

基于互相关系数的边缘加权质量预测评估算法

韩 沁¹, 李 凡¹, 汪烈军²

(1 西安交通大学 电子与信息工程学院, 陕西 西安 710049;

2 新疆大学 信息科学与工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830046)

摘 要: 多媒体应用中, 图像可能需要进行缩放后观测, 尤其在增大显示分辨率时, 图像质量会不可避免地下降. 为了对这种情况下的图像质量进行评估, 提出了一种基于预测的图像质量评估算法. 算法采用图像邻域像素间的互相关系数进行图像质量的评估, 考虑到邻域像素的强相关性会带来图像边缘区域模糊, 算法对图像不同的区域采用分类加权的处理方式. 同时, 为了兼顾人眼的视觉特性, 对待评估图像进行多尺度分解, 给予不同尺度以不同权重, 从而计算出最终的图像评估分数. 由实验分析结果, 所提算法可在图像的原始尺度上有效地进行失真质量预测, 且对比已有的 DIIVINE 算法, 验证了该算法的准确性.

关键词: 图像质量评估; 互相关系数; 图像多尺度分解; 边缘加权

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2014)10-0107-06

An Image Quality Assessment Algorithm Based on Cross-correlation Coefficient with Edge Weight

HAN Qin¹, LI Fan¹, WANG Lie-jun²

(1 School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2 College of Information Science and Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)

Abstract: In the practical application, image may need to be resized when to be observed, especially, in the circumstance of enlarging image resolution, the image quality would be degraded inevitably. In order to make image quality evaluation in this case, an image quality assessment algorithm based on prediction is proposed. The proposed algorithm use the cross-correlation coefficient between neighboring pixels as index. At the same time, considering the facts that a strong correlation between one pixel and its neighboring pixels would bring the fuzzy in the image edge area, so image is separated into different classification, different approach is adopted according to the different area. Meanwhile, in order to give attention of human visual system characteristics, the image multi-scale analysis is also to be embedded in the prediction algorithm. In the end, we get a more exact result score, and this score would be an index of distorted image quality score. The experiment results demonstrate that the proposed CCS algorithm can be used as a method to assess the image distorted quality, and increase the accuracy of image quality assessment comparing with conventional algorithms DIIVINE.

Key words: image quality assessment; cross-correlation coefficient; multi-scale decomposition; rim weighting

1 引言

图像是人类获取外界信息一种重要途径. 由于噪声、图像压缩、信道衰落等因素, 会使图像产生失

真, 进而带来图像质量的下降, 因此需要对图像的质量进行评估.

图像质量评估算法从评价主体的不同上分为两类: 主观评价方法 (subjective assessment) 与客观

收稿日期: 2014-01-09; 修回日期: 2014-03-01

基金项目: 国家自然科学基金(61372091, 61261036); 国家科技重大专项(2012ZX03002023)

评价方法(objective assessment). 主观评价方法为具体的人对图像进行分数判定, 所得结果为实际的视觉感知结果. 这种方法在获取具体图像质量评价时, 缺少灵活性、实时性. 客观评价方法为具体设计一个性能指标, 用以指代图像质量, 较主观评价方法, 更具有灵活性, 但评价准确度不如主观评价方法, 甚至有时评价结果与实际视觉感知结果完全不相符. 在客观评价方式中, 参考图像的存在与否, 可将图像质量评估算法分为三类: FR(full reference)算法、RR(reduced reference)算法、NR(no reference)算法. FR 算法中, 存在质量最优的参考图像, 其中 PSNR、MSE 为传统的 FR 算法, 常被引做图像质量评估的参考算法. 但是, 其仅仅只是从统计的角度对像素的数值进行比较, 而没有考虑人类视觉系统的相关特点^[1-2], 故在大多情况下会与实际视觉感知结果大相径庭. 文献[1]中提出了新的计算图像结构相似度的算法 SSIM, 不同于 PSNR、MSE, SSIM 算法引入了图像结构相似度的概念, 以图像的结构相似度来表征图像质量的好坏. 据文献及实践, 相较于 PSNR、MSE, SSIM 在图像质量评估方面的性能更优, 达到更高的准确性, 文献[3-5]分别提出了基于文献[1]的改进算法. RR 算法中仅以已知标准图像的一部分特征, 来进行质量判定; NR 算法中, 参考图像不存在, 而直接对图像进行质量的评判, 已提出算法包括 DIIVINE^[7], SIS^[8]等. 其中, DIIVINE 算法中, 使用 SVM 对标准图像数据库 LIVE^[9]训练, 生成训练模型, 其后对待判定图像进行特征提取, 参考已获取的训练模型来对图像的质量评分.

