논문96-1-1-02

MASF 적용을 위한 계층적 움직임 추정 방법

김 상 연, 김 성 대

Hierarchical Motion Estimation Method for MASF

Sang-Yeon Kim and Seong-Dae Kim

요 약

MASF는 영상신호의 잡음제거나 시간축 주파수대역 제한의 목적에 이용을 위하여 제안된 일종의 시간필터이다. 영상신호는 2차원 공간과 시간으로 구성되어 있는 3차원 신호로서 MASF는 영상의 움직임 정보로부터 영상신호의 시간에따른 변화 정보를 공간 영역에서 예측하고 이를 이용하여 필터링하는 기법이다. 따라서 부정확한 움직임이 MASF에 이용될 경우 필터링 결과는 왜곡된 값을 갖는다. 현재, MASF에 이용하고 있는 움직임 추정 방법은 블록 정합 알고리듬으로 블록단위의 움직임을 추정한 후에 2차 선형보간으로 각 화소단위의 움직임을 계산하는 방법이다. 그러나 이 방법은 영상 시퀀스 내에 있는 물체의 움직임이 탐색범위를 넘어서거나 영상내에 많은 잡음이 있을 경우에 잘못된 움직임을 추정할 수 있다.

이러한 문제를 해결하기 위해서 본 논문에서는 부정확한 움직임이 MASF에 미치는 영향을 분석하고 분석결과를 바탕으로 계층적 움직임 추정 방법을 제안한다. 모의실험 결과를 보면 제안된 방식을 MASF에 이용하므로서 탐색 범위를 벗어나는 큰 움직임이 있을 경우나 많은 잡음이 포함된 상황에서도 신뢰할 만한 필터링 결과를 얻을 수 있음을 알수있다.

Abstract

MASF is a kind of temporal filter proposed for noise reduction and temporal band limitation. MASF uses motion vectors to extract temporal information in spatial domain. Therefore, inaccurate motion information causes some distortions in MASF operation. Currently, bilinear interpolation after BMA(Block Matching Algorithm) is used for the motion estimation sheme of MASF. But, this method results in unreliable estimation when the object in image sequence has larger movement than the maximum displacement assumed in BMA or the input images are severely corrupted with noise.

In order to solve this problem, we analyse the effect of inaccurate motion on MASF and propose a hierarchical motion estimation algorithm based on the analysis results. Experimental results show that the proposed method produces reliable output under large motion and noisy situations.

I. 서 론

지금까지 연구되어 이용되고 있는 대부분의 시간 또는 시공간 필터들은 시간축으로 적은 수의 탭을 이용하는 매우 단순한 형태였다[1][2][3]. 이는 시간 또는 시공간 필터에 있어서 시간축의 탭수는 구현시 필요한 프레임 메모리의 수와 직결되기 때문이다. 최근에 프렘임 메모리를 필요로 하지 않고 시간 필터링 효과를 내는 방안이 제안되었는데, 그것이 바로 MASF(Motion Adaptive Spatial Filter) 이다[4][5]. MASF는 영상내 각 화소의 움직임

한국과학기술원 전기 및 전자공학과
Dept. of Electrical Engineering, KAIST

에 적응적으로 공간 필터링을 하므로써 시간 필터링한 효과를 내는 기법으로 프레임 메모리를 요하지 않을 뿐 아니라 필터 탭수에 제안이 없기 때문에 필터의 주파수 응답 특성을 충분히 좋게할 수 있다는 장점을 갖는다. 그러나 MASF의 이러한 장점들은 영상의 움직임을 알고 있다는 가정하에 보장되는 것이다. 그러므로 MASF의 성능은 움직임 추정 방식에 크게 좌우된다.

