

전송율-왜곡치 기준에 의한 계층적 가변 블록 크기 움직임 영상 부호화 기법 (제 I 부 : 움직임 추정 기법)

正會員 金宗源*, 李商郁**

Rate-Distortion Optimized Hierarchical Variable Block Size Motion Sequence Coding Technique (Part I : Motion Estimation)

Jong Won Kim*, Sang Uk Lee** Regular Members

要 約

가변 블록 크기 움직임 추정 기법은 움직임 추정에 사용하는 블록 크기를 적응적으로 변화시켜 움직임 추정을 개선하는 기법이다. 그런데 효율적인 가변 블록 크기 움직임 추정 기법을 위해서는 세밀하게 움직임을 추정할 때 발생하는 움직임 정보의 증가를 효과적으로 제어해야 한다. 따라서 본 논문에서는 계층적 가변 블록 크기 기법[1]을 대상으로 하여 추정 성능과 전송 부담의 상충(tradeoff) 문제를 최적으로 제어하는 기법을 제안한다. 구체적으로는 최적화 측면에서 주목받고 있는 전송율-왜곡치(rate-distortion : R-D) 최적화 기법을 활용하여 계층적 가변 블록 크기 움직임 영상 부호화 기법의 성능을 최적화한다. 먼저 본 논문의 제 I 부에서는 계층적 가변 블록 크기 움직임 추정 기법을 R-D 기준하에서 최적화하는 모델화(modeling)된 계층적 가변 블록 크기 움직임 추정 기법을 제안한다. 그리고 모델화된 가변 블록 크기 움직임 구조에 탐색 기법을 적용하여 R-D 최적화를 수행함에 의해서 기존의 고정된 블록 크기를 사용하는 움직임 추정 방식에 비하여 향상된 움직임 추정 성능을 보임을 확인한다. 한편, 제안한 움직임 추정 기법을 이용하면 움직임 정보량을 체계적으로 조정할 수 있다. 따라서 움직임 정보량에 따라 움직임 보상 부호화의 성능이 달라짐을 이용하여 모델화된 계층적 가변 블록 크기 움직임 추정과 움직임 보상 부호화 과정을 총괄한 R-D 최적화 기법을 제 II 부에 제시한다.

ABSTRACT

Recently, a variable block size(VBS) motion estimation technique has been employed to improve the performance of the

*공주대학교 공과대학 전자공학과

**서울대학교 공과대학 제어계측공학과 신호처리 실험실

論文番號 : 95218-0617

接受日字 : 1995年 6月 17日

motion compensated transform coding(MCTC). This technique allows larger blocks to be used when smaller blocks provide little gain, saving the bit rates, especially for areas containing more complex motion. However, the employment of the VBS motion estimation technique addresses a new optimization issue for the motion compensated coding(MCC), since an increased bit rate should be allocated to the VBS motion vectors. That is, the rate allocation between the motion vector encoding and the displaced frame difference(DFD) coding is an important issue. Hence, in this paper, a rate-distortion(R-D) optimization between the hierarchical VBS motion estimation[1] and DFD coding is described. In this part I of a two-part paper, to make the R-D search feasible, the hierarchical VBS motion structures are grouped into two-stage model structures and an efficient R-D search method is proposed. Computer simulation employing the proposed technique shows that an overall improvement is obtained compared to the fixed block size motion estimation. Next, a solution for the control of the VBS motion information, based on the R-D optimization technique, will be introduced in the part II of this paper.

1. 서 론

영상 부호화를 위해 많이 사용되는 변환 부호화 기법 [2], 벡터 양자화(vector quantization: VQ) 기법 [3], 모두 기본적으로 블록 단위의 부호화 방식이다. 실제적인 구현에 있어서 블록 크기는 변환의 효율이나 VQ의 구현 가능성에 따라 결정되며, 일정한 블록 크기를 사용하는 경우가 대부분이다. 따라서 블록 크기를 국부적인 특성에 따라 변화시키면 보다 우수한 성능의 부호화가 가능하며, 이들 기법들을 가변 블록 크기(variable block size: VBS) 기법으로 호칭한다[4,5]. 가변 블록 크기 기법에는 변환 부호화, 벡터 양자화, 움직임 추정과 연결되어, 다양한 기법들이 제안되어 있다. 먼저, 쿼드트리 구조를 근간으로 Wilson[6]에 의해 정지 영상의 분할과 그에 따른 부호화에 이용되었으며, 벡터 양자화에도 응용되어 쿼드트리 분할에 의한 가변 블록 벡터 양자화가 제안되어 있다[7,8]. 움직임 영상을 쿼드트리 구조를 근간으로 부호화하는 방식은 Strobach[4]에 의해 연구되었으며, 현재에도 새로운 기법들이 제안되고 있다[9]. 또한 가변 블록 크기 변환 부호화의 경우에도 Chen[10]에 의해 사용된 이후, 최근에는 계층적 변환(hierarchical transform)[11] 또는 겹침 변환(lapped orthogonal transform: LOT)[12]에 이용되고 있다. 그리고 움직임 추정 기법에 있어서 블록 크기를 적응적으로 선택하는 기법이 가변 블록 크기 움직임 추정 기법이다[13-15].

한편, 최적화된 전송율 할당은 영상 부호화 시스템에 필수적인 요소이다. Shannon의 정보 이론(infor-

mation theory)[16]에서 근거한 전송율-왜곡치(rate-distortion: R-D) 이론[17]에 의하면, 정보원의 다양한 원소들에 전송율 즉 부호화 비트를 할당(allocation)하는 최적화 문제로서 영상 부호화를 접근할 수 있다. 따라서 R-D 최적화 측면에서 영상 부호화 문제를 접근하는 연구가 최근 수년간 다양하게 진행되어, 양자기 사용에 따른 전송율 할당 최적화[18]로부터, 최적화된 트리 구조 결정 문제[19], 그리고 이들의 다양한 응용에 대한 최적화 기법[20]으로 발전되었다. 이와 같이 제한된 전송 정보량 하에서 최소의 손상을 갖도록 부호화의 각종 조건들을 최적화시키는 기법이 R-D 최적화 기법이다. 따라서 적용적인 블록 크기를 선택하는 트리 구조 가변 블록 크기 기법에는 R-D 최적화 기법을 자연스럽게 응용할 수 있으며, 이를 통하여 성능을 향상할 수 있다.

따라서 본 논문에서는 기존에 제안한 계층적 가변 블록 크기 구조에 의한 움직임 추정 기법[1]에 R-D 최적화를 적용하는 기법을 고찰한다. 구체적으로 계층적 가변 블록 크기 움직임 벡터[1]의 특성을 분석하여, 효율적인 계층적 가변 블록 크기 움직임 벡터의 모델을 구성한다. 그리하여 모델화된 가변 블록 크기 움직임 벡터에 대해 R-D 최적화 기법을 적용한 움직임 추정 기법을 제안하고, 고정된 블록 크기 및 기존에 제안한 계층적 가변 블록 크기 움직임 추정 방식과 비교하여 성능이 향상됨을 확인한다.

2. 가변 블록 크기 기법과 전송율-왜곡치 최적화

2.1 분할 방식에 따른 가변 블럭 크기 기법의 분류

가변 블럭 크기 분할의 성능을 좌우하는 것은 분할을 수행하는 기준(criterion)과 설정된 기준에 의해 탐색하는 방식이다. 일반적으로 가변 블럭 크기 분할 방식에는 존재 확인(existence check), 기준치(thresholding), 비교(comparison), 그리고 최적화(optimization) 방식 등이 있으며, 그림 1에 제시한 것과 같이 가장자리(edge)와 같은 시각적인 특징을 중시하는 경우부터 R-D 기준과 같이 객관적인 성격을 지니는 것으로 나열된다. 먼저, 시각적인 특징에 근거한 분할에는 해당 블럭내에 가장자리를 포함했는가에 따라 분할하는 기법이 있다[21]. 이 방식은 시각적인 잇점은 있지만, 부호화 성능에 대한 배려가 부족하다는 문제점이 있다. 두번째가 손쉽게 사용할 수 있는 기준치에 의한 분할이다. 국부적인 평균의 변화에 따른 분할[10], 국부적인 변화도(detail measure)[22] 및 인접 블럭의 분산(ac 에너지) 변화[8]에 따른 분할들이 해당한다. 또한 기준치를 설정함에 있어서는 위와 같은 정성적인 성질들이 아니라 부호화에 직접적으로 연관된 기준치 설정도 효과적인 것이다[13,23]. 기준치에 의한 분할은 구현이 간단하지만, 기준치 설정이 객관적으로 이뤄지기 힘들다는 문제점이 있다. 세번째 기법은 부호화시의 왜곡치의 비율이나 움직임 추정 오차의 비율 등 부호화 성능에 대한 간단한 비교를 통하여 분할하는 기법이다. [1]에서 계층적 가변 블럭 크기 움직임을 구성하기 위해 사용한 기준이 바로 움직임 추정 오차의 비율이다. 마지막으로, 본 논문에서 고려하는, 부호화 성능의 최적화에 의한 분할 기법이 있다. 이 기법은 전송율이나 왜곡치 부분만을 별도로 사용하는 경우[24]와 전송율과 왜곡치를 함께 사용하는 경우[15,20]로 구분된다. 이때 전송율과 왜곡치

의 기준에 의한 부호화는 제한된 전송율 R 을 이용한 왜곡치 D 의 최소화 문제를 Lagrange multiplier 를 사용한 $D+λR$ 의 최소화 형태로 구성할 수 있다. 이 기법은 객관적인 기준에 의해서 정량화가 되기 때문에 최적 구조를 탐색하는 기법을 체계적으로 사용할 수 있는 장점이 있다.

