

논문 2007-44SP-6-6

비정형성 등속운동 객체의 움직임 추정을 위한 블록기반 움직임 평활화

(Block-based Motion Vector Smoothing for Nonrigid Moving Objects)

손 영 욱*, 강 문 기*

(Young Wook Sohn and Moon Gi Kang)

요 약

블록 기반 프레임 레이트 변환 (frame-rate conversion) 또는 필름 떨림 보상 (film judder compensation)을 수행하기 위해서는 참 움직임 벡터(true motion vector)를 찾아야 한다. 이를 위해서 현재 블록의 공간적 및 시간적 상관성을 최대로 하여 시각적으로 덜 부자연스럽게 느끼도록 하는 방법들이 연구되었다. 그러나 기존의 블록단위 절대값 차이의 합 (SAD)만으로는 비정형성 객체의 움직임을 추정할 수 없었다. 본 논문에서는 비정형성 객체가 등속운동을 하는 경우 재귀적으로 기존의 움직임을 유지하도록 하는 방법을 제안하였다. 현재 블록의 등속움직임 추정값을 재귀평균으로 구하였으며, 현재 블록 벡터의 신뢰도를 계산하여 원래의 움직임 벡터와 재귀평균 움직임 벡터중에서 가중치를 두도록 하였다. 실험결과 비정형성 등속운동 객체의 움직임을 블록기반으로 추정함을 확인할 수 있었다.

Abstract

True motion estimation is necessary for deinterlacing, frame-rate conversion, and film judder compensation. There have been several block-based approaches to find true motion vectors by tracing minimum sum-of-absolute-difference (SAD) values by considering spatial and temporal consistency. However, the algorithms cannot find robust motion vectors when the texture of objects is changed. To find the robust motion vectors in the region, a recursive vector selection scheme and an adaptive weighting parameter are proposed. Previous frame vectors are recursively averaged to be utilized for motion error region. The weighting parameter controls fidelity to input vectors and the recursively averaged ones, where the input vectors come from the conventional estimators. If the input vectors are not reliable, then the mean vectors of the previous frame are used for temporal consistency. Experimental results show more robust motion vectors than those of the conventional methods in time-varying texture objects.

Keywords : block matching, true motion, spatial / temporal consistency, recursive process.

I. 서 론

참 움직임 벡터(true motion vector)는 프레임 레이트 변환 (frame-rate conversion), 그리고 필름 떨림 보상 (film judder compensation) 등을 수행하기 위해서 필요한 정보이다. 영상 압축을 위해 사용되는 움직임 벡터

들은 탐색 영역 내에서 최소의 절대값 차이의 합 (SAD; Sum of Absolute Difference) 값을 갖는 위치를 사용하지만, 참 움직임 벡터(true motion vector)는 인간이 시각적으로 느끼는 움직임과 비슷하게 나타나야 한다. 참 움직임 벡터는 수식으로 정확하게 표현될 수 없기 때문에, 필요한 응용기기에서 움직임 보상을 했을 때 시각적으로 문제가 되지 않는 조건을 특성으로 세워서 움직임 추정에 반영한다. 가장 일반적인 특성은 같은 객체에서의 움직임 벡터들이 시간적 및 공간적으로 어느정도 상관성을 지니고 있다는 것이다. 또한, 단순히 SAD가 최소가 되는 곳을 찾으면 약간의 질감변화만으로도 다른 결과를 나타낼 수 있으므로 어느정도의 조건

정회원, 연세대학교 전기전자공학과
(Dept. of Electrical and Electronic Engineering,
Yonsei University)

* 본 연구는 서울시 산학연협력사업으로 구축된 서울 미래형콘텐츠컨버전스 클러스터 지원으로 수행되었습니다.

