

基于运动目标的 De-Interlace 算法

高新波, 谷军霞, 李 洁

(西安电子科技大学工程学院, 陕西西安 710071)

摘 要: 本文提出一种新颖的基于运动目标的 De interlace 算法. 该算法以实际的运动目标作为操作对象, 引入一种较精确的运动目标提取方法, 并采用免疫克隆选择算法加速匹配目标的搜索过程. 新算法融合了运动补偿、中值滤波、Weave、Bob 等 De interlace 方法. 与流行的基于运动块补偿的 De interlace 算法相比, 新算法更适应复杂的视频序列, 不仅可以处理平移运动, 还适用于旋转、尺度变换等复杂运动情况. 实验结果表明新算法的整体性能优于基于块匹配的方法.

关键词: De interlace; 运动目标; 运动检测; 运动估计; 运动补偿

中图分类号: TN919; TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2005) 06-1066-04

De-Interlacing Algorithm Based on Moving Objects

GAO Xir bo, GU Jurr xia, LI Jie

(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: A novel de interlacing algorithm based on moving objects is presented. In this algorithm, natural moving objects, not contrived blocks, are considered as the processing basic cells. And an accurate method is introduced to detect the moving objects with the immune clonal selection algorithm accelerating the search process for matching objects. This algorithm integrates many other de interlacing methods such as motion compensation, median filtering, Weave and Bob, so it is more adaptive to various complex video sequences. Moreover, it can perform the motion compensation for the objects with not only the translation, but also the rotation and scaling transform. The experimental results illustrate that compared with the block matching method with full search, the new de interlacing algorithm greatly improve the efficiency and performance.

Key words: de interlace; motion object; motion detection; motion estimation; motion compensation

1 引言

目前, 隔行扫描(interlaced scanning)标准还广泛地应用于电视系统. 但在高分辨率显示器上, 这种隔行扫描方式存在行爬行、边缘羽化或交错等缺点^[1]. 为此, 人们提出了许多 De interlace 算法来消除上述缺点. 根据插值方式的不同可将这些算法大致分为场内插值和场间插值两大类^[2].

场内插值包括行重复和线性滤波(Bob), 实现简单却无法提高画面的垂直分辨率, 且会使图像边缘模糊. 场复制法(Weave)是简单的场间插值算法, 对静止图像部分 De interlace 效果良好, 对运动部分则会产生伪影. 因此, 人们又提出各种针对运动自适应的算法, 例如基于中值滤波的方法(Median Filtering, MF)^[2]、利用运动检测的方法等^[1,3], 其中运动补偿(Motion Compensation, MC)法是一种对运动自适应的先进算法.

要运动补偿首先得估计运动矢量, 块匹配是一种常用的方法^[2,4]. 由于该方法假设运动块内各像素只作相同的平移

运动, 从而限制其估计性能. 首先, 块的划分是硬性的, 在物体的边缘处, 块的划分与物体本身的自然变化是不适应的, 这样在运动目标的边缘容易产生锯齿. 即使在物体内部, 同一块内像素做同样运动的假设也可能不成立, 因为还存在许多不同运动像素组成的混合块. 其次, 块匹配法仅适用于平移运动, 无法处理旋转、尺度变换等复杂运动.

针对上述问题, 本文提出了一种新的基于运动目标的 De interlace 算法(De interlacing Algorithm based on Motion Object, DA-MO). 新算法中, 操作对象不再是人为划定的块, 而是更符合实际的天然运动目标. 这样, 基于运动目标进行 De interlace 处理, 可以有效地避免混合块的问题, 并且可以同时处理具有平移、旋转、尺度等变换的运动目标.

2 基于运动目标的 De interlace 算法

基于运动目标的 De interlace 算法(DA-MO)包括4个主要步骤: 运动目标检测、运动目标提取、运动估计和 De interlace 处理. 其算法处理框图如图1所示.

