

基于块运动类型的自适应菱形运动估计搜索算法

杨晓珍, 吴延海, 王 锋

(西安科技大学通信与信息工程学院, 西安 710054)

摘要: 基于对图像序列运动矢量时空相关性和中心偏置特性的研究, 对传统的菱形算法进行了改进, 设计了自适应大菱形搜索模板, 提出了一种基于块运动类型的自适应菱形运动估计算法, 对大运动块进行起始点预测, 再划分相对运动类型, 对不同运动类型的块自适应地采用不同的搜索策略。实验结果证明, 图像质量较好时, 该算法相比运动矢量场自适应搜索算法, 加快了搜索速度, 降低了计算复杂度。

关键词: 运动估计; 运动类型划分; 起点预测; 自适应大菱形

Adaptive Diamond Search Motion Estimation Algorithm Based on Motion Classification Information of Blocks

YANG Xiao-zhen, WU Yan-hai, WANG Feng

(School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054)

【Abstract】 By studying the spatial-temporal correlation and the center-biased characteristics of motion vectors in image sequences, this paper improves traditional diamond search(DS) algorithm, designs an adaptive large diamond search pattern (ALDSP), and presents an adaptive diamond search motion estimation algorithm based on motion classification information of blocks. ALDSP adaptively chooses different search methods with motion classification information of blocks. For fast moved block, it predicts initial search point and uses different search methods according to blocks of different relative motion. Experiments prove that the algorithm can improve the search speed in contrast to motion vector field adaptive search technology(MVFAST), when video quality is better.

【Key words】 motion estimation; motion classification; initial search point prediction; adaptive large diamond

视频序列中, 相邻帧之间存在很大的时间相关性, 即时间冗余, 减少时间冗余可以大幅提高视频编码的效率。基于块匹配的运动估计算法可以有效减少时间冗余, 因此, 被广泛应用于视频压缩的国际标准中。在基于块匹配的运动估计搜索算法中, 全搜索运动估计算法(FS)精度高, 但运动搜索复杂度很高, 硬件实现难度很大, 因此, 不适合实时应用; FS的改进算法, 如三步搜索算法(TSS)、二维对数搜索算法(TDL)、交叉搜索算法(CS)、四步搜索算法(FSS)和菱形搜索算法(DS)^[1]等的计算复杂度明显降低, 但估计精度与全搜索算法相差较大。文献[2]提出的运动矢量场自适应搜索算法(motion vector field adaptive search technology, MVFAST)进一步提高了搜索的速度和精度, 性能出色。

1 自适应大菱形搜索模板

搜索模板的形状和大小不但影响整个算法的运行速度, 还影响它的性能。DS算法使用有9个检测点的大菱形搜索模板(LDSP)和有5个检测点的小菱形搜索模板(SDSP), 如图1所示。搜索时先用大模板进行匹配计算, 当最小块误差(MBD)点出现在中心点处时, 将LDSP换为SDSP, 再进行匹配计算, 这时, 5个点中的MBD即为最优匹配点。

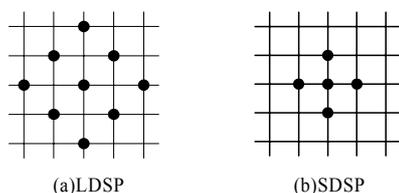


图1 菱形算法搜索模板

对菱形算法进行分析研究后发现: LDSP对于搜索距离中心小于2个像素的小MV太大, 会导致过搜索; 而对于一些大而复杂的运动情况, LDSP又太小, 即搜索不足, 由此会引起搜索缺陷和不准确; 且菱形算法在进行块匹配时没有考虑时空相邻块运动矢量的一致性, 会造成当前块运动矢量孤立, 引起块效应。因此, 本文提出一种利用相邻块运动矢量一致性、菱形大小可变的自适应大菱形搜索模板(adaptive large diamond search pattern, ALDSP)。ALDSP保持与LDSP相同的形状和搜索点位置, 但其尺寸可以自适应地改变, 其中, 菱形的尺寸是指菱形角点到中心点的距离。ALDSP最佳尺寸的确定是首先要解决的问题。由于运动矢量的时空相关性, 相邻块的运动矢量一定程度上反映了当前块的运动矢量动态范围, 因此应用相邻块的运动矢量大小来自适应地确定ALDSP的最佳尺寸, 既能避免过搜索和搜索不足, 又可避免当前块运动矢量孤立, 引起块效应。

实验统计表明, 当前块与帧内上方、左方和右上方的子块的相关性最强, 与其他位置的相关性则较弱, 因此, 本文选取这3个空间邻块和参考帧中相同位置的块作为当前块(图2中的块Cur)的候选参考块(图2中的块1~块4)。

