

# 스테레오 영상 압축 및 복원을 위한 적응적 변이보상 예측기법

정회원 배 경 훈\*, 김 은 수\*

## Adaptively Compensated-Disparity Prediction Scheme for Stereo Image Compression and Reconstruction

Kyung Hoon Bae\*, Eun Soo Kim\* *Regular Members*

### 요 약

본 논문에서는 적응적 변이보상 예측기법을 이용한 효과적인 스테레오 영상 압축 및 복원 방법을 제안하였다. 즉, 스테레오 영상간의 상호 상관도를 적응적으로 추정함으로써 단안 영상을 전송하는데 필요한 수준으로 전송 대역폭을 효율적으로 압축하고 복원할 수 있는 적응적 변이보상 예측기법을 제안하였다. 특히, 예측된 영상을 복원할 때, 스테레오 영상에서 추출된 특징값의 크기에 따른 적응적 정합기법을 적용함으로써 잘못된 변이벡터의 추정을 감소시키고 전체적인 변이의 신뢰도를 향상시켜 복원된 영상의 화질을 개선하였다. CCETT의 'Fichier', 'Manege' 및 'Tunnel' 영상을 사용한 실험한 결과, 제안된 적응적 변이보상 예측기법에 의해 복원된 영상은 기존의 화소기반 및 블록기반 방식에 비해 PSNR이 약 9.08dB 향상됨을 확인하였고, 오차영상의 비교에서도 기존의 방식보다 제안된 기법을 적용한 복원영상이 원영상과 차이가 거의 없음이 분석되었다.

### ABSTRACT

In this paper, an effective stereo image compression and reconstruction technique using a new adaptively compensated-disparity prediction scheme is proposed. That is, by adaptively predicting the mutual correlation between the stereo image using the proposed method, the bandwidth of the stereo input image can be compressed to the level of the conventional 2D image and the predicted image also can be effectively reconstructed using this transmitted reference image and disparity data in the receiver. Especially, in the proposed method, once the feature values are extracted from the input stereo image, then the matching window size for the predicted image reconstruction is adaptively selected in accordance with the magnitude of this feature values. From this adaptive disparity estimation method, reduction of the mismatching probability of the disparity vectors is expected and as a result, the image quality in the reconstructed image can be improved. In addition, from some experiments using the CCETT's stereo images of 'Fichier', 'Manege' and 'Tunnel', it is shown that the proposed method improves the PSNR of the reconstructed image to about 9.08 dB on average by comparing with that of the conventional methods. And also, it is found that there is almost no difference between the original image and the predicted image reconstructed through the proposed method by comparison to that of the conventional methods.

### I. 서론

우리가 자연환경에서 실물을 입체적으로 볼 수

있는 것은 두 눈의 양안 시차(binocular disparity)에 의한 것으로<sup>[1]</sup> 이는 두 눈이 각기 다른 시점의 영상을 인식하고 있고 인간의 뇌가 이 두 영상의 차이

\* 광운대학교 전자공학과 국가지정 3차원 영상미디어 연구실(khbae@explore.kwangwoon.ac.kr)

논문번호 : 020129-0319, 접수일자 : 2002년 3월 19일

※ 본 연구는 과학기술부 국가지정 연구실(NRL) 사업의 지원 아래 수행되었습니다.

