

基于膨胀的梯度结构相似度图像质量评价方法

桑庆兵 梁狄林 吴小俊 李朝锋

(江南大学物联网工程学院计算机系 无锡 214122)

摘要 传统的梯度结构相似度算法(GSSIM)简单地将各子块 GSSIM 的平均值作为整幅图像的质量评估值,忽略了人眼对图像不同失真区域的视觉灵敏度不同的特点。针对此问题,提出了一种基于膨胀和图像块分类的加权梯度结构相似度图像质量评价方法(WGSSIM)。该方法首先将失真图像划分为两个区域:边缘膨胀区域和平滑区域;然后将失真图像划分成 8×8 的图像块,根据失真区域将图像块区分为边缘膨胀块与平滑块两类;最后对不同类图像块之间的 GSSIM 值赋予不同的权值,计算得到整幅图像的 WGSSIM。实验表明,该方法在 3 个数据库上的评价结果稳定、合理,更加符合人眼视觉系统特性,评价结果与主观评价有很好的 consistency。

关键词 图像质量评价,全参考,梯度结构相似度,人眼视觉系统(HVS),膨胀

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A

Gradient Structural Similarity Image Assessment Index Based on Dilation

SANG Qing-bing LIANG Di-lin WU Xiao-jun LI Chao-feng

(Department of Computer, School of IoT Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract The traditional gradient structure similarity algorithm (GSSIM) simply takes the average of each sub-block GSSIM index as quality evaluation of the whole image. The human visual sensitivity is different when observing the different areas, which is ignored by GSSIM. So an approach of weighted gradient structural similarity based on dilation and image block classification was proposed for image quality assessment. In our new method, firstly the distorted image is divided into two regions: edge dilation region and smooth region. Then the distorted image is divided into 8×8 image blocks, which are classified into edge dilation blocks and smooth ones according to the distorted region. The GSSIM index is given different weight values according to different type blocks. The whole image quality is calculated by Weighted GSSIM index. Experimental results on three simulated databases show that the proposed metric is more reasonable and stable than other methods. It obtains high correlations with subjective quality evaluations and low calculation, and is more consistent with human visual system.

Keywords Image quality assessment, Full-reference, Gradient structural similarity, Human visual system, Dilation

1 引言

图像在获取、传输、存取和处理过程中常常会引入失真,因此图像质量评价算法在图像处理领域发挥着越来越重要的作用。图像质量评价一般分为主观评价方法和客观评价方法。主观评价是最理想的评价方法,因为人眼是图像的最终接受方,但是主观评价繁琐、耗时、耗力,且不可能自动嵌入系统中,因此设计出与人的主观判断相一致的客观质量评价方法成为图像质量评价研究的重点。根据对使用参考图像信息的多少,客观评价方法可分为全参考(Full Reference, FR)、半参考(Reduce Reference, RR)和无参考(No Reference, NR) 3种^[1]。当前应用最广泛的全参考客观质量评价方法有峰值信噪比(Peak Signal-Noise Ratio, PSNR)以及均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE),这些方法简单、易于实现,物理

意义明确,但由于没有考虑人类的视觉心理感受以及图像本身的特点,经常与人的主观评价脱节^[2]。

近年来,研究者将人类视觉系统(Human Visual System, HVS)融入到质量评价当中并进行了大量的研究,取得了一些成果^[3,4],但是 HVS 十分复杂,人类对它的认识目前还非常有限。Wang 和 Bovik 等人于 2004 年提出了基于结构相似度^[5](Structural Similarity, SSIM)方法,之后众多学者对该算法的不足提出很多改进。杨春玲^[6]等人使用梯度结构函数代替 SSIM 中的结构函数,提出了基于梯度的结构相似度评价方法 GSSIM(Gradient Structural Similarity, GSSIM)。文献^[7]提出了一种基于图像块分类的加权平均结构相似度(Weighted Structural Similarity, WSSIM)的评价方法,即先将图像分成边缘块、细节块、平滑块 3 类,然后对不同类块的 SSIM 值赋予不同的权值,最后计算得到整幅图像的 WSSIM,

