

# 다시점 스테레오 영상의 생성

최형일\*

## 1. 서론

디지털 컨버전스(digital convergence)시대를 맞이하여 2004년, 우리나라에서는 디지털콘텐츠 분야에 의미있는 두 가지 사건이 발생한다. 첫 번째는 법률적 사건 즉, 우리나라 국회는 분리되어 있는 방송망과 통신망을 통합하기 위한 새로운 법안인 방송통신법을 제정하려고하는 사건이다. 이것은 디지털컨버전스 시대를 수용할 수 있는 법률적 근거가 마련된다는 점에서 매우 중요한 사건이다. 두 번째는 “디지털컨버전스 혁명, 새로운 기회를 찾아서”라는 주제로 최근 개최된 “서울 디지털포럼2004”에 있다. 이 포럼에는 미국 MIT 미디어랩의 니콜라스 네그로폰테 교수, 길더그롭 조지 길더 회장, 맥킨지&컴퍼니 마이클 J. 울프 대표 등 전세계 디지털혁명을 선도하고 있는 석학과 저명인사들 뿐아니라 정보통신부 장관을 포함하여 국내의 주요 인사들이 대거 참여하여 전자·네트워크·콘텐츠·미디어 등 디지털컨버전스에 대한 심도 있는 토론을 했다. 이 포럼의 결론으로 미래의 새로운 기회는 디지털콘텐츠에 있다는 것과 그 기회는 초고속정보통신망이 가장 발달한

우리나라가 주도적으로 찾을 것을 기대하며 공개적으로 요청한 점이 매우 의미있는 사건이다. 이 두 가지 사건은 우리나라가 디지털컨텐츠분야를 선도할 별률적 사회적 기반이 형성되고 있다는 점에서 매우 중요하다. 이제, 학문적으로는 새로운 기회를 찾을 수 있는 새로운 패러다임을 제공하고 관련된 기술을 연구개발해야 한다. 따라서, 본 논문에서는 점차 대중화되어 가는 디지털 방송의 다양한 콘텐츠에 대한 요구에 부응하기 위하여 다시점 기반의 입체 영상 제작을 위한 요소 기술들에 관하여 서술하고자 한다.

다시점 기반 입체영상의 대표적인 연구 세례로는 카네기 멜론 대학의 Kanade교수팀의 3D Room을 예로 들 수 있다[1].

3D Room은 그림 1과 같이 가로 6m× 세로 6m × 높이 2.7m의 공간에 49개의 카메라를 설치하여

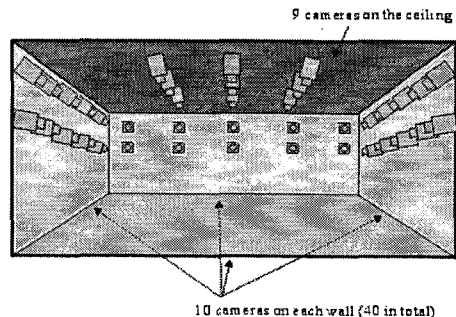
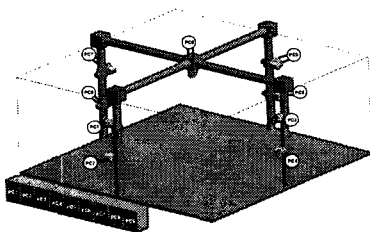


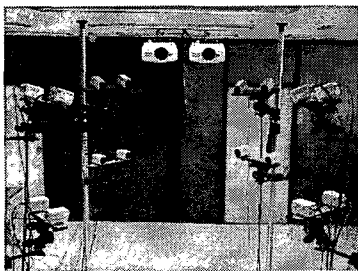
그림 1. CMU 대학의 3D Room

\* 교신저자(Corresponding Author): 최형일, 주소: 서울특별시 동작구 상도5동 1-1 숭실대학교 별관(정보과학관) 227호, 전화: (02)820-0679, FAX: (02)825-1087, E-mail: hic@ssu.ac.kr  
\* 중신회원, 숭실대학교 미디어학부 교수

구성되었으며, 하나의 동기화된 신호를 통해 모든 카메라를 제어하도록 구축하여 연구가 진행되고 있다. 또한, 카나데 교수팀은 실제 미식축구 경기장에 약 25m 높이에 30개 이상의 카메라를 설치하여 영상을 획득하여 여러 시점에서 선수들이 경기하는 모습을 입체적으로 구성하여 실감있는 경기영상을 선보임으로써 실내에서 뿐만 아니라 다양한 방송 환경에 적용할 수 있는 새로운 디지털 콘텐츠로서의 가능성을 보여주고 있다. 다시점 입체 영상은 디지털 방송 이외에도 영상 분석을 통한 깊이정보의 획득을 이용하여 증강현실(Augmented Reality)에 응용하거나, 사용자와의 휴먼 인터랙션이 강조된 게임, 3D 모델의 자동 생성 등 여러 분야에 응용될 수 있다. 본 연구실에서는 그림 2와 같이 CCD 카메라 18대, 프레임그래버(frame grabber) 및 PC 9대, 입체프로젝트 1대로 구성된 다시점 입체 스튜디오를 구축하여 다시점 입체 영상 생성을 위한 연구를 진행하고 있다.



(a) 구조도



(b) 설치모습

그림 2. 본 연구실의 다시점입체 스튜디오

본 연구실에서 구축한 다시점 입체 스튜디오는 좀 더 질 좋은 입체 영상 생성을 위하여 카네기 멜론 대학의 3D Room과는 달리 영상 입력의 각 위치마다 2대의 CCD카메라로 구성된 스테레오 카메라가 설치 되어있다는 점이 기존의 방법과 차이를 두고 있다.

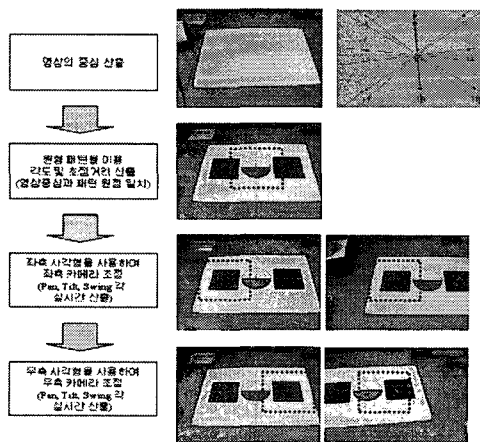
본 논문의 구성은 다시점 입체 영상 생성을 위한 단계로서 2장에서는 패턴의 기하학적 정보를 이용한 스테레오 카메라 보정에 대하여 기술하고, 3장에서는 스테레오 영상 기반의 정합 영역의 분석을 통한 깊이 정보 추출에 대하여 기술한다. 4장에서는 앞의 결과를 토대로 다시점 스테레오 영상 정보를 병합하는 내용에 관하여 기술하며, 마지막으로 5장에서는 결론에 대하여 기술한다.