를 합성하기 때문이다<sup>[2]</sup>. 하지만 이러한 인간의 양안 시차에 의한 원리를 스테레오 입체 디스플레이 시스템에 응용하게 되면 두 개의 스테레오 영상이 요구되고 결과적으로 신호전송시 대역폭의 증가를 야기하기 하게 된다. 따라서 스테레오 영상 전송과 관련해서 가장 중요한 문제점은 두 영상이 각각 독립적으로 부호화 된다면, 단안 영상을 전송하는 것과 비교해 볼 때 스테레오 영상 전송에 필요한 대역폭은 두 배로 증가하게 된다는 것이다. 더욱이, 일반적인 스테레오 영상은 특정한 위치에서 극히 제한된 시야에서만 입체감이 나타나기 때문에 보다 자연스러운 “look-around” 효과를 제공하거나 또는 여러 관찰자가 동시에 시청할 수 있게 하기 위해서는 넓은 시역을 갖는 다시점 스테레오 영상이 필요하게 된다. 이것은 결국 시점 수에 따라 몇 배의 전송 대역폭을 필요로 하게 된다. 이런 엄청난 대역폭을 수용한다는 것은 비현실적이기 때문에 디지털 전송과 관련된 대역폭의 폭발적인 전송 수요를 억제하기 위해서 스테레오 영상에서 영상간의 상호 상관도가 높다는 점을 이용한 스테레오 영상 압축 방식이 연구 개발되고 있다. 이러한 스테레오 영상을 압축방식 중 하나가 스테레오 영상 사이의 변이(disparity)를 이용하여 압축하는 변이보상 예측(compensated-disparity prediction) 기법이다<sup>[3]</sup>. 여기서, 같은 3차원 점을 두개의 영상 평면에 투사함으로써 생긴 스테레오 영상쌍의 오른쪽과 왼쪽 영상에 있어서 일치하는 점들의 위치에 따른 차이를 변이라고 정의한다. 기준영상에서 예측영상을 고려하여 각 블록 혹은 화소 크기의 변이를 추정하는 과정을 변이추정(disparity estimation)이라고 하고, 이를 이용하여 단안 영상을 전송하는데 필요한 수준으로 전송 대역폭을 효율적으로 압축하고 예측된 영상을 보상하여 복원영상을 생성해내는 방법을 변이보상예측 방법이라고 한다. 일반적으로 변이 추정은 스테레오 영상에서 불필요한 잉여정보를 제거하는데 사용된다. 기존에 제시된 변이 추정 방식 중에서 화소기반 추정방식은 세밀한 추정이 가능하지만 정합과정에서 잘못된 정합이 나타날 확률이 높고, 블록기반의 추정방식에서는 블록화 현상(blocking effect)이 발생하는 경우가 있다. 또한, 특징기반의 추정방식은 영상의 특징에 따른 효율적인 정합이 가능하지만 특징값이 없는 유사영역 부분에서 잘못된 변이할당이 발생하는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 이러한 기존 변이추정 방식의 단점을 보완할 수 있는 새로운 접근방법으로 최근 제시된 스

테레오 영상의 특징값에 따라 적응적으로 정합창의 크기를 선택하여 추정하는 적응적 변이추정 방식<sup>[4]</sup>을 스테레오 변이보상 예측 기법에 적용함으로써 보다 효율적인 스테레오 영상 복원기법을 제시하고자 한다. 즉, 적응적 변이추정 방식을 적용한 적응적 변이보상 예측기법은 스테레오 영상의 주어진 탐색범위 안에서 상호 대응되는 특징값을 추출하고 추출된 특징값의 크기에 따라 설정된 임의의 임계값과 그 크기를 비교하여 해당되는 정합창(matching window)을 선택하여 이를 통해 예측 영상을 복원하는 방식이다.

따라서 본 논문에서는 이러한 적응적 변이보상 예측기법을 이용하여 단안 영상을 전송하는데 필요한 수준으로 전송 대역폭을 효율적으로 압축한 다음 적응적으로 추정된 이들 변이 벡터와 원 영상을 통해 예측 영상을 효과적으로 복원하는 기법을 제안하고 실험을 통해 기존방법과 성능을 비교 분석하고 그 구현 가능성을 제시하고자 한다.