현재 MASF에서는 BMA를 이용하여 블록 움직임 벡터를 찾고, 블록 간의 각 화소에서는 블록 움직임 벡터를 이용한 2차 선형 보간(bilinear interpolation)으로 화소의 움직임을 계산하는 방법을 이용하고 있다. 그러나 BMA는 근본적으로 몇가지 문제를 가지고 있다. 첫째, 블럭내의 모든 화소가 동일한 변이를 한다는 가정을 전제로 하는 방식으로 블럭의 크기가 증가함에 따라 이에 대한 가정이 맞지 않게 되고, 블럭의 크기가 줄어들면 이의 가정은 근사화 되지만 잡음에 민감한 특성을 보인다. 둘째, BMA는 화소단위 또는 반화소(half-pel)단위 등과 같이 양자화된 추정결과를 갖는다. 따라서 BMA로 부터 추정된 벡터에는 양자화 오차가 내재되어 있다. 셋째, BMA는 움직임이 탐색영역 내에 있을 때는 믿을 만한 추정결과를 내지만 그렇지 않은 경우에는 실제 움직임과는 전혀 다른 추정결과를 낸다. 여기서 첫번째 문제는 기존의 계층적 움직임 추정 방식에 의해서 어느정도 해결할 수 있지만 두번째, 세번째 문제의 해결을 위해서는 부화소(sub-pel)단위의 움직임 추정이나 탐색영역의 증가가 필요하다. 그러나 이러한 조치는 계산량의 증가를 가져올 뿐 아니라 MASF의 구현비용 증가에도 큰 역할을 하기 때문에 바람직하지 않다.

본 논문에서는 이러한 문제들을 해결하기 위하여 통계적인 영상모델을 이용하여 움직임 추정 오차가 MASF에 미치는 영향을 분석하고, 분석 결과를 바탕으로 새로운 계층적 움직임 추정 방법을 제안한다. 제안된 방식은 MASF의 구현에 필요한 look-up 테이블의 수 및 계산량을 고려한 것으로 모의실험 결과 큰 움직임이 있거나 잡음이 존재하는 영상에서 특히 좋은 성능을 내는 것을 알 수 있다.

Ⅱ. MASF

1. MASF의 수식유도

$I(x, y, t)$를 (x, y) 위치와 시간 t에서의 3차원 영상신호의 밝기값이라고 할 때, 시간축으로 대역 제한된 신호 $J(x, y, t)$는 다음과 같은 1차 콘볼루션(convolution)으로 표현된다.

$$J(x, y, t)=\int_{\infty}^{\infty} h_t(\tau)I(x, y, t-\tau)d\tau \tag{1}$$

여기서 $h_t(.)$는 시간필터의 임펄스 응답을 나타낸다. 영상신호가 일정한 속도벡터 $\vec{v}=(v_x, v_y)^T$로 움직이고 움직임 궤적을 따라서 신호의 값이 변하지 않는다고 가정할 때 다음 등식이 성립 한다.

$$I(x, y, t-\tau)=I(x+v_x\,\tau,\ y+v_y\,\tau, t) \tag{2}$$

윗식을 식 (1)에 대입하면 다음과 같다.

$$J(x, y, t)=\int_{\infty}^{\infty} h_t(\tau)I(x+v_x\,\tau,\ y+v_x\,\tau,\ t)d\tau \tag{3}$$

윗식의 양변을 푸리에 변환하면

$$F\{J(x, y, t)\}=F\{I(x, y, t)\}H_t(v_xf_x+v_yf_y) \tag{4}$$

여기서 $F\{.\}$는 푸리에 변환 연산자를 나타내고 $H_t(\ )$는 시간필터의 주파수 응답함수를 나타낸다.

윗식에서 주목할만한 사실은 영상신호를 움직임 벡터에 적응적이고 공간 주파수의 함수로 표현되는 시스템에 통과시킴으로서 시간 필터링된 결과를 얻을 수 있다는 것이다. 이때, MASF의 주파수 응답은 다음과 같이 정의된다.

$$H_{MASF}(f_x, f_y)\,|_{\vec{v}} \equiv H_t(v_x\,f_x+v_y\,f_y) \tag{5}$$

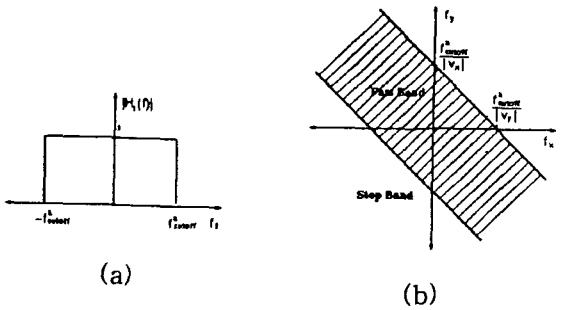
MASF는 시간필터의 특성을 갖지만 공간 필터의 형태를 갖는 것으로 만일 시간필터가 차단주파수 f^a인 저대역 통과특성을 갖는다면(그림1-(a)) 그에 해당하는 MASF의 주파수 응답은 그림 1-(b)에 나타난 바와 같다. 그림에서 보듯이 MASF의 주파수 응답 특성은 움직임 벡터와 시간축 차단주파수에 따라 변화하는 것을 알 수 있다. MASF의 임펄스 응답은 식(5)를 역 푸리에 변환 하므로써 구해진다.

