

基于运动矢量场和方向自适应的快速运动估计算法

倪伟^① 郭宝龙^① 丁贵广^② 杨 镠^①

^①(西安电子科技大学智能控制与图像工程研究所 西安 710071)

^②(清华大学自动化系宽带网络媒体实验室 北京 100084)

摘 要 该文提出了一种基于运动矢量场和方向自适应的快速搜索算法。算法针对序列图像的运动矢量场所具有的中心偏置性和时空相关性进行预判,对静止块设定阈值直接中止搜索;根据运动类型自适应选择搜索起始点和搜索策略;采用了两种新的混合搜索方法,对小运动和大运动宏块使用线性-菱形搜索,对中等运动块使用六边形-菱形搜索算法,搜索模板具有强烈的方向特性。实验结果表明,该文算法的搜索速度和搜索精度优于现有的快速运动估计算法,而搜索精度非常接近于全搜索法。

关键词 运动估计,块匹配算法,视频编码,运动矢量场

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)12-2277-06

A Fast Motion Estimation Algorithm Based on Motion Vector Field and Direction Adaptive Techniques

Ni Wei^① Guo Bao-long^① Ding Gui-guang^② Yang Liu^①

^①(Institute of ICIE, Xidian University, Xi'an 710071, China)

^②(Broadband Networks & Digital Media Lab, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract In this paper, a novel fast motion estimation algorithm called the motion vector field and direction adaptive search is proposed. According to center-bias property and spatial-temporal correlation of the motion vector field, the type of local motion activity is first determined. Based on the decision, different strategies are adaptively utilized. Stop criteria is introduced to detect the stationary macroblock, thus terminating current search immediately. Two novel search strategies with strong directional property are adopted, including the Line-Diamond Search for the macroblock with low or high motion activity, and the Hexagon-Diamond Search for the macroblock with middle motion. To achieve high searching speed for those macroblocks with large motion activity, the initial search center is predicted by the motion vector of its neighboring blocks. Experimental results show that the proposed algorithm provides faster speed and higher precision than most existing fast block-matching algorithm, while the distortion is almost the same as the FS.

Key words Motion estimation, BMA, Video coding, Motion vector field

1 引言

运动估计是视频编码中的一项核心技术,能有效去除序列图像的帧间冗余从而实现高效编码,研究快速有效的运动估计算法一直是视频编码领域的热点问题。块匹配运动估计算法(Block Matching Algorithm, BMA)由于算法简单和易于软硬件实现而被广泛应用于包括MPEG-1/2/4^[1]和H.26x^[2]在内的多项视频编码标准中。其基本思想是将当前帧分割成大小相同、相互独立的宏块,对于每个宏块在其参考帧的匹配窗内按照一定的匹配准则搜索与之最接近的块。该预测块与到当前块的位移就是运动矢量(Motion Vector, MV),预测块和当前块之间的差值称为残差,因而每个编码宏块都可以使用残差块和运动矢量表示。预测越准确,意味着残差中的数

值越小,编码所占用的比特数也越少。全搜索法(FS)的估计精度最高,通过搜索匹配窗中的每个候选点,FS能够寻找到全局最优矢量,但是其计算复杂度高,不利于实时应用。为此,研究者们提出了许多快速运动估计算法,较有代表性的有基于块的梯度下降法(BBGDS)^[3]、新三步搜索法(NTSS)^[4]、菱形搜索法(DS)^[5]、六边形搜索法(HEXBS)^[6]、MVFAST算法^[7]和PMVFAST算法等。

本文分析了传统快速运动估计算法的优势和缺陷,在此基础上提出了一种基于运动矢量场和方向自适应的快速搜索算法(Motion vector field and Direction Adaptive Search, M-DAS)。其主要思想是依据运动矢量相关性对当前块的运动类型进行判断,对于静止块则直接跳出匹配;对于其它运动类型自适应地判定其最优起始点,并针对小运动矢量和运动矢量的特点构造和采用了不同的搜索策略:线性-菱形搜索法和六边形-菱形搜索法,搜索模板具有方向性,能够实现

2005-05-16 收到, 2006-01-16 改回

国家自然科学基金项目(60572152)和教育部优秀青年教师(2003)资助课题

速度与精度的统一。

2 运动矢量特性分析

为了设计合理的搜索策略和搜索模板,研究视频序列中宏块运动的基本性质是非常必要的,下面给出块匹配运动估计的4条基本性质。

性质 1 视频序列的运动矢量场具有中心偏置特性,即大部分块是静止的或准静止的。通过对图像序列的统计结果分析表明,宏块的运动矢量主要分布在零矢量周围的2像素范围之内^[8],因此设计搜索模板时应该充分考虑运动矢量分布的这种中心偏移特性。图1显示了Miss America序列前20帧在匹配窗为 $[-7, +7]$ 条件下的运动矢量分布情况(百分比),可以清楚地看出其运动矢量分布的中心偏置特性。

