Ent = \sum_i \sum_j P(i, j; d, \theta) \cdot \ln P(i, j; d, \theta) \quad (4)$$

3) 纹理对比度 (Contrast, Con) 反映图像的清晰度和纹理的沟纹深浅。对比度越大, 纹理沟纹越深, 反差越大, 效果越清晰。计算公式如下:

$$Con = \sum_i \sum_j (i-j)^2 \cdot P(i, j; d, \theta) \quad (5)$$

4) 逆差分距 (Inverse Difference Moment, IDM) 反映图像纹理的同质性, 能够体现图像纹理局部变化的情况。若不同区域间的图像纹理没有太大的变化, 则逆差分距值较小, 局部非常均匀。计算公式如下:

$$IDM = \sum_i \sum_j \frac{P(i, j; d, \theta)}{1 + (i-j)^2} \quad (6)$$

本文对纹理图像的纹理掩盖计算是基于灰度共生矩阵的特征值的。定义纹理变量 Gu 为以上 4 个纹理特征值的加权变量, 公式如下:

$$Gu = (\alpha \cdot ASM + \beta \cdot Ent + \alpha \cdot Con + \gamma \cdot IDM) \cdot$$

$$P(i, j; d, \theta) \quad (7)$$

其中, (i, j) 表示图像中像素点的空间位置; d 表示偏离像素点 (i, j) 的距离, 实验取值为 1; θ 为扫描角度, 一般可以选择 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 和 135° 这 4 个方向, 本文取 4 个方向的均值; α, β 和 γ 为经验权值, 实验中分别取 1.0, 1.5 和 2.0。

2.1.2 对比掩盖效应

对比掩盖效应是人类视觉系统感知中的重要现象, 即一种视觉成分在另一种视觉成分存在的情况下可见性的下降。对比掩盖在像素域中包括纹理掩盖和边缘掩盖, 因为纹理和边缘区域存在复杂的变化, 而在平滑区域几乎没有变化, 所以其对比掩盖的值几乎为零。最近, 人脑理论的相关研究^[16]指出, 人类视觉系统积极地预测输入视觉信息的有序内容, 同时试图避免感知信息的不确定性内容。换句话说, 不确定性区域 (纹理区域) 的 JND 阈值很高, 而有序区域 (边缘区域) 的 JND 阈值较低。Eckert 等^[17]通过实验得出纹理图片可以比边缘图片多隐藏 3 倍的量化噪声, 这也证实了上述观点。

在 Yang 等^[5]的模型中, 仅仅运用 Canny 算子对原图像处理求得对比掩盖效应, 往往会低估纹理掩盖效应的影响, 因为一部分纹理区域很容易被当作边缘区域来处理; 另外, Canny 算子可以被用来发现局部邻域中的强度变化^[18], 但不能区分边缘和纹理。因此, 类似于文献^[8], 本文采取总变分的图像分解模型将原图像分解为结构图像和纹理图像, 分别通过 Canny 算子和灰度共生矩阵求得边缘掩盖和纹理掩盖。最终的对比掩盖计算公式如下:

$$CM(x, y) = EM^u(x, y) + TM^v(x, y) \quad (8)$$

其中, EM^u 和 TM^v 分别是在边缘图像和纹理图像上计算出的边缘掩盖和纹理掩盖的值 (u 和 v 分别表示边缘图像和纹理图像)。其计算公式如下:

$$\begin{cases} EM^u(x, y) = C_s^u(x, y) \cdot \beta \cdot W_e \\ TM^v(x, y) = C_g^v(x, y) \cdot \beta \cdot W_t \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} C_s^u(x, y) = mg \cdot \alpha(bg(x, y)) + \beta(bg(x, y)) \\ C_g^v(x, y) = Gu \cdot \alpha(bg(x, y)) + \beta(bg(x, y)) \end{cases} \quad (10)$$

其中, (x, y) 表示像素的空间位置; C_s^u 和 C_g^v 分别为边缘图像和纹理图像的空间对比; mg 和 Gu 分别为 Canny 算子和灰度共生矩阵的纹理变量; $\alpha(bg(x, y))$ 和 $\beta(bg(x, y))$ 取决于背景

亮度 $bg(x, y)$, 用于表示可见性阈值和亮度对比的线性关系; W_e 和 W_t 用于区分边缘掩盖效应与纹理掩盖效应, 实验中分别设置 W_e 和 W_t 为 0.8 和 1.4; β 是灰度图像的控制参数, 实验中取 0.117^[5]。