## 2. 스테레오 카메라 보정

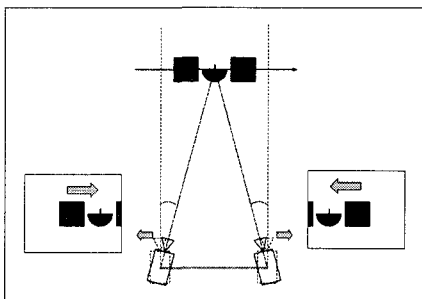
본 장에서는 카메라 내부인자와 외부 인자를 빠르게 추출하기 위해서 특정한 보정 패턴의 기하학적 정보를 이용하여 정형화된 식을 만들고 이를 이용하여 각각의 조망인자들을 추출한다[2]. 이를 달성하기 위하여 기존의 원을 사용한 방법과 사각형의 기하학적정보를 이용하여 각 방법이 갖는 제약사항을 해소하고자 한다. 먼저 원을 사용한 방법에서는 기존의 선과 방향점으로 구성된 패턴을 반원의 면적을 가지고 있는 패턴으로 바꾼다. 선으로 구성되어 있는 기존의 패턴은 카메라 영상에서 하이라이트 문제가 발생하여 패턴의 정확한 파악을 불가능하게 되기 때문에 보정패턴을 면으로 구성하여 이러한 문제를 해결 하도록 한다. 원형 패턴을 이용하여 카메라 인자인 pan, tilt, swing 각과 패턴과의 거리를 계산한 후 초점거리를 산출한다. 사각형 패턴은 구하여진 초점거리를 이용 카메라의 조정 각도를 산출하고 비교하여

최적의 방향을 결정하고 스테레오 카메라를 보정한다[3,4].

보정 방법은 그림 3의 (a)와 같이 실행한다. 먼저 점으로 구성된 패턴을 이용하여 영상의 중점을 산출한 후 원과 사각형으로 구성된 패턴에서 영상의 중점과 원형 패턴의 중심을 일치시키고 조망인자를 구하고 초점거리를 구한다. 사각형 패턴을 이용해 그림 3의 (b)와 같이 원형 패턴의 좌측 사각형 패턴을 이용하여 좌측 카메라의 조망인자를, 우측 사각형 패턴을 이용하여 우측 카메라의 조망인자를 실시간으로 산출함으로써 각각의 카메라를 보정할 수 있다.



(a)



(b)

그림 3. 카메라 보정 절차

### 3. 정합영역의 유형분석을 통한 깊이정보 추출

#### 3.1 정합영역의 유형분석

분할영역기반 스테레오 정합은 두 영상에서 분할영역간의 유사도를 비교하여 대응관계를 결정함으로써 정합을 수행한다. 그리고 정합영역의 변이는 대응관계가 결정된 영역간의 모양정보를 이용하여 계산되며 전체 정합영역의 변이가 계산되면 영상전체의 변이도를 획득할 수 있다. 기존의 분할영역기반 스테레오 변이 추정방법의 문제점은 영상분할 결과에 따라서 변이도의 정확도가 민감하게 반응한다는 것이다. 즉, 두 스테레오 영상에 대하여 영상분할을 수행한 후 각각 좌우영상에서 대응가능성이 있는 분할된 영역들의 형태나 크기 등이 서로 유사하지 않다면 정합률이 낮아지는 원인이 되고 결국 정확한 변이도를 얻는 것이 어렵게 된다. 또한 기존방법에서는 정합특성, 예를 들어 정합된 영역들의 모양과 크기 등을 고려하지 않고 일률적인 방법을 사용하여 변이를 계산함으로써 변이도의 정확도를 감소시키는 문제점이 있다[5,6]. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제점을 보완하기 위해 스테레오 정합결과를 분석하여 정합영역을 유형별로 분류하고 각 유형에 따라서 적절한 변이 추정방법을 적용함으로써 전체 변이도의 정확도를 향상시키는 방법을 사용한다.

그림 4는 본 논문에서 기술하는 정합영역의 유형분석을 이용한 스테레오영상의 변이 추정방법의 전체 개요도를 보여준다. 본 논문에서 기술하는 방법은 분할된 영역들의 대응관계를 결정한 뒤에 수행되며 크게 두 단계로 구성된다. 첫 번째 단계에서는 정합영역을 정합유형에 따라 유사정합, 비유사정합, 오정합, 비정합 영역으로 분류한다. 두 번째 단계에서는 분류된 정합영역별로 효

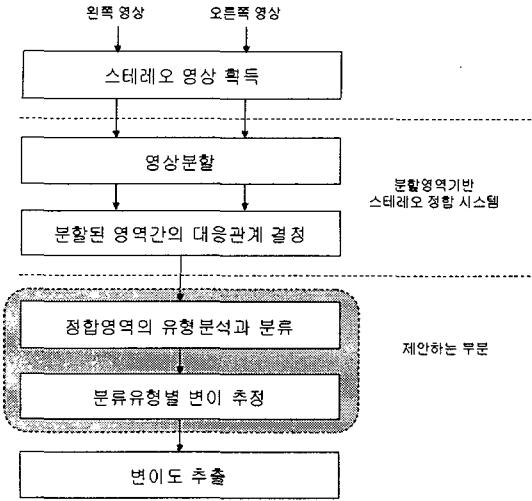
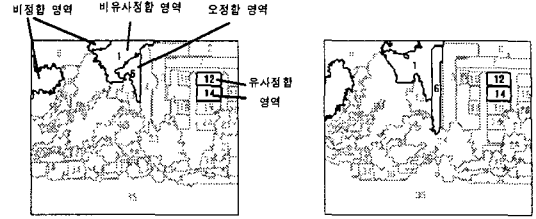


그림 4. 정합영역의 유형분류를 이용한 스테레오영상의 변이 추정

과적인 변이 추정 방법을 적용하여 정확한 변이도를 추출한다.

