

효율적인 인덱싱 기법을 이용한 3차원 물체 인식: Part II-물체에 대한 가설의 생성과 검증

(Three-Dimensional Object Recognition Using Efficient Indexing: Part II- Generation and Verification of Object Hypotheses)

李 俊 昊 *

(June Ho Yi)

요 약

본 연구의 전편 논문에서는 신속하고 정확한 3차원 물체 인식을 위한 Bayesian 인덱싱 기법을 전체 인식 시스템의 설계와 함께 제안하였다. 본 논문에서는 전편 논문에서 제안된 시스템의 설계 원칙에 따라 3차원 물체 인식 시스템을 구현하고 20개의 CAD 물체로 이루어진 모델 데이터베이스에 대해 합성 레인지(range) 영상과 실제 레인지 영상들을 이용한 실험 결과를 통하여 제안된 인덱싱기법의 효율성을 보였다. 현재의 시스템은 LSG(Local Surface Group)라는 물체의 특징을 사용하여 구현되었으나 다른 종류의 물체의 특징을 사용하여도 전체의 시스템 구조는 그대로 적용된다. 물체 가설을 검증하는 방법으로서, 후보가 되는 물체가 입력 영상에서의 자세(pose)로 보이게하는 시점(viewpoint)을 가설로부터 계산하고, 구해진 시점에 대해 후보 물체를 컴퓨터 그래픽 기술을 이용하여 렌더링(rendering)하였다. 렌더링하여 얻은 영상에서 후보 물체의 면들 중에 가설에 포함되지 않았던 면들에 대응하는 면들을 입력 영상에서 찾아냄으로써 가설을 검증하였다.

Abstract

Based on the principles described in Part I, we have implemented a working prototype vision system using a feature structure called an LSG (Local Surface .group) for generating object hypotheses. In order to verify an object hypothesis, we estimate the view of the hypothesized model object and render the model object for the computed view. The object hypothesis is then verified by finding additional features in the scene that match those present in the rendered image. Experimental results on synthetic and real range images show the effectiveness of the indexing scheme.

I. 서 론

본 연구의 전편 논문에서는 Bayesian 인덱싱에 대

해 기술하고 물체에 대한 가설들을 만들어 내기 위하여 Local Surface Group(LSG)이라는 구조를 갖는 물체의 특징을 제안하여 사용하였다. 본 논문에서는 인식 시간(on-line)에 행하여지는 계산들에 대하여 기술하고자 한다.

* 正會員, 成均館大學校 電氣電子 및 컴퓨터工學部
(School of Electrical and Computer Engineering,
Sung Kyun Kwan University)

接受日字:1996年9月13日, 수정완료일:1997年9月20日

입력 영상으로부터 LSG를 추출하기 위하여 먼저 입력 영상을 면들로 나누고 각 면에 대해 surface type, 면적, 반지름, 면의 법선벡터 등의 면의 파라미

터들을 계산하게 된다. 이러한 양들을 계산하기 위해서는 미분 기하학의 기법들이 사용되었다^{[1] [2] [3] [4] [5] [6]}. 물체 면의 다양한 특징들을 구하기 위한 수식들이 [7] 과 [8] 에 나타나 있다.

영역화의 결과로 얻어지는 각 면들은 고려되는 surface type들, 즉, 평면형(planar), 볼록 실린더면형(ridge), 오목 실린더면형(valley), 볼록 구면형(peak), 오목 구면형(pit) 중의 하나로 분류한다. 각 면의 surface type을 정하고 파라미터들을 구하고 난 후 LSG들을 추출하는데 이 때 각 LSG가 갖는 확률값도 계산된다. off-line으로 미리 계산한 인텍싱 테이블과 입력 영상에서 검출한 LSG들을 이용하여 물체에 대한 가설들을 생성한다. 가설을 검증하는 방법으로는, 후보가 되는 물체가 입력 영상에서의 자세로 보이게 하는 시점을 가설로부터 계산하고, 구해진 시점에 대해 후보 물체의 레인지 영상을 합성하여 가설에 포함되지 않았던 후보 물체의 다른 면들을 찾아 이 면들에 대응하는 면들을 입력 영상에서 찾아냄으로써 가설을 검증하게 된다. 이 모든 과정을 그림 1에서 보여 주는 물체 M_3 의 레인지 영상이 인식 되기까지의 중간 결과들을 예로 들면서 기술하였다.

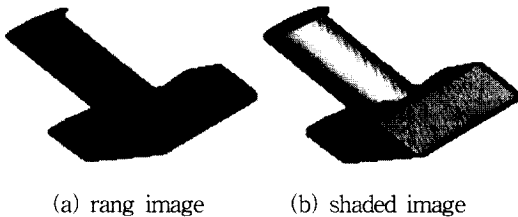


그림 1. 물체, M_3
Fig. 1. Model object M_3 .

II. 입력 영상으로부터의 LSG 추출

1. 레인지 영상의 영역화

입력 레인지 영상은 깊이(depth) 또는 면의 방향이 급격히 변하는 에지(edge) 픽셀들을 구하여 이들 에지 픽셀들에 나누어 지는 면들로 영역화하였다. 깊이(depth) 값의 에지(jump 에지라고 칭함)는 각 픽셀의 깊이 값과 8개의 이웃 픽셀들과의 깊이 값의 차이를 구하고 그 차이의 최대 값에 임계값을 취하여 구하였다. 면의 방향이 급격히 변하는 에지(roof 에지라고 칭함)는 각 픽셀의 면 법선 벡타와 8개의 이웃 픽셀에

서의 면 법선 벡타들과의 방향 차이를 구한 후 그 최대 값에 임계값을 취하여 구하였다. roof 에지 위에 jump 에지를 중첩시켜서 구한 전체 에지의 영상이 그림 2(c)에 나타나 있다. 이 전체 에지에 의해 분할된 각 면에 이름을 붙이기 위해 4-connected component labeling 알고리즘을 에지 영상에 적용하였다. 실제로는 입력 레인지 영상에 존재하는 노이즈의 영향으로 몇 개의 픽셀들로만 이루어진 작은 영역들을 생기기게 되는 데 이 노이즈 영역들을 제거하기 위해 4-connected component labeling 알고리즘을 한 번 더 적용하였다 (그림 2의 (d)와 (e)). 각 면의 surface type과 파라미터들을 계산하기 위해 각 면에 대해 $((x, y, z), \vec{n})$ (여기서 \vec{n} 은 (x, y, z) 에서의 법선 벡타)의 리스트가 구하여지게 된다.

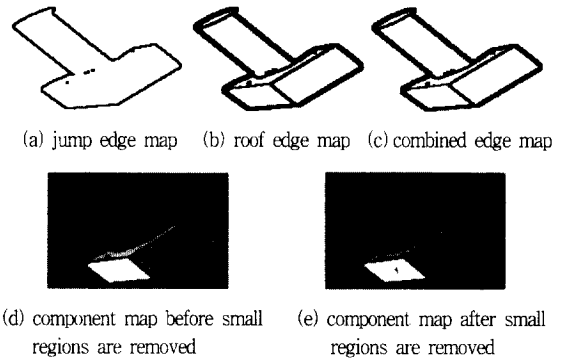


그림 2. Fig. 1의 입력 레인지 영상에 대한 영역화의 결과
Fig. 2. Segmentation result of range image in Fig. 1.

2. 면의 surface type 결정

영역화의 결과로 얻어지는 각 면에 대해 본 연구에서 고려한 surface type들, 즉, 평면형(planar), 볼록 실린더면형(ridge), 오목 실린더면형(valley), 볼록 구면형(peak), 오목 구면형(pit)으로 면 정합(fitting)을 행하여 정합 에러가 작은 순서대로 나열한다. 또한 정합 에러들은 surface type의 확률로 변환되어 저장되는데 각 면의 정합 결과에서 가장 적은 정합 에러를 주는 surface type이 주어진 면에 대한 surface type의 확률 가장 큰 surface type으로서 가장 잘 부합되는 surface type이다. surface type분류를 위한 방법은 Newman et al. [9]의 모델을 이용한 2차 곡면(quadric surface) 분류 알고리즘을 변경하여 사용하였다.

