

基于差异激励的无参考图像质量评价

陈勇¹ 吴明明¹ 房昊¹ 刘焕淋²

摘要 为了衡量图像的降质程度,充分考虑像素间的相关性,提出了一种基于差异激励的无参考图像质量评价算法.该算法根据韦伯定律求得差异激励图,并依据各向异性得到差异激励的梯度映射图;然后量化差异激励得到差异量化图,并分别与差异激励图与梯度映射图进行加权融合;最后利用求得的特征,通过支持向量回归(Support vector regression, SVR)预测得出图像质量的客观评价价值.在 LIVE、MLIVE、MDID2013 和 MDID2016 等多个数据库中测试显示,该算法稳定性强,复杂度低,能准确反映人类对图像质量的视觉感知效果.

关键词 图像质量评价, 韦伯定律, 差异激励, 梯度映射

引用格式 陈勇, 吴明明, 房昊, 刘焕淋. 基于差异激励的无参考图像质量评价. 自动化学报, 2020, 46(8): 1727–1737

DOI 10.16383/j.aas.c180088



开放科学(资源服务)标识码(OSID):

No-reference Image Quality Assessment Based on Differential Excitation

CHEN Yong¹ WU Ming-Ming¹ FANG Hao¹ LIU Huan-Lin²

Abstract In order to estimate the degradation of the image distortion level and consider the correlation among pixels, a no-reference image quality assessment algorithm based on differential excitation is proposed in this article. According to the Weber's law, the differential excitation map was obtained and the gradient map of differential excitation was obtained by anisotropy. Then, the differential quantization map was obtained by quantifying differential excitation, and weighted fusion with differential excitation map and gradient map is carried out respectively. Finally, the objective evaluation value of image quality is obtained by support vector regression (SVR) prediction using the acquired features. In LIVE and MLIVE and MDID2013 and MDID2016 databases, the experiment shows that the algorithm is highly robust and low complexity, which can accurately reflect the human image quality of visual perception.

Key words Image quality assessment, Weber's law, differential incentives, gradient mapping

Citation Chen Yong, Wu Ming-Ming, Fang Hao, Liu Huan-Lin. No-reference image quality assessment based on differential excitation. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(8): 1727–1737

图像在处理、传输和存储过程中会产生不同类型、不同程度的降质,导致最终的成像出现一定的失真,严重妨碍了图像的理解和分析^[1].因此设计一种量化失真程度和等级的无参考图像质量评价方法,是图像评价领域极其重要且亟待解决的问题^[2].

现阶段无参考图像质量评价方法大致可分为特定失真和非特定失真两类^[3].无参考图像质量评价

的研究起始于特定失真图像的质量评价,如最常见的图像模糊和噪声.但由于特定失真图像需要提前知道图像的失真类型,在应用中受到限制,因而非特定失真的研究更受关注.这类方法通常是从图像不同的视觉感知区域(如边界、纹理等)中提取不随图像内容变化的统计信息^[4].Moorthy 等^[5]首次利用小波变换和广义高斯分布(Generalized Gaussian distribution, GGD)来提取图像的统计特征,并通过支持向量机(Support vector machine, SVM)建立特征和图像质量之间的映射模型.Mittal 等^[6]将空域变换应用到自然场景统计中,提出了盲参考图像质量评价(Blind reference image spatial quality evaluator, BRISQUE)方法;随后又引入非对称广义高斯分布(Asymmetrical generalized Gaussian distribution, AGGD),提出了自然图像质量评价(Natural image quality evaluator, NIQE)方法^[7].之后相关的评价方法都在此基础上展开,如文献[8]在 NIQE 的基础上引入结构统计,提出了一种通用

收稿日期 2018-02-06 录用日期 2018-08-28

Manuscript received February 6, 2018; accepted August 28, 2018

国家自然科学基金(60975008),重庆市研究生科研创新项目(CYS17235)资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (60975008), Chongqing Graduate Student Science Research Innovation of China (CYS17235)

本文责任编辑 刘跃虎

Recommended by Associate Editor LIU Yue-Hu

1. 重庆邮电大学工业物联网与网络化控制教育部重点实验室 重庆 400065 2. 重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065

1. Key Laboratory of Industrial Internet of Thing and Network Control, Ministry of Education, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065 2. School of Telecommunications and Information, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065

型盲参考图像质量评价 (Integrated local-NIQE, IL-NIQE) 方法. 该方法采用韦伯定律提取图像的结构信息, 使图像评价的性能进一步提升, 同时也证明了结构信息在图像评价中的重要性. 由于图像的结构信息能有效地反映图像质量特征, 随之出现了各种提取边缘结构的方法, 如小波、梯度和轮廓波等. 其中, 局部二值模式 (Local binary pattern, LBP) 利用邻近像素间的差异性就能简单而高效地提取图像的结构信息, 使得时下众多的评价方法都在此基础上展开 (如文献 [9–10]). 随着对图像质量评价的深入研究, 人们开始把提取图像的结构信息的相关方法引入到对多失真混合的图像质量评价中, 例如文献 [11–12] 对模糊和噪声混合失真图像的质量评价; 文献 [13] 在自由能的基础上结合像素结构信息等提出多种 RR (Reduced reference) 和 FR (Full reference) 方法实现混合失真图像评价; 文献 [14] 在梯度图像的基础上利用 LBP 变换, 提出了一种梯度加权局部二值模式 (Gradient-weighted histogram of local binary pattern calculated on the gradient map, GWH-GLBP) 的混合图像质量评价方法.

综上所述, LBP 变换因其高效而准确的提取特性而被广泛应用于图像评价中. 同时, 由于视觉神经元对主导方向上的高阶图像结构非常敏感, 而韦伯定律的差异激励能更准确地提取结构信息^[15]. 对此, 本文根据韦伯定律的相对亮度求得差异激励图, 并依据各向异性得到差异激励图的梯度映射图; 然后利用量化差异激励图得到差异量化图, 并分别与差异激励图和梯度映射图进行加权融合, 在差异激励的基础上结合定向梯度滤波器, 提取能分别表征图像结构信息 (如边缘) 的一阶结构特征和图像细节信息 (如纹理) 的二阶结构特征; 利用求得的特征构建图像质量评价模型. 研究表明, 该方法揭示了不同单一失真与混合失真之间的特性, 同时又能对单一及混合失真图像进行有效的质量评价, 是一种切实可行的评价方法.

1 基于差异激励的图像评价方法

人眼是图像的最终接受者, 由于其机制过于复杂, 如何恰当利用人眼视觉特性, 是得到性能优良的图像质量评价方法的关键^[16]. 人眼视觉有一个重要的特点, 即对所观察物体的绝对亮度不太敏感, 而相对亮度比较敏感, 这种现象符合韦伯定律. 研究发现, 基于韦伯定律的差异激励特征能够很好地对图像进行表达. 对此将差异激励特征与其他特征相结合建立图像质量评价方法, 以期能够获得较好的评价性能, 即与人眼的主观感知具有较好的一致性.