그림 5는 전체 정합영역을 유형별로 분류한 예를 보여주고 있다. 그림 5(a)와 (b)는 스테레오 영상에 대한 정합결과이며 정합에 성공한 왼쪽과 오른쪽 영역은 같은 번호가 부여되고 그렇지 않고 정합에 실패한 영역은 번호가 부여되지 않는다. 그림 5(c)는 유형별로 분류된 정합영역의 예를 보여준다. 전체 분할영역에 대한 스테레오 정합결과에서 가장 먼저 눈에 띄는 특징은 정합의 성공유무이다. 즉 정합영역은 정합된 영역과 비정합된 영역으로 구분된다. 비정합 영역은 대응후보영역과 크기차이가 크거나 대응후보영역이 존재하지 않기 때문에 정합에 실패한 영역이다. 그런데 정합된 영역에 대해서는 변이를 계산할 수 있지만 비정합 영역은 변이계산을 할 수 없다. 따라서 전체 정합영역에서 비정합 영역의 비율이 높다면 전체 영상에 대해 계산된 변이도의 정확도는 낮을 수밖에 없다. 그리고 정합된 영역을 더 자세하게 살펴보면 좌우 영상에서 동일한 영역과 대응관계



(a) 왼쪽 정합 결과 (b) 오른쪽 정합 결과

정합영역 영역유형	왼쪽 영상의 영역	오른쪽 영상의 영역	두 영역의 중첩과 영역중심 비교
비정합 영역		없음	비교대상 없음
오정합 영역			
비유사정합 영역			
유사정합 영역			

(c) 분류된 각 영역 유형의 예3

그림 5. 정합영역의 유형분류의 예

를 가지는 경우와 그림 5(a)의 6번 영역처럼 그렇지 않은 경우를 볼 수 있다. 후자의 경우는 본 논문에서 오정합 영역이라고 정의하는데 오정합 영역은 변이 계산이 가능하지만 실제 그 결과는 정확하지 않다. 따라서 비정합 영역과 마찬가지로 전체 정합영역에서 오정합 영역의 비율이 높을수록 변이도의 정확도는 감소한다.

마지막으로 정합결과에서 비정합과 오정합 영역을 제외한 나머지 영역을 살펴보면 또 한 가지의 변이계산에 영향을 미칠 수 있는 요인이 존재함을 알 수 있다. 그림 5(a)에서 1번 영역처럼 두 정합 영역의 크기나 모양이 매우 다른 경우로서 본 논문에서는 비유사정합 영역이라고 정의한다. 비유사정합 영역에 대한 변이 추정 결과는 대응 영역의 크기나 모양에 민감한 결과를 보인다. 이

것은 분할 영역 기반의 스테레오 변이 추정이 정합된 영역의 경계에 해당하는 대응점 간의 평균변이를 계산하기 때문이다. 그림 6은 정합영역의 유형에 따라 적절한 변이 계산 방법을 사용하기 위해 필요한 정합영역의 유형분류 알고리즘을 보여주고 있다.

본 논문의 유형분류 알고리즘은 다음과 같이 세 단계로 구성된다. 첫 번째 단계에서는 정합영역을 정합의 성공유무에 따라 정합된 영역과 비정합 영역으로 분류한다. 이 때 영역의 정합 성공유무는 스테레오 정합 단계에서 결정된 영역간의 대응관계를 이용하여 알 수 있다. 그런데 비정합 영역들은 기준영역이 후보영역과 모양, 크기가 현저하게 틀리기 때문에 대응영역을 찾을 수 없고 결국 정합에 실패한다는 특징이 있다. 이것은 두 영역의 모양정보를 주로 이용하는 분할영역기반 정합의 단점중의 하나이다. 또한 비정합영역이 나타나면 변이도의 정확도가 떨어지는데 특히 실내 영상 보다도 실외의 복잡한 자연영상에서는 이러한 비정합영역이 더 많이 나타난다.

두 번째 단계에서는 정합된 영역을 동일영역간 정합 영역과 오정합 영역으로 분류한다. 여기서 두 영역을 분류하기위해서는 정합된 두 영역의 무게중심을 중첩시켰을 때 두 무게중심을 잇는

선분의 기울기를 이용한다. 두 정합 영역의 형태가 비슷하고 y좌표의 위치도 크게 차이가 없는 정합영역에 대해서는 두 영역의 무게중심을 잇는 선분이 수평으로 형성되지만 그렇지 않은 경우에는 무게중심을 잇는 선분이 수평을 이루지 않는다는 특성을 이용한 것이다.

세 번째 단계에서는 동일영역간 정합 영역을 유사정합 영역과 비유사정합 영역으로 분류한다. 유사정합 영역과 비유사정합 영역을 분류하기위해서는 두 정합영역의 중첩되는 Y구간에서 두 정합영역의 너비차이에 대한 분산값을 이용한다. 여기서 중첩되는 Y구간은 그림 7과 같이 두 정합영역에서 y좌표가 겹치는 구간을 의미한다.

두 영역의 너비차이에 대한 분산값  $\sigma_d$ 는 그림 8(a)와 같이 두 정합영역의 너비차이가 작을 경우에는 작은 값이 되며 그림 8(b)와 같이 두 정합영역의 너비차이가 큰 경우에는 큰 값이 된다. 따라서  $\sigma_d$ 값이 미리 정한 임계값보다 작은 경우에는 두 정합영역을 유사정합 영역으로 분류하고 반대의 경우에는 비유사정합 영역으로 분류한다. 그림 9는 대응점 탐색 제약사항을 이용하여 두 정합영역에서 대응되는 경계점을 찾은 예를 보여주며 각각  $P_1, P_2$ 가 대응되고  $P_3, P_4$ 가 대응된다.