性质 2 视频序列的运动矢量场具有一致性特性。同一帧内的相邻宏块具有相近或相同的运动矢量,即运动矢量具有空间相关性;另外由于视频序列的连续性,当前帧和其前后帧之间的运动矢量还具有一定的时间相关性。

性质 3 匹配误差的SAD分布具有空间方向特性。通常情况下SAD曲面总是沿着某一个梯度下降方向趋向极小点^[8],所以搜索策略应该体现梯度下降的基本思想。图2是Miss America序列中某宏块在 $[-35, +35]$ 范围内的SAD分布图,可以看出SAD曲面具有明显的方向性,除 $(0, 0)$ 附近的SAD值较小外(为最优值所在区域),其余的SAD值都较大,且基本沿着某一个固定方向趋向最优值所在区域。

性质 4 残差图像的误差曲面具有多峰分布的特性,在大多数情况下,误差曲面含有一个或多个局部极小点^[9]。因此搜索模板不能太小,以免陷入局部极小点。

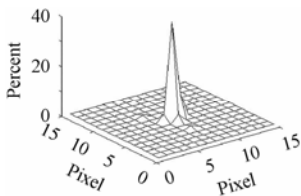


图1 运动矢量的空间分布图

Fig.1 Spatial distribution map of MV

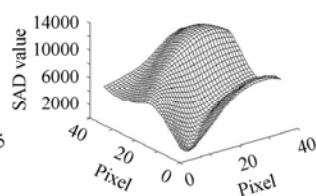


图2 图像宏块的SAD分布图

Fig.2 Distribution map of SAD

3 基于运动矢量场和方向自适应的快速运动估计算法

搜索策略和搜索模板决定了整个运动估计算法的计算复杂度和搜索精度。本文提出的M-DAS算法主要采用了如下3项技术:(1)针对不同运动类型宏块的特点引入了2种高效的搜索算法:线性-菱形搜索算法和六边形-菱形搜索算法;(2)运动矢量场自适应:设定阈值对静止块直接中止计算;使用空间邻块和时间邻块预判当前块的运动属性,根据运动类型自适应选择搜索起始点和搜索策略;(3)搜索方向自适应:在六边形-菱形搜索算法中,为保证搜索精度和搜索速度的一致性,根据不同方向自适应地选择不同模板进行匹配。

3.1 搜索中止准则

M-DAS算法采用绝对误差和函数(SAD)作为衡量判断误差的准则。根据性质1,视频序列的运动矢量场具有中心偏置特性,运动矢量通常高度集中于以 $(0,0)$ 矢量为中心2像素范围的区域内,且静止块占有很大的比重。为此设定静止块判定阈值 T_s ,搜索时首先以此为标准检测 $(0,0)$ 矢量。如果当前宏块与参考帧 $(0,0)$ 矢量处的宏块的SAD差别小于判定阈值 T_s ,则意味着这两个宏块间相似度非常高,此时便可以判定当前宏块没有任何运动,属于静止块,从而直接中止搜索,其最优MV就是 $(0,0)$;若宏块之间的差别大于判定阈值 T_s ,说明当前宏块与 $(0,0)$ 矢量处的宏块差别较大,这是由宏块中的运动信息所造成的,此时必然存在宏块的相对运动,因此需要做进一步搜索。统计实验发现超过98%的静止宏块其SAD值都小于512^[7],因此在本算法中将静止判定阈值设定为 $T_s = 512$ 。可以看出本算法对于比重较大的静止块,由于采用的搜索中止策略摒弃了传统算法逐次匹配的方式,仅需要检测零矢量点即可完成搜索,极大的节省了计算量。

3.2 运动类型判定

根据性质2,视频序列的运动矢量场具有一致性特性,如果利用运动矢量的这种时空相关性便可以对当前块的运动情况做出预测,利于随后进行自适应搜索。实验统计表明,当前块与帧内上方、左方和右上方的相邻宏块的相关性最强,而与其他位置的相关性则较弱,M-DAS算法选取这3个空间邻块和参考帧中相同位置的时间邻块作为候选点进行预测。定义运动矢量集合

$V = \{V_0, V_1, V_2, V_3, V_4\}$, $V_0 = (0,0)$, $V_i = (x_i, y_i)$, $i = 1, 2, 3, 4$, 分别表示4个时空邻块的运动矢量,定义运动矢量的绝对值距离 l_i 为

$$l_i = |x_i| + |y_i| \quad (1)$$

对于运动矢量集合中的所有候选矢量,令 $L = \max\{l_0, l_1, l_2, l_3, l_4\}$,则 L 能够反映宏块运动幅度的大小。设定运动类型判别阈值 L_1 和 L_2 以对运动类型进行分类,且 $L_1 \leq L_2$,则