1.1 韦伯定律和差异激励

为了更好地描述人眼对图像的感知, 本文利用韦伯定律对图像特征进行描述, 并对差异激励进行改进. 首先计算当前像素与其邻域像素的差值并求和, 即:

$$\Delta x = \sum_{i=0}^{P-1} (x_i - x_c) \quad (1)$$

式中, $P = 8$, x_c 为当前像素点的灰度值, x_i 为相邻像素点的灰度值. 再计算邻域差值的和与中心像素的比值, 但在实际实验中分母 (中心像素) 有为 0 的可能, 对此将像素值的动态范围替换中心像素, 即最大与最小像素间的差值. 则差异激励的计算式为:

$$\xi(x_c) = \arctan \left[\alpha \cdot \frac{\sum_{i=0}^{P-1} (x_i - x_c)}{\max(I) - \min(I)} \right] \quad (2)$$

式中, 引入 α 为防止反正切函数的变化过快, 同时也为了模拟人眼的非线性特性, 参考文献 [17] 取 $\alpha = 5$. 由于像素点的差异激励会出现负值, 为了保持图像的灰度范围, 将其归一化到 $[0, 255]$, 则差异激励图表示为:

$$DI(x) = 255 \times \frac{\xi(x) - \min(\xi(x))}{\max(\xi(x)) - \min(\xi(x))} \quad (3)$$

从 LIVE^[18] 图像数据库中选择 “Buildings” 图像与其对应不同失真程度的图像 (如图 1 (a) ~ 1 (d)) 为例, 图中 DMOS (Differential mean opinion score) 值表示在主观评价方法下图像的失真情况, 值越大则图像质量越差. 分别对图 1 (a) ~ 1 (d) 进行差异激励, 得到对应的差异激励图如图 1 (a1) ~ 1 (d1). 分析可知, 相对灰度图像, 差异激励图能直观、丰富地表达图像的结构信息, 且随着失真程度的不断增加, 其结构信息依次减少, 表明差异激励图可以有效地表示失真图像的质量变化.

1.2 各向异性和梯度映射

根据图像的各向异性^[19], 图像失真后的结构在出现变化的同时其方向也会随着改变, 而人眼视觉感知中对其主导方向的感知最为敏感. 根据文献 [20] 中可知, 主导方向上的二阶纹理能检测到细小的图像纹理, 为了更充分利用图像的结构信息, 本文在差异激励图 (如图 1 (a1) ~ 1 (d1)) 的基础上求取梯度映射图 (如图 1 (a2) ~ 1 (d2)), 以此来反映图像失真后主导方向上的梯度变化. 图 2 为本文采用具有 4 个不同方向的梯度滤波器 $g_k(i, j)$ 来构造梯度算子.

在像素点 (x, y) 处, 4 个不同定向的图像梯度值

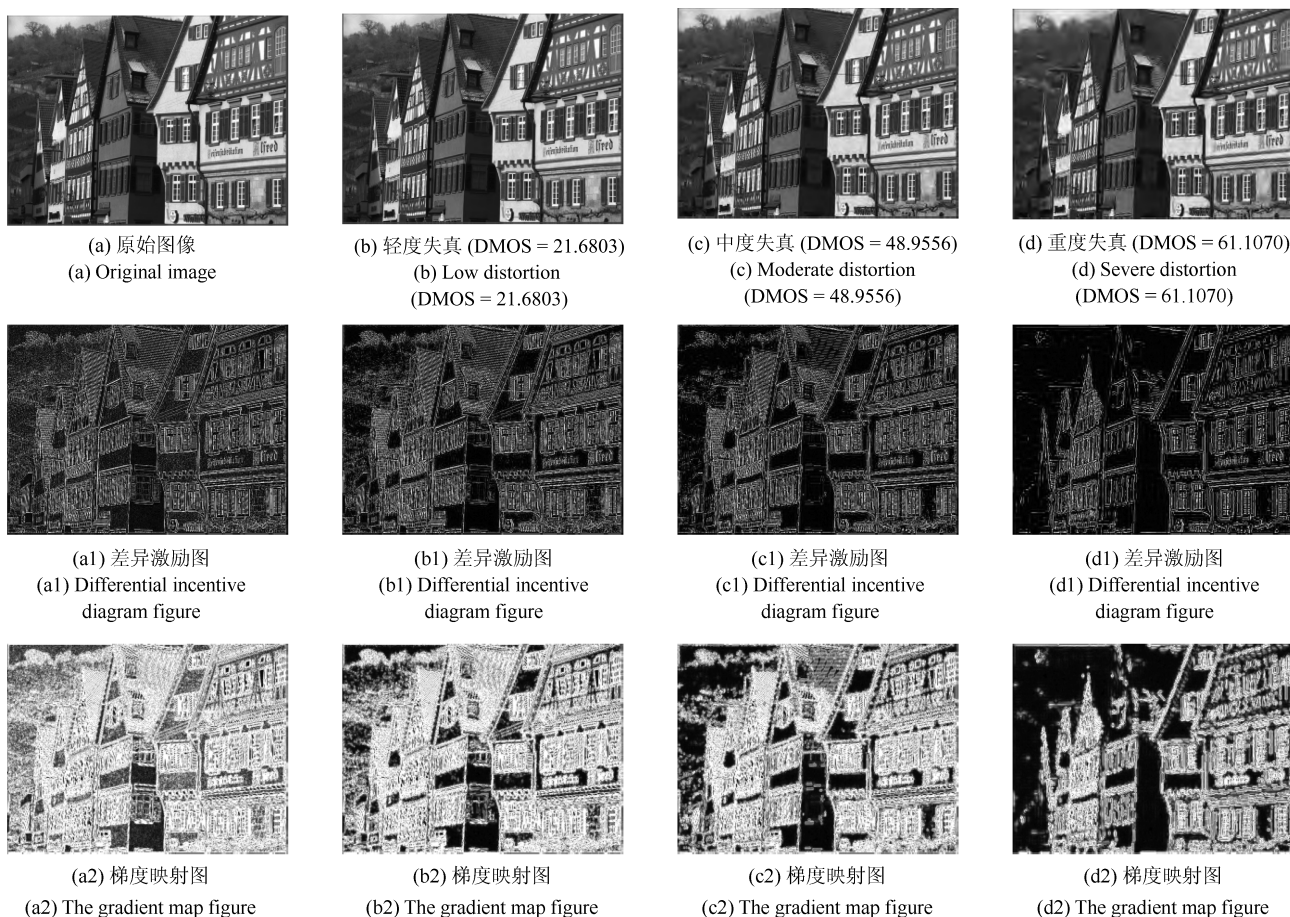


图 1 不同程度失真图像对应的差异激励图和梯形映射图

Fig. 1 Difference excitation diagram and trapezoid map corresponding to different degree distortion images