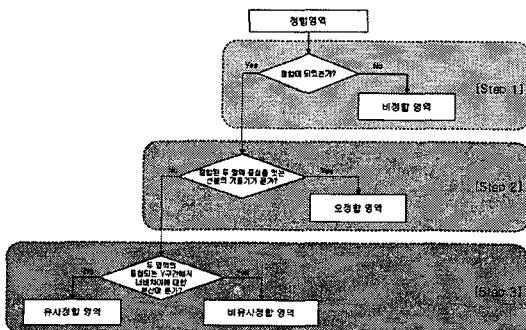


그림 6. 정합영역의 유형분류 알고리즘

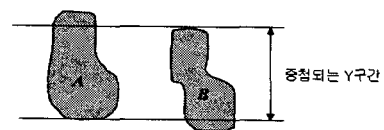


그림 7. 두 정합 영역의 중첩 Y구간

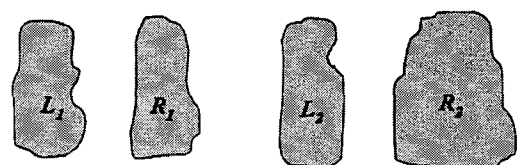


그림 8. 두 정합영역의 너비차이에 따른  $\sigma_d$ 의 크기

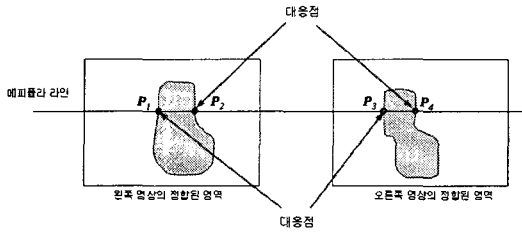


그림 9. 정합영역의 대응점

### 3.2 정합유형별 변이추정

유사정합 영역은 네 개의 정합유형중 가장 잘 정합된 경우로서 이 경우에는 영역에 대한 변이를 계산하기 위해서 두 영역의 중첩된 Y구간에서 모든 경계점의 변이를 사용한다. 정합된 좌우 영역의 k번째 두 대응점의 x좌표를 각각  $x_k^L, x_k^R$ 이라고 하자. 유사정합 영역의 평균 변이  $D_s$ 는 식 (1)을 이용하여 계산한다.

$$D_s = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (x_k^L - x_k^R) \quad (1)$$

비유사정합 영역은 동일영역간 정합에는 성공했지만 두 대응영역의 크기와 모양의 차이 때문에 정확한 변이를 계산하기 어려운 영역이다. 두 대응영역의 크기와 모양의 차이는 중첩된 Y구간내에서 영역너비차이에 대한 분산값을 크게 만들며 이에 따라 각 경계점들의 변이에 대한 차이도 크게 나타난다. 이것은 영역의 최종변이에 대한 정확도를 떨어뜨리게 된다. 따라서 본 논문에서는 이러한 두 대응영역의 차이에 대한 영향을 받지 않고 정확한 변이를 계산하기 위해서 그림 7과 같이 영역의 너비 크기가 비슷한 부분의 경계점에 대한 변이만을 사용한다. 그림 10에서 두 대응영역 L과 R의 너비크기가 비슷한 부분은 변이 계산에 사용되지만 너비크기가 큰 부분은 변이 계산에서 제외된다.

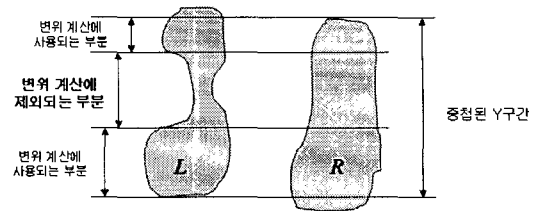


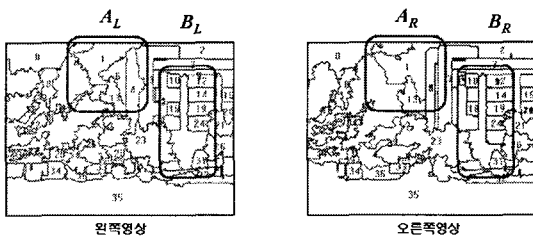
그림 10. 변이 계산에 사용되는 구간의 구별

### 3.3 오정합 영역과 비정합 영역

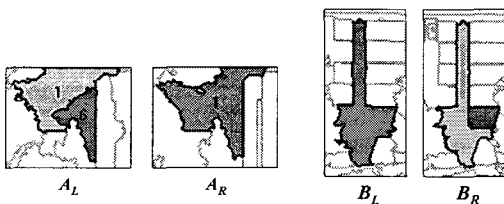
오정합 영역은 정합에 성공했지만 정합된 두 대응영역은 실제 전혀 다른 영역이다. 따라서 오정합 영역에 대해서 계산된 변이는 잘못된 값을 갖기 때문에 최종 변이도 계산에서는 오정합영역에 대한 변이를 배제한 결과만을 사용하여야 한다. 또한 전체 정합영역에서 오정합 영역의 비율이 높아진다면 최종 변이도에 사용되지 못하고 배제되는 변이값이 많아지게 되며 결국 오정합 영역의 비율이 일정비율을 넘는다면 최종 변이도는 사용이 불가능할 정도의 정확도를 갖게 된다. 최종 변이도의 정확도를 떨어뜨리는 또 하나의 정합영역으로는 비정합 영역이 있다. 비정합 영역은 정합단계에서 정합에 실패한 영역이다. 따라서 대응영역이 존재하지 않아 변이 계산이 불가능하기 때문에 비정합영역도 오정합 영역과 마찬가지로 전체 변이도에 변이를 포함할 수 없다. 이러한 오정합과 비정합 영역이 발생하는 가장 큰 이유는 입력된 두 스테레오 영상의 특성, 두 카메라의 관찰 지점(view point)이 서로 조금씩 다르기 때문에 발생하는 부분 폐색(occlusion)과 두 카메라가 받는 조명의 차이 등, 이로 인한 두 영상의 차이가 영상분할 결과에서도 나타남으로써 기준영역에 대한 대응후보영역이 존재하지 않거나 기준영역과 대응후보영역의 크기와 모양이 현저하게 차이가 나기 때문이다. 그런데 오정합과 비정합 영역을 자세히 살펴보면 그림 11(b)의 예 처럼 왼쪽

영상의 영역 1번과 6번에 대응 가능한 오른쪽 영상의 영역은 1번 영역과 같이 통합된 형태로 존재하거나 그림 11(c)의 예처럼 왼쪽영상의 영역과 대응가능성이 있는 오른쪽 영역이 두 개 이상의 영역으로 분리된 형태로 존재하는 경우를 볼 수 있다.

