

基于迭代自适应终止的马尔科夫错误隐藏算法

王 冰, 刘 浩, 李康达, 孙晓帆, 张鑫生

(东华大学 信息科学与技术学院, 上海 201620)

摘 要: 现有马尔科夫算法对于平滑图像块存在无效的迭代补偿, 增加了时间复杂度。为此, 提出一种空域错误隐藏算法。该算法采用平均绝对误差准则测量迭代增益的变化, 通过设定合适的阈值自适应地去除马尔科夫算法对于平滑块的无效迭代, 以减小所有丢失块的平均迭代次数。实验结果表明, 与现有马尔科夫算法相比, 该算法在保证恢复质量的前提下, 降低了运算时间。

关键词: 空域错误隐藏; 平均绝对误差; 迭代次数; 马尔科夫随机场; 综合性能

中文引用格式: 王 冰, 刘 浩, 李康达, 等. 基于迭代自适应终止的马尔科夫错误隐藏算法[J]. 计算机工程, 2018, 44(9): 230-235.

英文引用格式: WANG Bing, LIU Hao, LI Kangda, et al. Markov error concealment algorithm based on iterative adaptive termination[J]. Computer Engineering, 2018, 44(9): 230-235.

Markov Error Concealment Algorithm Based on Iterative Adaptive Termination

WANG Bing, LIU Hao, LI Kangda, SUN Xiaofan, ZHANG Xinsheng

(College of Information Science and Technology, Donghua University, Shanghai 201620, China)

[Abstract] The current Markov has a problem of invalid iteration compensation for a smooth image block, increasing the time complexity. For this reason, this paper proposes a Spatial Error Concealment (SEC) algorithm. The proposed algorithm utilizes the mean-absolute-distortion criterion to measure the variation of iterative gains, and pre-determines an appropriate threshold to filter out invalid iteration process of the existing algorithm, and thus reduces the average iteration times of whole block losses. Experimental results show that the proposed algorithm significantly reduces the run-time while guaranteeing the similar concealment quality.

[Key words] Spatial Error Concealment (SEC); Mean Absolute Difference (MAD); iterative time; Markov Random Field (MRF); overall performance

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0047951

0 概述

相比于编码端的抗误码技术, 解码端的错误隐藏技术由于不需要增加编码冗余和改变码流结构而受到广泛关注。空域错误隐藏 (Spatial Error Concealment, SEC) 主要利用帧内图像中普遍存在的空域相关性来恢复丢失块, 不依赖任何时域信息。方向自适应插值 (Orientation Adaptive Interpolation, OAI) 算法能较好地保持图像边缘和细节信息^[1]。文献[2]提出一种根据相邻块的内容应用语义分割方法, 将正确接收的像素延展到丢失块位置。文献[3]提出了基于编码的自适应像素插值算法, 依据丢失像素到 4 个相邻块的距离、正确块的百分比及其与受损块的相似度 3 个因素确定受损块的插值策略。文献[4]提出根据重叠边界契合度进行空域错误隐藏。文献[5]提出一种复数域

的信号延拓算法, 能够稳健地恢复各种受损图像。文献[6]提出基于加权模板匹配的突发错误隐藏, 通过丢失块相邻可用像素提取匹配模板, 利用模板加权恢复出丢失块。文献[7]提出一种稀疏线性预测 (Sparse Linear Prediction, SLP) 错误隐藏方法。文献[8]提出一种使用多变量核密度估计的算法, 利用块四周的信息来确定支撑模型及模型阶数。文献[9]提出基于几何结构的自适应空域错误隐藏算法, 以提高恢复图像的质量。文献[10]提出基于自适应边缘阈值及方向加权的空域错误隐藏算法, 通过反复测试选择优化的方向加权机制。文献[11]提出一种多尺度变换边缘导向的错误隐藏算法。上述空域错误隐藏算法虽然都具有良好的主客观恢复质量, 但是复杂度较高, 难以实现实时处理。

在较低复杂度的空域错误隐藏算法中, 文献[12]

