

3차원 영상의 중간 시점 영상 합성을 위한 특징 기반 변이 추정

정희원 김한성*, 김성식*, 손정영**, 손광훈*

Feature-Based Disparity Estimation for Intermediate View Reconstruction of Multiview Images

Hansung Kim*, Sungsik Kim*, Jung Young Son**, Kwanghoon Sohn* *Regular Members*

요약

본 논문에서는 다시점 영상에서 영상의 특성을 고려하여 효율적으로 미세 변이를 추정하고 중간 시점 영상을 합성하는 알고리즘을 제안하며 이를 모의 실험을 통해 검증한다. 제안한 방법은 영역분할 양방향 화소정합을 통해 변이 추정의 수행 속도를 향상시키는 동시에 신뢰도를 높이며, 적절한 비용함수의 제안과 유사 영역에 대한 정합창 확장 알고리즘, 변이 평활화와 불확실 영역 변이 할당 알고리즘을 통해 잘못 할당된 변이와 불확실 영역을 제거함으로써 변이의 신뢰도를 더욱 높일 수 있다. 이렇게 추정된 변이는 다시점 영상의 중간 시점 영상 합성을 위해 사용된다. 제안된 방식을 통해 기존의 방식들보다 더욱 안정적인 변이 정보를 얻을 수 있었고, 합성된 중간 시점 영상도 객관적으로나 주관적으로나 더욱 좋은 결과를 보였으며, 또한 전체적인 수행 시간도 줄어들어 더 효율적인 알고리즘임을 확인할 수 있었다.

ABSTRACT

As multiview video applications become more popular, correspondence problem for stereo image matching plays an important role in expanding view points. Thus, we propose an efficient dense disparity estimation algorithm considering features of each image pair of multiview image sets. Main concepts of the proposed algorithm are based on the region-dividing-bidirectional-pixel-matching method. This algorithm makes matching process efficient and keeps the reliability of the estimated disparities. Other improvement have obtained by proposed cost function, matching window expanding technique, disparity regularization, and disparity assignment in ambiguous region. These techniques make disparities more stable by removing false disparities and ambiguous regions. The estimated disparities are used to synthesize intermediate views of multiview images. Computer simulation demonstrates the excellence of the proposed algorithm in both subjective and objective evaluations. In addition, processing time is reduced as well.

I. 서론

21세기 고도 정보화 사회에서 요구되는 정보 통신 서비스는 전달하려고 하는 정보를 가장 현실적이고 자연적이며, 친근감 있게 표현할 수 있는 영상 매체를 요구한다. 따라서 오늘날의 세계는 기존의 2

차원 정보 표현의 한계에서 벗어나 인간의 시각적 감각 및 인식의 3차원 표현, 기록, 재생을 위하여 보다 자연스럽고, 현실적으로 사용자 인터페이스가 고려된 영상 매체 기술에 관심을 가지게 되었다.

현재 가장 쉽게 인간에게 입체감을 느낄 수 있게 3차원 영상을 인식시키는 방식은 인간의 시각 시스

* 연세대학교 전기전자공학과

** 한국과학기술연구원

논문번호: 010015-0228, 접수일자: 2001년 2월 28일

템이 물체까지의 깊이감을 인식하는데 양안 시차 (Binocular disparity)에 크게 의존함을 이용하여 좌, 우 눈에서 본 것과 같은 영상을 적절한 방법으로 각 눈에 입력시켜주는 스테레오 방식이다^[1].

그러나 스테레오 방식은 시점이 단 한 곳으로 고정되어 있기 때문에 정확한 시역에 관찰자의 두 눈이 고정되지 못하게 되면 입체감을 느낄 수 없거나 심한 피로감을 느끼게 되는 단점이 있다. 이러한 단점을 보완한 것이 다시점(Multiview) 방식으로 이를 통해 시역을 좀 더 확장할 수 있고 관찰자에게 어느 정도의 자유도를 줄 수 있다^[2]. 하지만 이 역시 카메라 수와 카메라 간격의 제한으로 인해 시점의 이동시 불연속이 발생하고 데이터량이 커지는 단점을 안고 있다. 이러한 단점을 보완하기 위해 양쪽의 영상들로부터 중간 시점에 해당하는 영상을 인위적으로 합성해내는 중간 시점 영상 합성(IVR: Intermediate View Reconstruction)에 대한 연구가 많이 이루어지고 있다^{[3][4]}.

