

구형서,<sup>o</sup> 서강수,<sup>\*</sup> 김재균<sup>\*</sup>

\* 한국과학기술원, 전기및전자공학과

## Hierarchical Block Matching Algorithm Using Interblock Correlation

Hyung-Seo Koo, Kang-Soo Seo and Jae-Kyoon Kim  
Dept. of Electrical Engineering, KAIST

*Abstract* In this paper, we have proposed a modified HBMA(Hierarchical Block Matching Algorithm) using the correlation of the motion vectors of the neighbour blocks in temporal and spatial directions. The initial translation of the first hierarchy is selected from its neighbouring blocks in spatial and temporal directions rather than to be set to zero.

Experimental results show that the computational cost to estimate the motion vector is reduced by 85% compared with Bierling's 2-hierarchical BMA and the correlation of the motion vector is slightly increased.

## I. 서론

일반적으로 영상 데이터는 공간 방향, 시간 방향으로 많은 중복성(redundancy)을 가지고 있으며 이 중복성을 효율적으로 제거함으로써 많은 데이터 감축이 일어난다.<sup>1)</sup>

BMA(Block Matching Algorithm)는 운동체가 강체(rigid body)이며 평행이동을 한다는 가정하에서 영상을 일정한 크기의 블록으로 나누고 현재 부호화하는 블록과 가장 유사한 블록을 이전 영상에서 찾아 현재의 블록을 예측하는 방법을 말한다.

그러나 BMA는 블록 단위로 이동을 예측하기 때문에 블록의 크기가 작을 때에는 실제 이동한 방향이 아닌 평가함수가 최소인 방향으로 이동을 추정하는 문제가 발생하고, 블록의 크기가 클 때에는 측정하는 블록 내에 여러 방향의 이동 특성이 있을 때 문제점이 발생한다.<sup>1)2)</sup>

이와같은 BMA의 문제점을 해결하기 위하여 먼저 global 이동정보를 추정한 후 이를 초기치로 하여 local 영역에 이동정보를 추가함으로써 global 이동특성과 local 이동특성을 비교적 정확하게 추정하고 object의 큰 움직임 특성도 추정할 수 있는 몇몇 방식이 제안되어져 왔다. HBMA(Hierarchical Block Matching Algorithm)는 이와같은 목적을 추구하는 대표적인 방식이다. 이때 추정된 이동 벡터는 계층적 특성을 보이며 MCP(Motion Compensated Prediction) 및 MCI(Motion Compensated Interpolation)에 효과적으로 적용될 수 있다.

그러나 HBMA는 계층적으로 이동 벡터를 추정하기 때문에 비교할 경우의 수가 많으며, 각 계층을 구성하는데 filtering을 수행해야 하는데 많은 계산량이 요구되며 실시간으로 구현하는데 문제점이 야기된다

따라서 본 논문에서는 계산량을 줄이면서 이동 벡터의 "reliable and homogeneous" 특성을 유지할 수 있는 시공간

방향에서의 인접 블록들간의 이동벡터의 상관성을 이용하여 이동 정보를 추정하는 방법을 제안하고 기존의 방법과의 성능을 비교 분석하기로 하였다.

## II.HBMA(Hierarchical Block Matching Algorithm)

### 1) HBMA의 원리

BMA는 블록의 크기를 일정하게 하여 영상간의 이동을 추정하기 때문에 블록의 크기가 작을때에는 실제 이동한 곳이 아닌 주위의 평균함수의 최소치로 이동을 추정할 경우가 있고, 블록의 크기가 클때에는 블록 내부에 있는 이동벡터가 일정하지 않을때 문제점이 발생한다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 계층적 구조를 갖는 BMA인 HBMA(Hierarchical BMA)가 제안되게 되었다. Bierling이 발표한 3-hierarchy HBMA에 따르면 낮은 level에서는 측정 블록의 크기를 크게하여 이동을 추정함으로써 주위의 최소치로 갈 위험성을 줄이고, 이 추정치를 중간 level의 초기치로 이용하고 측정 블록의 크기를 낮은 level의 블록의 크기보다 작게하여 이동치를 추정한후, 이 추정치를 최종 level의 초기치로 이용하고 측정 블록의 크기를 중간 level의 크기보다 작게하여 이동을 추정함으로써 블록의 크기가 클때 생기는 블록내부의 이동벡터가 일정하지 않을때 발생하는 문제점을 해결하려는 방법이다. 이 방법의 도식적인 것은 그림1)에서 나타난 것과 같다. Bierling의 3-hierarchy scheme은 표1)에 있는 것과 같다.

