

論文94-31B-7-16

# 動映像 符號化를 위한 움직임 필드 領域化

## (Motion-Field Segmentation for Video Coding)

姜 東 郁\*, 李 承 駿\*, 李 忠 雄\*

(Dong Wook Kang, Seung Jun Lee and Choong Woong Lee)

### 要 約

이 논문은 전송해야 하는 움직임 정보는 변화시키지 않으면서 구획단위 움직임 보상의 구획화 영향을 줄여서 예측이득을 향상시키는 방법을 제안한다. 새로운 방법에서는 움직임 보상된 映像이 현재 프레임의 최대 사후 확률 추정(maximum a posteriori estimate)이라는 움직임 보상 모델에 기초하여 움직임 필드를 화소 해상도까지 領域化함으로써 움직임 물체의 가장자리에서의 움직임 보상의 성능을 개선한다.

### Abstract

This paper presents a new method for reducing the blocking artifacts, thereby increasing the prediction gains, of the block-based motion compensation, keeping the amount of the motion information to be transmitted intact. The new method improves the motion compensation along the edges of moving objects by segmenting the motion field at the pixel resolution, based on the model that the motion compensated image is the maximum a posteriori estimate of the current frame.

### 1. 서론

디지털 TV, 원격화상전화, 고선명 TV, 멀티미디어 응용 등 動映像 시스템의 중요성이 점차로 증대함에 따라 動映像 符號化가 연구의 초점이 되어왔다. 이와 같은 응용에서 높은 압축률을 달성하기 위하여, 動映像에 내재되어 있는 시간적 중복성을 제거하는 방법으로서, 움직임 보상이 널리 이용되어져 왔다. 움직임 보상 符號化에서는, 현재 입력되는 프레임은 복호된 이전 프레임과 미리 추정된 움직임 필드(일반

적으로 표본감축되어 있다)를 이용하여 예측한다. 움직임 보상 시스템의 성능은 움직임 보상의 정밀성(예측 이득)과 이 움직임 정보를 전송하기 위하여 필요한 데이터의 양에 의하여 결정된다.

움직임 보상 기법은, 복호기가 움직임 필드를 획득하는 방법에 따라, 크게 두 범주(範疇)로 구분되어 있는데, 그 하나는 再歸的(recursive)인 움직임 보상이고, 다른 하나는 순방향(forward) 움직임 보상이다.<sup>[1]</sup> 재귀적 움직임 보상에서는 현재 프레임의 움직임 필드를 복호된 이전 프레임만을 이용하여 추정한다. 따라서, 움직임 필드를 계산하기 위하여 필요한 모든 것이 복호기에서도 이미 이용가능하기 때문에, 움직임 보상을 위하여 따로이 움직임 정보를 전송할 필요가 없다. 그러나 이러한 기법들은 종종 부정확하

\*正會員, 서울大學校 電子工學科  
(Dept. of Elec. Eng., Seoul Nat'l Univ.)  
接受日字 : 1993年 12月 24日

게 동작하는데, 움직임이 프레임 사이에서 현저히 다른 경우나 움직임 물체의 경계에서는 특히 부정확하다. 반면에 순방향 움직임 보상기법들은 부호기에서 움직임 필드를 예측한 후 이를 복호기에 전송한다. 움직임 추정을 위하여 이전 프레임뿐만 아니라 현재 프레임도 이용함으로써 인하여, 예측이 보다 정확한 반면, 움직임보상을 위하여 이용할 움직임 정보를 전송해야 하는 부담이 따른다. 이 경우, 전송할 움직임 정보를 최소화하는 것이 매우 중요하며, 대부분의 실제적인 시스템에서는, 구획단위 움직임 모델을 이용하여 이를 달성하고 있다. 구획단위 움직임 모델이란 동일한 구획내의 모든 화소는 동일한 固形물체(rigid object)의 일부분이고 이 물체는 일정한 평행이동을 하고 있다고 가정하는 것이다. 따라서 매 구획마다 하나의 움직임 벡터를 추정하고 전송하면 된다. 그러나 구획단위 움직임 모델은 많은 경우 너무나 제한적이어서 실제映像의 특성과 어긋난다. 즉 구획단위 움직임 보상을 행하면, 움직임 물체의 가장자리와 구획의 가장자리가 약간 어긋나는 경우, 움직임 보상된映像내에 거짓의 불연속선이 발생하며, 움직임 보상 예측오차는 이 불연속선을 따라서 집중된다. 이러한 집중된 예측오차는 그 자체로 예측 이득을 저하시킬 뿐만 아니라, 움직임 보상에 이어지는 2차원 符號化의 성능을 현저히 저하시킨다.<sup>[2]</sup>

이러한 문제들을 극복하기 위하여 많은 방법들이 제안된 바 있는데 그 방법은 움직임 예측 구조를 변경시켜야 하는 경우와 그럴 필요가 없는 경우로 크게 구분된다. 움직임 예측 구조를 변경하여 구획단위 움직임 보상의 문제점을 극복하고자 하는 대표적인 방법으로는 領域化를 이용한 움직임 예측기법이 있다.