- (1) 当 $L \leq L_1$ 时,判定当前块是小运动块;
- (2) 当满足 $L_1 < L \leq L_2$,当前块为中等运动块;
- (3) 当 $L > L_2$ 时,当前块为大运动块。

在初步判定了宏块运动类型后,便可以所得出的运动情况选择使用更为合适、更有针对性的运动搜索算法。在实际的视频编码中,可以根据图像序列的类型和编码器端的需要灵活设定类型判定阈值 L_1 和 L_2 的取值,当设定 $L_1 = L_2 = 0$ 时,所有宏块都会被判定为大运动块;若设定 $L_1 = L_2 = \max$ 时,则所有宏块运动都会被判定为小运动类型。对于一般的图像序列,我们将运动类型的判定阈值设定为 $L_1 = 2$, $L_2 = 4$ 来判别3种运动类型的宏块。

3.3 起始点预测

传统快速算法都将零矢量点作为起始点开始搜索,而对

于运动较为剧烈的图像序列,其真实运动矢量往往偏离零矢量较大,此时若仍从(0,0)点处进行搜索,则需要多次迭代搜索才能够逼近真实MV。为此设定根据宏块运动类型预测搜索起始点:若当前块为小运动或中等运动时,意味着最优MV位于(0,0)附近较小的区域内,无需进行起始点预测;如果当前块为大运动类型,则进行起始点预测,预测后的搜索起始点将更接近真实运动矢量^[10,11]。

确定搜索起点的主要方法有中值法、加权法和 SAD 比较法。比较法通过对各预测矢量进行比较,取 SAD 最小者作为搜索起始点。相比较于其它方法,SAD 比较法具有最高的预测精度;同时使用 SAD 比较法得出的预测起始点必然是某个邻块的运动矢量,使得运动矢量场具有连续性,利于差分编码。M-DAS 算法中采用 SAD 比较法选择搜索起始点。对于运动矢量集合 V 中的每个运动矢量, $V_i = (x_i, y_i)$, $i=1,2,3,4$, 对应的块失真度分别为 SAD_i 。当 $SAD_n = \min\{SAD_0, SAD_1, SAD_2, SAD_3, SAD_4\}$ 时的运动矢量 V_n 所对应的点即为搜索起始点。当运动矢量集合 V 中的某些时间或空间邻块不存在时,如图像左方、上方和序列中第 1 个 P 帧的宏块,此时仅使用 V 中有效的宏块进行起始点预测。

3.4 搜索策略

根据运动矢量场分布的空间方向特性,同时针对不同运动类型的宏块,我们引入了 2 种新的搜索算法:线性-菱形搜索算法(Line-Diamond Search Algorithm, LDS)和六边形-菱形搜索算法(Hexagon-Diamond Search Algorithm, HDS)。

3.4.1 线性-菱形搜索算法 在 MVFAST 和 PMVFAST 中对判定为小运动矢量的宏块采用小菱形搜索模板(Small Diamond Search Pattern, SDSP)进行匹配。SDSP 具有搜索点数少、易收敛和结构简单等优点,在检测小范围的运动矢量时具有良好的性能。但 SDSP 的缺点是模板过小,在搜寻大运动矢量时容易陷入局部最优而中止搜索。而在实际运动类型判定中对 MV 的预测和判定不可能做到完全准确,最常出现的情况便是大运动类型宏块被误判为小运动矢量,此时若仍使用 SDSP 进行搜索,则往往需要多次迭代才能寻找到最优运动矢量。

针对该种情况,在对判定为小运动类型的宏块进行搜索时, M-DAS 算法中使用了线性-菱形搜索策略^[12]。对于小运动矢量的宏块, LDS 等价于分步骤完成的小菱形搜索(SDS),其搜索点和 SDS 完全一致,如图 3(a)所示;而对于宏块误判时幅度较大的 MV,则根据 SAD 分布的空间方向性,采用线性搜索(Line Search, LS),使得搜索能够沿梯度下降方向前进,快速寻找到全局最小点。LDS 搜索策略的具体步骤如下:

步骤 1 以搜索起始点作为 SDP 的中心点;

步骤 2 在 SDSP 上的 5 个搜索点处分别计算出对应的 SAD 值,找出最小误差点(Minimum Block Distortion, MBD),若 MBD 点位于中心,则转步骤 4;否则,计算此 MBD 点两侧与中心点距离为 $\sqrt{2}$ 点的 SAD,即图 3(b)中标号为 2 的点