2.1.3 背景亮度掩盖效应

背景亮度掩盖效应是指人类视觉系统对于不同的背景亮度呈现不同的敏感度。主观感知实验^[7]指出, 人眼对较亮和较暗的背景不敏感, 而对合适亮度的背景高度敏感 (即对于 256 灰度级的数字图像, 人类视觉系统对 0 或 255 附近的背景不敏感, 对 127 附近的背景非常敏感)。通过主观实验的数据可知, 背景亮度掩盖模型的表达式为^[5,7,19]:

$$LA(x, y) = \begin{cases} 17 \times (1 - \sqrt{\frac{bg(x, y)}{127}}) + 3, & \text{if } bg(x, y) \leq 127 \\ 3 \times \frac{(bg(x, y) - 127)}{128} + 3, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

其中, $f(x, y)$ 是背景亮度, 可通过计算 (x, y) 处的像素周围区域的平均亮度值得到。

2.2 深度加权模型

深度图表示拍摄图像时不同物体与摄像机之间的距离信息。深度值越大, 物体离摄像机越远; 深度值越小, 物体离屏幕越近^[20]。一般而言, 深度图可通过被动测距传感和主动深度传感两类方法获得。Silva 等^[10]的研究表明, 不同深度下人类视觉系统对噪声的敏感度不同。通常情况下, 人眼对较远的物体不敏感, 对很近的物体比较敏感, 对舒适区 (即人眼观看三维视频时不会引起疲劳或不舒服的区域) 内的物体高度敏感^[21]。

在 Zhang^[11]的模型中, 对不同的深度范围取不同的加权因子, 这种划分方式存在不连续性; 并且加权因子过小, 几乎不能区分人眼在不同深度值下对信号的失真容忍度。因此本文将原图像分为前景物体和背景物体两部分, 并为其分配不同的阈值。本文采用最大类间方差^[22]算法, 它是一种基于全局的二值化算法的自适应阈值确定方法。阈值从最小值开始迭代, 寻找使两部分方差 δ^2 最大的阈值 th 作为最优分割值。其中, δ^2 的计算公式如下:

$$\delta^2 = \omega_0 \times (u_0 - u)^2 + \omega_1 \times (u_1 - u)^2 \quad (12)$$

其中, ω_0 和 ω_1 分别表示前景和背景的像素概率分布值, u_0 和 u_1 分别表示前景和背景的像素均值, u 表示整个深度图像的像素均值。

获得最佳的阈值 th 后, 将深度值小于阈值的部分作为前景, 深度值大于阈值的部分作为背景。图 2 是前景分割结果图。



图 2 图像前景分割结果

Fig. 2 Image foreground segmentation results

根据 Silva 等^[10]研究得到的深度信息对人眼感知特性的影响, 我们提出深度加权因子 D_{depth} , 其数学表达式为:

$$D_{\text{depth}} = \begin{cases} \beta \times \alpha^{\frac{\text{depth}(x,y)-th}{th}}, & \text{if } \text{depth}(x,y) > th \\ \beta \times \exp\left(\frac{th-\text{depth}(x,y)}{th}\right)^2, & \text{others} \end{cases} \quad (13)$$

其中, $\text{depth}(x,y)$ 表示 (x,y) 处的深度值; β 为加权调节参数, 实验中取 1.2; α 是前景调节参数, 实验中取 0.8833。

3 性能测试

本文对感知模型的实验测试, 是在酷睿 i7、内存 16GB 的台式机上的 MATLAB2017 中进行的。本次实验选取 5 张比较典型的图像, 包括“breakdancers”“ballet”“Street”“Fly”“balloons”。其中, “breakdancers”“ballet”“balloons”的分辨率为 1024×768 , “Street”和“Fly”的分辨率为 1920×1080 。为了证明所提模型的有效性, 将本文方法与文献[5]和文献[11]的方法进行比较。

为了测试 JND 模型的性能, 分别将 JND 值作为噪声随机添加到原始图像, 得到一个失真的图像。计算方法如下:

$$I'(x,y) = I(x,y) + f(x,y) \times JND(x,y) \quad (14)$$

其中, $f(x,y)$ 为随机噪声控制, 随机地取 ± 1 ; $JND(x,y)$ 为不同的 JND 模型; $I(x,y)$ 为原图; $I'(x,y)$ 为注入噪声后的图像。