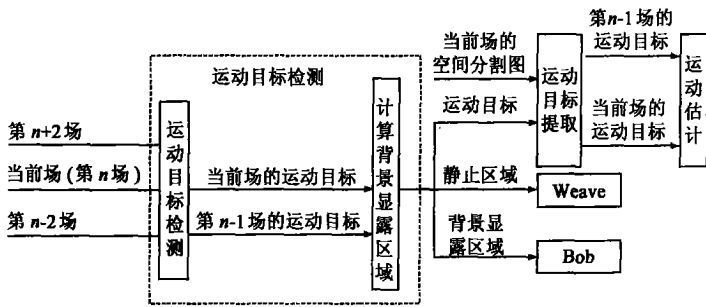


图 1 基于运动目标的 De-interlace 算法框图

2.1 运动目标检测

视频场景通常由静止背景和一个或多个运动目标组成。我们不能直接得到运动场, 只能得到图像亮度随时间的变化, 即所谓的光流场。假设 i_k 表示第 k 场图像的光流场, 可表示为

$$i_k = s_{k,n} + m_k + \mu_{k,n} + n_k \quad (1)$$

其中, $s_{k,n}$ 表示第 k 场相对于第 n 场的静止背景, m_k 为第 k 场的运动目标, $\mu_{k,n}$ 表示第 k 场相对于第 n 场的显露背景, n_k 为第 k 场的背景噪声。通过计算光流场差可以进行运动检测。对于隔行扫描的场序列, 要精确地检测运动, 需要用奇偶同性场^[3]。定义连续两个同性场间的互场差为

$$d_{k,k-2} = m_k + \mu_{k,k-2} + (n_k - n_{k-2}) \quad (2)$$

由物体运动引起的光流变化 ($m_k + \mu_{k,k-2}$) 具有很强的结构性, 而一般噪声具有高斯分布特性, 这样提取由物体运动引起的光流变化就归结为从高斯噪声中提取非高斯信号的问题^[5]。因此, 可以采用互场差的 4 阶统计量判决出运动对象的一般结构。对于 (x, y) 处的像素, 其四阶矩定义为

$$m_d(x, y) = \frac{1}{N_W} \sum_{(s,t) \in W} (d(s,t) - \bar{m}_d(x,y))^4 \quad (3)$$

其中 W 为中心在 (x, y) 处的滑动窗口, N_W 为窗口内的像素总数, $\bar{m}_d(x, y)$ 为窗口内 $d(x, y)$ 的均值。根据文献^[5]的分析, 运动像素判决的阈值取为 $T = c \cdot \sigma_n^4$, 其中 c 为常数, 噪声方差 σ_n^2 可以用静态背景的背景方差近似代替噪声方差。然后, 逐像素判决其运动情况。

由于光流场并不总是对应于运动场^[6], 在运动检测中, 我们采取对运动“过检测”然后做后处理的保守策略。这里, 我们利用数学形态学滤波来降低“过检测”运动标记图像的背景噪声(以减小虚警), 弥补由于纹理不足造成的运动检测漏警。

运动检测后, 得到的运动区域包括运动目标和显露背景。要是显露背景也进行运动估计, 将会增加不必要的运算量, 因此需要将运动目标进一步分离出来。为此, 我们用待处理场与其相邻的两场分别进行运动检测, 根据运动目标的相关性和显露背景的变化, 将两次检测结果取交集就可得到真正的运动目标。由于物体运动后而显露出的背景在参考场是找不到相匹配区域的, 因此只能用 Bob 法进行 De-interlace 处理。

2.2 运动目标提取

由于在运动估计前无法获得像素的运动矢量, 因此空间相邻的运动像素是否属于同一目标无法判断。不过, 我们可以假设同一个运动目标满足匀质性, 借助常用的 Watershed 变

换^[7,8]先对待处理的图像进行空间分割, 然后再结合运动目标检测的结果来提取运动目标。

空间分割出的区域属于运动目标的条件为: 该目标中运动像素的百分比大于某一阈值(t_1)。这样的定义可以进一步降低噪声影响。为了降低 Watershed 算法的“过分割”现象, 我们对目标面积占图像面积之比小于某一阈值(t_2)的目标进行合并或删除, 即首先判断该目标是否有邻接目标, 若

没有邻接目标, 则认为是孤立噪声而直接去除, 若有邻接目标, 则将其归入平均亮度最接近的目标。如图 2 给出的示例中, 图 2(a)为 Watershed 空间分割结果, (b)为检测到的运动部分, 被分割为 320 个目标, 经后处理将运动目标精简为(c)中的 82 个。