3. LSG 계산

LSG를 추출하기 위해 우선 영역화 과정이 수행된 영상에서 배경을 제거한 후 서로 이웃하고 있는 면의 쌍들을 구한다. 그림 2(e)의 경우, 구해진 면의 쌍의 리스트를 정리하면 아래와 같은 LSG의 리스트를 얻는다. 여기서는 LSG의 속성(attribute) 슬롯 값들을 표시하지 않고 면의 번호들만으로 나타내었다.

{(1,2),(2,1,4),(4,3,2,5),(3,4,5),(5,4,3)}

각 entry는 (s, a_1, a_2, \dots) 로 나타내었는데 s 는 seed 면의 번호이고 a_j 는 이웃한 면들을 나타낸다. 또한 각 면에 대해 surface type 결정의 오류를 보정하기 위하여, 정합 에러가 가장 적은 한가지 surface type만을 surface type으로 결정하지 않고 정합 에러가 컸던 다른 surface type들의 조합도 고려하였다. 이를 위해 하나의 LSG에 나열된 면들에 대해 surface type의 모든 조합들을 고려하여 하나의 surface type의 조합이 다른 조합의 경우보다 얼마나 더 신뢰할 만한 지를 다음과 같이 *combined_probability*라는 것을 정의하여 결정하였다.

$$\text{combined_probability}(\text{scene_lsg}_i) = (\prod_{k=1}^{n_i} P_k)^{1/n_i}. \quad (1)$$

여기서 n_i 는 scene_lsg를 구성하는 면들의 수이고 P_k 는 scene_lsg에 나열되어 있는 k 번째 면의 surface type 확률이고 P_k 들의 독립성을 가정하였다. $P_k(<1.0)$ 들을 곱하였으므로 많은 수의 면을 갖는 scene_lsg의 *combined_probability*가 적은 수의 면을 갖는 scene_lsg보다 더 많이 적어지므로 $1/n_i$ 거듭제곱을 취함으로써 면의 갯수에 대한 정규화(normalization)를 이루었다. 예를 들어 위의 LSG 리스트의 LSG (2, 1, 4)의 각 속성 값들이 계산된 scene_lsg는 (2)와 같고 입력 영상으로부터 구해지는 이러한 scene_lsg 리스트를 *scene_lsg*라 칭하기로 한다.

(create scene_lsg

```
seed-surface-number 2
seed-surface-type 1
seed-surface-radius 0.66
seed-surface-parameter '(0.59078818 0.78340443
0.19299438)
seed-surface-area 2.98882461
adjacent-surface-numbers '(1 4)
adjacent-surface-types '(0 0)
adjacent-surface-radii '(NIL NIL)
```

adjacent-surface-parameters

(list

```
((-0.61110940 0.765039724 0.20312441 -4.995746158)
(-2.07751656 5.33179092 -1.73723876))
((-0.60780473 0.76906319 0.19777571 -2.27449016)
(-0.63113880 2.91378641 -1.76970589))
```

)

adjacent-surface-areas '(0.43146563 1.662958026)

angle-between-surfaces '(1.67328432 1.30417784)

sum-of-angles 2.99325895

combined-probability 0.92510030

)

III. 물체에 대한 가설(object hypothesis)의 생성

입력 영상에서 *scene_lsg*가 구해지면 다음과 같이 물체에 대한 가설들을 만들어 낸다.

1. *scene_lsg*에 나열된 각 scene_lsg에 대하여,
 - i) 인덱싱 테이블의 각 entry(즉, Indexing_LSG)와 scene_lsg를 seed 면과 이웃면들의 surface type 그리고 sum-of-angle 값을 이용하여 비교하여 그 값들이 같은 entry(들)을 찾는다. 센서의 에러를 고려하여 sum-of-angle 값 비교시 그 값의 차이가 e 이하이면 같은 것으로 간주한다. surface type의 비교시 발생하는 에러에 대하여는 앞 절에서 기술한 바와 같이 scene_lsg 각 면에 대해 가장 잘 부합되는 surface type 뿐 아니라 다른 surface type의 조합들도 고려함으로써 해결하였다. ii) 대응하는 Indexing_LSG를 찾은후 Indexing_LSG에 나열되어 있는 각 가설의 *a posteriori* 확률과 앞 절에서 기술한 *combined_probability*와 곱한 값(이 값을 *updated_probability*라 칭함)으로 각 가설의 확률을 재조정한다. 위의 i), ii)를 *scene_lsg* 나열되어 있는 모든 scene_lsg들에 적용하여 아래와 같이 *updated_probability*의 순서대로 재 배열된 가설의 리스트인 *candidate_hypotheses*를 얻는다.

candidate_hypotheses

$$= \{h_j : h_j = (\text{scene_lsg_number}, \text{updated_probability}, \quad (3)$$

indexing_lsg_number, surface_binding, list_of_viewpoints))

1 현재의 시스템은 $e = 10^{-3}$ 로 구현하였음.

2 off-line으로 계산한 분별력, $P(M_i/m_k)$

*surface_binding*은 (*model_number*, s_j , a_{j_1} , a_{j_2} , ...) 이고 s_j 는 seed 면의 면번호, a_{j_1} , a_{j_2} , ...는 이웃면들의 면번호들, 그리고 *list_of_viewpoints*는 (s_j , a_{j_1} , a_{j_2} , ...)가 보여진 시점들의 집합이다. 본 시스템에서 사용한 20개의 모델 데이터베이스의 경우 그림 2에 보여지는 영상에 대하여는 다음과 같이 후보 가설들을 얻었다.

candidate_hypotheses = {
 (1 0.49953841 2 (0 3 0 1) ((4 3 1) (4 3 0) (4 2 2) (4 2 1) (4 2 0)...))
 (1 0.39782244 2 (3 1 0 2) ((4 3 1) (4 3 0) (4 2 2) (4 2 1) (4 2 0)...))
 (2 0.25538413 10 (1 3 2 5 6) ((4 3 4) (4 3 3) (4 3 1) (4 3 0) (4 2 4)...))
 ... }

2. *candidate_hypotheses*에 나열된 가설들 중에서 유효한 가설들만을 골라내기 위하여 각 가설에 면의 면적, seed 면과 이웃면들 사이의 각도 값등의 기하학적 제한 조건들을 이용하여 유효화(validation) 테스트를 적용한다. 이 유효화 테스트를 통과하는 가설들만의 리스트, *valid_hypotheses*가 검증 단계에 들어간다. 예를 들어 위에서 구한 *candidate_hypotheses*의 경우 첫 번째 가설은 유효화 테스트를 통과하지 못하는데 실제의 모델의 면 3의 반지름은 0.8인 반면 입력 영상에서의 대응면의 반지름은 0.66으로서 그 값의 차이가 허용되는 오차의 범위를 초과하기 때문이다. 위의 예의 경우, 유효화 테스트를 통과한 가설들의 리스트인 *valid_hypotheses*는 다음과 같았다.

valid_hypotheses =
 ((1 0.39782244 2 (3 1 0 2) ((4 3 1) (4 3 0) (4 2 2) (4 2 1) (4 2 0)...)))

*valid_hypotheses*에 포함된 가설들은 나열된 순서대로 다음 절에 기술한 바와 같이 가설의 검증을 거치게 된다.

IV. 가설(object hypothesis)의 검증

1. 전체 검증 알고리즘에 대한 설명

위에서 언급한 바와 같이 *valid_hypotheses*에 나열된 가설들은 검증 단계로 입력되는데 전체적인 검증 알고리즘의 흐름도는 그림 3과 같다. 우선 하나의 가설이 어떻게 검증되는지(그림 3의 *verify-hypothesis*

부분)에 대하여는 개략적으로만 살펴보고 후에 상세히 기술하기로 한다.