基金项目: 上海市自然科学基金 (18ZR1400300)。

作者简介: 王 冰 (1991—), 男, 硕士研究生, 主研方向为图形图像处理、视频编码; 刘 浩, 副教授、博士; 李康达、孙晓帆、张鑫生, 硕士研究生。

收稿日期: 2017-07-13 **修回日期:** 2017-09-11 **E-mail:** donghuawangbing@163.com

提出的凸集投影(Projection Onto Convex Set, POCS)方法具有计算量小的优点,但图像恢复质量一般。文献[13]采用双线性插值(Bilinear Interpolation, BI)错误隐藏方法,简单利用受损块的垂直和水平边界邻近像素进行加权平均插值,该方法简单易实现,可有效恢复平滑区域但难以恢复重要的边缘信息。内容自适应的错误隐藏(Content-Adaptive Error Concealment, CAEC)算法将每个丢失块分为3种类型:边缘块、纹理块和平滑块^[14]。然后采用不同的插值方法进行丢失块的隐藏,复杂度较小,但是该算法容易受到噪声影响并依赖于边缘检测算法的精度。文献[15]提出一种马尔科夫随机场(Markov Random Field, MRF)错误隐藏算法,采用固定的多次迭代方式完成对丢失像素的掩盖。如何在复杂度和恢复质量之间取得更好的折衷是目前一个公开的难题。

本文对基于马尔科夫随机场的方法进行改进,提出一种迭代自适应终止(Iterative Adaptive Termination, IAT)的错误隐藏算法,在恢复错误块的过程中,加入平均绝对误差准则自适应地控制迭代次数,以在保证恢复质量的前提下,提升算法实时性。

1 典型的块丢失模式

灵活宏块组织(Flexible Macroblock Ordering, FMO)可以为不同空域错误隐藏算法提供一个共同的比较基准和统一的测试平台。在FMO中,一帧图像分为几个独立可解码的块组,并且每个块组包含一系列的块,不同的块组封装成不同的包,这样,解码图像的丢失块可以被邻近的正确像素块予以隐藏。在某些应用程序中,一个包的损失意味着图像内一个块组的损失。本文针对的是图像编码块大小为 8×8 的情况,并假设丢失块的位置可以被解码器得到。根据丢失块的周围块的损坏情况,可以将损坏情况分为独立丢失或连续丢失。独立丢失表示一个丢失块周围的相邻块被正确接收,连续丢失的一个特例是图像突发错误,即一整行的块全部丢失,它是差错隐藏的一个难题。

图1介绍了2种典型的FMO错误模式,即棋盘错误模式(default模式)和连续错误模式(consecutive模式)。

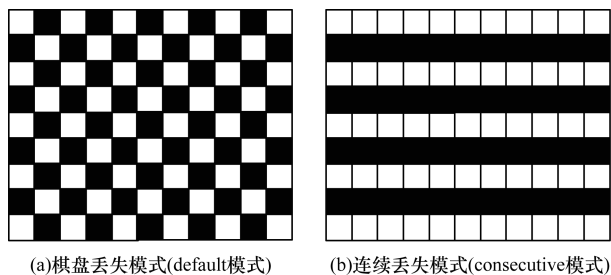


图1 典型的块丢失模式

图中每个方块表示大小为 8×8 的像素块,白色表示接收成功的块,黑色表示接收到的损坏块。图1(a)

为棋盘错误模式,丢失块周围4个相邻块都被正确接收。对于棋盘错误模式,许多SEC算法可以有效地利用丢失块周围的信息进行有效的错误隐藏。图1(b)是连续错误模式的一个示例,这是一个更具挑战性的错误模式,因为同在一行的相邻块均丢失,待隐藏的块缺少其左右的正确块信息,可以利用的相关信息更少,许多SEC算法都难以有效应对连续块丢失。连续块丢失仍然是空域错误隐藏的一个开放性的难题。

2 现有马尔科夫错误隐藏算法分析

在马尔科夫错误隐藏算法中,已恢复的像素可用作参考值恢复其余的像素,此类算法存在一个固定的迭代恢复次数,迭代恢复中会利用到前一次恢复的信息,因此,在后一次恢复过程中使用了更多的信息量。在大量测试中发现,对于复杂块的恢复,在一定范围内迭代次数越大可有效提升恢复质量。但是对于平滑块的恢复,稍多的迭代次数几乎不会再提升质量,因为平滑块内像素较为相似,后一次恢复的图像块像素内容相较于前一次几乎不会有显著改变。default丢失模式和consecutive丢失模式是现有空域隐藏算法最为常用的2种错误模式。通过大量实验,图2和图3给出了在不同模式下,各性能指标与迭代次数的统计关系。