到稿日期:2013-08-15 返修日期:2013-11-30 本文受国家自然科学基金(61170120, 60973094),江苏省自然科学基金(BK2011147),青年基金(61103128)资助。

桑庆兵(1973—),男,博士,副教授,主要研究方向为图像与视频质量评价、神经网络, E-mail: sangqb@163.com; 梁狄林(1987—),男,硕士生,主要研究方向为图像质量评价; 吴小俊(1967—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为计算机视觉、计算智能; 李朝锋(1971—),博士,教授,主要研究方向为图像质量评价、计算智能。

该方法优于 SSIM。文献[8]提出了基于掩蔽效应与失真区域划分的 SSIM,即将失真图像划分为边缘纹理区域、膨胀区域和平滑区域,然后求得每个区域的平均 SSIM,根据掩蔽效应,用平滑区域 SSIM 对膨胀区域 SSIM 进行补偿,得到最后的失真图像质量,该方法评价结果与主观评价具有更好的相一致。文献[9]先将图像分为边缘块、纹理块和平滑块,然后对不同类型的块赋予不同的权重,再使用 SSIM,得到了一种改进算法 3-SSIM。文献[10]采用运动向量的方法来评价图像质量,根据运动能量水平和能量分布把图像块分成平滑块、纹理块和边缘块,然后进行加权得到图像的质量分。除了上述方法外,近来还出现在图像的变换域进行质量评价的方法,例如文献[11]在小波域和轮廓波域提出了基于多尺度几何分析的图像质量评价算法。文献[12]中提出了在 Contourlet 域上衡量图像间的纹理相似度的图像质量评价算法。

人眼对图像不同失真区域的视觉灵敏度不同,一般对于图像的边缘及其附近区域的失真比较感兴趣,对于平滑区域的失真不太感兴趣。基于此,本文提出一种基于膨胀与图像块分类的加权梯度结构相似度算法 WGSSIM(Weighted Gradient Structural Similarity, WGSSIM)。实验结果表明,该方法性能稳定、效果优良。

2 梯度结构相似度 GSSIM

Wang 和 Bovik 等人认为人眼视觉系统的主要功能是提取图像中的结构信息^[5],从而提出了著名的 SSIM 算法。杨春玲等人认为人眼对图像的边缘非常敏感^[6,7],而梯度可以很好地反映出图像中微小的细节反差和纹理特征变化,可以用来评价图像的清晰程度,提出将梯度作为图像的主要结构信息,进而提出基于梯度的结构相似度的图像质量评价方法 GSSIM,其模型定义为:

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1} \quad (1)$$

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

$$G_x(i, j) = \left| \frac{\partial_x(i, j)}{\partial_i} \right| + \left| \frac{\partial_x(i, j)}{\partial_j} \right| \quad (3)$$

$$g(x, y) = \frac{2 \sum_i \sum_j G_x(i, j) G_y(i, j) + C_1}{\sum_i \sum_j (G_x(i, j))^2 + \sum_i \sum_j (G_y(i, j))^2 + C_1} \quad (4)$$

$$GSSIM(x, y) = [l(x, y)]^\alpha [c(x, y)]^\beta [g(x, y)]^\gamma \quad (5)$$

式中, $l(x, y)$ 、 $c(x, y)$ 和 $g(x, y)$ 分别是亮度函数、对比度函数和梯度结构相似度函数; x, y 分别表示参考图像和失真图像;为了简便,令 $\alpha = \beta = \gamma = 1$ 。求出所有图像块 GSSIM 值的均值,用平均结构相似度(Mean Gradient Structural Similarity, MGSSIM)来评估整个图像的质量, M 表示图像块的数量, MGSSIM 越大,失真图像质量越好。

$$MGSSIM(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M GSSIM(x_i, y_i) \quad (6)$$

