

공간적 상관도를 이용한 효율적인 시차 예측기법

배진우*, 정희원 유지상*

Efficient disparity estimation algorithm using spatial correlation

Jinwoo Bae*, Jisang Yoo* *Regular Member*

요약

본 논문에서는 스테레오 영상 압축 시 사용되는 시차 예측 기법의 하나로 부호화 시간을 줄이는 동시에 영상의 품질을 높일 수 있는 블록 기반의 적응형 필드 종속탐색(adaptive field dependent search : AFDS) 기법을 제안한다. AFDS 기법은 스테레오 시차 벡터의 방향 유사성과 에피폴라(epipolar) 선 상에서 상호 인접한 블록간의 높은 공간적 상관도를 이용한 고속 시차예측 기법이다. 또한 카메라와 근접한 스테레오 영상에서 발생하는 예측 오차를 줄이기 위해 탐색구간을 조절하여 예측기의 성능을 개선하였다. 모의 실험 결과 기존의 블록정합(Block Matching) 기법들에 비해 영상의 특성에 따라 최대 78%의 계산량이 감소되었으며 PSNR도 0.2~2.8dB정도 개선되었다.

ABSTRACT

In this paper, as one of the disparity estimation algorithms for stereoscopic image, block-based Adaptive Field Dependent Search (AFDS) algorithm is proposed to be able to reduce encoding time and increase the quality of image at the same time. AFDS algorithm is a fast disparity estimate algorithm by used directional similarity of disparity vector and high spatial correlation between casual neighbor blocks on epipolar line. Performance of disparity estimator was improved by adapt a dynamic search range, To decrease disparity compensation error that is happened closed object at camera in stereoscopic images. As a result of simulation, computational load was decreased maximum 78% as a characteristic of image and PSNR was improved about 0.2~2.8 dB compared with former Block Matching Algorithm.

1. 서론

스테레오 영상에서는 공간적 중복성을 제거하기 위해 시차 예측(disparity estimation : DE) / 시차 보상(disparity compensation : DC) 기법이 많이 사용되고 있다^[1,2,3]. 에피폴라(epipolar) 선 상에서 물체의 한 점이 투영된 상대적인 위치 차이를 양안 시차(binocular disparity)라 하고, 이 시차를 공간상의 벡터로 표현한 것이 시차 벡터(disparity vector : DV)이다. 기존의 시차 예측 방식은 동영상 압축 시 사용되는 움직임 예측 기법의 개념을 주로 사용하고 있다. 전형적인 시차예측 방법인 전역 탐색(full search) 방법에

서는 시차 벡터를 찾기 위하여 정해진 탐색 영역내의 모든 블록에 대해 예측오차를 계산하고, 예측오차가 가장 작은 블록의 벡터 값을 찾게 된다. 하지만 전역 탐색 방법은 탐색 영역내의 모든 블록에 대해 오차계산을 하여야 함으로 계산량이 많을 뿐 아니라, 탐색 영역이 제한적이기 때문에 시차가 큰 근접 촬영된 영상의 경우에는 정확한 시차벡터를 구하지 못하므로 예측 오차가 커질 수 있다.

스테레오 동영상의 경우 프레임 간의 움직임 예측뿐만 아니라, 좌, 우 스테레오 영상간의 시차예측을 하여야 함으로 효율적인 스테레오 동영상 부호화기를 설계하기 위해서는 계산량을 줄이는 방법을 찾는 것이 가장 중요한 일 중의

* 광운대학교 전자공학과 디지털 미디어 연구실(bjw8751@hanmail.net, jsyoo@daisy.gwu.ac.kr)

논문번호 : 010370-1204, 접수일자 : 2001년 12월 4일

※ 본 연구는 과학기술부 국가지정연구실 사업(2000-N-NL-01-166)의 연구비 지원으로 수행되었습니다.

하나이다. 지금까지 제안된 고속 시차 예측 기법으로는 블록 순환 정합 기법(block recursive matching algorithm : BRMA)^[4], 계층적 블록 정합 기법(hierarchical block matching algorithm : HBMA)^[5], 그리고 방향성과 제한적인 탐색구간을 적용한 적응형 방향 제한 탐색(adaptive directional limited search : ADLS) 기법^[6] 등이 있다. 이들 기법은 전역 탐색의 경우보다 계산량은 감소시켰지만 성능면에는 전역 탐색의 경우보다 좋지 않다는 문제점을 가지고 있다.