또한 가변 블럭 크기 분할을 구현하는 탐색 기법은 그림 2에 제시한 바와 같이 네가지 정도를 고려할 수 있다. 먼저 상위 단계에서 하위 단계로의 분할을 반복적으로 수행하는 기법이 있으며, 이와 반대로 하위 단계로부터 병합해가는 기법이 있다. 그리고 중간 단계로부터 분할/병합을 동시에 수행하거나, 상위 단계에서 하위 단계로 분할한 후 반대 방향의 병합을 통해 비효율적으로 분할된 경우를 제거하는 기법도 사용되고 있다. 마지막으로 가능한 전체 구조들 중에서 최적의 구조를 탐색하는 기법을 고려할 수 있다. 이 기법은 계산량이 증대된다는 문제점이 있지만, 최적의 해를 얻을 수 있는 장점이 있다. 따라서 주어진 가변 블럭 크기 분할의 특성을 활용하여 계산량 증가를 최소화하면서 최적에 근접하는 분할을 탐색하는 기법이 요구되며, 본 논문에서는 이를 위한 효과적인 구현 방안을 제시하게 된다.

한편, 최적 구조 탐색을 위해서는 모든 가능한 구조에 대한 R-D 부호화 성능과 같은 기준에 대한 정량화가 먼저 수행되어야 한다. 이를 이론적인 기법에 의해서 근사적(asymptotic) 전송율-왜곡 함수(distortion rate function: DRF)에 근거하여 수행하는 경우를 기대적 비트 할당(ensemble average bit allocation: EBA) 최적 탐색이라고 한다[25]. 그리고 실험적인 부호화나 측정으로부터 얻는 동작성(operational) 전송율-왜곡 함수(DRF)에 의해 해결하는 경우를 최종적 비

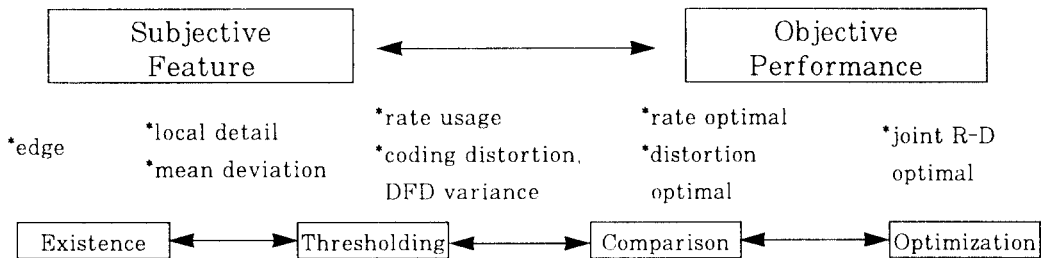


그림 1. 가변 블럭 크기 구조 분할 기준에 따른 분류.
Fig. 1. Relation between various measures and decision rules for the VBS decomposition.

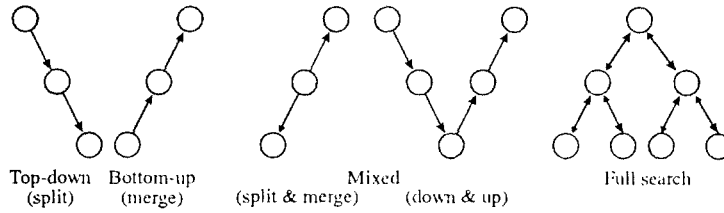


그림 2. 블럭 크기 구조 탐색 기법에 따른 분류.
Fig. 2. Search schemes for the VBS tree decomposition.

트 할당(ultimate bit allocation: UBA) 최적 탐색이라 한다[18, 25]. 본 논문에서는 실제적인 움직임 추정을 통해 형성된 움직임 보상 오차 정보, 움직임 벡터 부호화 정보 등을 활용하여 최적의 계층적 가변 블럭 크기 움직임 벡터를 형성하기 때문에, 후자의 UBA 탐색 기법을 적용하는 경우에 해당된다.

2.2 가변 블럭 크기 기법에 관련된 전송율-왜곡치 최적화

일반적으로 R-D 최적화 문제는 주어진 전체 전송율에 대해 왜곡치를 최소화하거나, 반대의 경우로 왜곡치 제한을 만족시키면서 전송율을 최소화하는 문제로 귀결된다. 따라서 부호화 과정은 전송율의 할당에 관련된 다음과 같은 제한된(constrained) 최적화 문제로 볼 수 있다[18]. 개의 부분들로 구성되는 정보원을 부호화하기 위해 사용되는 전체 전송율이 R_C 라면, 가능한 전송율 할당 벡터 B 들의 집합인 S 에 의해서 계산되는 전체 왜곡치 $D(B)$ ($B \in S$)는 식 (1)과 같이 형성된다.

$$\min_{B \in S} D(B), \text{ subject to } R(B) \leq R_C. \tag{1}$$

여기서 $D(B)$ 는 주어진 전송율 할당 벡터 B 에 따른 전체 왜곡치의 함수이며, $R(B)$ 는 대응하는 전체 전송율의 함수이다. 그런데 식 (1)의 제한된 최적화 문제는 Lagrange multiplier λ 를 도입하여 해결하는 방법이 널리 이용된다[18]. 즉, 임의의 $\lambda \geq 0$ 에 대하여, 식 (2)의 비제한적인 최적화 문제의 해인 $B^*(\lambda)$ 는, $R_C = R(B^*(\lambda))$ 의 전송율에 대한 조건이 만족된다면, 동시에 식 (1)의 제한된 최적화 문제의 해가 된다.

$$\min_{B \in S} D(B) + \lambda R(B), \tag{2}$$

여기서 주목할 점은 비제한적 최적화 기법에서 전송율과 왜곡치간의 상대적인 중요성을 조절하는 Lagrange multiplier λ 의 역할이다. 왜곡치의 함수 $D(B^*(\lambda))$ 는 λ 에 따른 단조증가(monotone increasing) 함수이고, 전송율의 함수 $R(B^*(\lambda))$ 는 그 반대이다. 따라서 $\lambda = 0$ 이면, 왜곡치만의 최소화가 되어 높은 전송율이 필요하다. 그러나 λ 를 증가시키게 되면, 추가적인 왜곡을 감수하면서 전송율을 감소시킬 수 있다. Lagrange multiplier λ 가 전송율 감소와 왜곡치 증가간의 상충(trade-off) 특성을 조절하는 것이다. 이러한 비제한적인 최적화 문제 형성에 의한 R-D 최적화는 양자기 사용에 있어서 최적화된 비트 할당(optimized bit allocation) 문제에서 사용되어 왔으며[18, 26], 최근에는 G-BFOS(Generalized - Breiman, Freidman, Olshe, and Stone) 기법 및 그의 일반화된 형태로 확장되고 있다[19, 27]. 또한 [28] 등에서 제안한 엔트로피 제한(EC: entropy constrained) 양자화 기법도 식 (2) 형태의 최적화를 추구하는 R-D 최적화의 일종이다.

그런데 본 논문에서 주로 고려하고 있는 가변 블럭 크기 기법은 계층적 트리 구조를 이용한다. 따라서 트리 구조에 대한 R-D 최적화 기법을 적용할 수 있다. 즉 어떠한 블럭 크기 구조를 사용할 것인가에 대한 결정을 Lagrange multiplier λ 에 의해서 조절할 수 있다. λ 가 작은 경우에는 블럭을 세분하여 보다 세밀한 부호화를 하며, λ 를 증가시켜 전송율을 보다 적게 사용하면 왜곡치가 다소 증가되더라도 큰 블럭 크기에 대한 부호화가 가능하다. 최근에는 트리 구조에 대한 R-D 최적화 문제에 대해서도 Chou 등[19]에 의해 G-BFOS에 의한 최적의 트리 구조 가지치기(pruning) 기법이 제안

되었으며, 이는 반복적으로 최적화된 특성을 지니는 트리 구조를 형성할 수 있는 ROPA(recursive optimal pruning algorithm)로 확장되었다[29]. 그런데 상기한 방식들은 전송율이나 왜곡치 중 하나가 트리 깊이에 따라서 단조 감소 또는 단조 증가하는 특성을 지녀야 하기 때문에 이러한 특성을 만족시키지 못하는 가변 블록 크기 움직임 추정 경우에는 직접적인 적용이 곤란하다 [15]. 이를 고려하면서 가변 블록 크기 움직임 추정 기법을 R-D 최적화의 측면에서 접근하는 기법은 Sullivan 등[15]에 의해서 시도된 바 있다. 이 경우에는 일반적인 쿼드트리 구조의 가변 블록 크기 움직임 벡터를 사용하면서, 상방(bottom-up) 탐색에 의한 가지치기 방식으로 최적화를 수행한다. 즉 하위 단계의 4개 블록들을 각각 독립된 움직임 벡터로 전송하여 움직임 보상하는 경우와 상위 단계 블록에서 한 움직임 벡터만으로 움직임 보상하는 경우를 $D + \lambda \cdot R$ 기준에 의해 비교하는 방식을 사용하여 최적화된 가변 블록 크기 움직임 벡터들을 구성하고 있다. 하지만 본 논문에서 고려하는 계층적 가변 블록 크기 움직임 벡터에 대해서는 이러한 기법의 적용 또한 불가능하므로 4.1절에서는 이를 극복하는 효율적인 기법을 제안한다.