스테레오 영상 분석에 있어서 가장 기본이 되는 것은 두 영상의 유사점을 찾아 그 변이를 벡터로 표현하는 변이 추정(Disparity estimation)이며, 중간 영상의 합성을 위해서는 더 세밀하고 정확한 두 영상간의 정합점을 찾는 것이 중요하다.

이에 본 논문에서는 중간 영상 합성을 위해 스테레오 혹은 다시점 영상의 각 영상 사이에서 정합점을 찾아내는 화소단위의 정합 알고리즘과 이를 기반으로 중간 영상을 합성해내는 알고리즘을 제안하였다.

II. 미세 변이 추정

본 장에서는 화소 단위로 좀 더 정확하고 중간 영상 합성에 적절한 변이 추정 알고리즘을 제안한다. 미세 변이를 추정하는 전체적인 흐름은 그림 1과 같다.

1. 가정 (Constraints)

스테레오 및 다시점 영상 분석에 있어서 가장 기본적인 가정은 유일성(Uniqueness)과 일치성(Compatibility)이다. 유일성은 불투명 객체에 있어서 영상의 한 점은 하나 이하의 변이를 갖는다는 것이며, 일치성은 좌우 영상에서 정합점은 실물의 한 점에 대응한다는 것이다. 이로부터 좌영상에서의 변이 벡터와 이에 정합된 우영상으로부터의 변이 벡터의 합은 0이 됨을 알 수 있다.

또한 변이 추정에서 일반적인 가정은 영상을 획득하는 카메라가 정확히 수평으로 설계되었으며 카메라는 모두 동일한 광학적 성질을 갖는다는 것이다^[5]. 이 가정에 의하면 영상 내에 수직 변이는 존재하지 않으므로 변이 벡터는 일차원 벡터로 표현될 수 있다. 카메라의 광학적 성질이 다를 때는 양쪽 영상의 밝기차 등의 요인에 의해 정합 과정에서 많은 오류가 생길 수 있으므로 이러한 상황은 배제한다.

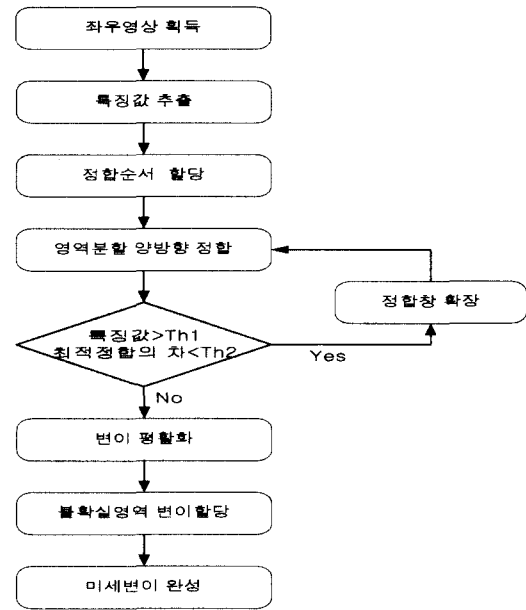


그림 1. 미세 변이 추정 흐름도

변이 추정에 앞서 세워지는 또 하나의 가정은 물체의 경계 영역을 제외한 동일 영역 내에서의 변이 벡터는 유사하다는 것이다^[6]. 이 가정을 통해 신뢰도가 높은 변이를 중심으로 같은 영역의 신뢰도가 낮은 영역에서의 변이 추정의 범위를 제한하여 신뢰도와 수행 속도를 높일 수 있고, 잘못 선택된 변이도 찾아낼 수 있다.

마지막으로 이 논문에서 가정하는 것은 두 영상 내에서 물체의 순서는 바뀌지 않는다는 것이다^[7]. 즉, 좌영상에서 상대적으로 왼쪽에 있던 물체가 우영상에서는 오른쪽에 나타나는 현상은 없다고 가정한다. 그림 2. (a)가 일반적으로 이러한 가정이 지켜진 예이고 그림 2. (b)는 위반된 예이다. 그러나 위반되는 경우는 대부분 앞의 물체가 뒤의 물체를 가리게 되므로 실제 상황에서는 거의 일어나지 않음