实际中, 图像的分辨率与屏幕的显示分辨率通常是不相同的, 若将图像设置于按照屏幕的显示分辨率进行显示观看时, 会不可避免地会对图像分辨率进行调整. 如果显示分辨率大于图像分辨率, 将对图像进行内插放大运算, 不同的内插算法会带来不同的内插显示效果; 即使使用同一种内插算法, 对不同的图像也会带来不同的放大后显示效果, 带来的质量下降程度也不尽相同. 图 1、2 中示例了同一算法针对不同图像放大后产生的不同的视觉感受结果.

图 1 所示为两幅标准图像在其原始大小 128×128 时的显示, 这两幅图像均有最优的图像质量; 图 2 所示为将其放大至 180×180 的显示. 主观上的视觉感受是图像质量均发生了退化, 但是两幅图像退化的程度并不相同. 假使我们认定在图 1 中 $quality_1 = quality_2$, 那么在图 2 中, 图像质量的视觉感知结果为 $quality_2 > quality_1$; 即此时两幅幅图像虽均不

具有最优的质量, 可相较而言, 图像 2 优于图像 1 的质量. 对于这种情形, 我们希望能够提出一种算法来具体地预测分辨率放大后的失真图像质量间的孰优孰劣, 即在图像原始大小的情况下, 可以较为准确的预测出不同的图像在质量分辨率调整放大后, 图像间的质量优劣.



图 1 标准图像 1、2(分辨率 128×128)



图 2 图 1 放大到 180×180 后的图像

因此本文提出的 CCS(cross-correlation coefficient similarity)算法(图 3)即建立在图像空域像素间的互相关系数之上, 并对不同图像区域采用不同的处理方法(平坦区域与边缘区域的区别对待), 同时加入人类视觉特性的考虑, 将输入图像分解到不同的分辨率尺度, 不同尺度分配不同的权重, 使得算法结果更为符合实际的视觉感知结果. 为了得到具体的算法的实验准确度结果, 我们通过把原始的小图像放大到一定的分辨率大小上, 对比实际的视觉感知结果与算法评估的结果, 由此知, 相对于参考算法 DIIVINE, 显然本文算法有更高的预测准确度.

2 算法内容

对于原始的输入图像, 图像的预处理过程为对输入图像进行插值放大运算(放大倍数根据预测需要大小可调), 此步骤产生输入图像的放大失真图像. 预处理生成的图像即是后续算法预测的依据图像. 其后对此失真图像进行多尺度分解(即以因数 2 进行下采样), 分解到五个分辨率尺度上. 在每个尺度上, 将会得到一组图像, 将图像组进行四个一组(分组标准: 上一个尺度下采样所得的四个子图为一

组)的分类,组内两两之间进行互相关系数的计算,同时以图 5 所示的 G1 子图为标准进行边缘提取,这样我们将分别得到该组的 R_map 与 w_map ,对两组数据进行 2.2.3 节中的处理,可以得到该尺度本组的互相关系数值 R . 对于同一级图像,对它们各组所得到的 R 值取算术平均,得到的数值即为该尺度的互相关相似值 $R(i)$,最后五个尺度进行加权 $s(i)$ 求积得到输入图像的 CCS 值,即为输入图像所做出的预测质量评分,依据数值之间的大小比较,做出图像间质量优劣比较的判断.