<sup>[3]</sup> <sup>[4]</sup> 이 방법은映像의 움직임을 추정하기에 앞서서, 동일한 움직임을 갖는다고 판단되는 여러 개의 작은 물체로 領域化한 후, 각 영역마다 하나의 움직임 벡터를 추정하는 방법이다. 그러나 이 방법은 추정을 위하여 새로이 수행해야 하는 領域化를 위한 계산량이 방대할 뿐만 아니라 領域化 구조를 전송하기 위해서 매우 많은 양의 데이터를 전송해야 한다는 단점이 있다. 방대한 양의 領域化 구조를 전달하지 않으면서 움직임 보상의 예측이득을 높이기 위한 방법으로는, 기존의 표준화된 움직임 보상과 동일한 구조의 표본출입된 움직임 필드를 전송한 후, 가중화된 창을 갖는 움직임 보상 (windowed motion compensation)<sup>[5]</sup> 과 겹침 구획 움직임 보상 (overlapped block motion compensation)<sup>[6]</sup> 등을 행하는 방법이 있다. 이러한 방법들은 인접한 여러 개의 구획에서 정의된 움직임 벡터들을 이용하여 각

각의 움직임이 보상된 여러 장의映像을 구성한 후 이映像들을 각 화소마다 화소의 기하학적 위치에 따라 서로 다른 가중치를 이용하여 선형가중합함으로써 하나의 움직임 보상映像을 얻는 방법이다. 그러나 이 방법들은 본질적으로 하나의 움직임 물체는 하나의 움직임 벡터로서 표현할 수 있다는 固形물체의 움직임에 대한 가설을 위반하고 있다. 즉 완전히 틀린 일부분 대신에 전체적으로 조금씩 틀린 예측을 통하여 움직임 보상 예측이득만을 향상시킬 뿐, 실제 물체의 움직임을 보다 정확하게 보상하고자 하는 것은 아니다. 따라서 물체의 가장자리 부근에서 선명한 예측을 하지 못하여 보상된映像을 불선명하게 하는 단점이 발생하며, 이로 인하여 예측이득의 향상이 둔화된다. 또한 보다 높은 예측이득을 얻게 위하여는 일반적으로 반복적인 움직임 추정을 행하여 표본출입된 움직임 필드를 재구성해야 하므로, 이로 인한 계산량의 증가 또한 무시할 수 없다.

최근 움직임 보상된映像의 흐려짐을 방지하면서 움직임 물체의 가장자리에서 발생하는 거짓의 불연속선을 제거하는 효과적인 방법으로 움직임 필드의 예측 기법이 제안되었다.<sup>[2]</sup> 이 방법에서는 움직임 필드를 복호된 이전 프레임과 이전 프레임에 대한 움직임 필드를 이용하여, 현 프레임의 움직임 필드를 領域化한 후 각 영역을 움직임 보상하는 방법이다. 이를 위하여 움직임 필드를 마르코프 랜덤 필드(Markov random field) 모델로 모델화하고 이에 근거하여 최대 사후 확률 추정(maximum a posteriori estimate)을 행하여 領域化하고 있다. 이 방법은 구획단위 움직임 보상의 여러가지 문제점들을 효과적으로 극복하였으나, 이 방법 또한 반복적인 움직임 추정을 필요로 하기 때문에, 표본출입된 움직임 필드를 얻기 위한 계산상의 복잡성이 현격히 증가한다. 또한, 전송해야 할 추가 정보를 최소화하기 위하여 움직임 필드를 복호된 이전 프레임에서 領域化함으로써 인하여, 움직임 물체들의 固形性에 대한 가설이 약간 어긋나는 경우에도 잘못된 領域化 결과를 얻게 되고, 이로 인하여 움직임 보상 예측이득의 저하가 발생한다.

본 논문에서는, 움직임 보상에 의한 예측이득을 향상시키기 위하여, 움직임 보상에 대한 새로운 가설을 설정하고 이 가설에 따라 움직임을 효과적이고도 효율적으로 보상하는 방법을 제시한다. 움직임 보상에 대한 새로운 가설이란, 움직임 보상을 주어진 이전 프레임과 표본출입된 움직임 필드를 이용하여 현재 프레임을 사후 확률을 최대 하도록 예측하는 과정(maximum a posteriori estimate, MAP

estimate)으로 설정한다. 참고문헌<sup>2)</sup>에서 이용하고 있는 움직임 필드 자체의 최대 사후 확률 추정과 비교하여 본 논문의 방법이 움직임 물체의 固形性에 대한 가설이 어긋나는 경우에도 보다 우수한 성능을 나타낼 것으로 예상할 수 있다. 한편, 위의 가설에 기초하여 움직임을 보상하기 위해서는 움직임 필드의 해상도를 화소수준까지 향상시키는 과정이 필요한데, 본 논문에서는 이를 해결하기 위한 순차적인 움직임 필드 領域化 기법을 도입하였다.