## II. 스테레오 비전 시스템

스테레오 영상은 인간의 오른쪽, 왼쪽의 눈에 해당하는 두 대의 스테레오 카메라로부터 얻을 수 있다. 이러한 카메라 구조는 인간 시각 시스템에 대응하여 스테레오 비전 시스템(stereo vision system)이라 한다. 이러한 스테레오 비전 시스템에서 중요한 매개 변수로는 변이 및 깊이값(depth) 등이 있으며 이는 좌, 우안에 의한 두 스테레오 영상을 이용하여 변이 및 깊이 정보를 추론하게 된다. 스테레오 비전 시스템에서 영상 획득은 같은 초점거리를 갖고 나란히 위치한 두 대의 카메라를 통해 이루어지며, 스테레오 비전 시스템의 카메라 구성법으로는 그림 1과 같이 교차식과 평행식의 두 가지 방법이 있다. 두 가지 방식 중 가장 간단한 방식은 평행 카메라 방식으로 평행한 렌즈의 광축과 평행한 카메라의 광축을 가진 두 카메라를 이용하는 방식이다. 이 방법에서 얻어지는 오른쪽과 왼쪽 영상 사이에서의 공통 시역은 광축 사이의 거리에 따라서 매우 작아지며 수직 변이가 없기 때문에 장점이 있다. 교차식 카메라 설정법도 설치가 간단하고 카메라들 사이의 공통 시역을 최대화 할 수 있기 때문에 실제로 많이 사용되고 있지만, 수평과 수직 변이방정식은 간단하지 않고 측면 위치에 의존하기 때문에 수학적 분석이 어렵다. 즉, 평행 설정은 수학적 모델링이 쉽고, 일치문제가 단순하지만, 교차식 설정은

수직 변이 때문에 수학적 모델링이 어려워진다. 따라서 교차식 카메라설정을 허용하면서 평행 설정의 유리한 특징을 이용하기 위해서는 교차식 설정을 이용하여 얻은 영상에서 수직 변이를 제거하기 위한 교정 작업이 필요하다. 일반적으로, 인간 시각 시스템에서 수직변이(vertical disparity)는 수평변이(horizontal disparity)에 비해 거의 영향이 적기 때문에<sup>[2]</sup> 이러한 인간 시각시스템의 특성을 고려하여 병렬로 카메라를 구성한다면 수평변이 만이 존재하게 되기 때문에 수평 성분으로 변이 벡터를 찾을 수 있다.

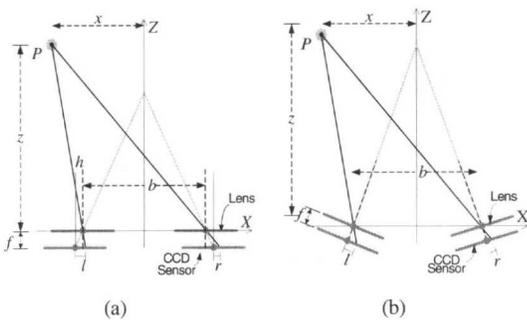


그림 1. 스테레오 카메라의 구성법 (a) 교차식 (b) 평행식

평행 카메라 구성법의 경우, 시청 거리  $d$ 에 따라 시야각  $\beta$ 의 범위와 공통시역(common field of view)의 범위가 결정된다. 또한, 수직 변이를 고려할 필요가 없기 때문에 연산량이 줄어드는 장점이 있다. 이 경우의 변이 방정식은 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{x - \frac{b}{2}}{z} = \frac{x - \frac{b}{2} - h + l}{f + z} \tag{1}$$

식 (1)을  $l$ 에 대하여 풀면, 식 (2)과 같이 주어진다.

$$l = \frac{f_1}{z} - \frac{f_2}{2z} + h \tag{2}$$

또한,  $r$ 에 대하여 풀게 되면 식 (3)과 같이 주어지게 된다.

$$r = \frac{f_1}{z} + \frac{f_2}{2z} - h \tag{3}$$

따라서 식 (2)에서 식 (3)을 빼면, 변이  $d_0$ 는

식 (4)와 같이 구할 수 있다.

$$d_0 = (l - r) = 2h - \frac{f_2}{z} \tag{4}$$

위 식에서  $f_2$ 는 초점 길이 및 기준선(baseline)의 거리를 각각 나타내며  $z$ ,  $h$ 는 물체 거리 및 CCD 센서의 이동 거리를 각각 나타낸다. 즉, 식 (4)에서 보듯이 변이는 물체거리인 값이에 반비례한다는 것을 알 수 있다.