표1)의 첫번째 level에서의 측정의 블록의 크기 64 x 64이고, 두번째에서는 28 x 28, 세번째에서는 12 x 12이다. 그러므로 계층적구조라 할 수 있다. step 크기는 각 level에서 이동치를 추정하는 구간에 해당된다. 첫번째 level에서 step의 크기가 32이고, 두번째 level에서의 step 크기가 16이므로 이동의 추정에서 없는 부분이 있게되는데, 없는 부분은 주위의 이동 벡터들간에 bilinear interpolation 방법에 의해 구해지게된다. 3rd-hierarchy level의 scheme은 step의 크기가 2 이기 때문에 2 x 2 블록에 대해 이동 벡터가 구해지게되는데 low bit에서는 너무 많은 정보가 있으므로 low bit 부호화에서는 부적합하게된다. Bierling이 제안한 2-hierarchy level 방법은 표2)에 있다.

2-hierarchy 방법은 위에서 설명한 3-hierarchy 방법과 거의 동일하다. 단 최종 level에서 블록의 크기가 16 x 16 블록에 대해 이동 벡터가 구해짐으로써 low bit 부호화에서 적합하게 된다. 이 2-hierarchy 방법에서 보면 LPF(Low Pass Filter)와 계층적으로 이동치를 추정함으로써 많은 계산량을 필요로 하기때문에 실시간으로 구현하는데 문제점이 발생한다.

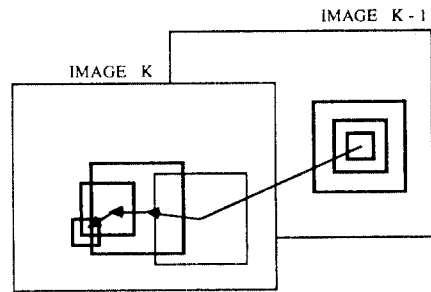


그림 1) Three hierarchy levels의 계층적 변위 추정 방식의 원리

Parameters at level	1	2	3
Max update displacement	±7	±3	±1
Measurement window size	64	28	12
Step size	8	4	2
Filter window size	5	5	3
Subsampling	4	4	2

표 1) Bierling 3 hierarchical scheme

Parameters at level	1	2
Max update displacement	±7	±3
Measurement window size	64	16
Step size	32	16
Filter window size	5	3
Subsampling	8	2

표 2) Bierling 2 hierarchical scheme.

### III. 시공간 블록간의 이동 벡터 상관성을 이용한 이동벡터 추정 방식

II에서 설명한 HBMA는 LPF(Low Pass Filter)와 낮은 level과 높은 level에서 이동 벡터를 구함으로써 많은 계산량이 요구된다. 여기서는 블록들의 이동벡터간의 상관성을 이용하여 HBMA에서 요구되는 계산량을 줄이고 방법도 간단하게 할수있는 방식을 제안 한다.

1)시공간 블록간의 이동 벡터 상관성을 이용한 이동벡터 추정 방식의 원리

연속된 영상신호는 상관성이 높은것으로 알려져있다. 그림 2)에서 영상 K-2와 K-1 사이에서는 Bierling이 제안한 방식으로 각 블록들의 이동 벡터를 추정한 후에 각 블록의 추정치를 저장하고 있다고하면 영상 K-1과 K 사이에서 영상 K-1을 가지고 영상 K를 예측한다고 하자. 현재 추정하고자 하는 블록을 5번이라 하면 1번은 영상K-1의 같은 위치가 된다. 그리고 2번 3번 4번은 공간상의 블록들이 된다. 영상 K-1을 가지고 영상 K를 예측하고자 할때에 그림 2)의 1,2,3,4,5번 블록들이 이동한 이동치를 가지고 표 2)대로 64 x 64 측정 블록에 대해 4:1 subsampling을 하여 가장 적은 MAE(Mean Absolute Error)를 갖는 블록의 이동치를 초기치로 할 때에 5번 블록은 초기치가 없는 경우에 해당된다. MAE의 수식은 다음과 같다.