(每次只检测 4 个点中的两个点)。以 MBD 点和第 2 步检测的两个点中 SAD 值最小的点作为线搜索点,转步骤 3;图 3(c)给出了 LDS 搜索中几种可能的几种方向;

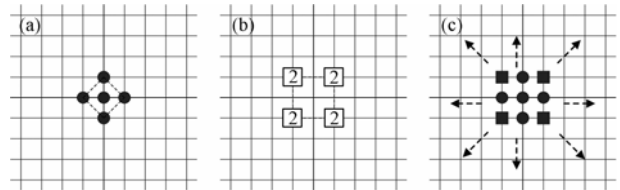


图 3 线性-菱形搜索策略

(a) 5 点小菱形模板(SDP) (b) 第 2 步可能检测的搜索点
(c) 线性搜索方向

Fig. 3 Strategy of Line-Diamond search

(a) SDP with 5 search points (b) Possible search points in step 2
(c) Directions of Line-Search

步骤 3 在中心点和线搜索点所确定的方向上计算下一个检测点的 SAD,若其 SAD 值小于线搜索点的 SAD,则以线搜索点为中心点,以此检测点为线搜索点,转步骤 3;否则以线搜索点为 SDSP 的中心点,转步骤 2;

步骤 4 将该点作为最佳匹配点,得到最优运动矢量。

图 4 给出了用 LDS 算法进行搜索的示例,黑色区域为最优匹配点。图 4 (a)为水平方向的线性搜索,其最优运动矢量为(4,1);图 4 (b)为负对角方向上的线性搜索,最优运动矢量为(-4, -4)。可以看出 LDS 搜索策略对于不重要的区域根据梯度下降法进行线性搜索减少了不必要的搜索冗余,对于重要区域利用 5 点菱形模板进行精确搜索提高了算法的搜索精度。

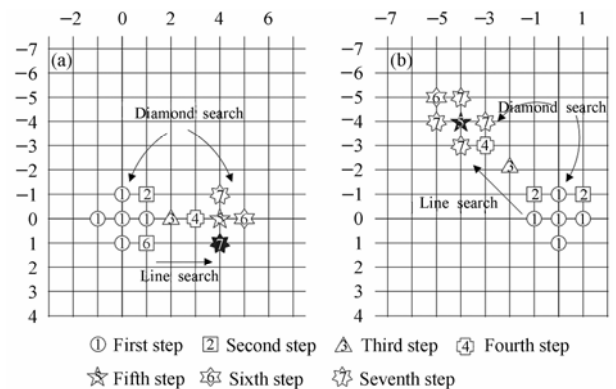


图 4 不同方向上的线性-菱形搜索示例

(a) MBD 点在水平方向上的搜索模式
(b) MBD 点在对角方向上的搜索模式

Fig.4 Examples of Line-Diamond search at different directions

(a) MBD point at the horizontal direction
(b) MBD point at the diagonal direction

3.4.2 菱形-六边形搜索算法 在图像的运动矢量幅值较大的情况下,需要设计更大的模板以便快速寻找到最优运动矢量区域。针对于大运动的宏块目前综合性能最好的为菱形搜索法(DS)。DS 算法使用两个模板,分别是 9 个搜索点的大菱形模板(LDSP)和 SDSP。搜索时首先使用 LDSP 进行匹配,直到 MBD 点位于 LDSP 中心位置再转用 SDSP 进行匹配。分析 DS

算法可以发现, LDSP具有相关性, 在模板移动的每一步中只需在几个新的匹配点处计算, 减少了计算量。但是在其移动中不同的搜索方向需要检测的新的搜索点数是不同的: 在水平和垂直方向上需要检测5个新搜索点, 而在对角方向上只有3个新搜索点。因而LDSP还存在进一步改进的余地。事实上, 该问题的根源在于块匹配误差是在搜索窗内建立的误差表面函数, 全局最小点即对应着最佳运动矢量; 而LDSP只是一个旋转了 45° 的正方形模板^[13], 所以其对角方向上的计算量较少, 而在水平方向和垂直方向上则效率明显不足。

本文引入了两种方向性搜索模板: 水平六边形模板(Horizontal Hexagon Search Pattern, H-HSP)和垂直六边形模板(Vertical Hexagon Search Pattern, V-HSP)^[14,15], 如图5(a)和图5(b)所示。H-HSP和V-HSP包含7个搜索点, 比LDSP减少了2个搜索点, 因而在粗定位的过程中比LDSP的计算复杂度低。H-HSP对具有水平运动的图像序列具有良好的搜索精度和速度; 与之相对应, V-HSP对垂直运动的图像序列则具有最优的性能, 如图5(c), 图5(d)所示。