### III. 적응적 변이 추정을 이용한 스테레오 영상복원

그림 2는 본 논문에서 제시된 적응적 변이보상에 측 기법에 기반한 스테레오 입체 영상복원 시스템도를 나타낸 것이다. 그림 2에서 보면 기준영상과 예측영상으로 설정된 스테레오 영상쌍에 적응적 변이보상 예측 방식을 적용하여 효과적으로 압축된 변이 벡터를 생성하여 이를 기준영상과 함께 전송한 다음 이들 기준영상과 변이 벡터를 통해 복원영상을 생성하는 전체 시스템도를 나타낸 것이다.

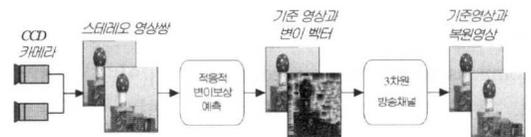


그림 2. 3차원 통신을 위한 스테레오 영상복원 시스템도

그림 3은 본 논문에서 제시된 적응적 변이보상에 측 기법에 기반한 스테레오 영상복원 시스템을 구현하기 위한 구체적인 알고리즘의 흐름도를 나타낸 것이다. 즉, 본 논문에서는 적응적 변이보상에 측 기법을 이용하여, 스테레오 입력영상으로부터 특징값을 추출하고<sup>[5]</sup> 설정된 임계값과 비교하여 특징값의 크기를 결정한 후, 그 특징값의 크기에 따라 적응적으로 정합창의 크기를 선택하여 예측된 영상을 복원하게 된다.

#### 1. MAD 비용함수를 이용한 특징값 추출

본 논문에서 적용된, 적응적 변이보상에 측 기법은 스테레오 영상 중 한 영상을 화소 단위로 나누어 다른 한 영상에서 비용 함수를 최소가 되는 대응점을 찾아 그 이동량을 변이값으로 결정하고 이를 특징기반의 변이추정 방식에 적용하여 특징값을 추출하는데 사용된다. 이 때 쓰이는 비용함수로는 일반적으로 MAD(minimum mean absolute difference)

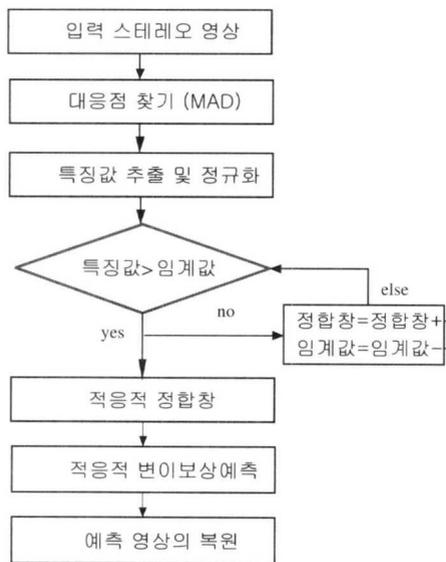


그림 3. 3차원 통산을 위한 스테레오 영상복원 시스템의 알고리즘 흐름도

와 MSE(minimum mean square error)가 많이 쓰인다. 그 중에서 본 논문에서는 제공의 연산으로 정확한 변이 추정능은 가능하지만 계산량이 많아지고 하드웨어로 구현이 비교적 쉽지 않은 MSE보다는 계산량이 적어 수행시간을 줄일 수 있는 MAD를 사용하였다<sup>[6]</sup>.