3. 계층적 가변 블록 크기 구조와 움직임 탐색

3.1 계층적 가변 블록 크기 움직임 구조

가변 블록 크기 움직임 추정을 위해서는 가변 블록 크기 분할을 위한 단계별 블록 크기들과 전체적인 구조가 먼저 결정되어야 한다. 본 논문에서는 실제적인 부호화

기를 감안하여 최상위 단계 블록 크기 32×32 를 변환 부호화에 널리 이용되는 8×8 블록 크기까지 분할하는 가변 블록 크기 구조를 선택하였다. 그리하여 이진트리와 쿼드트리 구조의 조합을 통해서 32×32 , 32×16 , 16×16 , 16×8 그리고 8×8 의 5단계에 걸쳐 구성될 수 있는 여러가지 가변 블록 크기 구조들 중에서 쿼드트리 구조에 근거하여 3단계로 구분하는 구조를 선택하였다. 참고적으로 [1]에서는 가변 블록 크기 구조에 따른 성능 변화는 영상에 따라서 약간의 변화는 있지만 성능에는 크게 영향을 미치지 않음을 확인한 바 있다. 또한 본 논문에서는 계층적인 구조로 변형한 가변 블록 크기 구조를 사용한다[1]. 기존의 가변 블록 크기 움직임 구조와 계층적인 구조를 비교하기 위해서 두가지 벡터들의 일례를 그림 3과 그림 4에 각각 제시하였다. 그림 3(a)와 그림 4(a)를 비교해보면, 계층적 구조에서는 최상위 단계 움직임 벡터가 별도로 분리되어 항상 고정적으로 전송된다. 또한 하위 단계 블록들의 움직임 벡터는 최상위 단계 움직임 벡터와 차이가 큰 경우들만 전송하여 움직임의 변화 상태를 적절하게 반영한다.

따라서 제안한 계층적 가변 블록 크기 움직임 추정 기법에서는 가변 블록 크기 움직임 벡터 표현을 위한 트리 구조와 움직임 벡터를 부호화하는 정보간의 상충성(trade-off)을 이용하는 특성을 지닌다. 기존의 이진트리, 쿼드트리 구조하에서는 일단 하위 단계 블록들로 분할을 결정하면 분할된 하위 단계 블록들 모두에 대해서 움직임 벡터들을 전송한다. 하지만 제안한 방식에서는 하위 단계의 모든 블록들에 대해서 움직임 벡터 전송 여부를 독립적으로 결정할 수 있다. 따라서 가변 블록 크

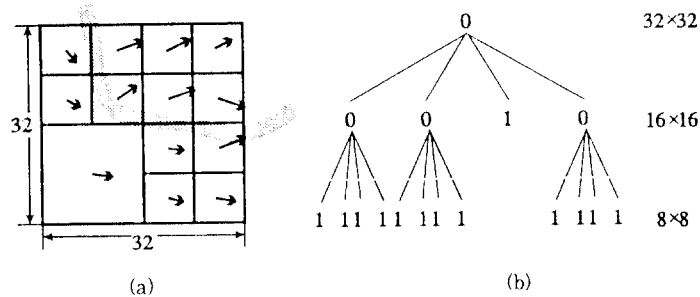


그림 3. 기존의 쿼드트리 VBS 움직임 벡터의 구성(움직임 벡터 전송에 $13 \times B_{MV}$ 비트 트리 구조 전송에 1 + 4 비트 소요됨). (a) VBS 움직임 벡터 구조. (b) VBS 움직임 구조 표현.

Fig. 3. Typical example of the conventional quadtree VBS motion vector.

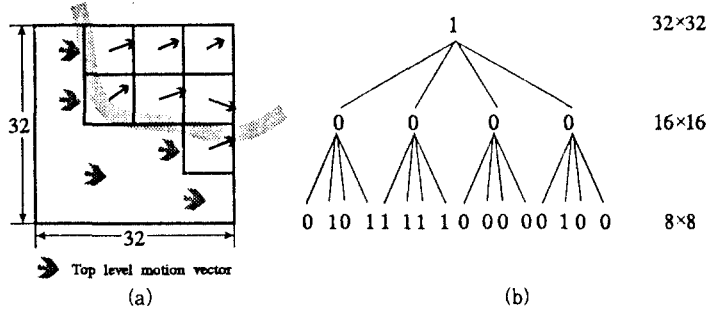


그림 4. 계층적 쿼드트리 VBS 움직임 벡터의 구성(움직임 벡터 전송에 $13 \times B_{MV}$ 비트, 트리 구조 전송에 최상위 단계 1 비트를 제외한 20 비트 소요됨). (a) VBS 움직임 벡터 구조. (b) VBS 움직임 구조 표현.
Fig. 4. Typical example of the hierarchical quadtree VBS motion vector.

기 움직임 벡터를 표현하는 트리 구조의 부호화 정보는 증가되지만, 움직임 벡터의 수는 감소시킬 수 있다. 이는 그림 4을 기존의 가변 블록 크기 구조에 대한 그림 3과 비교함으로써 쉽게 확인할 수 있다. 계층적 가변 블록 크기 움직임 벡터의 경우에는 상위 단계와 하위 단계의 움직임 벡터들이 서로 중복될 수 있으므로 기존의 쿼드트리 가변 블록 크기 구조와 같이 배타적인(disjoint) 특성이 만족되지 않는다. 따라서 고정적으로 전송되는 최상위 단계 1비트를 제외한 그림 4(b)의 트리 구조 전체를 모두 가변 블록 크기 구성 정보로 사용해야만 하는 문제점이 있다. 하지만 그림 4(a)의 가변 블록 크기 움직임 벡터를 기존의 가변 블록 크기 움직임 구조로 표현하려면, 그림 3(a)와 같이 하위 단계의 움직임 벡터들을 분리하기 위해 연관되는 상위 단계가 모두 분리되어야 하므로 보다 많은 움직임 벡터들이 부호화되어야 한다. 즉 트리 구조의 부호화에는 $20-5 = 15$ 비트가 더 필요하지만, 움직임 벡터의 수는 $13-8=5$ 개가 줄어드는 것이다.

또한 제안한 가변 블록 크기 움직임 추정에는 최상위 단계의 움직임 벡터는, 움직임이 없는 블록을 제외하고는, 항상 고정적으로 전송하는 계층적인 구조를 사용한다. 따라서 차벡터 형성을 위한 기준 설정이 어려운 기존의 구조와는 달리 제안한 구조에서는 움직임 벡터 예측을 위한 기준인 최상위 단계 움직임 벡터가 항상 존재하므로 차벡터 부호화를 통한 효과적인 움직임 벡터 부호화가 가능하다. 또한 하위 단계의 움직임 벡터를 탐색함에 있어서도, 그림 5에 제시한 바와 같이, 최상위 단계 움직임 벡터 주위의 제한된 영역만을 탐색하도록 하

는 'telescopic' 탐색 방식으로 제한탐색(restricted search)을 수행할 수 있는 유연성을 제공한다. 결과적으로 최상위 단계움직임 벡터 주위로 탐색 영역이 이동되므로, 탐색영역이 적응적으로 변화되는 특성을 지닌다. 또한 블록 크기에 따라 탐색 영역 및 탐색 정밀도를 단계적으로 달리함으로써, 하위 단계의 움직임 벡터들에 대한 정보량 부담을 조정할 수도 있다. 이를 그림 5을 통해서 구체적으로 설명하면 다음과 같다. 먼저, 그림 5(a)에 제시한 것 처럼, 최상위 단계 움직임 벡터들은 $S_x^{(1)}, S_y^{(1)}$ 에 의해 설정되는 탐색 영역에서 추정된다. 이어서 하위 단계의 블록들을 위한 움직임 추정을 위한 탐색 영역은, 그림 5(b)에서 굵은 점선으로 표시된 탐색 영역의 최대 한도내에서, 최상위 단계 움직임 벡터 $V^{(1)}$ 에 의해 우상변으로 이동되어 굵은 실선으로 표시된 영역으로 변화한다. 그리고 이동된 탐색 영역은 $S_x^{(2...)}, S_y^{(2...)}$ 에 의해서 단계별로 추가로 조정되어 제한된 탐색을 수행할 수 있도록 한다. 그리하여 하위 단계 $l(l = 2, \dots, L)$ 의 움직임 벡터들인 $V_n^{(l)}, n=1, \dots, 4'$ 들에 대해서는 적응적인 탐색이 가능하다.