但是该方法仅简单地将各子块 GSSIM 的平均值作为整幅图像的平均结构相似度(MGSSIM),而人眼对图像不同区域的视觉灵敏度不同,故 GSSIM 算法评价结果不能与主观评价结果相一致,基于此,本文提出一种基于膨胀与图像块分类的加权梯度结构相似度算法 WGSSIM。

3 膨胀原理

图像失真与边缘纹理往往是相关的,但在空间上并不是

精确重合的,边缘上的点并不是视觉失真最严重的点^[8]。假设 GSSIM 是理想的局部图像质量度量,那么,仔细观察图 1 中的边缘可以发现,边缘上点 GSSIM 值较高(GSSIM 图中较亮部分),即局部质量较好;而失真较严重的区域(GSSIM 图中较暗的点)常分布在边缘的两侧。这种现象容易理解,根据掩蔽效应,边缘本身对比度就高,失真受到其抑制,对视觉影响小,而附近区域的对比度经历从无到有的改变,失真在平滑区域一侧显得更加明显。因此,可以采用数学形态学中的膨胀运算对图像边缘进行扩展,进而找到合适的图像边缘两侧的失真区域,以提高质量评价的精度。

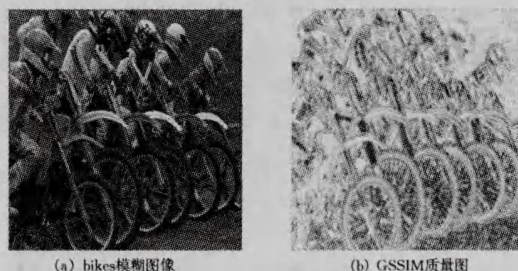


图 1 bikes 模糊图像与其 SSIM 质量图

图 2 直观展示边缘图像进行边缘膨胀的效果,仔细对比图 1(b)和图 2(c),GSSIM 质量图中比较暗的区域和边缘膨胀过后的边缘膨胀区域(图中白色部分)比较吻合。因此,利用边缘膨胀思想是提高图像质量评价的一个合理的路径,那么下一步如何找到合适的膨胀半径,还需要大量的实验来验证。

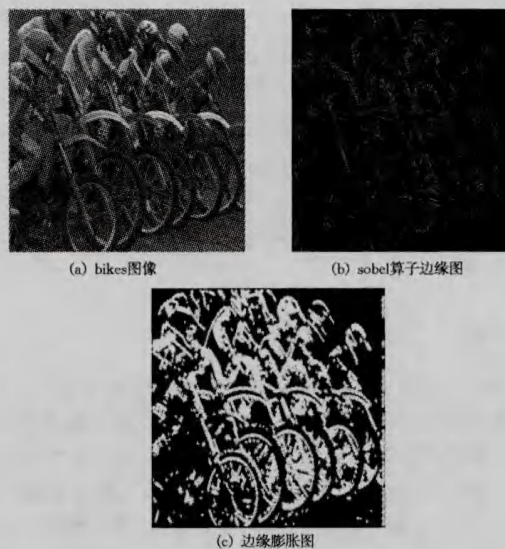


图 2 图像边缘提取和边缘膨胀图

4 基于膨胀和图像块分类的加权 GSSIM

该方法首先将失真图像划分为两个区域:边缘膨胀区域和平滑区域;然后将失真图像划分成 8×8 的图像块,根据失真区域将图像块区分为边缘膨胀块与平滑块两类;最后为不同类型图像块之间的 GSSIM 值赋予不同的权值,加权求和,计算得到整幅图像的 MWGSSIM。该算法要解决的两个关键问题是图像块的分类和加权系数的确定。

4.1 图像块的分类

文中采用 sobel 边缘算子和边缘膨胀的方法对图像块进行分类,具体步骤如下:

(1) 图像失真区域划分

采用 sobel 算子对参考图像进行边缘提取,得到二值边缘图像,如图 2(b)所示,利用膨胀的方法将二值边缘图进行膨胀处理,得到:白色区域为边缘膨胀区域(边缘和边缘附近区域),黑色区域为平滑区域,如图 2(c)所示。经实验比较分析,选取半径(顶点到菱形中心距离)为 25 的菱形对边缘进行膨胀处理,最终的评价效果最好。由于失真图像与参考图像尺寸相同,像素一一对应,因此失真图像区域划分与参考图像的区域划分相对应。

(2) 图像块的分类

将图像分成不重叠的 8×8 图像块,对于每一个 8×8 子块,如果子块中的每一个像素点均在边缘膨胀区域,则把这个子块称为边缘膨胀块,反之则称为平滑块。

4.2 权值的选择

由于人眼对边缘区域最感兴趣,对平滑区域最不感兴趣,经过大量的实验得出图像块的权值:

$$w = \begin{cases} 1, & \text{子块为边缘膨胀块} \\ 0, & \text{子块为平滑块} \end{cases} \quad (7)$$

实际计算中,本算法舍弃了图像平滑块,只考虑了图像边缘膨胀块。

4.3 加权梯度结构相似度的计算

$$WGSSIM = \frac{\sum_{i=1}^N w_i GSSIM_i}{\sum_{i=1}^N w_i} \quad (8)$$

式中, $GSSIM_i$ 表示原始图像和失真图像对应图像块之间的梯度结构相似度值, w_i 为每一子块的权重, $WGSSIM$ 的值为整幅图像的质量评价得分。

5 实验结果和讨论

为了验证提出的 WGSSIM 算法的有效性,本文实验采用 3 个质量评价图像数据库进行仿真实验,分别是美国德州大学(奥斯丁)LIVE2 图像数据库^[13]、CSIQ^[14]和 IVC^[15],3 个图像质量评价数据库的具体细节如表 1 所列。

表 1 实验数据库及其失真类型

数据库	原始图像	失真类型 1	失真类型 2	失真类型 3	失真类型 4	失真类型 5
LIVE2	29	JPEG2K	JPEG	WN	Gblur	Fsaftfading
CSIQ	30	JPEG2K	JPEG	Agwn	Gblur	Fnoise
IVC	10	JPEG2K	JPEG	Jpeg_lumich	Gblur	Lar_coding

通常选用 4 个客观参数作为评估的指标:非线性回归条件下的相关系数(Correlation Coefficient, CC)、斯皮尔曼等级相关系数(Spearman Rank Correlation Coefficient, SROCC)、绝对误差均值(Mean Absolute Error, MAE)、均方根误差(RMSE)。CC 和 SROCC 表示的是客观评分在非线性回归条件下与主观评分(DMOS)的线性相关性,值越高说明客观评判方法与 DMOS 的相关性越好。MAE 和 RMSE 表示客观评分在非线性回归条件下与主观评分 DMOS 之间的误差,值越小则客观评价模型越好。采用文献[16]中包含 5 个参数的非线性回归函数:

$$Quality(x) = \beta_1 \text{logistic}(\beta_2, (x - \beta_3)) + \beta_4 x + \beta_5 \quad (9)$$

$$\text{logistic}(\tau, x) = \frac{1}{2} - \frac{1}{1 + \exp(\tau x)} \quad (10)$$

5.1 在 LIVE2 数据库上的实验结果

在 LIVE2 数据库中,将提出的算法分别与 PSNR、SSIM、

3-SIM 和文献[10]算法进行了比较,采用 4 个常用的客观指标(CC, SROCC, RMSE, MAE)作为评估各图像质量评价方法的性能指标。

表 2 表示 PSNR、SSIM、3-SIM、文献[10]与 WGSSIM 在 LIVE 5 个子图像数据库 JPEG、JPEG2000、WN、Gblur 和 Fastfaing 上的性能比较。由表 2 可以容易看出, WGSSIM 相对于其它算法在 5 个子图像库上都有较好的性能指标,更加符合人眼的主观评价,效果最好。但是在白噪声图像库上, PSNR 效果最好, WGSSIM 的效果略差些。