접수일자: 2007년7월23일, 수정완료일: 2007년10월29일

만 만족하면 더이상 탐색하지 않는 것이 더 강건한 결과를 낼 수도 있다. Haan^[1] 등은 시간적 및 공간적 상관성을 높이는 3차원 재귀 추정기법(3D recursive search)을 제안하였으며 공간적 주변 블록의 움직임 벡터와 시간적으로 이전 프레임의 움직임 벡터들을 현재 블록의 후보벡터로 사용하였다. Tham^[2] 등은 공간적 상관성을 높이기 위하여 다이아몬드 탐색 방법(diamond search)을 사용하였다. Tourapis^[3-4] 등은 이전 블록들의 움직임 벡터들을 예측기준으로 하여 그 예측 위치로부터 다이아몬드 형태로 움직임을 탐색하였다. 탐색 중간에 조기 종료 조건(early termination condition)을 만족하면 움직임 추정을 완료하도록 하여 움직임 벡터가 커지는 것을 방지하였다. Nie^[5-6]는 예측 벡터들의 크기와 방향을 이용하여 불필요한 검색위치를 줄인 적응적 비정형 패턴 검색(adaptive irregular pattern search)을 제안하였다. Alparone^[7-8]는 벡터 중앙값 필터(vector median filter)를 제안하여 현재 벡터가 주변 벡터와 많은 차이가 나는 경우 주변 벡터의 중앙값으로 대체되도록 하였다. Konrad^[9] 등은 옵티칼 플로우(optical flow)에 기반한 움직임 추정에서 주변 움직임 벡터와의 차이가 최소가 되도록 하는 조건을 사용하였다.

그러나 이러한 방법들은 움직이는 객체의 모양이 변하지 않는다는 가정을 하고 있다. 대부분의 방법들은 탐색영역 내에서 블록 단위의 최소 SAD값의 위치 또는 예측 벡터에서 가장 근접한 국부 최소값(local minimum) 위치를 찾는 것이므로 객체의 모양이 변할 경우 원래의 형태와는 다른 부분이 찾아지는 경우가 생긴다. 벡터 중앙값의 경우 가중된 벡터 중앙값(weighted vector median)의 형태로 SAD값에 의해 가중치가 달라지도록 할 수 있으나, 단순히 SAD값만 사용함으로써 인해 객체의 모양이 바뀌는 경우 올바른 위치를 추정하기 힘들다. 이와같이 만일 객체의 모양이 변할 경우 움직임 추정결과는 참 움직임 벡터와 다른 결과를 갖게 되며, 프레임 레이트 변환 등에 적용시 심각한 화질저하를 가져올 수 있다.

본 논문에서는 프레임 레이트 변환시 비정형성 객체에서 잘못된 움직임 벡터를 줄이기 위하여 재귀 평균 벡터(recursive mean vector)를 사용하는 방법을 제안하였다. 움직임이 잘못 추정된 입력 벡터일 경우에는 시간적 및 공간적으로 평활화된 평균벡터가 출력되도록 하였고, 입력벡터가 올바른 경우에는 그대로 사용되도록 하였다. 이를 위하여 움직임 벡터의 신뢰성을 측정

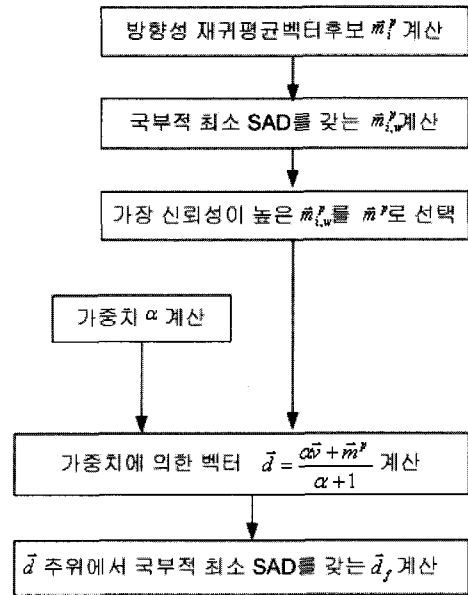


그림 1. 제안한 방법의 순서도
Fig. 1. Flow chart of the proposed method.

하여 가중치를 계산하였으며, 재귀적 평균벡터를 계산할 때 방향성을 고려하여 평균벡터의 크기가 원래의 참 움직임 벡터보다 줄어들지 않도록 하였다.