运动矢量集合 $V = \{V_0, V_1, V_2, V_3, V_4\}$, $V_0 = (0, 0)$, $V_i = (x_i, y_i)$, $i=1, 2, 3, 4$ 分别表示块1~块4的运动矢量。对于运动矢量集合中的所有候选矢量, 令

作者简介: 杨晓珍(1982-), 女, 硕士研究生, 主研方向: 视频图像压缩编码; 吴延海, 教授; 王 锋, 硕士研究生

收稿日期: 2007-01-20 **E-mail:** yxz312@sohu.com

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

$$l = \text{average}(l_1, l_2, l_3, l_4) \quad (2)$$

ALDSP 的尺寸定义为 R ，其值由式(3)确定：

$$R = \begin{cases} 0 & l \leq 1 \\ 2 * \lfloor l/8 \rfloor + 1 & l > 1 \end{cases} \quad (3)$$

当 $R=0$ 时，ALDSP 退化为 SDSP。

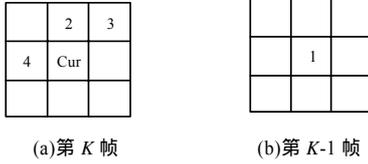


图 2 参考块的位置

应用 ALDSP 进行运动矢量搜索的步骤如下：

Step1 计算 R 的值，以尺寸为 R 的 ALDSP 进行匹配，若匹配准则绝对差和(sum of absolute difference, SAD)的最小点不位于中心位置，以 SAD 的最小点为中心点，转 Step2，否则中心位置不变，转 Step3；

Step2 以尺寸为 R 的 ALDSP 进行匹配，若 SAD 的最小点不位于中心位置，以 SAD 最小点为中心点，重复 Step2，否则，转 Step3；

Step3 将 R 减半，若 $R=0$ ，转 Step4，否则转 Step2；

Step4 ALDSP 搜索结束，改用 SDSP 匹配。

2 基于块运动类型的自适应菱形运动估计算法

由于图像序列中静止和低速活动的区域远多于高速运动的区域，因此可以区别处理静止、低速运动块和大运动块：对于多数静止、低速的运动块分别采用一步停止法和小模板快速搜索方法，以减少计算量、提高系统编码效率；对于少数的高速运动块则须精确预测搜索起点，并采用更加精确的搜索策略，以提高图像的匹配精度。

2.1 块运动类型的划分

由于运动矢量的时空相关性，可以利用相邻块的运动矢量来判断当前块的运动类型^[2]。当前块与前一帧相同位置块像素值的 SAD 值在一定程度上反映出图像变化的剧烈程度。 SAD 值大，图像变化大，运动速度快；值小，图像改变小，变化不明显，因此，可利用与前一帧相同位置块的 SAD 值来进行块运动类型的划分^[3]。为更准确地划分，本文综合使用这 2 类依据。

选择如图 2 所示的参考块位置，令

$$L = \max \{l_1, l_2, l_3, l_4\} \quad (4)$$

其中， $l_i (i=1,2,3,4)$ 的定义同式(1)。设定阈值 L_1, L_2 。令当前块与前一帧相同位置块的像素值的 SAD 值为 SAD_0 ，设定阈值 T_1, T_2 。当 $SAD_0 \leq T_1$ 时，认为当前块是静止块；当 $T_1 < SAD_0 \leq T_2$ 且 $L \leq L_1$ 时，认为当前块是小运动块；当 $T_1 < SAD_0 \leq T_2$ 且 $L_1 < L \leq L_2$ 时或当 $SAD_0 > T_2$ 且 $L \leq L_2$ 时，认为当前块是中等运动块；否则认为当前块是大运动块。

另外，在大运动块的运动矢量搜索中，由于进行了搜索起始点预测，因此将大运动块进一步分为相对静止块、相对小运动块和相对大运动块(相对预测起始点)。为避免复杂条件计算，其判别仅利用当前块与预测起始点对应块的像素值的 SAD 值，令其为 SAD_p 。如果 $SAD_p \leq T_1$ ，判定当前块为相对静止块；如果 $T_1 < SAD_p \leq T_2$ ，判定当前块为相对小运动块；

如果 $SAD_p > T_2$ ，判定当前块为相对大运动块。

2.2 起始搜索点的预测

搜索起始点根据当前块的运动类型进行设定。如果当前块为小或中等运动块时，子块的最优运动矢量位于(0,0)附近较小的区域内，无须进行起始点预测；如果当前块为大运动类型，其最优运动矢量往往偏离中心点(0,0)较远，经精确预测后的搜索起始点更接近物体的真实运动矢量，从而减少搜索点数。搜索起始点预测的主要方法有中值法、加权法和 SAD 比较法。因为 SAD 比较法的预测精度最好，最优矢量的寻找速度最快，且所得的预测起始点必然是某个相邻块的运动矢量，使得运动矢量场具有连续性，利于差分编码，所以本算法采用 SAD 比较法选择搜索起始点。