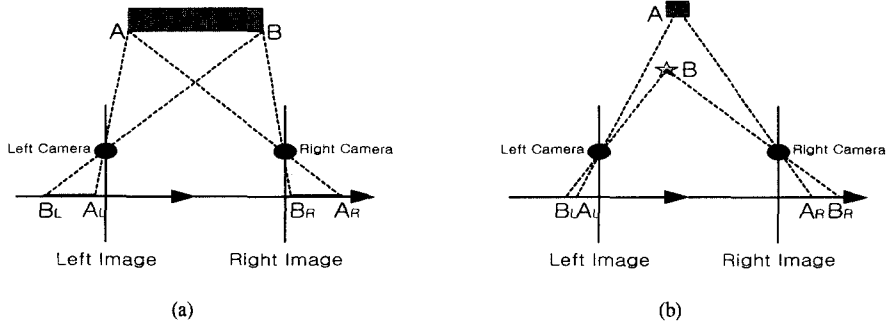


그림 2. (a) 순서에 대한 가정 (b) 가정이 위반된 예

며, 설명 나타나는 경우에도 대부분 양안 시차에 의한 융합 보유의 능력을 잃는 상황이 많으므로 스테레오 영상은 관찰자에게 눈의 피로를 야기하게 되므로 그 의미를 상실한다⁸⁾.

2. 양방향 정합

일반적으로 변이 추정은 한 방향으로 이루어지지만 단방향 추정은 기준 영상과 가장 유사한 영역을 찾아가는 과정에 불과할 뿐 그 것이 정확한 정합점임을 신뢰할 수 없다. 또한 스테레오 영상에는 한쪽 영상에서는 보이지만 다른 쪽에서는 보이지 않는 가려진 영역이 존재하며 이 영역 또한 스테레오 영상 분석에서 중요한 역할을 한다. 가려진 영역은 그 자체 내에서 깊이 정보를 찾을 수 없으므로 특별한 처리를 요하기 때문이다. 그러나 단방향 추정에서는 이러한 가려진 영역의 탐색이 불가능하다.

좌영상으로부터 우영상으로의 변이 벡터가 $d(z)$ 이고 z 에 대응하는 우영상의 점 \hat{z} 로부터 좌영상으로 동일한 과정으로 찾은 변이 벡터를 $d_r(\hat{z})$ 라 할 때 제 1절의 유일성과 일치성의 가정에 의해 양방향정합은 다음 식 (1)의 조건을 만족할 때 성립된다.

$$|d_r(z) + d_r(\hat{z})| < \epsilon \tag{1}$$

주어진 문턱값에 대해 식 (1)을 만족하지 않는 화소는 가려진 영역 또는 불확실 영역으로 구별되어 다른 처리과정에서 제외된다.

3. 영역 분할 알고리즘

일반적인 정합 알고리즘에서는 제 1절의 순서에 대한 가정이 위반되는 영역까지도 탐색 범위에 들어가므로 수행 시간도 오래 걸릴 뿐 아니라 가정에 위반되는 잘못된 변이가 찾아지는 경우도 많다. 영역분할 알고리즘은 우선 가장 정합이 될 확률이 높은 화소부터 순서대로 정합을 수행하여 정합된 점들을 중심으로 영역을 분할해 나가면서 정합 과정을 수행하는 알고리즘이다.

그림 3은 256×256 “Claude” 좌우 영상의 140번째 행의 화소값 분포를 나타낸 그래프이다. 이에 대해 알고리즘의 순서를 예를 들면 다음과 같다.

- (1) 한 행 내에서 각 화소의 특징의 크기 순으로 탐색, 정합을 시도한다. 예를 들어 그림 3에서 가장 특징이 큰 점을 순서대로 A, C, E 라 가정한다.