3 种不同 JND 模型的处理结果如图 3 所示。

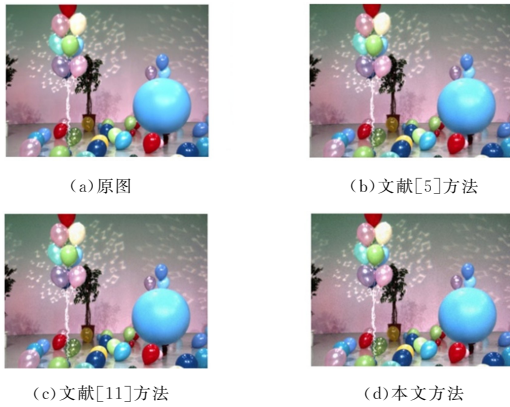


图3 3种不同 JND 模型处理结果的对比

Fig. 3 Comparison of results of three different JND models

对于加入 JND 噪声的图像, 如果人眼无法感知到失真, 说明这个模型是有效的。本文采用文献[23]的主观平均打分 (Mean of Opinion, MOS) 方法来评估加入 JND 噪声的图像。邀请 10 个人分别对 5 张图像的质量进行打分, 其中 5 个为图像研究者, 另 5 个没有图像研究经历, 他们按表 1 所列的标准进行打分。

表1 主观打分标准

Table 1 Subjective scoring criteria

图像质量	分数
非常糟糕	1
较差	2
一般	3
良好	4
非常好	5

表 2 给出了主观的评估对比, 从表中可看出, 3 种方法所得 JND 噪声图的 MOS 值平均都高于 4.5 分, 即主观上图像质量都是很好的。

在相同的感知质量下, 若 JND 模型下失真图像的 $PSNR^{[24]}$ 更小, 则说明人眼能够容忍更多的失真, 也即该模型相对于其他模型更加吻合人眼感知特性。换句话说, 在相同的感知质量下, $PSNR$ 值的大小可以体现所提 JND 模型的性能好坏, $PSNR$ 越小, 说明 JND 模型越符合人眼特性。表 2 给出了 $PSNR$ 的评估对比。由表 2 可看出, 本文所提出的融合深度基于灰度共生矩阵的 JND 模型在 $PSNR$ 上平均比文献[5]的模型低 3.35 dB, 比文献[11]的低 2.70 dB; 而且主观上, 经本文模型处理后的图像质量稍稍高于其他两种方法的图像。实验结果说明, 本文所提出的模型更加符合人眼的感知特性, 即能够大幅度地去去除人眼的视觉冗余。

为了评估 JND 模型的性能, 将时间复杂度也作为一项评价指标, 表 2 也给出了复杂度的对比。由表 2 可看出, 利用本文模型进行处理, 时间与文献[5]的基本相当, 相比于文献[11]的方法可以节省大约 40% 的时间, 从而再一次证明了本文所提模型的优越性。

表2 图像质量的对比

Table 2 Comparison of image quality

Image	本文方法			文献[5]的方法			文献[11]的方法		
	Time/s	PSNR/dB	MOS	Time/s	PSNR/dB	MOS	Time/s	PSNR/dB	MOS
balloons	7.65	30.53	4.89	7.48	33.51	4.75	8.09	32.92	4.63
ballet	7.54	30.53	4.76	7.21	33.23	4.63	10.13	32.67	4.75
breakdancers	7.42	27.15	4.75	7.26	29.72	4.50	7.84	28.91	4.88
Fly	19.53	29.20	4.50	18.84	33.00	4.25	38.60	32.44	4.40
Street	20.23	28.18	4.50	19.22	32.89	4.50	19.25	32.19	4.63
平均	12.47	29.12	4.70	12.00	32.47	4.53	21.42	31.82	4.66

4 总结

本文在经典像素域 JND 模型的基础上, 首先对图像进行基于总变分的图像分解; 然后运用灰度共生矩阵等方法进行纹理与边缘处理, 以求得更精确的对比掩盖模型, 形成基于灰度共生矩阵的像素域 JND 模型; 接着利用最大类间方差算法分割图像, 得到其前景和背景, 并提出了两部分的基于深度信息的加权模型; 最后结合像素域 JND 模型, 形成了融合深度基于灰度共生矩阵的感知模型。实验证明, 本文提出的 JND

模型是有效的, 更加符合人眼的感知特性。

结束语 本文提出一种融合深度基于灰度共生矩阵的感知模型, 这属于老问题新方法。本文的主要创新点有两个:

1) 运用灰度共生矩阵对输入图像分解后得到的纹理图像进行处理, 得到更为准确的对比掩盖效应; 2) 考虑深度信息对 JND 模型的影响, 采用最大类间方差算法分割图像得到其前景和背景, 并提出了两部分的基于深度信息的加权模型, 结合像素域 JND 模型得到更加符合人眼特性的感知模型。本文的模型仍需要进一步的完善, 比如验证图像分解是否准确、边缘掩