表 2 LIVE2 数据库中的性能比较

方法	性能指标	JP2K	JPEG	WN	Gblur	Fastfaing
PSNR	CC	0.8962	0.8596	0.9858	0.7834	0.8895
	SROCC	0.8898	0.8409	0.9853	0.7816	0.8903
	RMSE	7.1865	8.1700	2.6797	9.7723	7.5158
	MAE	5.5136	6.3523	2.1197	7.3805	5.8754
SSIM	CC	0.9367	0.9283	0.9695	0.8740	0.9428
	SROCC	0.9317	0.9028	0.9629	0.8942	0.9411
	RMSE	5.6706	5.9468	3.9163	7.6391	5.4846
	MAE	4.4331	4.3978	2.5835	5.7539	4.0960
3-SIM ^[9]	CC	0.9601	0.9321	0.9770	0.9685	0.9728
	SROCC	0.9549	0.9041	0.9867	0.9681	0.9635
	RMSE	4.5448	5.8079	3.4191	3.9301	3.8205
	MAE	3.8062	4.4633	3.7968	4.5438	3.5835
Mvector ^[10]	CC	0.9648	0.9812	0.9827	0.9686	0.9553
	SROCC	0.9577	0.9760	0.9811	0.9643	0.9519
	RMSE	6.634	6.150	5.175	4.595	8.422
	MAE	4.3313	3.38978	3.5836	4.7638	4.0130
本文算法	CC	0.9632	0.9838	0.9617	0.9708	0.9772
	SROCC	0.9633	0.9800	0.9506	0.9706	0.9619
	RMSE	4.6623	5.2420	4.3848	3.8248	4.1809
	MAE	3.6882	3.7420	3.4244	4.1361	3.2318

图 3 分别示出 5 个子图库上本文提出的 WGSSIM 客观模型与主观评分的散点。

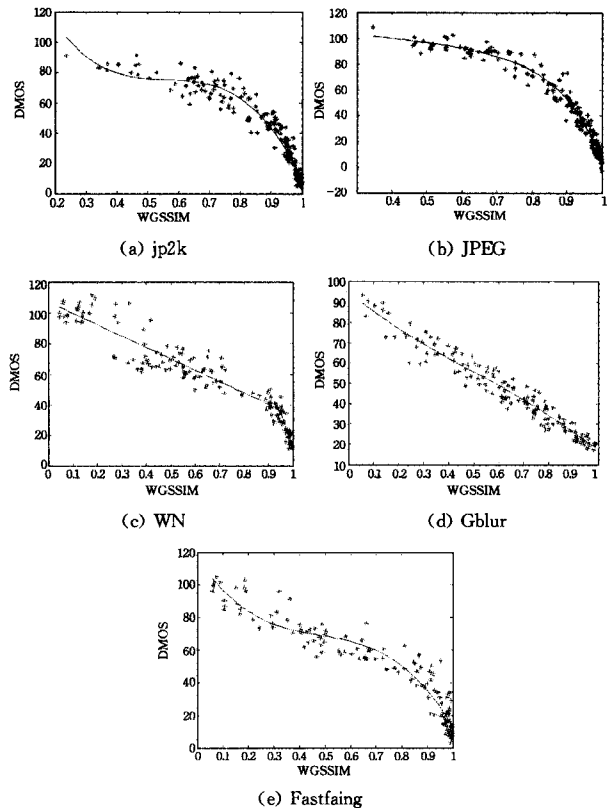


图 3 WGSSIM 在 LIVE2 数据库预测得分与 DMOS 值拟合曲线图

从图 3 可以看出,图中散点分布集中,且具有很强的线性,这表明 WGSSIM 能够有效评价 LIVE2 数据库中各种失真类型的图像质量,而且这种评价与 HVS 对于图像质量的评价高度一致。从图 3 中可以看出,WGSSIM 在 JPEG2000、JPEG、Gblur 和 Fastfading 上效果显著,与主观评分的一致性较好。