<table border="1" style="border-collapse: collapse;"> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>1</td><td>3</td><td>8</td><td>3</td><td>1</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>-1</td><td>-3</td><td>-8</td><td>-3</td><td>-1</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> </table> <p>(a) 0 度 (a) 0 degree</p>	0	0	0	0	0	1	3	8	3	1	0	0	0	0	0	-1	-3	-8	-3	-1	0	0	0	0	0	<table border="1" style="border-collapse: collapse;"> <tr><td>0</td><td>0</td><td>1</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>8</td><td>3</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>1</td><td>3</td><td>0</td><td>-3</td><td>-1</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>-3</td><td>-8</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>-1</td><td>0</td><td>0</td></tr> </table> <p>(b) 45 度 (b) 45 degree</p>	0	0	1	0	0	0	8	3	0	0	1	3	0	-3	-1	0	0	-3	-8	0	0	0	-1	0	0	<table border="1" style="border-collapse: collapse;"> <tr><td>0</td><td>0</td><td>1</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>3</td><td>8</td><td>0</td></tr> <tr><td>1</td><td>3</td><td>0</td><td>-3</td><td>-1</td></tr> <tr><td>0</td><td>-8</td><td>-3</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>-1</td><td>0</td><td>0</td></tr> </table> <p>(c) 90 度 (c) 90 degrees</p>	0	0	1	0	0	0	0	3	8	0	1	3	0	-3	-1	0	-8	-3	0	0	0	0	-1	0	0	<table border="1" style="border-collapse: collapse;"> <tr><td>0</td><td>1</td><td>0</td><td>-1</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>3</td><td>0</td><td>-3</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>8</td><td>0</td><td>-8</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>3</td><td>0</td><td>-3</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>1</td><td>0</td><td>-1</td><td>0</td></tr> </table> <p>(d) 135 度 (d) 135 degrees</p>	0	1	0	-1	0	0	3	0	-3	0	0	8	0	-8	0	0	3	0	-3	0	0	1	0	-1	0
0	0	0	0	0																																																																																																			
1	3	8	3	1																																																																																																			
0	0	0	0	0																																																																																																			
-1	-3	-8	-3	-1																																																																																																			
0	0	0	0	0																																																																																																			
0	0	1	0	0																																																																																																			
0	8	3	0	0																																																																																																			
1	3	0	-3	-1																																																																																																			
0	0	-3	-8	0																																																																																																			
0	0	-1	0	0																																																																																																			
0	0	1	0	0																																																																																																			
0	0	3	8	0																																																																																																			
1	3	0	-3	-1																																																																																																			
0	-8	-3	0	0																																																																																																			
0	0	-1	0	0																																																																																																			
0	1	0	-1	0																																																																																																			
0	3	0	-3	0																																																																																																			
0	8	0	-8	0																																																																																																			
0	3	0	-3	0																																																																																																			
0	1	0	-1	0																																																																																																			

图 2 定向的梯度滤波器

Fig. 2 Directional gradient filter

$grad_k(x, y)$ 为:

$$grad_k(i, j) = \frac{1}{16} \sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^5 I(x-3+i, y-3+j) \times g_k(i, j) \quad (4)$$

选择梯度最大值作为像素点 (x, y) 处的梯度值:

$$g(x, y) = \max_{k=1,2,3,4} \{grad_k(x, y)\} \quad (5)$$

对像素点逐点计算, 得到整幅图像的梯度映射图 (如图 1(a2)~1(d2) 所示). 观察图 1(a2)~1(d2) 可知, 梯度映射图表现出比差异激励图更丰富的纹理信息, 且随着失真程度的不断增加其结构信息依次减少, 故梯度映射图能有效地反映不同失真情况下图像质量的变化, 即反映图像质量的优劣.

1.3 差异量化与概率统计

为了有效地利用差异激励图对图像进行特征描

述, 本文结合局部二值模式 (LBP)^[14] 并在此基础上加以改进, 实现差异量化. 其步骤为: 计算当前像素与其邻域像素的差值, 并对其进行量化再求和. 在求和前作如下定义: 当差值大于 0 则记为 1, 当小于 0 时则记为 -1, 相等则为 0; 然后将求和的值作为当前像素点的值, 该值最大为 8, 最小时为 -8. 图 3 给出由差异激励图获得的差异量化图, 其量化值计算为:

$$LDP(x_c) = \sum_{i=1}^P \text{sign}(x_i - x_c) \quad (6)$$

其中,

$$\text{sign}(x_i - x_c) = \begin{cases} 1, & x_i - x_c > 0 \\ 0, & x_i - x_c = 0 \\ -1, & x_i - x_c < 0 \end{cases}$$

式中, x_c 为当前像素点的灰度值, x_i 为相邻像素点的灰度值.

由于自然场景图像自身符合一定的分布规律, 其差异量化图也将遵循一定的分布规律, 即具有不随内容变化的统计性质. 然而图像降质、失真则会使分布规律产生一定的偏差^[4], 对此, 本文对差异量化图进行概率统计试验. 测试图像选自 LIVE 图像库、MLIVE^[18] 图像库和 MDID2013^[21] 图像库中 DMOS 值相近的 8 种不同类型失真的同一幅图像, 其失真类型包括: 快速衰落 (Fast fading, FF)、高斯模糊 (Gaussian blur, GB)、JP2K (JPEG2000) 压缩、JPEG 压缩、白噪声 (White noise, WN)、模糊 + JPEG 压缩 (BLUR + JPEG)、模糊 + 白噪声 (BLUR + WN) 和模糊 + JPEG 压缩 + 白噪声 (BLUR + JPEG + WN) 等 8 种. 图像经差异量化, 并以统计直方图的形式展现如图 4 (a)~4(i) 所示, 其中横坐标为 $LDP(x_c)$ 其取值范围 $[-8, 8]$, 纵坐标为在图像中 $LDP(x_c)$ 出现的概率 (%).

与原始图 4(a) 对比, JPEG 压缩、JPEG2000 压缩、GB、FF、BLUR + JPEG 这 5 种失真均在中心点 (0 点) 处量化值概率高于原始图像的量化值

概率, 而在两边低于原始图像, 其中以 JPEG 压缩和 BLUR + JPEG 失真最为明显; WN、BLUR + WN 和 BLUR + JPEG + WN 等失真却恰好相反. 由于 JPEG 压缩、JPEG2000 压缩、GB、FF、BLUR + JPEG 这 5 类失真都会使图像的高频信息减少, 像素间的差异性减小; 而 WN、BLUR + WN 和 BLUR + JPEG + WN 等失真则会使图像的高频信息增加, 像素间差异性增强, 其主要原因是白噪声加入增加了不必要的高频信息, 同时还会导致奇数值的概率低于偶数值的概率. 综上所述, 失真图像的概率统计特性都发生了不同程度的变化, 表明失真会影响其分布规律, 通过差异量化揭示了单一失真与混合失真之间的概率统计特性, 为失真类型识别提供了依据.