(a) 场图像空间分割结果 (b) 检测到的运动目标 (c) 后处理后得到的运动目标

图 2 基于 Watershed 算法的运动目标提取示例

2.3 运动估计

当检测到的运动目标较多时, 在运动估计前必须按照某种准则在参考场中选取待匹配目标的候选匹配目标集(Candidate Matching Object Set, CMOS)。然后只在 CMOS 中进行匹配寻优, 以降低运算量。

本文利用目标的平均亮度和面积作为参考场中 CMOS 的选择准则

$$d_{i,j} = w \times y_{i,j} + (1-w) \times a_{i,j} \quad (5)$$

其中, $y_{i,j}$, $a_{i,j}$ 分别表示待处理场中第 i 个目标与参考场中第 j 个目标的相对平均亮度差和相对面积差, w 为权重。因为目标有可能发生形变, 所以面积因素所占的比重一般较小。若 $d_{i,j}$ 小于某一阈值(t_3), 则认为参考场中第 j 个目标属于待处理场第 i 个目标的 CMOS 成员。

选定的 CMOS 中的每个目标都将作为进一步匹配搜索的基准点。即以 CMOS 中的每个目标周围的一矩形范围作为搜索区域, 以其中每个点为中心, 加入旋转因子和尺度变换因子, 分别计算匹配误差, 得到相对于该点的最优解。最后将对每个点的最优解进行比较, 得到最优的匹配区域。这里只有当所得到的最小匹配误差小于某一阈值(t_4)时, 才被认为找到了匹配区域。显然, 这种搜索方法是相当耗时的。为此, 我们引入免疫克隆选择算法^[9]来加速匹配区域的搜索过程。

利用免疫克隆选择算法进行匹配目标搜索需要解决 2 个问题, 一是将问题的解编码到抗体串中; 二是构造合适的抗体-抗原亲和度函数。该问题中解参数集为 $\{x, y, a, s\}$, (x, y) 为匹配基准点的位移, a 为旋转因子, s 为尺度因子。我们对每个参数采用二进制编码形成抗体串。目标匹配的亲和度函数定义为

$$f(x, y, a, s) = \frac{M(\beta_B)}{1 + D(A, \beta_B)} / \text{www.cnki.net} \quad (7)$$

其中, A 和 β_B 分别为待处理场的某一目标和相应候选匹配目标集中以目标 B 为基准点的某一待匹配区域; $D(A, \beta_B)$ 选用平均绝对差(MAD)准则; $M(\beta_B)$ 为 β_B 的运动因子, 定义为

$$M(\beta_B) = \frac{m(\beta_B)}{m(A)} \quad (8)$$

这里, $m(x)$ 表示 x 中运动像素的个数. 显然, $D(A, \beta_B)$ 越小, $M(\beta_B)$ 越大, 亲合度就越高.

这种算法适合于运动复杂或运动目标较多的情况, 但是当旋转和尺度变换在整个运动中所占分量很少时, 就不必再考虑旋转因子和尺度因子的影响.

2.4 De interlace 处理

DA MO 算法的最后一步为 De interlace 操作. 具体处理策略为: 对静止部分采用 Weave 法进行 De interlace 处理; 对于搜索到匹配区域的运动目标进行基于时域中值滤波的运动补偿法处理; 而没有搜索到匹配目标的部分以及背景显露部分用 Bob 法进行处理.

3 实验结果

本节给出基于运动目标的 De interlace 算法的对比实验和结果分析. 实验中采用了背景噪声较小且以水平运动为主的“man”序列(<http://www.cim.mcgill.ca/~mlamaire/particle-filter.html>), 背景不光滑且以垂直运动为主的“tennis1”序列(<http://sampl.eng.ohio.state.edu/~sampl/database.htm>), 运动情况较复杂的“golf”序列, 以及背景不光滑且运动复杂的“tennis2”序列(<http://sampl.eng.ohio.state.edu/~sampl/database.htm>) 分别作为测试视频序列, 每个测试序列的一幅代表图像如图 3 所示.