$$h_{MASF}(x, y)\,|_{\vec{v}} \equiv F^{-1}\{H_t(v_xf_x+\ v_yf_y)\}$$

$$=\frac{1}{\sqrt{v_x^2+v_y^2}}h_t\left(\frac{x\cos\theta+y\sin\theta}{\sqrt{v_x^2+v_y^2}}\right) \tag{6}$$

$$\times\delta(-x\sin\theta+y\cos\theta)$$

여기서 θ는 움직임 벡터의 각도를 나타낸다. 윗식에서 δ 함수가 의미하는 것은 MASF 계수가 움직임 벡터 방향의 직선을 제외한



(a) (b)

그림 1. 주파수 응답 특성 : (a) 저대역 통과 시간필터, (b) 저대역 통과 MASF

Fig. 1. Frequency response: (a) low-pass temporal filter, (b) low-pass MASF

모든 위치에서 0임을 말한다. $I(x,y,t)$를 (x, y) 위치와 시간 t 에서의 3차원 영상신호의 밝기값이라 하고, MASF에 의해 대역 제한된 신호를 $J_{MASF}(\cdot)$라고 할때, MASF의 출력은 다음과 같이 1차 콘볼루션으로 표현된다.

$$J_{MASF}(x, y, t)\,|_{\vec{v}} = \int_z I(\vec{p}-\vec{u}_\theta z)\frac{1}{\sqrt{v_x^2+v_y^2}}\,h_t\!\left(\frac{z}{\sqrt{v_x^2+v_y^2}}\right)dz \quad (7)$$

여기서 $\vec{p}\equiv(x,\ y)^T$와 $\vec{u}_\theta\equiv(\cos\theta,\ \sin\theta)^T$는 각각 위치벡터와 움직임 방향의 단위 벡터를 나타낸다.

지금까지 아날로그 영상신호에 대한 MASF 관계식을 유도하였다. 그러나 실제로 우리가 다루는 영상신호는 시간과 공간상에서 샘플링된 데이타이다. MASF에 관한 디지탈 관계식은 지금까지 유도한 수식에 널리 알려진 임펄스 인베리언스(impulse invariance)기법[6]을 적용하므로써 쉽게 구해진다. 식(7)에 대응되는 디지탈 표현식은 다음과 같다.

$$J_{MASF}(l, m, n)\,|_{\vec{v}} = \sum_z I(\vec{p}-\vec{u}_\theta k)\frac{\Delta z}{\sqrt{v_x^2+v_y^2}}\,h_t\!\left(\frac{k\Delta z}{\sqrt{v_x^2+v_y^2}}\right)dz \quad (8)$$

여기서 아날로그 좌표 x, y, t는 각각 디지탈 인덱스 l, m, n으로 대치되었다. 윗식에서 Δ_z는 z 축상에서의 샘플링 간격을 나타낸다.

2. MASF의 VLSI 구현

MASF는 움직임에 적응적으로 필터 계수를 구해야 하므로 계산량이 매우 많고, 따라서 이의 실시간 구현이 쉽지 않다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 제안된 방법이 움직임 추정에 의해서 나올 수 있는 모든 가능한 움직임 벡터에 대해서 필터 계수를 미리 계산해 메모리에 저장해 놓고 이를 이용하는 look-up 테이블 방식이다[4][7]. 그러나 이 방식은 움직임 추정에서 나올 수 있는 움직임 벡터의 수가 증가함에 따라 필요한 메모리의 크기가 급격하게 증가하는 문제를 가지고있다. 예를 들어 BMA의 경우 화소의 정수배 단위로 움직임을 추정하고 탐색범위가 ±8일때 움직임 추정의 결과로 나올 수 있는 움직임 벡터의 수는 289개 이다. 따라서 MASF 계수당 289 word의 메모리가 필요하고, MASF의 마스크 크기가 15×15이면 전체적으로 65K word가 필요하다. 더구나 메모리의 양은 탐색범위의 증가 또는 추정되는 움직임 벡터의 단위가 세분화됨에 따라 기하급수적으로 증가한다.