1.4 特征加权融合

差异激励体现了相邻像素间的相关性, 但无法很好地区分区域间的强弱关系. 为了有效地表征图像失真的变化, 本文将差异量化图与差异激励图进行加权融合, 得到图像的一阶结构特征; 同时, 将差异量化图与梯度映射图进行加权融合, 得到图像的二阶结构特征. 具体步骤为:

1) 求差异激励图中所有点的像素值之和, 记为 G_{all} :

$$G_{all} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M DI(i, j) \quad (7)$$

2) 在差异量化图中将差异量化值处的像素值设为 1, 其余位置均设为 0, 得到对应的二值图 $\omega(k)$:

$$\omega(k) = \begin{cases} 1, & LDP(i, j) = k \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (8)$$

3) 将该二值图 $\omega(k)$ 与差异激励图进行加权融合, 即在差异激励图中保留对应量化值 k 的像素值, 而其余位置的像素值均为 0, 得到对应的差异激励图, 并求融合后的差异激励图中所有点的像素值之和, 记为 $G(k)$:

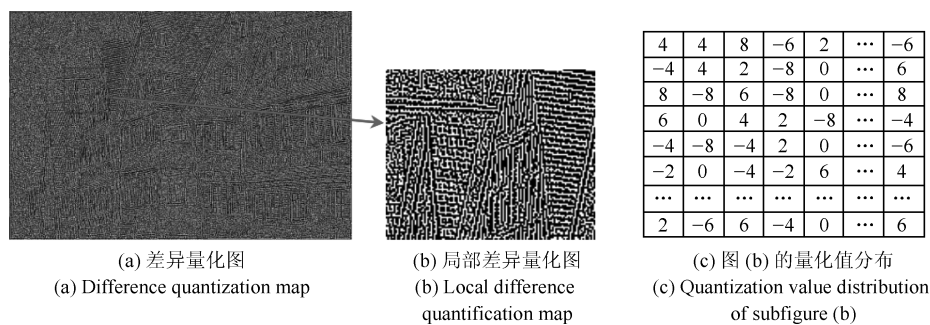


图 3 差异量化图与局部量化值
Fig. 3 Difference quantization map and local quantization value

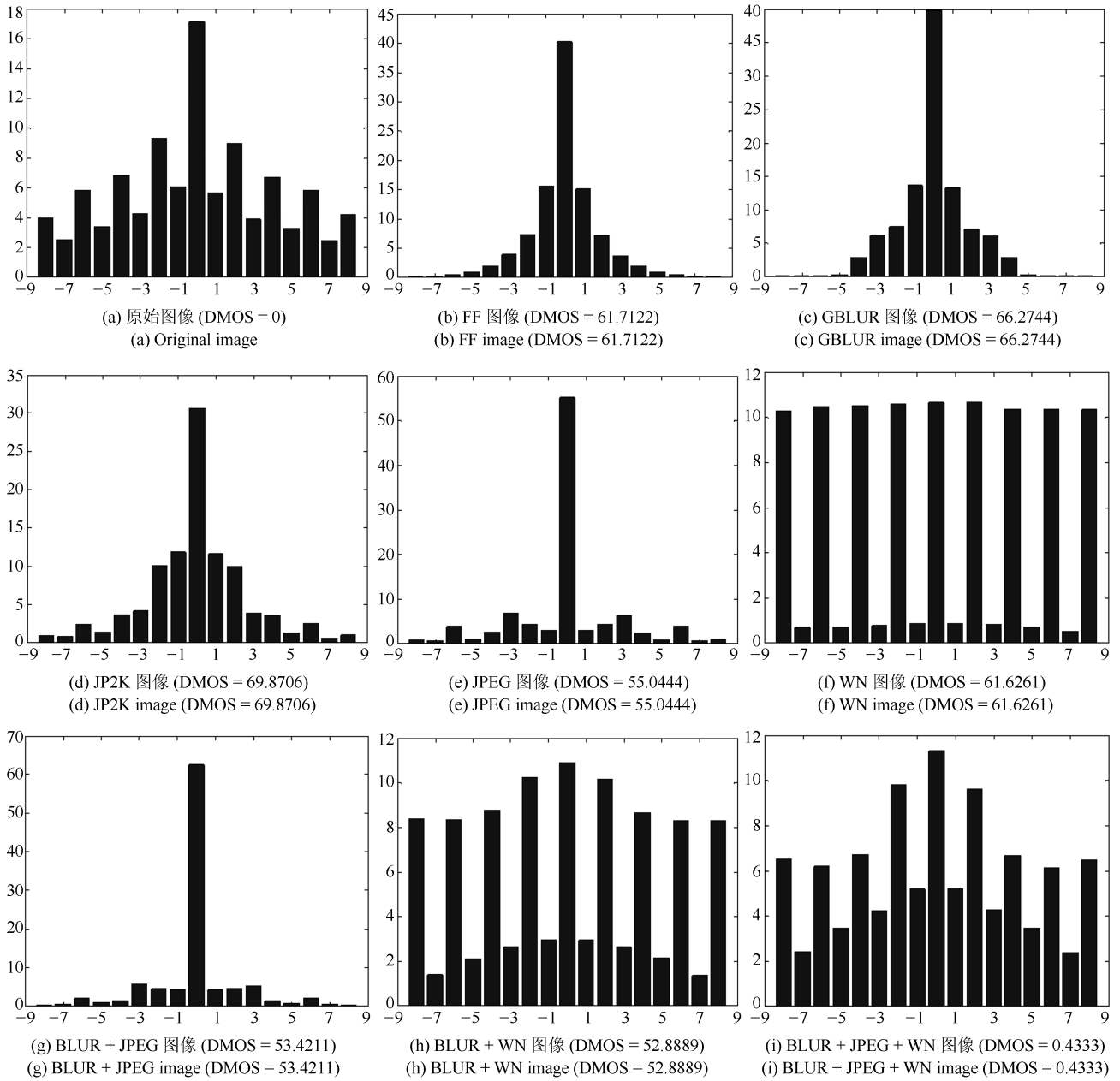


图 4 差异量化图的概率统计直方图

Fig. 4 Probability statistical histogram of difference quantization map

$$G(k) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M DI(i, j) \cdot \omega(k) \quad (9)$$

4) 将 $G(k)$ 与 G_{all} 相除, 即为整个差异激励图中的比例 $h(k)$, 作为该差异量化值的统计特征:

$$h(k) = \frac{G(k)}{G_{all}} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M g(i, j) \cdot \omega(LDP(i, j), k)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M g(i, j)} \quad (10)$$

式中, k 是差异量化值, 其取值范围是 $[-8, 8]$.

