

논문 2008-45SP-3-3

관심영역 단위의 적분 프로젝션기반 움직임 추정을 사용한 순차주사화 알고리즘

(De-interlacing Algorithm Using Integral Projection-based Motion Estimation Considering Region Of Interest)

김영덕*, 장준영*, 강문기**

(Young Duk Kim, Joonyoung Chang, and Moon Gi Kang)

요약

본 논문에서는 관심영역(ROI : Region Of Interest) 단위의 적분 프로젝션(Integral Projection) 기반 움직임 추정(ME : Motion Estimation)을 사용한 순차주사화(De-interlacing) 알고리즘을 제안한다. 제안된 움직임 추정은 적은 계산량을 사용하여 주어진 관심영역의 움직임을 정확히 추정한다. 이를 위해 먼저, 시간적 예측을 통한 블록 단위의 움직임 종류 및 공간적 위치를 고려하여 영상을 여러 개의 ROI로 분할한다. 본 논문에서는 전역 움직임을 추정하기 위한 1개의 ROI와 지역 움직임을 추정하기 위한 4개의 ROI를 구성하여 총 5개의 움직임 벡터를 생성한다. 추정된 움직임 벡터를 사용하여 프레임 변환 시 수직 해상도 향상에 기여하는 움직임 보상을 실행한다. 마지막으로, 움직임 보상의 신뢰도에 따라서 필드 내 보간된 결과와 움직임 보상된 결과를 결합하여 최종 프레임 영상을 출력한다. 제안된 알고리즘은 기존 알고리즘에 비해 주관적 및 객관적인 면에서 모두 뛰어난 결과를 보임을 실험을 통해 확인할 수 있다.

Abstract

In this paper, we propose a de-interlacing algorithm using integral projection-based motion estimation considering Region Of Interest (ROI). The proposed motion estimation method finds the motion of the given ROI accurately with low computational cost. In order to incorporate the motion estimation in de-interlacing, an entire image is first segmented into multiple ROIs according to the temporally predicted block-wise motion types and spatial positions. Then, motion vectors of respective ROIs are obtained by the integral projection method. In this paper, totally five ROIs, one for the global motion and four for the local motions, are made, and therefore, five motion vectors are produced for each field. By using the estimated motion vectors, motion compensation is performed for increasing the vertical resolution of the converted frames. Finally, de-interlaced frames are obtained by effectively combining the results of motion compensation and stable intra-field de-interlacing according to the reliability of motion compensation. Experimental results show that the proposed algorithm provides better image quality than existing algorithms in both subjective and objective measures.

Keywords : De-interlacing; Region Of Interest (ROI); Integral Projection

I. 서론

* 학생회원, ** 정회원, 연세대학교 전기전자공학과
TMS 정보기술사업단
(School of Electrical and Electronic Engineering,
Yonsei University)

※ 본 연구는 서울시 산학협력사업으로 구축된 서울 미래
형콘텐츠컨버전스 클러스터의 지원과 정보통신부 및 정
보통신연구진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업의 연구
결과로 수행되었음(IITA-2008-(C1090-0801-0012))
접수일자:2007년11월14일, 수정완료일:2008년4월14일

순차주사화(De-interlacing)는 비월주사(interlaced scan) 영상을 순차주사(progressive scan) 영상으로 변환시키는 알고리즘이다. 최근 영상기기의 발전은 순차주사 기법을 사용하는 고화질 영상기기의 보급을 촉진시키고 있지만 TV방송 신호 및 영상저장 포맷을 포함한 대부분의 영상표준들은 통신대역의 감소 및 기존 통

신 채널의 활용성을 고려하여 비월주사방식을 표준으로 채택하여 왔다. 따라서 영상소스와 재생 기기들 사이의 호환성을 지원하기 위해서, 순차주사화 알고리즘이 영상재생 기기들의 필수적인 기능으로 요구되고 있다.

기존 순차주사화^[1~10] 알고리즘은 다양한 하드웨어 복잡도와 성능을 가지고 있으며, 이 중에서 움직임 보상(MC : Motion compensation) 기반 순차주사화^[2~10]가 하드웨어 복잡도는 높지만 가장 뛰어난 성능을 보이는 방법이다. 움직임 추정(ME : Motion estimation)을 통해 구한 움직임 궤도방향으로 보간을 수행하며, 추정된 움직임 벡터(MV : Motion vector)의 신뢰도가 높다면, 수직해상도 향상 및 고화질의 영상을 얻을 수 있다. 하지만 ME에 많은 계산량을 사용함에도 MV의 정확도가 항상 보장되지는 않으므로, 부정확한 MV를 갖는 영역에 대해서는 필드 내 보간법(intra-field interpolation)이 사용된다.

이러한 MC기반 순차주사화를 위해 다양한 ME방법이 연구되어 왔다. 블록기반 ME(BMA : Block matching algorithm)^[3~6], 전역 움직임 추정 알고리즘(GME : Global ME)^[8~9], 개체기반 움직임 추정(Object-based ME)^[7], 그리고 GME와 BMA를 동시에 사용하는 복합적 기법^[10] 등이 있다. 이들 중에서 BMA 혹은 GME방법이 적은 계산량과 구현의 용이성으로 인해 널리 사용되고 있다.

BMA기반 순차주사화 방법은 지역 움직임 영역에 대해서도 MC를 적용하여 고화질영상을 얻을 수 있지만, 3-step search (3SS)^[11]와 같은 빠른 알고리즘을 적용해도 ME에 사용되는 계산량이 많은 단점이 있다. 또한, 부정확한 움직임 벡터를 제거하기 위한 후작업(motion vector smoothing)^[12]이 필요하여 계산량을 더욱 증가시킨다. 하지만, 이러한 계산량에도 불구하고 MC가 화질 개선에 도움이 되지 못하는 경우도 많이 관측되고 있다. occlusion이 발생하거나, 작은 크기의 지역 움직임 영역, 혹은 움직임 개체의 경계부분 등은 보통 부정확한 MV를 갖는 영역으로 판단되어, MC가 적용되지 않는 경향이 있다.

이에 반해, GME기반 순차주사화 알고리즘은 지역 움직임 영역에 대해서는 MC를 적용할 수 없고, 따라서 지역 움직임 영역의 화질 개선에 근본적인 한계를 가지고 있다. 하지만 아주 작은 계산량만을 사용하므로, 널리 사용되고 있다. 그렇지만, 기존의 GME방식은 비슷한 크기의 움직임 객체들이 존재하여 하나의 우세한 움직임을 찾기 어려운 경우에는 필드별로 서로 다른 객체

를 추적하는 전역 움직임 벡터(GMV : Global MV)를 생성하는 문제점이 있다. 이렇게 GMV의 시간적 일관성이 결핍된 경우, 현재 필드에서 MC를 사용해 순차주사화된 영역이, 다음 필드에서는 필드 내 보간을 사용해 순차주사화됨으로써, 필드 내 보간의 근본적 문제인 떨림현상(flicker)으로 인해 영상전체의 화질저하가 심하게 발생 할 수 있다.

본 논문에서는 관심영역 단위의 프로젝션 기반 움직임 추정 기법을 적용한 순차주사화 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘은 움직임 추정의 대상을 전역 움직임 및 대표적 지역 움직임으로 제한함으로써 효율을 높인다. 관심영역을 고려한 움직임 추정은 시간적으로 일관된 전역 움직임 벡터를 생성하여 기존 GME기반 순차주사화에서 생기는 떨림현상을 개선하며, 또한 4개의 지역 움직임 벡터를 추가적으로 고려하여 지역 움직임 영역에서도 움직임 보상을 통해 고화질의 프레임 영상을 얻을 수 있다. 이렇게 생성된 5개의 움직임 벡터를 사용하여 움직임 보상을 실행하게 되며, 제안된 움직임 보상의 신뢰도 측정에 기반한 중재기법을 사용하여 필드 내 보간된 결과와 움직임 보상 결과를 적절히 결합하여 고화질의 프레임 영상을 출력한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 먼저 순차주사화 알고리즘의 전체 구조를 설명하고, 이어서 관심영역의 결정, 움직임 추정, 움직임 벡터에 대한 후처리, 그리고 중재를 위한 신뢰도 측정방법에 대해 차례로 설명한다. III장에서는 다양한 영상에 대한 실험 결과 및 기존 알고리즘과의 비교를 제공한다. 마지막으로 IV장에서 논문의 결론을 제시한다.

II. 제안된 순차주사화 알고리즘

그림 1에는 순차주사화 알고리즘을 위한 비월주사된 입력 필드의 시간적, 공간적 좌표를 도시하였고, 현재

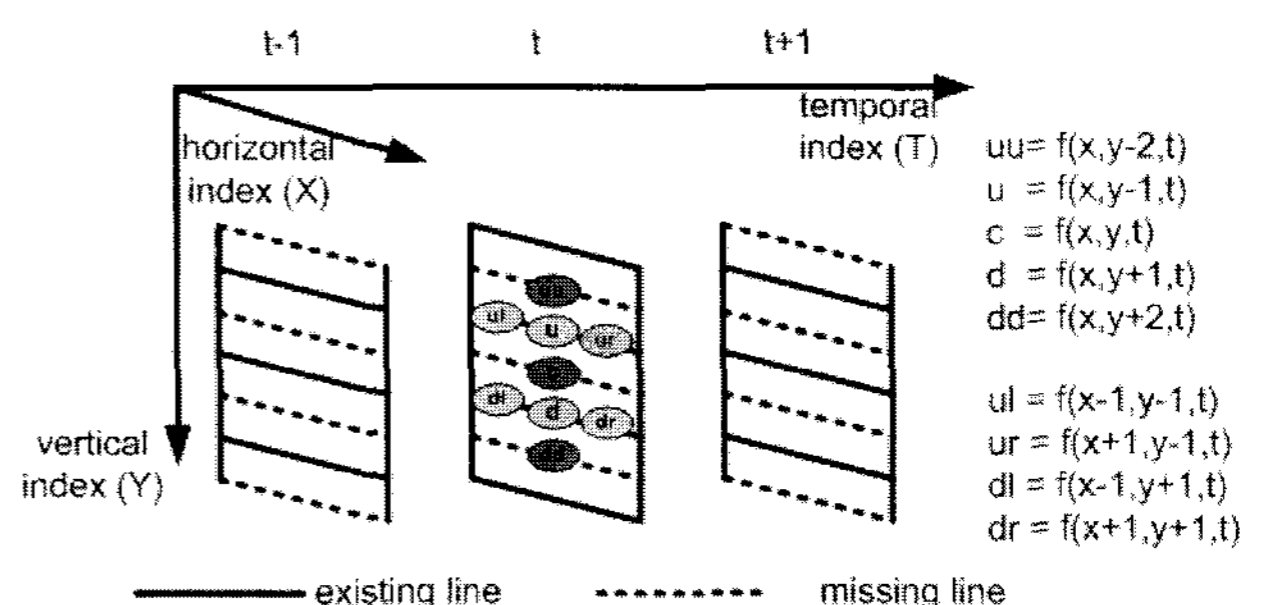


그림 1. 순차주사화 알고리즘을 위한 픽셀 인덱스
Fig. 1. Pixel indices for IPC algorithm.