5.2 CSIQ 图像库实验结果

CSIQ 数据库共有 6 种不同的失真类型。本节实验只考虑其中的 5 种失真:JPEG2000 150 幅、JPEG 150 幅、高斯模糊图像 150 幅、高斯白噪声 150 幅、Fnoise 图像 150 幅。该数据库给出了 DMOS 值,采用相关系数(CC)和斯皮尔曼等级相关系数(SROCC)表示客观评分在非线性回归条件下与主观评分(DMOS)的线性相关性。

表 3 表示 SSIM、3-SIM、文献[10]与 WGSSIM 分别在 Awgn、Gblur、Fnoise、JPEG2000 以及 JPEG 子图像库上的性能比较。

表 3 在 CSIQ 数据库上的性能比较

方法	性能指标	Awgn	Gblur	Fnoise	JPEG2K	JPEG
SSIM	CC	0.9256	0.8504	0.8744	0.8777	0.9421
	SROCC	0.9256	0.9245	0.8725	0.9205	0.9219
3-SIM ^[9]	CC	0.9346	0.9325	0.8678	0.9435	0.9674
	SROCC	0.9357	0.9424	0.8550	0.9476	0.9624
Mvector ^[10]	CC	0.9267	0.9434	0.8546	0.9498	0.9736
	SROCC	0.9224	0.9543	0.85670	0.9567	0.9678
WGSSIM	CC	0.8928	0.9449	0.8349	0.9597	0.9826
	SROCC	0.8914	0.9640	0.8350	0.9670	0.9655

从表 3 可以看出,在 CSIQ 数据库上,WGSSIM 模型在 JPEG2000、JPEG 和 Gblur 上效果较好,但是在噪声的评价上效果不是很理想。

5.3 IVC 图像库实验结果

本文只选择 IVC 图像数据库中的彩色失真图像进行仿真实验,包括:JPEG2000 50 幅、JPEG 50 幅、Gblur 20 幅、jpeg_lumich 25 幅、Lar_coding 40 幅,提出的算法分别与 SSIM、3-SIM、文献[10]算法进行了比较,采用 2 个常用的客观指标(CC,SROCC)作为评估各图像质量评价方法的性能指标。

表 4 表示 SSIM、3-SIM、文献[10]与 WGSSIM 在 IVC 的子图像库 JPEG2000、JPEG、Gblur、jpeg_lumich 和 Lar_coding 上的性能比较。本文算法除了在 JPEG 上性能略差外,在其它失真类型上都取得了较好的性能。

表 4 在 IVC 数据库上的性能比较

方法	性能指标	JPEG2K	JPEG	Jpeg_lumich	Gblur	Lar_coding
SSIM	CC	0.8630	0.8252	0.8001	0.9177	0.7639
	SROCC	0.8501	0.7863	0.7469	0.8691	0.7118
3-SIM ^[9]	CC	0.9035	0.8536	0.9234	0.9137	0.8956
	SROCC	0.9123	0.8458	0.9245	0.9013	0.9047
Mvector ^[10]	CC	0.9356	0.8844	0.9465	0.9089	0.9132
	SROCC	0.9343	0.8939	0.9212	0.9075	0.9196
WGSSIM	CC	0.9447	0.8724	0.9480	0.9172	0.9276
	SROCC	0.9337	0.8624	0.9283	0.8857	0.9171

5.4 综合分析

综上,从表 2—表 4 可以看出,WGSSIM 算法在 LIVE、CSIQ 和 IVC3 个图像库中的 JPEG2000、JPEG 和 Gblur 3 类图像库上均有较好的评价结果,因此可以得出 WGSSIM 算法