II. 본 론

1. 가중치에 의한 출력 벡터 형태

외부로부터 입력되는 원래의 벡터를 \vec{v} 라고 하고 $\vec{d}_{s,i}^p$ 는 이전 프레임에서의 주변 벡터, 그리고 \vec{d} 는 결과로 사용될 움직임 벡터를 나타낸다고 하면 움직임 벡터의 평활도를 반영한 cost function은 다음과 같이 나타내어질 수 있다.

$$J_1(\vec{d}_{s,i}, \vec{d}, \vec{v}, \alpha) = \alpha_u \|\vec{d} - \vec{v}\|^2 + \sum_{i=1}^N \|\vec{d}_{s,i}^p - \vec{d}\|^2 \quad (1)$$

이것의 최소값을 얻기 위하여 \vec{d} 에 관해 미분하고 결과를 0으로 하면

$$\vec{d} = \frac{\alpha_u \vec{v} + \sum_{i=1}^N \vec{d}_{s,i}^p}{\alpha_u + N} \quad (2)$$

과 같이 얻어진다. 여기서 $\frac{\sum_{i=1}^N \vec{d}_{s,i}^p}{N} = \vec{m}^p$, $\alpha = \frac{\alpha_u}{N}$ 과 같이 정의하면 위의 식은 다음과 같이 재구성된다.

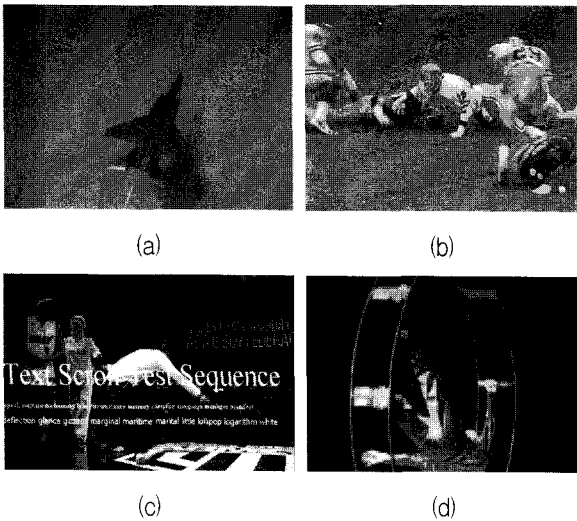


그림 2. 실험영상
 (a) Airplane (b) Football (c) Dance (d) Ladder
 Fig. 2. Test sequences.
 (a) Airplane (b) Football (c) Dance (d) Ladder

$$\vec{d} = \frac{\alpha \vec{v} + \vec{m}^p}{\alpha + 1} \quad (3)$$

여기서 \vec{m}^p 는 이전 프레임에 있는 주변 벡터들의 평균, 즉 재귀 평균으로 볼 수 있다. 위의 결과벡터인 \vec{d} 주변의 국부적 최소값을 나타내는 최종 벡터 \vec{d}_f 다음과 같이 나타내어질 수 있다.

$$\vec{d}_f = \arg \min_{\vec{d} + \vec{o}} SAD(\vec{d} + \vec{o}), \quad \vec{o} \in R_1 \quad (4)$$

여기서 R_1 은 SAD값을 국부 최소값으로 하기 위한 국부 탐색범위 내에 있는 벡터들의 집합이다. 식 (3)에서 α 가 0이면 재귀 평균벡터를, 그리고 무한대이면 입력벡터에 완전한 가중치를 두게 된다. 위의 식들에서 등속운동을 하는 비정형성 물체에서의 강건한 움직임 벡터를 얻기 위해서는 다음과 같은 사항이 요구되어진다.

첫째, α 는 입력 움직임 벡터가 잘못되었을 경우에 0에 가까운 값을 가져서 재귀 평균벡터가 출력으로 나타나도록 해야 하고, 입력 벡터가 신뢰할 수 있을 경우에는 큰 값을 가져서 가중치가 입력 벡터에 걸리도록 해야 한다. 두번째, 입력 움직임 벡터가 잘못되었을 때 대신 사용될 재귀 평균벡터 \vec{m}^p 는 시간적 및 공간적으로 평활화되어서 시각적으로 에러를 잘 인지하지 못하도록 하면서도, 객체의 움직임을 잘 따라가야 한다. 이를 위해서는 다음과 같이 α 와 \vec{m}^p 를 구하도록 하였다.