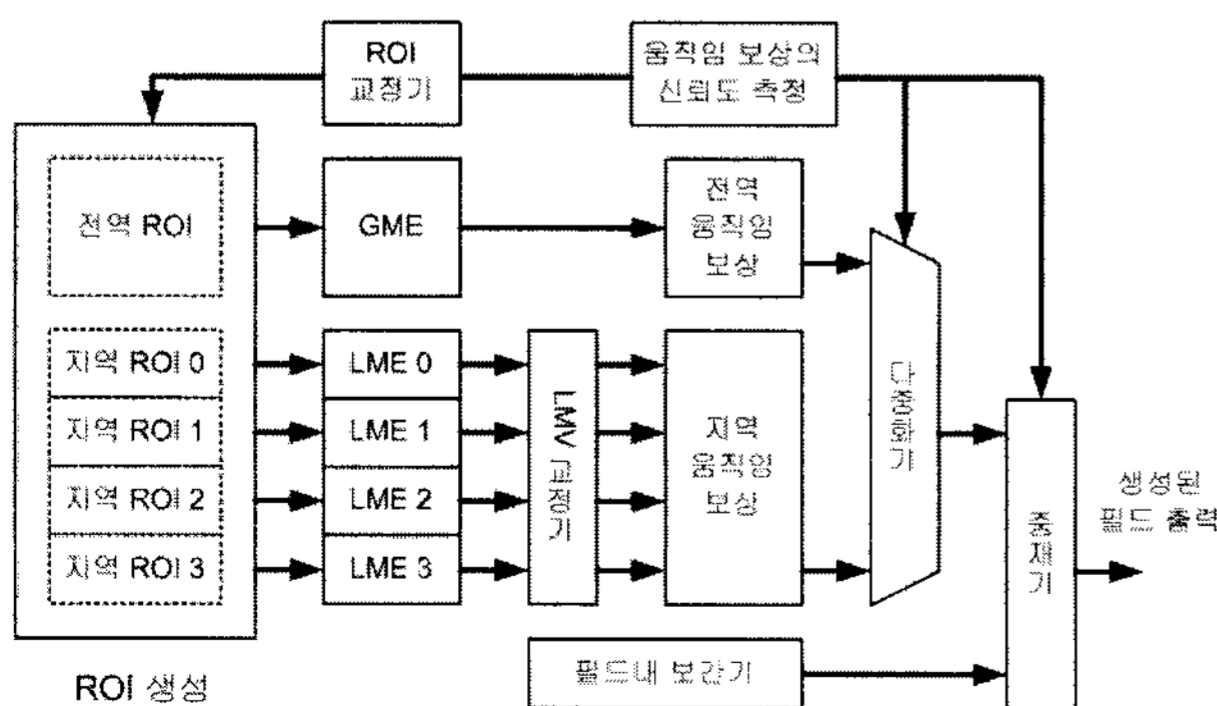
입력 필드 데이터는 $f(x,y,t)$ 로 표기한다. 여기서 x 와 y 는 공간좌표를, t 는 시간좌표를 의미하며, 본 논문에서 많이 참조될 9개의 픽셀 위치도 도시되어 있다. 프레임 변환을 위해 생성될 필드 데이터는 필드 내 보간과 움직임 보상의 결과를 비중적 평균(weighted mean)을 취하여 생성한다. 필드 내 보간법은 기존의 direction oriented interpolation (DOI)^[2] 방법을 채택하였다.

1. 제안된 알고리즘의 전체 구조

제안된 알고리즘의 전체 구조는 그림 2에 도시하였다. 현재 필드(t)의 순차주사화를 위해 ME와 MC 모두 이전 필드($t-1$)와 다음 필드($t+1$)간에 수행된다. 이렇게 동일한 패리티를 갖는 필드간에 움직임 추정을 수행하므로, 위상 교정 필터를 사용하지 않고도 정확한 움직임을 추정할 수 있다. 또한, 순차주사화 처리되어질 현재 필드(t)와 가장 인접한 두 필드를 사용하여 ME와 MC를 진행함으로써 정확한 결과를 얻을 수 있다.

제안된 알고리즘에서는 먼저 전체 영상이 블록 단위로 움직임 종류(전역 or 지역)에 대한 시간적 예측과 공간적 위치에 따라 1개의 전역 움직임 영역과 4개의 지역 움직임 영역으로 분할된다. GME블록은 전역 움직임 영역에서의 움직임을 추정하여 GMV를 생성하고, 지역 움직임 추정(LME : Local motion estimation) 블록은 4등분 영상내의 지역 움직임 영역에서의 대표적 지역 움직임 벡터(LMV : Local motion vector)를 생성한다. LMV의 경우 시간적 일관성이 보장되지 않으므로, 부정확성을 판단하여 필요하면 수정하는 후처리 작업을 거친다.

두 개의 움직임 보상 블록은 이렇게 생성된 1개의 GMV와 4개의 LMV를 사용하여 MC를 수행하고,



*GME (Global Motion Estimation) : 전역 움직임 추정
LME (Local Motion Estimation) : 지역 움직임 추정

그림 2. 제안된 순차주사화 알고리즘의 블록도
Fig. 2. Block diagram of the proposed algorithm.

16×8 블록단위로 두 결과의 SAD를 비교하여 선택함으로써 최종 MC결과를 생성한다. 마지막으로, 이렇게 선택된 MC결과와 필드 내 보간된 결과를 제안된 MC 신뢰도 측정값에 따라 중재기에서 결합하여 프레임 변환에 필요한 필드를 생성한다. 만약 특정 4분면에 대해 우세한 지역 움직임이 없다고 판단되면, 해당 4분면에 대해서는 지역 움직임 추정(LME), 지역 움직임 보상, 그리고 다중화 과정을 생략하여 메모리 대역폭과 계산량을 줄이도록 하였다. 움직임 보상의 신뢰도는 다음 필드의 영역구분, 즉 전역 움직임 영역과 지역 움직임 영역을 구분하기 위해서도 사용된다. 움직임 추정의 대상을 전역 움직임과 대표적 지역 움직임으로 제한하더라도 순차주사화에서 고화질의 영상을 얻을 수 있다는 것은 실험을 통해 확인하였다.

2. 관심영역(ROI)생성

ROI기반 움직임 추정을 위해 영상은 총 5개의 ROI로 분할이 되며, 가장 먼저 GME를 위한 ROI를 생성하고, 제외된 나머지 영역들은 전체 영상을 4등분했을 때의 위치를 고려하여 LME를 위한 4개의 ROI로 생성된다. GME를 위한 ROI는 전역 움직임 영역의 시간적 일관성을 고려하여 선정된다. 즉 이전 필드에서 전역 움직임을 갖는 영역들은 현재 필드에서도 전역 움직임을 가질 것으로 가정하여 진행한다. 따라서 이전 필드의 순차주사화시 계산된 전역 움직임 보상의 신뢰도를 바탕으로 신뢰도가 높다고 판단되는 영역들은 블록 단위로 GME를 위한 ROI로 선정된다. 즉, 각각의 블록 $b_{i,j}$ (i 와 j 는 블록 인덱스)는 아래와 같이 GME용 ROI (ROI_g) 혹은 LME용 ROI($ROI_{l(m)}, m = 0,1,2,3$)로 지정된다.

$$b_{i,j} \in ROI_g, \text{ for } \sum_{b_{i,j}} \lambda < TH_\lambda, \sum_{b_{i,j}} \xi < TH_\xi, \quad (1)$$

$$b_{i,j} \in ROI_{l(m)}, m = 0,1,2,3, \text{ otherwise}$$

여기서, λ 와 ξ 는 II.4 절에서 자세히 설명될, 픽셀 단위로 생성된 움직임 보상의 두 가지 신뢰도(에지를 고려한 양방향 MC의 차이 및 깃털현상)를 의미하며, m 은 영상의 4분면을 구분하는 인덱스이다. 여기서 신뢰도는 전역 움직임 보상된 결과에 대해 측정한다. 이와 같이 블록 단위로 계산된 신뢰도를 문턱 값과 비교하여 신뢰도가 높은 경우 해당 블록을 GME를 위한 ROI로 지정하고, 문턱 값 보다 큰 경우(신뢰도가 낮은 경우) LME를 위한 ROI로 지정된다. LME를 위한 ROI

는 총4개가 존재하며, 해당 블록이 전체 영상의 어떤 사분면에 위치하는가에 따라서 결정된다.