제 2절에서 먼저 MAP 추정에 기초한 움직임 보상의 기본원리와 이에 관련된 몇가지의 확률 모델에 대하여 살펴보고, 제 3절에서 움직임 필드의 領域化 알고리즘을 설명한다. 마지막으로 제 4절에서 본 연구의 실험결과를 보이고, 기존의 표준화된 움직임 보상 알고리즘과의 성능을 비교하였다.

## II. MAP 추정을 통한 움직임 보상

### 1. 움직임 보상에 대한 기본 모델

움직임 보상이란, 복호된 이전 프레임과 표본줄임된 움직임 필드가 주어진 조건하에서, 현재 프레임을 최대 사후 확률로 추정하는 과정으로 고려할 수 있다. X와 Y를 각각 현재 프레임과 이전 프레임이라고 하자. 그리고 v를 추정된 움직임 필드라고 하면, 움직임 보상을 위한 기본 모델은 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$X_0 = \arg \max_X L(X/Y, V) \quad (1)$$

여기서  $X_0$ 는 움직임 보상된 映像을 나타내며, 이는 현이재 프레임과 가장 유사하게 표현되어야 한다. 그리고  $L(X/Y, V)$ 는 움직임 보상의 적합도 (consistency measure)를 의미하는 값이다. 적합도의 척도로서 대수합수적 개연성 함수(log likelihood function)를 이용하는 경우 움직임 보상을 위한 모델은 아래와 같은 MAP 추정으로 바뀌어 진다.

$$X_0 = \arg \max_X \log P_r(X/Y, V) \quad (2)$$

이 식에 Bayes의 법칙을 적용하여 다시 정리하면,

$$X_0 = \arg \max_X \log \Pr(V/X, V) + \log \Pr(X/Y) - \log \Pr(V/Y) \quad (3)$$

이 되고, 여기서  $\Pr(V/X, Y)$ 는 움직임 필드의 추정 방식에 의해 결정되는 조건부 확률이고,  $\Pr(X/Y)$ 는 연속映像에 대한 모델을 나타내며,  $\Pr(V/Y)$ 는 Y, 즉 이전 프레임이 주어진 조건하에서 움직임 필드의

조건부 확률이다. 그러나 (3)식의 제 3항은 최적화 파라미터 X에 대하여 상수값이 되므로, (3)식은 다시 다음과 같이 간략화된다.

$$X_0 = \arg \max_X \log \Pr(V/X, V) + \log \Pr(X/Y) \quad (4)$$

### 2. 움직임 필드의 조건부 확률과 映像 모델

부호기에서 복호기로 전송해야 하는 움직임 정보의 양을 최소화시키기 위하여, 대부분의 접근법에서와 같이, 본 논문에서도 움직임 필드의 구간 불변 가설 (piecewise constant model)을 이용한다. 즉 움직임 필드는 물체의 평행이동만을 반영하고 있다고 가정한다. 이러한 가정에 기초하여 각 구획단위로 움직임 벡터가 추정된다. 움직임 벡터를 추정하고자 하는 구획의 구조(크기와 구획화 패턴)는 입력되는 映像의 특성과 무관하게 고정화한다. 이에 따라 현재 프레임과 복호된 이전 프레임을 이용하여 각 구획마다 하나의 움직임 벡터를 추정한다. 본 논문에서는, 표준 구획단위 움직임 추정 시스템에서 이용하고 있는, 구획 정합 알고리즘을 이용하여 움직임 벡터를 추정한다. 정합 척도로서는 최소평균절대오차(minimum mean absolute differences)를 이용하였으며, 이는 다음과 같이 표현된다.

$$v(m, n) = \arg \min_v |Ex(m, n) - y(m, n; v)| \quad (5)$$

단, 여기서  $m, n$ 은 움직임 벡터가 추정되는 구획의 수직 및 수평 인덱스를 각각 나타내며,  $x(m, n)$ 과  $y(m, n; v)$ 은 각각 현재 프레임과 v만큼 변위된 이전 프레임의 해당 구획을 나타낸다

이 경우, 움직임 예측이란 무손실의 다대일 대응 (many-to-one mapping)이 됨을 알 수 있으며, 따라서 조건부 확률  $\Pr(V/X, Y)$ 는 다음과 같은 균일 분포로서 표현할 수 있다

$$\Pr(V/X, Y) = \begin{cases} 1, & \text{if } V = V_0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

여기서  $V_0$ 는 추정된 움직임 필드를 나타낸다

映像 모델로서 비가우스 마르코프 랜덤 필드 모델 (non-Gaussian Markov random field model)을 도입한다.<sup>3)</sup> 이 모델은 映像의 평탄부분만 아니라 映像에 불연속선이 존재하는 경우에도 훌륭하게 映像을 모델화함이 알려져 있다. 이 논문에서는 참고문헌 [7]에서 이용한 후버-마르코프 랜덤 필드 모델 (Huber-Markov random field model)을 이용하