3.2 계층적 가변 블록 크기 움직임 추정을 위한 움직임 탐색

이와 같은 구조적인 특성을 지니는 계층적 가변 블록 크기 움직임 추정 기법을 구현함에 있어서 본 논문에서는 다음의 두가지 사항을 추가로 고려한다.

첫번째로는 블록 정합 방식 움직임 추정의 문제점으로 지적되고 있는 추정된 움직임 벡터들의 일관성(consistency) 저하가 가변 블록 크기 움직임 추정 기법에서는

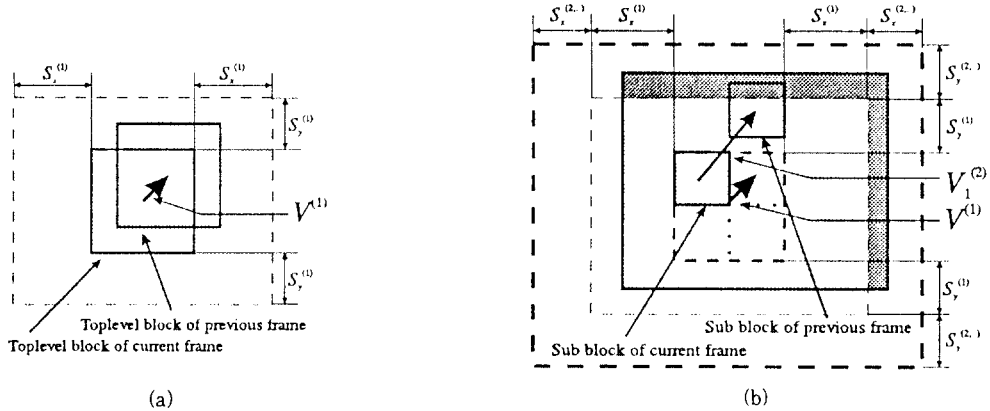


그림 5. 계층적 VBS 움직임 추정의 탐색 영역. (a) 최상위 단계 블록의 탐색 영역. (b) 하위 단계 블록들을 위한 이동된 탐색 영역.
 Fig. 5. Motion vectorsearch range for the hierarchical VBS motion estimation.

더욱 심화될 수 있다는 사실을 감안하여 이를 효과적으로 방지할 수 있는 이득/비용 움직임 추정 기법을 이용하여 블록 정합 방식에 의한 움직임 벡터들을 보완한다 [30, 31]. 즉 이득/비용 움직임 추정의 특성에 의해 인접한 블록들의 움직임 추정치가 서로 연관을 가지므로 제안한 방식은 블록 단위 움직임 추정 방식의 문제점인 블록 경계에 따른 고주파 오차 성분 증가 문제를 완화할 수 있다. 또한 본 논문에서는 움직임 추정의 이득을 고려하는 DFD 분산항과 비용에 해당하는 움직임 벡터 정보량이 합해진 식 (3)과 같은 목적함수를 사용하므로 움직임 벡터 부호화에 매우 효과적이다.

$$\min_{V_i} K \cdot \ln[D(V_i)] + c \cdot B(V_i) \quad (3)$$

여기서 $D(V)$ 는 해당 움직임 벡터 V 에 의한 DFD 분산치이며, K 는 움직임 추정에 사용한 블록의 전체 화소 수이다. $B(V)$ 는 해당 움직임 벡터를 부호화할 때 소요되는 정보량이며, c 는 비용 부분의 비중을 조정하기 위해서 사용하는 상수이다. 따라서 기존의 MAD에 의한 DFD 분산 최소화로 얻어진(블록 정합 방식에 의한) 일차적인 움직임 벡터들을 이득/비용 목적 함수의 부분 탐색에 의한 최소화를 통해 그 성능을 개선할 수 있으며, 본 논문에서는 MAD 탐색에 의한 움직임 벡터 주변, 현재 블록에 대해 예측된 움직임 벡터 주변 등 총 75개의 위치들만을 선택적으로 탐색한다. 두번째로 계

층적 가변 블록 크기 움직임 추정을 위해서는 각 단계별 움직임 벡터들을 모두 탐색해야 하므로, 계산량이 증가 되고 구현이 복잡해지는 문제점이 있다. 따라서 각 단계의 움직임 벡터들을 별도로 추정하는 대신에 단계별 움직임 추정을 잘 연결하여 약간의 부가적인 계산만으로 모든 단계의 움직임들을 추정하여 이를 크게 완화한다 [15].

이를 고려하여 본 논문에서 제안하는 움직임 탐색은 그림 6에 표시한 순서로 진행된다.

1. MAD(mean absolute difference)에 의한 DFD 분산 최소화로 움직임 벡터들을 구하는 블록 정합 방식에 의해 일차적인 움직임 벡터들을 형성한다. 이때 최하위 단계부터 움직임을 추정하면서 블록 크기마다 탐색 영역에 따른 DFD 분산을 모두 저장하면, 상위 단계의 움직임 벡터들은 하위 단계 부분력들의 DFD 분산들의 합을 이용함에 의해서 간단히 추정된다. 구체적으로 그림 6에 제시한 바와 같이 최소의 블록 크기인 8×8 블록들에 대해 움직임을 추정한 다음, 상위 단계인 16×16 블록의 움직임 벡터는 상용하는 4개의 8×8 블록들의 DFD 분산 정보에 대한 덧셈과 비교만으로 구해진다.
2. 그리고나서 16×16 블록들에서 32×32 블록으로 동일한 방법으로 진행하면 전체 단계의 움직임을 추정할 수 있다.

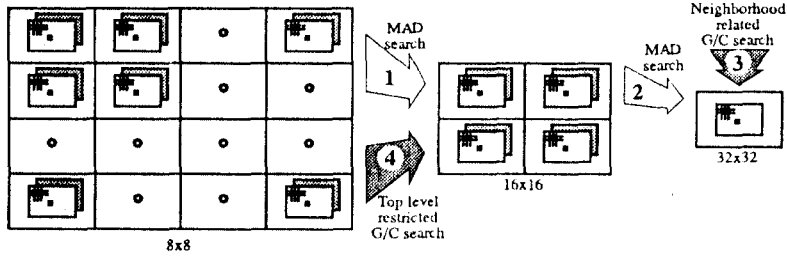


그림 6. 계층적 가변 블록 크기 움직임 추정 기법의 구현 방식 (1,2,3,4는 움직임 추정의 구현 순서를 표시함).
Fig. 6. Motion vector search procedure for the hierarchical VBS motion estimation.

3. 최상위 단계인 32×32 블록에 대해서 이를 이전 프레임의 움직임 벡터와 함께 활용하여 움직임 벡터 부호화를 위한 예측 방식을 적용적으로 결정한다. 이어서 선택된 움직임 벡터 예측에 의해 형성한 차 벡터를 가변 길이 부호화하고, 이를 이득/비용 움직임 추정 기법에 연결하여 인근 블록과의 상관성을 고려한 움직임 추정을 수행한다.
4. 나머지 하위 단계들에 대해서 최상위 단계 움직임 벡터 주위의 제한된 탐색 영역만을 탐색하는 telescopic 탐색 기법을 활용하여 움직임 벡터들을 추정한다. 또한 이경우에도 최상위 단계의 움직임 벡터와의 차벡터를 부호화하는 비용을 이득/비용 움직임 추정 기법과 연결함에 의해서 움직임 벡터간의 일관성 증대를 도모하였다.

4. 전송율-왜곡치 기준에 의한 계층적 가변 블록 크기 움직임 추정 기법

계층적 가변 블록 크기 움직임 추정 기법의 효율성은 추정된 각 단계별 움직임 벡터로부터 계층적인 가변 블록 크기 움직임 벡터를 구성하는 구조 탐색 알고리즘에 크게 의존한다. 이를 위하여 [1]에서는 추정 성능의 비교(comparison)을 통하여 가변 블록 크기 움직임 벡터를 구성하는 기법을 제안하였으며, 본 논문에서는 이를 보다 최적화하는 R-D 기준에 의한 새로운 가변 블록 크기 분할 기법을 제안한다.