3. ROI를 고려한 프로젝션 기반의 움직임 추정
가. 전역 움직임 추정(GME)

프로젝션 기반의 움직임 추정은 처음 BMA의 계산량 감소 및 잡음 강건성 향상을 위해 고안되었고^[13], 이후 GME에 적용되었다^[9]. 프로젝션 기반 GME는 영상 전체의 모든 픽셀을 프로젝션 시키고, 프로젝션 데이터상에서 가장 작은 에러를 갖는 변위 값을 찾는다. 기존 방식에서 수평방향의 프로젝션 및 수직 움직임 벡터를 찾는 과정은 아래와 같다.

$$H(y,t-1) = \sum_x f(x,y,t-1) \quad (2)$$

$$\epsilon(k) = \sum_y |H(y,t-1) - H(y+k,t+1)|, \quad (3)$$

$$gmv_v = \operatorname{argmin}_k \epsilon(k)$$

여기서 k 는 변위 값을 의미한다.

제안된 GME는 ROI에 포함된 픽셀만을 프로젝션하여 전체 영상이 아닌 ROI의 움직임을 추적한다. 움직임 추정의 대상이 되는 두 필드($t-1, t+1$)에서 ROI의 공간적 위치는 동일하며, ROI의 모양은 제한이 없으나, 본 논문에서는 계산량 감소를 위해 16×8 블록 단위로 ROI를 지정하도록 했다. 이렇게 프로젝션 단계에서 ROI개념을 도입함으로써, 생성된 GMV의 시간적 일관성을 향상시킨다. 제안된 프로젝션과정은 아래와 같다.

$$H(y,t-1) = \sum_{x:(x,y) \in ROI} f(x,y,t-1) \quad (4)$$

이 경우 라인마다 프로젝션 된 픽셀수가 다르므로, 이를 일반화 시키는 아래와 같은 작업을 거친다.

$$H^n(y,t-1) = \begin{cases} \frac{H(y,t-1)}{L(y)}, & \text{for } L(y) \neq 0 \\ E[H(y,t-1)], & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

여기서 $L(y)$ 는 각 라인의 프로젝션된 픽셀수를 의미하고, $E[H(y,t-1)]$ 는 $H(y,t-1)$ 의 평균값, 즉 이전 필드에 속한 ROI전체의 평균값을 의미한다. 프로젝션된 픽셀이 존재하지 않는 라인의 경우 해당 필드에서 프로젝션된 픽셀 전체의 평균값으로 대체한다는 의미이다. 이 일반화 과정은 프로젝션 과정에서 ROI외부의 픽셀들을 ROI내부의 해당 라인의 평균값 혹은 ROI전체의 평균값으로 대체시키는 기능을 수행한다.

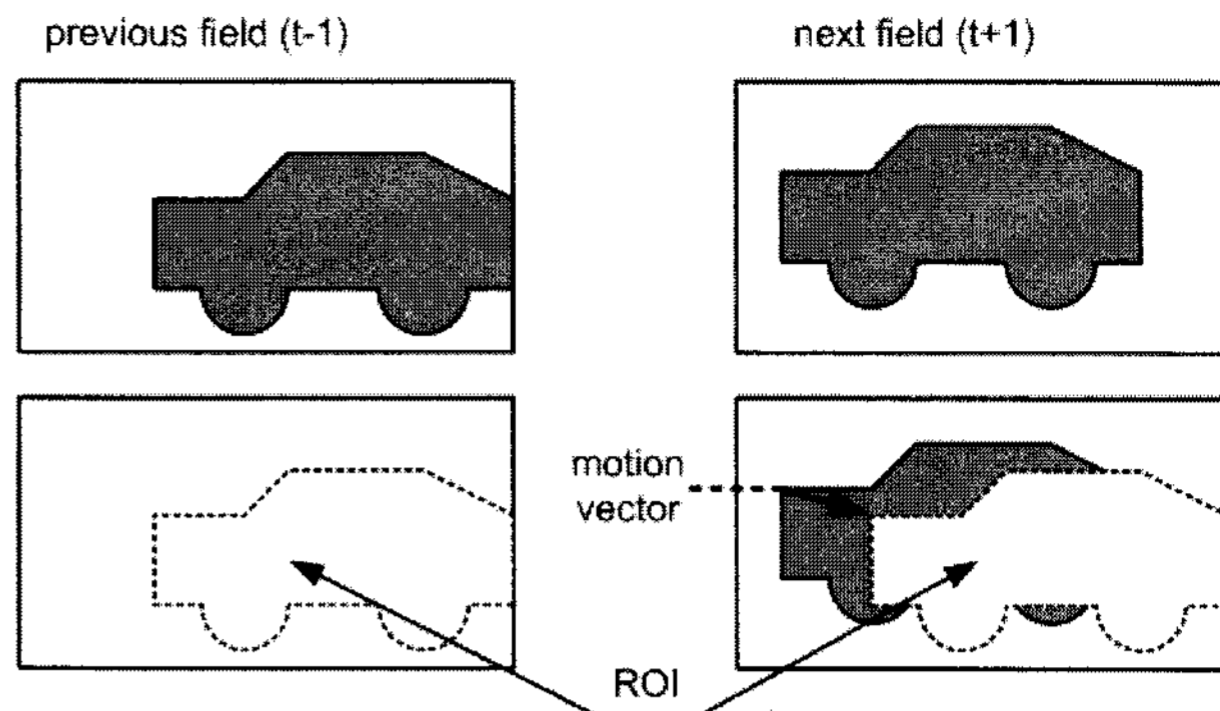


그림 3. 정지 배경과 움직임 물체가 존재하는 영상
Fig. 3. A video sequence containing a still background and an object in motion.

그림 3은 영상 내에 다른 움직임을 갖는 두 개의 영역(정지 배경과 움직이는 물체)이 존재하는 경우를 보여준다. 이전 필드($t-1$)에서 관심있는 영역, 즉 자동차 영역을 ROI라고 표현하고, 나머지 영역을 ROI^c 로 표현하면, 두 필드는 동일한 좌표를 갖는 ROI와 ROI^c 의 두 영역으로 각각 구분될 수 있다. 이전 필드($t-1$)에서는 ROI와 관심있는 물체가 일치하지만, 이후 필드($t+1$)에서는 물체의 움직임 때문에 ROI와 관심있는 물체가 일치하지 않고, 일부영역에 다른 물체가 포함된다. 식 (3)의 $\epsilon(k)$ 의 최대값은 Cauchy-Swartz 이론을 적용한 후 뺄셈에 관련된 픽셀을 재배열 하면,

$$\max\{\epsilon(k)\} \leq \epsilon_{\max}(k), \quad (6)$$

$$\epsilon_{\max}(k) = \epsilon_{\max}^s(k, ROI) + \epsilon_{\max}^s(k, ROI^c)$$

$$\epsilon_{\max}^s(k, a) = \sum_y \sum_{x:(x,y+k,t-1) \in a} |f(x,y+k,t-1) - f(x,y,t+1)| \quad (7)$$

이와 같이 표현할 수 있다. 여기서 $\epsilon_{\max}^s(k, ROI)$ 는 관심있는 물체인 자동차 영역에 의한 에러값을, $\epsilon_{\max}^s(k, ROI^c)$ 는 ROI외부 영역인 배경에 의한 에러값을 각각 의미한다. 이와 같은 영역 구분은 이전 필드($t-1$)와 다음 필드($t+1$)사이의 물체의 움직임과 변위 값(k)에 의해 결정된다. 그림 4(a)는 일반적인 경우에 대해 식 (6)의 에러 값을 변위에 따라 도시한 그림이다. 찾고자 하는 움직임 벡터가 관심있는 물체(자동차)에 관한 것이라면 $\epsilon_{\max}^s(k, ROI)$ 만이 이 목적에 기여하고, $\epsilon_{\max}^s(k, ROI^c)$ 은 움직임 추정을 방해하는 요소로 작용한다. 따라서 제안된 GME는 ROI^c 의 픽셀들은 프로젝션에서 제외시키고, 대신 ROI내부의 평균값으로 대체

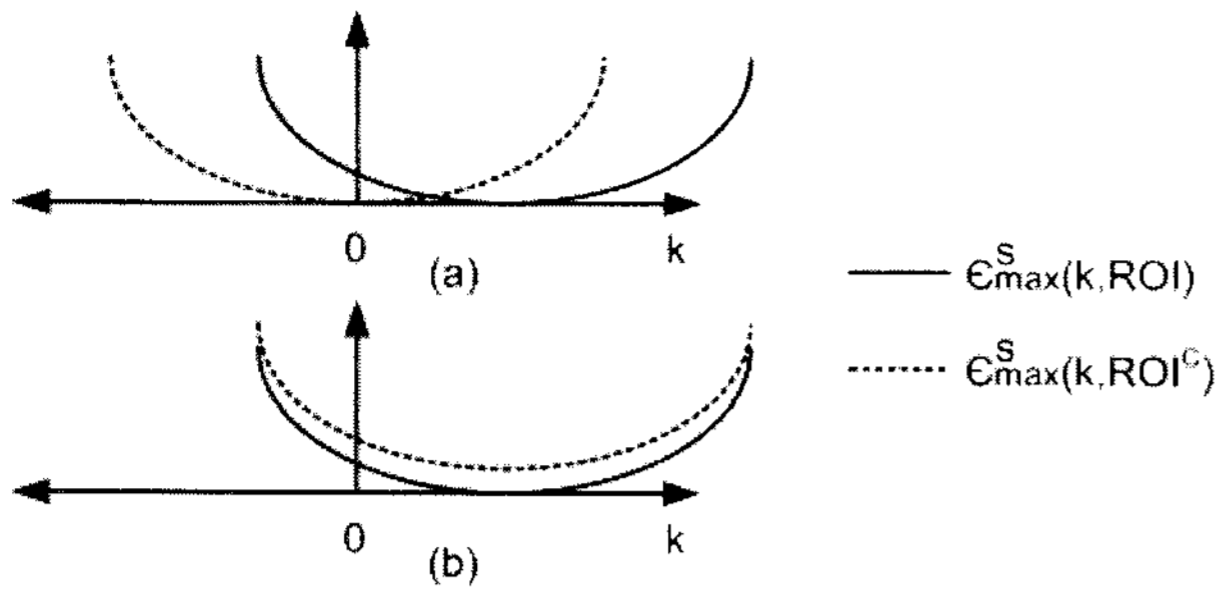


그림 4. 변위값에 따른 식 (6)의 에러값 (a)기존 GME (b)제안된 GME

Fig. 4. Error in Eq. (6) with respect to displacement (a)conventional GME (b)proposed GME.