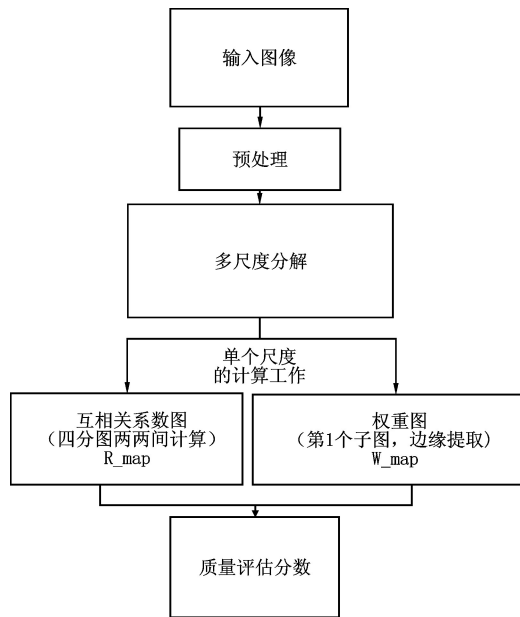


图 3 本文提出 CCS 算法的流程图

2.1 图像的预处理与多尺度分解

输入图像在进行预处理后,得到放大失真图像. 以此失真图像为标准进行分析计算,得到对原始输入图像在分辨率调整放大时的质量预测.

多尺度分解过程见图 4,先对已失真图像进行滤波,防止在采样的过程中发生频谱混叠;其后进行因数为 2 的下采样,下采样的具体实施过程参照图 5 中的下采样部分. 这样,五个尺度上的图像将由上一级的各图像四分后的子图构成. 图 4 中,尺度 1 为预处理后的放大图像,尺度 2 中包括 4 幅图像,尺度 3 中包括 16 幅图像,以此类推;同时,将每个尺度上的图像分为每四个一组(上一级母图所分得的)进行计算.

2.2 图像互相关系数计算 (R_map) 与像素域的像素分类 (w_map)

2.2.1 图像互相关系数的计算(R_map)

在图像处理中,一幅二维的数字图像可用一个

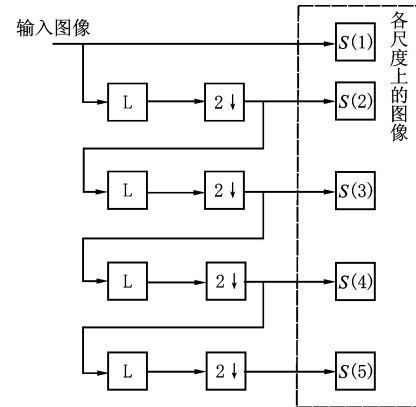


图 4 图像多尺度分解互相关计算
L:低通滤波器;2↓: 因数为 2 的下采样

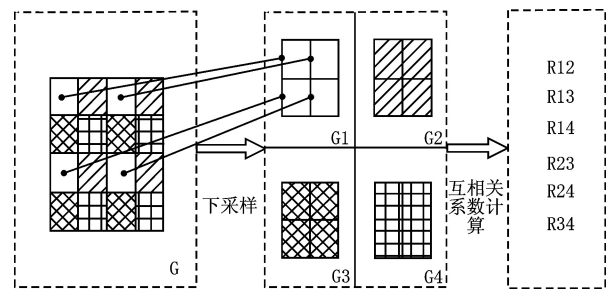


图 5 图像的下采样过程与子图像间互相关系数计算图
 $M \times N$ 的矩阵来表示:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & \cdots & f_{1N} \\ f_{21} & f_{22} & \cdots & f_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{M1} & f_{M2} & \cdots & f_{MN} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, M 、 N 分别为图像的行数与列数.

两幅图像分别使用 $x(i)$ 、 $y(i)$ 来表示,则互相关函数反映的是两个不同图像函数在相对应空域位置上互相匹配的程度.

$$R(i) = \sum_{j=-\infty}^{+\infty} x(i) y(i+j) \quad (2)$$

图像分辨率的放大调整,有若干种算法. 但无论采取哪种方法,总是希望它能最大程度地保持图像的质量,失真尽量小. 从这个角度出发,互相关系数可以作为指标来表征图像质量的优劣,本文算法选取图像间的互相关系数作为特征值. 每个尺度上的图像组两两间使用 3×3 的窗口滑过,计算窗口内两幅图像间像素取值的互相关系数. 这样得到的互相关系数将是一个介于 $0 \sim 1$ 的值,越接近 1,说明图像在放大的过程中插入的像素点处取值与领域像素取值越接近,像素间匹配的越好.