根据上述步骤, 可求得差异量化值所对应的差异激励图的统计特征. 由于差异量化值是 $[-8, 8]$ 之间的整数, 即可得 17 维的一阶特征. 由于灰度化后的图像的亮度是根据图像像素间的明暗程度来体现的, 而明暗程度又可表征为图像的边缘结构信息, 因此本文把该特征定义为亮度特征; 在上述步骤中, 将差异激励图替换成梯度映射图, 再将差异量化图与梯度映射图融合, 求得 17 维的二阶结构特征. 为了反映视觉多通道特性, 本文采用下采样^[22] 的方式提取上述 3 个尺度下的特征, 即共计

102 个特征值; 再将支持向量回归 (Support vector regression, SVR)^[23] 的思想引用到图像质量的评价中, 并选用基于支持向量机 (Support vector machine, SVM) 的综合性软件库 LIBSVM (Library for support vector machines)^[24] 用于训练、建立质量预测模型, 得到预测图像的质量评估分数.

综上所述, 本文所提的基于差异激励的图像质量评价算法流程框图如图 5 所示.

2 实验结果与分析

2.1 算法性能评价

实验主要在 LIVE^[18] 图像库、CSIQ^[25] 图像库、TID2013^[26] 图像库、MLIVE^[18] 图像库、MDID2013 (Multiply distorted image database2013)^[21] 图像库和 MDID2016^[27] 图像库中展开, 6 个图像库的具体信息如表 1 所示.

1) 评价性能指标

本文选用反映客观评价模型预测准确性线性相关系数 (Correlation coefficient, CC)、反映客观评价模型预测单调性的 Spearman 等级次序相关系数 (Spearman rank-order correlation coefficient, SROCC) 以及反映预测准确程度的均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 作为对所提算法性能进行评判性能指标. 其中, 在评价中 CC 与 SROCC 的值越接近 1, 而 RMSE 的值越小说明算法预测越准确. 为了保证实验的公平性, 随机选择每种类型的 80% 作为训练对象, 20% 作为测试对象. 同时, 为了消除算法结果的偶然性, 本文对算法

训练和测试分别进行 1000 次重复计算, 并将计算结果按照从小到大顺序进行排序, 取所有数据的中值作为最终的评价指标.

2) 对比算法的选择

为了进一步验证算法的性能, 本文选择具有代表性的单一失真无参考评价方法: DIIVINE (Distortion identification-based image verity and integrity evaluation)^[5], BRISQUE^[6], NIQE^[7]、IL-NIQE^[8]、NR-GLBP (No-reference generalized local binary pattern)^[9] 和 NRSL (No-reference quality assessment using statistical structural and luminance features)^[10] 等; 具有代表性的混合失真无参考评价方法: SISBLM (Six-step blind metric)^[11], HOSA (High order statistics aggregation)^[12], NFERM (No-reference free energy based robust metric)^[13] 和 GWH-GLBP^[14] 等作为对比算法.

3) 算法性能测试

针对单一失真的算法性能测试中, 选用 CC、SROCC 和 RMSE 三个评价指标, 选择 DIIVINE^[5]、BRISQUE^[6]、NIQE^[7]、IL-NIQE^[8]、NR-GLBP^[9] 和 NRSL^[10] 等作为对比算法, 算法在 LIVE 图像库和 CSIQ 图像库的评价结果如表 2 所示. 分析可知, 在 LIVE 图像库中本文算法效果最佳; 而在 CSIQ 图像库中, 本文算法虽略逊于 NRSL 算法, 究其原因, 由于 CSIQ 图像库中包含粉红噪声和对比度改变从而导致本文算法的评价效果受到一定的影响. 但总体体现出所提算法的客观评价结果与主观感知具有较好的一致性.

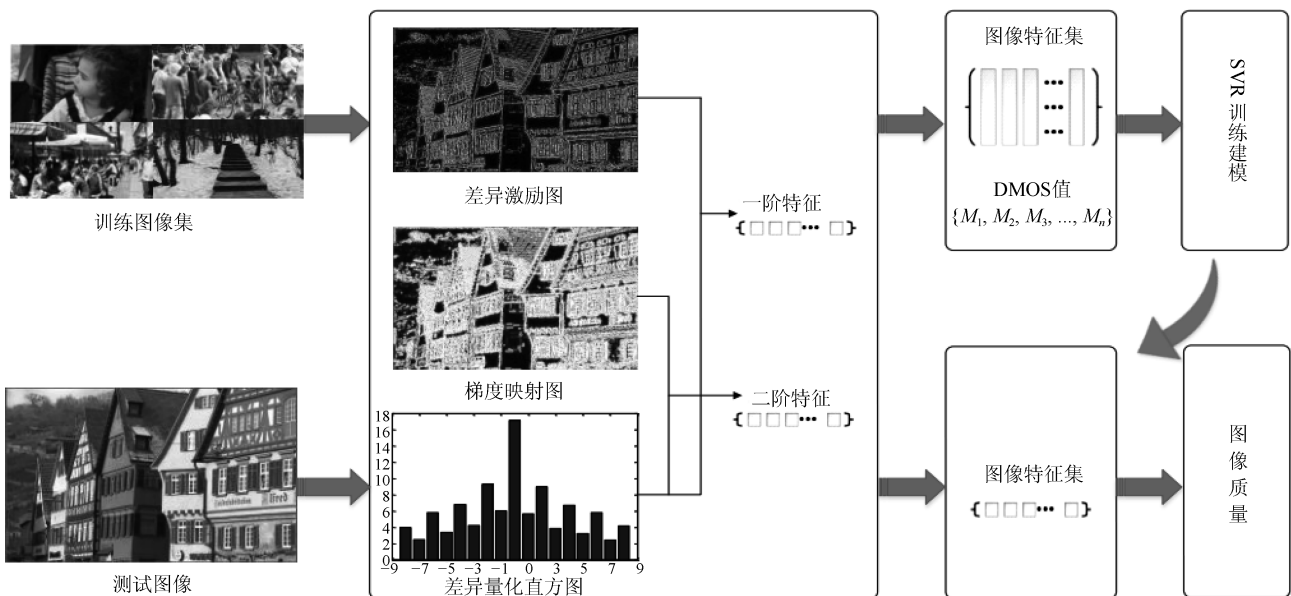


图 5 本文算法流程框图

Fig. 5 The algorithm flow chart in this paper

表 1 本文选用的 6 个图像库描述
Table 1 The descriptions of six image databases selected in this paper