盖和纹理掩盖的叠加是否合理等。同时,建立感知模型的最终目的是在保证视频主观质量不变的情况下提高视频的压缩效率,因此我们需要将建立好的 JND 模型运用到视频编码中,从而有效去除感知冗余。这些都是我们下一步的主要工作。

参 考 文 献

- [1] WANG Y F, ZHU K H, WU J, et al. Asymmetric perceptual video coding system and method based on just noticeable distortion model:CN 106331707 A[P]. 2017-01-11.
- [2] LIU J, WANG Y F, WU C F, et al. Improved JND model and its application in image coding [J]. *Video Engineering*, 2011, 35(13):15-18. (in Chinese)
刘静,王永芳,武翠芳,等.改进的 JND 模型及其在图像编码中的应用[J].*电视技术*, 2011, 35(13):15-18.
- [3] BOUCHAKOUR M, JEANNIC G, AUTRUSSEAU F. JND mask adaptation for wavelet domain watermarking[C]// *IEEE International Conference on Multimedia and Expo. IEEE*, 2010: 201-204.
- [4] LIN W, DONG L, XUE P. Visual distortion gauge based on discrimination of noticeable contrast changes. [J]. *IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology*, 2005, 15(7): 900-909.
- [5] YANG X K, LING 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.
- [6] LEGGE G E, FOLEY J M. Contrast masking in human vision [J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1980, 70(12): 1458-1471.
- [7] CHOU C H, LI Y C. A perceptually tuned subband image coder based on the measure of just-noticeable-distortion profile[J]. *IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology*, 1995, 5(6):467-476.
- [8] LIU A, LIN W, PAUL M, et al. Just Noticeable Difference for Images With Decomposition Model for Separating Edge and Textured Regions[J]. *IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology*, 2010, 20(11):1648-1652.
- [9] WU J, LIN W, SHI G, et al. Pattern masking estimation in image with structural uncertainty[J]. *IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2013, 22(12):4892-4904.
- [10] SILVA D V S X D, FERNANDO W A C, NUR G, et al. 3D video assessment with Just Noticeable Difference in Depth evaluation [C]// *IEEE International Conference on Image Processing. IEEE*, 2010:4013-4016.
- [11] ZHANG H W. Multiple description coding of three-dimensional depth images[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2016. (in Chinese)
- 张慧雯. 三维深度图像的多描述编码[D]. 北京:北京交通大学, 2016.
- [12] 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.
- [13] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I. Textural Features for Image Classification[J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics*, 1973, SMC-3(6):610-621.
- [14] WANG H M, SHI P. Image texture feature extraction method [J]. *Journal of Communication University of China Science and Technology*, 2006, 13(1):49-52. (in Chinese)
王惠明,史萍.图像纹理特征的提取方法[J].*中国传媒大学学报(自然科学版)*, 2006, 13(1):49-52.
- [15] BO H, MA F L, JIAO L C. Analysis of image grayscale co-occurrence matrix computation problems [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, 34(1):155-158. (in Chinese)
薄华,马缚龙,焦李成.图像纹理的灰度共生矩阵计算问题的分析[J].*电子学报*, 2006, 34(1):155-158.
- [16] FRISTON K. The free-energy principle: A unified brain theory? [J]. *Nature Reviews Neuroscience*, 2010, 11(2):127.
- [17] ECKERT M P, BRADLEY A P. Perceptual quality metrics applied to still image compression [J]. *Signal Processing*, 1998, 70(3):177-200.
- [18] KANG X, HAN C, YANG Y, et al. SAR Image Edge Detection by Ratio-based Harris Method [C]// *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP 2006). IEEE*, 2006:2.
- [19] YANG X, LIN W, LU Z, et al. Motion-compensated residue pre-processing in video coding based on just-noticeable-distortion profile[J]. *IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology*, 2005, 15(6):742-752.
- [20] FEHN C. Depth-image-based rendering (DIBR), compression, and transmission for a new approach on 3D-TV[J]. *Proc Spie*, 2004, 5291:93-104.
- [21] CHENG H, ZHANG J, WU Q, et al. Stereoscopic visual saliency prediction based on stereo contrast and stereo focus[J]. *Eurasip Journal on Image & Video Processing*, 2017, 2017(1):61.
- [22] OTSU N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms[J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics*, 1979, 9(1):62-66.
- [23] International Telecommunication Union. ITU-R BT:500-11: Methodology for the Subjective Assessment of the Quality of Television Pictures (Geneva, 2002)[OL]. <http://www.itu.int/rec/R-REC-BT.500/en>.
- [24] HORE A, ZIOU D. Image Quality Metrics: PSNR vs. SSIM[C]// *International Conference on Pattern Recognition. IEEE*, 2010: 2366-2369.