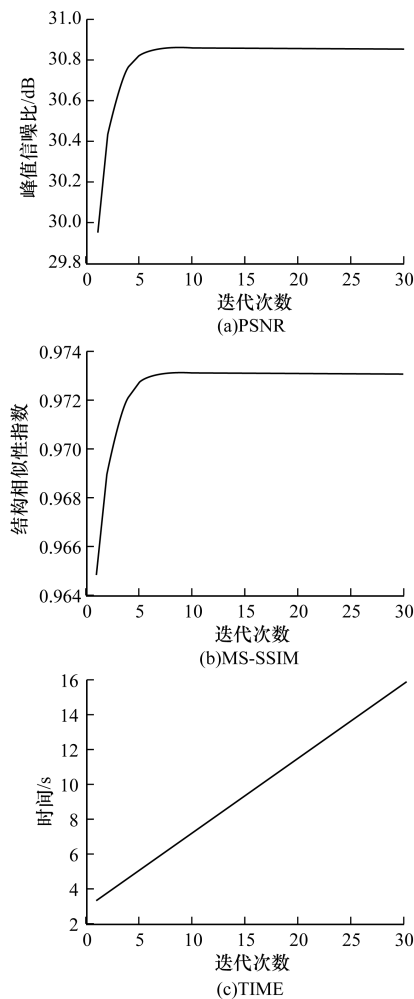


图2 default模式各性能指标与迭代次数的统计关系

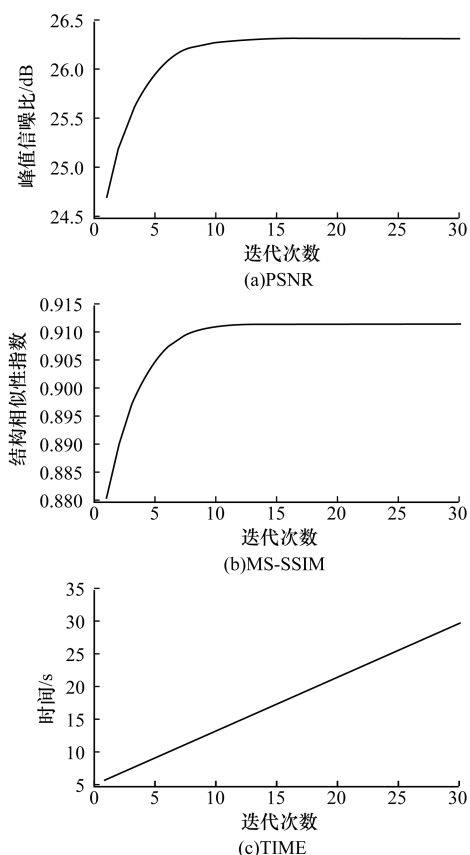


图3 consecutive 模式各性能指标与迭代次数的关系

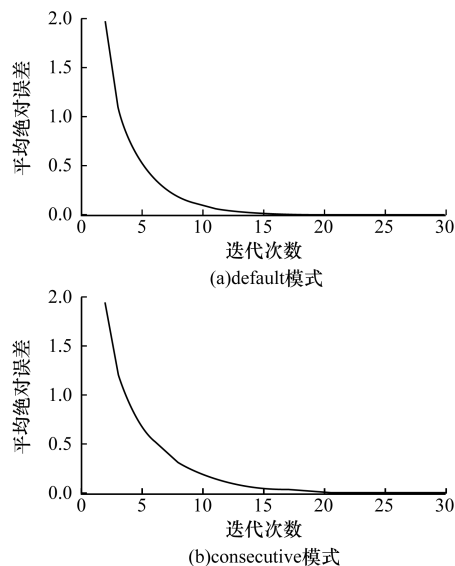
从图2、图3可以得到,现有马尔科夫算法的PSNR值和MS-SSIM值随着迭代次数的增加都是先上升再趋于平滑,然而算法的复杂度却呈现线性上升。现有马尔科夫算法对于所有丢失块都采取相同次数的迭代恢复,存在对于平滑块的无效迭代,显著增加的复杂度几乎不会带来平滑块恢复质量的提高,如果能够自适应地过滤掉这类无效的迭代恢复过程,复杂度将会明显减小。