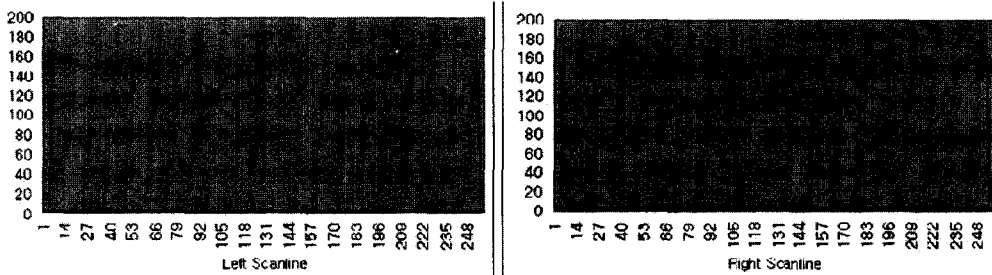


그림 3. “Claude” 영상의 화소값 분포

- (2) A에 대한 정합점을 화소 정합으로 우영상 탐색 영역에서 찾는다. 대응점이 B라면 다시 B의 대응점을 좌영상에서 찾는다. 제 2절의 양방향 정합 조건이 성립하면 A와 B를 정합점으로 결정하고 변이를 기록한다. 조건에 맞지 않을 경우는 가려진 영역으로 판별하고 다음 특징점으로 넘어간다.
- (3) 다음 특징점 B에 대해서도 동일한 과정을 수행하나 A와 B가 정합점일 경우 우영상에서 탐색 범위는 B를 넘어가지 못한다.
- (4) A와 B, C와 D가 정합점일 경우 E의 탐색 범위는 [B, D]이고 정합점 F의 역탐색 범위는 [A, C]이다.
- (5) 이를 반복하여 행 내의 모든 화소에 대해 정합을 수행한다.

이러한 알고리즘을 통해 정합 과정을 수행해 나가면 영역 내에서만 탐색을 수행하게 되므로 정합 과정의 수행 시간이 크게 줄어들 뿐 아니라 잘못된 변이를 찾게 될 확률도 줄어든다.

4. 비용 함수

영상의 정합 과정에 있어서 비용 함수의 역할은 매우 중요하여 어떠한 비용 함수를 선택하는가가 결과에 큰 영향을 미친다. 일반적인 화소정합에서의 비용 함수는 영역 기반과 특징 기반으로 나눌 수 있으나 본 논문에서는 두 가지를 함께 고려하는 비용 함수를 제안한다. 제안하는 비용 함수는 다음 식 (2)와 같다.

$$F(d) = W_1 \times MAEI(d) + W_2 \times MAEF(d) \quad (2)$$

이 식에서 W_1 과 W_2 는 가중치이고, MAEI(Mean Absolute Error of Intensity value)는 화소값의 차이를 의미하며 식 (3)과 같이 얻을 수 있고, MAEF(Mean Absolute Error of Feature value)는 특징값의 차이를 의미하며 식 (4)와 같이 얻을 수 있다. 이때 특징값으로는 소벨 마스크 적용값을 이용한다.

$$MAEI(d) = \frac{1}{N_x N_y} \sum_{k=1}^{N_x} \sum_{l=1}^{N_y} |I(k, l) - I(k+d, l)| \quad (3)$$

$$MAEF(d) = \frac{1}{N_x N_y} \sum_{k=1}^{N_x} \sum_{l=1}^{N_y} |S(k, l) - S(k+d, l)| \quad (4)$$

두 식에서 N_x 와 N_y 는 각각 탐색창의 가로, 세로 크기이며 I 는 화소값의 크기, S 는 특징값의

크기를 나타낸다.

5. 유사 영역에 대한 정합창 확장

영역분할 알고리즘은 초기 정합에 잘못된 정합이 이루어져 영역이 잘못 분할되었을 경우 그 이후 정합들까지 오류가 전파되는 단점을 갖는다. 특히 유사한 모양들이 반복되어 배열되어 있는 영역에는 잘못된 정합이 나타날 확률이 매우 크다. 따라서 이러한 영역의 경우에는 좀 더 정확한 정합 과정이 필요하다. 유사 영역은 그 영역이 어느 정도의 특징을 가지고 있는지와 정합 과정 중 비용 함수 값의 차가 유사한 점들이 있는지에 따라 판별한다. 따라서 다음 식 (5)와 (6)의 두 조건을 모두 만족하는 영역에 대해서 정합창의 크기를 확장하여 정합을 수행한다.

$$|second\ min\ F(d) - min\ F(d)| < min\ F(d) \times Th\ 1 \quad (5)$$

$$\sum_{k=1}^{N_x} \sum_{l=1}^{N_y} S(k, l) > Th\ 2 \quad (6)$$

즉, 정합 과정이 가장 적은 최소 비용을 가지는 점과 그 다음으로 적은 최소 비용을 가지는 점의 비용값의 차가 최소 비용값의 문턱값 비율 이하로 작으면 정합창 확장 대상으로 판별되고, 정합창 내의 소벨 마스크 적용값들의 합을 관찰하여 그 합이 일정 문턱값 이상이면 그 점이 단순한 평활 영역이 아닌 유사한 모형을 반복되는 영역으로 인식해 정합창을 확장하여 더 정확한 정합 과정을 재수행하게 된다.