$$D(i, j) = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |I_0(m, n) - I_1(m+i, n+j)|$$

$I_0(m, n)$  : 현재 영상의 (m,n) 위치에서의 화소의 밝기

$I_1(m+i, n+j)$  : 이전 영상의 (m+i,n+j)위치에서의 화소의 밝기

이 경우가 표 2)의 2-hierarchy방식에서 첫번째 hierarchy에 해당하는 부분이 된다. 16 x 16 블록에 대해 추정을 함으로써 표 2)의 step의 크기가 32일때 변위 ±7을 추정하기 위해 Koga의 3-step search방식 으로 변위 ±4, ±2, ±1 로 추정하는데 소요되는 25번(9번, 8번, 8번)의 비교를 20번(32 x 32 블록에 대해 16 x 16 블록 4개로 그림 2)의 1,2,3,4,5번 블록에 5번의 비교)으로 줄게 된다. 그러므로 5번의 비교량이 줄고 이동 벡터간의 bilinear interpolation이 필요없게 됨으로써 계산량이 줄게된다. 또한 Bierling이 제안한 방식에서는 첫번째 계층에서 LPF를 한 후에 8:1로 subsampling 하는 것을 LPF를 안하는 대신에 4:1로 subsampling을하여 계산량을 줄이게 하였다. 또한 여기에서 구한 초기치를 이용하여 다음 계층에서는 ±3 pel만큼의 변위를 가지고 16 x 16 블록에 대해 추정하게 된다. 단 moving edge 부분에서는 블록간의 상관성이 거의 없는 관계로 정확한 이동을 추정할 수 없게된다. 그러므로 moving edge 부분에서는 첫번째

계층 구조에서 구한 초기치에 ±4 pel의 변위를 추가하여 2번째 계층의 초기치로 사용하기 때문에 moving edge 부분에서 좀 더 정확한 이동을 추정하게 된다. 이것을 설명하는 방식이 그림 3)에 있다.

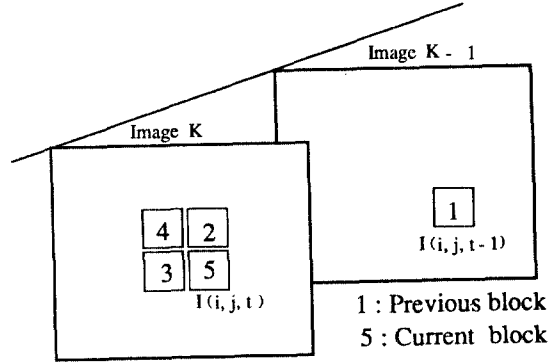


그림 2) 이동 벡터를 예측하기 위해 사용할 블록들

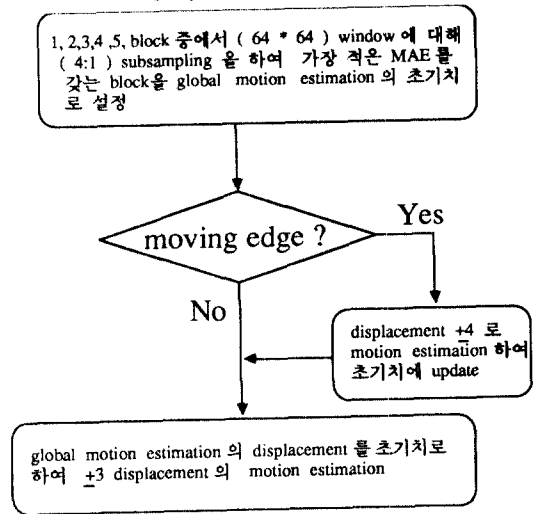


그림 3) 시공간 블록간의 이동벡터 상관성을 이용한 이동벡터 예측 방법

#### IV. 모의 실험 및 실험결과

HBMA의 근본특성을 고려하여 비교적 움직임이 큰 Trevor 영상으로 모의실험을 했다. 비교하는 방식은 Bierling의 2-hierarchy 방식과 제안된 방식의 비교에 있다. PSNR특성을 알아보고 또한 이동 벡터들의 homogeneous특성을 알아보기 위해 이동 벡터들간의 차에 대한 entropy를 측정 비교한다.