식 (5)은 스테레오 영상의 변이 추정을 위해 사용된 MAD를 나타낸 것이며, 식에서  $N_x, N_y$ 는 화소의 크기를  $I_L(m, n)$ 은 좌측(기준) 영상의 좌표,  $I_R(m+k, n)$ 은  $I_L(m, n)$ 에 대응되는 우측(예측) 영상의 좌표를 각각 나타낸 것이다.

$$\frac{1}{N_x N_y} \sum_{m=1}^{N_x} \sum_{n=1}^{N_y} |I_L(m, n) - I_R(m+k, n)| \quad (5)$$

식 (5)에서 구한 MSD값들 중에서 최소값을 갖는 화소를 정합된 화소로 간주하면 좌, 우의 영상의 좌표값 차이로 식 (6)과 같은 최적의 변이 벡터를 얻게 된다.

$$\underset{m}{\operatorname{arg\,dix}} \frac{1}{N_x N_y} \sum_{n=1}^{N_y} |I_R(m, n) - I_L(m+d_x, n)| \quad (6)$$

여기서,  $I_R$ 는 예측 영상을,  $I_L$ 는 기준 영상,  $d_x$ 는 탐색범위 내의 변이 값을 각각 나타내며,  $\beta_n$ 는  $I_R$ 의  $n$ 번째  $N_x \times N_y$  크기의 블록을 나타낸다. 식 (6)에서 얻어지는 변이 벡터는 블록을 대표

하는 값으로 변이 지도(disparity map)를 나타내는데 사용된다.

### 2. 변이 추정을 위한 대응점 문제 분석

그림 4에서 공간상의 임의의 점 P는 좌, 우 카메라 렌즈의 중심  $O_L, O_R$ 을 통해 좌, 우 영상 평면인  $P_L, P_R$ 로 투영된다. 이 때, 점 P와 두 카메라 렌즈의 중심인  $O_L, O_R$ 이 이루는 평면을 에피폴라 평면(epipolar plane)이라 하고 이 평면과 각 투영 영상이 이루는 교선을 에피폴라 선(epipolar line)이라고 한다. 그림 4에서  $C_L, C_R$ 은 좌, 우 평면의 중심을 각각 나타낸다. 주어진 좌, 우 두 영상에서  $P_L, P_R$ 이 3차원 공간상에 존재하는 같은 점임을 밝히는 과정을 대응점 문제(correspondence problem)라고 하고 이때,  $P_L$ 과  $P_R$ 의 차이를 변이라 한다<sup>[6][7][8]</sup>. 그림 3의 평행식 구조의 스테레오 영상에서는 에피폴라 선이 두 영상에 대해 평행하므로, 변이 벡터가 항상 수평 값만 갖게 되기 때문에  $P_L$ 에 해당하는 대응점  $P_R$ 을 찾기 위해서는 에피폴라 선상에서 1차원적으로 탐색하게 된다. 따라서 이러한 에피폴라 제약조건(epipolar constraint)을 통해 한 영상의 에피폴라 선 위의 어느 점이든 다른 영상의 에피폴라 선 위의 한 점에 대응시킬 수 있다.

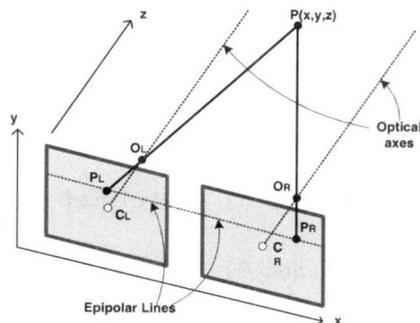


그림 4. 에피폴라 기하학

### 3. 제안된 적응적 변이보상 예측 기법

본 논문에서는 스테레오 영상을 효과적으로 복원하기 위하여 새로운 적응적 변이보상 예측 기법을 제안하였다. 즉 제안된 방법에서는 먼저, 스테레오 입력 영상의 특징값을 윤곽선 검출 대표적인 미분 연산자인 소벨 마스크(sobel mask)를 사용하여 추출한다. 추출된 특징값들은 0부터 1 사이 값으로 정규화 되고 특징값의 크기를 결정하기 위해 각 단계별로 임계값이 설정되게 된다. 일단, 임계단계 및 각