Ⅲ. MASF 적용을 위한 계층적 움직임 추정 방법

1. 움직임 추정 오차가 MASF에 미치는 영향

본 절에서는 공분산(covariance) 영상모델을 이용하여 움직임 추정 오차가 MASF에 미치는 영향을 분석하고자 한다. 먼저 $\vec{v}$와 $\tilde{\vec{v}}$를 각각 실제 움직임 벡터와 추정된 벡터라고 하고 실제 벡터의 크기를 $M\equiv|\vec{v}|$, 각도를 $\theta\equiv\angle\vec{v}$라 하자. 또한, 추정된 벡터의 크기와 각도를 각각 $\tilde{M}\equiv|\tilde{\vec{v}}|$, $\tilde{\theta}\equiv\angle\tilde{\vec{v}}$라고 하면 추정된 벡터와 실제 벡터 사이에는 다음과 같은 관계를 갖는다.

$$\tilde{M}=M+\delta_M,\quad \tilde{\theta}=\theta+\delta_\theta \quad (9)$$

여기서 δ_M, δ_θ는 각각 추정된 움직임 벡터의 크기 오차와 각도 오차를 나타낸다. 한편, 영상신호에 대한 공분산 모델을 이용하면 영상은 평균이 0이고 공분산 함수가 다음과 같이 표현되는 확률과정으로 모델링 된다[8].

$$R(\Delta_l, \Delta_m)=E[I(l, m)I(l+\Delta_l, m+\Delta_m)] = \sigma_I^2\rho^{\sqrt{\Delta_l^2+\Delta_m^2}} \quad (10)$$

여기서 σ_I^2는 영상신호의 분산을 나타내고, ρ는 대부분의 영상에 있어서 0.9보다 크고 1보다 작은 값을 갖는 계수이다.

움직임 추정의 오차가 MASF의 출력에 미치는 왜곡의 정도를 측정하기 위하여 다음 수식으로 정의되는 평균제곱오차(mean sqaured error : MSE를 이용한다.

$$MSE\equiv E[\{J(p)\,|_{\vec{v}} - J(p)\,|_{\tilde{\vec{v}}}\}^2] \quad (11)$$

윗식에 식(9)과 식(11)를 대입하여 전개하면 다음과 같다.

$$MSE = \sum_{k'}\sum_{k''}\left\{\left|\frac{h_t(\frac{k'\Delta_x^2}{\tilde{M}})h_t(\frac{k''\Delta_x^2}{\tilde{M}})}{\tilde{M}^2}+\frac{h_t(\frac{k'\Delta_x^2}{M})h_t(\frac{k''\Delta_x^2}{M})}{M^2}\right|\rho^{|k'-k''|} - \left|\frac{h_t(\frac{k'\Delta_x^2}{\tilde{M}})h_t(\frac{k''\Delta_x^2}{\tilde{M}})+h_t(\frac{k'\Delta_x^2}{\tilde{M}})h_t(\frac{k''\Delta_x^2}{M})}{M\tilde{M}}\right| \rho^{\sqrt{k'^2+k''^2-2k'k''\cos\delta_\theta}}\right\}\Delta_x^2\sigma_I^2 \quad (12)$$

만일 시간필터의 주파수응답 특성이 그림1과 같다면 시간필터의 임펄스 응답은 다음과 같이 싱크함수로 주어진다.

$$h_t(t) = 2f_{cutoff}^a\frac{\sin(2\pi f_{cutoff}^a t)}{2\pi f_{cutoff}^a t} \quad (13)$$

여기서 f_{cutoff}는 아날로그 영역에서 필터의 차단 주파수를 나타내고, 이것은 디지탈 영역의 차단 주파수인 f_{cutoff}와 다음의 관계를 갖는다.

$$f_{cutoff}^a = \frac{f_{cutoff}^d}{\Delta_z} \quad (14)$$

움직임 벡터 방향으로 필터 탭이 2N+1개인 경우 식(12), (13), (14)로 부터 영상신호의 분산으로 정규화된 평균제곱오차(normalized mean squared error : NMSE)는 다음식으로 표현된다.