여 映像을 모델화하였다. 그 모델은

$$\Pr(X) = \frac{1}{N} \exp\left(-\frac{1}{\lambda} \sum_{c \in C} \rho(d_c^T \cdot X)\right) \quad (7)$$

로 표현되는데, 여기서  $N$ 와  $\lambda$ 는 각각 정규화 상수 및 0보다 큰 미리 결정된 스칼라 상수이며,  $d_c^T \cdot X$ 는 국부적인 화소군에서 정의된 선형 연산의 집합이고, 함수  $\rho(\cdot)$ 는 映像의 불연속성에 대한 가중함수이다. 가중함수로서는 다음과 같은 함수를 이용한다. [7]

$$\rho(x) = \begin{cases} x^2, & \text{if } |x| < T \\ 2T|x| - T^2, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

단, 여기서  $T$ 는 미리 설정된 문턱치이다.

映像의 불연속 정도의 척도로서 한 화소와 그 화소와 가장 인접한 화소들(nearest neighbors) 사이의 절대오차를 이용한다. 즉

$$\sum_{c \in C} \rho(d_c^T \cdot X) = \sum_{i,j \in C} \sum_{k,l \in NB(i,j)} \rho(x(i,j) - x(k,l)) \quad (9)$$

을 이용하고, 여기서  $NB(i,j)$ 는  $(i,j)$ 에 위치한 화소에 대한 8개의 인접 화소들로 구성된다.

### 3. 움직임 보상 알고리즘

(6)식에 따라서 움직임 보상은 다음과 같은 조건부 최적화로서 표현될 수 있다.

$$X_o = \arg \max_X \log \Pr(X / Y), X \in X_c \quad (10)$$

단, 여기서  $X_c$ 는 한정 공간(constraint space)을 나타내며, 다음과 같다.

$$X_c = \{X: E|X - Y(V)| \geq E|X - Y(V_o)|, V \neq V_o\} \quad (11)$$

이 식에 映像 모델을 적용하고, 추정된 映像의 공간상의 불연속 정도를, 이전 프레임의 공간상의 특성과 독립적이라고, 최소화하는 경우, 결론적으로 다음과 같은 조건부 최적화를 이용하여 움직임 보상 映像을 얻을 수 있다.

$$X_o = \arg \min_X \sum_{i,j \in C} \sum_{k,l \in NB(i,j)} \rho(x(i,j) - x(k,l)), X \in X_c \quad (12)$$

## III. 움직임 필드 領域化

### 1. 領域化의 개념

움직임 필드를 화소수준까지 領域化한다. 제 2절에

서 기술한 바와 같이 움직임 필드의 領域化는 움직임 보상 映像의 領域化로 대체된다. 즉 각 화소마다, 그 화소로부터 기하학적으로 가장 가까운 4개의 추정된 움직임 벡터를 이용하여 각각 움직임을 보상하고, 이 4개의 후보중에서 映像 모델에 가장 적합한 값을 선택함으로써 領域化가 이루어진다. 領域化의 개념은 다음과 같이 요약될 수 있다: 어느 화소의 인접하는 모든 움직임 벡터가 동일한 경우에는 그 화소를 그 동일한 움직임 벡터를 이용하여 움직임 보상된 이전 프레임 화소로서 추정한다. 반면에 인접하는 움직임 벡터가 서로 다른 경우에는, 이 화소 주위에 서로 다른 움직임을 갖는 두 물체(일반적으로 하나의 배경과 하나의 움직임 물체)가 존재함을 의미하며, 이 물체의 가장자리를 잇는 선을 따라 領域化함으로써, 그 화소를 어느 움직임 벡터군에 포함시킬지를 선택하고, 이에 따라 領域化된 움직임 보상을 행한다. 이때, 領域化가 실제 물체의 가장자리를 잇는 선과 일치할 때, 보상된 映像의 전체적인 불연속 정도가 최소화된다는 것이 본 논문에서 상정하고 있는 가설이다. 즉, 움직임 필드의 領域化와 물체의 가장자리가 일치하지 않는 경우에는 움직임 보상된 映像에서 거짓의 불연속선을 발생시키고, 이로 인하여 움직임 보상 映像의 불연속 정도를 심화시키기 때문에, 움직임 필드의 領域化는 물체의 가장자리와 가장 일치하는 방향으로 진행된다.

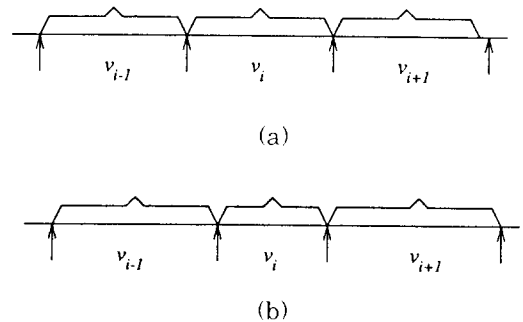


그림 1. 움직임 필드의 1차원 領域化  
Fig. 1. One-dimensional segmentation of motion field.