단계별 임계값이 설정되면 각 임계 단계에 대응하는 같은 수의 정합창이 설정되게 된다. 식 (7)-(11)은 비융합수를 이용하여 추출된 특징값과 임계값의 비교를 통해 5가지의 정합창의 크기를 선택하는 수식을 나타낸 것이다. 본 논문에서는 임계값을 5단계; 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9로 설정하였고 이에 대응하는 5가지 크기의 정합창은  $16 \times 16$ ,  $8 \times 8$ ,  $4 \times 4$ ,  $2 \times 2$ ,  $1 \times 1$ 로 설정하였다. 이상과 같이 임계값과 정합창이 설정되면 임의의 입력 스테레오 영상으로부터 추출된 특징값에 따라 정합창의 크기가 적응적으로 선택되게 된다. 즉 정합창 선택 알고리즘의 초기조건에서 식 (7)과 같이 임계값은 임계값 중 가장 큰 값인 1단계(0.9)로 설정하여 특징값들과 비교되게 된다. 따라서 비교를 통해 이 임계값 보다 큰 특징값들은 갖는 영역들은 설정된 정합창 중에서 가장 작은 정합창인  $1 \times 1$ 이 선택되어 가장 세밀한 정합이 수행된다. 이 때, 5단계의 임계값 보다 작은 특징값들에 대해서는 식 (8)과 같이, 임계값을 1단계 감소시킨 2단계(0.7)로 설정한 후 다시 비교된다. 여기서, 임계값보다 큰 특징값을 갖는 영역들에 대해서는 다음 단계의 정합창인  $2 \times 2$ 로 설정되어 정합이 이루어지게 된다. 또한, 이보다 임계값 보다 작은 특징값들은 앞에서와 같은 방법으로 식 (9)와 같이, 임계값을 다시 1단계 감소시킨 3단계 (0.5)의 임계값과 다시 비교되게 된다. 이때, 임계값보다 큰 특징값을 갖는 영역들은 다음 단계의 정합창인  $4 \times 4$ 가 설정되어 정합이 이루어지게 된다. 이러한 과정은 임계값이 1단계에서 5단계까지 증가와 감소를 반복하면서 정합창이 적응적으로 설정되게 된다.

$$MAD > Th_5 (Step 5) \rightarrow 1 \times 1 \text{ pixel} \quad (7)$$

$$MAD > Th_4 (Step 4) \rightarrow 2 \times 2 \text{ pixels} \quad (8)$$

$$MAD > Th_3 (Step 3) \rightarrow 4 \times 4 \text{ pixels} \quad (9)$$

$$MAD > Th_2 (Step 2) \rightarrow 8 \times 8 \text{ pixels} \quad (10)$$

$$MAD > Th_1 (Step 1) \rightarrow 16 \times 16 \text{ pixels} \quad (11)$$

따라서, 본 논문에서는 적응적 정합창 방식을 이용하여 스테레오 입력 영상에서 추출된 특징값의 크기를 설정된 임계값과 비교하고, 그 값의 크기를 판단하여 적응적으로 적절한 정합창을 설정하여 예 측 영상을 복원하게 된다. 즉, 배경과 같이 특징값이 작은 영역은 유사영역으로 판별하여 큰 단위의

정합창을 선택하여 정합을 하고 물체의 윤곽선 같이 특징값이 큰 부분은 화소단위의 미세 정합을 수행하게 된다. 이를 통해 작은 블록 단위의 미세 정합에서 자주 발생하는 오정합을 감소시킬 뿐만 아니라 큰 블록단위로 정합할 때 발생하는 블록화 현상도 감소시킬 수 있는 효율적인 영상의 복원이 가능하다.