$$NMSE \equiv \frac{MSE}{\sigma_I^2}$$

$$= \sum_{k=-N}^{N}\sum_{k''=-M}^{M}\left\{\left|\frac{sinc(\frac{2\pi f_{cutoff}^{d}k'}{\widetilde{M}})sinc(\frac{2\pi f_{cutoff}^{d}k''}{\widetilde{M}})}{\widetilde{M}^2}+\frac{sinc(\frac{2\pi f_{cutoff}^{d}k'}{M})sinc(\frac{2\pi f_{cutoff}^{d}k''}{M})}{M^2}\right|\rho^{|k-k'|}\right.$$

$$\left.-\left|\frac{sinc(\frac{2\pi f_{cutoff}^{d}k'}{M})sinc(\frac{2\pi f_{cutoff}^{d}k''}{\widetilde{M}})}{M\widetilde{M}}+\frac{sinc(\frac{2\pi f_{cutoff}^{d}k'}{\widetilde{M}})sinc(\frac{2\pi f_{cutoff}^{d}k''}{M})}{M\widetilde{M}}\right|\right.$$

$$\left.\rho^{\sqrt{k^2+k''^2-2kk''\cos\delta_\theta}}\right\}(2f_c^d)^2 \qquad (15)$$

그림2는 디지탈 필터에 대한 전형적인 값들인 N=4, ρ=0.95, f^d_c=0.25의 경우에 대해서 δ_M과 δ_θ를 변화시키면서 NMSE를 나타낸 것이다. 그림2의 (a), (b), (c), (d)는 각각 실제 움직임의 크기 M이 1, 1.5, 3, 5 인 경우로서 이 그림에서 알 수 있는 사실은 M이 비교적 작을때 NMSE는 주로 δ_M에 의하여 영향을 받으며 M이 비교적 클때는 δ_θ에 의하여 영향을 받는다는 사실이다. 그리고 또 한가지 알 수 있는 것은 δ_θ가 작을때 M이 증가함에 따라 NMSE가 급격히 감소하여 M이 대략 3 이상일 경우에는 δ_M의 영향을 거의 받지 않는다는 사실이다. 여기서 우리가 내릴 수 있는 결론은 움직임 추정에 있어서 각도 오차가 그다지 크지 않다면 NMSE가 실제 움직임 벡터의 크기인 M의 증가에 따라 감소하므로 주어진 움직임 추정 오차에 대해 작은 크기의 움직임 벡터가 큰 벡터보다 MASF에 더 많은 왜곡을 야기시킨다는 것이다.

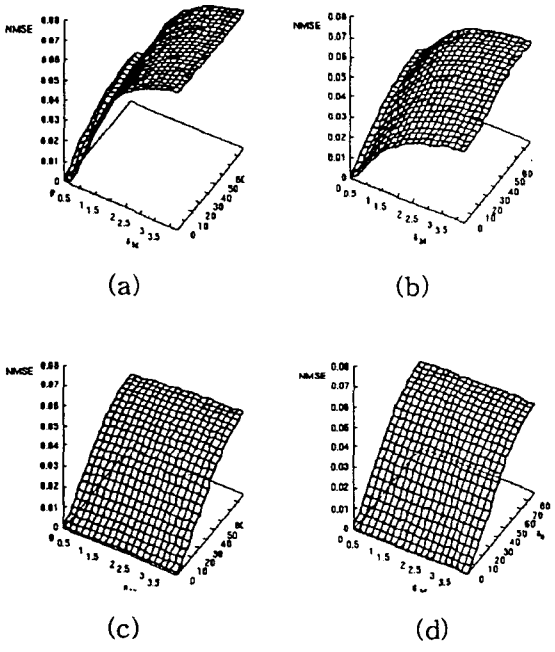


그림 2. δ_M, δ_θ에 대한 NMSE의 변화 :
(a) M=1, (b) M=1.5, (c) M=3, (d) M=5

Fig. 2. NMSE variation for δ_M, δ_θ :
(a) M=1, (b) M=1.5, (c) M=3, (d) M=5

2. MASF에 적용을 위한 계층적 움직임 추정 방법

본 절에서는 앞 절의 분석 결과를 바탕으로 MASF에 적용을 위한 움직임 추정 방안을 제안한다. 여기서 고려할 사항은 움직임 추정의 결과로 나올 수 있는 벡터의 수가 MASF의 구현시 필요한 look-up 테이블의 크기에 비례한다는 사실과 움직임 추정기의 실시간 구현을 위해서 움직임 추정에 필요한 계산량을 가능한 줄이는 방법이 필요하다는 것이다. 이를 위하여 다음과 같은 3단계 계층적 움직임 추정 알고리즘을 제안한다.