움직임 필드 領域化의 1차원적인 구조를 그림 1에 보였다. 움직임 벡터 추정은 동일한 크기의 규격화된 구획단위로 이루어지고, 이 움직임 벡터들을 이용하여 화소수준의 해상도를 갖는 움직임 필드를 領域化를 통하여 얻는다. 그림 1에서 알 수 있는 바와 같이, 領域化는 움직임 추정 구획의 가장자리로부터 멀

리 떨어져서 존재할 수 없는데, 그 이유는 領域化가 추정 구획으로부터 매우 멀리 떨어져서 행해지는 경우에는 추정된 움직임 벡터와 모순이 생기기 때문이다. 즉 이 경우, 움직임 보상된 映像과 이전 프레임과의 움직임 벡터는 현재 프레임과 이전 프레임 사이의 움직임 벡터와 서로 다르게 되며, 따라서 움직임 보상 映像은 더 이상 현재 프레임 映像을 잘 예측하고 있다고 할 수 없게 되기 때문이다.

2. 순차적 탐색에 의한 움직임 필드 領域化

움직임 추정 구획 가장자리 부근에는 최대 한개의 불연속선이 존재한다고 가정한다. 즉, 움직임 추정 구획이 충분히 섬세하여 하나의 구획내에는 최대 한개의 물체만이 존재한다고 가정한다. 또한 이미 살펴본 바와 같이, 불연속선이 존재하는 경우에는 이 불연속선이 구획의 가장자리 부근에서 발생한다고 가정함으로써, 비터비 기법(Viterbi algorithm)을 이용하여 움직임 필드를 순차적으로 탐색하여 領域化할 수 있다. 비터비 기법을 이용한 領域化는 수직, 수평 방향으로 분리하여 독립적으로 행하고, 이를 종합하여 2차원 領域化를 완성한다. 다음에 움직임 필드를 領域化하기 위한 수평방향의 순차적 탐색 알고리즘을 요약하였다. 수직방향의 순차적 탐색 알고리즘도 동일한 구조를 갖는다.

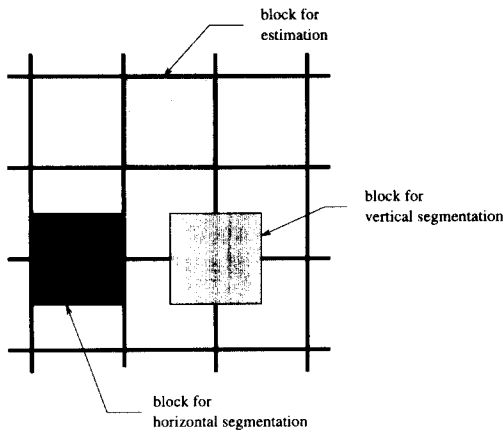


그림 2. 표본화된 움직임 필드를 구성하기 위한 구획과 이 필드를 이용하여 화소단위의 해상도를 갖는 움직임 필드를 구성하기 위한 구획의 구조

Fig. 2. Segmentation structures of blocks for estimating the decimated motion field and for constructing the dense motion field from it.

- 움직임 필드를 領域化하기 위하여 추정 구획 가장자리를 포함하는 領域化 구획을 정한다. 각 구획에 대하여 그 구획을 최적으로 두부분으로 나누는 領域化를 행하게 된다. 그림 2는 움직임 필드의 추정을 위한 映像 구획과 움직임 필드 領域化를 위한 映像 구획의 구조를 나타내고 있다.
- 추정 구획 가장자리 부근으로 한정된 출발점중의 한 노드에서 출발하여, 領域化 경로를 다음의 인접 노드로 순차적으로 진행한다. 이러한 순차적 領域化 경로의 진행이, 추정 구획의 다른 가장자리 부근에 한정되어져 있는, 미리 설정한 도달점에 도달하면, 그때까지의 領域化에 의한 불연속성 정도가 가장 적은 경로를 그 출발 노드와 도달 노드를 잇는 최적의 領域化 경로로서 판정한다.

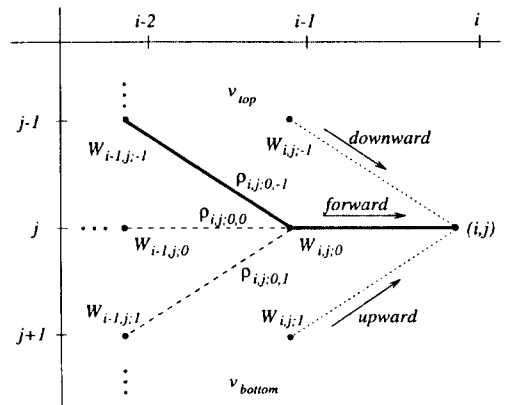


그림 3. 움직임 필드 領域化를 위한 순차적 탐색 알고리즘

Fig. 3. Sequential search algorithm for motion field segmentation.