#### IV. 실험 및 결과고찰

본 실험에서 사용한 테스트 영상은 CCETT 영상을 그림 5와 같이  $256 \times 256$  크기의 'raw' 파일로 변환하여 실험 영상으로 사용하였다. 그림 5는 모의 실험에서 사용된 'Fichier', 'Manege' 및 'Tunnel' 스테레오 영상을 나타낸 것이다<sup>[10]</sup>. 컴퓨터 시뮬레이션은 'Microsoft Visual Studio 6.0' 환경에서 수행하였다. 그리고 스테레오 영상 복원방법으로는 기존의  $16 \times 16$  블록과  $8 \times 8$  블록기반 방식, 화소기반 방식과 본 논문에서 제안한 방식을 사용하였으며 실험을 통해 성능을 비교 분석하였다. 성능 비교를 위하여 탐색범위를  $\pm 5, \pm 10, \pm 15, \pm 20, \pm 25, \pm 30$ 인 경우로 분류하여 시뮬레이션을 수행하였으며 각각의 탐색범위에 대한 시뮬레이션 수행결과를 PSNR과 오차영상의 관점에서 비교 분석하였다.



(a)'Fichier'(좌영상) (b)'Manege'(좌영상) (c)'Tunnel'(좌영상)

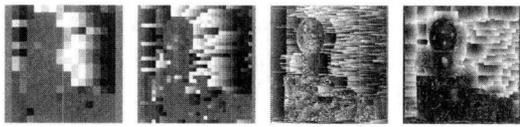


(d)'Fichier'(좌영상) (e)'Manege'(좌영상) (f)'Tunnel'(좌영상)

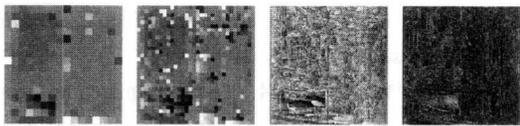
그림 5. 'Fichier', 'Manege', 'Tunnel'의 스테레오 원 영상쌍

그림 6은 'Fichier', 'Manege' 및 'Tunnel' 영상에서, 탐색범위를  $\pm 30$  화소 크기로 설정하고 각 정합 방식에 의해 수행되어 얻은 변이 벡터 결과를 변이 지도로 나타낸 것이다. 그림 6에서 보면, 제안된 방식의 변이 벡터가 기존의 방식에 의한 변이 벡터 보다 물체의 윤곽이 비교적 정확히 나타나고 안정적으로 변이가 분포된 것을 볼 수가 있다. 또한, 그림

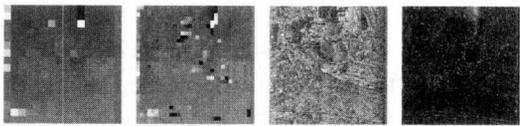
6(d)의 'Fichier' 변이 지도를 보면 배경 부분에서 비교적 큰 단위의 정합창으로 정합이 수행됨을 볼 수 있다. 즉 'Manege'와 'Tunnel'에 비해 비교적 단순한 영상인 'Fichier' 영상에서 유사한 영역을 가진 배경 부분에서는 특징값의 크기가 작으므로 설정된 임계값 보다 낮은 임계값과 비교하여 보다 큰 정합창을 선택하게 된다는 것을 알 수 있다. 그러나 'Manege', 'Tunnel' 영상은 비교적 복잡한 영상으로 구성되어 있기 때문에 전체적으로 영상의 특징값들이 크기 때문에 큰 임계값들과 비교하여 작은 단위의 정합창으로 정합이 수행됨을 볼 수 있다.