주어진 가설이 옳다면 가설 생성을 위해 입력 영상의 면들과 짝지워진 모델의 면들 뿐만 아니라 모델의 나머지 다른 면들도 입력 영상에 나타나 있을 것이므로 이 면들에 대응하는 입력 영상의 면들을 입력 영상에서 찾으면 검증이 이루어진다. 이를 위해, 가설 생성을 위해 짝지워진 입력 영상의 면과 모델 면의 쌍들로부터 입력 영상에 있는 물체의 자세(즉, 시점)를 구하고 계산된 자세를 갖는 모델 물체의 영상을 합성한다. 합성된 영상으로부터 이웃하고 있는 면들의 쌍들을 나열한 리스트인 *NN*을 구하고, *NN*에 나열된 모델 물체의 면들을 입력 영상의 면의 쌍들의 리스트 **S**에서 찾되 가설 생성을 위해 입력 영상의 면들과 짝지워진 모델 면들에 직접 이웃한 면으로부터 입력 영상에서 시작한다. 위로부터 알수 있듯이 하나의 가설이 성공적으로 검증되기 위해서는 가설에서 짝지워진 입력 영상의 면과 모델 면의 쌍들로부터 후보 물체의 렌더링을 위해 계산되는 시점이 비교적 정확해야 할 것이다. 다시 말하면, 가설 생성에 기여한 모델 면들이 모두 렌더링 영상에 나타나지 않는다면 시점 계산이 잘못되었거나 가설 자체가 옳은 가설이 아닐 것이다. 그러므로 가설 생성시 입력 영상의 면과 짝지워진 모델 면들이 렌더링 영상에 모두 나타나지 않는 가설은 본격적인 검증(*verify-hypothesis*) 이전에 탈락되게 된다. 그림 3에 나타나 있는 첫번째 블록인 *update-valid-hypotheses*가 *valid_hypotheses*에 나열된 가설들을 나열된 순서대로 검사하여 위의 조건을 만족하지 않는 가설들은 버린다. 따라서 *update-valid-hypotheses*에 의해 *update*되는 *valid_hypotheses*의 첫번째 가설은 위의 조건을 항상 만족하게 된다.

전체 인식 과정은 입력 영상의 모든 면들이 인식되거나 가설들의 리스트인 *valid_hypotheses*에 가설이 하나도 남지 않게 될때 종료된다. 이후에 나오는 *NIL* 기호는 원소가 하나도 없는 리스트를 나타낸다. 입력 영상에 하나의 물체만이 존재하는 경우, 후보 물체의 렌더링 영상에서 보여지는 모든 모델면들에 대응하는 면들을 입력 영상에서 찾음으로써 검증은 성공하게 되며 검증 과정은 $N_R = NIL$, $S_R = NIL$ 로서 종료된다. 입력 영상이 서로를 가리우지 않고 (즉, *occlusion*이 없이) 몇 개의 물체들이 존재하는 경우에도 *NN*에 나열된 모든 면의 쌍들을 입력 영상에서 찾음으로써 인

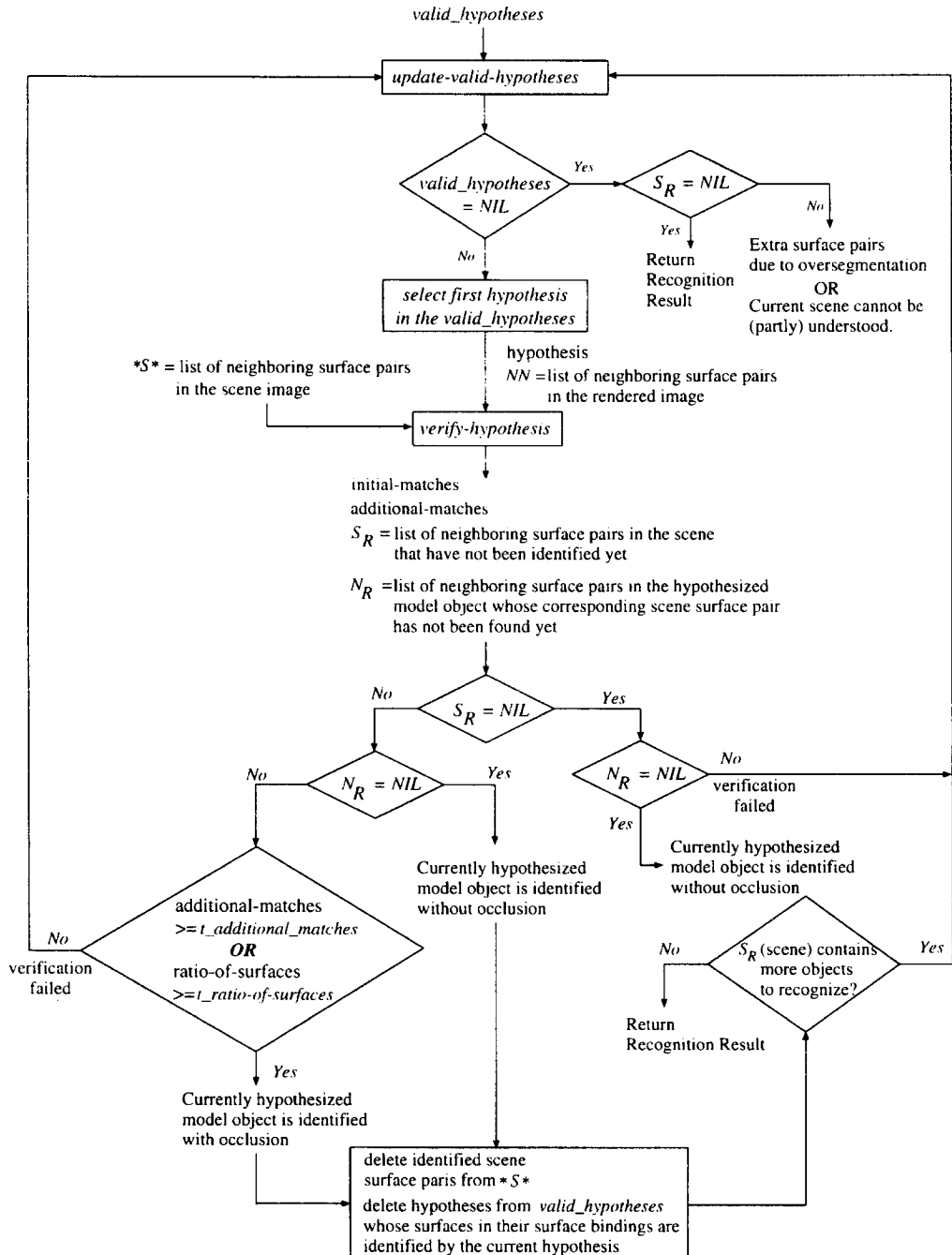


그림 3. 전체 검증 알고리즘의 개요

Fig. 3. Overview of the entire control strategy of recognition (verification).

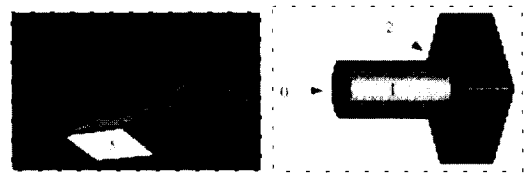
식 과정이 완료 된다. 이 경우도 전 검증 과정은 $N_R = NIL$, $S_R = NIL$ 로서 종료된다. 입력 영상에서 물체들이 서로를 가리우며 존재하는 경우에는, 입력영상에서 계산된 물체의 특징과 부합(match)되는 특