2.2.2 像素域的像素分类(w_map)

图像分辨率调整放大的过程中,对图像平坦处

(像素取值接近的区域),希望插值像素点与邻近像素间的取值越接近越好,即互相关系数有相应的较大取值;而接近的像素取值会使图中的边缘区域将会出现边缘放大模糊的现象,而边缘区域保存着该图像的大量信息,因此边缘模糊会带来图像视觉感知质量的大幅下降.本文算法对图像空域像素点做分类处理,不同的区域的像素有不同的权值.共分为两类:在图像平坦处权重为 1,而对边缘处像素点的权重值设为-1.

$$w_{map}(i) = \begin{cases} -1, & \text{if } i \in edge \\ 1, & \text{if } i \notin edge \end{cases} \quad (3)$$

式中, i 表示空域中的第 i 像素点,进行边缘提取的图像以图5中的子图G1为标准.

2.2.3 联合处理策略的选择

在两步结构的 IQA 算法^[5]中, IQA 系统先进行输入图像的局部质量/失真计算,其后需要对所得质量/失真图进行合并处理,最终得到一个具体数值.合并处理可以采用的方式,主要有以下几种^[10]:(1) Minkowski 合并处理: $Q = \frac{1}{N} \sum_i q_i^p$; (2)

基于局部质量/失真合并处理: $Q = \frac{\sum_{i=1}^N \omega(q_i) q_i}{\sum_{i=1}^N \omega(q_i)}$;

(3) 基于显著性合并处理: $Q = \frac{\sum_{i=1}^N \omega_i q_i}{\sum_{i=1}^N \omega_i}$. 本文算法

采取第一种合并处理方式,其中参数取值为 $p = 1$. 由 2.2.1 节及 2.2.2 节中所得到的均为数组的形式,经联合处理这步我们将最终得到一个具体的数值.

因此,某个尺度的具体一组(四幅图像)的互相关相似值由式(2)~(4)取得:

$$R = Q(R_{map} * w_{map}) \quad (4)$$

当每一个尺度的每组互相关相似值计算完后,将该尺度的互相关相似值取算术平均,将得到该尺度的互相关相似值 $R(i)$.

2.3 多尺度权重

图像细节的感知依赖于图像的采样密度、图像平面距观测者的距离和观察者自身的视觉系统感知能力.这些因素发生改变时,具体的主观质量感知评价也将随之发生改变.多尺度方法将图像细节分解到不同的分辨率上,由 HVS 的对比度敏感函数可知,视觉感知对不同的频率敏感度不尽相同,其中对中频的敏感度最高,而在沿中频上升和下降的两个方向上均呈下降趋势^[1].在本文算法中,放大失真图

像分解到五个分辨率尺度,且经过以上步骤,已得到了五个尺度上的五个互相关相似值 $R(i)$ 对这五个互相关相似值分配不同的权值,以期符合人类的视觉特性,并将得到最终的质量预测结果分数.各尺度上的权重的取值^[3]为

$$[s_1, s_2, s_3, s_4, s_5] = [0.044\ 8, 0.285\ 6, 0.300\ 1, 0.236\ 3, 0.133\ 3] \quad (5)$$

于是本文所提算法的具体计算公式见式(2)~(6):

$$CCS = \prod_{i=1}^5 R(i) s_i \quad (6)$$

3 实验结果与分析

实验图像为收集到的 14 张大小为 128×128 标准图像,如图 6 所示(由于篇幅原因,将显示分辨率进行了缩小).实验中所要做的工作就是在图 6 中所示的分辨率大小下,具体地预测图像在放大到任意倍数下的质量预测结果值,由预测结果值来指代图像间质量的孰优孰劣;并与实际视觉感知结果相比,检验算法的准确度.参考算法为 DIIVINE. 在实际的实验工作中,图像在预处理阶段生成预测图像时,将采用同一种插值放大算法,以避免插值算法所带来的倾向性适用某一类图像的情况.



图 6 实验所用的 14 幅 128×128 标准图像

由图 6 中可知,这 14 幅图像有较为丰富的场景内容,分为有人物、静物和风景等,这样的实验图像选取可以有效地消除算法对某一类场景内容可能产生倾向性适用或不适用的问题,使得实验结果更具有普适性.