본 논문에서는 전역 탐색 방법에 비해 계산량은 상당히 줄이면서도 성능이 저하되지 않는 효율적인 적응형 필드 종속 탐색(adaptive field dependent search : AFDS) 기법을 제안하고자 한다. AFDS 기법에서는 동일 물체를 포함하고 있는 스테레오 좌, 우 영상내의 인접 블록간의 공간적 상관도가 높다는 사실을 이용하여 탐색 구간을 줄일 수 있었으며, 블록내의 특성을 파악하여 예측오차 연산이 행해지는 블록내의 화소수를 줄임으로써 전체 계산량을 줄일 수 있었다. 또한, 근접 촬영된 스테레오 영상내의 물체의 경우 제한된 탐색 영역 때문에 예측 오차가 커질 수 있으므로 탐색 구간을 확장하여 이 문제를 해결하였으며 결과로써 예측기의 성능을 개선할 수 있었다. 제안된 AFDS 기법의 성능을 평가하기 위해 4쌍 스테레오 영상을 실험영상으로 이용하여 모의 실험을 행하였으며 그 결과 효율적으로 계산량이 감소되는 것을 확인하였고 또한 성능이 향상되는 것도 검증할 수 있었다. 본 논문의 2절에서는 새로이 제안된 AFDS 기법을 소개하고 있으며 3절에서는 모의 실험 결과를 보여주고 있다.

II. 적응형 필드종속탐색 기법(Adaptive Field Dependent Search Algorithm : AFDS)

1. 움직임 벡터와 시차 벡터의 차이점

(Difference between motion vector and disparity vector)

스테레오 동영상 부호화 시스템에서 사용되는 시차 예측 기법들은 대부분 2D 동영상 압축 시에 사용된 움직임 예측 기법을 그대로 적용하고 있다. 그러나, 움직임 벡터와 시차 벡터의 특성

을 자세히 분석해 보면 이들 사이에는 다음과 같은 명백한 차이가 존재한다. 첫째, 움직임 벡터는 시간적으로 연속되는 영상 프레임간의 상관도를 나타내고 모든 각도의 방향으로 변화할 수 있다는 기본 특성을 가지고 있다. 하지만 시차 벡터는 스테레오 영상간의 공간 상관도를 나타내면서 극히 제한적인 방향성을 가지고 있다. 특히, 동일한 물체내의 블록들은 거의 유사한 시차를 가지고 있으며, 참조 영상에서 나타난 블록의 순서가 비교 영상에서 거의 동일하게 유지되는 특성을 가진다. 뿐만 아니라 수평, 수직 시차의 크기도 에피폴라 기하학에 기인하기 때문에 일반적으로 수평 시차가 크고, 수직 시차는 상대적으로 작게 나타난다. 둘째, 시간적 상관도에 기인하는 움직임 벡터는 탐색범위 또한 프레임 간격에 따라 일정하다. MPEG에서는 기본적으로 탐색범위를 16까지로 지정하고, 프레임 간격을 나타내는 f-code에 따라 $\pm 16 \times 2^n$ (n : 프레임 간격)으로 탐색범위를 확장 선택하고 있다. 이와는 달리 공간적 상관도에 기인하며, 깊이 정보의 단서가 되는 시차 벡터는 프레임의 간격과는 무관하게 카메라와 영상내의 물체와의 거리에 따라 시차의 크기가 결정되므로 탐색범위 또한 카메라와 물체의 거리에 의해 적응적으로 선택되어야 한다.