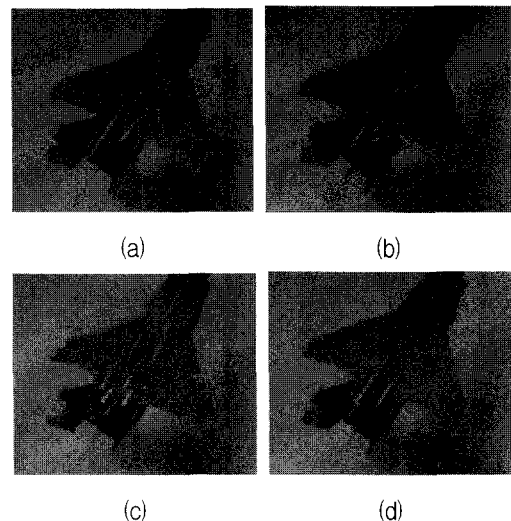


그림 3. Airplane영상에 대한 실험결과 (a) 입력영상 (b) APDZS (c) AIPS (d) 제안한 방법
 Fig. 3. Compensated results for Airplane sequence.
 (a) input image (b) APDZS (c) AIPS (d) proposed method

2. 가중치와 재귀평균 벡터의 계산

가. α 의 계산

입력 벡터와 재귀 평균벡터에 적절하게 가중치를 부여하기 위하여, α 는 다음과 같이 구현하였다. 첫번째, SAD는 블록 화소값의 차이이므로 이것은 일차적으로 움직임 벡터의 신뢰성 정도를 확인하는 데 사용할 수 있으므로 α 는 재귀 평균벡터의 SAD값에 비례하고 입력벡터의 SAD에는 반비례해야 한다. SAD를 이용한 α 는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\alpha \propto \exp\left(-\frac{SAD(\vec{m}^p)}{SAD(v) + c_1}\right) \quad (5)$$

두번째, 일반적으로 같은 객체 내의 움직임 벡터들은 공간적으로 높은 상관성을 지닌다. 많은 움직임 추정기 방법들이 움직임 벡터의 상관성을 이용하여 신뢰도를 측정하였으며, 움직임 벡터의 분산값도 그러한 측정값 중의 하나로 사용될 수 있다. α 는 입력벡터의 신뢰성이 낮을수록 입력벡터에 가중치를 낮게 부여해야 하므로, 입력벡터의 분산과 반비례하도록 설정할 수 있다. 이것은 다음과 같이 나타내어진다.

$$\alpha \propto \exp\left(-\sum_{j=1}^N \frac{\|\vec{v}_j - \vec{v}\|^2}{c_2}\right) \quad (6)$$

위의 두 식을 결합하면 다음과 같이 α 를 나타낼 수 있다.

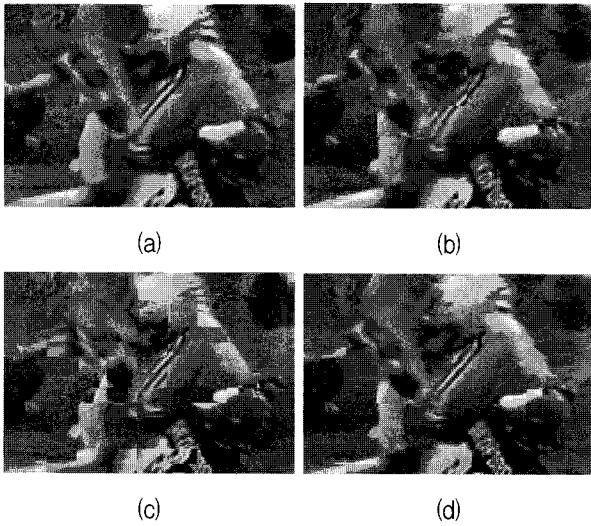


그림 4. Football영상에 대한 실험결과 (a) 입력영상 (b) APDZS (c) AIPS (d) 제안한 방법

Fig. 4. Compensated results for Football sequence. (a) input image (b) APDZS (c) AIPS (d) proposed method

$$\alpha = \exp\left(-\frac{SAD(\vec{m}^p)}{SAD(v) + c_1}\right) \exp\left(-\sum_{j=1}^N \frac{\|\vec{v}_j - \vec{v}\|^2}{c_2}\right). \quad (7)$$

나. 재귀 평균벡터 후보의 계산

앞에서 재귀 평균벡터 \vec{m}^p 는 다음과 같이 표현되었다.