DIIVINE 算法中的 100 表示图像具有最优的质量,也即标准图像的质量取值,图像的分值越高,越接近 100 代表该幅图像有着较优的质量,分值越低则代表该幅图像的质量越差;CCS 算法中,1 代表图像具有最佳质量,分值越接近 1,说明图像的质量

越好,越小则越差. 尽管表 1 中,DIIVINE 栏与 CCS 栏的数据量纲并不相同,但是这并不影响实验结果与算法性能的对比结果. 因此我们通过使用算法所得分值一栏的数值大小来指代图像之间的质量优劣,并与实际的视觉感知结果作对比.

表 1 14 幅标准图像分别放大至 256×256 、 384×384 和 512×512 分辨率上的算法比较结果

resolution		256×256		384×384			512×512		
result	Rate	DIIVINE	CCS	Rate	DIIVINE	CCS	Rate	DIIVINE	CCS
baboon. gif	3	40. 943 3 *	0. 328 6	3	47. 108 3 *	0. 324 5	3	38. 484 6	0. 357 4
bridge. gif	2	36. 621 4	0. 404 4	3	31. 793 4	0. 404 7 *	3	37. 492 8	0. 453 2
camera. gif	1	43. 454 9	0. 418 3	1	46. 224 6	0. 444 7	2	43. 809 2	0. 425 1
couple. gif	3	25. 013 5	0. 434 3 *	3	36. 462 3	0. 396 6	3	41. 014 2	0. 487 1 *
crowd. gif	2	45. 316 6 *	0. 373 8	3	37. 991 8	0. 482 1 *	3	40. 358 8	0. 458 4
lake. gif	1	38. 908 5 *	0. 423 6	1	26. 404 8 *	0. 507 2	1	43. 818 2	0. 530 0
lax. gif	3	30. 079 2	0. 372 9	3	38. 905 9	0. 383 5	3	43. 018 3	0. 413 0
lena. gif	1	49. 765 7	0. 488 4	2	41. 552 3	0. 455 3	1	45. 575 3	0. 464 3
man. gif	3	43. 845 9 *	0. 349 6	2	36. 360 7	0. 426 7	3	49. 288 3 *	0. 393 3
milkdrop. gif	1	43. 260 2	0. 441 7	1	44. 020 0	0. 485 5	1	41. 821 5	0. 501 5
peppers. gif	1	31. 537 3 *	0. 410 7	1	37. 289 6 *	0. 446 0	2	43. 162 6	0. 494 3
plane. gif	3	50. 302 5 *	0. 386 0	2	44. 450 0 *	0. 435 0	3	49. 107 8 *	0. 422 8
woman1. gif	2	41. 307 4	0. 388 0	3	36. 666 6	0. 434 3	2	55. 695 7 *	0. 455 1
woman2. gif	1	43. 876 0	0. 411 5	1	44. 431 6	0. 465 4	1	52. 971 9	0. 446 3 *

注:1—较优;2—较差;3—很差;* 号代表出现极大误差的判定结果

我们只展示在三种分辨率情况下的实验结果,其他分辨率情况下有与表 1 中近似的实验结果. 表中,输入图像的放大失真图像质量分为三类,较优、较差与很差(Rate 栏),我们通过对 DIIVINE 栏与 CCS 栏中的分值与相应的 Rate 进行比较,来分析这两种质量评估算法的性能.

由表中可得到两方面的信息:(1)对比三栏的相应数值可以看出:DIIVINE 与 CCS 栏数值大小的分布上比较,CCS 较于 DIIVINE 算法更为符合 Rate 栏的较优、较差、很差的三类质量判决结果的分布情况;(2)任何一种评估算法都不可能达到完全的无失误,因此比较出现严重误判的次数,即算法数值栏中出现星号的次数. 可以看出,无论是放大到哪个倍数上,CCS 算法数值栏中出现* 号的次数均远低于 DIIVINE 算法数值栏中* 号出现的次数. 如,在 256×256 分辨率下,DIIVINE 栏中* 号出现了 6 次,而 CCS 中* 号仅出现 1 次. 基于以上两点,可以得出本文所提出的算法 CCS 可较为理想地在原始图像分辨率上进行分辨率调整放大的质量预测评估的工作,并对不同的图像在相同观测条件下,放大到

任意倍数后质量优劣的预测做出比较结果.

