

PRA의 성능비교 및 운동 보상형 보간 알고리즘을

이용한 동영상 감축에 관한 연구

오진성* 한영오* 조병걸* 이용천** 박상희*

연세대학교 전기공학과*, 한국전기통신공사 연수원**

Performance Comparison of Pel Recursive Algorithm and
Dynamic Image Compression using Motion Compensating Interpolation Algorithm

J.S. Oh* Y.O. Han* B.G. Cho* Y.C. Rhee** S.H. Park*

Yonsei Univ. Electrical Eng. *, KTA**

Abstract

In this study, the motion compensating interpolation algorithm is presented. The presented algorithm allows the unblurred reconstruction of omitted frames. It is shown that the Walker & Rao's estimation algorithm using modified displaced frame difference combined with rectangular adaptive measurement window increases the reliability of the estimation results. The remarkably improved image quality is achieved by change detection and segmentation.

1. 서론

CCITT study Group XV는 현재 384 Kbit/s 급의 전송율을 갖는 codec에 관한 표준화 작업이 진행되고 있다. 이것은 ISDN에 영상회의 서비스를 이용하기 위한 것이다. 따라서 동영상을 전송하는데 있어서 데이터 감축을 위하여 프레임 subsampling을 수행하는 것이 필요하다. 즉 전송단에서 전송하지 않는 영상을 수신단에서 복원하기 위하여 보간(interpolation)을 사용해야 하는데 이는 이미 소실된 데이터를 만들어 내는 것으로 완전한 재생은 불가능하므로 가능한 효과적인 방법을 사용해야 한다. 일반적인 보간 알고리즘으로는 프레임 반복(frame repetition), 선형 프레임 보간(linear frame interpolation), 운동 적응 프레임 보간(motion adaptive frame interpolation)이 있다. 그러나 위의 방식들은 temporal방향으로 큰 움직임이 있는 영상에서는 보간 오차를 발생시켜 jerky 현상 및 물체의 에지부분이 흐려지는 blurring 현상이 발생하여 시각적 측면에서 커다란 문제점으로 대두된다. 그러나 운동 보상형 보간(Motion Compensating Interpolation) 알고리즘은 이러한 문제점을 최소화 해준다. 이에 대한 연구는 1981년 Neravali & Robbins과 Bergmann에 의해 이루어졌다. 특히 Bergmann이 지적하였듯이 운동 보상형 보간 방식에서는 해결되어야 할 문제점으로 첫째 각 화소마다 좀더 정확한 추정을 할 수 있는 개선된 운동 추정 알고리즘의 개발이며, 둘째는 운동 물체, 현재 프레임에서 uncover된 영역, 다음 프레임에서 cover될 영역들을 분리하여 segmentation하는 문제이고 마지막으로 적당한 보간 필터를 위한 알고리즘이다. 따라서 본 연구에서는 위의 언급된 문제점을 개선할 수 있는 운동 보상형 보간(MCI) 알고리즘을 제안 하였다. 이 제안된 MCI의 구조는 크게 운동 추정자, 변화 판별자 및 segmentation과 운동 보상 보간 필터로 구분된다. 운동 추정은 기존의 PRA의 성능을 비교 분석하여 최적의 PRA를 선택 적용 하였으며 비교적 큰 운동에 대해 보다 정확한 추정을 위한 사분면 적응 측정(adaptive measurement) window를 결합하여 개선된 운동 추정 알고리즘을 사용하였다. 변화 판별자는 영상을 변화 영역과 정지 배경 영역으로 나누며 변화 영역은 다시 cover될 배경 영역 및 uncover된 배경 영역으로 나눈다. 운동 보상

보간 필터는 운동에 관한 정보와 영역에 관한 정보를 바탕으로 생각된 프레임의 각 화소에 대하여 보간한다.