정의 entry를 인덱싱 테이블에서 찾을 수 없을 수 있는 데 이 경우 본 시스템에서는 단순한 방식으로써 이

3 본 시스템의 경우 Indexing_LSG

문제를 해결하였다. 즉, 물체의 국부적인(local) 특징을 사용하는 경우 인덱싱 테이블에서 부합되는 entry를 찾을 수 없는 특징들은 무시하고 계속 진행하는 방법이다. 본 시스템에서는 인덱싱 테이블에서 부합되는 Indexing_LSG들만을 찾아 가설들을 생성하였다. 왜냐하면, 입력 영상에서 현재 인식하고자 하는 물체가 다른 물체에 의해 완전히 가려져 있지 않다면 최소한 하나의 LSG가 온전하게 검출될 것이고 검출되는 LSG들이 여전히 옳은 인식 결과를 주는 가설들을 생성하기 때문이다. 물론 이러한 단순한 방식을 취함으로써 인덱싱 성능은 저하될 수 있다. 현재의 시스템에서는 가설 생성에 기여한 입력 영상의 면과 모델 면의 쌍들 이외에 부가하여 찾은 면의 쌍의 수가 $t_additional_matches$ (현재 시스템에서는 1)라는 값보다 크면, 가설의 검증이 성공한 것으로 시스템을 구현하였다. 하지만 최초 가설 생성에서 거의 모든 입력 영상의 면과 모델 면의 쌍들이 포함되는 경우에는 $t_additional_matches$ 개를 더 찾지 못하여도 가설의 검증이 성공한 것으로 간주하였다. 이를 위해 $ratio_of_surfaces = \frac{\text{number of model surfaces initially from the hypothesis}}{\text{number of surfaces in the rendered image}}$ 라는 척도를 정하여 이 척도가 미리 정한 $t_ratio_of_surfaces$ (현재 시스템에서는 0.85가 사용됨) 이상이면 가설의 검증이 성공한 것으로 간주하였다. 예를 들어 후보 물체의 렌더링 영상에 일곱개의 면들이 보여질 때, 이중 여섯 개의 면들이 이미 가설 생성시에 입력 영상의 면들과 짝지워진 경우, $ratio_of_surfaces$ 는 0.8571로서 나머지 하나의 모델 면을 입력 영상에서 찾지 못하여도 나머지 한면이 다른 물체에 가려진 상황으로 판단하고 가설의 검증은 성공한 것으로 간주하였다. occlusion을 다룰 수 있는 다른 방법으로는 입력 영상에서 계산된 물체의 특징을 부분 집합으로 포함하는 모든 entry를 인덱싱 테이블에서 찾는 것이다. 본 시스템을 예로 들면, 입력 영상에서 검출한 하나의 LSG의 Indexing_LSG가 seed 면의 surface type이 블록 실린더형이고 이웃한 면이 하나이며 surface type이 평면형이고 두 면 사이의 각도가 60° 라고 하자. 이 경우, 인덱싱 테이블에서 대응되는 entry들을 찾을 때, 하나의 예로서, seed 면의 surface type이 블록 실린더형이고 이웃한 면이 셋이며 surface type이 모두 평면형이고 seed 면과 이웃면들 사이의 각도합이 135° 인 entry도 고려 대상이 된다.

2. 후보 물체의 렌더링
 가설로부터 후보가 되는 물체의 시점을 구하기 위해서는 평면형 면과 실린더형 면의 면 방향을 이용하여 계산한다. 면방향을 나타내는 3차원 방향 벡터를 \mathbf{a} 로 표시하면 입력영상의 면, s_i 가 모델의 면, m_i 에 대응하는 경우 잡음(noise)이 없다면 $R \cdot a_{m_i} = a_{s_i}$ 로 표현할 수 있다. R 은 회전을 나타내는 행렬(rotation matrix)으로서 두개의 방향 벡터 쌍이 선형적으로 독립적(linearly independent)이면 구할 수 있다. 최소한 두 개의 선형적으로 독립적인 방향 벡터 쌍이 가설에서 제공되는 경우 quaternion을 이용하여 회전 행렬, R 을 구하고 R 을 이용하여 후보가 되는 물체의 자세를 렌더링하였다. quaternion을 이용하여 회전 행렬을 구하는 방법은 [10]과 [11]에 잘 기술되어 있다. 한편, 가설로부터 단지 한개의 선형적으로 독립적인 방향 벡터 쌍이 제공되는 경우는 가설에 함께 저장되어 있는 시점들의 리스트를 이용하였다. 가설에 저장되어 있는 시점들에 대하여 모델 면의 방향을 각 시점이 나타내는 회전 방향 만큼 회전하여 입력 영상의 면 방향과의 차이를 계산한다.



(a) input scene (b) hypothesized model object
 $SS=\{(1, 2), (2, 4), (4, 3), (4, 5), (5, 3)\}$ $NN=\{(0, 1), (1, 2), (2, 6), (2, 5), (5, 6)\}$

그림 4. (a) 입력 레인지 영상의 영역화 (b) 후보 물체의 렌더링
 Fig. 4. (a) Segmentation of the input range image (b) rendered image of the candidate object.

이들 시점 중 가장 작은 방향 차이를 주는 시점을 후보 물체의 렌더링을 위한 자세(즉, 시점)로 선택한다. 앞의 예에서 $valid_hypotheses$ 에 유일하게 나열된 가설의 경우, 입력 영상의 면과 짝지워진 모델 면의 쌍은 $\{(s_i, m_i)\} = \{(2, 1), (1, 0), (4, 2)\}$ 로서 세개의 면 쌍으로 구성되어 있지만 단지 하나의 선형적으로 독립적인 방향 벡터 쌍만이 제공되므로 가설에 저장되어 있는 시점들을 이용하여 후보 물체의 렌더링을 위한 자세를 구하였다. 이 경우 후보 물체의 렌더링을 위한 자세로 $(\theta, \phi) = (74.14^\circ, 45.00^\circ)$ 을 얻어 후보 물체를 z축을 중심으로 -45° 만큼 시계 방향으로 회전하고

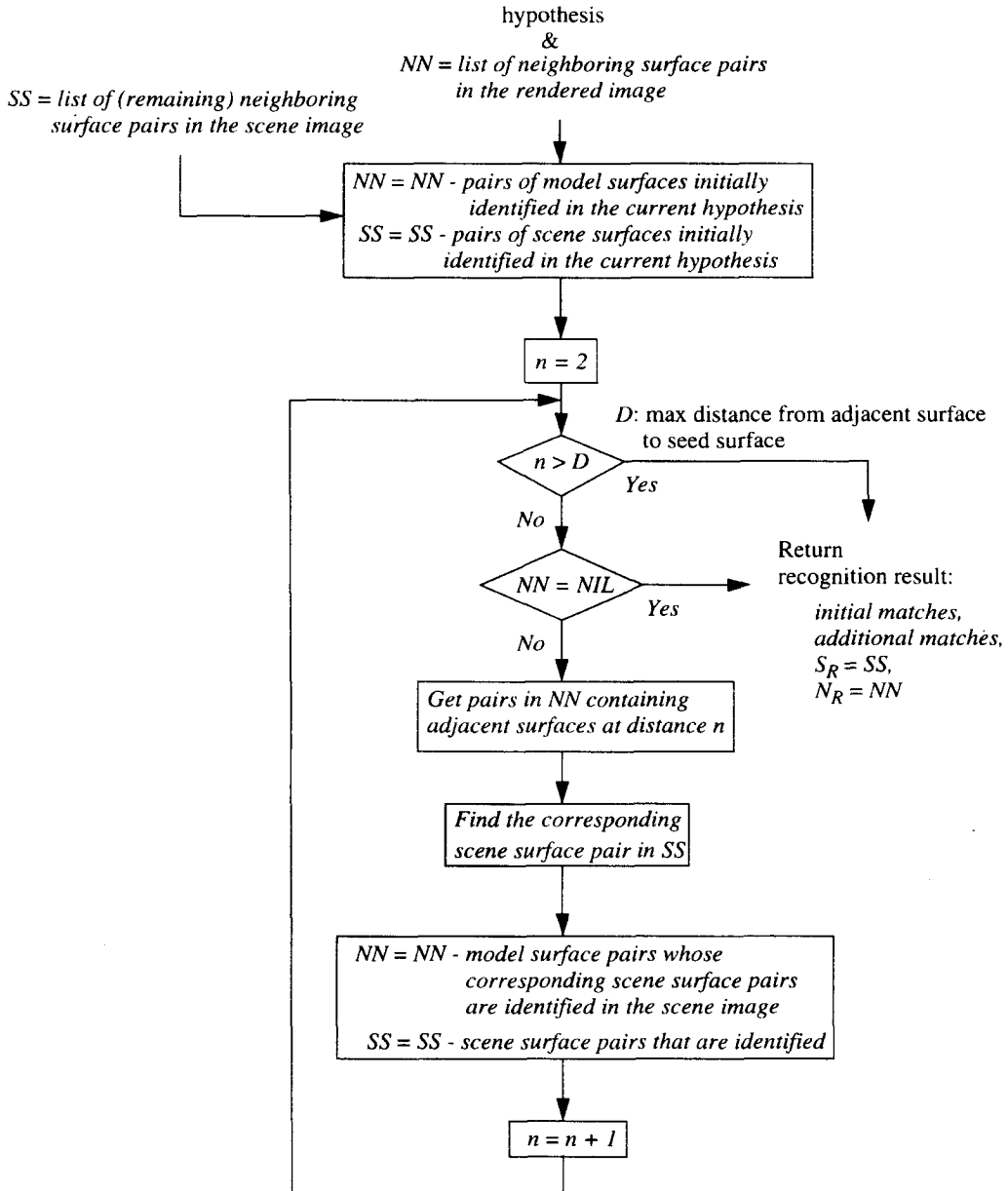


그림 5. 하나의 가설을 검증하는 과정

Fig. 5. Procedure for verifying a hypothesis.