이러한 경우의 영역들은 영역분할 및 병합을 통해서 기준영역과 정합될 수 있는 형태로 변형한 뒤 새로운 정합을 결정하고 변이를 추정할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 오정합과 비정합 영역에 대한 병합 및 분할(merge and split)방법을 사용하여 전체 정합영역에서 오정합과 비정합 영역의 비율을 최소화하여 최종 변이도의 정확도를 향상시킨다. 정합 영역에 대한 병합 및 분할 방법은 크게 두 단계로 구성된다. 첫 번째 단계에서는 오정합과 비정합 영역에서 병합이나 분할을 수행함으로써 새로운 정합이 결정될 가능성이 있는 영역을 탐색한다. 두 번째 단계에서는 탐색된 영역에 대해서 실제 분할 또는 병합을 수행하고 새로운 정합을 결정하여 변이를 추정한다.



(a) 스테레오 정합결과



(b) A부분의 예(통합) (c) B부분의예(분리)

그림 11. 대응가능 영역의 통합과 분리의 예

#### 4. 다시점 스테레오 영상정보의 병합

다시점 스테레오 영상의 자연스러운 병합을 위해서는 입력영상을 정확하게 정렬하여야 한다. 본 논문에서는 이 문제를 임의의 각도에서 획득된 얼굴 영상을 효과적으로 병합하여 실감있는 입체 얼굴 영상을 생성하는 문제에 국한하여 기술한다.

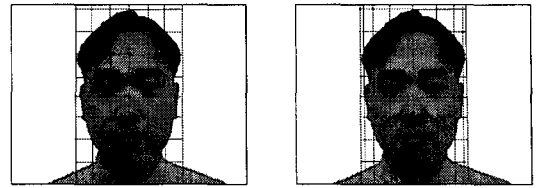
부정확한 각도에서 얻어진 얼굴영상들을 정렬할 때 발생하는 텍스처 생성 결과 오류를 해결하기 위해 본 논문에서는 3차원 얼굴모델을 얼굴모양과 가장 유사한 타원체형 모델로 정의한다. 그리고 3차원 얼굴모델로부터 획득한 2차원 얼굴영상을 정렬하기 위하여 가변적 블록크기를 기반으로 하는 블록정합을 수행한다. 이때, 가변적 블록크기를 사용하는 이유는 얼굴모델의 기하학적인 특징인 곡률을 고려하기 때문이다.

##### 4.1 가변적 블록크기의 계산

블록정합 알고리즘은 입력된 영상들을 동일한 크기로 분할한 후 임의의 기준 블록에 대한 후보 블록 중에서 정합유사도가 가장 높은 블록을 찾아내는 정합 방법이다. 3차원 얼굴모델을 촬영한 2차원 영상에 대해 동일한 크기의 블록을 사용한 일반적인 블록정합 알고리즘을 사용할 경우 모델의 곡률 때문에 영역간의 오차가 발생하게 된다. 또한 이를 개선한 실린더형 원형모델의 경우는 상하 곡률을 고려하지 않는 단점이 있다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해서 모델의 상하좌우 곡률에 따라 가변적인 블록크기를 적용한다. 그림 12는 타원체형 모델을 동일한 각도  $\theta_z$ 로 분할했을 때 2차원 영상에서 모델의 곡률에 따라 영상 중심을 기준으로 영상의 상하 또는 좌우측으로 갈수록 블록의 크기가 작아지는 가변적인 크기의 블록이 생성됨을 보여준다. 그림 12에

서 블록 열과 행의 인덱스  $n$ 이 음수 값을 가지면 2차원 영상에서 중심을 기준으로 좌측이나 하단 영역의 블록이 되고 양수 값이면 우측이나 상단 영역의 블록이 된다.

그림 13은 기존의 블록정합 방법 알고리즘과 본 논문에서 제안한 방법으로 영상을 분할한 결과를 비교해서 보여준다. 그림 13에서 (a)는 동일한 블록크기로 영상을 분할한 결과를 보여주며 (b)는 실린더형 모델의 가변적 블록크기로 분할한



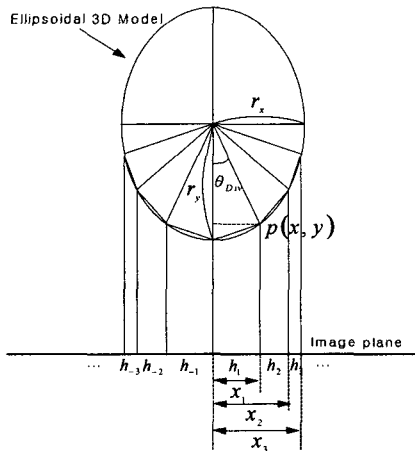
(a) 동일한 크기로 분할 (b) 실린더 모델을 이용



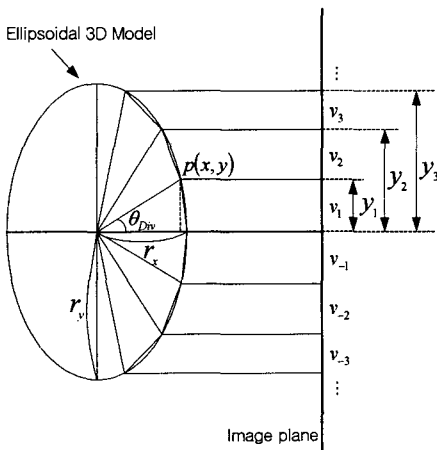
(c) 타원체형모델 이용

그림 13. 블록분할 방법에 따른 블록 크기 비교

결과를 보여준다. (c)는 본 논문에서 제안한 방법인 타원체형 모델의 기하학적 성질, 즉 곡률을 이용하여 가변적인 블록크기로 영상을 분할한 결과를 보여준다.



(a) 모델 윗면(블록너비)



(b) 모델 정면(블록높이)

그림 12. 곡률에 따른 가변적 블록 크기

#### 4.2 다시점 블록간의 정합

본 논문에서는 블록정합을 수행하기 위해 영상 간의 상관관계를 잘 나타낼 수 있는 칼라특징과 텍스처 특징을 사용한다. 이들 특징은 블록 단위로 계산되며 각 특징의 기여도를 나타내는 가중치와 함께 정합 유사 함수를 정의하게 된다. 일반적으로 칼라 영상을 표현하기 위해 RGB 칼라 공간을 많이 사용하지만 영상 처리를 수행하려 할 때 세 가지의 R, G, B 칼라 값을 모두 처리해야 하므로 영상처리에 비효율적이다[7]. 본 논문에서는 조명의 변화에 강건한 YIQ 칼라 모델을 사용한다. 그리고 블록정합 시 색상분포가 균일한 영역에서 발생할 수 있는 정합 오류 발생 문제점을 보완하고 영상의 특징을 잘 반영하기 위해 텍스처 정보도 함께 사용한다. 텍스처 특징은 가보 웨이