그림 1은 카메라를 기준으로 거리가 다른 두

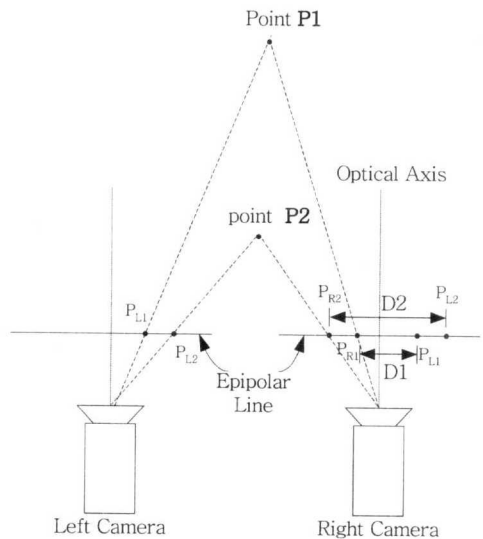


그림 1. 공간상의 두 점에 대한 시차의 정의

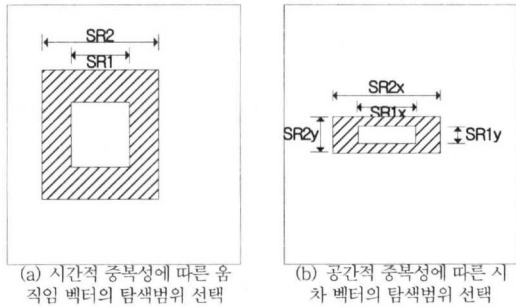


그림 2. 움직임 벡터와 시차 벡터의 탐색구간

점 P1과 P2의 시차를 나타낸 것이다. D1은 카메라에서 멀리 있는 점 P1에 대한 시차이고, D2는 카메라와 근접해 있는 점 P2의 시차를 나타낸다. 그림에서 볼 수 있듯이 시차벡터의 크기는 카메라와 물체의 거리 즉, 깊이에 의해 결정된다.

그림 2의 (a)는 시간적 중복성을 고려한 움직임 벡터의 탐색구간 선택과정을 도식한 것이다. SR1과 SR2는 각각 다른 시간적 중복성(프레임 간격)을 가지는 영상에서의 탐색구간을 나타낸다. SR1은 SR2보다 탐색 구간이 작으며 이것은 높은 시간적 중복성을 의미한다. MPEG에서는 주어진 시간적 중복성에 따라 최적의 탐색 구간을 규정하고 있다[7]. 즉, 프레임 간격이 동일하다면 각 블록에 대한 탐색구간은 일정하게 된다. 그림 2의 (b)는 공간적 중복성을 고려하여 시차 벡터의 탐색구간에 대한 선택과정을 나타낸 것이다. SR_x , SR_y 는 각각 수평, 수직방향의 탐색구간이며, SR_{2x} , SR_{2y} 는 SR_{1x} , SR_{1y} 보다 근접 촬영된 물체에 대한 시차벡터의 탐색구간을 의미한다. 즉, 같은 영상내에서도 카메라와 가까이 있는 물체의 블록은 멀리 있는 물체의 블록보다 탐색구간이 넓게 설정되어야 최적의 정합블록을 찾을 수 있다는 것이다. 상기한 이유 때문에, 시간적 상관도를 이용한 움직임 예측 기법을 스테레오 영상의 시차 예측에 그대로 적용하는 것은 비효율적이라 할 수 있다.

2. 적응형 필드 종속 탐색 기법
(Adaptive Field Dependent Search Algorithm : AFDS)

앞 절에서 언급한 시차벡터의 일정한 방향성과 인접 블록간의 높은 공간적 상관도, 동일 물체내의 블록에 대한 시차의 유사성 및 카메라와

물체간의 원근에 따른 가변적 탐색범위 등을 시차 예측에 이용하면 보다 효율적인 시차예측 방법을 생각할 수 있다.

본 논문에서 제안하는 적응형 필드 종속 탐색 기법(Adaptive Field Dependent Search Algorithm : AFDS)에서는 먼저 블록의 특성에 따라 적응적으로 블록을 필드로 나눈 후, 블록의 특성에 따라 적합한 탐색 구간을 정하여 최적의 정합블록을 찾는다. 한 블록을 중심으로 이웃하는 블록간의 시차 벡터가 유사하다는 특성을 이용하여, 중심 블록의 좌측 블록의 시차벡터를 바탕으로 기존 탐색점을 결점함으로써 매우 제한된 영역 내에서 정합블록을 찾을 수 있다. 미리 정해진 임계값보다 예측오차가 큰 경우는 근접 영상으로 판단하여 확장된 탐색구간에서 정합블록을 찾는다. 제안된 AFDS기법의 전체 구성도는 그림 3과 같다.