6. 변이 평활화

제 1절에서 언급했듯이 스테레오 영상은 같은 영역 내에서 비슷한 변이를 갖는다. 하지만 일반적인 화소정합은 가로 방향 변이의 연관성만을 고려할 뿐 세로 방향으로의 연관성은 고려하지 않으므로 잘못된 정합이 가로로 전파되는 오류가 생길 수 있다. 그러나 영상 내에서는 분명히 세로 방향의 변이의 연관성도 존재하며, 이를 고려하면 잘못 정합된 변이들을 보정할 수 있다.

본 논문에서 제안하는 필터는 공간 필터로 평활화를 원하는 변이로부터 위 아래로 일정 범위의 변이 값들의 평균과 분산을 구한 후, 평활화를 원하는 변이의 평균으로부터의 거리가 분산값 이내에 존재하면 변이 값을 유지하고, 분산값 이상으로 떨어져 있으면 잘못된 변이로 인식하여 그 값을 평균값으로 대체하게 된다. 단, 이 모든 과정은 정합되어 변

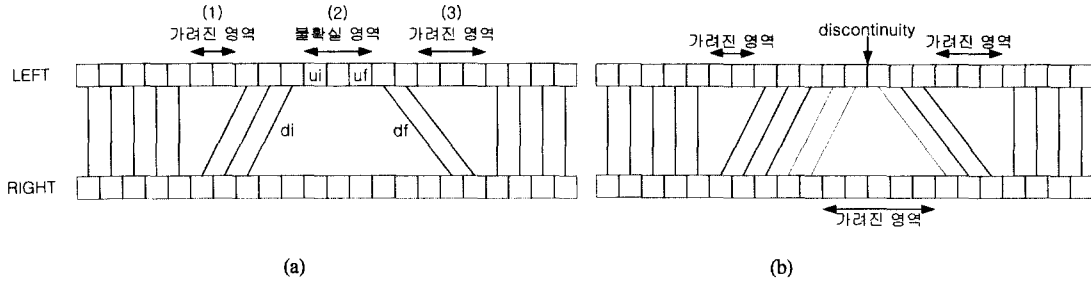


그림 4. (a) 불확실 영역 (b) 변이 할당 결과

이를 가지고 있는 값들에 대해서만 적용된다.

7. 불확실 영역 변이 할당

가려진 영역은 스테레오 영상의 한쪽 영상에서 보이지 않는 영역을 말한다. 하지만 양방향 정합을 통해 가려진 영역을 판별했을 경우에는 유사한 다른 영역으로 정합이 어긋난 경우에도 가려진 영역으로 판별이 되기 쉽다. 따라서 변이 추정 결과에는 그림 4. (a) 에서와 같이 불확실 영역이 나타난다. 불확실 영역이란 변이가 할당되어야함에도 불구하고 변이가 할당되지 못한 영역을 말한다. 그림 4. (a)를 보면 좌영상에 총 8개의 정합되지 않은 화소들이 있다. 이 정합되지 않은 화소들의 좌우 변이 벡터들을 살펴보면 영역 (1)과 (3)은 우영상에서 보이지 않고 좌영상에서만 보이는 가려진 영역이라는 것을 쉽게 알 수 있으나 영역 (2)는 우영상의 해당 영역에 더 넓은 비정합 영역이 존재하므로 실제로는 어떠한 변이가 할당되어야하는 영역임을 알 수 있다. 따라서 이 영역은 좌우 변이들을 참조하여 임의로 변이를 할당해 주어야 하며 이는 곧 불확실 영역 내에서 변이가 달라지는 부분, 곧 불연속점을 찾는 과정을 의미한다.

불연속점을 찾기 위해 먼저 불연속점의 후보들을 기준으로 좌우의 변이를 분할 할당하고 각 할당된 변이에 따라 비용 함수를 계산한다. 그리고 이 때 비용 함수의 합이 가장 적은 점을 불연속점으로 선택하고 그 점을 기준으로 변이를 할당하게 된다. 비용 함수로는 MAEI를 사용하며 이 과정을 수식으로 나타내면 식 (7)과 (8)로 나타낼 수 있다.

$$D_{ss}(L) = \sum_{z=ul}^{l-1} MAEI(z, d_i) + \sum_{z=ul}^{l-1} MAEI(z, d_f) \quad (7)$$

$$L_{opt} = \min_{L \in R} \{D_{ss}(L)\} \quad (8)$$

이 식에서 $MAEI(z, d_i)$ 는 불확실 영역 내 z 위

치에 변이 d_i 를 할당했을 때의 MAE 값을 의미하며 이들의 합이 최소가 되는 L_{opt} 불연속점으로 결정된다. 이 불연속점을 경계로 변이를 할당한 결과가 그림 4. (b) 이다.