시킴에 따라서 식 (6)의 $\epsilon_{\max}^s(k, ROI^c)$ 는 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$\epsilon_{\max}^s(k, ROI^c) = \sum_y \sum_{x: (x, y+k, t-1) \in ROI^c} |H^n(y, t-1) - H^n(y, t)| \quad (8)$$

여기서 $H^n(y, t-1)$ 은 관심있는 물체의 프로젝션 값이며, $H^n(y, t)$ 는 관심있는 물체가 영역의 대부분을 차지하는 ROI의 프로젝션이므로, $\epsilon_{\max}^s(k, ROI^c)$ 은 더 이상 관심있는 물체의 움직임 추정을 방해하는 요소로 작용하지 않는다. 결과적으로 적응적 프로젝션을 사용함으로써 그림 4(b)에서와 같이 관심있는 물체를 정확히 추적할 수 있는 확률이 증가하고 따라서 시간적으로 일관성 있는 GMV를 찾을 수 있다.

나. 지역 움직임 추정(LME)

LME는 지역 움직임을 고려하지 않는 GME의 단점을 보완하기 위해 대표적 지역 움직임을 찾는 방법이다. ROI내의 픽셀을 프로젝션하여 ROI의 움직임을 추적하는 원리는 GME와 동일하다. 하지만 거리가 먼 지역 물체들은 상관도가 낮기 때문에 입력 영상을 4등분된 영상크기로 제한하였다. LME의 ROI는 이전 필드(t-1)의 처리 시 지역 움직임 영역으로 판단된 블록들로 정의된다. 즉, 현재 GME의 ROI^c가 LME를 위한 ROI들로 사용된다. 만약 특정 4분면에 우세한 지역 움직임이 없다면, 해당 LME의 ROI는 존재하지 않고, 따라서 LME가 수행되지 않는다. 우세한 지역 움직임의 존재는 해당 4분면에서의 지역 움직임 영역의 크기로 결정된다.

3. LMV 교정기 및 ROI 교정기

GME는 프로젝션 진행시 ROI에서 지역적 움직임 영

역을 제외시킴으로써 시간적으로 일관된 GMV를 찾을 수 있지만, LMV의 경우 전역 움직임 영역이 아닌 모든 영역이 ROI로 포함되므로, 시간적 일관성이 보장되지 않는다. 따라서 LMV 교정기에서는 시간적 평균값과 새로 추정된 LMV와의 차이를 통해 신뢰도를 평가한다.

$$\begin{aligned} \Phi_v(m) &= |lmv_v(m) - \overline{lmv_v(m)}|, \\ \Phi_h(m) &= |lmv_h(m) - \overline{lmv_h(m)}|, \end{aligned} \quad (9)$$

여기서 m 는 4등분 영상의 색인을 의미하고, $\overline{lmv_v(m)}$ 와 $\overline{lmv_h(m)}$ 는 해당 LMV의 수평, 수직성분의 시간적 평균값을 의미한다. 이것을 문턱값과 비교하여 신뢰도가 낮은 경우 이전 필드의 LMV를 사용하도록 아래와 같이 진행한다.

$$\text{if } (\max\{\Phi_h(m), \Phi_v(m)\} > TH_{mavg}), \quad (10)$$

$$lmv^t(m) = lmv^{t-1}(m)$$

여기서 $lmv^{t-1}(m)$ 은 이전 필드의 움직임 벡터이며, TH_{mavg} 는 미리 정의된 문턱 값이다.

ROI가 시간적 예측에 의한 영역구분에 좌우되므로 영상 시퀀스에서 갑작스러운 변화가 있을 때 이를 처리하는 기능이 필요하다. 변화 탐지용으로 GMV의 신뢰도를 측정하여 사용한다. 즉, 전역 움직임 보상 수행 시 GMV가 부정확하면, GME의 입력으로 주어진 ROI영역에서 다시 전역 움직임 영역으로 정의되는 영역이 급격히 줄어들게 된다. 따라서 현재 GME의 ROI 크기 대비 동일 영역 중 다시 전역 움직임 영역으로 결정되는 비율을 아래와 같이 구하며,

$$\Phi_g = \frac{\text{size}(ROI_g^t \cap ROI_g^{t+1})}{\text{size}(ROI_g^t)} \quad (11)$$

이 비율이 미리 정의된 문턱 값(TH_g)과 비교되어 필요하면 아래와 같이 ROI를 변경한다.

$$\text{if } (\Phi_g > TH_g) \quad (12)$$

$$ROI_g^{t+1} = \text{entire image}$$

즉, GMV가 부정확하다고 판단되면, 다음 필드를 위한 GME의 ROI는 영상 전체로 정의되고, 따라서 기존 프로젝션 방법으로 일시적으로 전환된다.

4. 움직임 보상의 신뢰도 및 필드 내 보간과의 결합
움직임 보상이 수직 해상도 향상과 화질향상에 기여하지만 부정확한 움직임 벡터를 사용하거나, occlusion

영역, 혹은 비선형 움직임의 경우에는 오히려 화질저하를 야기할 수 있다. 따라서 정확한 움직임 보상의 신뢰도에 대한 측정이 필요하며 MC의 신뢰도가 높은 경우는 MC의 비중이 높은 결과를, 신뢰도가 낮은 경우는 필드 내 보간된 결과의 비중이 높은 결과를 출력한다. 이를 위해 본 논문에서는 아래의 두 가지 신뢰도 측정 방법을 제안하여 사용하였다.

첫째, 움직임 보상시 움직임 궤도상에 존재하는 이전 필드(t-1)와 다음 필드(t+1)의 픽셀 값의 차이와 에지정보를 동시에 고려하는 방식을 사용한다. MV의 신뢰도와는 별개로 양방향 MC간의 차이는 에지영역에서 큰 값을, 평탄영역에서 작은 값을 가지는 경향이 있다. 따라서 현재 필드상의 픽셀 값으로 구한 에지 값을 사용하여 측정방법의 신뢰도를 높였다. 결과적으로 첫 번째 신뢰도 수치는

$$\lambda(x,y) = mcd(x,y) - e(x,y) \quad (13)$$

로 구해지며 여기서 $mcd(x,y)$ 는 양방향 MC시의 픽셀 간의 차이로서

$$mcd(x,y) = |f(x-h/2, y-v/2, t-1) - f(x+h/2, y+v/2, t+1)| \quad (14)$$

이렇게 얻어지며, 여기서 v 와 h 는 움직임 추정을 통해 생성된 움직임 벡터의 수직, 수평 성분을 의미한다. 또한, 현재 필드상의 에지정보 $e(x,y)$ 는

$$e(x,y) = \max\left\{\frac{|ul-ul|, |u-ur|, |dl-dl|}{|d-dr|, |u-d|}\right\} \quad (15)$$

로 구한다. 여기에 사용된 픽셀들(u, d, ul, ur, dl, dr)의 위치는 그림 1에 도시되어 있으며, 이처럼 현재 픽셀을 중심으로 측정된 에지정보를 사용함으로써, 고주파 성분이 많은 곳에서 왜곡될 수 있는 $mcd(x,y)$ 를 보정해 준다.

둘째, 본 논문에서는 깃털현상(feathering) 측정법을 제안하여 움직임 보상의 신뢰도로 사용한다. 부정확한 MV를 사용하여 MC를 진행하더라도 양방향 MC간의 차이가 작은 부분이 존재하므로 MC와 현재 필드사이의 상관도를 측정하여야 하며, 이를 위해 깃털현상을 측정한다. 일반적으로 움직임 보상된 픽셀이 현재 필드의 상하로 인접한 픽셀 값의 사이에 존재하면 깃털현상은 발생하지 않는다. 그렇지 않은 경우, MC에 의해 생성된 픽셀과 현재 필드의 수직방향의 인접 픽셀간의 차이의 최소값으로 깃털현상의 정도를 측정할 수 있다. 즉, 이것은

$$\zeta_s(c,u,d) = \begin{cases} 0 & \text{if } \min(u,d) \leq c \leq \max(u,d) \\ \min(|u-c|, |d-c|) & \text{else} \end{cases} \quad (16)$$

으로 구해지며, c 는 삽입되는 MC픽셀 값을 u 와 d 는 상하에 인접한 현재 필드의 픽셀 값을 의미하며 그림 1에 도시되어 있다. 하지만 이것을 사용하여 깃털현상을 검출하게 되면 한 픽셀로 구성된 얇은 수평에지를 깃털현상으로 검출하는 문제가 생긴다. 이것을 해결하기 위해 현재 필드의 인접 상하 픽셀이 마치 움직임 보상된 필드에 삽입되는 것처럼 추가적인 계산을 사용하여 아래와 같이 최종 깃털현상을 측정한다.

$$\xi = \min\{\xi_s(c,u,d), \xi_s(u,uu,c), \xi_s(d,c,dd)\} \quad (17)$$

여기서 사용된 uu 와 dd 는 그림 1에 도시되어 있다. 그림 5는 위의 두 가지 신뢰도를 측정하는 함수를 보여 준다. λ 는 에지값보다 작은 mcd 에는 0을, 큰 경우에는 에지보다 큰 정도의 값을 출력한다. 그리고 ξ_s 는 상하 인접 픽셀 값의 사이를 벗어나는 경우에만 그 벗어나는 정도의 값을 출력하고, 사이에 존재하는 경우는 0을 출력한다. 또한, 두 가지 신뢰도에 대해 각각의 문턱 값을 사용하여 최대값이 지정되어 일반화(normalize) 될 수 있도록 구성하였다.