블릿 변환(Gabor wa velet transform)을 수행하여 얻은 가보 웨이블릿 인수(Gabor wavelet coefficients)를 사용한다. 가보 웨이블릿 인수는 가보 웨이블릿 커널(Gabor wavelet kernel)을 영상에 컨볼루션(convolution)하여 구하는데 이는 영상의 텍스처 정보를 잘 반영하는 특징으로 뛰어난 텍스처 구분력을 가진다[8]. 본 논문에서는 칼라 특징과 텍스처 특징을 이용한 적절한 정합 함수를 정의하고 이를 이용한 블록간 정합을 시도하여 대응되는 블록을 확인한다. 기준 블록과 정합된 블록간의 변위는 기준 블록에 대한 후보 블록들의 정합 유사도를 계산한 후 이중 최대 정합 유사도를 가지는 블록을 정합된 블록으로 결정하고, 기준 블록에 대한 이 블록의 상대적 위치를 변위벡터  $(u^*, v^*)$ 로 정의한다. 여기서  $u^*$ 는  $x$ 축으로의 변위를 의미하고,  $v^*$ 는  $y$ 축으로의 변위를 의미한다.

### 4.3 영상 모자이크

본 장에서는 타원체형 모델 기반의 영상정렬 알고리즘을 이용해 입력된 영상들을 정렬한 후 하나의 텍스처 영상을 생성하는 영상 모자이크 기법에 대해 설명한다. 본 논문에서는 얼굴 텍스처 영상을 생성하기 위하여 영상 스티칭 기법을 사용하며 영상들이 서로 잘 융합하도록 크로스 디졸브(Cross-dissolve) 기법을 적용한다[9,10].

영상이 정렬된 상태에서 중첩된 영역에 위치하는 픽셀의 칼라 값을 적절하게 부여된 가중치에 따라 혼합함으로써 최종 텍스처를 생성할 수 있다. 본 논문에서는 보다 자연스러운 텍스처를 생성하기 위하여 중첩된 영역과 입력 영상간의 거리를 고려해 가중치를 부여하는데, 이는 각각의 영상에 대해서 반비례 관계를 가지는 선형적인 가중치를 부여하는 방법이다.

영상 모자이크 기법을 사용하여 생성되는 얼굴 텍스처 영상을 식 (2)과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned}
 & \text{if (Visible } P \text{ unique in } I_i) \\
 & \quad T = I_i(p) \\
 & \text{else} \\
 & \quad T = \sum_{i=1}^n w_i(p) \cdot I_i(p)
 \end{aligned} \tag{2}$$

식 (2)에서  $T$ 는 텍스처 영상을 의미하고,  $I_i$ 은 입력영상을 의미한다.  $P$ 는 중첩된 영역에 존재하는 임의의 픽셀을 의미하며,  $w_i(p)$ 은 영상을 스티칭할 때  $P$ 에 대한  $i$ 번째 입력영상에 부여하는 가중치를 의미한다. 식 (2)에서 알 수 있듯이 영상이 중첩되지 않은 영역에 대해서는 픽셀  $P$ 가 영상  $I_i$  중 어떤 영상에 보이는 픽셀인지를 확인하여 텍스처 영상에 사용할 픽셀 값을 결정한다.

중첩된 영상에 대해서는 위에서 설명한 가중치 부여 방식에 따라 영상  $I_i$ 에 대해 각각 가중치  $w_i$ 을 부여하여 영상을 스티칭한다. 영상을 스티칭할 때 정렬된 영상들은 중첩된 영역을 고려하여 가중치를 부여한다. 그림 14는 중첩된 영역의 임의의 픽셀  $P$ 가 각 입력영상의 중점  $C_i$ 와의 거리에 반비례하는 가중치를 사용하여 값이 결정됨을 보여준다.

본 논문에서 설명한 스티칭 방법은 실감 있는 텍스처를 생성하지만 텍스처를 확대하여 보면 중

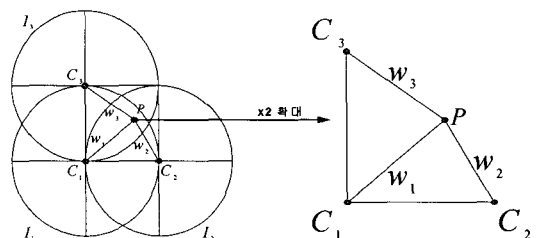


그림 14. 영상의 중첩 영역에 부여되는 가중치

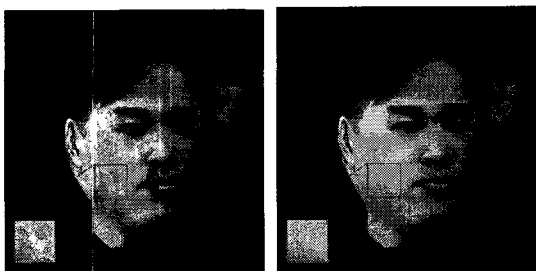
촬영영역의 경계 면에서 고스트 효과 즉 주름무늬가 발생함을 볼 수 있다.

이러한 고스트 효과를 제거하기 위해 3차 회선 보간법을 사용하여 영상의 경계지역을 매끄럽고 실감 있게 만들어준다[11,12]. 그림 15는 생성된 얼굴 텍스처에 나타나는 고스트 효과를 제거하지 않고 3차원 얼굴 모델에 매핑한 결과와 고스트 효과를 제거한 후 3차원 얼굴 모델에 매핑한 결과를 비교하여 보여준다. 그림 15에서 볼 수 있듯이 고스트 효과를 제거한 후 매핑했을 때 더욱 실감 있는 모델이 생성됨을 볼 수 있다.

5. 실험 결과

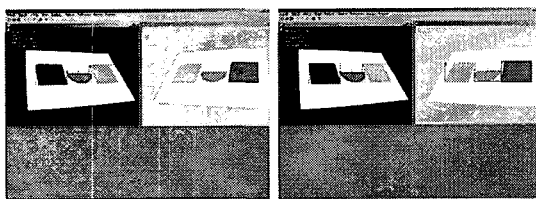
그림 16은 각각의 영상에서 원형 패턴을 이용하여 카메라에 대한 조망인자 추출을 수행하는 결과이다.