단계 1 : 현재 프레임을 32×32크기의 블럭으로 나누어서 각 블럭의 움직임을 블럭 정합 방식으로 추정한다. 이때, 현재 프레임과 이전 프레임은 3×3 평균필터링을 하여 2:1로 decimation 된 것을 이용하고, 현재 위치를 중심으로 ±5 화소 영역을 탐색하여 MAE(mean absolute error)가 최소인 위치를 찾는다. 여기서 추정된 벡터를 4개의 16×16 부블록(sub block)에 할당하고 추정된 벡터가 다음 조건, $|v_x| \le T_2$ 그리고 $|v_y| \le T_2$ 을 만족하면 단계 2로 가고 아니면 각 부블록에 할당된 벡터를 다시 부블록내의 4개의 8×8블록에 할당하고 현재 블록의 움직임 추정을 멈춘다.

단계 2: 16×16 크기의 부블록에 대해서 단계 1에서 추정된 벡터를 중심으로 ±3 화소 영역을 탐색하여 최소 MAE 위치를 찾는다. 여기서 추정된 벡터를 부블록내의 4개의 8×8블록에 할당하고 추정된 벡터가 다음 조건, $|v_x| \le T_1$ 그리고 $|v_y| \le T_1$ 을 만족하면 단계 3 으로 가고 아니면 현재 블록의 추정과정을 멈춘다.

단계 3 : 단계 2에서 추정된 움직임 벡터를 중심으로 부블록내 4개의 8×8 블록 각각에 대해서 ±1 화소 영역을 1/2화소 단위로 탐색하여 최소 MAE 위치를 찾는다. 이때, 현재 프레임과 정합되는 1/2화소 위치의 이전 프레임의 블록은 주위값으로 부터 2차 선형보간된 것이다.

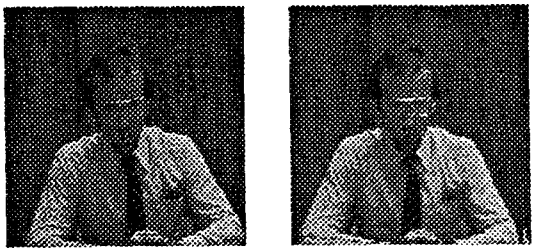
제안한 방식의 단계 1, 2에서 T_1, T_2는 움직임 벡터를 크기에 따라 구분하는 문턱치로서 $T_1 \le T_2$이다. 여기서 다음단계로 넘어가는 과정에 넣은 조건은 앞절의 분석 결과를 근거로 큰 움직임 벡터에 대해서는 다소의 오차가 있더라도 더이상의 세밀한 추정을 하지 않음으로서 계산량을 줄임과 동시에 MASF의 구현시 필요한 look-up 테이블의 크기를 줄이기 위한 것이다. 제안한 방식으로 움직임을 추정할 경우에 큰 움직임 벡터는 2화소 단위를 갖고, 작은 크기의 벡터는 1/2화소 단위, 그리고 중간 크기의 벡터는 1화소 단위를 갖는다. 따라서 전체적으로 필요한 look-up 테이블의 수는 기존의 움직임 추정 방식에서 요구되는 수와 비슷하다.

Ⅳ. 모의실험

제안된 계층적 움직임 추정 방식의 성능을 평가하기 위하여 256×256 크기의 "Trevor" 3번째 영상으로부터 다음식으로 표현되는 4 매핑 파라미터(mapping parameter)를 이용하여 영상을 인공적으로 합성하였다.

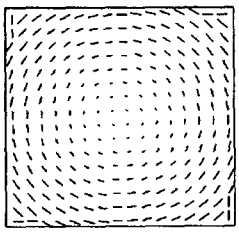
$$X' = a_1 X + a_2 Y + a_3 \qquad (16)$$
$$Y' = -a_2 X + a_1 Y + a_4$$