2. Pel Recursive Algorithm의 고찰 및 성능비교

2.1 PRA의 개요

PRA(Pel Recursive Algorithm; PRA)는 화소단위로 반복적으로 운동을 추정하는 것으로 1978년 A.N. Netravali & J.D. Robbins에 의하여 처음 제안되었다. PRA는 먼저 영상에서 이동 물체가 존재한다고 판단되는 영역을 추출한 후 이 영역에 속해 있는 화소들에 움직임 추정을 하는 것이다.

$$D_{i+1} = D_i + U_i$$

여기서 D_i 는 이전의 예측 초기치이고 U_i 는 현재 화소의 운동 벡터인 D_{i+1} 를 실제의 운동 벡터에 수렴시키기 위하여 더해지는 항(update term)이다. 즉 PRA는 추정된 운동 벡터를 사용하여 움직임 영역 안에서 운동 보상된 예측 오차가 최소가 되도록 회귀적(recursive)으로 운동 벡터를 계산한다. 이때 D_{i+1} 를 추정하는데 사용하는 DFD(displaced frame difference) 함수는 다음과 같다.

$$DFD(x, y, D_i) = S_k(x, y) - S_k(x - dx, y - dy)$$

여기서 $S(x, y)$ 는 k 번째 프레임에서 (x, y) 위치에 있는 화소의 밝기이다. Netravali & Robbins은 제안한 알고리즘은 움직임 영역 안에서 $|DFD(x, y, D_i)| < |DFD(x, y, D_{i-1})|$ 가 되도록 steepest descent 알고리즘을 이용하여 각 화소간에 반복적으로 $|DFD(x, y, D_i)|$ 를 최소화시키는 운동 벡터를 구하였다.

$$D_{i+1} = D_i - 1/2 e \nabla D_i |DFD(x, y, D_i)|^2 \\ = D_i - e DFD(x, y, D_i) \nabla S_{k-1}(x - dx, y - dy)$$

여기서 ∇D_i 는 DFD의 D_i 에 대한 기울기이며 e 는 양의 스칼라 상수로서 수렴 속도를 결정한다($e = 1/1024$). PRA 방식에 의한 예측은 실제의 운동 벡터에 얼마나 빨리 수렴되는가에 따라 발생되는 전체 예측 오차에 커다란 영향을 미친다. 따라서 정확한 운동으로 수렴하기 위해 더해지는 항을 효율적으로 구해야 한다. 영상의 국부 통계(local statistics)를 이용하여 고정된 e 를 변수로 대치함으로써 더 정확한 운동 추정자를 만들 수 있다. 그리하여 1982년 Cafforio & Rocca는 다음과 같은 알고리즘을 제시 하였다.

$$D_{i+1} = D_i - \frac{DFD(x, y, D_i) \nabla S_{k-1}(x - dx, y - dy)}{|\nabla S_{k-1}(x - dx, y - dy)|^2 + u^2}$$

여기서 $u^2 = 100$ 으로 놓았으며, u^2 은 일정한 intensity 영역에서 ∇S_{k-1} 의 값이 아주 작게 되어 발산하는

경우를 방지하기 위하여 필요하다. 1984년에는 Bergmann 이 두개의 2차미분의 평균을 더해지는 합의 분모가 되는 알고리즘을 제시하였다.

$$Di+1 = Di - \frac{DFD(x,y,Di) \nabla s_k(x-dx,y-dy)}{1/2 \left[\nabla s_k(x-dx,y-dy) + \nabla s_k(x,y) \right] \nabla s_k(x,y)}$$

한편 Walker & Rao 도 다음과 같은 알고리즘을 제시하였다.

$$Di+1 = Di - \frac{DFD(x,y,Di) \nabla s_k(x-dx,y-dy)}{2 \left[\nabla s_k(x-dx,y-dy) \right]^2}$$

2.2 각 PRA 의 성능비교

위의 대표적인 4개의 PRA 알고리즘을 가지고 성능비교를 하였다. 성능비교를 위한 시물레이션은 프레임과 프레임간의 운동에 한해 적용하였으며, 시험(test)영상은 두 종류의 16개 프레임 영상 ELL101-ELL116 과 SUS101-SUS116 에 대해 적용하였다. 여기서 움직임 추정 은 주사방향의 각 주사라인에 따라 하였으며, 운동추정 초기치 Di-1 는 동일 프레임내에서 같은 라인 좌측 화소에서 운동벡터를 선택하였다.

(1) 운동 추정 정확도

각 알고리즘이 얼마나 정확하게 운동을 예측하는가는 움직인 전화소에 대하여 예측하지 못한 화소의 백분율로서 알 수 있다. 성능비교를 위하여 다음과 같은 전제조건하에서 실험하였다.