- 내부의 각 노드에서의 領域化 경로에 대한 누적 불연속성 정도를, 그 경로에 의해 발생하는 가지(branch)의 가지값으로 저장한다. 각 노드에는 3개의 입력 가지와 3개의 출력 가지를 갖는다. 이는 領域化에 의한 映像의 불연속성은 공간적으로 급격하게 변하지 않는다는 가정에 근거하고 있다. 따라서 각 노드마다 3개의 입력 가지에 대한 누적 불연속성 정도를 순차적으로 계산해 내는 것이 순차적 탐색 알고리즘의 핵심이 된다. 3개의 입력 가지를 각각 상

향 ( $l=1$ ), 하향 ( $l=1$ ) 및 수평 ( $l=0$ ) 경로라고 한다. 예를 들어 노드  $(i, j)$ 로의 수평 경로의 누적 불연속성 정도의 계산과정을 살펴보자. (그림 3 참조)

- 구획의  $i-1$ 번째 열을 통과하는 방법 중에서 노드  $(i-1, j)$ 에서 노드  $(i, j)$ 로의 경로(수평경로,  $l=0$ )를 갖는 경우의映像의 불연속성 정도를 계산한다. 여기에는 3가지의 서로 다른 값이 존재할 수 있는데, 그것은  $i-2$ 번째 열에서 어떤 노드를 통과하였는가에 따라 결정된다. 즉, 세계의 노드  $(i-2, j-1)$ ,  $(i-2, j)$  및  $(i-2, j+1)$ 로부터의 경로가 가능하고, 이 각각의 경우의 불연속성 정도를 다음과 같이 계산한다.

$$\rho_{i,j,0,p} = \sum_{k=-BM/2}^{BM/2} \sum_{s,t \in NB(i-1,k)} \rho(x(i-1,k) - x(s,t)) \quad (13)$$

여기서  $BM$ 은 구획의 수직크기를 나타내고,  $NB(i-1, k)$ 는 화소점  $i-1, k$ 을 둘러싸고 있는 인접한 8개의 화소점들로 구성되며,  $x(s, t)$ 는 움직임 필드가 노드  $i-2, j, p$ ,  $p=-1, 0, 1$ 과  $(i-1, j)$  및  $(i, j)$ 를 지나는 경로에 의해 領域化된 경우의 각 영역에 할당된 움직임 벡터를 이용하여 이전 프레임을 움직임 보상한映像을 의미한다.

- 위에서 구한 불연속성 정도와 노드  $(i-1, j)$ 에 이미 저장되어 있을 3개의 누적 불연속성 정도를 이용하여 노드  $(i, j)$ 로의 수평 경로에 대한 누적 불연속성 정도를 계산한다. 즉, 가능한 3개의 수평 경로에 대한 누적 불연속성 정도를 계산하고, 그 중 최소의 값을 그 경로의 누적 불연속성 정도로 저장하고, 그 경로를 또한 경로지도(path map)상에 표시한다.

$$W_{i,j,0} = \min_{p=-1,0,1} W_{i-1,j,p} + \rho_{i,j,0,p} \quad (14)$$

- 모든 가능한 출발점 노드에 대한 검색이 끝난 후, 총체적인 최소 누적 불연속성 정도를 갖는 출발점과 도달점 짝을 찾아, 이 두 점을 연결하는 최소의 누적 불연속성 정도를 갖는 경로를 현재의 領域化 구획의 領域化 경로로서 판정한다.

#### IV. 실험 결과

다음에 본 논문에서 제안한 움직임 보상 알고리즘의 성능을 확인하기 위한 실험 결과를 살펴본다. 실험에서는 화면크기, 화소당 8비트로 양자화된, 휘도

映像들로 구성된 두 종류의 CCIR 601 표준映像시퀀스를 사용하였다. 그림 4는 이 두 시퀀스를 이루는 대표적인 두 프레임을 보여준다. 그림 4(a) 프레임은 Football이라고 불리는映像이며, 이映像은 여러 가지 크기와 방향을 갖는 다양한 움직임이 화면 전체에 걸쳐서 존재하는映像이다. 그림 4(b)는 Mobile & Calendar라고 불리는映像이며, 장난감 기차가 비교적 빠른 속도로 화면의 우측에서 좌측으로 이동하고, 화면 우측상단의 달력이 화면 하방으로 급격하게 떨어지며, 화면 전체가 약간의 원근운동을 동반한 패닝(panning)이 있는 매우 복잡한 운동 환경이 있는映像이다.