4.1 계층적 가변 블록 크기 움직임 벡터의 모델화

계층적 가변 블록 크기 움직임 구조에서는 모든 단계

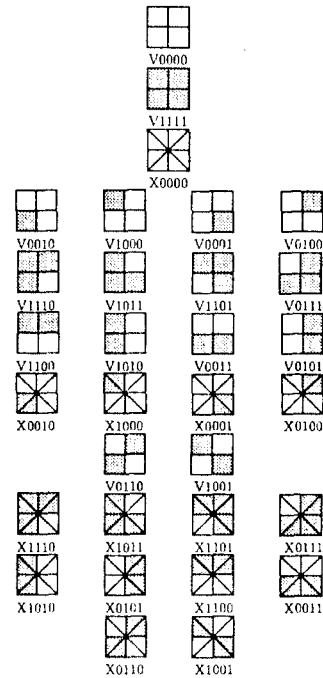


그림 7. 계층적 VBS 움직임 벡터의 하위 단계 구성(모델화에 의해 축소하기 전의 상태, 발생 빈도 순서).
Fig. 7. Original lower level models for the hierarchical VBS motion vector.

의 블록들에 대한 움직임 전송 여부가 독립적으로 결정되기 때문에 기존의 쿼드트리 구조에 비해서 경우의 수가 기하학적으로 증가된다. 예를 들어 쿼드트리 가변 블록 크기 움직임 벡터의 경우에 있어서, 기존의 쿼드트리 가변 블록 크기 움직임은 전체적으로 16×16 블록을 4

개의 8×8 블록들로 분할하는 것을 4번 반복함에 의해 구성되므로 $2^4=16$ 경우의 조합만이 가능하다. 하지만 제안한 계층적 가변 블록 크기 움직임 벡터의 경우에는 먼저 각각의 16×16 블록에 대해서 16×16 크기 움직임의 별도 전송 여부와 하위 단계인 4개의 8×8 블록들로의 분할 여부가 각각 독립적으로 결정되므로 이 과정에서 $2^5=32$ 경우가 발생한다. 또한 상위 단계에서 32×32 블록에는 16×16 블록이 4번 결정되어야 하므로 총 $32^4=1,048,576$ 경우의 방대한 조합이 가능하다. 따라서 가변 블록 크기 구조에 대해서 R-D 최적화를 구현하기 위해서는 이에 대한 효과적인 구조 탐색 기법이 절실히 필요하다.

따라서 본 논문에서는 이와 같은 고려에 따라, 모델화(modeling)된 계층적 가변 블록 크기 움직임 벡터를 구성하는 기법을 제안한다. 먼저 계층적 가변 블록 크기 움직임 벡터의 모델화는 1280×704 크기의 고휘상도 영상 Models, Fruits, Cathedral, 그리고 Locomotive 영상 각각 30 프레임씩에 대한 쿼드트리 가변 블록 크기 움직임 벡터를 기존의 방식에 의해 실험적으로 얻어서 진행하였다(1). 모두 197,120 블록들로 구성된 움직임 벡터들에서 계층적 가변 블록 크기 움직임 벡터가 사용된 경우는 79,465 경우로 전체의 40.3%에 해당되며, 나머지 블록들은 움직임이 없거나 최상위 단계만으로 구성되었다. 이 과정에서, 계층적 가변 블록 크기 구조는 총 $32^4=1,048,576$ 경우로 구성될 수 있기 때문에, 모델화를 위해서 $32 \times 32 \sim 16 \times 16$ 블록 크기 간에 구성된 상위 단계와 $16 \times 16 \sim 8 \times 8$ 블록 크기 간에 구성된 하위 단계로 가변 블록 크기 움직임 벡터를 분리하여 분석하였다. 먼저 $16 \times 16 \sim 8 \times 8$ 크기 간의 하위 단계에 대해서는, 모든 블록 크기에 움직임 벡터가 전송되는 경우를 제외한 총 $2^5-1=31$ 가지의 경우가 발생하며, 그 결과는 그림 7와 같다. 그림 7에서 'V', 'X'는 16×16 움직임 벡터의 존재 여부를 표시하며, '0'와 '1'은 8×8 움직임 벡터의 존재여부를 각각 의미한다. 그림 7를 살펴 보면, 일정한 규칙성을 지키면서 가변 블록 크기 움직임 벡터의 구성이 나타난다. 8×8 블록 크기 움직임 벡터가 전송되는 수가 1개, 3개, 2개의 순서로 발생 빈도를 보이며, 8×8 블록 크기의 움직임 벡터가 2개인 경우에도 움직임 벡터들이 대각선으로 배치되는 'V0110', 'V1001' 경우가 'V1100', 'V0101' 경우에 비해서 낮은 발생 빈도를 보인다. 이

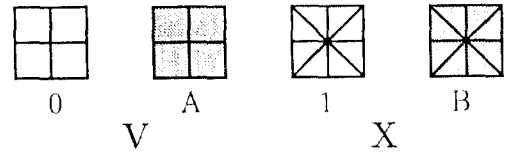


그림 8. 계층적 가변 블록 크기 움직임 벡터를 위한 중간 단계 모델들.

Fig. 8. Intermediate level models for the hierarchical VBS motion vector.

러한 현상으로 부터 가변 블록 크기 움직임 벡터가 실제적인 움직임의 분포 특성을 나타내고 있다는 것을 확인할 수 있다. 즉, 최상위 단계 움직임 벡터가 항상 전송되므로 8×8 블록 크기 움직임 벡터가 1개인 경우가 3개인 경우에 비해서 많이 발생되는 것이다. 또한 대각선 형태로 분리된 움직임의 존재가 적다는 사실은 움직임이 이동하는 물체의 경계를 따라 발생한다는 사실을 고려하면 쉽게 이해된다.

이어서 상위 단계와 하위 단계의 연결에 있어서는 계층적인 특성을 보존할 수 있도록 그림 8에 제시한 바와 같이 $16 \times 16 \sim 8 \times 8$ 크기 간의 중간 단계를 네가지 경우로 구분하였다. 즉, 16×16 , 8×8 움직임 벡터의 존재 여부에 따른 분류에 의해서 모두 존재하지 않는 경우인 '0'으로 부터, 16×16 움직임 벡터만 존재하는 경우 '1', 8×8 움직임 벡터들 중의 하나라도 존재하는 경우 'A', 그리고 둘다 존재하는 경우인 'B'의 네가지 경우를 각각 고려하면서 분석을 수행하였다. 이와 같이 중간 단계의 기본적인 4가지 모델 '0', '1', 'A', 그리고 'B'에 의해 두 단계를 연결하면, 계층적 가변 블록 크기 구조는 $31 \times 4 + 4^4 = 380$ 경우의 조합으로 구성된다. 하지만 이 숫자도 실제적인 구현에는 문제가 있다고 판단되어 다음과 같은 모델링에 의해 경우의 수를 감축하였다. 상위 단계에 대한 모델링에 있어서는 위의 네가지 경우에 의해서 형성될 수 있는 총 $4^4=256$ 개의 다양한 조합을 분석한 결과, '0'과 'A'를 결합한 'V'와 '1'과 'B'를 결합한 'X'에 의해 구성하는 방식이 경우의 수를 줄임에 있어 가장 효율적임을 확인하였다. 즉 16×16 블록 크기 움직임의 존재 여부에 따라 'V', 'X'로 분류하는 중간 단계를 사용하여 상위 단계와 하위 단계를 결합하는 것이다. 이와 같은 'V', 'X'의 중간 단계 움직임 모델에 따라 상기한 가변 블록 크기 움직임

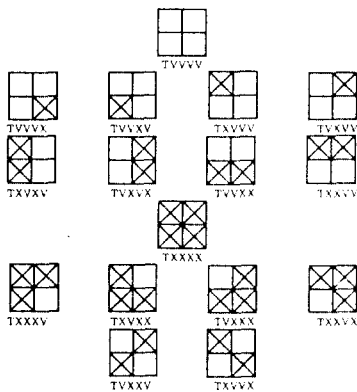


그림 9. 계층적 가변 블럭 크기 움직임 벡터를 위한 상위 단계 모델들('V', 'X'에 의한 모델의 경우).
Fig. 9. Upper level models for the hierarchical VBS motion vector.

벡터를 분류한 결과는 그림 9와 같이 $2^4=16$ 가지 경우로 나타난다. 그림 9에서 각각의 모델들은 발생 빈도 순서로 나열되어 있다. 또한 위에서 부터 각각 32.1%, $4 \times 7.3\%$, $4 \times 4.5\%$, 4.2%, $4 \times 2.9\%$, 그리고 $4 \times 2.5\%$ 의 발생 빈도를 보인다.