$$\vec{m}^p = \frac{\sum_{i=1}^N \vec{d}_{s,i}^p}{N} \quad (8)$$

그러나 이러한 비방향성(non-directional) 평균벡터는 실제 움직임보다 작아진 움직임 벡터로 나올 수 있는 문제점이 있다. 예를 들어 주변 8개의 $\vec{d}_{s,i}^p$ 중에서 몇개의 반대방향 벡터만 존재해도 8개 전체 벡터를 평균한 결과는 실제보다 작아지게 된다. 또한, 같은 방향이라도 벡터 크기에서 차이가 날 경우 평균한 결과는 달라지게 된다. 따라서 방향성 뿐만 아니라 벡터 크기에 대한 조건도 함께 고려되어야 한다. 이러한 문제점을 방지하기 위해서 방향성과 크기에 대한 조건을 부여하여 방향성 재귀 평균벡터를 계산하고 선택하였다. i 번째 방향을 갖는 일정크기 이상의 방향성 재귀평균벡터는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\vec{m}_i^p = \frac{\sum_{j=1}^N \vec{d}_{i,j}^p}{k}, \quad \vec{d}_{i,j}^p \in M_i^p \quad (9)$$

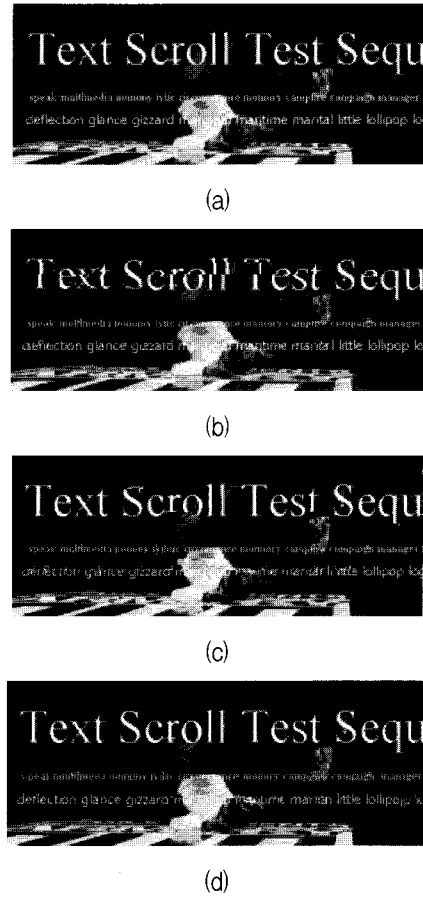


그림 5. Dance 영상에 대한 실험결과 (a) 입력영상 (b) APDZS (c) AIPS (d) 제안한 방법

Fig. 5. Compensated results for Dance sequence. (a) input image (b) APDZS (c) AIPS (d) proposed method

여기서 M_i^p 는 이전 프레임에서 i 번째 방향 및 일정한 임계값 이상의 크기를 갖는 벡터들의 집합이다. 만일 상하좌우 4가지 방향이 사용되었다면 i 는 0부터 3의 값을 갖게 되며, 각각의 집합은

$$\begin{aligned} M_1^p &= \{ \vec{v}^p | v_x^p \leq 0, |v^p| > t \}, \\ M_2^p &= \{ \vec{v}^p | v_x^p > 0, |v^p| > t \}, \\ M_3^p &= \{ \vec{v}^p | v_y^p < 0, |v^p| > t \}, \\ M_4^p &= \{ \vec{v}^p | v_y^p > 0, |v^p| > t \} \end{aligned} \quad (10)$$

와 같이 나타낼 수 있다.

다. 재귀 평균벡터의 선택

이제 이러한 후보 벡터들, 즉 여러개의 \vec{m}_i^p 중에서 하나의 벡터를 \vec{m}^p 로 선택해야 한다. 이를 위해서는 후

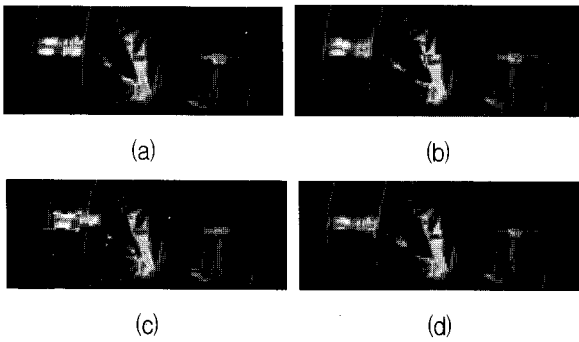


그림 6. Ladder 영상에 대한 실험결과 (a) 입력영상 (b) APDZS (c) AIPS (d) 제안한 방법
 Fig. 6. Compensated results for Ladder sequence. (a) input image (b) APDZS (c) AIPS (d) proposed method