对于上述运动矢量集合 V 中的每个运动矢量 $V_i = (x_i, y_i)$ ， $i=0,1,2,3,4$ 对应的块失真度分别为 $SAD_0, SAD_1, SAD_2, SAD_3, SAD_4$ 。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。

2.3 搜索模板的选择

为兼顾速度和精度，本文对不同运动类型的块采用不同的搜索模板(SDSP 和 ALDSP)。需要指出的是，由于本文算法只在块判定为大运动块时才使用 ALDSP，且大运动块在搜索时采用了起始点预测，以预测起始点为模板的中心，因此，本文算法使用了相对运动矢量的概念计算 R 值，即在计算 l 时，使用时空相邻块相对于预测起点的运动矢量。

2.4 算法步骤

Step1 检测静止块。搜索 0 矢量位置(0,0)点，得出该点的 SAD 值 SAD_0 ，如果 $SAD_0 \leq T_1$ ，则判定该块为静止块，(0,0)位置即为最优运动矢量，算法结束；否则转 Step2。

Step2 检测运动类型。根据上述方法划分块的运动类型，对于小运动块，转 Step 8；对于中等运动块，转 Step3；对于大运动块，转 Step 4。

Step3 搜索小菱形 SDSP。以当前点为中心，使用 SDSP 进行匹配。如果 SAD 最小点位于中心位置，算法结束；否则令此 SAD 值最小点为中心点，继续使用 SDSP 进行匹配，直至得到最优运动矢量，算法结束。

Step4 预测起始点。在当前块的时空相邻块(相邻块的选取如上所述)中选择 SAD 值最小的运动矢量作为当前块运动搜索的起始点 V_n ，转 Step5。

Step5 检测相对运动类型。根据上述方法划分大运动块的相对运动类型，对于相对静止块，算法结束；对于相对小运动块，转 Step8；对于相对大运动块，转 Step6。

Step6 确定 ALDSP 模板尺寸。由式(3)计算 R 的值，如果 $R=0$ ，转 Step8，否则转 Step7。

Step7 搜索 ALDSP 模板。以预测起始点 V_n 为中心点进行 ALDSP 模板搜索，如果 SAD 最小点不位于中心位置，以 SAD 最小点为中心点，重复 Step7；如果 SAD 最小点位于中心位置，将模板尺寸 R 减半，若 $R=0$ ，转 Step8，否则中心位置不变，重复 Step7。

Step8 搜索一次小菱形 SDSP。以上一步的最佳点为中心点，使用 SDSP 进行匹配，以 SAD 最小点作为最优运动矢量，算法结束。

3 试验结果及分析

为了验证本文算法的性能，选取了以下几种不同类型的视频序列进行运动估计实验：缓慢运动的 Mother_daughter，

一般运动的Foreman, 剧烈运动的Football。测试分别使用这3个序列的前100帧, 且只对这些帧的亮度分量进行运动估计。同时选取了具有代表性的快速搜索算法FS, DS, MVFAST进行实验。实验采用的宏块大小为16×16, 搜索最大步长为16, 图像格式为CIF(352×288)。算法使用C++编程实现。阈值选择实验经验值: $T_1=512$, $T_2=T_1+256$, $L_1=1$, $L_2=3$ 。表1统计了4种算法的平均搜索点数, 表2比较了用4种算法进行运动估计后重建图像的峰值信噪比(PSNR)的均值。

表1 平均每块搜索点数比较

算法	Football		Foreman		Mother_daughter	
	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	869.33	1.00	869.33	1.00	869.33	1.00
DS	28.20	30.83	16.32	52.27	13.58	64.01
MVFAST	20.21	43.01	10.34	84.07	3.17	274.24
MCADS	19.23	45.21	8.97	96.92	2.79	311.59

表2 PSNR 平均值比较 单位: dB

算法	Football		Foreman		Mother_daughter	
	PSNR	ΔPSNR	PSNR	ΔPSNR	PSNR	ΔPSNR
FS	26.60	-0.00	33.13	-0.00	39.47	-0.00
DS	24.89	-1.71	32.73	-0.40	39.11	-0.36
MVFAST	25.92	-0.68	32.75	-0.38	39.27	-0.20
MCADS	26.08	-0.52	32.78	-0.35	39.28	-0.19