1. 프레임간 영상신호의 밝기차 즉 FD(frame difference)가 기준치 6 이상인 화소에 대해 이동영역으로 판단 $FD(x,y) = |SK(x,y) - SK-1(x,y)| > 6$
2. Bergmann 과 Walker & Rao 의 알고리즘에서 $\nabla s = 0$ 일때 update term=0, |update term| < 1/16 일때 $\pm 1/16$ 으로 |update term| > 2 일때 ± 2 로 할당
3. 화소당 반복(iteration)회수는 최대 40이며, 이 반복 기간중 수렴하지 못하면 운동벡터는 0으로 reset. 이때 수렴기준은 $|DFD(x,y,Di)| \leq 3$
4. 운동 벡터는 프레임당 최대 ± 7 pels 과 ± 4 line 으로 제한

그림 2-1과 그림 2-2는 ELL101-ELL116 와 SUS101-SUS116에 대한 예측 하지 못한 화소의 백분율을 나타낸다. 그림 2-1 및 2-2 에서 보듯이 Walker & Rao 가 제시한 알고리즘이 가장 우수하며, Bergmann 과 Cafforio & Rocca 가 제시한 알고리즘은 거의 비슷함을 알 수 있다.

(2) 운동 추정 수렴속도

일반적으로 최소한의 반복회수에서 수렴하여 운동벡터를 추정하는 알고리즘일수록 우수하다. 최대반복회수를 5로 하고 위와 같은 조건으로 실험한 결과는 그림 2-3 과 그림 2-4 와 같다. 여기서는 예측가능한 화소의 백분율로 하였다. 그림 2-3 및 2-4 에서 보듯이 Walker & Rao 가 제시한 알고리즘이 가장 우수하며, Bergmann의 알고리즘도 빠른 수렴속도를 갖는 것을 알 수 있다.

이상의 실험결과 Walker & Rao 가 제시한 알고리즘이 정확한 운동추정을 할 뿐 아니라 수렴속도 매우 빠르다는 것을 알 수 있다.

3. 운동 보상형 보간자

운동 보상형 보간자의 구조는 그림 3-1에서 보듯이 크게 운동 추정자, 변화 판별자 와 운동보상 보간 필터로 나누어진다. 보간 알고리즘에서는 영상의

모델을 영상 평면(image plane)상에서 위치한 밝기가 변하지 않는 물체라고 가정한다. 여기서 운동추정자는 주어진 두개의 프레임에서 보간될 각 화소에 대한 운동벡터를 계산한다. 변화 판별자는 영상을 변화영역(CA)와 정지배경영역(SB)로 구분하며 또한 segmentation 알고리즘을 이용하여 변화 영역중 UB(Uncovered Background)와 CB(Covered Background)을 분리해낸다. 운동보상 보간 필터는 일종의 시공간(spatio-temporal) 필터이다.

3.1 운동 추정자

운동 추정은 Walker & Rao 가 제시한 PRA 알고리즘을 사용하고, 운동추정은 영상을 M 라인 x N 화소의 블록으로 나누어 이 블록안에서만 계산한다. 이 방식은 새로이 들어나는 배경 즉 UB와 예지로 인하여 발생하는 발산이나 부정확한 운동추정을 단지 그블록 안으로만 제한시킨다. 일반적으로 운동추정의 신뢰성은 추정 window 의 크기에 따라 의존하며, 비교적 큰 운동에는 큰 window 가 필요하다 그러므로 비교적 큰 운동에 대한 보다 정확한 추정과 다른 영역으로 수렴해 가는 것을 방지하기 위하여 다음과 같은 사분면 적응추정 window 를 사용한 수정된 MDFD(Modified DFD)를 사용한다.

$$MDFD = - \sum_{k=1}^W \sum_{l=1}^W [SK(x+k,y+l) - SK-1(x+k-dxi,y+l-dyi)]$$

여기서 W 는 window 크기

여기서 window 크기는 운동 추정 반복회수가 증감함에 따라 단계적으로 감소시킨다. 즉, 처음에는 window 의 크기는 크게 잡고 운동벡터가 수렴해감에 따라 window 의 크기를 감소시키면서 수렴판단을 한다. 그리하여 새로운 수렴기준은 DFD 와 이 MDFD 을 결합하여 이용한다.

if $|DFD| \leq T1$ and $|MDFD| \leq T2$,
then Di+1 is true displacement vector
else estimate next displacement vector

Walker & Rao 의 알고리즘으로 운동물체에 대하여 운동벡터 D(dx,dy)를 추정한후 운동보상 보간을 한다. 한 예로 전송된 k-2 번째 프레임과 k 번째 프레임의 운동벡터(dx,dy)를 구한후에 생략된 k-1 번째 프레임의 (x+dx/2,y+dy/2) 위치에 k-2 번째 프레임의 (x,y) 화소와 k 번째 프레임의(x+dx,y+dy) 화소값을 이용하여 보간한다.