在 JPEG2000、JPEG 和 Gblur 失真类型图像上具有很好的适应性。由于 GSSIM 算法就是为了更好地评价模糊图像而提出的,WGSSIM 在此基础上又加入了人眼视觉特性和加权思想,因此其能进一步提高评价模糊图像的准确性。JPEG 压缩采用离散余弦转换为主的区块编码方式,在低比特率的情况下,会出现明显的方块效应,如果只是考虑图像的边缘,则会直接将块效应产生的“伪边缘”也看成边缘,从而影响评价效果,但是 WGSSIM 算法在进行图像分块处理时,采用了膨胀的方法,因此将边缘区域扩大,这样抵消了只考虑边缘对图像质量造成的影响,从而提高了 JPEG 质量评价的准确度。JPEG2000 采用以小波变换为主的多解析编码方式,克服了 JPEG 压缩中的块效应,它产生的失真为模糊失真,因此 WGSSIM 在 JPEG2000 图库上有较好的评价效果。但是,对于白噪声 WN 和高斯白噪声 WGSSIM 的效果不是很理想,主要是因为这两种失真是将噪声直接加在原来的图像上,而 PSNR 是通过直接计算失真图像和原始图像像素点间的误差,所以其更符合这一特性。

结束语 本文主要研究了基于图像块分类加权的梯度结构相似度算法,该算法充分考虑了人眼对于不同失真区域敏感性不同的特性,通过边缘膨胀划分区域的方法,将图像块分类,引入加权的思想。仿真实验证明, WGSSIM 改进了 GSSIM 算法,特别是对于高斯模糊和 JPEG2000、JPEG 图像,评价结果非常好。如何改进参数使其也更适用于其他失真类型的图像,是今后研究的重点。

参考文献

- [1] Wang Z, Wu G, Sheikh H R, et al. Quality-aware images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(6): 1680-1689
- [2] Wang Z, Bovik A C, Li G. Why is image quality assessment so difficult? [C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Orlando, Florida, USA, 2002, 4: 3313-3316
- [3] 孔繁铮. 结合 HVS 和相似性度量的图像质量评价测度[J]. 中国图形图像学报, 2011, 16(7): 1184-1191
- [4] Nill N B, Bouzas B H. Objective image quality measure derived digital image power spectra[J]. IEEE signal processing letters, 2002, 30(9): 388-392
- [5] 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
- [6] 杨春玲, 何流, 魏毅, 等. 基于图像块分类的加权结构相似度[J]. 华南理工大学学报: 自然科学版, 2009, 37(1): 42-47
- [7] 杨春玲, 陈冠豪, 谢胜利. 基于梯度信息的图像质量评判方法的研究[J]. 电子学报, 2007, 35(7): 1313-1317
- [8] 楼斌, 严晓浪. 基于 NSS 和 HVS 的图像质量评价方法研究[D]. 杭州: 浙江大学电气学院, 2009
- [9] Li C, Bovik A C. Three-component weighted structural similarity index[C]// SPIE Electronic Imaging, International Society for Optics and Photonics. 2009: 72420Q-1-9

行优化,第1轮的优化结果如图8所示。第2轮的优化结果如图9所示。

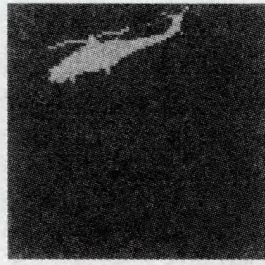


图8 约束优化进化算法第1轮的优化结果 图9 约束优化进化算法第2轮的优化结果

从图8和图9的结果可以看出,随着约束优化进化算法的不断优化,物体的整体图形被很好地检索出来。

结束语 研究了一种约束优化进化的夜间图像时频复合加权提取来实现对多帧图像的时域与频域同时加权处理的技术。在传统的图像信息检索技术中,往往采用单独的时域检索方法,无法对多帧图像的频谱特性进行分析和信息检索。所以提出了一种约束优化进化的夜间图像时频复合加权提取。在图像信息深度检索时,首先在频域和时域同时对多帧原始图像进行处理,提取多帧图像之间的相关信息,然后在时域和频域同时做加权处理,形成新的图像特征,在时域和频域同时做加权处理的基础上,通过约束优化进化算法对图像信息检索的结果不断进行循环优化,由于算法具有遗传性能,因此不断进化,使得每次优化的效果均比前面的好,最终达到较好的效果。最后采用一组多帧图像进行了实验测试,结果显示,采用约束优化进化的夜间图像时频复合加权提取,多帧图像之间的时域和频域特征得到了很好的加权利用,采用约束优化进化算法,图像的优处被不断保存,缺处被不断改进,最终实现图像信息的深度检索。因此,该方法在图像检索领域具有很好的应用价值。