그림 3에서 보듯이 제안된 AFDS 기법은 크게 세가지 과정으로 이루어져 있으며 그 첫번째 과정은 블록의 특성을 판단 후 적응적으로 블록을 필드화하여 탐색구간 내에서의 비교 화소의 개수를 줄임으로써 수행속도를 향상시키는 적응적 필드화 과정이다. 이 단계에서 각 블록은 블록내의 화소값의 변화가 거의 없는 평활 블록과 그렇지 않은 비평활 블록으로 구분된다. 평활

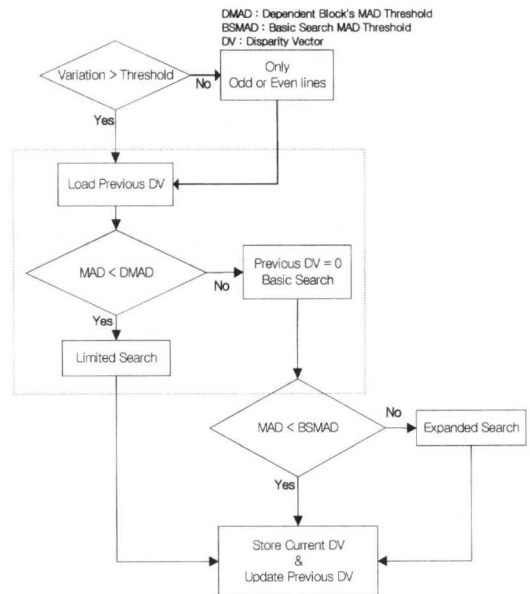


그림 3. AFDS 기법의 전체 구성도

블록과 비평활 블록의 판단은 블록내의 화소들의 분산 값을 구하여 미리 정해진 임계값과 비교함으로써 이루어진다. 평활 블록인 경우 예측 오차를 구하는데 모든 화소를 이용하지 않고 홀수 또는 짝수 행만을 이용함으로써 예측오차의 연산 시간을 줄일 수 있는 것이다. 이때 (i, j) 번째 블록내의 화소들의 분산 값은 다음 식을 이용하여 구하였다.

$$\text{var}(\text{Block}_{i,j}) = \frac{1}{N^2 - 1} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (x_{i,j} - \bar{x})^2, \quad \bar{x} = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_{i,j} \quad (1)$$

여기서 $x_{i,j}$ 는 블록내의 화소값을 의미하며 \bar{x} 는 블록내 화소들의 평균값을 의미한다. 이때 블록의 크기는 $N \times N$ 이라고 가정하였다. 일반적인 블록정합 기법에서는 블록의 크기가 $N \times N$ 인 경우 모든 탐색구간 내에서 N^2 개의 화소에 대해 예측 오차를 계산하게 되지만, 필드로 나눈 경우 $N \times (N/2)$ 개의 화소에 대해서만 연산을 수행하면 된다. 본 논문에서는 예측 오차로 식(2)에 정의한 평균 절대차이 값(mean absolute difference : MAD)를 이용하였다.

$$\text{MAD} = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N |I_L[i, j] - I_R[i, j]| \quad (2)$$

여기서 I_L 은 좌 영상의 블록이고 I_R 은 우 영상의 블록을 나타낸다. 필드화된 블록에 대한 MAD를 구하는 식은 다음과 같이 수정 될 수 있다.

$$f\text{MAD} = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^{N/2} \sum_{j=1}^N |I_L[2i + p, j] - I_R[2i + p, j]| \quad (3)$$

여기서 $p=1$ 이면 홀수 행을 의미하고 $p=0$ 이면 짝수 행을 의미한다.