III. 중간 시점 영상 합성

먼저 합성하고자하는 시점의 위치를 α 로 나타내며, α 는 0과 1 사이의 값을 갖는다고 가정하자. 즉, 우영상을 기준으로 했을 때 $\alpha=0$ 인 영상은 우영상이며 $\alpha=1$ 인 영상은 좌영상이다.

일반적인 스테레오 카메라 시스템을 가정할 때 중간 영상 내의 정합 영역에 해당하는 값은 좌우 영상으로부터의 거리에 비례하는 가중 평균 보간법으로 합성해 낼 수 있다⁹⁾. 즉, 화소의 위치는 그림 5와 같이 좌우 영상의 변이와의 교점이며 화소값은 다음 식 (9) 과 같이 표현될 수 있다.

$$I_a(i + \alpha \times d(i, j), j, \alpha) = \alpha \times I_l(i + d(i, j), j) + (1 - \alpha) \times I_r(i, j) \quad (9)$$

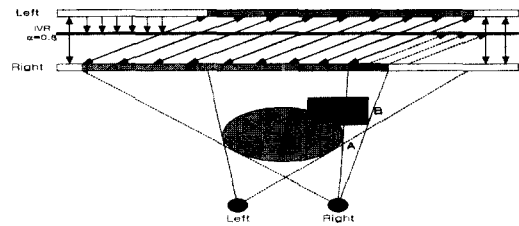


그림 5. 중간 시점 영상의 합성

또한 가려진 영역의 합성에 대해서는 그림 5에서 점선으로 나타낸 것과 같이 양쪽의 인접한 화소 중에 이미 정합되어 보간된 화소의 변이를 비교하여, 스캔라인을 기준으로 이전의 좌영상의 변이가 이후의 변이보다 작은 것은 우 영상에서, 그렇지 않은



그림 6. (a) "Man" 좌영상 (b) "Man" 우영상

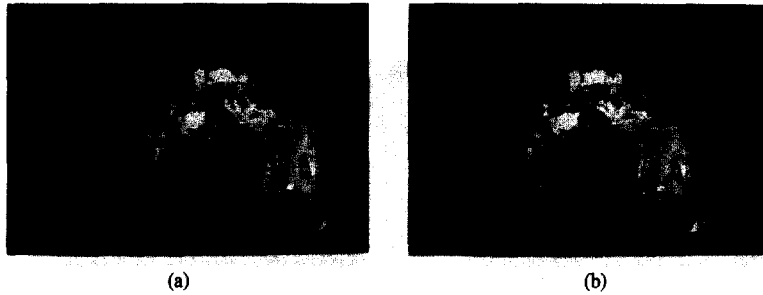


그림 7. (a) "Doll" 1번 영상 (b) "Doll" 5번 영상

것은 좌 영상에서 화소 값을 참조하여 보간한다. 이는 그림에서 보듯이 각 변이의 분포에 따라 좌우 영상의 가려진 영역을 판별할 수 있으며, 각각 대응하는 변이와 기준 영상을 가지고 보간하는 것이 적절하다는 이론에 기인한다.

IV. 모의 실험 결과 및 분석

모의 실험은 일반적으로 널리 알려진 스테레오 영상인 그림 6의 256×256 "Man" 영상, 그리고 자체적으로 획득한 320×240 영상인 그림 7의 "Doll" 영상을 이용하여 변이를 추정하고 중간 시점 영상을 합성함으로써 이루어졌다. 자체 획득한 영상을 사용한 이유는 결과 비교가 객관적으로도 이루어져야 하는데 일반적인 스테레오 영상의 경우 중간 시점의 원영상이 존재하지 않으므로 비교가 불가능하기 때문이다. "Doll" 영상은 순차 평행식 다시점 영상 획득 시스템으로부터 추출하였으며, 약 150 cm 떨어진 물체를 15 mm 단위로 이동하면서 찍은 5 시점 영상의 1번과 5번 영상으로부터 2, 3, 4번 영상을 합성해 원영상과 비교하였다.