参 考 文 献

[1] 李敏,李俊.基于人类视觉系统特性的图像质量评价算法[J].科技通报,2013,29(2):160-162

(上接第290页)

[10] Thung K H, Paramesran R, Lim C L. Content-based image quality metric using similarity measure of moment vectors[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(6): 2193-2204

[11] Gao X, Lu W, Tao D, et al. Image quality assessment based on multiscale geometric analysis[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(7): 1409-1423

[12] 孙玉宝,费选,等.基于Contourlet的图像感知质量评价[J].电子学报,2011,39(3):649-655

[13] Sheikh H R, Wang Z, Cormack L, et al. LIVE Image Quality Assessment Database Release2 [EB/OL]. <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>

[2] 雷亮,汪同庆,杨波.图像关联规则挖掘研究[J].计算机应用研究,2009(6):2374-2376

[3] 李艳玲,黄春艳,赵娟.基于灰色关联度的图像自适应中之滤波算法[J].计算机仿真,2010,27(1):238-240

[4] Cai Z, Wang Y. A multiobjective optimization based evolutionary algorithm for constrained optimization[J]. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 2006, 10(6): 658-675

[5] Runarsson T P, Yao X. Search biases in constrained evolutionary optimization[J]. IEEE Trans. on Systems, Man, Cybernetics (C), 2005, 35(2): 233-243

[6] 舒风笛,王敏,毋国庆.图像数据关联规则挖掘[J].小型微型计算机系统,2001(11):1353-1356

[7] 杜辉.基于小波变换的彩色图像中快速人脸检测算法[J].科技通报,2012,28(12):89-90

[8] Yu J X, Yao X, Choi C, et al. Materialized view selection as constrained evolutionary optimization[J]. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics (C), 2003, 33(4): 458-467

[9] 杨赛,赵春霞.图像分类中的概率乘积核函数[J].中国图象图形学报,2013,8(4):45-47

[10] 雷庆,李绍滋.动作识别中局部时空特征的运动表示方法研究[J].计算机工程与应用,2011,46(34):7-10

[11] 何友,刘永,孟祥伟.杂波图CFAR平面技术在均匀背景中的性能[J].电子学报,2010,27(3):119-120,123

[12] 朱志刚,徐光祐,杨波.自动交通监测系统的二维时空图象方法[J].中国图象图形学报,2011,1(2):101-107

[13] 王扬扬,李一波,姬晓飞.人体动作的超兴趣点特征表述及识别[J].中国图象图形学报,2013,18(7):805-812

[14] Ge Ji, Wang Yao-nan, Zhang Hui, et al. Research on Pixel Probability Statistics based Background Modeling Algorithm Applied in Liquid Foreign Particle Inspection Machine[J]. IJACT(J), 2013, 5(1): 468-476

[15] Hua Zhen, Li Ye-wei, Li Jin-jiang. Image Salient Region Extraction Algorithm Based on Improved Visual Attention Model[J]. JCIT (J), 2011, 6(5): 280-290

[16] 沈垣,王汉全,毛建国.数字图像相关方法的大变形初值估计[J].重庆理工大学学报:自然科学版,2013,27(11):86-90

[14] Image Coding and Analysis Laboratory, Oklahoma State University. Categorical Subjective Image Quality[EB/OL]. <http://vision.okstate.edu/csiqu/>

[15] Ninassi A, Le Callet P, Atrousseau F. Pseudo no reference image quality metric using perceptual data hiding[C]//Electronic Imaging, International Society for Optics and Photonics, 2006: 60570G-1-12

[16] Sheikh H R, Sabir M F, Bovik A C. A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment algorithms[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(11): 3440-3451