또한 하위 단계에 있어서도 그림 7에 제시한 총 31 경우의 하위 단계 모델들을, 그림 10에 제시한 15 경우로 축소하였다. 축소를 위한 대상 선정에는 중복되는 성질을 지니는 경우들을 통합하고, 상대적으로 발생 가능성이 적은 경우를 제외하였다. 구체적으로는 'V1110' ~ 'V0111' 경우들은 'X0010' ~ 'X0100' 경우들로 대체하였으며, 'X1110' ~ 'X0111' 경우들은 'V1111'에 의해 보다 나은 움직임 보상이 가능하기 때문에 제외하였다. 또한 'X1010' ~ 'X0011' 경우들은 유사한 'V1100' ~ 'V0101' 경우들로 대체하였다. 그리고 대각선 형태로 분리된 움직임 모델들인 'V0110', 'V1001', 'X0110', 그리고 'X1001' 경우들은 상대적으로 발생 가능성이 적고 움직임의 연속성을 약화시키는 문제점이 있으므로 제거하였다. 그리하여 최종적으로 모두 15개의 경우로 축소된 하위 단계 움직임 모델들을 형성하였다. 형성된 15가지 하위 단계 움직임 모델들을 하위 단계 움직임 모델들을 위한 기본적인 형태로 분류하면, '0' 경우가 1개, '1' 경우가 1개, 'A' 경우가 가장 많

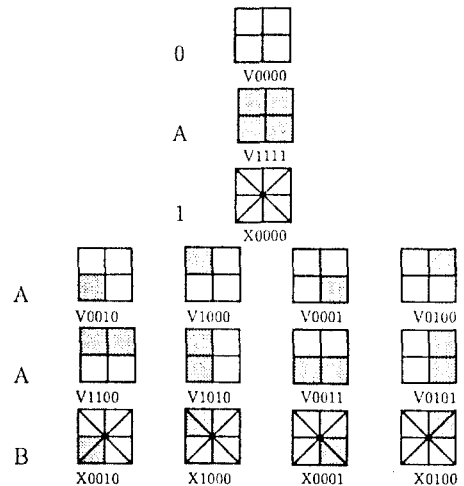


그림 10. 모델화된 계층적 가변 블럭 크기 움직임 벡터를 위한 하위 단계 모델들.
Fig. 10. Lower level models for the hierarchical VBS motion vector.

은 9개, 'B' 경우가 4개로 이루어진다. 그리고 상위 단계의 움직임 모델을 그림 9와 같이 'V', 'X'의 2가지 경우로 축소하여 하위 단계와 연결함으로써 최종적인 가변 블럭 크기 구조의 조합은 $15 \times 4 + 2^4 = 76$ 경우이다.

한편, 모델화에 의해 축소, 재구성된 하위 단계 움직임 구조들을 구분하기 위해서는 부호화 트리 구조를 새로 구성해야 한다. 본 논문에서는 이를 위해 '0', '1', 'A', 그리고 'B' 경우를 그림 11에 제시한 트리 구조에 의해 가변 길이 부호화하는 기법을 사용하였다. [1]에서는 하나의 16×16 크기 블럭에 대해 항상 5 비트로 부호화한다. 따라서, 제안한 기법은 경우 '0', '1'에 해당될 때는 2 비트, 경우 'B'에 해당되면 1 비트, 그리고 경우 'A'의 'V1111' 경우이면 3 비트의 이득을 얻게 된다. 즉, 모델화에 의해 가능한 조합의 수를 줄이고 가변 길이 부호화하면, 부호화 비트를 감축할 수 있다. 또한 이를 R-D 최적화에 연결하여 효율적인 탐색에 의해 추가적인 이득을 얻을 수 있다.

4.2 전송율-왜곡치 기준에 의한 계층적 가변 블럭 크기 움직임 벡터 구성

모델화된 계층적 가변 블럭 크기 움직임 벡터에 대해 R-D 최적화 탐색을 하면, 본 논문에서 고찰하는 최적

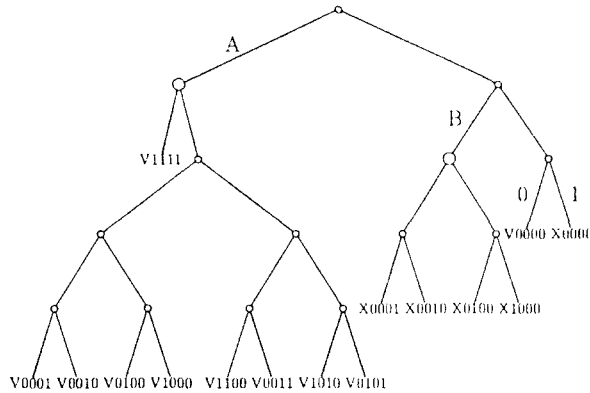


그림 11. 모델화된 계층적 가변 블록 크기 움직임 벡터를 위한 하위 단계 모델 트리 부호화.
Fig. 11. Tree encoding for the lower level VBS models.

화된 계층적 가변 블록 크기 움직임 벡터를 형성할 수 있다. R-D 최적화된 계층적 가변 블록 크기 움직임 추정 기법을 구현하는 과정을 움직임 추정 특성을 조절하는 Lagrange multiplier $\lambda_{ME(VBS)}$ 의 값이 주어진 경우에 대해 설명하면 다음과 같다.

1. (하위 단계의 최적 움직임 모델 결정) 4개의 16×16 블록들에 대해서 식 (4)와 같이 그림 10의 15개 하위 단계 모델들에 대해서 R-D 최적인 경우를 'V', 'X' 경우에 대해서 각각 탐색하여 $V_{(16 \times 16, k)}^{(V)}$ 와 $V_{(16 \times 16, k)}^{(X)}$, ($k = 0, 1, 2, 3$)를 결정한다. 단, 여기서 S_X, S_V 는 각 경우에 대한 움직임 모델들의 인덱스 집합을 의미한다.

$$\begin{aligned} \min_{V_{(16 \times 16, k)}^{(V)}} & D_{(16 \times 16, k)}(V_{(16 \times 16, k)}^{(V)}) + \lambda_{ME(VBS)} \cdot R_{(16 \times 16, k)} \\ & (V_{(16 \times 16, k)}^{(V)}), V_i \in S_V \\ \min_{V_{(16 \times 16, k)}^{(X)}} & D_{(16 \times 16, k)}(V_{(16 \times 16, k)}^{(X)}) + \lambda_{ME(VBS)} \cdot R_{(16 \times 16, k)} \\ & (V_{(16 \times 16, k)}^{(X)}), X_i \in S_X \end{aligned} \quad (4)$$

2. (하위 단계 움직임 모델의 조합에 의한 최적 탐색) 하위 단계에 대해 결정된 'V', 'X' 경우의 최적치들을 4개의 16×16 블록에 대한 $2^4 = 16$ 가지 조합으로 구성하고, 이로부터 최적의 경우를 결정한다. 즉 식 (5)의 최적 탐색을 통해서 최소의 $D + \lambda_{ME(VBS)} \cdot R$ 특성을 보이는 가변 블록 크기 움직임 벡터 $V_{32 \times 32}$ 가 정해진다.

$$\begin{aligned} \min_{V_{32 \times 32}} & \sum_{k=0}^3 D_{(16 \times 16, k)}(V_{(16 \times 16, k)}^{(map(i, k))}) + \lambda_{ME(VBS)} \\ & \cdot R_{(16 \times 16, k)}(V_{(16 \times 16, k)}^{(map(i, k))}), \\ & i = 0, \dots, 15 \end{aligned} \quad (5)$$

여기서 $map(i, k)$ 는 인덱스 i 의 변화에 따라서 k 번째 블록에 대한 하위 단계 모델을 'V', 'X' 중의 하나로 결정하도록 하는 함수이다.

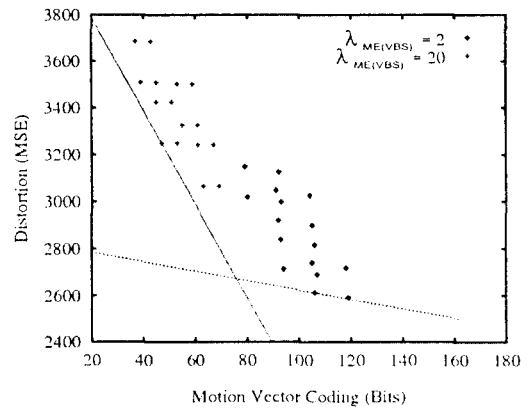


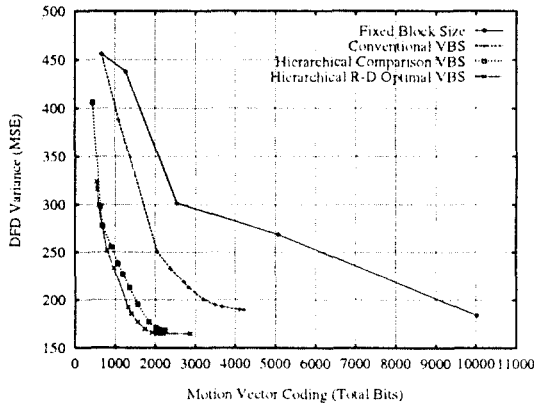
그림 12. 모델화된 계층적 가변 블록 크기 움직임 추정 기법의 수행 과정($\lambda_{ME(VBS)} = 2, \lambda_{ME(VBS)} = 20$)의 두 경우에 대한 결과).

Fig. 12. Typical example for the modeled hierarchical VBS MV decision algorithm.