3.2 변화 판별자

변화 판별자 및 segmentation 은 보간될 전후의 프레임을 이용하여 운동에 관한 정보를 얻는 과정으로서 본 연구에서는 Gerhard 와 Thoma 가 제안한 알고리즘을 이용한다. 우선 변화 판별자로 연속의 두 프레임에 대하여 CA 와 SB 를 구분한다. 그리고 전송된 연속 3 프레임을 이용하여 생략된 프레임의 CA 내의 UB 와 CB 를 다시 구분한다. 변화 판별자 및 segmentation 알고리즘의 블록은 그림 3-2와 같다. 그림 3-2에서 보듯이 프레임 k-2, 프레임 k, 프레임 k+2 를 이용하여 프레임 k 에 대한 운동정보를 얻는다. 여기서 문턱치 T1과 T2의 선택은 감응도 무관하도록 적절히 선택하여야 한다. 또한 그림에서 보듯이 CA 와 SB 의 2진 마스크를 얻기 위하여 단일의 미지 요소는 제거하고, 정칙(nonsingular)한 미지 요소는 CA 으로 재 할당한다. Gerhard는 이전 영상을 얻기 위하여 차영상(FD)에 대하여 region growing을 이용하였으나 여기서는 3x3 메디안 필터로 대체하였다. 이와 같은 operation 을 통해서 얻은 운동에 대한 정보들 이용하여 보간될 프레임 k-1의 운동에 대한 정보들 얻기 위해선 그림 3-3과 같이 프레임 k의 CA 에 대한 운동벡터들 찾은 다음 -dx/2, -dy/2 만큼 운동영역을 이동할 경우 프레임 k-1에서의 운동에 대한 정보들 얻을 수 있다. 즉 segmentation 알고리즘의

출력인 *discovered* 영역 및 운동물체와 변화 판별자의 출력인 변화 영역을 논리 AND 을 하여 프레임 $k-1$ 의 UB 와 CB 영역을 구한다.

3.3 운동보상 보간 필터

운동 보상 필터는 정지 배경영역에서는 선형적으로 보간하고 변화영역에 대해서는 추정된 운동벡터를 이용하여 보간한다. 만약 이 CA에서의 운동 추정 어렵지 않으면 이영역이 다시 *Uncovered* 영역인가. *Covered* 영역인가 혹은 그렇지 않은가를 판단하여 UB 에서는 *extrapolation* 을 행하고 CB 에서는 *interpolation* 을, 둘 다 아닌 경우에는 보간될 프레임 $k-1$ 의 주변화소로서 보간한다. 일반적으로 운동 벡터 추정이 어렵지 않은 경우는 화소가 UB 나 CB 영역에 있는 것으로 판단되므로 이 보간 필터를 이용하여 오차를 줄이게 되어 영상의 질을 높일 수 있게 된다. 다음 표 3-1은 각각의 경우에 대한 2:1의 프레임 *subsampling* 일때의 보간기 출력율을 나타내고 있다. 일반적으로 추정된 운동 벡터는 화소의 정수배로 나타나지 않기 때문에 2 차원 선형보간을 이용하지만 여기서는 가장 가까운 정수치로 근사화 시켰다.

표 3-1 보간 필터의 출력

영역 구분	운동벡터	보간기 출력 $SK(x,y)$
변화 영역 (CA)	수렴	$1/2SK(2(x-1)dx/2, y-1)dy/2) + 1/2SK(x+(dx/2), y+(dy/2))$
	비수렴	
세부영역	UB CB	$SK(x,y)$ $SK(2x,y)$
	otherwise	$SK-1(x,y-1)/2 + SK-1(x-1,y-1)/8 + SK-1(x-1,y)/4 + SK-1(x-1,y+1)/8$
정지 배경	x	$1/2 SK(2x,y) + 1/2 SK(x,y)$