图像库	参考图像	失真类型	图像个数	
LIVE	29	JPEG2000 压缩	953	
		JPEG 压缩		
		高斯白噪声		
		高斯模糊		
CSIQ	30	快衰弱	900	
		加性高斯噪声		
		高斯模糊		
		对比度改变		
MLIVE	15	粉红噪声	450	
		JPEG 压缩		
		JPEG2000 压缩		
MDID2013	12	模糊 + 压缩	324	
		模糊 + 噪声		
MDID2016	20	模糊 + 压缩 + 噪声	1600	
TID2013	25	噪声 + 模糊 + 对比度 + 压缩 + JP2K 压缩	3000	
		#1 加性高斯噪声		#13 JPEG2000 传输误差
		#2 彩色分量中的差分加性噪声		#14 无偏心率类型噪声
		#3 空域相关噪声		#15 不同强度局部块失真
		#4 掩膜噪声		#16 均值平移
		#5 高频噪声		#17 对比度改变
		#6 脉冲噪声		#18 色彩饱和度改变
		#7 量化噪声		#19 乘性高斯噪声
		#8 高斯模糊		#20 舒适噪声
		#9 图像去噪		#21 噪声图像的有损压缩
		#10 JPEG 压缩		#22 图像的颜色量化及波动
		#11 JPEG2000 压缩		#23 图像色差
#12 JPEG 传输误差	#24 稀疏采样及重构			

表 2 LIVE 和 CSIQ 数据库中单一型算法质量评价性能对比
Table 2 Comparison of performance evaluation of single algorithm in LIVE and CSIQ databases

算法	LIVE (953 images)			CSIQ (900 images)		
	CC	SROCC	RMSE	CC	SROCC	RMSE
DIIVINE ^[5]	0.893	0.885	11.168	0.797	0.810	0.275
BRISQUE ^[6]	0.944	0.947	7.795	0.728	0.740	0.325
NIQE ^[7]	0.909	0.908	11.376	0.756	0.739	0.340
IL-NIQE ^[8]	0.906	0.903	10.824	0.732	0.718	0.354
NR-GLBP ^[9]	0.942	0.935	9.075	0.847	0.801	0.174
NRSL ^[10]	0.957	0.953	8.018	0.859	0.851	0.109
本文算法	0.963	0.961	7.052	0.858	0.839	0.117

由于在 TID2013 图像库中包含单一失真、混合失真和颜色失真, 涉及的失真范围也比较广泛。为了更直观地比较本文所提算法与对比算法的性能, 选

择以 BRISQUE^[6]、NR-GLBP^[9] 和 NRSL^[10] 为单一失真无参考评价方法和以 NFERM^[13] 和 GWH-GLBP^[14] 等为混合失真评价方法作为对比算法, 选

用 SROCC 为评价指标进行测试. 由表 3 分析可知, 所提算法在 24 种失真类型中有 16 种失真测试性能都位列第 1, 其余的为第 2 有 2 种、第 3 有 4 种、第 4 有 2 种, 证明了本文所提算法方法的有效性.

表 4 选 SISBLM^[10]、HOSA^[12]、NFERM^[13] 和 GWH-GLBP^[14] 等作为对比算法, 选用 CC、SROCC 和 RMSE 三个评价指标, 算法测试在 MLIVE^[18] 图像库、MDID2013^[21] 图像库和 MDID2016^[27] 图像库中展开. 分析可知, 本文所提的算法的单调性和精度最优, 仅在 MDID2013 图像库中 SROCC 值略次于 GWH-GLBP 算法, 就整体而言, 所提算法能对不同种类混合失真的图像进行有效的评价, 且通用性强.

2.2 鲁棒性分析

本文测试时随机选择了 80% 作为训练对象, 20% 作为测试对象, 但由于不同的比例会影响最终的评价效果, 为了分析其影响程度, 在文献 [26] 的基础上, 本文把 LIVE 和 MLIVE 库中的图像分别按

照 70% 与 30%、60% 与 40%、50% 与 50%、40% 与 60%、30% 与 70%、20% 与 80% 的比例随机分为训练集和测试集, 进行了 6 组实验, 其测试结果如表 5 所示. 对照表 2、表 4 与表 5 的结果可知, 其评价分值随着训练比例的减少而减少, 呈现出一种下降的趋势, 即便选取 20% 用于训练, LIVE 数据库的整体测试效果的 CC 及 SROCC 值都能在 0.93 以上, 而在 MLIVE 数据库中 CC 及 SROCC 值也能达到 0.88 以上, 表明即使选取较少数据进行训练所建立的模型同样具有较好的评价效果, 说明本文算法具有很好的鲁棒性.

2.3 迁移性对比试验

在可迁移性实验中, 本文算法在 LIVE 数据库中建立训练模型, 然后在 CSIQ 数据库中进行验证 (注: 该数据库仅包含与 LIVE 对应的 JP2K、JPEG、WN 和 GBLUR 等 4 种类型的失真). 由于 LIVE 数据库的主观分数在 0~100 之间, CSIQ 数据库的主观分数在 0~1 之间, 为了保

表 3 TID2013 数据库中算法质量评价性能指标 SROCC 对比 (3000 幅图)

Table 3 Comparison of quality evaluation performance indexes of algorithm in TID2013 database (3000 images)

算法	#1	#2	#3	#4	#5	#6	#7	#8	#9	#10	#11	#12	#13
BRISQUE ^[6]	0.706	0.523	0.776	0.295	0.836	0.802	0.682	0.861	0.500	0.790	0.779	0.254	0.723
NR-GLBP ^[9]	0.466	0.591	0.759	0.491	0.875	0.693	0.833	0.878	0.721	0.844	0.867	0.440	0.594
NRSL ^[10]	0.813	0.457	0.867	0.393	0.902	0.787	0.700	0.886	0.795	0.818	0.891	0.345	0.805
NFERM ^[13]	0.851	0.520	0.846	0.521	0.894	0.857	0.785	0.888	0.741	0.797	0.920	0.381	0.718
GWH-GLBP ^[14]	0.736	0.358	0.814	0.412	0.874	0.795	0.757	0.838	0.811	0.890	0.901	0.494	0.656
本文算法	0.768	0.454	0.861	0.537	0.885	0.814	0.752	0.908	0.859	0.853	0.940	0.544	0.754
算法	#14	#15	#16	#17	#18	#19	#20	#21	#22	#23	#24	All	
BRISQUE ^[6]	0.213	0.197	0.217	0.079	0.113	0.674	0.198	0.627	0.849	0.724	0.811	0.567	
NR-GLBP ^[9]	0.226	0.204	0.105	0.123	0.023	0.580	0.447	0.507	0.762	0.748	0.830	0.679	
NRSL ^[10]	0.117	0.323	0.136	0.194	0.110	0.753	0.434	0.751	0.866	0.694	0.887	0.661	
NFERM ^[13]	0.176	0.081	0.238	0.056	0.029	0.762	0.206	0.401	0.848	0.684	0.878	0.652	
GWH-GLBP ^[14]	0.326	0.344	0.341	0.252	0.420	0.601	0.624	0.664	0.741	0.919	0.898	0.655	
本文算法	0.426	0.480	0.275	0.442	0.507	0.706	0.680	0.823	0.839	0.948	0.903	0.691	

表 4 MLIVE、MDID2013 和 MDID2016 数据库中混合型算法质量评价性能指标对比

Table 4 Comparison of quality evaluation performance indicators of hybrid algorithm in MLIVE, MDID2013 and MDID2016 databases