이와 같은 두 가지 신뢰도를 바탕으로 MC와 필드 내 보간된 결과를 결합하기 위한 비중 값(weight)을 생성한다. 본 논문에서는 측정된 신뢰도를 픽셀 단위로 그대로 사용하지 않고, 주변 픽셀들의 신뢰도를 참조하여 비중 값의 정확도를 높였다. 실험에서는 아래와 같이 블록 단위의 평균값과 픽셀 단위의 값을 동시에 고려하는 것이 가장 좋은 결과를 얻을 수 있었다. 즉, $\lambda(x,y)$ 와 이의 블록 단위 평균값 사이의 mean값을 $w_\lambda(x,y)$ 라 하고, $\xi(x,y)$ 와 이의 블록 단위 평균값 사

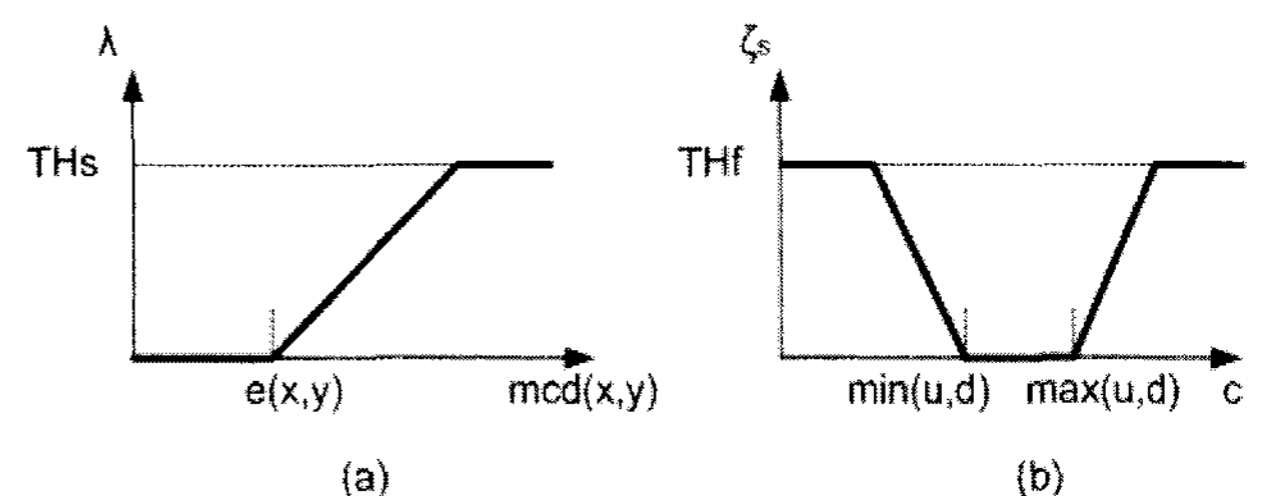


그림 5. MC 신뢰도 측정함수 (a)edge를 고려한 MC차이 값 (b)feathering detection
Fig. 5. MC reliability measure function (a)MC difference considering edge information (b)feathering detection function.

이의 mean을 $w_\xi(x,y)$ 라고 하면, 두 가지 비중 값은 아래와 같이 결합되어 최종 비중 값으로 사용된다.

$$w = \frac{w_\lambda \cdot w_\xi}{w_\lambda \cdot w_\xi + (1-w_\lambda) \cdot (1-w_\xi)} \quad (18)$$

여기서 픽셀 인덱스 (x,y) 는 생략되었으며, 이를 사용하여 필드 내 보간된 결과와 MC결과를 아래와 같이 결합한다.

$$f_r(x,y) = (1-w) \cdot mc(x,y) + w \cdot it(x,y) \quad (19)$$

여기서 $mc(x,y)$ 는 다중화된 움직임 보상 결과를 의미하고, $it(x,y)$ 는 필드 내 보간된 결과를 의미한다.

III. 실험

제안된 알고리즘은 다양한 움직임 종류를 가진 순차주사 및 비월주사된 동영상들에 적용하여 검증하였다. 순차주사된 동영상은 라인을 건너뛰는 방식으로 비월주사 영상을 제작하여, 출력 프레임의 시각적 성능은 물론, 수치적 비교를 통해 검증하였다. 수치적 검증방식은 Peak-to-peak Signal to Noise Ratio (PSNR)을 적용하였다. 알고리즘 성능 비교를 위해서는 필드 내 보간법(DOI)^[2], 기존 프로젝션 기반 GME를 사용한 순차주사화^[9](CM0), 그리고 블록매칭기반의 순차주사화^[5](CM1)를 구현하였다. 알고리즘에 사용된 문턱 값들은 실험을 통해 최적화된 값을 선택하였으며, 여러 문턱 값들의 정의 및 사용한 값은 표 1에 나타내었다.

그림 6은 “pingpong” 동영상 중 3번째 필드의 순차주사화시에 GME의 ROI인 전역 움직임 영역을 표시한다. 검게 표시된 부분이 지역 움직임 영역으로 GME의 ROI^C를 의미한다. ROI는 2번째 필드의 순차주사화시

표 1. 제안된 알고리즘에 사용된 문턱 값

Table 1. Threshold values used in the proposed algorithm.

이름	기능	문턱 값
TH_λ	ROI 생성시 블록단위 λ 값 비교	$6 \times N^*$
TH_ξ	ROI 생성시 블록단위 ξ 값 비교	$6 \times N^*$
TH_{mavg}	LMV 교정여부 결정	1.0
TH_g	ROI 교정여부 결정	0.85(0.6 ^{**})
TH_s	픽셀 단위 λ 의 최대치 지정	16
TH_f	픽셀 단위 ξ_s 의 최대치 지정	32

* : 블록내의 픽셀 수 (16×8)

** : 화면 전환 시 첫 번째 필드에 사용

결정된 전역 움직임 영역으로 정의되었다. LME의 ROI는 영상의 4분면 각각에 대해 검게 표시된 부분들로 정의된다.

그림 7 (a)는 “mobile”, “caltrain”, “pingpong”, 그리고 “click” 시퀀스에 대해 식 (11)의 Φ_g 값을 보여준다. “pingpong”시퀀스는 정지된 전역 움직임이 지속된 후, zoom-out 전역 움직임이 발생하며, “click”시퀀스는 선형 전역 움직임 이후에 fade-out/fade-in이 발생하며 또한 zoom-out움직임이 포함되어 있다. 그림 7 (a)에 도시된 것처럼 “pingpong”시퀀스의 23번째 영상과 “click” 동영상의 18번째 영상에서 급격한 Φ_g 변화를 보인다. 따라서 그림 7 (b)에서 도시된 것처럼 GME의 ROI가