3 迭代自适应终止策略

针对现有MRF错误隐藏算法的上述问题,本文采用平均绝对误差(Mean Absolute Difference, MAD)准则,提出一种迭代自适应终止IAT错误隐藏算法,通过计算第 n 次和第 $n-1$ 次恢复块的MAD值,采用MAD值的大小来描述第 n 次和第 $n-1$ 次恢复块内容的相似性,MAD值越小,表明2次恢复块的内容越相似,进一步迭代重构带来的性能提升将愈发不明显。

通过统计多张测试图像的每个丢失块在迭代恢复过程中的平均MAD,图4给出了第 n 次与第 $n-1$ 次恢复块MAD的变化趋势,从图中可以发现,随着迭代次数的增加,第 n 次和第 $n-1$ 次恢复块的MAD值越来越小并趋于0,能够推断随着迭代次数的增加,第 n 次和第 $n-1$ 次恢复块的像

素内容越来越相似。所以,通过在MRF算法迭代恢复过程中计算第 n 次和第 $n-1$ 次恢复块的MAD值,至少迭代恢复2次,当其小于某个阈值 q 时则停止迭代,丢失块的恢复过程结束,否则继续迭代,直至满足MAD小于阈值 q 或者当 n 增加到MRF算法的固定迭代次数时也停止迭代,通过这种方式自适应地降低单帧图像内所有丢失块的平均迭代次数,就能保证在恢复质量几乎不下降的前提下减小运算时间。

图4 第 n 次与第 $n-1$ 次恢复块MAD变化趋势

阈值 q 要能反映出2次恢复块的内容相似度,必须选取一个合适的值:过大会导致恢复质量下降明显,过小则使得所有丢失块都通过固定迭代次数进行恢复。

表1和表2分别显示了2种丢失模式下典型阈值 q 的性能分析结果。

表1 default 模式下IAT算法阈值 q 的取值分析

阈值 q	性能指标	IAT 算法	MRF 算法
0.2	TIME/s	5.958 0	7.167 5
	PSNR/dB	30.862 8	30.860 5
	MS-SSIM	0.973 2	0.973 2
	平均迭代次数	6.7	10
0.4	TIME/s	5.355 0	7.167 5
	PSNR/dB	30.866 5	30.860 5
	MS-SSIM	0.973 2	0.973 2
	平均迭代次数	5.3	10
0.6	TIME/s	5.017 3	7.167 5
	PSNR/dB	30.867 2	30.860 5
	MS-SSIM	0.973 2	0.973 2
	平均迭代次数	4.5	10
0.8	TIME/s	4.752 3	7.167 5
	PSNR/dB	30.864 5	30.860 5
	MS-SSIM	0.973 0	0.973 2
	平均迭代次数	4	10

表 2 consecutive 模式下 IAT 算法阈值 q 的取值分析

阈值 q	性能指标	IAT 算法	MRF 算法
0.2	TIME/s	12.074 0	13.564 8
	PSNR/dB	26.289 8	26.290 9
	MS-SSIM	0.911 3	0.911 4
	平均迭代次数	7.4	10
0.4	TIME/s	10.838 9	13.564 8
	PSNR/dB	26.280 9	26.290 9
	MS-SSIM	0.910 9	0.911 4
	平均迭代次数	6	10
0.6	TIME/s	10.110 6	13.564 8
	PSNR/dB	26.263 0	26.290 9
	MS-SSIM	0.910 2	0.911 4
	平均迭代次数	5	10
0.8	TIME/s	9.549 4	13.564 8
	PSNR/dB	26.234 7	26.290 9
	MS-SSIM	0.909 3	0.911 4
	平均迭代次数	4.4	10

从表 1 和表 2 可以看出,在 2 种模式下 q 取 0.8 都较为合适,在 default 丢失模式下, q 为 0.8 时平均迭代次数为 4 次,相比 MRF 的 10 次下降了 60%,运行时间 TIME 相比 MRF 减小了 2.42 s,下降了约 33.70%,PSNR 微增 0.004 dB,上升约 0.01%,