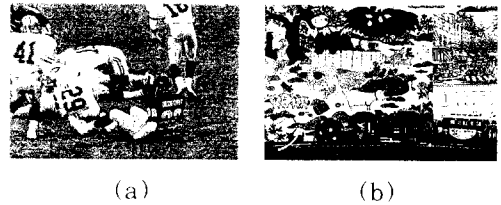


그림 4. 실험映像

(a) Football (b) Mobile & Calendar

Fig. 4. Typical frames of test sequences.

(a) Football (b) Mobile & Calendar.

움직임 벡터를 추정하기 위한 구획의 크기는  $16 \times 16$ 으로 고정하였으며, 각 구획의 움직임 벡터는 화소 수준의 정밀도를 갖도록 전체 탐색 구획 정합 알고리즘을 이용하여 추정하였다. 한편, 탐색범위는 수직, 수평 각각  $\pm 10$  화소씩의 이동까지 추정할 수 있는 범위로 정하였다. 먼저, 제안된 움직임 보상 알고리즘의 예측이득을 구하여, 표준 구획단위 움직임 보상 알고리즘의 예측이득과 비교하였다. 움직임 보상에 의한 예측이득은 다음과 같이 정의된다.

$$PG(dB) = 10.0 \cdot \log_{10} \left( \frac{255^2}{\sigma_{diff}^2} \right) \quad (15)$$

여기서  $\sigma_{diff}^2$ 는 예측오차의 에너지이다. 다음에는, 본 논문에서 제안하고 있는 움직임 보상 알고리즘에 의한, 움직임 보상映像에서의 움직임 추정 구획의 가장자리에서 발생하는 거짓 불연속선의 제거효과를 움직임 보상映像을 통하여 확인한다. 알려진 바와 같이 이러한 거짓 불연속선의 제거는 움직임 보상에 이어서는 2차원 符號化의 성능을 향상시킬 것으로 예상된다.

제안된 알고리즘과 표준 구획단위 움직임 보상 알고리즘의 예측이득을 그림 5에 도시하였으며, 표 1에 그 결과를 요약하였다. 실험 결과로부터 본 논문에서 제안한 움직임 필드의領域化를 이용함으로써 보다 더 정확하게 움직임을 보상할 수 있음을 확인할 수 있다.

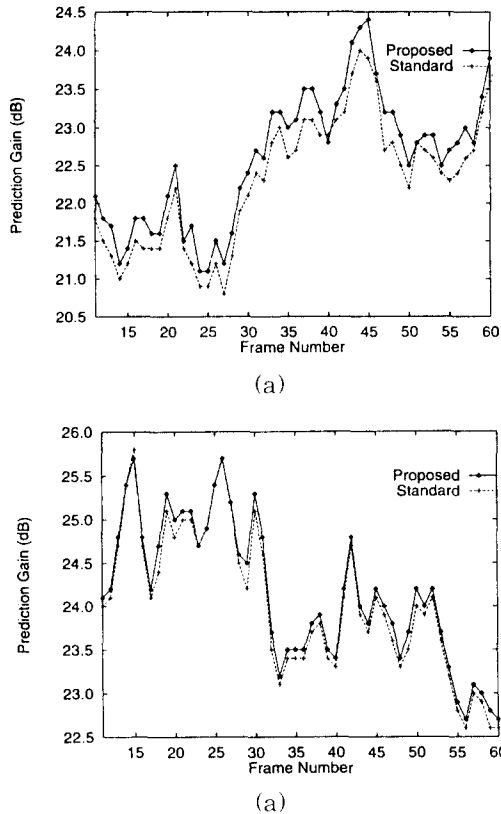


그림 5. 움직임 보상에 의한 예측이득  
(a) Football (b) Mobile & Calendar  
Fig. 5. Prediction gains of motion compensation.  
(a) Football (b) Mobile & Calendar.

표 1. 움직임 보상 예측이득 요약  
Table 1. Summary of motion compensated prediction gains.

움직임 보상 알고리즘	실험영상	예측이득 (dB)
제안 방식	Football	22.58
	Mobile & Calendar	24.15
표준 방식	Football	22.29
	Mobile & Calendar	24.04

그림 6은 제안된 알고리즘과 표준 알고리즘을 각각 이용하여 움직임을 보상한 결과 映像을 비교하고 있다. 구획화에 의한 영향을 제거함으로써 즉, 움직임 물체의 가장자리에서 발생하는 映像의 거칠 불연속선을 효과적으로 제거함으로써, 제안된 알고리즘에 의한 움직임 보상 映像이 시각적으로 더욱 사실감이 있음을 확인할 수 있다.