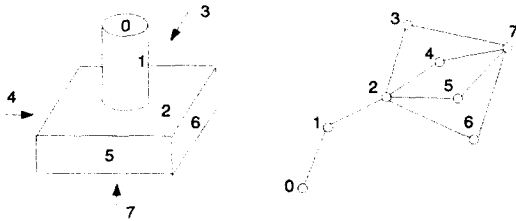
y축을 중심으로 -74.14만큼 시계 방향으로 회전하여 렌더링하였다. 그림 4에 입력 영상과 후보 물체의 렌더링 영상을 나타내었다.

3. 하나의 가설을 검증하는 과정

하나의 가설을 검증하는 과정은 그림 5에 나타나 있다. 가설을 검증하는 과정을 설명하기 위해 한 물체

를 구성하는 면들 사이의 거리를 다음과 같이 나타내기로 한다. 예를 들어, 그림 6에서 면 0와 2는 면 1에 바로 이웃하고 있으므로 면 1로부터 거리가 1이고 면 1로부터 하나 건너 이웃하고 있는 면 3, 4, 5, 6들은 면 1로부터의 거리가 2라고 정한다. 앞에서 언급했듯이 후보 물체의 렌더링 영상에 나타나는 면들에 대응하는 면들을 입력 영상에서 찾을 때, 가설을 생성한

LSG의 seed 면으로부터 거리가 2인 면들에 대응하는 면들을 찾고 그 다음 이들 인식된 면들에 이웃한 면들(즉, seed 면으로부터 거리가 3인 면들)을 찾고 계속해서 seed 면으로부터 거리가 4, 5, 인 면들을 찾게 된다. 모델 면이 입력 영상의 대응하는 면과 부합되는지의 결정은 면의 면적, 반지름 그리고 두 면간의 각도등의 기하학적 제한 조건들을 이용하여 판단하였다.



(a) model object M_3 (b) relational graph

그림 6. 물체 면들에 대한 관계 그래프의 한 예
Fig. 6. Definition of adjacent surfaces at distancen.

그림 4를 예로 들어 설명하면 후보 물체의 렌더링 영상에서 주어진 자세에서 보이는 면들의 이웃하는 쌍들의 리스트, NN 을 구하고 후보 물체의 렌더링 영상과 입력 영상에서 성공적으로 짝지워지는(즉, 인식되었다고 판정되는) 면들은 “matched-model-surfaces”와 “matched-scene-surfaces”라는 리스트들에 각각 기록한다. 최초에는 가설을 생성한 모델 면과 입력 영상의 면들이 인식된 면들이므로 matched-model-surfaces는 $\{1,0,2\}$ 이고 matched-scene-surfaces는 $\{2,1,4\}$ 이다. NN 과 SS 에서 matched-model-surfaces에 나열된 면으로 이루어진 쌍들을 NN 에서 지우고 matched-scene-surfaces에 나열된 면으로 이루어진 쌍들을 SS 에서 제거하면 $NN = \{(2, 6), 0, (2, 5), (5, 6)\}$, $SS = \{(4, 3), (4, 5), (5, 3)\}$ 이 된다. 첫번째 수행에서는 seed 면으로부터 거리가 2인 면들부터 비교하므로 NN 의 모델면의 쌍 $(2, 6)$ 의 면 6를 SS 의 $(4, 5)$ 의 5와 $(4, 3)$ 의 3과 비교한다. 이 경우 입력 영상의 면 5와 3은 모델 물체가 대칭형 모양이어서 구별이 불가능하기 때문에 먼저 비교되는 면 3이 모델 면 6에 부합되는 면으로 결정하게 된다. matched-model-surfaces는 $\{1, 0, 2, 6\}$, matched-scene-surfaces는 $\{2, 1, 4, 3\}$ 이 되고 인식된 면의 쌍들을 제거하면 $NN = \{(2, 5), (5, 6)\}$, $SS = \{(4, 5), (5, 3)\}$ 이 된다. NN 의 모델 면의 쌍 $(2, 5)$ 의 면 5(seed 면으로부터 거리가 2인 또 다른 면)도 SS 의

$(4, 5)$ 의 5와 부합되어 matched-model-surfaces는 $\{1, 0, 2, 6, 5\}$ 이고 matched-scene-surfaces는 $\{2, 1, 4, 3, 5\}$ 가 된다. NN 과 SS 에서 인식된 면의 쌍들을 제거하면 $NN = SS = NIL$ 이 된다. NN 에 더 이상 면의 쌍이 남아있지 않으므로 검증 과정은 종료되고 다음의 인식 결과를 생성하게 된다.

$$\text{initial matches} = \{ (s_i, m_i) | (2, 1), (1, 0), (4, 2) \}$$

$$\text{additional matches} = \{ (s_i, m_i) | (6, 3), (5, 5) \}$$

$$S_R = SS = NIL$$

$$N_R = NN = NIL.$$

결과적으로 그림 3의 흐름도에서 S_R 과 N_R 은 각각 NIL 값을 갖게 되고 입력 영상에는 하나의 물체, M_3 가 occlusion없이 존재하고 있음을 인식하게 된다.

V. 실험 결과

이제까지 본 연구에서 사용된 20개의 물체로 이루어진 모델 데이터베이스의 경우, MSU PRIP Lab의 “column-2”라는 레인지 영상(M_3)을 예로 들어 전체 인식 과정을 영역화 과정부터 가설의 생성, 검증 과정으로 나누어 단계적으로 기술하였다. 이 절에서는 합성 영상과 실제 레인지 영상들에 대하여 실험 결과를 기술하고자 한다.

1. 입력 영상에 하나의 물체만 존재하는 경우

본 연구에서 제안하는 인덱싱 방법의 성능을 실험적으로 측정하기 위해 *indexing-efficiency-measure*라는 척도를 다음과 같이 정하였다.

Definition :

indexing-efficiency-measure: 성공적으로 검증된 가설의 *candidate_hypotheses*에서의 위치. 앞에서 기술하였듯이 *candidate_hypotheses*는 유효한 가설들의 리스트인 *valid_hypotheses*를 생성하기 위하여 validation test를 적용하기 전의 가설들의 리스트이다.

예로 든 MSU PRIP Lab의 “column1-2”의 경우, 성공적으로 검증된 가설, $(1\ 0.39782244\ 2\ (3\ 1\ 0\ 2)\ ((4\ 3\ 1)\ (4\ 3\ 0)\ \dots))$ 이 *candidate_hypothesis* 두 번째 entry인 $(1\ 0.39782244\ 2\ (3\ 1\ 0\ 2)\ ((4\ 3\ 1)\ (4\ 3\ 0)\ (4\ 2\ 2)\ (4\ 2\ 1)\ (4\ 2\ 0)\ \dots))$ 로부터 왔기 때

문에 *indexing-efficiency-measure*는 2이다.

그림 7은 입력 영상에 하나의 물체만 존재하는 경우의 실험 결과를 보여 준다. LSG의 속성 슬롯 값들은 표시하지 않고 면번호들만으로 나타낸 LSG 리스트는 다음과 같다.