各种 De interlace 算法性能评价有主观和客观两种方法^[3], 这里我们引入以逐行扫描视频序列为参考的客观评价方法. 评价准则采用峰值信噪比(PSNR)和显著错误率. 前者表征了图像质量的整体性能, 而后者反映了对视觉形成显著

影响的像素比重. 其中, 显著错误率定义为

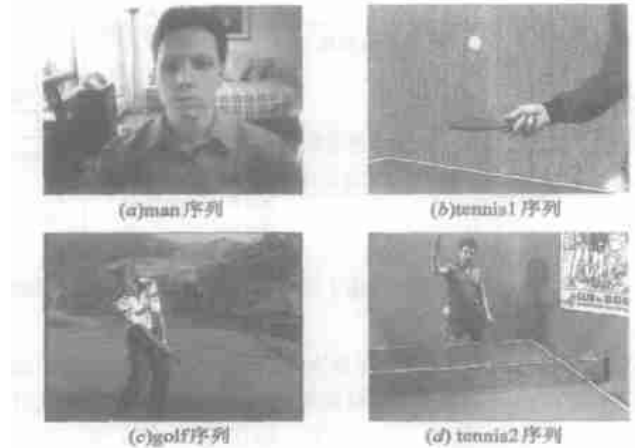


图 3 测试序列的代表图像

$$R_f = \frac{1}{3MN} \sum_{p=1}^M \sum_{q=1}^N \sum_{r=1}^3 \text{ord}[|A(p, q, r) - B(p, q, r)| > t] \quad (10)$$

即, 将原逐行扫描图像 A 和被测试算法 De interlace 处理后的图像 B 相比较, 对应像素颜色绝对差大于某一给定的容忍阈值 t (心理学测试实验表明对 256 级量化的颜色空间, 人眼的敏感门限为 6 个灰阶) 的所有像素占图像总像素数的百分比. 另外, 本实验中 DA MO 算法的各个参数取值如表 1 所示.

表 1 实验中 DA MO 算法的参数取值

c	W	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5	t	w
60	7	80%	0.01%	0.08	0.06	0.20	6	0.8

分别用五种不同的 De interlace 算法对 4 个给定的测试序列进行处理, 并分别计算其全图和运动部分的平均峰值信噪比和显著性错误率, 其统计结果显示在表 2 中. 其中还给出了每种算法的平均运行时间, 其数值相对于块匹配全搜索法(BM FS)的时间进行了归一化处理.

表 2 五种 De Interlace 算法在四个视频序列上处理性能的平均评价指标

评价指标及其取值	PSNR(dB)		$R_f(\%)$		平均运行时间	评价指标及其取值	PSNR(dB)		$R_f(\%)$		平均运行时间	
	全图	运动部分	全图	运动部分			全图	运动部分	全图	运动部分		
man	DA MO	37.49	38.50	2.24	2.00	tennis1	DA MO	31.35	34.98	6.17	1.24	14.48
	BM FS	35.96	38.24	4.07	2.42		BM FS	28.33	34.63	10.54	1.26	100
	MF	34.88	37.59	4.84	2.84		MF	27.46	34.44	11.04	1.27	0.73
	Weave	26.91	27.02	7.53	6.61		Weave	27.33	28.94	7.29	1.40	0.007
	Bob	18.08	26.56	22.86	7.62		Bob	22.30	29.75	25.06	2.05	0.03
golf	DA MO	29.11	33.93	3.96	1.72	tennis2	DA MO	32.46	34.36	2.03	1.07	19.15
	BM FS	29.06	32.23	4.44	1.88		BM FS	24.80	34.01	7.10	1.10	100
	MF	29.83	32.97	3.83	1.74		MF	23.82	33.89	6.79	1.11	0.78
	Weave	28.14	29.02	4.45	2.11		Weave	30.43	31.16	2.14	1.18	0.006
	Bob	26.32	28.45	7.48	2.81		Bob	18.69	29.79	24.53	1.78	0.03

由表 2 的数据对比可得到如下几条结论: 对于以水平运动为主要运动的“man”序列, 运动自适应的三种算法要优于 Weave 法和 Bob 法, 而 DA MO 的平均 PSNR 高于 BM FS 和 MF 法; 对于以垂直运动为主要运动的“tennis1”序列, DA MO 的平均 PSNR 要远大于 BM FS 或 MF 法, 不过 Weave 法的性能也较好. 这是因为“tennis1”序列的背景不光滑, 并且运动区域较小, 静止部分所占的比例很大, 这种情况下场复制操作的优