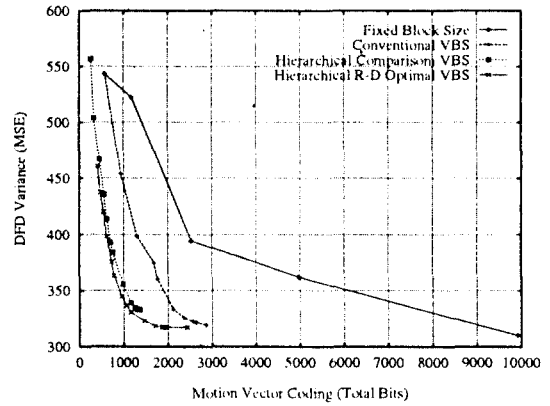
위의 과정을 정리하면 결국 $15 \times 4 + 2^4 = 76$ 경우의 R-D 탐색에 의해 각 블록의 가변 블록 크기 움직임 벡터를 설정하는 것이다. 원래의 가능한 경우의 조합인 $32^4 = 1,048,576$ 경우에 비교하면 제안한 기법의 효율성을 쉽게 확인할 수 있다. 또한 제안한 기법에서는 'V', 'X' 두 경우의 조합에 의해서 하위 단계의 최적화와 상위 단계의 최적화를 효과적으로 연결하고 있다. 물론, 16×16 블록에 대해서 최적의 하위 단계 모델을 하나씩 선정하고, 상위 단계에서는 선정된 하위 단계 모델의 사용 여부를 결정하는 방식으로 상위 단계와 하위 단계를 완전히 분리할 수도 있다. 하지만 이런 경우에는 움직임

의 전송에 대한 결정이 인접한 2단계에 국한되어 순차적으로 진행되므로 국부적인 최적(local optimum)을 얻을 확률이 증가한다. 따라서 제안한 기법과 같이 'V', 'X'를 동시에 고려함으로써, 16×16 블록의 움직임이 전송되는 경우와 그렇지 않은 경우를 분리하여 최종적인 결정 단계까지 연결하면, 이러한 문제점을 크게 완화할 것으로 기대된다.

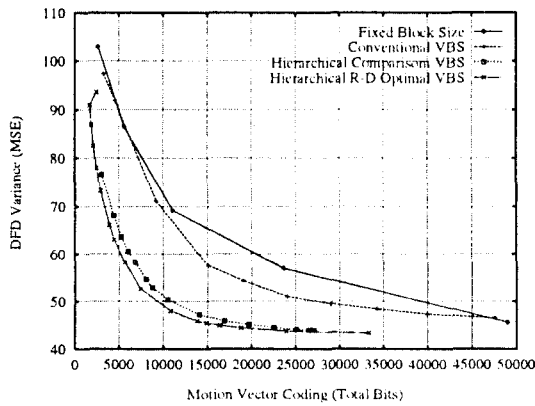
참고적으로 그림 12에 R-D 최적화된 계층적 가변 블록 크기 움직임 벡터를 설정하는 과정을 도시하였는데, $\lambda_{MB(VES)} = 2, 20$ 의 두가지 경우 최적의 선택이 달라진다. 즉 $\lambda_{ME(VES)}$ 가 큰 경우에는 왜곡치가 다소 커지더라도



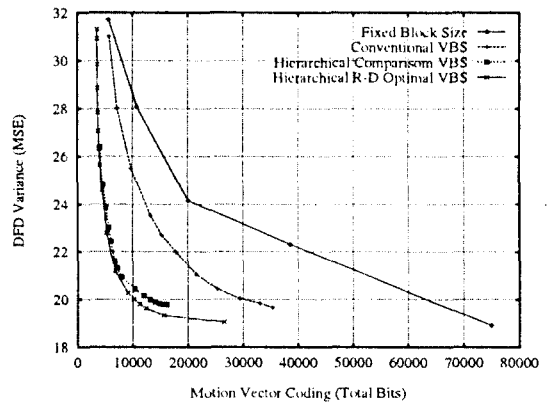
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 13. 계층적 가변 블록 크기 움직임 추정 기법의 성능 비교. (a) Flower Garden 영상. (b) Mobile & Calendar 영상. (c) Models 영상. (d) Fruits 영상.

Fig. 13. R-D performance comparison of fixed block size and VBS motion estimation techniques.

전송율이 작은 경우를 선택하며, $\lambda_{ME(VES)}$ 가 적은 경우에는 그 반대이다. 구체적으로 주어진 $\lambda_{ME(VES)}$ 에 대한 탐색은 다음과 같다. 먼저 상기한 단계 2에 의해서 하위 단계 움직임 모델들을 결정한 다음, 단계 3에서 이들을 16가지로 조합하는 경우의 전송율, 왜곡치들의 위치가 그림 12의 각각의 점들에 해당된다. 따라서 최적의 위치는 경사의 절대값이 $\lambda_{ME(VES)}$ 인 직선을 이용하면 그림 12에 제시한 바와 같이 결정할 수 있다.

4.3 가변 블록 크기 움직임 추정 기법의 성능 비교

따라서 가변 블록 크기 움직임 구조 결정 기법에 따른 성능 변화를 수평/수직으로 -16~15/-8~7 크기의 탐색 영역을 사용하여 조사하였다. 먼저, 계층적인 가변 블록 크기 움직임 추정 기법으로 움직임을 추정할 때 발생하는 전송 정보량과 DFD 분산의 관계를 그림 13(a)에서 그림 13(d)까지 각각 제시하였다. 그림에서 고정된 블록 크기 움직임 추정, 기존의 쿼드트리 구조에 의한 가변 블록 크기 움직임 추정, 그리고 제안한 두가지 계층적 가변 블록 크기 움직임 추정의 경우는 각각 'Fixed Block Size', 'Conventional Quadtree VBS', 'Hierarchical Comparison VBS', 'Hierarchical R-D Optimal VBS'로 표현하였다. 이때 비교 방식의 계층적 가변 블록 크기 움직임 추정을 위한 조정 변수인 분할 비교 비율 r_{split} 는 0.25~0.50 부근일 때가 가장 효과적이었으며, 병합 비교 비율 r_{merge} 와 전체 비교 비율 r_{global} 은 각각 0.9, 0.8을 고정적으로 사용하였다 [1]. 또한 R-D 최적화된 계층적 가변 블록 크기 움직임 추정의 조정 변수인 Lagrange multiplier $\lambda_{ME(VES)}$ 는 0에서 1000까지 변화시킨 경우이다. 그리하여 계층적 구조를 사용하는 방식들이 고정된 크기의 블록을 사용하는 경우보다 매우 효과적으로 움직임 벡터가 구성되며, 기존의 쿼드트리 구조에 의한 가변 블록 크기 움직임 벡터에 비해서도 상당히 향상된 성능을 보임을 쉽게 확인할 수 있었다. 또한, 그림 13(a)에서 그림 13(d)까지를 살펴 보면, 비교 방식에 의해 구성하는 가변 블록 크기 움직임 벡터보다 추가적인 성능 향상을 얻을 수 있음을 확인할 수 있다. 구체적으로는 최적화된 기법이 전송율 사용에 보다 효과적이며, 비교적 낮은 전송율에 대한 성능이 보다 향상된다고 판단된다. 덧붙여서, 부화소 단위의 움직임 추정을 사용하게 되면 추가적인 성능 향상을 얻을 수 있음도 확인하였다.

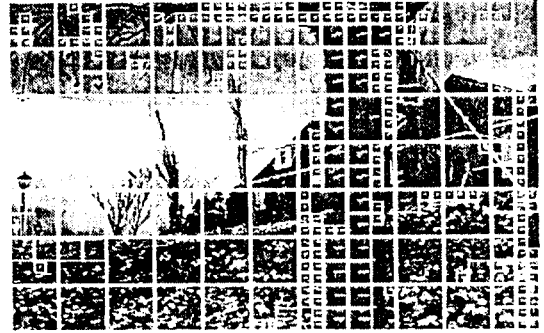


그림 14. 계층적 가변 블록 크기 움직임 추정 기법에 의한 움직임 벡터들의 분포(Flower Garden 영상).

Fig. 14. Motion vector distribution according to the hierarchical VBS motion estimation.

또한 그림 14에 계층적 가변 블록 크기 움직임 추정으로 얻어진 움직임들을 원래의 영상에 중첩시켜 제시하였다. 전체적으로 볼 때, 제안된 방식이 지나는 계층적 구조에 따른 특징들이 나타남을 관찰할 수 있다. 또한 움직임 벡터의 중복을 허용하는 계층적인 가변 블록 크기 움직임 구조를 채택하였기 때문에 불필요하게 블록을 분할하는 현상이 완화되었다. 그리고 하위 단계의 움직임 벡터들을 최상위 단계 움직임 벡터 주변에서 제한 탐색하였기 때문에 움직임 벡터들이 움직임의 변화에 따라 적응적으로 변화되어 분포함을 쉽게 알 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는, 제한된 전송 정보량 하에서 최소의 손상을 갖도록 부호화의 각종 조건들을 최적화시키는 R-D 최적화 기법을 계층적 가변 블록 구조에 적용하는 문제를 고찰하였다. 그리하여 계층적 가변 블록 크기 움직임 추정 기법에서 가변 블록 크기 움직임 벡터 형성은 각각 R-D 최적화 문제에 해당하므로, 이들을 R-D 최적화 측면에서 효율적으로 해결하는 기법을 제안하였다. 구체적으로는 제안한 계층적 가변 블록 크기 움직임 벡터를 모델화하여, 보다 효율적인 계층적 가변 블록 크기 움직임 벡터의 모델을 구성하였다. 그리하여 모델화된 가변 블록 크기 벡터에 대해 R-D 최적화 기법을 적용하는 방식으로, 최적화된 가변 블록 크기 움직임 추정 기법을 제안하고 이미 제안하였던 계층적 움직임 추정

방식에 비해서 그 성능이 추가로 향상됨을 확인하였다.