여기서 () 는 가장 가까운 정수

4. 실험 및 결과고찰

실험에 사용한 동영상은 128X192 의 크기와 256 의 계조도를 갖는 두종류의 16프레임 영상 ELL101-ELL116 과 SUS101-SUS116 이다. 변화 판별 및 *segmentation* 에선 사용한 문턱치 값을 즉 $T1=5, T2=8, Ts=7$ 으로 할당하였으며 메디안 필터는 3X3 의 블록을 사용하였다. 운동 추정자에서는 입력 프레임영상을 16X8 의 블록으로 나눈후 이 블록안에서 운동 추정을 하였으며 이때 사용한 운동벡터의 수렴기준은 $|DFD| \leq 2$ 와 $|MDFD| \leq 4$ 이다. 또한 운동벡터 추정을 위한 최대 반복회수는 10 으로 하였고 사분면 적응 측정 window 의 크기는 처음에는 7X7 로 하고 반복회수가 증가함에 따라 2 스텝마다 점차적으로 window 의 크기를 줄였다. 그리고 운동벡터는 프레임당 최대 10 pels 및 8 line 으로 제한하였다. 다른 알고리즘과의 성능 비교를 위해 여기선 선형 프레임 보간을 이용하였으며 실험 결과 보간된 영상은 그림 4-1, 그림 4-2 와 그림 4-3과 같다. 그림 4-1 는 2:1 비율의 *subsampling* 가짐하에 발생한 생략된 프레임중 중간 프레임을 재구성 한것이다. 그림에서 보듯이 제시된 운동 보상 보간 알고리즘은 선형 프레임 보간 알고리즘의 문제점인 *blurring* 과 *jerkiness* 를 제거해 주었다. 또한 각각 재구성한 영상에서 운동추정중 예측하지 못한 화소의 백분율을 나타낸 표 5-1에서 보듯이 비교적 큰 운동이 있는

표 4-1 예측 못한 화소의 백분율

Subsampling 비	대상 영상	백분율 (%)
2 : 1	ELL110-112	8.28
4 : 1	ELL108-112	10.00
8 : 1	SUS101-109	8.29

경우에도 운동 추정이 정확함을 알 수 있었다. 또한 *subsampling* 의 비율이 큰 경우에도 제한한 운동보상 보간 알고리즘의 성능이 좋음을 알 수 있었다.

5. 결론

본 연구에서는 영상전화나 영상회의에 이용가능한 운동보상형 프레임 보간 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 선형보간이나 프레임 반복에서 발생하는 *blurring* 과 *jerkiness* 같은 시각적인 저하현상을 제거할 수 있었다. 또한 Walker & Rao 의 PRA에 사분면 적응 측정 window 를 결합할 수 정된 MDFD 를 사용함으로써 운동추정의 신뢰성을 높일 수 있었으며 영상을 부블록(16x8)으로 다시 나누어 운동추정을 함으로써 부정확한 운동추정으로 생기는 오차를 그 블록안으로 제한시킬 수 있었다. 예측하지 못한 화소들에 대하여는 변화판별 및 *segmentation* 알고리즘을 이용하여 영역정보를 얻어 보간함으로써 보간될 프레임영상의 질을 높일 수 있었다.

참고 문헌

1. A.N. Netravali and J.D. Robbins, "Motion compensated television coding - Part 1", Bell Syst. Tech. J., vol.58, pp.631-670, Mar. 1979
2. C. Cafforio and F. Rocca, "The differential method for image estimation," in Image Sequence Processing and Dynamic Scene Analysis, T.S. Huang, Ed. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1983, pp104-124
3. H.G. Musmann, P. Pirsch, and H.-J. Grallet, "Advances in Picture Coding", Proc. of the IEEE, vol. 73, pp.523-548, Apr. 1985
4. D.R. Walker and K.R. Rao, "Improved pel recursive motion compensation," IEEE Trans. Commun., vol. COM-32, pp.1128-1134 Oct. 1984
5. S. Sabri, "Movement-compensated interframe prediction for NTSC colour TV signal", in Image Sequence Processing and Dynamic Scene Analysis, T.S. Huang, Ed. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1983, pp156-199
6. B. Girod and R. Thoma, "Motion-compensating field interpolation from interlaced and non-interlaced grids", 2nd Internat. Tech. Symp. on Optical and Electro-Optical Applied Science and Eng., Cannes, Dec. 1985
7. M. Bierling and R. Thoma, "Motion compensating field interpolation using a hierarchically structured displacement estimator", Signal Processing, vol.11, No. 4, pp.387-404, Dec. 1986

(I: Netravali & Robbins, II: Cafforio & Rocca
 III: Bergmann, IV: Walker & Rao's Algorithm)