{(1.2),(3.2.5.6),(2.1.3.5.4),(6.3.5),(4.2.7.5),(7.4.5),(5.2.3.6.4.7)}

*candidate_hypotheses*에 나열된 가설들 중 *validation test*를 통과한 가설들의 리스트인 *valid_hypotheses*는 다음과 같다.

candidate_hypotheses = {
(3 0.91961011 21 (5 1 0 5 6 2) ((4 3 1) (4 3 0) (4 2 2) (4 2 1) (4 2 0) ...))
(3 0.91961011 21 (5 1 0 5 7 2) ((4 3 1) (4 3 0) (4 2 2) (4 2 1) (4 2 0) ...))
(9 0.91658461 20 (5 2 7 1 3) ((4 3 1) (4 3 0) (4 2 2) (4 2 1) (4 2 0) ...))
... }

valid_hypotheses = {
(3 0.91961011 21 (5 1 0 5 6 2) ((4 3 1) (4 3 0) (4 2 2) (4 2 1) (4 2 0) ...))
(3 0.91961011 21 (5 1 0 5 7 2) ((4 3 1) (4 3 0) (4 2 2) (4 2 1) (4 2 0) ...))
... }

*valid_hypotheses*에 나열된 첫 번째 가설에 의해 모델 물체 M_5 가 입력 영상에 존재한다고 가정되고 그 가설을 생성한 입력 영상의 면과 모델 물체 면과의 짝들은

$\{(s_i, m_i) | (2, 1), (1, 0), (3, 5), (5, 6), (4, 2)\}$

로서 다섯 개의 면의 쌍으로 구성되어 있지만 단지 두 개의 선형적으로 독립적인 방향 벡터 쌍만이 제공된다.4 위에서 언급하였듯이 선형적으로 독립적인 방향 벡터 쌍이 둘 이상이므로 quaternion을 이용하여 회전 행렬을 계산하고 후보 물체, M_5 의 합성 영상을 구하였다(그림 7(d)). 가설을 생성한 모델 면과 입력 영상의 인식된 면들의 리스트인 *matched-model-surfaces*와 *matched-scene-surfaces*는 다음과 같다.

matched-model-surfaces = {1, 0, 5, 6, 2},
matched-scene-surfaces = {2, 1, 3, 5, 4}.

이 면들로 이루어져 있는 면의 쌍들을 *NN*과 *SS*에서 지우면 $NN = \{(6, 3), (2, 3), (6, 8), (5, 8)\}$, $SS = \{(5, 7), (4, 7), (5, 6), (3, 6)\}$ 된다. 첫번째 수행에서 *seed* 면으로부터 거리가 2인 면들부터 비교하여 *NN*의 모델 면의 쌍 (5, 8)의 면 8과 *SS*의 면의 쌍 (3, 6)의 6이 성공적으로 부합되어

matched-model-surfaces = {1, 0, 5, 6, 2, 8}
matched-scene-surfaces = {2, 1, 3, 5, 4, 6}
NN = {(6,3), (2,3)}
SS = {(5,7), (4,7)}

를 얻는다. *seed* 면으로부터 거리가 2인 또 다른 면인 *NN*의 모델 면의 쌍 (2, 3)의 면 3과 *SS*의 면의 쌍 (4, 7)의 7이 성공적으로 부합되어

matched-model-surfaces = {1, 0, 5, 6, 2, 8, 3}
matched-scene-surfaces = {2, 1, 3, 5, 4, 6, 7}
NN = *NIL*
SS = *NIL*

을 얻게 되어, *NN*에 더 이상 면의 쌍이 남아있지 않으므로 검증 과정은 종료되고 다음의 인식 결과를 생성하게 된다.

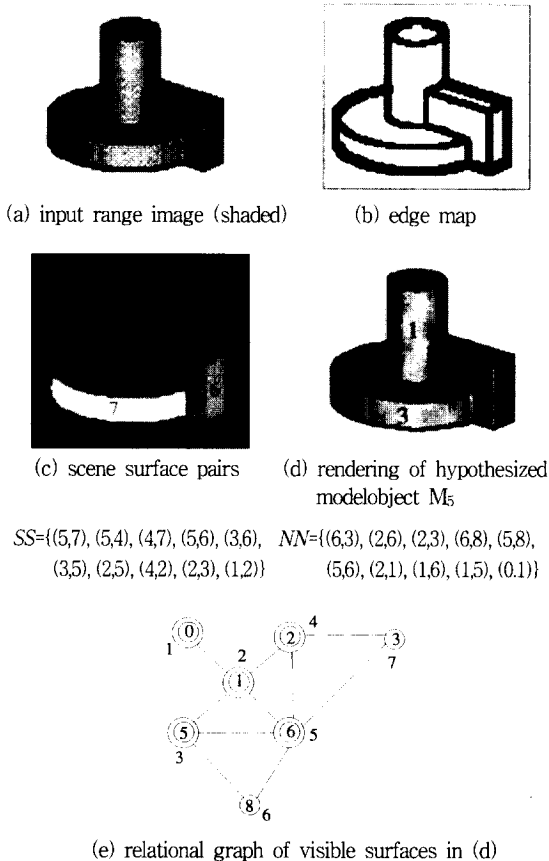
initial matches = $\{(s_i, m_i) | (2, 1), (1, 0), (3, 5), (5, 6), (4, 2)\}$
additional matches = $\{(s_i, m_i) | (6, 8), (7, 3)\}$
 $S_R = SS = NIL$
 $N_R = NN = NIL$.

결과적으로 그림 3의 흐름도에서 S_R 과 N_R 은 각각 *NIL*값을 갖게 되고 입력 영상에는 하나의 물체, M_5 가 occlusion없이 존재하고 있음을 인식하게 된다. 이 경우에, 성공적으로 검증된 가설, (3 0.91961011 21 (5 1 0 5 6 2) ((4 3 1) (4 3 0) ...)) 이 *candidate_hypotheses*의 첫 번째 entry이기 때문에 *indexing-efficiency-measure*는 1이다. 본 연구에서 제안하는 인덱싱 방식의 효율성을 입증하기 위해 모델 데이터베이스의 각 모델 물체를 취하여 임의의 10개 시점에서 보이는 합성 영상에 대하여 실험하였다. 실험 결과 *indexing-efficiency-measure*의 평균 값은

4 (a_{m_1}, a_{s_2}) 과 (a_{m_6}, a_{s_3}) 이 컴퓨터 프로그램에 의해 선택되었음.

5 즉, 200회의 실험

로 2.81을 얻었다. 이 수치는 옳은 인식 결과를 주는 가설이 *candidate_hypotheses*의 리스트에 세 번째 안쪽으로 위치 하였음을 알려 주는 것으로서 우리가 제안한 인덱싱 방법의 효율성을 입증하여 준다. 성공적인 물체 인식 결과를 얻기까지의 수행한 가설의 평균 검증 회수는 1.2였다. 이 값은 위의 *indexing-efficiency-measure* = 2.81 값보다 작은 데 그 이유는 각 가설이 실제의 검증 과정에 들어 가기 전에 기하학적인 제한 조건들을 이용한 유효화 테스트와 *update-valid-hypotheses*에 의해 걸러지기 때문이다.



$SS=\{(5,7), (5,4), (4,7), (5,6), (3,6), (3,5), (2,5), (4,2), (2,3), (1,2)\}$ $NN=\{(6,3), (2,6), (2,3), (6,8), (5,8), (5,6), (2,1), (1,6), (1,5), (0,1)\}$

그림 7. 하나의 물체, M_5 만이 있는 입력 영상의 인식 결과 (e)의 그래프에서 두개의 원으로 둘러싸인 번호는 가설 생성시에 포함된 모델의 면번호이고 그 옆에 있는 번호는 모델의 면에 대응하는 입력 영상의 면번호이다.

Fig. 7. Recognition result of input scene containing a single object M_5 : The double-circled model surface numbers in (e) are initially from the object hypothesis. The numbers next to the model surface numbers in (e) are the matched scene surface numbers.

2. 입력 영상에 여러 물체가 존재하는 경우
그림 8은 입력 영상에 두개의 물체가 occlusion 없이 존재하는 영상에 대한 실험 결과를 보여 준다. LSG 리스트는 다음과 같다.