보 벡터들 중에서 가장 신뢰성이 높은 것을 선택하도록 한다. 신뢰성은 SAD값과 벡터의 분산을 이용하여 다음과 같이 계산하였다.

$$\vec{m}_{i,w}^p = \arg \min_{\vec{m}_i^p + \vec{o}} \overrightarrow{SAD}(\vec{m}_i^p + \vec{o}), \vec{o} \in R_2, \quad (11)$$

$$J_2 = \overrightarrow{SAD}(\vec{m}_{i,w}^p) \cdot \sum_{j=1}^N \|\vec{d}_j^p - \vec{m}_{i,w}^p\|^2. \quad (12)$$

여기서 R_2 는 국부 탐색창 내에 있는 벡터들의 집합이다. 위의 J_2 가 최소로 되는 벡터 $\vec{m}_{i,r}^p$ 을 최대의 신뢰성을 갖는 경우로 하였다. 위 식의 값이 최소로 되는 재귀 평균벡터 \vec{m}^p 는 다음과 같이 표현된다.

$$\vec{m}^p = \arg \min_{\vec{m}_{i,w}^p} \overrightarrow{SAD}(\vec{m}_{i,w}^p) \cdot \sum_{j=1}^N \|\vec{d}_j^p - \vec{m}_{i,w}^p\|^2 \quad (11)$$

제안한 방법은 그림 1과 같이 요약될 수 있다.

III. 실험

그림 2와 같이 4개의 영상 시퀀스가 사용되었다. 첫 번째 Airplane 영상은 객체가 회전을 하는 것이며 두 번째 Football영상은 객체의 모양이 변하는 빠른 움직임이다. 세 번째 Dance 영상은 빠르게 움직이는 객체가 있는 배경 위에 임의의 글자들이 등속으로 움직이는 영상이며, 네 번째 영상은 정형 및 비정형성 객체가 회전을 하는 영상이다. 모든 영상은 320*240 크기이며 움직임 추정에 사용된 블록 크기는 16*8 화소, 움직임 추정 범위는 가로 ±16, 세로 ±8 화소로 하였다. 식 (7)의 c_1 과

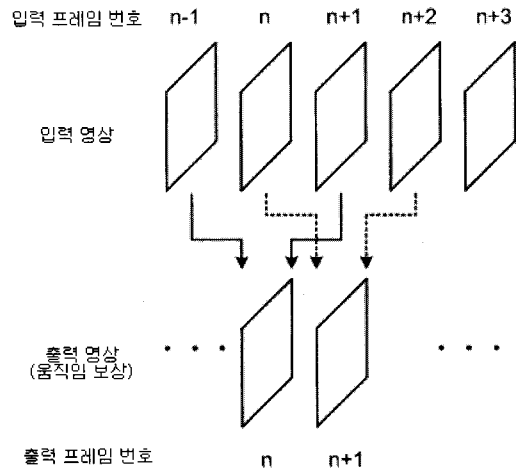


그림 7. PSNR을 계산하기 위한 움직임 보상 시점
 Fig. 7. Motion compensation timing diagram for PSNR calculation.