그림3의 (a)는 "Trevor" 3번째 영상을 나타내고, (b)는 (a) 영상을 반시계 방향으로 5° 돌린 것이다. 이때, 매핑 파라미터는 $a_1=0.996$, $a_2=0.087$, $a_3=a_4=0$이다. 그림4의 (a)는 매핑 파라미터로부터 계산되는 원영상과 합성영상 간의 실제 움직임 벡터 필드를 나타내고, (b)는 블록의 크기를 16×16으로 하고, 탐색범위는 ±7로 하여 BMA를 한 결과이다. 그리고, (c)는 제안된 방식에 의한 움직임 벡터 추정 결과이다. 그림4-(b)와 (c)를 비교하여 보면 BMA의 경우에 실제 움직임이 탐색 영역을 벗어남에 따라 부정확한 벡터가 추정된 것을 볼 수 있다. 한편, 그림5는 매핑 파라미터가 $a_1=0.998$, $a_2=0.02$, $a_3=2.5$, $a_4=2.5$일 경우에 원영상과 합성영상 각각에 평균이 0 이고, 표준편차가 10 인 가우시안 잡음을 첨가한 후 기존의 BMA 와 제안된 방식으로 움직임을 추정한 결과를 보여준다. 그림에서 보듯이 제안된 계층적 움직임 추정 방법이 잡음에 강한 특성을 갖는 것을 알 수 있다. 표1은 큰 움직임이 있는 경우에 기존의 움직임 추정 방식과 제안된 방식의 성능에 대해서 식(7)로 정의되는 MSE 및 한 프레임의 움직임 추정에 필요한 계산량, 그리고 MASF 구현에 필요한 look-up 테이블 크기를 비교한 것이다. 여기서 계산량은 MAD (mean absolute difference)계산에 필요한 뺄셈, 덧셈, 절대치 계산 각각의 수행 횟수를 나타내고, 제안방식에서 $T_1=T_2=10$인 경우는 단계 1, 2에서 다음단계로 넘어가는 과정에서 들어가는 조건이 없는 경우이다. 표2는 잡음을 첨가한 경우에 MSE, 계산량 및 look-up 테이블 크기를 비교한 것이다. 표에서 보듯이 두경우에 있어서 제안된 방식이 기존의 방식에 비해서 look-up 테이블의

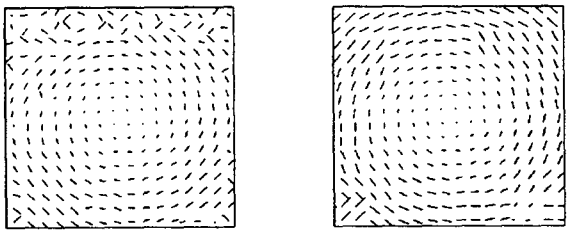


(a) (b)

그림 3. 원영상과 합성된 영상 :
(a) 원영상, (b) 합성된 영상
Fig. 3. Original and synthesized image:
(a) original, (b) synthesized

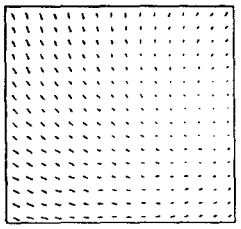


(a)

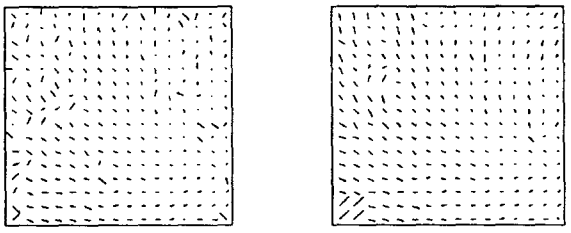


(b) (c)

그림 4. 큰 움직임이 있는 경우 움직임 벡터 필드 : (a) 실제 움직임, (b) BMA로 부터 추정된 결과, (c) 제안된 계층적 움직임 추정 결과
Fig. 4. Motion vector fields for large motion:
(a) true motion, (b) BMA result, (c) proposed hierarchical motion estimation result



(a)



(b) (c)

그림 5. 영상에 잡음이 있는 경우 움직임 벡터 필드 : (a) 실제 움직임, (b) BMA로 부터 추정된 결과, (c) 제안된 계층적 움직임 추정 결과
Fig. 5. Motion vector fields for image with noise : (a) true motion, (b) BMA result, (c) proposed hierarchical motion estimation result

표 1. 큰 움직임이 존재할 경우 기존방식과 제안방식의 성능비교

	MSE	계산량	look-up 테이블 크기
기존방법	7.7032	14.75 M	225
제안 방법 (T_1=2, T_2=6)	6.6227	2.81 M	297
제안 방법 (T_1=3, T_2=5)	6.6091	2.88 M	337
제안 방법 (T_1=1, T_2=5)	6.6351	2.79 M	233
제안 방법 (T_1=10, T_2=10)	6.5545	4.74 M	1681