두 번째 과정은 이웃한 블록간의 특성을 고려하여 제한된 영역에서 정합블록을 탐색하는 제한탐색 과정이다. 이 과정에서는 현재 블록과 이웃 블록간의 시차 벡터의 유사성을 기준으로 종속블록과 독립블록으로 구분된다. 즉 현재 블록과 이웃한 블록간의 시차 벡터가 유사한 경우에는 종속 블록으로 설정하고 이 경우는 매우 제한된 탐색 영역내에서 정합블록을 찾는다. 반대의 경우는 독립 블록으로 판단하고 처음에 설

정된 기본 탐색영역내에서 정합블록을 찾는다. 전 블록의 수평 및 수직 시차를 각각 ip 와 jp 라고 하면 현재 블록의 시차도 전 블록의 시차와 같다고 가정하고 식 (4)의 MAD를 구하여 그 값이 미리 정해진 임계값 보다 작으면 유사성이 크다는 것을 의미함으로, 종속 블록으로 판단하고 임계값보다 크다면 유사성이 작다는 것을 의미함으로 독립블록으로 판단하게 된다.

$$\text{Dependent block's MAD} = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N |I_L(i, j) - I_R(i+i_p, j+j_p)| \quad (4)$$

종속블록으로 판단된 블록은 좌측블록(이전블록)의 시차벡터를 탐색 기준점으로 설정하고, 이 탐색 기준점으로부터 제한된 구간 내에서 정합블록을 탐색하게 된다. 이때 사용된 제한된 탐색 영역과 이 구간 내에서 구한 시차벡터 ΔDV 는 다음과 같다.

제한탐색 영역 :

$$\{(k, l) : -\Delta x \leq k \leq \Delta x, -\Delta y \leq l \leq \Delta y\}$$

Δx :수평 탐색 범위, Δy :수직 탐색범위

정합조건 : $\Delta DV = \arg\{\min_{(k,l)} [\text{MAD}(k, l)]\}$

여기서 $\text{MAD}(k, l)$ 은 수평시차가 k , 수직시차 l 일 경우의 MAD를 의미한다.

결국 (i, j) 번째인 종속블록의 시차벡터는 다음과 같이 된다.

$$DV(i, j) = DV(i-1, j) + \Delta DV \quad (5)$$

만약 식(4)의 결과가 임계값보다 크면, 좌측블록(이전블록)과의 시차벡터가 상이한 블록이기 때문에 독립블록으로 판단하고 기본탐색 영역내에서 정합블록을 찾게 된다.

세 번째 과정은 근접 촬영된 물체와 같이 기본탐색 구간에서 최적의 정합블록을 찾지 못한 블록에 대해 정합오차를 줄이는 탐색구간 확장 과정이다. 스테레오 영상에서 카메라와 물체의 거리는 시차에 많은 영향을 미친다. 따라서 시차가 큰 근접 촬영된 물체의 블록(근접블록)에 대해서는 구간을 확장하여 탐색하여야 최적의 정합블록을 찾을 수 있다. 탐색구간 확장 과정은 앞의 두번째 과정에서 구한 MAD의 최소값이 임계값보다 크면 근접 블록으로 간주하고 탐

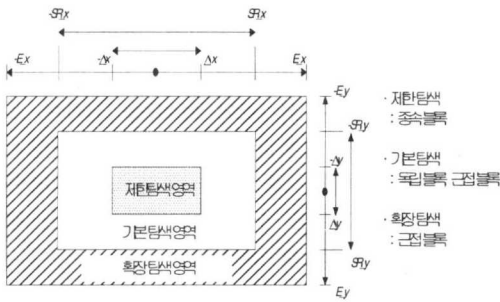


그림 4. 블록 특성별 탐색구간의 설정

색 영역을 확장하게 된다. 근접 블록이나 정합 오차가 큰 블록에 대해 확장영역에서 재 탐색함으로써 정합오차를 줄일 수 있다는 원리이다. 그림 4는 블록의 특성별로 선택되는 탐색영역을 나타낸 것이다. E_x , E_y 는 각각 확장된 수평, 수직 탐색 구간이고, SR_x , SR_y 는 기본 탐색 구간이며, x , y 는 제한영역의 탐색 구간이다.