c_2 는 각각 0.1과 16으로 하였으며, 식 (4)와 (11)에서의 국부탐색창 크기는 5*5 화소로 하였다. 실험결과를 비교하기 위하여, 움직임 추정 벡터의 공간적 및 시간적 상관성을 높이는 움직임 추정방법인 APDZS와 AIPS 방법을 함께 구현하였다. 그림 3에 Airplane영상에 대한 움직임 보상 결과가 나타나 있다. 객체가 회전을 하고 있기 때문에 (b), (c)에 있는 APDZS와 AIPS 결과 모두 움직임 벡터에서 에러가 발생하였다. 이것은 특히 에지 부분에 유사성이 많은 객체의 아래 부분 및 정지배경과 접해 있는 객체의 가장자리 부근에서 많이 발생하였다. 이러한 에러벡터들은 SAD값이 커지거나 주변 벡터와의 분산이 커지므로 이러한 특성을 반영한 제안한 방법 (d)에서는 시각적으로 큰 문제없이 움직임 보상이 되었다. 그림 4에서는 Football영상에 대한 결과가 나타나 있다. 이 영상에서는 객체들이 비정형성, 비등속 움직임을 하지만 여기서도 움직임 에러가 발생하는 곳에서는 SAD값 및 움직임벡터 분산이 커지므로 제안한 방법에서는 시각적으로 가장 일관성있는 결과가 나타났다. 그림 5에는 Dance영상을 비교했는데 배경이 글자와는 다른 방향으로 빠르게 움직이기 때문에 마치 비정형성 움직임처럼 잘못된 움직임 벡터를 찾게 된다. (b)와 (c)의 APDZS와 AIPS 결과에 나타난 것처럼 SAD만을 비교한 결과는 배경 움직임에 영향을 받았다. 이 경우는 움직임 에러가 나타난 곳의 SAD가 가장 작은 곳이지만 제안한 방법(d)에서는 움직임 벡터의 분산값을 함께 반영하였으므로 에러 영역으로 판단되었고, 이전 프레임에서 등속으로 지속되었던 움직임 벡터들이 재귀적으로 반영되어 큰 문제 없는 결과를 얻을 수 있었다. 그림 6

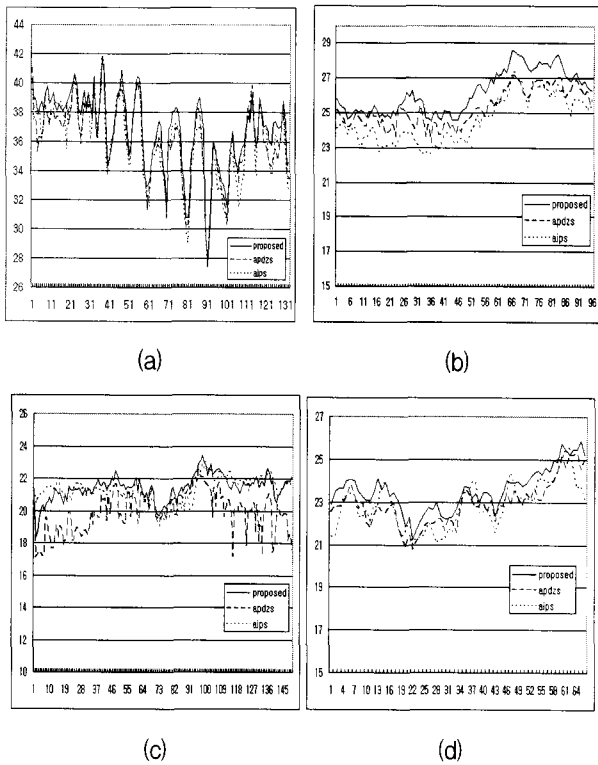


그림 8. 각 영상에 대한 PSNR
 (a) Airplane (b) Football (c) Dance (d) Ladder
 Fig. 8. PSNR for test sequences.
 (a) Airplane (b) Football (c) Dance (d) Ladder

의 Ladder영상은 회전하는 객체를 포함하고 있는데 객체가 얇은 골격으로 이루어져 있기 때문에 SAD값만을 비교하는 기존 방법들에서는 회전하는 객체가 정지한 배경의 움직임 벡터에 영향을 받아서 잘못된 움직임을 추출하는 결과를 나타내었다. 반면 제안한 방법은 가장 적은 에러를 나타내었다. 실험결과를 수치적으로 비교하기 위하여 움직임 보상을 그림 7와 같이 하였다. 원영상과의 PSNR을 비교하기 위해서는 원영상과 같은 시간 n에 있는 프레임에 대해 움직임 보상 결과를 만들고, 이를 위해서 n-1과 n+1의 위치에 있는 두 입력 영상을 사용하였다. PSNR은 같은 시간 n에 있는 원영상과 결과영상에 대해 계산하였다. PSNR은 같은 시간 n에 있는 원영상과 결과영상에 대해 계산하였다. 그림 8에 각 입력영상들에 대한 PSNR 그래프가 나타나 있다. 대부분의 구간에서 제안한 방법의 PSNR이 가장 높게 나타났음을 알 수 있다.