越性得以体现, 而在运动区域, 运动自适应的算法则优于 Weave 法; 对于运动比较复杂的室外“golf”序列, 在视频中它的大部分草地背景上存在轻微的变化, 因此就整体的 PSNR 而言 MF 的性能最好, Weave 法的性能在运动区域很小的场较好, 而在运动区域, DA MO 算法还是优于其它算法; 对于“tennis2”序列, 其运动比较复杂, 而且背景不光滑, 因此 DA MO 和 Weave 法的整体性能较优, 在运动区域, DA MO 算法优

于其它运动自适应算法. 从显著错误率指标上来看, DA-MO 法要明显低于其它算法. 另外, 由于 DA-MO 是对实际运动目标操作, 而目标数要小于块匹配中的块数, 所以其运行时间要少于 BM-FS 算法. 对于各式各样的视频序列, 单一地采用某一种算法, 效果都不很理想. 因此融合了运动补偿、中值滤波、Weave、Bob 等方法的 DA-MO 算法在处理各种视频序列时具有较好的整体统计性能.

4 结束语

在基于运动补偿的 De interlace 算法中, 块匹配法的固有缺陷限制了其性能的进一步提高. 为此, 本文提出了基于运动目标的 De interlace 方法. 该算法以实际的运动目标作为操作对象, 引入了一种较精确地提取运动目标的方法, 并采用免疫克隆算法加速匹配目标的搜索. 它融合了运动补偿、中值滤波、Weave、Bob 等方法, 适合于包含复杂运动目标的视频序列的 De interlace 处理.

尽管如此, 在本文的 DA-MO 算法中也还存在一些有待解决的问题: 一是如果目标分割不精确则会降低 De interlace 的性能, 比如, 过分割会产生太多运动目标而使运算量大增, 分割不足又会产生混合块而降低 De interlace 效果; 二是在处理旋转、尺度变换等情况时运算量较大; 三是该算法不适用于快速扭曲变形的情况. 如果这些问题能得到很好的解决, 算法性能将会得到进一步的提高.

参考文献:

- [1] D Van De Ville, B Rogge, W Philips, I Lemahieu. Deinterlacing using fuzzy based motion detection[A]. Proc of the Third International Conference on Knowledge Based Intelligent Information Engineering Systems[C]. USA: IEEE Press, 1999. 263- 267.
- [2] E B Bellers, G de Haan. Advanced de interlacing techniques[A]. Proc ProRISC/IEEE Workshop on Circuits, Systems and Signal Processing [C]. Utrecht: Technology Foundation, 1996. 7- 17.

- [3] SHYH-FENG Lin, YU-LING Chang, LIANG-GEE Chen. Motion adaptive interpolation with horizontal motion detection for deinterlacing[J]. IEEE Trans Consumer Electronics, 2003, 49(4): 1256- 1265.
- [4] YAO Nie, KAF KUANG Ma. Adaptive rood pattern search for fast block matching motion estimation[J]. IEEE Trans Image Pro, 2002, 11(12): 1442- 1449.
- [5] A Neri, S Colomese, G Russo, P Talone. Automatic moving object and background separation[J]. Signal Processing, 1998, 66(2): 219- 232.
- [6] THOMAS Meier, KING N Ngan. Automatic segmentation of moving objects for video object plane generation[J]. IEEE Trans Circuits and Systems for Video Technology, 1998, 8(5): 525- 537.
- [7] 黄波, 杨勇, 王桥, 吴乐南. 一种基于时空联合的视频分割算法[J]. 电子学报, 2001, 29(11): 1491- 1494.
- [8] L Vincent, P Soille. Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on immersion simulations[J]. IEEE Trans, 1991, PAMI- 13(6): 583- 598.
- [9] 杜海峰. 免疫克隆计算与人工免疫网络研究与应用[R]. 西安: 西安电子科技大学, 2003.

作者简介:



高新波 男, 1972 年生于山东莱芜, 博士, 教授, 博士生导师, 中国电子学会高级会员, 主要研究兴趣为图像视频信号处理、智能信息处理和模式识别. E-mail: xbgao@lab202.xidian.edu.cn.

谷军霞 女, 1983 年生于河北石家庄, 现为清华大学博士研究生, 主要研究兴趣为视频/图像信号处理.

李洁 女, 1972 年生于陕西西安, 博士, 讲师, 主要研究兴趣为数据挖掘和图像处理.