III. 모의실험 및 결과 (Simulation and Result)

제안된 AFDS기법의 성능을 검증하기 위해 기존의 블록정합기법(BMA)과 비교하여 계산량과 PSNR을 평가하였다. 그림 5는 모의 실험에 사용된 영상이며, 각 영상은 512 X 512 해상도의 8 비트 그레이레벨 영상이다. 그림 5에서 (a)~(d) 영상은 좌영상이고, (e)~(h)는 각각 대응하는 우영상이다. 그림 5 (a)의 ROOM 영상은 3 차원 효과를 주기위해 인위적인 시차를 이용해 만들어진 그래픽 스테레오 영상이며, 나머지 영상은 스테레오 카메라를 이용하여 촬영된 자연 영상이다.

표 1.은 제안된 알고리즘을 적용하여 실험하

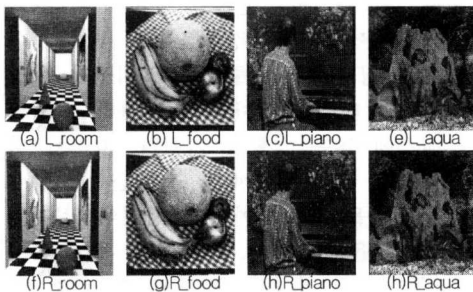


그림 5. 실험 영상

표 1. 영상별 블록의 특성분류

| Image | 중속블록 (%) | 비중속 블록 (%) | 근접 블록 (%) |
|-------|----------|------------|-----------|
| ROOM | 88 | 10 | 2 |
| AQUA | 70 | 19 | 11 |
| FOOD | 30 | 43 | 37 |
| PIANO | 38 | 38 | 24 |

였을 때 각 실험 영상의 블록이 특성별로 어떻게 분류되는 가를 보여준 결과이다. 제안한 알고리즘으로 각 영상간의 블록 특성을 확인 해 본 결과, 동일 물체에 대한 블록들은 중속블록으로 분류되고, 경계영역이나 가려진 영역의 경우 독립블록으로 분류되었다. 또한 카메라와 근접해 있는 블록의 경우와 가려진 영역에서는 근접블록으로 분류되었다.

FOOD 영상의 경우 물체가 카메라와 가까이 있는 근접영상이기 때문에 다른 영상보다 근접블록이 많은 것으로 나타났으며, 배경에서 경계영역이 많기 때문에 독립블록의 비중 또한 크게 나타났다. 표 2.는 실험 영상에 대해 본 논문에서 새로이 제안된 AFDS 기법과 기존의 BMA 기법으로 시차를 예측하여 재 구성한 영상의 PSNR 및 계산량을 나타내었다. 계산량은 CPU Clock을 이용하여 측정된 것이며, BMA의 전역 탐색기법을 기준으로 제안 알고리즘과 비교한 것이다. ROOM 영상의 경우 계산량은 BMA의 22% 밖에 안되지만 PSNR은 오히려 0.1dB정도 향상되는 결과를 볼 수 있다. 영상의 특성상 ROOM 영상은 전체 블록중 88%의 블록이 중속블록으로 할당되기 때문에 대다수의 블록이 제한된 탐색영역에서 정합 블록을 찾을 수 있었으며 전체 블록의 2%를 차지하는 근접블록에 대한 예측오차도 함께 줄일 수 있어 향상된 품질의 영상을 재 구성할 수 있었다. 하지만 FOOD와 PIANO 영상의 경우는 중속블록이 30~40%정도이고 근접블록이 20~40%로 할당되기 때문에 계산량은 크게 감소되

표 2. 제안된 기법의 PSNR / 복잡도 비교

| Image | BMA(FS) | | AFDS | |
|-------|---------|-----|--------|------|
| | PSNR | 복잡도 | PSNR | 복잡도 |
| ROOM | 33.544 | 1 | 33.699 | 0.22 |
| AQUA | 28.739 | 1 | 28.885 | 0.45 |
| FOOD | 20.684 | 1 | 23.656 | 1.05 |
| PIANO | 28.069 | 1 | 28.081 | 0. |