제안한 방법은 움직임 에러로 여겨지는 블록의 움직임 벡터를 이전 프레임의 재귀적 평균벡터로 바꾸도록 하였기 때문에 전반적인 움직임이 평활화되었다. 또한 재귀적 평균벡터를 계산하는 과정에서 후보벡터들을 방향별로 구분하여 선택하였기 때문에 평균화하는 과정에

서 원벡터보다 줄어드는 문제를 최소화하고자 하였다. 그러나 같은 방향 내에서 평균화하는 과정에서 사용된 벡터들의 편차가 어느정도 차이가 있을 경우 이를 평균화한 결과는 원벡터보다 작은 벡터가 나오게 된다. 이를 해결하기 위해서는 평균화하는 후보 벡터들을 좀 더 자세히 구분할 필요가 있다.

IV. 결 론

비정형성 등속운동 객체의 움직임에서의 움직임 에러를 최소화하기 위하여 제안한 가중치와 재귀 평균벡터는 실험 영상에서 기존 방법들보다 시각적 및 수치적으로 더 좋은 결과를 나타내었다. 또한 제안한 방법으로 얻은 벡터로 움직임 보상을 한 결과는 비록 등속운동을 하지 않는 객체에서도 좋은 결과를 나타내었다. 재귀 평균벡터를 더욱 세분화하여 계산할 경우 평활화된 움직임이 더 빠르게 객체의 움직임을 추적할 수 있을 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] G. Haan, P. Biezen, H. Huijgen, and O. A. Ojo, "True-Motion Estimation with 3-D Recursive Search Block Matching", *IEEE Tran. on Circuits Syst. Video Technol.* vol. 3, no. 5, 368-379, Oct. 1993.
- [2] J. Tham, S. Ranganath, A. Kassim, "A novel unrestricted center-biased diamond search algorithm for block motion estimation," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Tech.*, vol. 8, no. 4, pp. 369-377, Aug. 1998.
- [3] A. Tourapis, O. Au, and M. Liou, "An advanced zonal block based algorithm for motion estimation", in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing*, vol.2, pp. 610-614, Oct. 1999.
- [4] A. Tourapis, O. Au, and M. Liou, "Highly efficient predictive zonal algorithms for fast block-matching motion estimation," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Tech.*, vol. 12, no. 10, pp. 934-947, Oct. 2002
- [5] Y. Nie and K. Ma, "Adaptive rood pattern search for fast block-matching motion estimation," *IEEE Tran. Image Processing*, vol. 11, no. 12, pp. 1442-1449, Dec. 2000.
- [6] Y. Nie and K. Ma, "Adaptive Irregular Pattern Search width matching prejudgment for fast block-matching motion estimation", *IEEE Trans.*

Circuits and Systems for Video Tech., vol 15, no. 6, pp. 789-794, Jun. 2005.

[7] L. Alparone, P. Haavisto, and Y. Neubo, "Vector median filters," in Proc. IEEE, vol. 78, no. 4, pp. 678-689, Apr. 1990.

[8] L. Alparone, M. Barni, F. Bartolini, and V. Cappellini, "Adaptively weighted vector-median filters for motion-fields smoothing", in Proc. IEEE Int. Conf. Acoust. Speech Signal Processing, vol. 4, pp. 2267-2270, May, 1996.

[9] J. Konrad and E. Dubois, "Bayesian estimation of motion vector fields," IEEE Tran. Pattern Anal. and Machine Intell., vol. 14, no. 9, pp. 910-927, Sep. 1992.

저 자 소 개



손 영 욱(정회원)
 1996년 서강대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 1998년 서강대학교 전자공학과
 석사 졸업.
 2007년 현재 삼성전자 VD사업부
 책임연구원 및 연세대학교
 전기전자공학과 박사과정

<주관심분야: 비디오 화상처리, 움직임 추정 및
 보상, 초해상도 영상복원>



강 문 기(정회원)
 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
 2007년 현재 연세대학교 전기전자공학과 교수
 <주관심분야: 영상복원, 초해상도 영상복원, 비선
 형 필터링, 비디오 분석 및 처리, 부화소단위의 움
 직임 추정>