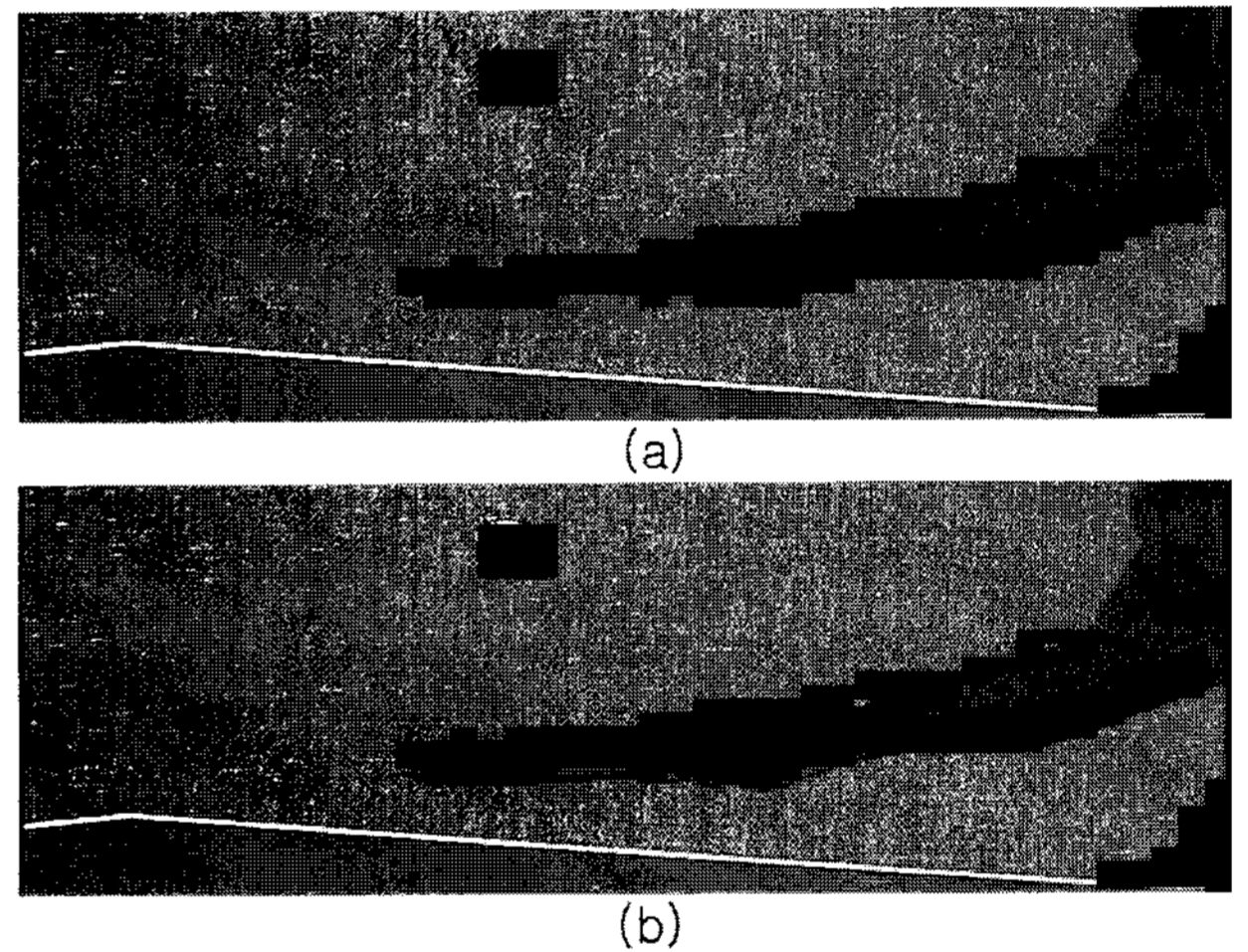
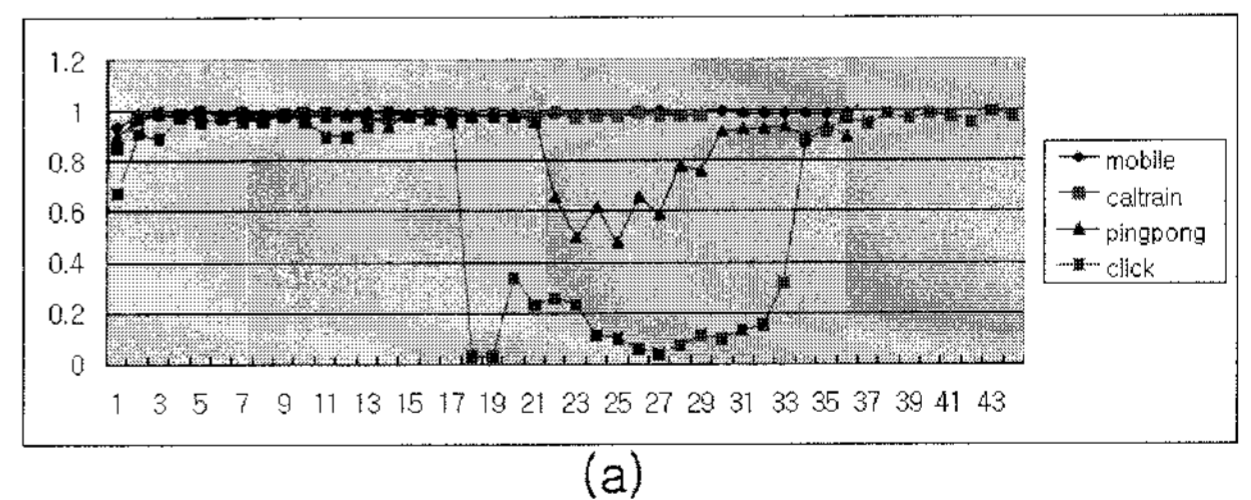
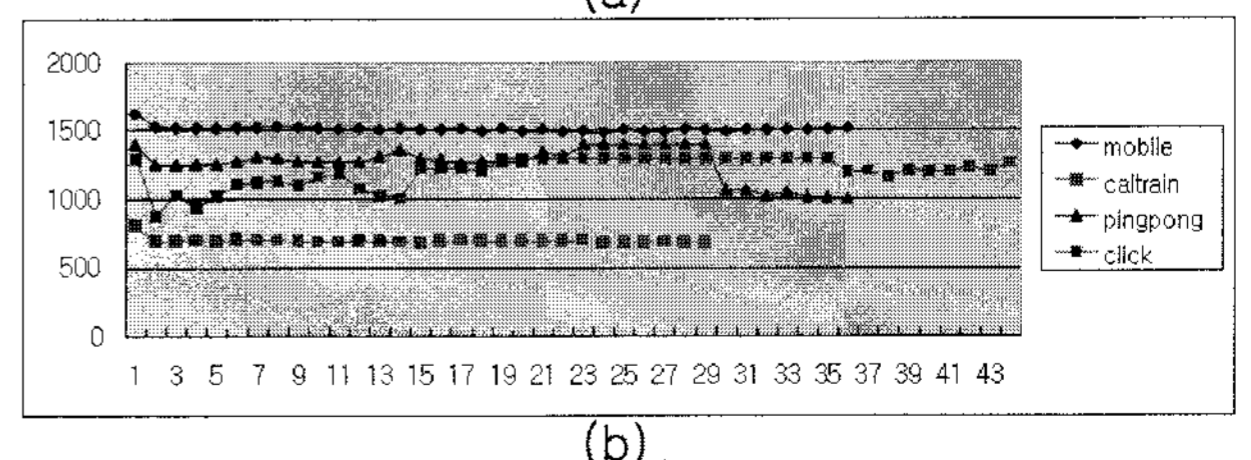


그림 6. GME의 ROI표시 (“pingpong”영상의 3번째 필드 순차주사화를 위해 2번째, 4번째 필드에 표시)

Fig. 6. ROI of GME represented in the 2nd and 4th field in “pingpong” sequence.



(a)



(b)

그림 7. ROI corrector의 동작 (a) 식 (11)의 Φ_g 값의 변화 (b) ROI영역의 크기(블록 개수)의 변화

Fig. 7. ROI corrector (a) Φ_g in Eq.(11) (b) total number of blocks in ROI.

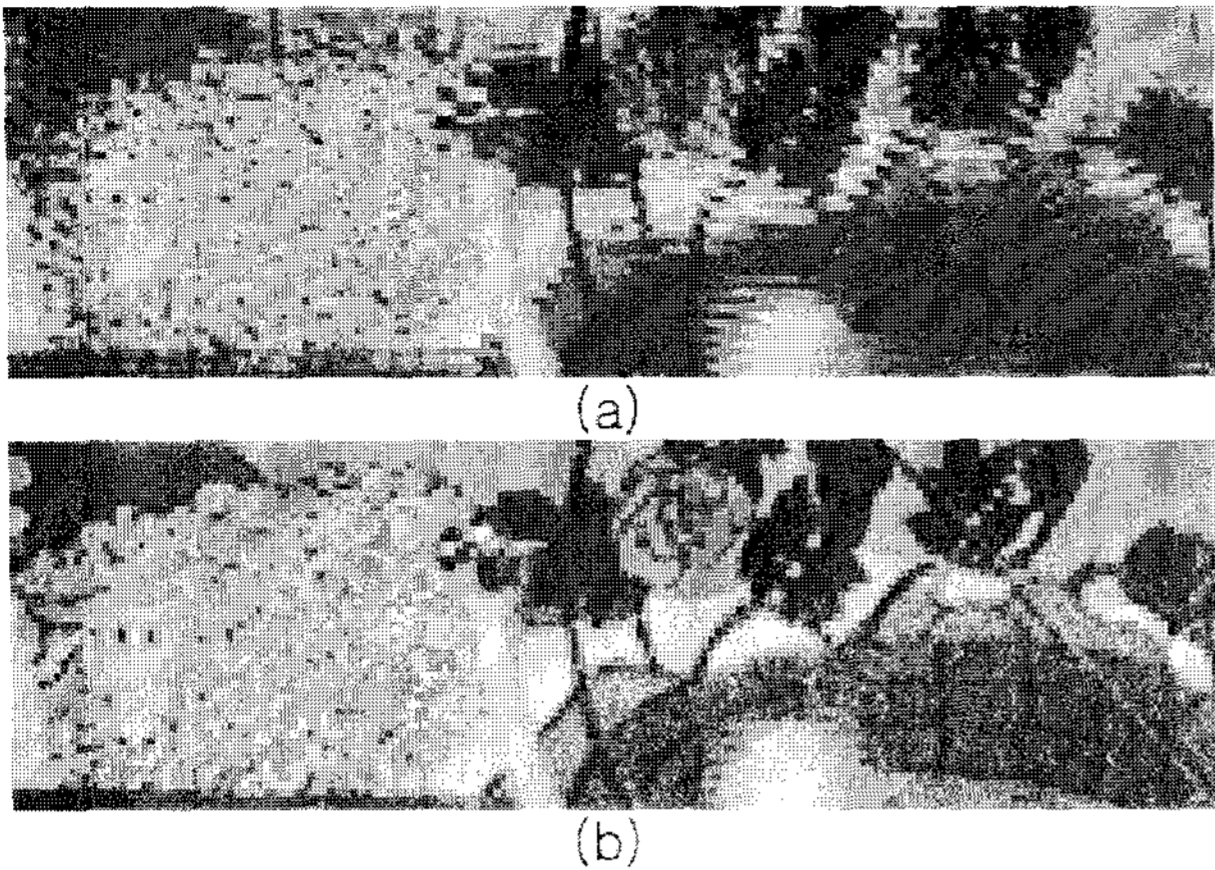


그림 8. GMC만으로 순차주사화된 결과 (a)기존 프로젝션 기반 GME사용 (b)제안된 GME사용
 Fig. 8. GMC results (a)Using conventional GME (b)Using proposed GME.