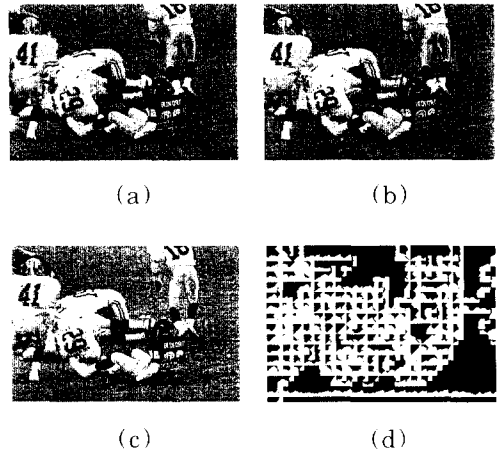


그림 6. 움직임 보상 映像 (a) 원映像 (b) 제안 방식 (c) 표준 BMA 방식 (d) 제안 방식에 의한 움직임 필드領域化 지도

Fig. 6. Motion compensated images.  
(a) Proposed algorithm (b) Standard block matching algorithm (c) Motion field segmentation map resulted from the proposed algorithm.

### V. 결론

움직임 필드를 화소수준의 해상도로領域化함으로써, 구획단위의 움직임 보상에서 발생하는 구획화 영향을 제거하여, 움직임 보상에 의한 예측이득을 향상시키는 새로운 움직임 보상 방법을 제안하였다. 움직임 보상이란, 복호된 이전 프레임과 표본출입된 움직임 필드가 주어졌다는 조건하에서, 현재 프레임의 효과적인 복원과정으로 모델화할 수 있고, 이를 이용하여 움직임 보상 映像의 사후 확률을 최대화하도록 움직임 필드를領域化한다. 실험결과 제안된 알고리즘이 표준 구획단위 움직임 보상 알고리즘에 비하여 예측의 성능이 우수함을 확인하였다. 한편, 제안된 방법에서 움직임 벡터의 추정방법은 기존의 표준 구획

단위 움직임 추정 알고리즘과 동일하므로, 움직임 필드를 표현하기 위한 추가의 어떠한 정보를 전송하거나 움직임 추정 구조를 변경할 필요가 없다. 즉, 움직임 필드의 추정을 위하여는 전송 데이터의 양이나 계산상의 복잡도에 있어서 추가의 부담이 전혀 없다. 이와 아울러, 본 제안 방법을 통하여 움직임을 보상하는 경우, 표준 구획단위 움직임 보상 알고리즘에서와는 달리, 움직임 물체의 가장자리에서 발생할 수 있는 映像의 거짓 불연속선을 효과적으로 제거함으로써, 이 불연속선을 따라 일반적으로 나타나는 움직임 보상 예측오차의 집중현상을 상당히 완화할 수 있었다. 이 예측오차 집중현상의 완화는, 움직임 보상 후에 일반적으로 행해지는, 2차원 符號化의 성능을 또한 향상시킬 것으로 예상되며, 앞으로 이에 대한 연구를 통하여, 움직임 보상 符號化 시스템에서의 총체적인 符號化이득의 향상이 기대된다.

參 考 文 獻

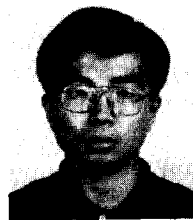
[1] H.G. Musmann, P. Pirsch, and H.J. Grallert, "Advances in picture coding," *Proc. IEEE*, vol. 73, pp. 523-548, Apr. 1985.  
 [2] M.T. Orchard, "Predictive motion-field segmentation for image sequence coding," *IEEE Trans. CASVT*, vol. 3,

pp.54-70, Feb. 1993.  
 [3] B. Liu, K.W. Chow, and A. Zaccarin, "A simple method to segment motion field for video coding," *SPIE Conf. on Visual Commun. and Image Proc.*, vol. 1818, pp. 542-551, Nov. 1992.  
 [4] W. Li and F. Dufaux, "Image sequence coding by multigrid motion estimation and segmentation based on coding of prediction errors," *SPIE Conf. on Visual Commun. and Image Proc.*, vol. 2094, pp. 542-552, Nov. 1993.  
 [5] H. Watanabe and S. Singhal, "Windowed motion compensation," *SPIE Conf. on Visual Commun. and Image Proc.*, vol. 1605, pp. 582-585, Nov. 1991.  
 [6] C. Auyeng, J. Kosmach, M. Orchard, and T. Kalafaris, "Overlapped block motion compensation," *SPIE Conf. on Visual Commun. and Image Proc.*, vol. 1818, pp. 561-571, Nov. 1992.  
 [7] R.L. Stevenson, "Reduction of coding artifacts in transform image coding," *Proc. of ICASSP-93*, pp. 401-404, Apr. 1993.

著 者 紹 介

姜 東 郁(正會員) 第 28卷 A編 第 4號 參照  
 현재 서울대학교 전자공학과 박사과정

李 忠 雄(正會員) 第 28卷 A編 第 4號 參照  
 현재 서울대학교 전자공학과 교수



李 承 駿(正會員)  
 1969年 9月 17日生. 1991年 2月 서울대학교 전자공학과 졸업. 1993年 2月 서울대학교 대학원 졸업. 1993年 3月 ~ 현재 서울대학교 전자공학과 박사과정. 주관심 분야는 영상 압축 및 HDTV 신호 처리 등임.