표 2. 영상내 잡음이 존재할 경우 기존방식과 제안방식의 성능비교

	MSE	계산량	look-up 테이블 크기
기존방법	15.7408	14.75 M	225
제안 방법 (T_1=2, T_2=6)	10.9217	4.39 M	297
제안 방법 (T_1=3, T_2=5)	10.6349	4.62 M	337
제안 방법 (T_1=1, T_2=5)	11.3377	4.25 M	233
제안 방법 (T_1=10, T_2=10)	10.3863	6.74 M	1681

크기는 비슷한 상황에서 MSE 및 계산량에 있어서 성능이 우수한 것을 알 수 있다. 또한, 제안방식의 단계 1,2에 들어가는 조건으로 인하여 계산량 및 필요한 look-up 테이블의 크기가 크게 줄어드는 것을 볼 수 있다.

V. 결 론

MASF는 기존의 시간 필터에 비해서 여러가지 장점을 갖고 또한 여러 응용 분야에 이용될 수 있는 잠재력을 갖고 있다. 따라서 이의 성능에 큰 영향을 끼칠 수 있는 움직임 추정 방안에 관한 연구는 매우 중요한 의미를 갖는다고 할 수 있다. 본 논문에서는 공분산 영상모델을 이용하여 움직임 추정 오차가 MASF에 미치는 영향을 분석하였고, 분석결과로서 추정된 벡터의 각도오차가 그다지 크지 않을 경우에 작은 벡터가 큰 벡터보다 MASF에 더 많을 왜곡을 야기시킨다는 사실을 발견하였다. 또한, 이 사실을 이용한 계층적 움직임 추정 방안을 제안하였고, 모의실험을 통하여 큰 움직임이 있는 경우와 영상내 잡음이 많이 있을 경우에도 제안한 방식이 믿을만한 움직임 추정 성능을 보일 뿐 아니라 계산량 및 MASF 구현의 측면에서도 장점이 있음을 확인하였다.

참 고 문 헌

[1] W.H.Chen, "Recursive Temporal Filtering and Frame Rate Reduction for Image Coding," *IEEE J. of SAC*, vol. SAC-5, No. 7, pp. 1155-1165, Aug. 1987.

[2] E.Dubois and S.Sabri, "Noise Reduction in Image Sequences using Motion Compensated Temporal Filtering," *IEEE Trans. on Comm.*, vol. COM-32, No. 7, pp. 826-831, July 1984.

[3] A.K.Katseggelos, "Spatio-Temporal Motion Compensated Noise Filtering of Image Sequences," *SPIE*, vol. 1199, pp. 61-70, 1989.

[4] J.H.Kim, G.W.Song, and S.D.Kim, "Lowpass Temporal Filter using Motion Adaptive Spatial Filtering and Its Systolic Realization," *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, vol. 38, No. 3, pp. 452-459, Aug.1992.

[5] H.S.Kang, J.H.Kim, and S.D.Kim, "3-D Filter Realized in the Spatial Domain," *Proceedings of the Int. Workshop on HDTV'93*, pp. 301-308, 1993.

[6] A.V.Oppenheim and R.W.Schafer, "Filter Design Techniques," Chap. 7 in *Discrete-time Signal Processing*, pp. 403-490, Prentice-Hall, Inc., NJ, 1989.

[7] S.Y.Kung, "Systolic Array Processors," Chap.4 in *VLSI Array Processors*, pp. 197-282, Prentice-Hall, Inc., NJ, 1988.

[8] A.K.Jain, "Image Representation by Stochastic Models," Chap.6 in *Fundamentals of Digital Image Processing*, pp. 189-230, Prentice-Hall, Inc., NJ, 1989.

저 자 소 개

金 相 延
1968년 12월 11일생
1991년 : 한양대학교 전자공학과 졸업 (공학사)
1993년 : 한국과학기술원 전기및전자공학과 졸업(공학석사)
1993년 ~ 현재 : 한국과학기술원 전기및전자공학과 박사과정
*주관심 분야 : 영상처리, 영상통신, VLSI 구현 등.

金 聖 大 (정회원)
1953년 12월 26일생
1977년 : 서울대학교 전자공학과 졸업(공학사)
1979년 : 한국과학기술원 전기및전자공학과 졸업(공학석사)
1983년 : 프랑스 INPT ENSEEIHT 졸업 (공학박사)
1984년~현재 : 한국과학기술원 전기및전자공학과 교수
*주관심 분야 : 영상처리, 영상통신,컴퓨터비젼, VLSI구현 등.