MS-SSIM 微增了 0.000 2,上升约 0.02%,有效保证了图像的恢复质量,同时显著增强了 MRF 算法的实时性,这也说明 MRF 算法中多余的无效迭代有时甚至会导致恢复质量的略微下降。在 consecutive 丢失模式下, q 为 0.8 时平均迭代次数为 4.4 次,相比 MRF 的 10 次下降了 56%,运行时间 TIME 相比 MRF 减小 4.02 s,下降了约 29.60%,PSNR 减小 0.056 dB,下降了约 0.21%,MS-SSIM 减小了 0.002,下降了约 0.22%,此时以恢复质量的略微下降带来了实时性的大幅度提升。

4 实验结果与分析

本节采用 MATLAB 作为测试平台,选取了广泛采用的测试图像,即 barbara boat lena man couple hill fingerprint 作为测试目标,图像尺寸为 512 像素 $\times$ 512 像素,丢失块尺寸为 8×8 ,阈值 q 选取为 0.8,因为其具有一定的一般性,在 2 种典型丢失模式下,都能够有效保证恢复质量,降低算法的复杂度。恢复质量分为主观质量和客观质量。表 3 和表 4 分别显示了不同空域错误隐藏算法针对 2 种丢失模式的客观质量和复杂度。

表 3 不同空域错误隐藏算法的客观质量和复杂度比较 (default 模式)

测试图像	性能指标	BI	CAEC	POCS	MRF	SLP	IAT
Barbara	PSNR/dB	27.710 6	30.221 2	25.923 7	30.112 0	33.366 2	30.133 2
	MS-SSIM	0.969 2	0.982 7	0.953 3	0.980 6	0.989 0	0.980 5
	TIME/s	1.206 0	3.381 0	5.026 2	7.207 4	55.376 4	4.756 9
Boat	PSNR/dB	30.060 1	31.287 7	27.350 7	30.593 3	30.583 4	30.570 1
	MS-SSIM	0.969 5	0.977 8	0.946 6	0.974 6	0.976 2	0.973 8
	TIME/s	1.163 4	3.253 6	4.304 9	7.172 3	55.498 8	4.661 4
Couple	PSNR/dB	30.242 4	30.917 4	27.695 9	30.216 9	30.188 3	30.230 2
	MS-SSIM	0.968 9	0.976 1	0.948 8	0.972 0	0.975 0	0.971 7
	TIME/s	1.202 3	3.461 0	4.480 7	7.160 2	55.534 7	4.707 5
Fingerprint	PSNR/dB	23.812 7	27.286 2	23.446 4	26.945 4	26.243 8	26.974 7
	MS-SSIM	0.889 0	0.951 7	0.901 5	0.944 5	0.942 3	0.944 8
	TIME/s	1.130 1	4.114 3	6.147 4	7.181 8	55.398 6	5.558 5
Hill	PSNR/dB	32.328 1	32.711 1	29.405 7	32.192 1	32.386 2	32.184 1
	MS-SSIM	0.975 1	0.977 1	0.957 1	0.975 9	0.977 1	0.975 7
	TIME/s	1.149 7	3.016 3	4.114 6	7.159 1	55.430 3	4.602 2
Lena	PSNR/dB	31.942 7	34.147 9	28.867 3	34.321 7	33.990 1	34.329 3
	MS-SSIM	0.979 7	0.986 6	0.958 2	0.986 8	0.986 9	0.986 8
	TIME/s	1.155 9	3.157 7	4.350 4	7.141 0	55.398 1	4.322 7
Man	PSNR/dB	30.761 6	31.473 7	28.282 6	31.641 8	30.867 4	31.630 4
	MS-SSIM	0.974 0	0.978 3	0.953 4	0.977 8	0.976 5	0.977 7
	TIME/s	1.156 0	3.243 8	4.251 5	7.150 6	55.531 0	4.656 5
平均值	PSNR/dB	29.551 2	31.149 3	27.281 8	30.860 4	31.089 3	30.864 5
	MS-SSIM	0.960 8	0.975 8	0.945 6	0.973 2	0.974 7	0.973 0
	TIME/s	1.116 2	3.375 4	4.668 0	7.167 5	55.452 6	4.752 3