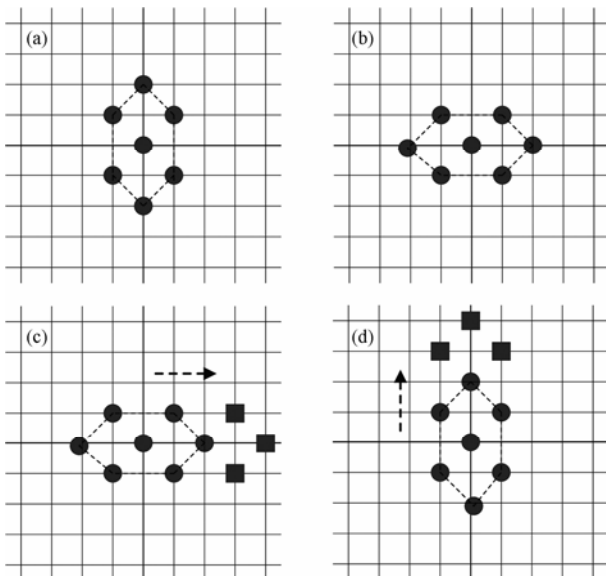


图5 六边形算法模板及搜索策略

(a) 垂直六边形模板 (b) 水平六边形模板
(c) 水平方向搜索 (d) 垂直方向搜索

Fig.5 Patterns and search strategy of hexagon search

(a) V-HSP (b) H-HSP (c) Horizontal search (d) Vertical search

由于H-HSP和V-HSP减少了模板覆盖的范围, 因此在单独使用时精度有所降低, 应利用其模板分布的方向性进行搜索。为了在计算复杂度和搜索精度之间取得较好的平衡, M-DAS算法应用了方向自适应的概念, 结合菱形算法引入了六边形-菱形搜索算法(Hexagon-Diamond Search Algorithm, HDS), 如图6(a)所示。其基本思想是结合LDSP、H-HSP和V-HSP模板, 在搜索中首先采用LDSP进行预匹配, 下一步使用何种搜索模板取决于当前的搜索方向。菱形-六边形搜索策略的具体步骤如下:

步骤1 使用大菱形模板LDSP进行预搜索, 得到当前步的MBD点。若该点位于LDSP的中心点, 此时转入小菱形搜索SDS; 若当前MBD点位于菱形模板LDSP的水平顶点, 此时转步骤2; 若位于LDSP的垂直顶点处, 则转步骤3; 若MBD点位于菱形模板的边中, 此时转步骤4;

步骤2 以上一步中的MBD点为中心, 使用H-HSP进行匹配, 若MBD点位于中心, 则转步骤5, 否则转步骤2, 继续使用H-HSP进行搜索;

步骤3 以上一步中的MBD点为中心, 使用V-HSP进行匹配, 若MBD点位于中心, 则转步骤5, 否则转步骤3, 继续使用本步骤中的V-HSP进行搜索;

步骤4 以上一步中的MBD点为中心, 使用LDSP模板进行搜索, 若MBD点位于中心, 则转步骤5; 若MBD点位于LDSP的水平顶点处, 则转步骤2使用H-HSP进行搜索; 若MBD点位于垂直顶点, 则转步骤4使用V-HSP进行搜索; 若位于LDSP的边, 则转步骤4, 继续使用本步骤中的LDSP进行搜索;

步骤5 以MBD点为中心, 使用小菱形模板SDSP进行搜索;

步骤6 本步得出的MBD点即是最优运动矢量, 结束搜索。

几种可能的模板的变换规则为LDSP→LDSP, LDSP→HSP, HSP→HSP (如图6(a)所示), 图6(b)给出了在最优运动矢量为(3,6)时使用HDS进行运动矢量搜索的过程。使用HDS策略, 无论本次MBD点位于模板的何处位置, 下次匹配只存在3个新匹配点需要计算, 因而能够以很小的搜索代价得到运动矢量。且H-HSP和V-HSP在水平和垂直方向上也具有极高的搜索精度, 因此HDS能够实现速度与精度的统一。

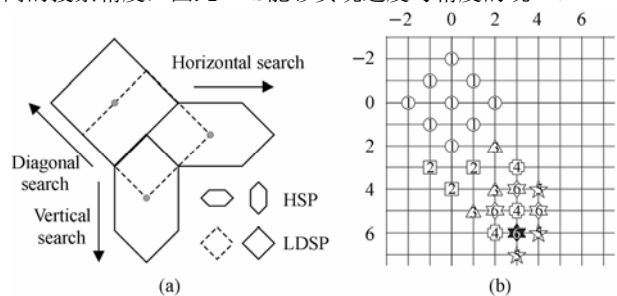


图6 六边形-菱形搜索策略

Fig.6 Hexagon-diamond search strategy

3.5 M-DAS 算法描述

在给出了 M-DAS 算法的关键技术之后, 可以将 M-DAS 算法全部流程表述如下:

步骤1 静止块检测。搜索零矢量位置(0,0)点, 得出该点的SAD值 SAD_0 , 如果 $SAD_0 < T_s$, 则判定该块为静止块。(0,0)位置即为最优运动矢量, 转入步骤6; 否则转入步骤2。

步骤2 运动类型检测。根据上方、左方和右上方子块得出当前块的预测矢量范围 L , 如果满足 $L \leq L_1$, 说明当前块为小运动块, 转入步骤4; 如果满足 $L_1 < L \leq L_2$, 当前块

为中等运动块, 转入步骤 5; 当 $L > L_2$ 时, 当前块属于大运动块, 需要进行起始点预测, 由于预测后的运动矢量将较接近真实运动矢量, 故仍使用小模板匹配即可, 转入步骤 3;

步骤 3 起始点预测。在当前块的时间和空间邻块中选择误差最小的运动矢量作为当前块运动估计的起始点, 转入步骤 4。

步骤 4 LDS 搜索。以当前 MBD 点为中心, 使用线性-菱形搜索策略进行匹配, 转入步骤 6;

步骤 5 HDS 搜索。以当前点为搜索起始点, 使用前述的菱形-六边形搜索法进行搜索, 直至寻找到 MBD 点, 转步骤 6;

步骤 6 算法结束, 所得的 MBD 点就是最终的运动矢量。

在 M-DAS 的搜索过程中, 可以根据需要调整阈值的大小。对序列的实验统计结果表明, 在 $L_1 = 2, L_2 = 4, T_s = 512$ 的情况下, 算法性能较优。

4 实验结果分析

为了验证算法的有效性, 我们选取了几种较具代表性的快速运动算法: FS、TSS、FSS、DS、MVFAST, 在相同的条件下与本文算法进行对比实验。实验在 H.263+编码框架下完成, 使用的宏块大小为 16×16 像素, 搜索窗为 ± 15 像素, 匹配准则使用 SAD 准则。实验中选取 4 个 CIF 格式图像序列: Claire, Football, Tennis, Mobile。通过上述几种算法对这些序列中的前 100 帧逐帧进行运动估计, 得到重构帧的 PSNR 值、平均搜索点数的均值以及不同量化步长时的码率。平均搜索点数能够反映该算法的计算复杂度程度; 而 PSNR 值则反映了算法的精度, 码率则能够反映不同算法对于编码系统

整体压缩比的影响。

观察表 1 中可以发现, FS 进行穷尽搜索, 因此对每个图像序列都搜索 225 点。对于 Claire 序列, DS 需要搜索 12.95 个点, 而 MVFAST 和 M-DAS 平均仅需搜索 1.65 和 1.37 个点即可找到最优矢量。对于大运动序列 M-DAS 也有有效的降低了搜索点数, 相比较于 MVFAST, MDAS 在 Football 序列中提高了 0.68 个搜索点, 在 Tennis 序列中提高了 0.74 点。由此可以看出, 采用运动矢量场自适应技术能够明显降低寻找最优矢量的平均搜索点数, M-DAS 收敛速度快, 搜索点数更少, 是搜索速度最快的算法。

表 2 中列出了各算法的重构图像的 PSNR 平均值以及与 FS 的比较结果。从表 2 中可以看出, FS 的平均 PSNR 值最高, 说明 FS 的搜索精度是最高的。M-DAS 在大部分序列中的搜索精度都高于 DS 和 MVFAST 算法, 和 FS 算法非常接近, 其中在 Mobile 序列中仅低于 FS 0.01 dB。在 Claire 序列中, M-DAS 的 PSNR 值与 DS 效果相当, 均为 40.98dB。这说明本文的混合策略的运动估计算法具有非常高的搜索准确度。

表 3 给出了使用在不同量化步长 (QP=15, 20, 25) 的情况下, 6 种快速运动估计算法对上述图像序列编码的码率比较。 ΔBR 表示同等量化步长条件下使用快速算法比 FS 算法码率增幅的百分比。观察表 3 可以发现, 由于快速算法预测精度有所降低, 因此视频编码后其比特数一般都会增加。即快速运动估计算法在大幅度提高计算复杂度的同时是以提高了码率为代价的, 但是这种码率的增加幅度始终维持在较低的水平(绝大部分小于 1%)。而本文提出的 M-DAS 算法其码率增幅更小, 在应用于实际的视频编码、传输时基本不会造成影响。

表 1 平均搜索点数比较(单位: 次/像素)