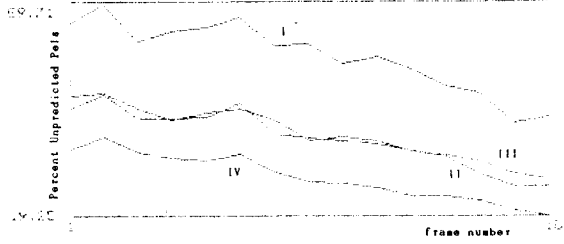


그림 2-1 각 알고리즘에 대한 예측 못한 화소의 백분율 (ELL101-ELL116)

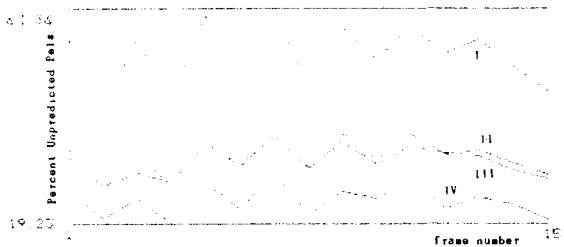


그림 2-2 각 알고리즘에 대한 예측 못한 화소의 백분율 (SUS101-SUS116)

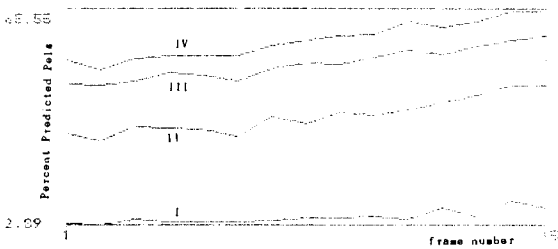


그림 2-3 각 알고리즘에 대한 예측한 화소의 백분율 (ELL101-ELL116)

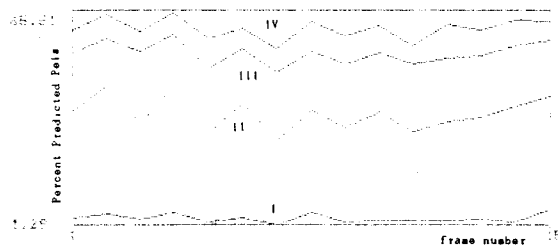


그림 2-4 각 알고리즘에 대한 예측한 화소의 백분율 (SUS101-SUS116)

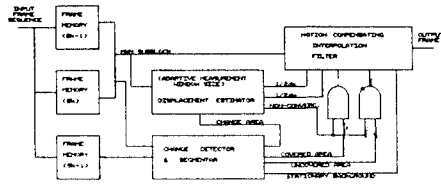


그림 3-1 운동 보상형 보간자

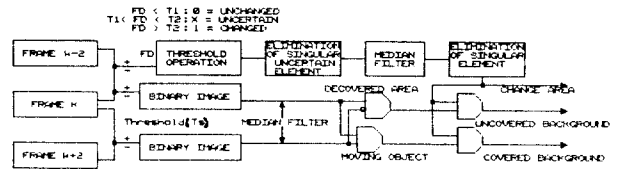


그림 3-2 프레임 k번째의 운동에 관한 정보를 얻기 위한 segmentation 및 변화판별

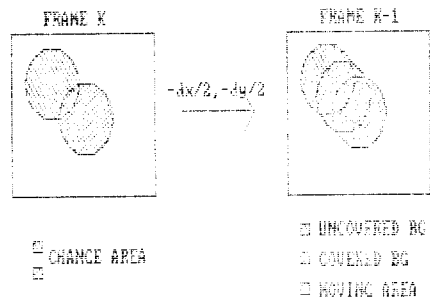


그림 3-3 프레임 k-1번째의 운동에 대한 정보



그림 4-1 2:1의 subsampling한후 보간한 영상
 (a) 선형프레임보간의 결과
 (b) 제안한 운동보상형 보간알고리즘의 결과



그림 4-3 8:1의 subsampling한후 보간한 영상
 (a) 선형프레임보간의 결과
 (b) 제안한 운동보상형 보간알고리즘의 결과

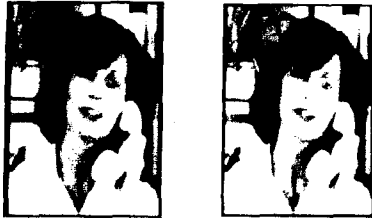


그림 4-2 4:1의 subsampling한후 보간한 영상
 (a) 선형프레임보간의 결과
 (b) 제안한 운동보상형 보간알고리즘의 결과