表 4 不同空域错误隐藏算法的客观质量和复杂度比较 (consecutive 模式)

测试图像	性能指标	BI	CAEC	POCS	MRF	SLP	IAT
Barbara	PSNR/dB	23.385 8	20.097 1	22.338 1	26.137 3	27.027 2	26.070 0
	MS-SSIM	0.889 8	0.850 3	0.882 7	0.950 9	0.958 2	0.949 0
	TIME/s	2.139 8	5.649 2	8.416 2	13.651 8	84.386 7	9.533 8
Boat	PSNR/dB	25.400 8	21.056 4	23.200 8	26.219 8	24.921 6	26.160 5
	MS-SSIM	0.905 0	0.830 3	0.857 2	0.921 0	0.902 3	0.917 2
	TIME/s	2.212 4	5.427 6	7.125 4	13.559 9	84.276 0	9.502 5
Couple	PSNR/dB	25.068 8	21.997 6	23.365 2	25.614 9	23.841 1	25.556 3
	MS-SSIM	0.885 3	0.820 4	0.859 6	0.909 3	0.896 6	0.906 9
	TIME/s	2.202 6	5.456 4	7.327 7	13.545 1	84.218 6	9.136 1
Fingerprint	PSNR/dB	19.370 0	15.006 5	19.232 3	21.061 2	20.705 8	21.032 7
	MS-SSIM	0.723 1	0.635 5	0.744 6	0.766 1	0.796 3	0.764 6
	TIME/s	2.195 1	6.128 1	10.189 8	13.544 7	84.256 3	11.650 3
Hill	PSNR/dB	26.852 9	25.296 0	25.196 1	27.687 9	26.460 8	27.610 8
	MS-SSIM	0.903 4	0.884 5	0.875 3	0.923 9	0.903 4	0.921 5
	TIME/s	2.196 2	5.256 0	6.984 0	13.558 4	84.226 7	9.203 2
Lena	PSNR/dB	25.887 6	21.184 1	24.549 4	30.134 6	29.097 4	30.090 6
	MS-SSIM	0.913 5	0.834 8	0.902 4	0.967 5	0.962 6	0.966 5
	TIME/s	2.221 2	5.464 2	7.583 0	13.560 7	84.220 8	8.374 3
Man	PSNR/dB	25.352 4	20.923 4	24.098 3	27.180 4	25.957 4	27.121 7
	MS-SSIM	0.903 5	0.819 5	0.883 6	0.941 1	0.933 6	0.939 5
	TIME/s	2.203 5	5.518 9	7.308 1	13.533 3	84.219 7	9.445 6
平均值	PSNR/dB	24.474 1	20.794 5	23.140 0	26.290 9	25.430 2	26.234 7
	MS-SSIM	0.874 8	0.810 8	0.857 9	0.911 4	0.907 6	0.909 3
	TIME/s	2.195 8	5.557 2	7.847 7	13.564 8	84.257 8	9.549 3

由表 3 可以看出,在 default 模式下,BI 算法的运行速度最快,实时性最好,但其 PSNR 平均值和 MS-SSIM 平均值仅仅高于 POCS 算法,相较于其他 3 个算法处于劣势。CAEC 算法的实时性仅次于 BI,平均 PSNR 值和平均 MS-SSIM 值表现最优秀。POCS 算法的实时性落后于 BI 和 CAEC,PSNR 值和 MS-SSIM 值表现最差。建议的 IAT 算法的 PSNR 值和 MS-SSIM 值和 MRF 基本相当,稍微落后于 CAEC 和 SLP,但 IAT 的实时性明显好于 MRF。SLP 算法的 PSNR 值和 MS-SSIM 值稍微落后于 CAEC,但其复杂度最高、实时性最差。由表 4 可以看出,在 consecutive 模式下,BI 算法的运行时间依然最短、实时性最好,其 PSNR 值和 MS-SSIM 值高于 CAEC 和 POCS,但依然低于 SLP、MRF 和 IAT,CAEC 的实时性依然仅次于 BI,但是客观质量表现最差,SLP 的实时性劣势更加突出,MRF 和 IAT 的 PSNR 值和 MS-SSIM 值大致相当,显著高于其他 4 个算法,但是 IAT 运算时间更少,且实时性明显更好。