下面使用两幅图像来直观地显示实验结果. 如图 7 所示,两幅图像的分辨率均为 256×256 ,主观视觉感觉是右图的质量是要优于左图,但从表 1 中可以看到,DIIVINE 算法结果显示左图要优于右图,这与我们的实际视觉感知结果不相符合,而在 CCS 算法所得结果中,修正了 DIIVINE 所得结果与视觉实际评判不符的问题.



图 7 crowd. gif 与 woman1. gif 标准图像放大两倍后的呈现

4 结束语

本文提出了一种适用于图像内插失真场景下的

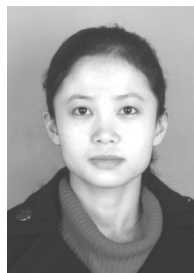
NR 预测算法. 实验结果证明, 本文算法可以较好地
对原始图像进行若分辨率调整放大后的质量进行预
测评估工作, 与经典评估算法的实验对比结果可知,
本文算法达到了较高的预测评估精度.

参考文献:

- [1] Wandell B A. Foundations of Vision[M]. Sunderland, MA: Sinauer Associates, 1995.
- [2] 付伟, 顾晓东. 基于人眼视觉特性的彩色图像质量评价[J]. 微电子与计算机, 2010, 27(2): 59-63.
- [3] Zhou Wang, Eero P Simoncelli, Alan Conrad Bovik. Multi-scale structural for image quality assessment [C]// Proceeding of the 37th IEEE Asilomar Conference on Signal, System and Computers. ASilomar: IEEE, 2003.
- [4] Mehul P Sampat, Wang Z, Alan Conrad Bovik. Complex wavelet structural similarity: a new image similarity index [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009(11): 2385-2401.
- [5] Zhou Wang, Qiang Li. Information content weighting for perceptual image quality assessment [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011 (5): 1185-1198.
- [6] Zhou Wang, Alan Conrad Bovik, Eero P Sheikh. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2004(4): 600-612.
- [7] Anush Krishna Moorthy, Alan Conrad Bovik. Blind image quality assessment: from natural scene statistics to perceptual quality [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011(12): 3350-3364.
- [8] Beilian Li, Xuanqin Mou. No reference image quality assessment based on statistical distribution of local sub-image-similarity [J]. The fourth International Workshop on QoMEX, 2012(7): 176-181.

- [9] Sheikh H R, Wang A, Bovik A C. Live image quality assessment database release2. Available[EB/OL]. [2014-04-20]. <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>. 2005.
- [10] Zhou Wang, Xinlin Shang. Spatial pooling strategies for perceptual image quality assessment[C]// Proc of IEEE Int Conf Image Process. IEEE, 2006, 10: 2945-2948.

作者简介:



韩 沁 女, (1988—), 硕士研究生. 研究方向为图像质量评估.



李 凡 男, (1981—), 博士, 副教授. 研究方向为多媒体信号处理.



汪烈军 男, (1976—), 博士, 教授. 研究方向为信息与信号处理.

(上接第 106 页)

- [5] Zhao Y, Chakrabarty K, Bhargab B Bhattacharya. Testing of low-cost digital microfluidic biochips with non-regular array layouts [J]. Journal of Electronic Testing, 2012, 28(2): 243-255.
- [6] Fei Su, Sule Ozev, Krishnendu Chakrabarty. Concurrent testing of digital microfluidics-based biochips [J]. ACM Transactions on Design Automation of Electronic System (TODAYS), 2006, 11(2): 442-464.
- [7] Zhang L, Kuang J S, J Lin, et al. Parallel on-line testing for digital microfluidic biocip [J]. Shanghai Jiao-

tong Univ(Sci), 2013, V47(01): 98-102.

- [8] Fei Su. Testing and diagnosis of realistic defects in digital microfluidic biochips [J]. Journal of Electronic Testing: Theory and Applications, 2007, 23 (6): 219-233.

作者简介:

张 玲 女, (1980—), 博士. 研究方向为集成电路测试、数字微流控芯片.

王伟征 男, (1984—), 博士. 研究方向为低功耗设计与测试.

晏伯武 男, (1968—), 博士, 教授. 研究方向为微电子测试.