算法	MLIVE (450 images)			MDID2013 (324 images)			MDID2016 (1 600 images)		
	CC	SROCC	RMSE	CC	SROCC	RMSE	CC	SROCC	RMSE
SISBLM ^[10]	0.925	0.907	7.198	0.910	0.905	0.019	0.633	0.655	1.708
HOSA ^[12]	0.926	0.902	6.974	0.892	0.872	0.021	0.566	0.551	1.871
NFERM ^[13]	0.919	0.899	7.458	0.871	0.855	0.025	0.496	0.451	1.915
GWH-GLBP ^[14]	0.945	0.939	6.061	0.913	0.907	0.019	0.891	0.886	1.004
本文算法	0.957	0.942	5.736	0.916	0.904	0.019	0.903	0.892	0.947

表 5 测试不同训练与测试比例的 SROCC 和 CC 的中值 (1000 次)

Table 5 Median values of SROCC and CC for different training and test ratios (1000 times)

测试集和训练集比例	指标	LIVE						MLIVE		
		JP2K	JPEG	GBLUR	FF	WN	ALL	GB + JPEG	GB + WN	ALL
70% 与 30%	SROCC	0.9496	0.9592	0.9419	0.8848	0.9752	0.9604	0.9372	0.9438	0.9366
	CC	0.9613	0.9768	0.9504	0.8958	0.9804	0.9624	0.9598	0.9535	0.9506
60% 与 40%	SROCC	0.9479	0.9570	0.9397	0.8732	0.9747	0.9578	0.9266	0.9321	0.9278
	CC	0.9594	0.9750	0.9468	0.8875	0.9796	0.9610	0.9483	0.9401	0.9414
50% 与 50%	SROCC	0.9466	0.9546	0.9363	0.8674	0.9743	0.9559	0.9204	0.9240	0.9223
	CC	0.9587	0.9738	0.9413	0.8839	0.9791	0.9595	0.9437	0.9357	0.9364
40% 与 60%	SROCC	0.9409	0.9521	0.9320	0.8606	0.9706	0.9522	0.9063	0.9053	0.9046
	CC	0.9520	0.9691	0.9369	0.8744	0.9789	0.9568	0.9243	0.9167	0.9164
30% 与 70%	SROCC	0.9351	0.9465	0.9253	0.8514	0.9645	0.9463	0.9040	0.8984	0.8976
	CC	0.9457	0.9651	0.9287	0.8611	0.9781	0.9507	0.9206	0.9101	0.9112
20% 与 80%	SROCC	0.9253	0.9345	0.9138	0.8329	0.9612	0.9345	0.8864	0.8785	0.8811
	CC	0.9351	0.9540	0.9150	0.8468	0.9748	0.9387	0.9079	0.8862	0.8918

证评价分数的一致性, 将 CSIQ 的主观分数扩大 100 倍. 选用 4 种质量评价指标 CC、SROCC、KROCC 与 RMSE 来测试本文算法的性能, 其中 KROCC 是反映客观评价模型预测相关性的肯德尔秩次相关系数 (Kendallrank-order correlation coefficient), 数值越接近 1 说明与主观一致性越强, 评价效果越好.

从表 6 可以看出, 所提算法在 CSIQ 数据库中的综合性能虽各有千秋, 但就整体而言, 依然表现出良好的评价性能, 因此证明本算法具有较好的可迁移性和通用性.

表 6 CSIQ 数据库中不同失真类型的性能评价

Table 6 Performance evaluation of different distortion types in CSIQ database

类型	CC	SROCC	RMSE	KROCC
JP2K	0.9046	0.8741	7.6044	0.6966
JPEG	0.9360	0.9194	6.5040	0.8151
GBLUR	0.8858	0.9016	7.8402	0.7320
WN	0.9377	0.9238	6.3493	0.7591
ALL	0.9167	0.8953	7.2687	0.7378

表 7 LIVE 数据库中失真类型的识别准确率 (1000 次)

Table 7 Recognition accuracy of distortion type in LIVE database (1000 times)

类型	JP2K	JPEG	GBLUR	FF	WN	ALL
准确率	87.94%	100%	97.82%	90.26%	100%	95.39%

表 8 图像质量评价算法运行时间

Table 8 Running time of image quality evaluation algorithm

IQA model	DIIVINE	BRISQUE	NIQA	SISBLM	HOSA	NFERM	GWH-GLBP	本文算法
Time (s)	0.18	15.8	2.72	3.73	0.35	55.1	0.27	0.33

2.4 图像失真类型识别

为了测试本文算法对图像失真类型识别的性能, 选用 LIBSVM^[18] 建立图像失真类型识别模型, 并采用与第 3.2 节图像质量评价相似的方法在 LIVE 数据库进行 1000 次迭代测试, 选取 1000 次测试的分类准确率的均值作为识别结果. 从表 7 的结果可知, 本文算法具有较高的准确率, 特别是 JPEG 和 WN 这两类失真, 识别率高达 100%, 而 JP2K 和 FF 具有部分相似的失真效应, 会出现相互误判的情况导致 JP2K 和 FF 的识别率相对较低一些, 这也是将来需要进一步研究的地方.

2.5 算法复杂度

在本文方法与无参考评价方法的运算效率比较中, 我们主要从特征提取的效率进行比较. 运算平台为 Intel-core i3-2310M CPU, 2.1 GHz, 4 GB RAM, Windows 7 SP1 64-bit, 运行环境为 MATLAB 2013a 软件. 将评价方法分别提取多幅图像 (512~768) 的特征, 求取平均运行时间. 从表 8 可知, 本文方法的运算效率不逊色于当前主流的无参考评价算法, 具有较高的效率.

3 结论

本文提出了一种基于差异激励的无参考混合图像质量评价算法, 在韦伯定律的基础上求得差异激励图, 并依据各向异性得到差异激励的梯度映射图, 然后量化差异激励得到差异量化图, 并分别与差异激励图与梯度映射图进行加权融合求得特征. 最后将求得的特征通过支持向量机构建评价预测模型. 在 LIVE、MLIVE、MDID2013 和 MDID2016 等多个数据库中测试表明, 提出的算法能够对单一失真和混合失真图像都能获得了较好的评价指标, 取得了与主观评价较好的一致性, 符合 HVS (Human visual system) 特性, 相对当前无参考图像质量评价的算法具有较好的评价效果, 算法性能稳定, 复杂度较低, 在图像质量评价中具有重要参考的意义. 为下一步研究彩色图像质量评价模型, 提高彩色图像质量评价能力提供依据.