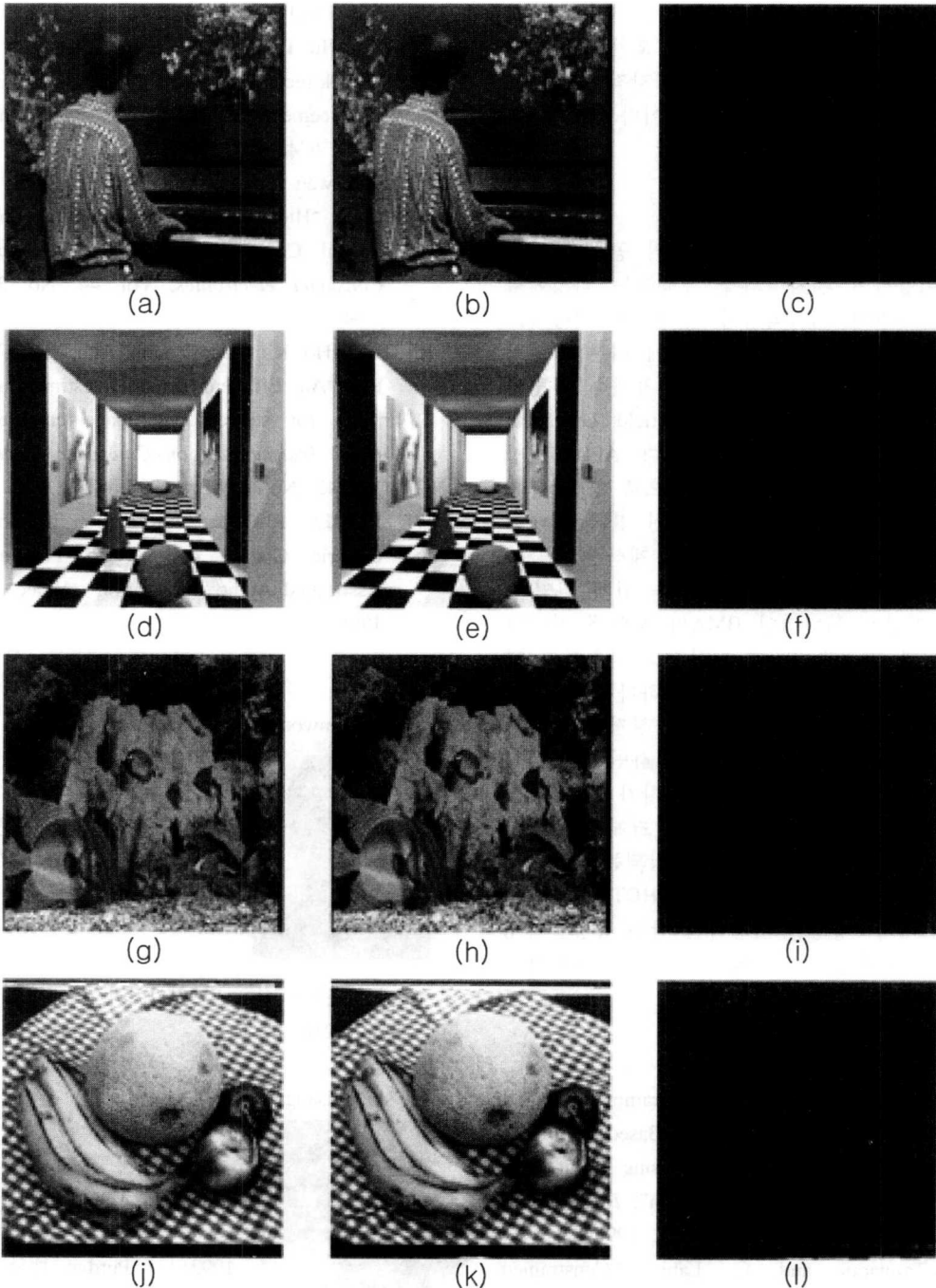


그림 6. 각 기법(BMA, AFDS)의 예측 영상 / 오차영상

지 않지만 BMA 기법에서 찾기 힘든 근접블록에서의 정합오차를 줄여주기 때문에 PSNR은 상당히 향상된 것을 볼 수 있다.