$\{(1, 2), (3, 4), (5, 2, 7, 9), (4, 3, 8), (9, 5, 7), (2, 1, 5, 7, 6), (10, 8), (8, 4, 10), (6, 2, 11, 7), (11, 6, 7), (7, 2, 5, 9, 6, 11)\}$
LSG, $(2, 1, 5, 7, 6)$ 가 생성하는 가설에 의해 모델 물체 M_5 가 먼저 후보 물체로 고려되었다. *valid_hypotheses*에 나열된 첫 번째 가설을 생성한 입력 영상의 면들과 모델 물체의 면들의 짝은 $\{(s_i, m_i) | (2, 1), (1, 0), (5, 5), (7, 6), (6, 2)\}$ 이다. 두 개의 선형적으로 독립적인 방향 벡터 쌍으로부터 quaternion을 이용하여 회전 행렬을 계산하였고 계산된 회전 방향에 대해 렌더링한 후보 물체, M_5 의 합성 영상이 그림 8(d)에 나타나 있다. 검증이 시작될 때

$matched-model-surfaces = \{1, 0, 5, 6, 2\}$,
 $matched-scene-surfaces = \{2, 1, 5, 7, 6\}$

이고 *matched-model-surfaces*와 *matched-scene-surfaces*에 포함된 면들로 이루어져 있는 면의 쌍들을 각각 *NN*과 *SS*에서 지우면 $NN = \{(6,3), (2,3), (6,8), (5,8)\}$ $SS = \{(7,11), (6,11), (8,10), (7,9), (5,9), (4,8), (4,3)\}$ 이 된다. 첫번째 수행에서 seed 면으로부터 거리가 2인 면들부터 비교하여 *NN*의 모델 면의 쌍 (5, 8)의 면 8이 *SS*의 면의 쌍 (5, 9)의 9와 성공적으로 부합되었고, seed 면으로부터 거리가 2인 또다른 면인 *NN*의 모델 면의 쌍 (2, 3)의 면 3과 *SS*의 면의 쌍 (6, 11)의 11이 성공적으로 부합되었다. $S_R=\{(8,10), (4,8), (4,3)\}$, $N_R=NIL$ 이 되어 두 물체 중 M_5 가 occlusion 없이 인식된다. 이 시점에서 *valid_hypotheses*에 나열된 가설들 중 방금 검증된 가설에 의해 인식된 면들로 만들어진 가설들은 제거된다. S_R 또는 *valid_hypotheses*가 *NIL*이 아니므로 update된 *valid_hypotheses*의 첫 번째 가설을 취하여 검증하게 된다. 가설을 생성한 입력 영상의 면들과 모델 물체의 면들의 짝은 $\{(s_i, m_i) | (8, 1), (4, 3), (10, 4)\}$ 이고 이들로부터 단지 하나의 선형적으로 독립적인 방향 벡터 쌍을 구할 수 있으므로 가설과 함께 저장되어 있는 시점들 중 이용하여 후보 물체의 rendering을 위한 시점을 구하였다. 후보 물체, M_0 의 합성 영상이 그림 8(f)에 나타나 있다. 검증이 시작될

때 $matched-model-surfaces = \{1, 3, 4\}$, $matched-scene-surfaces = \{8, 4, 10\}$ 이고 $matched-model-surfaces$ 와 $matched-scene-surfaces$ 에 포함된 면들로 이루어져 있는 면의 쌍들을 각각 NN 과 SS 에서 지우면 $NN = \{(0, 3), SS = \{(4, 3)\}$ 이된다.

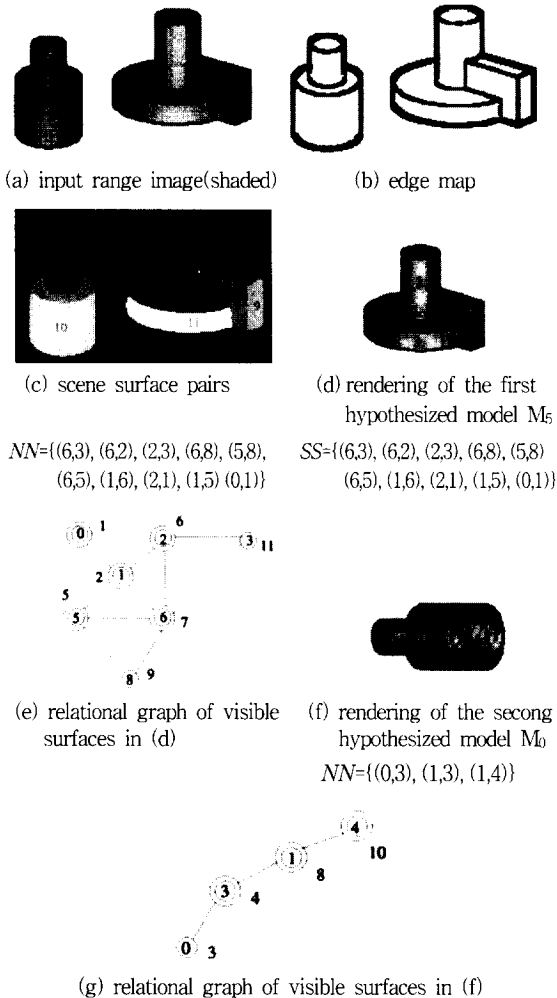


그림 8. 두개의 물체, M_0 와 M_5 가 occlusion없이 존재하는 입력 영상의 인식 결과: (e)와 (g)의 그래프에서 두개의 원으로 둘러싸인 번호는 가설 생성시에 포함된 모델의 면번호이고 그 옆에 있는 번호는 모델의 면에 대응하는 입력 영상의 면번호이다.

Fig. 8. Recognition result of input scene containing two objects M_0 and M_5 without occlusion: The double-circled model surface numbers in (e) and (g) are initially from their object hypotheses. The numbers next to the model surface numbers are the matched scene surface numbers.

첫번째 수행에서 NN 의 모델 면의 쌍 (0, 3)의 면 0과 SS 의 면의 쌍 (4, 3)의 면 3이 성공적으로 부합되어 부합된 면들이 NN 과 SS 에서 제거하면 ($NN = SS = NIL$)이 된다. 그러므로 입력 영상의 물체 M_0 가 occlusion없이 인식되어 $S_R = N_R = NIL$ 이 되고 전체 검증 과정은 종료된다.

그림 9는 입력 영상에 두개의 물체가 존재하고 occlusion이 있는 경우의 실험 결과를 보여 준다. LSG 리스트는 다음과 같다.

- {(1, 2), (2, 1, 3), (4, 3), (3, 2, 4), (6, 5, 8, 9), (5, 6, 8, 7), (9, 6, 8), (7, 5, 10, 8), (10, 7, 8), (8, 5, 6, 9, 7, 10)}

LSG, (8, 5, 6, 9, 7, 10)가 생성하는 가설에 의해 모델 물체 M_5 가 먼저 후보 물체로 고려되고 $valid_hypotheses$ 에 나열된 첫 번째 가설을 생성한 입력 영상의 면과 모델 물체의 면의 짝들은 다음과 같다.

- {(s_i, m_i) | (8, 6), (5, 1), (6, 5), (9, 8), (10, 3), (7, 2)}

이들 면의 쌍들로부터 제공되는 두개의 선형적으로 독립적인 방향 벡터 쌍으로부터 회전 행렬을 계산하여 rendering한 후보 물체, M_5 의 합성 영상이 그림 9(d)에 나타나 있다. 검증이 시작될 때 $matched-model-surfaces = \{6, 1, 5, 8, 3, 2\}$, $matched-scene-surfaces = \{8, 5, 6, 9, 10, 7\}$ 이고 $matched-model-surfaces$ 와 $matched-scene-surfaces$ 에 포함된 면들로 이루어져 있는 면의 쌍들을 각각 NN 과 SS 에서 지우면 $NN = \{(0, 1), (0, 3), (1, 3), (1, 4)\}$, $SS = \{(4, 5), (3, 4), (2, 3), (1, 2)\}$ 된다. 첫번째 수행에서 seed 면으로부터 거리가 2인 면들부터 비교하여 NN 의 모델 면의 쌍 (0, 1)의 면 0이 의 면의 쌍 (4, 5)의 면 4와 비교되는데 입력 영상 면 4의 면적이 모델 면 0의 면적보다 훨씬 크므로 서로 부합되지 않았다. 입력 영상에서 더 이상 찾을 모델 면이 없으므로 현재 가설의 검증의 성공 여부를 결정하게 된다. 이 경우, 후보 물체의 합성 영상에서 보이는 일곱 개의 면들 중 여섯 개가 가설 생성에 포함된 면들이므로, 즉, $ratio-of-surfaces = 6/7 = 0.8571 \geq t_ratio_of_surfaces(0.85)$ 이므로, 나머지 하나의 모델 면을 찾지 못하였어도 현재 후보 물체는 입력 영상에 존재하지만 occlusion때문에 나머지 하나의 모델 면을 찾지 못한 것으로 간주하여 가설의 검증은 성공한 것