그림 17은 사각형의 각 꼭지점에 대한 위치를



(a) 고스트효과 제거 전 (b) 고스트효과 제거 후

그림 15. 중첩 영역의 경계면 비교

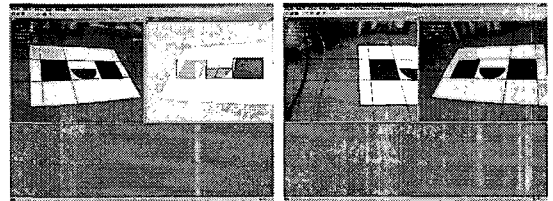


(a) 왼쪽카메라 (b) 오른쪽카메라

그림 16. 원형 패턴을 이용한 조망인자 추출

찾아 원형 패턴을 이용하여 추출된 초점거리를 적용해 현재 카메라 조정상태를 파악한 후 카메라를 조정하여 스테레오 카메라를 세팅한다.

그림 18은 이를 최종적으로 카메라 조정 완료 후의 영상이다. 다음으로 그림 19와 표 1은 실외



(a) 왼쪽카메라 (b) 오른쪽카메라

그림 17. 사각형 패턴을 이용한 조망인자 추출

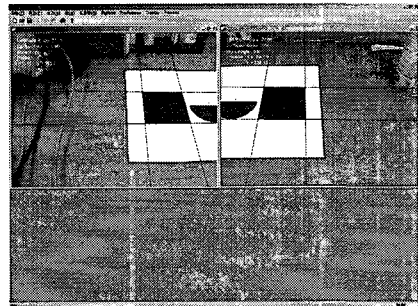
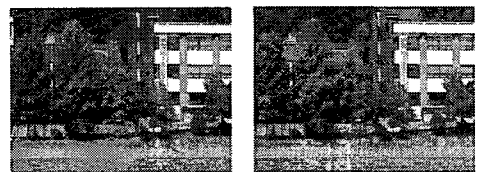


그림 18. 카메라 조정 완료 후 영상



(a) 왼쪽 영상 (b) 오른쪽 영상



(c) 기존 방법 (d) 제안한 방법

그림 19. 실외 스테레오 입력영상에 대한 깊이 비교

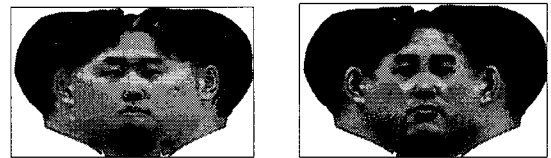
스테레오 입력영상에 대한 깊이 비교를 실험한 결과로 본 논문에서 기술한 방법이 기존 방법보다 개선된 것을 확인할 수 있었다.

다음 표 1에서 사용한 기존 방법은 AC(Adjacency constraint)기반 방법을 사용하였다[13].

마지막으로 다시점 영상 병합의 성능분석을 위하여 기존의 영상정렬 방법들과 본 연구에서 개발한 타원체형 모델의 영상정렬 방법을 사용하여 비교 분석하였다. 그림 20은 실험을 위하여 사람의 얼굴을 45° 간격으로 상하 2방향과 좌우 5방향으로 촬영하여 획득한 영상을 보여준다.

그림 21은 생성된 얼굴 텍스처 결과를 보여준다. 그림 21에서 (a)는 기존의 영상정렬 방법을 사용하여 얼굴 텍스처를 생성한 결과이고 (b)는

본 논문에서 기술한 타원체형 모델의 영상정렬 방법을 사용하여 생성한 얼굴 텍스처의 결과이다. 그림 21의 (a)에서 볼 수 있듯이 기존 방법으로 생성한 텍스처는 중첩영역의 경계가 희미해지고 고스트 효과가 강하게 나타나는 등의 문제점으로 인하여 부자연스러운 텍스처가 생성된다.



(a) 동일한 크기블록이용 (b)타원체모델 이용  
그림 21. 텍스처 생성결과

표 1. 깊이의 정확도 비교

영역 유형	영역 개수	정확도	
		기존 방법 [AC기반]	제안하는 방법
유사정합 영역	11 (19.3%)	9	9
비유사정합 영역	21 (36.8%)	12	19
오정합 영역	5 (8.8%)	0	2
비정합 영역	20 (35.1%)	0	11
합계	57 (100%)	21 (36.8%)	41 (71.9%)

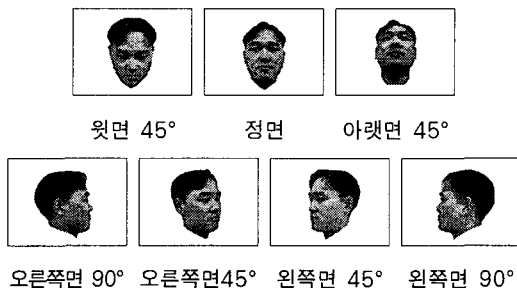
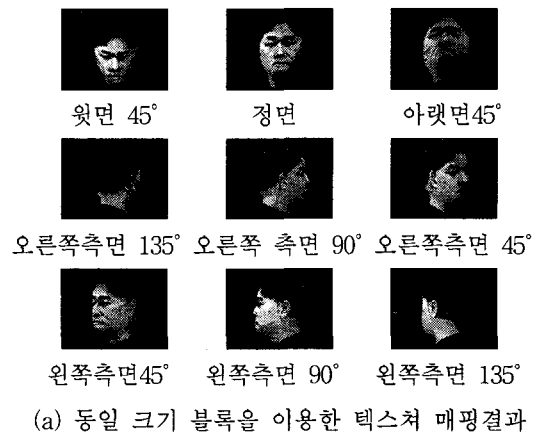
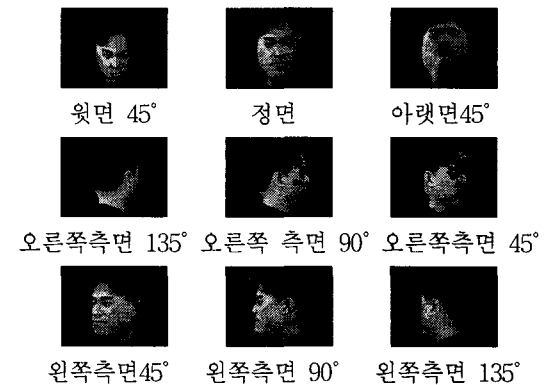


그림 20. 실험에 사용된 영상



(a) 동일 크기 블록을 이용한 텍스처 매핑결과



(b) 제안한 방법의 텍스처 매핑 결과

그림 22. 임의의 뷰에서의 영상 생성 결과

그림 22에서 (a)는 기존의 방법으로 생성된 텍스처를 얼굴 모델에 매핑한 결과이고 (b)는 본 논문에서 기술한 방법으로 생성된 텍스처를 얼굴 모델에 매핑한 결과이다. 그림 22에서 알 수 있듯이 기존 방법으로 생성된 텍스처를 얼굴 모델에 매핑하며 중첩영역의 경계지역은 희미해지고 뭉개져 보이는 고스트 효과가 강하게 나타나며 전체적인 얼굴 구조와 윤곽이 비뚤어져 보이는 등의 문제점으로 인하여 부자연스러운 결과물이 생성된다. 하지만 본 논문에서 기술한 방법으로 생성된 텍스처를 얼굴 모델에 매핑하여 위와 같은 문제점을 해결하였고 자연스러운 결과물을 얻었다.