Tab.1 Comparison of average search point (per pixel)

| 算法 | Claire | | Football | | Tennis | | Mobile | |
|--------|--------|--------|----------|-------|--------|-------|--------|-------|
| | 平均搜索点数 | 加速倍数 | 平均搜索点数 | 加速倍数 | 平均搜索点数 | 加速倍数 | 平均搜索点数 | 加速倍数 |
| FS | 225 | 1.00 | 225 | 1.00 | 225 | 1.00 | 225 | 1.00 |
| TSS | 25 | 9.00 | 25 | 9.00 | 25 | 9.00 | 25 | 9.00 |
| FSS | 16.63 | 13.53 | 19.24 | 11.69 | 18.98 | 11.85 | 16.98 | 13.25 |
| DS | 12.95 | 17.37 | 16.65 | 13.51 | 15.71 | 14.32 | 13.23 | 17.01 |
| MVFAST | 1.65 | 136.36 | 9.42 | 23.89 | 6.85 | 32.85 | 7.08 | 31.78 |
| M-DAS | 1.37 | 164.23 | 8.74 | 25.74 | 6.11 | 36.82 | 6.58 | 34.19 |

表 2 平均 PSNR 值比较(单位: dB)

Tab.1 Comparison of average PSNR(dB)

| 算法 | Claire | | Football | | Tennis | | Mobile | |
|--------|--------|---------------|----------|---------------|--------|---------------|--------|---------------|
| | PSNR | Δ PSNR | PSNR | Δ PSNR | PSNR | Δ PSNR | PSNR | Δ PSNR |
| FS | 41.00 | 0.00 | 22.39 | 0.00 | 29.53 | 0.00 | 22.76 | 0.00 |
| TSS | 40.67 | -0.33 | 21.22 | -1.17 | 27.37 | -2.16 | 22.44 | -0.32 |
| FSS | 40.94 | -0.06 | 21.68 | -0.71 | 28.38 | -1.15 | 22.66 | -0.10 |
| DS | 40.98 | -0.02 | 21.68 | -0.71 | 28.70 | -0.83 | 22.69 | -0.07 |
| MVFAST | 40.96 | -0.04 | 21.92 | -0.47 | 28.74 | -0.79 | 22.74 | -0.02 |
| M-DAS | 40.98 | -0.02 | 21.96 | -0.43 | 28.79 | -0.74 | 22.75 | -0.01 |

表 3 不同量化步长下的平均编解码率比较 (单位: kbit/s)

Tabl.3 Comparison of bitrate at different quantization step (kbit/s)

| QP | 算法 | Claire | | Football | | Tennis | | Mobile | |
|----|--------|---------|----------------|----------|----------------|---------|----------------|---------|----------------|
| | | Bitrate | Δ BR(%) | Bitrate | Δ BR(%) | Bitrate | Δ BR(%) | Bitrate | Δ BR(%) |
| 15 | FS | 387.43 | 0.00 | 1447.26 | 0.00 | 1295.01 | 0.00 | 802.93 | 0.00 |
| | TSS | 390.17 | 0.71 | 1459.13 | 0.82 | 1309.78 | 1.14 | 810.24 | 0.91 |
| | FSS | 389.11 | 0.43 | 1457.10 | 0.68 | 1307.44 | 0.96 | 809.51 | 0.82 |
| | DS | 389.29 | 0.48 | 1455.94 | 0.60 | 1306.41 | 0.88 | 808.40 | 0.68 |
| | MVFAST | 389.06 | 0.42 | 1456.23 | 0.62 | 1303.95 | 0.69 | 805.66 | 0.34 |
| | M-DAS | 388.91 | 0.38 | 1455.22 | 0.55 | 1301.87 | 0.53 | 805.26 | 0.29 |
| 20 | FS | 319.46 | 0.00 | 1028.92 | 0.00 | 923.11 | 0.00 | 513.57 | 0.00 |
| | TSS | 321.92 | 0.77 | 1039.83 | 1.06 | 931.71 | 0.93 | 517.73 | 0.81 |
| | FSS | 322.31 | 0.89 | 1038.01 | 0.89 | 931.14 | 0.87 | 516.91 | 0.65 |
| | DS | 320.45 | 0.31 | 1036.84 | 0.77 | 929.94 | 0.74 | 517.11 | 0.69 |
| | MVFAST | 321.25 | 0.56 | 1035.30 | 0.62 | 927.82 | 0.51 | 515.83 | 0.44 |
| | M-DAS | 320.36 | 0.28 | 1033.96 | 0.49 | 926.90 | 0.41 | 515.89 | 0.45 |
| 25 | FS | 262.26 | 0.00 | 805.38 | 0.00 | 760.68 | 0.00 | 375.55 | 0.00 |
| | TSS | 264.41 | 0.82 | 809.01 | 0.45 | 767.07 | 0.84 | 379.19 | 0.97 |
| | FSS | 264.33 | 0.79 | 810.41 | 0.62 | 765.93 | 0.69 | 378.37 | 0.75 |
| | DS | 263.65 | 0.53 | 808.76 | 0.42 | 765.70 | 0.66 | 377.89 | 0.62 |
| | MVFAST | 263.36 | 0.42 | 808.29 | 0.36 | 766.21 | 0.73 | 377.64 | 0.56 |
| | M-DAS | 263.23 | 0.37 | 807.72 | 0.29 | 764.03 | 0.44 | 377.50 | 0.52 |