으로 판단한다. 결과적으로 $S_R = \{(4, 5), (3, 4), (2, 3), (1, 2)\}$, $N_R = \{(0, 1)\}$ 이 되고 두 물체 중 M_5 가 하나의 면이 occlusion된 상태로 인식된다. *valid_hypotheses*가 update되고 S_R 또는 *valid_hypotheses*가 *NIL*이 이니므로, 다음 가설을 취하게 된다. 물체 M_0 가 후보 물체로 고려되고 가설을 생성한 입력 영상의 면과 모델 물체의 면의 짝들은 $\{(s_i, m_i) | (3, 1), (2, 3), (4, 4)\}$ 이고 이들로부터 단지 하나의 선형적으로 독립적인 방향 벡터 쌍을 구할 수 있으므로 가설과 함께 저장되어 있는 시점들 중에서 구한 시점에 대해 rendering한 후보 물체, M_0 의 합성 영상이 그림 9(f)에 나타나 있다. 검증이 시작될 때 $matched-model-surfaces = \{1, 3, 4\}$ $matched-scene-surfaces = \{3, 2, 4\}$ 이고 $matched-model-surfaces$ 와 $matched-scene-surfaces$ 에 포함된 면들로 이루어져 있는 면의 쌍들을 각각 NN 과 SS 에서 지우면 $NN = \{(0, 3)\}$, $SS = \{(4, 5), (1, 2)\}$ 된다. 첫번째 수행에서 NN 의 모델면의 쌍 (0, 3)의 면 0과 SS 의 면의 쌍 (1, 2)의 면 1이 성공적으로 부합되어 부합된 면들을 NN 과 SS 에서 지우고 (4, 5)도 이 때 제거되어 $NN = SS = NIL$ 이 된다. 그러므로 입력 영상의 물체 M_0 가 occlusion없이 인식되어 $S_R=N_R= NIL$ 이 되고 전체 검증 과정은 종료된다.

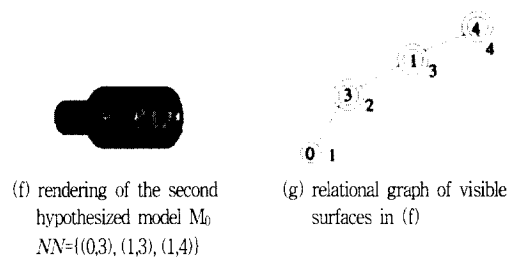


그림 9. 물체 M_0 가 물체 M_5 를 가리우고 있는 입력 영상의 인식 결과: (e)와 (g)의 그래프에서 두개의 원으로 둘러싸인 번호는 가설 생성시에 포함된 모델의 면번호이고 그 옆에 있는 번호는 모델의 면에 대응하는 입력 영상의 면번호이다

Fig. 9. Recognition result of input scene containing two objects M_0 and M_5 with occlusion: The double-circled model surface numbers in (e) and (g) are initially from their object hypotheses. The numbers next to the model surface numbers are the matched scene surface numbers.

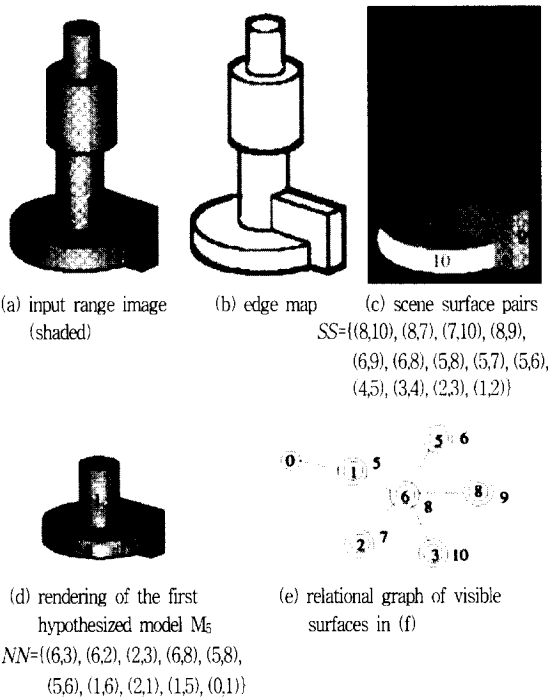
VI. 결론

본 논문에서는 Bayesian 인덱싱 기법에 기저하여 3차원 물체 인식을 위한 prototype 비전 시스템을 구현하였다. 입력 영상에서 검출된 물체의 특징들에 대하여, 물체 특징들의 모델 물체에 대한 분별력의 순서대로 물체에 대한 가설들을 생성함으로써 효율적인 인덱싱을 성취하였다. 본 연구에서 구현한 시스템에서는 LSG(Local Surface Group)라는, 구조를 갖는 물체의 특징을 물체 인식을 위한 특징으로 제안하여 사용하였으나 다른 종류의 특징들도 사용될 수 있다. 20개의 CAD 물체로 이루어진 모델 데이터베이스에 대해 합성 레인지 영상과 실제 레인지 영상들을 이용하여 실험하였고 인덱싱 성능을 측정하는 척도를 통하여 제안된 인덱싱 기법의 효율성을 보였다.

참고 문헌

[1] M. Brady, J. Ponce, A. Yuille, and H. Asada. Describing surfaces. *Computer Vision, Graphics, and Image processing*, 32:1-28, 1985.

[2] P. J. Besl and R. C. Jain. Invariant surface characteristics for 3 D object recognition in range images. *Computer Vision, Gra-*



- phics, and Image processing*, 33:33-80, January 1986.
- [3] R. Hoffman and R. C. Jain. Segmentation and classification of range images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 9(5):608-620, September 1987.
- [4] P. J. Besl and R. C. Jain. Segmentation through variable-order surface fitting. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 10(2):608-620, March 1988.
- [5] T. J. Fan, G. Medioni, and R. Nevatia. Description of surfaces from range data using curvature properties. In *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 86-91, June 1986.
- [6] T. J. Fan, G. Medioni, and R. Nevatia. Segmented descriptions of 3-D surfaces. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, 3(6):608-620, December 1987.
- [7] M. P. do Carmo. *Differential Geometry of Curves and Surfaces*. Prentice Hall, 1976.
- [8] I. D. Faux and M. J. Pratt. *Computational Geometry for Design and Manufacture*. Ellis Horwood, 1980.
- [9] Timothy S. Newman, Patrick J. Flynn, and Anil K. Jain. Model-based classification of quadric surfaces. *Computer Vision, Graphics, and Image processing: Image Understanding*, 58(2):235-249, September 1993.
- [10] C. H. Chen and A. C. Kak. A robot vision system for recognizing 3-D objects in low-order polynomial time. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 19(6):1535-1563, November/December 1989.
- [11] O. D. Faugeras and M. Hebert. The representation, recognition, and locating of 3-D objects. *International Journal of Robotics and Automation*, 5(3):27-52, 1986.

 저 자 소 개



李俊昊(正會員)

1985년 2월 서울대학교 전기공학과(공학사). 1987년 8월 The Pennsylvania State University, Department of Electrical Engineering(공학석사). 1994년 8월 Purdue University, School of Electrical Engineering(공학박사). 1989년 삼성종합기술원 연구원. 1994년 9월 ~ 1995년 10월 University of California, Riverside 연구원. 1995년 11월 ~ 1997년 2월 한국과학기술연구원 선임연구원. 1997년 3월 ~ 현재 성균관대학교 전기전자 및 컴퓨터 공학부 조교수. 주 관심분야는 컴퓨터 비전, vision-based man-machine 인터페이스 등임