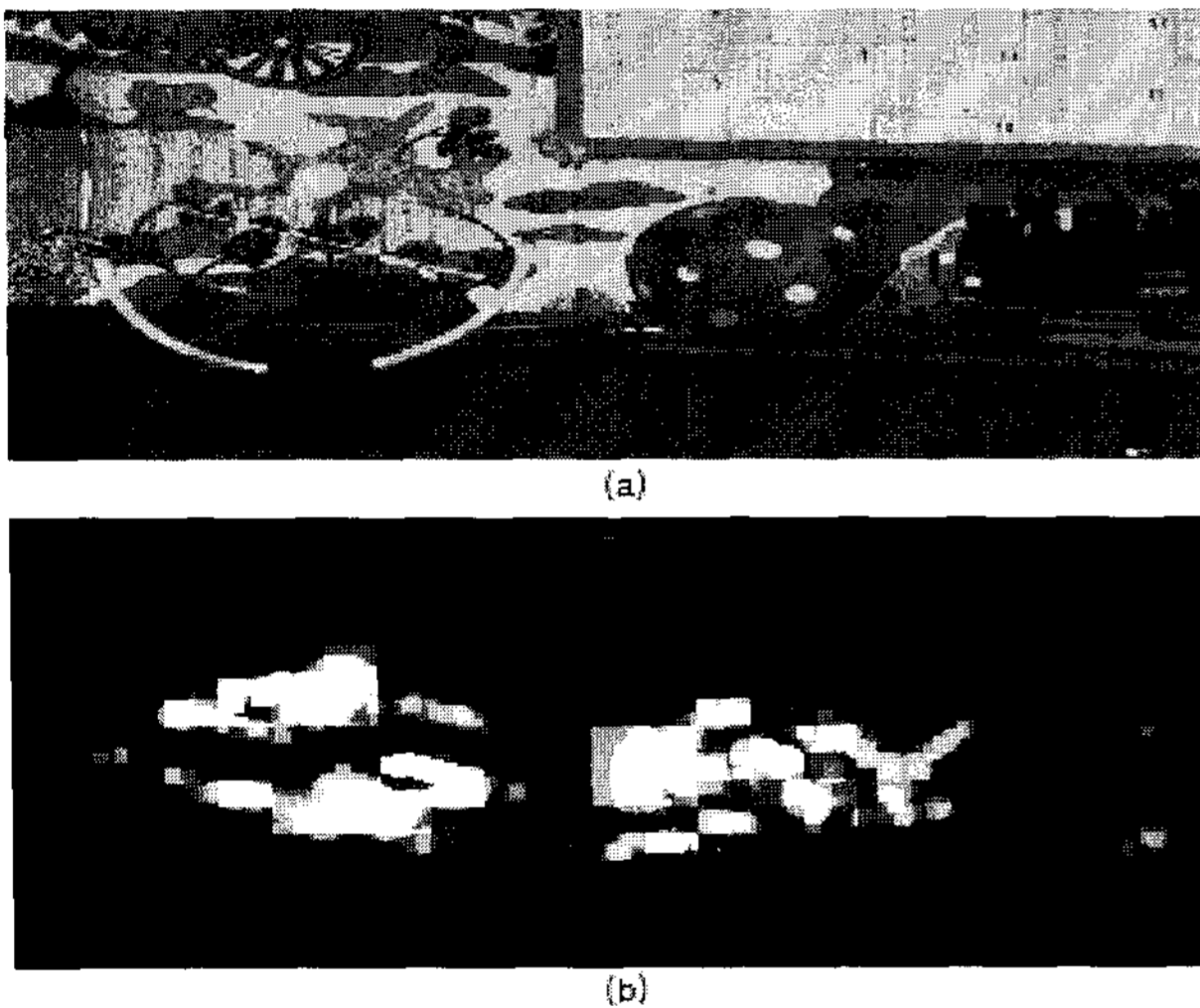


그림 9. MC신뢰도에 기반한 Mixer의 비중값 (a)“caltrain” 시퀀스의 16번째 필드 영상 (b)필드 내 보간된 결과와 MC를 결합하는 비중값
 Fig. 9. weight for mixing intra-field IPC and MC (a)Original 16th field in “caltrain” sequence (b) weight for mixing MC and intra-field IPC.

영상 전체로 확대되어 기존 프로젝션 기반 GME로 일시적으로 바뀔 수 있다.

그림 8은 기존 프로젝션 기반 GME와 제안된 GME를 사용하여 움직임 보상만으로 순차주사화를 수행했을 때의 GMV의 정확성 차이를 보여준다. 기존 GME는 “caltrain”동영상의 5번째, 6번째 필드에 대해 잘못된 GMV를 생성하였고, 이에 반해 제안된 GME는 전역 움직임 영역에 대한 지속적인 추적을 통해 일관성 있는 GMV를 생성했다.

그림 9는 “caltrain”시퀀스의 16번째 필드에 대한 순차주사화를 위해 필드를 생성할 때 MC의 신뢰도를 기

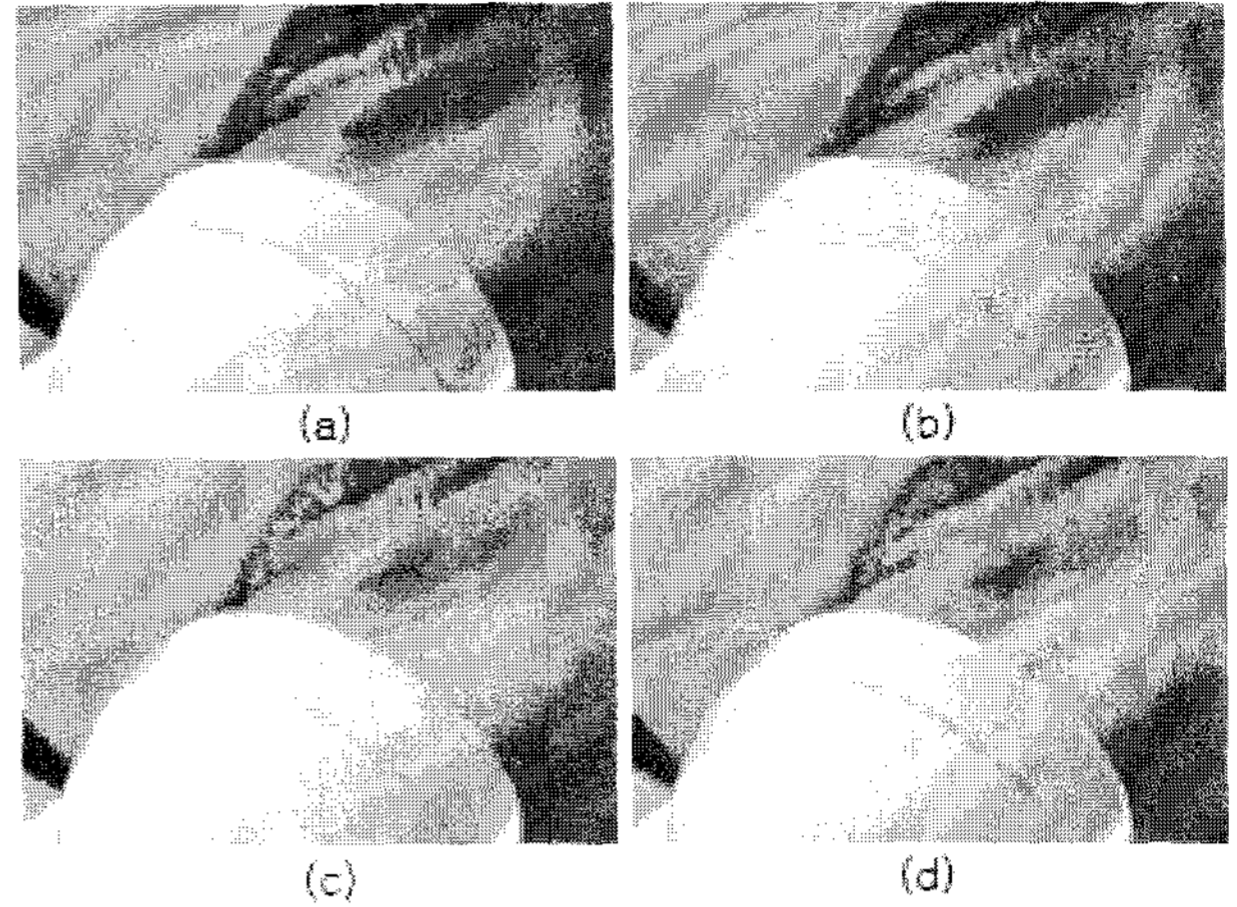


그림 10. 순차주사화 결과 (a)DOI (b)CM0 (c)CM1 (d)제안된 순차주사화
 Fig. 10. IPC results (a)DOI (b)BMA based CM0 (c)GME based CM1 (d)Proposed method.

반으로 한 비중 값을 표시한다. 어두울수록 MC의 비중이 큰 부분이고, 밝을수록 필드 내 보간의 비중이 큰 부분이다. MC로 복원할 수 없는 부분에 대해 필드 내 보간이 적절히 사용되었음을 보여준다.

그림 10은 “susie”시퀀스의 74번째 영상의 순차주사화된 결과를 보여준다. CM0와 CM1방식은 수화기 부근 영역에서 많은 깃털현상을 보이고, 또한 대각선 에지부분에서 계단현상을 발생시켰다. DOI는 안정적인 결과를 출력하였으나, 세밀한 에지를 포함한 영역에서는 동영상 재생 시 떨림현상을 일으키는 문제가 있다. 이에 반해 제안된 알고리즘은 이러한 문제점이 없는 고품질의 프레임 결과를 생성하였다.

그림 11은 “salesman”시퀀스의 52번째 영상의 순차주사화된 결과를 보여준다. CM0와 CM1방식은 손 부분과 들고 있는 물체 부분에 깃털현상이 발생함을 알 수 있다. 이에 반해 제안된 알고리즘은 움직임 보상과 필드 내 보간된 결과를 움직임 보상의 신뢰도에 따라 결합함으로써 고품질의 프레임 결과를 얻었다.