그림4)는 Trevor 11- Trevor23번 사이의 PSNR의 표현하고있다. PSNR을 구하는 식은 다음과 같다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{\frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [I_0(m, n) - I_1(m+i, n+j)]^2}$$

MN : 영상의 크기

$I_0(m, n) - I_1(m+i, n+j)$  : 예측된 영상의 오차

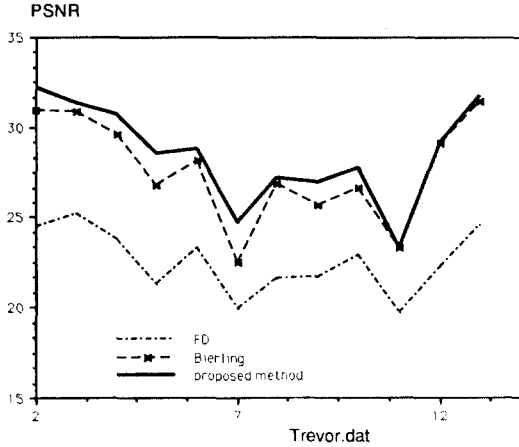


그림 4) 제안된 방식과 Bierling 방식의 PSNR

PSNR의 비교에서, 제안된 방식이 Bierling 방식보다 우수함을 알수있다. 제안된 방식을 사용하여 부호화를 수행할경우 Bierling 방식에 비해 우수한 결과를 얻을수 있음을 나타낸다. 이러한 특성은 Bierling의 scheme에서  $\pm 10$  pel까지를 추정할 수 있는 것에 비해 제안된 방식은  $\pm 15$  pel까지 이동을 추정하는 방식을 사용함으로써  $\pm 10$  pel 이상의 큰 이동이 있는 영상에 대해서 제안된 방식의 PSNR이 우수함을 알수있다.

그림 5)에서는 인접한 이동 벡터들의 차에 대한 entropy를 나타내었는데 entropy 측면에서는 두 방식이 거의 유사함을 알 수 있는데 제안된 방식은  $\pm 15$  pel까지 추정하기 때문에  $\pm 10$  pel을 이동하는 Bierling의 이동 벡터 보다 상관성이 높음을 알수있다.

또한 Trevor11 ~ Trevor15사이의 이동 벡터를 그림 6)에 나타내었다.

각 열은 연속된 영상에 따른 이동 벡터를 나타내는 것인데 첫번째 열은 BMA의 방식, 두번째 열은 Bierling 방식, 세번째 열은 제안된 방식을 표시한다. 그림에서 알 수있는 바와 같이 제안된 방식이 비교적 우수한 homogeneous 특성을 유지함을 알 수있다.