(a) 16 × 16블록 (b) 8 × 8블록 (c) 화소기반 (d) 제안된 방식



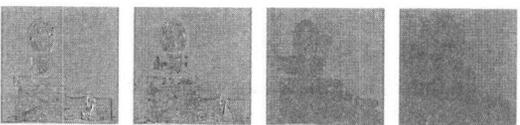
(e) 16 × 16블록 (f) 8 × 8블록 (g) 화소기반 (h) 제안된 방식



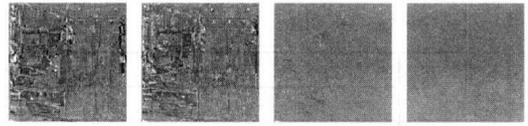
(i) 16 × 16블록 (j) 8 × 8블록 (k) 화소기반 (l) 제안된 방식

그림 6. 'Fichier', 'Manege' 및 'Tunnel'의 변이지도

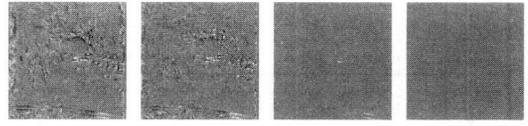
그림 7은 탐색범위 ±30에서 각 기법으로 합성된 복원된 영상과 원 영상의 오차영상(residual image)을 나타낸 것이다. 그림 7(a),(b),(e)를 보면 비교적 오차가 많이 발생함을 볼 수 있다. 그림 7(c),(g),(k)를 보면 비교적 적은 오차가 발생하는 것을 볼 수 있지만 제안된 방식에 비해서는 오차가 좀 더 발생됨을 볼 수 있다. 즉, 그림 7에서 보면 'Fichier', 'Manege' 및 'Tunnel' 영상 모두 본 논문에서 새로이 제안한 방식이 가장 원 영상과 차이가 적음을 알 수가 있다.



(a) 16 × 16블록 (b) 8 × 8블록 (c) 화소기반 (d) 제안된 방식



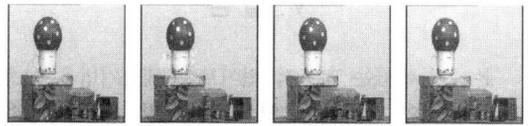
(e) 16 × 16블록 (f) 8 × 8블록 (g) 화소기반 (h) 제안된 방식



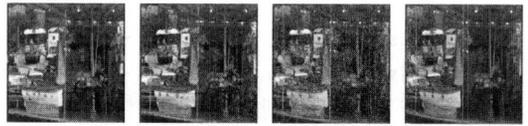
(i) 16 × 16블록 (j) 8 × 8블록 (k) 화소기반 (l) 제안된 방식

그림 7. 'Fichier', 'Manege' 및 'Tunnel'의 오차영상

그림 8은 탐색범위 ±30에서 각 정합방식에 의해 수행된 'Fichier', 'Manege' 및 'Tunnel'의 복원영상을 나타낸 것이다.



(a) 16 × 16블록 (b) 8 × 8블록 (c) 화소기반 (d) 제안된 방식



(e) 16 × 16블록 (f) 8 × 8블록 (g) 화소기반 (h) 제안된 방식



(i) 16 × 16블록 (j) 8 × 8블록 (k) 화소기반 (l) 제안된 방식

그림 8. 'Fichier', 'Manege' 및 'Tunnel'의 복원영상

즉, 이상의 PSNR 실험 결과를 통해 본 논문에서 제안된 방식이 기존의 방식보다 성능이 개선됨을 확인할 수 있었다. 표 1은 원 영상을 기준으로 ±5, ±10, ±15, ±20, ±25, ±30인 경우로 분류하여 제안된 방식과 기존의 방식으로 각각 복원된 영상의 PSNR을 구한 결과를 나타낸 것이다. 표 1에서 탐색구간 ±30을 보면, 제안된 방식이 화소기반의 정합 방식에 비해 'Fichier'은 3.28~9.29 dB가 향상되었고, 'Manege'의 경우는 3.07~20.05 dB가 그리고 'Tunnel'의 경우는 3.19~15.64 dB가 각각 개선됨이 분석되었다.