마지막으로, 여러 순차주사화 된 실험영상들에 대해서 평균 PSNR을 그림 12에 도시하였다. 실험 영상 중 가장 복잡한 디테일을 많이 포함한 “garden”시퀀스의 PSNR이 가장 낮았으며, 상대적으로 전역 움직임 영역이 크거나, 혹은 에지가 적은 영상 시퀀스의 PSNR 결과가 높음을 알 수 있다. 또한, “surfsidec”영상의 경우 움직임 추정 및 보상이 적용될 경우 오히려 PSNR이 낮아지는 결과를 보였다. 이것은 영상의 대부분을 차지하는 파도의 움직임이 가정된 움직임 모델의 처리범위를 벗어나서 생기는 현상이다. 즉 대부분의 영역에서



(a)



(b)



(c)

그림 11. 순차주사화 결과 (a)CM0 (b)CM1 (c)제안된 순차주사화

Fig. 11. IPC results (a)BMA based CM0 (b)GME based CM1 (c)Proposed method.

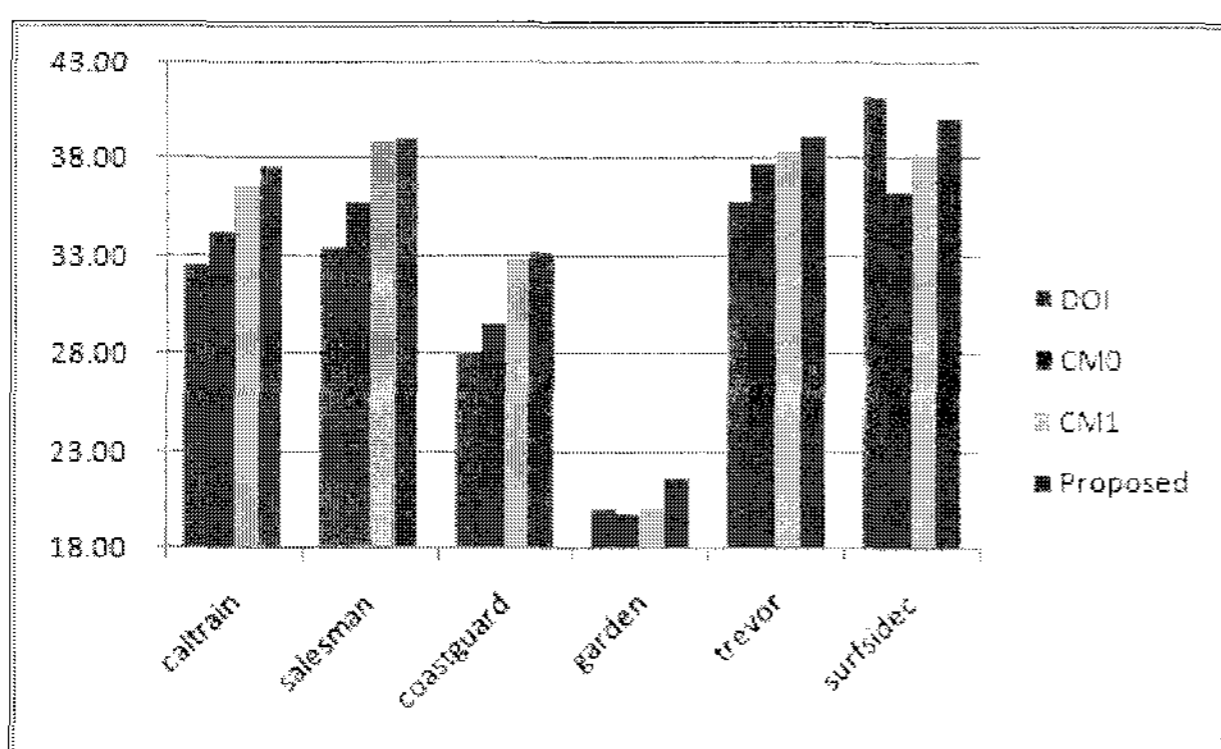


그림 12. 기존 알고리즘과의 평균 PSNR 비교

Fig. 12. PSNR comparisons between the proposed and the conventional de-interlacing algorithms.

선형 이동성 움직임이 아닌 비선형 불규칙 움직임을 보이고 있다. 이렇게 움직임 보상이 순차주사화에 도움을 주지 못하는 영상에서도, 기존의 다른 움직임 보상 기반 순차주사화 알고리즘에 비해 향상된 결과를 보임을 알 수 있다. 결론적으로 제안된 순차주사화 알고리즘이 비교에 사용된 기존 알고리즘보다 뛰어난 결과를 보임을 알 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 움직임 추정의 대상을 전역 및 4개의 지역적 움직임으로 제한한 순차주사화 알고리즘을 제안하였다. ROI를 고려하는 적분 프로젝션 기반의 움직임 추정 알고리즘은 대표적 지역 움직임을 추정하고, 또한 두개 이상의 우세한 움직임 객체로 인해 기존의 방법이 일관된 GMV를 찾을 수 없는 경우에도, 일관된 전역 움직임을 추정하였다. 또한, 움직임 보상의 신뢰도를 정확히 측정하여 필드 내 보간된 결과와 움직임 보상의 결과를 적절히 결합하여 고화질의 결과영상을 출력하였다. 제안된 알고리즘은 다양한 움직임을 갖는 여러 실제 영상 시퀀스에 적용되어 검증되었으며, 움직임 보상이 화질개선에 기여하는 이동성 움직임으로 구성된 영상 시퀀스의 경우 기존의 알고리즘에 비해 PSNR값이 0.2dB에서 2dB까지 수치적으로 향상된 결과를 생성하였다. 또한, 시각적인 면에서도 기존 알고리즘에서 생기는 깃털현상이 없는 안정된 결과를 생성하였다.

참 고 문 헌

- [1] G. de Haan and E. B. Bellers, "Deinterlacing-An overview," *Proc. of the IEEE*, Vol. 86, no. 9, pp.1839-1857, Sep. 1998.
- [2] H. Yoo and J. Jeong, "Direction-oriented interpolation and its application to deinterlacing," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, Vol. 48, no. 4, pp.954-962, Nov. 2002.
- [3] K. Sugiyama and H. Nakamura, "A method of de-interlacing with motion compensated interpolation," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, Vol. 45, no. 3, pp. 611-616, Aug. 1999.
- [4] R. Li, B. Zeng, and M. L. Liou, "Reliable motion detection/compensation for interlaced sequences and its applications to deinterlacing," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Tech.*, Vol. 10, no. 1, pp. 23-29, Feb. 2000.

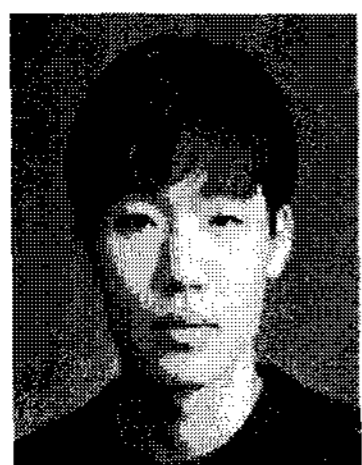
- [5] O. Kwon and K. Sohn, and C. Lee, "Deinterlacing using directional interpolation and motion compensation," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, Vol. 49, no. 1, pp. 198-203, Feb. 2003.
- [6] D. Wang, A. Vincent, and P. Blanchfield, "Hybrid de-interlacing algorithm based on motion vector reliability," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Tech.*, Vol. 15, no. 8, pp. 1019-1025, May 2005.
- [7] X. Gao and J. Gu, and J. Li, "De-interlacing algorithms based on motion compensation," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, Vol. 51, no. 2, pp. 589-599, May 2005.
- [8] M. K. Park and M. G. Kang, "New global motion compensated de-interlacing algorithm based on horizontal and vertical patterns," in *Proc. of IEEE Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp(III)345-348, Montreal, Canada, May, 2004.
- [9] S. Yang, Y. Jung, Y. H. Lee, and R. Park, "Motion compensation assisted motion adaptive interlaced-to-progressive conversion," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Tech.*, Vol. 14, no. 9, pp. 1138-1148, Sep. 2004.
- [10] Y. Chang, S. Lin, C. Chen, and L. Chen, "Video de-interlacing by adaptive 4-field global/local motion compensated approach," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Tech.*, Vol. 15, no. 12, pp. 1569-1582, Dec. 2005.
- [11] A. M. Tekalp, "*Digital Video Processing*," Prentice Hall Signal Processing Series, Upper Saddle River, 1995.
- [12] H. B. Yin, X. Z. Fang, H. Yang, S. Y. Yu, and X. K. Yang, "Motion vector smoothing for true motion estimation," in *Proc. of IEEE Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp.(II)241-244, Toulouse, France, May 2006.
- [13] J. S. Kim and R. H. Park, "A fast feature-based block matching algorithm using integral projections," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, Vol. 10, no. 5, pp. 968-971, Jun. 1992.

저 자 소 개



김 영 덕(학생회원)
 1996년 연세대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 1998년 연세대학교 전자공학과
 석사 졸업.
 1998년~삼성전자 연구원.
 2005년~연세대학교 전기전자
 공학과 박사과정.

<주관심분야 : 순차주사화, 프레임 울 변환, 움직임 추정 및 보상, 영상 보간>



장 준 영(학생회원)
 2004년 연세대학교 전기전자
 공학과 학사 졸업
 2006년 연세대학교 전기전자
 공학과 석사 졸업
 2006년~연세대학교 전기전자
 공학과 박사과정

<주관심분야 : 잡음제거, 순차주사화, 움직임 추정 및 보상>



강 문 기(정회원)-교신저자
 1986년 서울대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 1988년 서울대학교 전자공학과
 석사 졸업.
 1994년 Northwestern
 University 박사 졸업.

1994년~1997년 Assistant Professor.

(University of Minnesota, Duluth)

1997년~1999년 연세대학교 전기전자공학과
 조교수.

1999년~2004년 연세대학교 전기전자공학과
 부교수.

2004년~연세대학교 전기전자공학과 정교수.

<주관심분야 : 영상복원, 초해상도 영상복원, 비선형 필터링, 비디오 분석 및 처리 부화소단위의 움직임 추정>