성능 비교는 실험 영상에 다이내믹 프로그래밍 (DP) 방식^[6], 단순 양방향 정합 방식^[7], 그리고 제안

한 방식을 각각 적용하여 이루어졌다. 제안한 방식에 쓰인 파라미터는 대부분 실험적으로 결정하였는데 먼저 탐색 범위는 "Doll" 영상은 ±30 화소로 설정하였으며 변이가 매우 큰 "Man" 영상에 대해서는 ±80 화소를 적용하였다. 정합창의 크기는 8×8 을 사용하였고 유사 영역에 대해서는 16×16 으로 확장하였으며, 식 (5)와 식 (6)의 유사 영역 판별 조건에서 문턱값을 Th1=3000, Th2=0.1 로 설정하였다. 그리고 식 (2)의 비용 함수의 가중치는 W₁=8, W₂=2 를 사용하였으며 식 (1)에서의 양방향 정합의 문턱값은 ε=1 을 사용하였고, 마지막으로 변이 평활화 필터의 길이는 30 을 사용하였다.

표 1. 변이 추정 수행 시간 비교 (Sec)

	Man	Doll
DP	79	70
양방향 정합	96	71
제안 방식	58	66

모의 실험은 Pentium III-500, 256 Mbyte 메모리를 탑재한 컴퓨터에서 Visual C++을 사용하여 이루



그림 8. (a) "Man" 의 변이 지도 (b) "Doll" 의 변이 지도

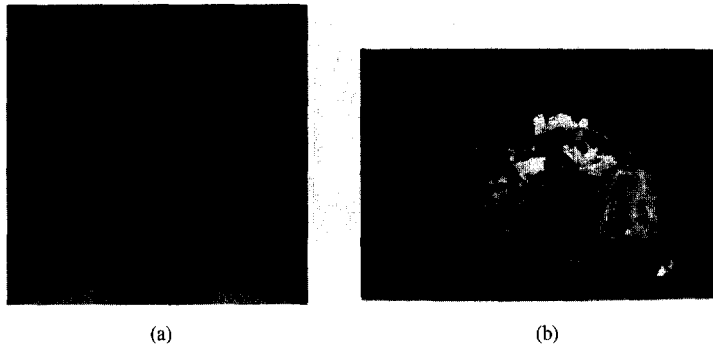


그림 9. (a) "Man" 의 중간 시점 영상 (b) "Doll" 의 중간 시점 영상

어졌는데, 본 변이 추정 속도를 비교한 것이 표 1에 나타나 있으며, 일반적으로 단순 양방향 정합이 가장 시간이 오래 걸리고 제안 방식이 가장 빠른 것을 알 수 있다. 그러나 제안 방식은 영상의 특성에 따라 수행속도가 크게 차이가 나므로 계산량을 다른 알고리즘과 비교하기는 어려우며 비록 전체적으로 빠르기는 하지만 수행 시간을 추측할 수 없다는 단점이 있다. 그리고 그림 8은 실험 영상에 제안 알고리즘을 적용하여 찾은 변이 벡터를 0~255 사이의 값으로 투영하여 변이 지도를 만든 것으로 검출된 가려진 영역은 화소값 255의 흰색 영역으로 표시하였다.

표 2는 각 방식으로 얻은 변이 정보들로부터

표 2. 중간 영상 합성 결과 비교 (dB)

	영상번호	DP	양방향정합	제안방식
Doll	2	23.34	26.88	28.83
	3	24.68	27.95	30.08
	4	27.35	28.90	29.99

"Doll" 영상의 2, 3, 4번 영상을 합성한 후 원영상과 비교한 결과로 제안 방식이 타 방식보다 1~5.5 dB 정도 높은 것을 볼 수 있다. 그리고 그림 9는 "Man" 영상의 중간 시점 영상과 "Doll" 영상의 가운데에 해당하는 3번 영상을 합성한 영상이다. 결과적으로 종합해 볼 때 객관적으로나 주관적으로나 기존의 방식들에 비해서 제안하는 방식이 더 우수한 성능을 보임을 확인할 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 영상의 특징을 이용하여 다시점 영상의 변이 추정 및 중간 시점 영상 합성 알고리즘을 제안하였다.