## 6. 결 론

본 논문에서는 패턴의 기하학적정보를 이용한 스테레오 카메라 보정과 분할영역기반 스테레오 정합 그리고 타원체형 모델의 가변적 블록크기를 기반으로 하는 영상정렬 알고리즘을 사용하여 다시점 스테레오 영상을 생성하는 방법에 관하여 기술하였다. 스테레오 카메라 보정을 위해서는 카메라 내부인자와 외부 인자를 빠르게 추출하기 위해서 특정한 보정 패턴의 기하학적 정보를 이용하여 정형화된 식을 만들고 이를 이용하여 각각의 조망인자들을 빠르게 추출할 수 있었다. 분할영역기반의 변이 추정은 분할된 영역단위로 변이값을 계산하는데 스테레오 정합단계의 정합오류뿐만 아니라 정합된 영역의 유형을 고려하지 않고 일률적인 방법으로 변이를 계산하기 때문에 부정확한 변이를 추정하게 되는 문제점을 가지고 있다. 이런 문제점을 해결하기 위해서 본 논문에서는 정합된 영역의 정합유형을 고려하여 변이를 추정하는 방법을 사용하여 기존의 문제를 해결하였다. 마지막으로 영상정렬 방법으로는 얼굴 형태와 유사한

타원체형 모델의 가변적 블록크기를 기반으로 하는 영상정렬 알고리즘을 기술하였다. 이는 블록정합 수행 시 좌우 곡률만을 고려한 기존의 실린더형 원형모델 방법은 좌우 영상에 대하여 정확한 정렬을 수행하지만 상하 영상에 대해서는 사람의 두상모양이나 턱 구조의 특징을 반영하지 않았기 때문에 정렬오류가 발생하므로 이를 해결하기 위하여 타원체형 얼굴 모델의 상하좌우의 곡률에 따라 가변적인 블록크기를 사용하는 블록정합 알고리즘을 사용하였으며 기존 방법을 개선할 수 있었다.

본 논문에서 기술한 다시점 입체 영상은 디지털 방송 이외에도 영상 분석을 통한 깊이정보의 획득을 이용하여 증강현실(Augmented Reality)에 응용하거나, 사용자와의 휴먼 인터랙션이 강조된 게임, 3D 모델의 자동 생성 등 여러 분야에 응용될 수 있어 그 활용범위가 넓을 것으로 기대된다.

## 참 고 문 헌

- [ 1 ] T. Kanade, H. Saito, and S. Vedula, "The 3D Room: Digitizing Time-Varying 3D Events by Synchronized Multiple Video Streams," tech. report CMU-RI-TR-98-34, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, December, 1998
- [ 2 ] Min-Hong Han. Samgyoung Rhee. "Camera Calibration for three dimensional measurement." Pattern Recognition Vol. 25, No. 2, pp. 155-164, 1992.
- [ 3 ] Rober M. Haralick. "Determining Camera Parameters From the Perspective Projection of a Rectangle." Pattern Recognition Vol. 22, No. 3, 225-230, 1989.
- [ 4 ] Michael A. Penna. "Determining Camera Parameters From The Perspective Projection of a Quadrilateral" Pattern Recognition Vol 24,

No. 6, pp. 533-541, 1991.

[5] Park, C.S., Park, H.W., "A robust stereo disparity estimation using adaptive window search and dynamic programming search," Pattern Recognition 34, 2573-2576, 2001.

[6] Lu, C., An, P., Zhang, Z., "Efficient stereo Disparity Estimation for Intermediate View Synthesis," The 47th IEEE International Midwest Symposium on Circuits and Systems, 2004.

[7] Luis Torres, Jean-Yves Reutter, Luis Lorente, "The Importance of the Color Information in Face Recognition," Proceedings of the 1999 International Conference on Image Processing (ICIP '99), Kobe, Japan, pp. 627-631, October 1999.

[8] B. S. Manjunath, W. Y. Ma, "Texture Features for Browsing and Retrieval of Image Data," IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 18, No. 8, August 1996.

[9] R. T. Whitaker, "A level-set approach to image blending," Image Processing, IEEE Transactions on, Vol. 9, Issue.11, pp. 1849-1861, Nov 2000.

[10] Hendrik P. A. Lensch, W. Heidrich, Hans-Peter Seidel, "A Silhouette-Based Algorithm for Texture Registration and Stitching," Graphical Models, Vol. 63, Issue. 4, pp. 245-262, July 2001.

[11] C. Rocchini, P. Cignoni, C. Montani, R. Scopigno, "Multiple Textures Stitching and

Blending on 3D Objects". 10th Eurographics Workshop on Rendering, G. Ward and D. Lischinsky ed., Granada(E), pp. 127-138, June 21-23 1999.

[12] M. Uyttendaele, A. Eden, R. Szeliski, "Eliminating Ghosting and Exposure Artifacts in Image Mosaics," Computer Vision and Pattern Recognition, Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on, Vol. 2, pp. 519-516, 2001.

[13] Vezien, J.-M., Tarel, J.-P., "A generic approach for planar patches stereo reconstruction," Rapport de recherche No. 2507, INRIA, 1995.



최형일

- 1979년 연세대학교 전자공학과(공학사)
- 1982년 미시간대학교 전산공학과(공학석사)
- 1987년 미시간대학교 전산공학과(공학박사)
- 1987년 9월~현재 숭실대학교 미디어학부 교수
- 관심분야 : 컴퓨터비전, 패턴인식, 페이지론, 비디오검색, 인터넷페이스 에이전트 등