그림 6은 BMA기법으로 예측한 영상과 제안

된 기법으로 예측한 영상을 비교한 것이다. 그림 6에서 (a),(d),(g),(f)는 BMA 기법으로 예측한 실험 영상들이고, (b),(e),(h),(k)는 각 영상에 대해 새로이 제안된 기법으로 예측한 영상들이며,

(c),(f),(i),(l)는 원 영상에서 제안된 기법으로 예측한 영상을 뺀 오차 영상이다. 오차영상은 부호가 있는 값을 가지기 때문에 시각적인 표현을 위해 절대값을 취하여 나타낸 것이다.

IV. 결론

본 논문에서는 스테레오 영상의 공간적 상관도를 이용하여 시차벡터를 예측하는 과정에서 이웃 블록간의 시차벡터의 유사성을 이용하고 영상내 물체의 카메라와의 원근에 따른 가변적 탐색구간을 적용하는 효율적 시차예측 기법인 적응형 필드 종속탐색(adaptive field dependent search : AFDS) 기법을 제안하였다. AFDS 기법에서는 변이벡터의 특성을 기반으로 영상 블록을 특징별로 분류하고, 각 분류된 블록에 대해 적합한 탐색구간을 적용함으로써 계산량을 줄이면서 최적의 정합블록을 찾을 수 있게 하였다. AFDS 기법은 일반적인 BMA의 전탐색 알고리즘 기법과 비교해 볼 때 계산량도 감소하고 영상의 품질 면에서도 성능이 우수하다는 실험 결과를 보였다. 특히 시차가 작은 원거리 영상의 경우 BMA와 같은 PSNR을 유지하면서도 계산량은 현저히 줄일 수 있었고, 시차가 큰 근거리 촬영 영상의 경우에는 계산량은 크게 개선되지 않지만 영상의 품질은 크게 향상되는 것을 볼 수 있었다. AFDS 기법은 3D-TV/HDTV 뿐만 아니라 스테레오영상을 사용하는 각종 응용분야에 광범위하게 적용 될 수 있을 것으로 기대된다.

참고 문헌

[1] Dimitros Tzovaras, Nikos Grammalidis, and Michel G. Strintzis, "Object-Based Coding of Stereo Image Sequences Using Joint 3-D Motion/Disparity Compensation", *IEEE Trans. On C.S.V.T* vol. 7, pp312-327, 1997

[2] A.Tamtaoui and C. Labit, "Constrained disparity and motion estimators for 3DTV image sequence coding", *Signal Processing Image Communication*, pp. 45-54 Nov. 1991.

[3] Stephen T. Barnard, and William B. Thompson, "Disparity analysis of image", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. Pami-2, No. 4 pp. 333-340,

July 1980.

[4] Kou-Hu Tzou, To R. Hsing, Nancy A. Daly, "Block-recursive matching algorithm for displacement estimation of video images", *IEEE ICASSP*. 1985

[5] Chia-wen Lin, Er-Yin Fei and Yung-Chang Chen, "Hierarchical Disparity Estimation Using Spatial Correlation", *IEEE Transactions on Consumer electronics*, Vol. 44, No. 3, Aug 1998.

[6] Won-Ho Kim, Jae-Young Ahn, Sung-Woong Ra, "An Efficient disparity estimation algorithm for stereoscopic image compression", *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol 43, No. 2, May 1997.

[7] ISO/IEC 13818-2, "Information technology - Generic Coding of Moving Pictures and Associated Audio Information : Video", April, 1996

배진우(jinwoo Bae)

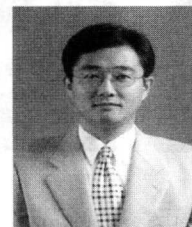


1998년 : 순천대학교 전자공학과 학사
2001년 ~ 현재 : 광운대학교 전자공학과 석사과정

<주관심 분야> 신호 및 영상처리, 스테레오 동영상 코덱

유지상(Jisang Yoo)

정희원



1985년 : 서울대학교 전자공학과 학사
1987년 : 서울대학교 전자공학과 석사
1993년 : Purdue 대학교 전기공학과 박사
1997년 ~ 현재 : 광운대학교 전자공학과 부교수

<주관심 분야> 비선형 신호처리, 신호 및 영상처리