在 2 种典型的丢失模式下,图 5 和图 6 分别比较了不同空域错误隐藏算法的主观质量。



图 5 default 模式不同算法主观质量比较



图6 consecutive模式不同算法的主观质量比较

从图5可以看到,在default模式下,POCS的主观质量表现最差,产生了人造的点状错误痕迹,其他算法都表现不错,人眼难以分辨各自的好坏。从图6可以得到,在consecutive模式下,CAEC产生了未能恢复的黑色块,已经不能完全恢复图像,而BI算法的恢复效果也较差,出现了明显的错误横条带,POCS算法也产生了人造的错误横条带,SLP依然表现较好,MRF和IAT表现较好,人眼感觉舒适。相较于现有MRF算法固定的迭代次数,本文IAT算法不仅保留了MRF算法恢复质量的优势,而且大幅度提升了实时性,在default模式下,运行时间下降了33.7%,在consecutive模式下,运行时间下降了29.60%,这对实时性系统有特殊的意义。

5 结束语

本文对现有MRF错误隐藏方法的迭代次数进行统计分析,提出IAT算法。通过增加平均绝对误差准则,设定合适的阈值,自适应地过滤现有方法对图像内平滑块的多余无效迭代,以减小整幅图像丢失块的平均迭代次数,降低算法的运算时间。实验结果表明,IAT算法在2种典型的错误模式下都有着较好的表现,且复杂度较小。

参考文献

[1] LI Xin, ORCHARD M. Novel sequential error-concealment techniques using orientation adaptive interpolation [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2002, 12(10): 857-864.

[2] RANIBAR M, KASAEI S. Spatial error concealment; a novel exemplar-based approach using segmentation [J]. Computers and Electrical Engineering, 2009, 35(4): 536-548.

[3] SONG Li, MA Xin. Adaptive pixel interpolation for spatial error concealment [J]. Journal Signal Processing Systems, 2010, 60(S13): 291-303.

[4] KIM D, SEO J. H. 264/AVC retrieval algorithm using adaptive affine error concealment [J]. Optical Engineering, 2010, 49(6): 401-402.

[5] SEILER J, KAUP A. Complex-valued frequency selective extrapolation for fast image and video signal extrapolation [J]. Signal Processing Letters, 2010, 17(11): 949-952.

[6] KOLODA J, OSTERGAARD J, JENSEN S H, et al. Sequential error concealment for video/images by weighted template matching [C]//Proceedings of IEEE Data Compression Conference. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2012: 159-168.

[7] KOLODA J, OSTERGAARD J, JENSEN S H, et al. Sequential error concealment for video/images by sparse linear prediction [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2013, 15(4): 957-969.

[8] KOLODA J, PEINADO A M, SANCHEZ V. Kernel-based MMSE multimedia signal reconstruction and its application to spatial error concealment [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2014, 16(6): 1729-1738.

[9] 姚伟新, 杨丹, 葛愿. 基于几何结构的自适应空域错误隐藏算法 [J]. 计算机工程, 2016, 42(2): 261-265.

[10] 李玉峰, 李广泽, 龙科慧. 基于自适应边缘阈值及方向加权的空间错误隐藏算法 [J]. 光学精密工程, 2016, 24(3): 626-633.

[11] LANGARI B, VASEGHI S, PROCHAZKA A, et al. Edge-guided image gap interpolation using multi-scale transformation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(9): 4394-4404.

[12] SUN Huifang, KWOK W. Concealment of damaged block transform coded images using projections onto convex sets [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(4): 470-476.

[13] XU Yanling, ZHOU Yuanhua. H. 264 video communication based refined error concealment schemes [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2004, 50(4): 1135-1141.

[14] ZHANG Rongfu, ZHOU Yuanhua, HUANG Xiaodong. Content-adaptive spatial error concealment for video communication [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2004, 50(1): 335-341.

[15] PERSSON D, ERIKSSON T. Spatio-temporal markov random field-based packet video error concealment [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2007: 241-244.