한편, 하위 단계 블록들에 대한 탐색 영역 제한을 전체적인 부호화 전송율에 연관시키는 것도 가능하며, 부호소 단위의 움직임 추정을 적응적으로 사용하도록 하는 기법의 활용 가능성도 대단히 크다고 판단된다[32]. 또한, 움직임 보상을 보상 신호의 부호화와 연결함에 있어서는, 보상 신호 부호화가 움직임 추정 및 보상에 사용된 R-D 특성에 의존되는(dependent) 성질이 있다. 따라서 본 논문에서 제시한 움직임 추정 기법을 활용하면, 상기한 의존성에 대한 R-D 최적화 문제로 움직임 추정과 보상 부호화를 연결할 수 있다. 그리하여 움직임 추정과 보상 부호화의 연결을 R-D 최적화 기준에 의해 총체적으로 접근(unified approach)함에 따른 성능 향상을 기대할 수 있으며, 이에 대한 결과는 본 논문의 제 II 부에서 구체적으로 다루어진다.

참고문헌

1. J. W. Kim and S. U. Lee, "Hierarchical variable block size motion estimation for motion sequence coding," *Optical Engineering*, vol. 33, pp.2553-2561, Aug. 1994.
2. R. Clarke, *Transform Coding of Images*. New York, NY, USA: Academic Press, 1985.
3. A. Gersho and R. M. Gray, *Vector quantization and signal processing compression*. Norwell, MA, USA : Kluwer Academic Publishers, 1992.
4. P. Strobach, "Quadtree-structured recursive plane decomposition coding of images," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. SP-39, pp.1380-1397, June. 1991.
5. J. Vaisey and A. Gersho, "Image compression with variable block size segmentation," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol.SP-40, pp.2040-2060, Aug. 1992.
6. R. Wilson, "Quadtree predictive coding: A new class of image data compression algorithms," in *Proc. Internat. Conf. on Acoust., Speech, and Signal Proc.*, pp.29.3.1~29.3.4, 1984.
7. N. Nasrabadi, "Use of vector quantizers in image coding," in *Proc. Internat. Conf. on Acoust., Speech, and Signal Proc.*, (Tampa, Florida, USA), pp.125-128, Apr. 1985.
8. D. J. Vaisey and A. Gersho, "Variable block-size image coding," in *Proc. Internat. Conf. on Acoust., Speech, and Signal Proc.*, (Dallas, TX, USA), pp.1051-1054, Apr. 1987.
9. X. Zhang, C. Cavenor, and J. F. Arnold, "Adaptive quadtree coding of motion-compensated image sequences for use on the broadband ISDN," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Tech.*, vol. CSVT-3, pp.222-229, June. 1993.
10. C. T. Chen, "Adaptive transform coding via quadtree-based variable blocksize DCT," in *Proc. Internat. Conf. on Acoust., Speech, and Signal Proc.*, (Glasgow, Scotland), pp.1854-1857, May. 1989.
11. H. S. Malvar, "Efficient signal coding with hierarchical lapped transforms," in *Proc. Internat. Conf. on Acoust., Speech, and Signal Proc.*, (Albuquerque, New Mexico, USA), pp.1519-1522, Apr. 1990.
12. H. S. Malvar and D. H. Staelin, "The LOT: Transform coding without blocking effect," *IEEE Trans. Acoust., Speech, and Signal Proc.*, vol. ASSP-37, pp.553-559, Apr. 1989.
13. A. Puri, H. M. Hang, and D. L. Schilling, "Interframe coding with variable block-size motion compensation," in *GLOBECOM' 87*, pp.65-69, Nov. 1987.
14. M. H. Chan, Y. B. Yu, and A. G. Constantinides, "Variable size block matching motion compensation with application to video coding," *Proc. IEE, Pt. I*, vol. 137, pp.205-212, Aug. 1990.
15. G. J. Sullivan and R. L. Baker, "Rate-distortion optimized motion compensation for video compression using fixed or variable size blocks," in *GLOBECOM' 91*, (Phoenix, Arizona), pp.85-90, Dec. 1991.

16. C. E. Shannon, "A mathematical theory of communication (part I)," *Bell System Technical Journal*, vol. 27, pp.379-423, July, 1948.
17. T. Berger, *Rate Distortion Theory*. Englewood Cliffs, NJ, USA : Prentice-Hall, 1971.
18. Y. Shoham and A. Gersho, "Efficient bit allocation for an arbitrary set of quantizers," *IEEE Trans. Acoust., Speech, and Signal Proc.*, vol. ASSP-36, pp.1445-1453, Sept. 1988.
19. P. A. Chou, T. Lookabaugh, and R. M. Gray, "Optimal pruning with applications to tree-structured source coding and modeling," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-35, pp.299-315, Mar. 1989.
20. K. Ramchandran and M. Vetterli, "Best wavelet packet bases in a rate-distortion sense," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 2, pp.160-175, Apr. 1993.
21. F. G. Natale et al. , "An edge-based splitting criterion for adaptive transform coding," in *Proc. Internat. Conf. on Acoust., Speech, and Signal Proc.*, (Minneapolis, Minnesota, USA), pp.V-409~V-412, Apr. 1993.
22. E. Daly and T. R. Hsing, "Variable bit rate vector quantization of video images for packet-switched networks," in *Proc. Internat. Conf. on Acoust., Speech, and Signal Proc.*, (New York City, USA), pp.1160-1163, Apr. 1988.
23. F. Dufaux and M. Kunt, "Multigrid block matching motion estimation with an adaptive local mesh refinement," in *Visual Commun. and Image Proc. '92*, vol. 1818, (Boston, MA, USA), pp.97-109, Nov. 1992.
24. R. Coifman, Y. Meyer, S. Quaker, and V. Wickerhauser, "Signal processing and compression with wave packets." Numerical Algorithms Research Group, Yale University, New Haven, CT, USA, 1990.
25. G. J. Sullivan and R. L. Baker, "Efficient quadtree coding of images and video," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 3, pp.327-331, May. 1994.
26. A. V. Trushkin, "Optimal bit allocation algorithm for quantizing a random vector," *Translated from Russian in: Probl. Inf. Transmission*, vol. 17, no. 3, pp.156-161, 1981.
27. E. A. Riskin, "Optimal bit allocation via the generalized BFOS algorithm," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-37, pp.400-402, Mar. 1991.
28. P. A. Chou, T. Lookabaugh, and R. M. Gray, "Entropy-constrained vector quantization," *IEEE Trans. Acoust., Speech, and Signal Proc.*, vol. ASSP-37, pp.31-42, Jan. 1989.
29. S. Kiang, R. L. Baker, G. J. Sullivan, and C. Chiu, "Recursive optimal pruning with applications to tree structured vector quantizers," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. IP-1, pp.162-169, Apr. 1992.
30. C. Stiller, "Motion estimation for coding of moving video at 8 kbit/s with Gibbs modeled vector field smoothing," in *Visual Commun. and Image Proc. '90*, vol. 1360, (Lausanne, Switzerland), pp.468-476, Oct. 1990.
31. C. Stiller and D. Lappe, "Gain/cost controled displacement-estimation for image sequence coding," in *Proc. Internat. Conf. on Acoust., Speech, and Signal Proc.*, (Toronto, Canada), pp. 2729-2732, May. 1991.
32. S. Gupta and A. Gersho, "Fractional pixel motion estimation," in *Visual Commun. and Image Proc. '93*, vol. 2094, (Cambridge, MA, USA), pp.408-419, Nov. 1993.



金宗源(Kim Jong Won) 정회원

1964年 9月 4日生.

1987年 2月 : 서울대학교 공과대학
제어계측공학과(공학사).

1989年 2月 : 서울대학교 대학원 제
어계측공학과(공학석사).

1994年 2月 : 서울대학교 대학원 제어계측공학과(공학박사).

1994年 3月~현재 : 공주대학교 전자공학과 전임강사.

*주관심 분야 : 영상 신호 처리 및 영상 부호화.

李商郁(Lee Sang Uk)

정회원

현재 : 서울대학교 제어계측공학과 교수.
한국통신학회 논문지 제19권 제10호 참조.