由实验数据可以看出, MCADS与DS算法相比, 搜索点数明显减少, 对于小运动的Mother_daughter序列和一般运动的Foreman序列, PSNR稍有提高, 但对于大运动的football序列, PSNR明显增大。MCADS算法与MVFAST相比, 对小运动的Mother_daughter序列, PSNR提高了0.01 dB, 搜索点数减少了0.38个; 对一般运动Foreman序列, PSNR提

高了0.03 dB, 搜索点数减少了1.37个; 对大运动的Football序列, PSNR提高了0.16 dB, 搜索点数减少了0.98个。由此可知, 在以上3个标准序列中, PSNR平均提高了0.07 dB, 搜索点数平均减少了0.91个, 即在搜索精度较高的情况下, 加快了搜索速度, 有效降低了计算复杂度。实验结果表明, MCADS算法采用比MVFAST更准确的块运动类型的划分和更具自适应性的ALDSP, 增加了相对运动类型的划分, 是非常有效的, 对不同运动类型的序列均有较好的性能。

4 结束语

本文提出了一种基于块运动类型的自适应菱形搜索算法, 该算法充分利用图像序列的特性以及运动矢量的中心偏移和时空相关特性, 对块进行运动类型划分, 以采用不同的搜索策略对大运动块进行起始点预测, 并设计了相对运动类型的划分方法和自适应大菱形模板。实验结果验证了本算法的有效性, 与综合性能处于国际先进水平的MVFAST算法相比, 在图像质量稍有提高的情况下, 加快了搜索速度, 有效降低了计算复杂度。

参考文献

- 1 Zhu S, Ma K K. A New Diamond Search Algorithm for Fast Block Matching Motion Estimation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(2): 287-290.
- 2 Hosur P I, Ma K K. Motion Vector Field Adaptive Fast Motion Estimation[C]//Proc. of the 2nd Int'l Conf. on Information, Communications and Signal Processing, Singapore. 1999.
- 3 魏星, 蒋建国, 齐美彬. 基于选择预测的自适应运动估计算法[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(7): 873-877.

(上接第214页)

平面(图2), 其斜率为1.1776, 截距为0.5814。

例3 (非线性分类问题) 样本数据与例2相同, 利用无参数支持向量机的模型(式(10)), 选用径向基核函数, 即

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\mu(|x_i - x_j|^2))$$

其中, 参数 μ 通过调试选取。

分类结果如图3所示。可以看到所获得的广义最优分类超平面将两类训练数据准确地分开了。

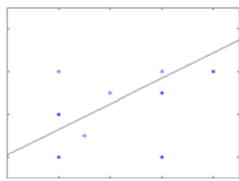


图2 无参数 SVM 对线性不可分数据分类的图示

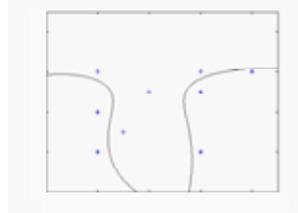


图3 无参数 SVM 对非线性数据的分类

笔者用无参数线性规划支持向量机、标准支持向量机做了同样的数值实验(选取使得分类效果最好的参数), 和本文提出的无参数二次规划支持向量机相比, 效果相近, 这里不再详述。由此可见, 本方法对于分类问题是可行的、有效的。

5 结束语

本文提出了一种基于二次规划的无参数 SVM 分类器,

在解决分类问题时, 毋须选择正则化参数, 而且模型简单, 容易实现。数值实验表明, 这种 SVM 推广能力很好。可以进一步对本文提出的无参数二次规划 SVM 进行理论分析, 研究模型的性质, 设计专门的算法用于解决大规模问题, 使其成为一种有效的实际分类工具。可以将本文思想和方法应用于支持向量回归问题, 这也是一个值得探讨和研究的方向。

参考文献

- 1 Cristianini N, Shawe T J. An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods[M]. Cambridge, MA: Cambridge University Press, 2000.
- 2 Schölkopf B, Burges C, Smola A J. Advances in Kernel Methods-support Vector Learning[M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1999.
- 3 Mangasarian O L. Generalized Support Vector Machines[M]. Cambridge, MA: MIT Press, 2000. 135-146.
- 4 Duan K. Evaluation of Simple Performance Measures for Tuning SVM Hyperparameters[J]. Neurocomputing, 2003, 51(4): 41-59.
- 5 Schölkopf B, Smola A J, Williamson R C, et al. New support Vector Algorithms[J]. Neural Computation, 2000, 12(5): 1207-1245.
- 6 Mangasarian O L. Support Vector Machine Classification via Parameterless Robust Linear Programming[J]. Optimization Methods and Software, 2005, 20(1): 115-125.
- 7 Gurn S R. Support Vector Machine for Classification and Regression[D]. Southampton: University of Southampton, 1998-05.