References

- 1 Wang Chao-Yun, Jiang Gang-Yi, Yu Mei, Chen Fen. Manifold feature similarity based perceptual image quality assessment. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(7): 1113–1124 (王朝云, 蒋刚毅, 郁梅, 陈芬. 基于流形特征相似度的感知图像质量评价. *自动化学报*, 2016, **42**(7): 1113–1124)
- 2 Nan Dong, Bi Du-Yan, Ma Shi-Ping, Fan Zun-Lin, He Lin-Yuan. A quality assessment method with classified-learning for Dehazed images. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(2): 270–278 (南栋, 毕笃彦, 马时平, 凡遵林, 何林远. 基于分类学习的去雾后图像质量评价算法. *自动化学报*, 2016, **42**(2): 270–278)
- 3 Wang Zhi-Ming. Review of no-reference image quality assessment. *Acta Automatica Sinica*, 2015, **41**(6): 1062–1079 (王志明. 无参考图像质量评价综述. *自动化学报*, 2015, **41**(6): 1062–1079)
- 4 Chen Yong, Shuai Feng, Fan Qiang. A no-reference image quality assessment based on distribution characteristics of natural statistics. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2016, **38**(7): 1645–1653 (陈勇, 帅锋, 樊强. 基于自然统计特征分布的无参考图像质量评价. *电子信息学报*, 2016, **38**(7): 1645–1653)
- 5 Moorthy A K, Bovik A C. Blind image quality assessment: From natural scene statistics to perceptual quality. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, **20**(12): 3350–3364
- 6 Mittal A, Moorthy A K, Bovik A C. No-reference image quality assessment in the spatial domain. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(12): 4695–4708
- 7 Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a “completely blind” image quality analyzer. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, **20**(3): 209–212
- 8 Zhang L, Zhang L, Bovik A C. A feature-enriched completely blind image quality evaluator. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, **24**(8): 2579–2591
- 9 Zhang M, Muramatsu C, Zhou X R, Hara T, Fujita H. Blind image quality assessment using the joint statistics of generalized local binary pattern. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, **22**(2): 207–210
- 10 Li Q L, Lin W S, Xu J T, Fang Y M. Blind image quality assessment using statistical structural and luminance features. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2016, **18**(12): 2457–2469
- 11 Zhang Min-Hui, Yang Jian. A new referenceless image quality index to evaluate denoising performance of SAR images. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications: Natural Science Edition*, 2018, **30**(04): 530–536 (张敏辉, 杨剑. 评价 SAR 图像去噪效果的无参考图像质量指标. *重庆邮电大学学报 (自然科学版)*, 2018, **30**(04): 530–536)
- 12 Xu J T, Ye P, Li Q H, Du H Q, Liu Y, Doermann D. Blind image quality assessment based on high order statistics aggregation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, **25**(9): 4444–4457
- 13 Gu K, Zhai G T, Yang X K, Zhang W J. Using free energy principle for blind image quality assessment. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2015, **17**(1): 50–63
- 14 Li Q H, Lin W S, Fang Y M. No-reference quality assessment for multiply-distorted images in gradient domain. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, **23**(4): 541–545
- 15 Lu Yan-Fei, Zhang Tao, Zhang Cheng. Image quality assessment using log-Gabor Weber feature. *Optics and Precision Engineering*, 2015, **23**(11): 3259–3269 (卢彦飞, 张涛, 章程. 应用 log-Gabor 韦伯特征的图像质量评价. *光学精密工程*, 2015, **23**(11): 3259–3269)
- 16 Ding Xu-Xing, Zhu Ri-Hong, Li Jian-Xin. A criterion of image quality assessment based on property of HVS. *Journal of Image and Graphics*, 2004, **9**(2): 190–194 (丁绪星, 朱日宏, 李建欣. 一种基于人眼视觉特性的图像质量评价. *中国图象图形学报*, 2004, **9**(2): 190–194)
- 17 Chen J, Shan S G, He C, Zhao G Y, Pietikainen M, Chen X L, et al. WLD: A robust local image descriptor. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, **32**(9): 1705–1720
- 18 Sheikh H R, Wang Z, Cormack L, et al. LIVE image quality assessment database release 2 [Online], available: <http://ive.ece.utexas.edu/research/quality>, October 22, 2005
- 19 Ding L, Huang H, Zang Y. Image quality assessment using directional anisotropy structure measurement. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, **26**(4): 1799–1809
- 20 Larsson J, Landy M S, Heeger D J. Orientation-selective adaptation to first- and second-order patterns in human visual cortex. *Journal of Neurophysiology*, 2006, **95**(2): 862–881
- 21 Gu K, Zhai G T, Yang X K, Zhang W J. Hybrid no-reference quality metric for singly and multiply distorted images. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2014, **60**(3): 555–567
- 22 Sun W, Zhou F, Liao Q M. MDID: A multiply distorted image database for image quality assessment. *Pattern Recognition*, 2017, **61**(1): 153–168

- 23 Yu X, Yang E H, Wang H Q. Down-sampling design in DCT domain with arbitrary ratio for image/video transcoding. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, **18**(1): 75–89
- 24 Wu F, Yu E, Yu P, Zhang K, Song Z. Modeling and prediction of the air permeability of fabrics based on the support vector machine. *Journal of Testing and Evaluation*, 2017, **45**(4): 1388–1395
- 25 Chang C C, Lin C J. LIBSVM: A library for support vector machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 2011, **2**(3): Article No. 27
- 26 Ponomarenko N, Ieremeiev O, Lukin V, Egiazarian K, et al. Color image database TID2013: Peculiarities and preliminary results. In: Proceedings of the 4th European Workshop on Visual Information Processing EUVIP2013. Paris, France: 2013. 6
- 27 Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a “completely blind” image quality analyzer. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, **20**(3): 209–212



陈勇 重庆邮电大学自动化学院教授。2003 年获得重庆大学机械工程专业博士学位。主要研究方向为图像处理与模式识别, 智能优化控制。

E-mail: chen Yong@cqupt.edu.cn.

(**CHEN Yong** Professor at the School of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunication.)

He received his Ph.D. degree in mechanical engineering from Chongqing University in 2003. His research interest covers image processing, pattern recognition, and intelligent optimizing controls.)



吴明明 重庆邮电大学自动化学院硕士研究生。主要研究方向为图像处理, 机器学习与计算机视觉。

E-mail: darcy.wu@unisoc.com

(**WU Ming-Ming** Master student at the School of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunication. His research interest covers image processing, machine learning, and computer vision.)



房昊 重庆邮电大学自动化学院硕士研究生。主要研究方向为图像处理, 机器学习与计算机视觉。

E-mail: f1010507348@163.com

(**FANG Hao** Master student at the School of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunication. His research interest covers image processing, machine learning, and computer vision.)



刘焕淋 重庆邮电大学通信与信息工程学院教授。2008 年获得重庆大学光电工程专业博士学位。主要研究方向为信息获取与处理, 机器学习与计算机视觉。本文通信作者。E-mail: liuhl@cqupt.edu.cn

(**LIU Huan-Lin** Professor at the School of Telecommunication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunication.)

She received her Ph.D. degree in optical engineering from Chongqing University in 2008. Her research interest covers information acquiring and processing, machine learning, and computer vision. Corresponding author of this paper.)