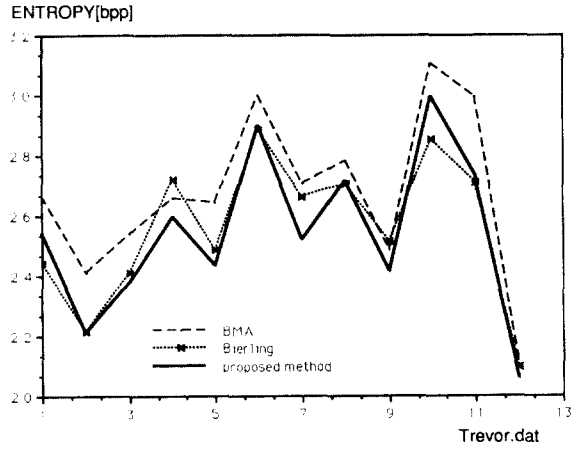


그림 5) 이동 벡터간의 entropy

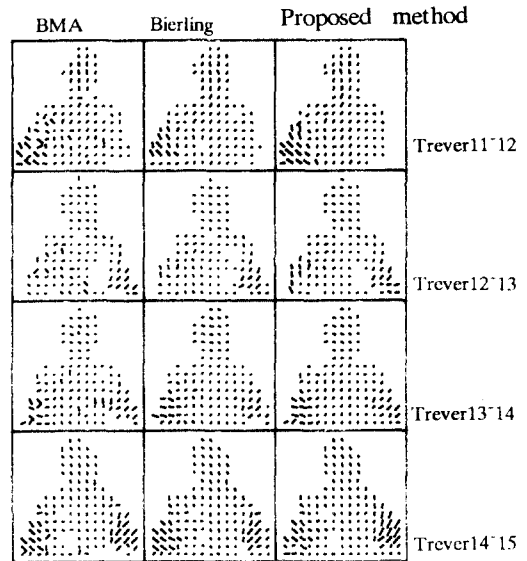


그림 6) Trevor 11 ~ 15 사이의 이동 벡터

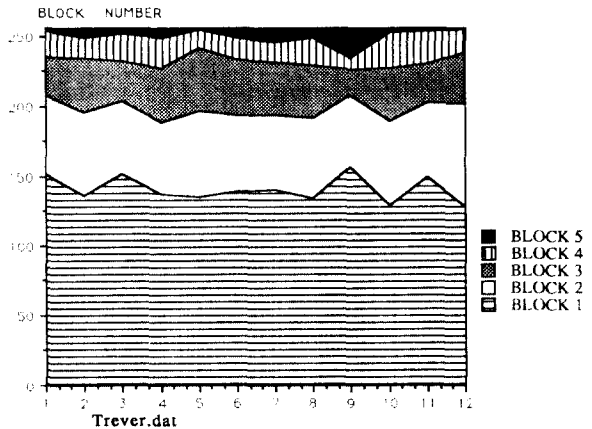


그림 7) 제안된 방식에서 다섯개 블록들의 사용된 빈도

그림 7)은 제안된 방식에서 1,2,3,4,5의 다섯개의 블록의 사용빈도를 표시하고 있다. 시공간 블록간의 상관성이 높음은 전체 256개의 모의실험 블록에서 상관성을 이용하지 않는 블록 5의 사용이 3%정도밖에 안되기 때문에 블록간의 상관성이 높음을 모의실험을 통해서도 알수 있다.

### III. 결론

제안된 방식은 기존의 Bierling의 HBMA방식에 비해서 현저히 계산량이 감소하고 규정된 변위이상도 예측할 수 있게 되었다. 실험결과 PSNR 특성 및 이동 벡터들의 homogeneous특성도 우수함을 알수 있었다. 계산량에서도 Bierling방식이 100%일때 BMA는 44.8%이고 제안된 방식은 12%로 현저하게 계산량이 감소한다. 또한 기존의 HBMA에 비해서 간단한 구조이므로 hardware구현에도 많은 도움이 되리라 기대된다.

앞으로 요구되는 연구 방향은 블록의 상관성을 이용하기 때문에 이용할 블록이 잘못 예측된 정보를 가지고 있을때 예측하는 블록에 지속적인 영향을 주기 때문에 생기는 문제점의 해결이다.

### 참 고 문 헌

[1] M.Bierling, "Displacement estimation by hierarchical blockmatching," SPIE , Vol. 1001, Visual Communications and Image Processing., 1988.

[2] Robert. Thoma and Matthis Bierling, "Motion compensating covered and uncovered background," Signal Processing: Image Communication 1 (1989). 1988.

[3] Hirohisa Yamaguchi, Takehiko Sugi, and Kouji Kinuhata, "Movement-Compensated Frame-Frequency Conversion of Television Signals," IEEE TRANSACTIONS ON COMMUNICATIONS, Vol Com-35 NO. 10 October .1987.

[4] Matthis Bierling and Rober Thoma, "Motion compensating field interpolation using a hierarchically structured displacement estimator," Signal Processing, Volume 11, NO. 4 December 1986.

[5] Michael Gilge, "A high quality videophone coder using hierarchical motion estimation and structure coding of prediction error," SPIE Vol 1001 Visual Communications and Image Processing '88.

[6] H.G.Musmann, et al, "Advances in picture coding," IEEE Proc., Vol.73, April 1985

[7] 김재균, "영상 정보의 부호화 기술개발 연구", N394(1)-3235-4, 과학기술처, 과학기술원, 1987.