5 结束语

本文依据运动矢量场的分布特性和 SAD 分布的空间方向特性,提出了一种基于运动矢量场和方向自适应的运动估计算法。算法从运动矢量场的统计特性出发,根据视频序列的运动类型进行搜索类型和搜索起始点判定,同时自适应地选择不同的搜索策略;M-DAS 算法构造了 2 种混合搜索策略:线性-菱形搜索和六边形-菱形搜索策略,具有强烈的方向性搜索特性。在保证搜索精度的同时有效提高了搜索速度。实验结果表明,M-DAS 快速运动估计算法在搜索速度和预测精度方面都超出了以往的经典快速运动估计算法如 DS, MVFAST 等,以极小的代价得到了快速高效的搜索效果。

参考文献

- [1] ISO/IEC/JTC1/SC29/WG11, ISO/IEC, Coding of Audio-Visual Objects-Part 2: Visual, ISO/IEC 14496-2(MPEG-4 Visual Version 1), Apr 1999.
- [2] Joint Video Team (JVT) of ISO/IEC MPEG and ITU-T VCEG, Draft ITU-T recommendation and final draft international standard of joint video specification (ITU-T Rec.H.264/ISO/IEC 14496-10 AVC), JVT-G050, Pattaya, March 2003.
- [3] Liu L K, Feig E. A block-based gradient descent search algorithm for block motion estimation in video coding. *IEEE Trans.on Circuits System Video Technology*, 1996, 6(8): 419-423.
- [4] Zeng R, Liou M L. A new three-step search algorithm for block motion estimation. *IEEE Trans. on Circuits System Video Technology*, 1994, 4(8): 438-442.
- [5] Zhu S, Ma K K. A new diamond search algorithm for fast block-matching motion estimation. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2000, 9(2): 287-290.
- [6] Zhu C, Lin X, Chau L P. Hexagon-based search pattern for fast block motion estimation. *IEEE Trans. on Circuits System Video Technology*, 2002, 12(5): 349-355.
- [7] Hosur P I, Ma K K. Motion vector field adaptive fast motion

estimation. International Conf. Information, Communication and Signal Processing'99, Singapore city, Singapore, 1999: 7-10.

- [8] Cheung C H, Po L M. A Novel cross-diamond search algorithm for fast block motion estimation. *IEEE Trans. on Circuits System Video Technology*, 2002, 12(12): 1168-1177.
- [9] Zhu S, Ma K K. A new diamond search algorithm for fast block-matching motion estimation. *IEEE Trans Image Processing*, 2000, 9(2): 287-290.
- [10] Toruapis A M, Au O C, Liou M L. Predictive motion vector field adaptive search technique-Enhancing block based motion estimation. *Visual Communications and Image Processing*, 2001: 883-892.
- [11] Tourapis A M, Au O C. New results on zonal based motion estimation algorithms—Advanced predictive diamond zonal search. IEEE International Sympos. Circuits Systems, Sydney, Australia, 2001: 183-186.
- [12] Ding G G, Guo B L. Motion vector estimation using line-square search block matching algorithm. *Eurasip Journal on Applied Signal Processing*, 2004, 11(9): 1750-1756.
- [13] 刘海峰, 郭宝龙. 用于块匹配运动估计的正方形-菱形搜索算法. *计算机学报*, 2002, 25(7): 747-752.
- [14] Cheung C H, Po L M. Novel cross-diamond-hexagonal search algorithms for fast block motion estimation. *IEEE Trans. on Multimedia*, 2003, 7(2): 25-29.
- [15] Han K, Chun B. Adaptive hexagon search pattern for block motion estimation. IEEE International Conf. Systems, Man and Cybernetics, Taejeon, Korea, 2003, (2): 1406-1409.

倪 伟: 男, 1981 年生, 博士生, 研究方向为视频编码、图像处理。

郭宝龙: 男, 1962 年生, 教授, 博士生导师, 主要从事模式识别、图像处理、图像通信等方面的研究。

丁贵广: 男, 1976 年生, 博士后, 研究方向为视频编码、多媒体通信。

杨 镠: 女, 1981 年生, 博士生, 研究方向为图像处理、多尺度几何分析理论。