중간 시점의 영상을 합성하기 위해서는 좌우 영상의 대응점을 정확하게 찾을 수 있는 변이 추정 알고리즘이 필요하다. 이에 정확한 대응점인지를 확인하는 양방향 정합 알고리즘과 특징점들에 가중치를 두어 영역을 분할해 나가면서 잘못된 변이의 생성을 막는 영역분할 알고리즘을 제안하였다. 그리고 정합 과정에서 단순히 화소값만을 비교하지 않고

영상의 특징 정보도 함께 비교하는 비용 함수를 제안하였으며 유사 영역에 대한 정합창 확장 알고리즘과 변이 평활화를 통해서 잘못된 변이가 할당되는 것을 최대한 방지하였다. 또한 변이가 할당되어 야함에도 할당되지 않은 불확실 영역에 대해서도 좌우 변이 정보들을 이용하여 적절한 변이들을 할당해 잘못 추정된 가려진 영역을 제거하였다. 나아가 영역분할 알고리즘으로 인해 탐색 범위가 계속 축소되기 때문에 기존의 방식들보다 더욱 빠른 수행 속도를 얻을 수 있었으며, 결과적으로 이러한 알고리즘들을 통해 기존의 방식들보다 안정적인 변이를 얻을 수 있었고 나아가 중간 시점 영상 합성에 있어 주관적으로나 객관적으로나 더 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

하지만 제안된 알고리즘은 영상의 특성에 따라 속도의 차이가 많이 나므로 수행 시간 예측이 불가능하고 잘못 추정된 변이가 전파될 수 있는 단점이 있으며, 가려진 영역의 추정에도 한계가 있다. 따라서 좀 더 정확한 물체의 특징 추출을 통한 영역 분할과 가려진 영역을 정확히 찾아낼 수 있는 알고리즘들에 대한 연구가 계속되어야 하겠다.

참 고 문 헌

[1] J. E. W. Mayhew and J. P. Fisby, "Psychophysical and computational studies toward depth perception," *Artificial Intelligence*, vol.17, pp.349-385, 1981.

[2] Jens-Rainer Ohm and Karsten Muler, "Incomplete 3-D multiview representation of video objects," *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Tech.*, vol.9, no.2, March 1999.

[3] Mi-Hyun Kim, Kwanghoon Sohn and Sang-Hyun Park, "Intermediate view reconstruction using interpolation and extrapolation techniques in stereoscopic imaging system," *Proc. 3-D Image Conference 99*, pp.187-192, June 1999.

[4] J. Liu and R. Skerjanc, "Construction of intermediate pictures for a multiview 3D system." *Stereoscopic Displays and Applications III*, vol.1669, pp.10-19, SPIE, 1992.

[5] M. E. Izquierdo, "Stereo image analysis for multi-viewpoint telepresence applications," *Signal Processing : Image Comm.* 11,

pp.231-254, 1998.

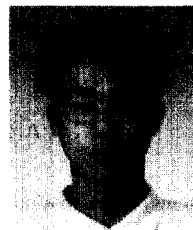
[6] M. A. Snyder, "On the mathematical foundations of smoothness constraints for the determination of optical flow and for surface reconstruction," *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, vol.13, pp.1105-1114, 1991.

[7] Chun-Jen Tsai and A. K. Katsaggelos, "Dense disparity estimation with a divide-and-conquer disparity space image technique," *IEEE Trans. on Multimedia*, vol.1, no.1, March 1999.

[8] NHK 방송기술 연구소 편, 3차원 영상의 기초, Ohmsha, Tokyo, 1998.

[9] J. S. McVeigh, "Efficient compression of arbitrary multi-view video signals," Ph.D. Thesis, Carnegie Mellon Univ., June 1996.

김 한 성(Hansung Kim)



1998년 8월 : 연세대학교
전파공학과 졸업
1998년 11월 : 한국과학기술
연구원 영상미디어센터
학생연구원
2001년 8월 : 연세대학교
전기전자공학과 석사

2001년 9월~현재 : 연세대학교 전기전자공학과
박사과정
<주관심 분야> 영상 신호 처리

김 성 식(Sungsik Kim)

한국 통신학회 논문지 제 26권 7B호 참조

손 정 영(Jung Young Son)

한국 통신학회 논문지 제 26권 7B호 참조

손 광 훈(Kwanghoon Sohn)

한국 통신학회 논문지 제 25권 7A호 참조