

# Shape-from-Shading 기술을 이용한 대칭물체의 3차원 형상 예측

홍 순 화\* · 홍 대 희†

(2002년 1월 9일 접수, 2002년 9월 23일 심사완료)

## Estimation of 3-D Symmetric Shapes Using Shape-from-Shading Technique

Soon-Hwa Hong and Daehie Hong

**Key Words :** Shape-from-Shading(SFS), Reflectance Map(반사맵), Cost Functional(비용범함수), Symmetry Constraint(대칭구속조건).

### Abstract

Since the first shape-form-shading technique was developed by Horn in the early 1970s, many different approaches have been continuously emerging in the past three decades. Some of them improve existing techniques, while others are completely new approaches. Using the image reflectance equation, they estimate the 3-D shape of an object utilizing adequate constraints. Each algorithm applies different constraints such as brightness, smoothness, and integrability to solve the shape-from-shading problem. Especially for symmetric objects, a symmetry constraint is proposed to improve the performance of existing shape-from-shading algorithm in this paper. The symmetry constraint is imposed to a conventional algorithm and then the improvement in the performance of 3-D shape reconstruction is proved by quantitatively comparing the depth and gradient errors.

### 1. 서론

영상의 음영정보는 우리가 물체를 인식하는데 있어서 중요한 역할을 한다. 삼차원 물체의 영상은 그 물체의 모양과 반사율 그리고 광원과 물체의 배치에 따라 달라지게 된다. 즉, 특정 광원 아래서 반사율은 같지만 법선방향이 서로 다른 면들은 각기 다른 밝기정보를 가지게 되는데, 이러한 사실을 이용하면 2-D 영상으로부터 3-D 형상을 추출해낼 수 있다. Shape-from-Shading(SFS)의 목적은 이러한 영상형성 원리를 응용하여 영상의 그레이 레벨로부터 물체의 3-D 형상을 역으로 예측하는 것이다.

지금까지 SFS 기술에 대한 다양한 연구가 진행

되어 왔지만, SFS 기술은 크게 전역접근방법(global approach)과 국소접근방법(local approach) 두 가지로 분류될 수 있다. 전역접근방법은 다시 전역최소화 방법(global minimization approach)과 전역전파방법(global propagation approach)으로 구분된다. 전역최소화방법은 에너지 함수를 최소화함으로써 유일해를 얻는 것을 그 내용으로 한다. 전역전파방법은 특이점(singular point)으로부터 영상의 전체로 형상정보를 전파 시켜 감으로서 그 전체 형상을 얻어낸다. 국소접근방법은 한 점 주변의 작은 영역에서 그 점의 음영 정보로부터 면의 모양을 예측한다.

전역최소화방법은 초창기 Ikeuchi 와 Horn<sup>(1)</sup>에 의해 제안되었다. Ikeuchi 와 Horn 은 밝기구속조건(brightness constraint)과 연속곡면구속조건(smoothness constraint)의 두 가지 제한조건으로부터 정의된 비용범함수(cost functional)를 최소화 함으로서 대상물체의 모양을 계산해냈다. Frankot 과 Chellappa<sup>(2)</sup>는 위의 알고리즘에 적분가능구속조건

† 책임저자, 회원, 고려대학교 기계공학과

E-mail : dhhong@korea.ac.kr

TEL : (02)3290-3369 FAX : (02)926-9290

\* 고려대학교 대학원 기계공학과

(integrability constraint)을 적용하였고, Szeliski<sup>(3)</sup>는 수렴속도를 빠르게 함으로서 위의 알고리즘을 개선했다.

최초의 전역전파방법은 Horn<sup>(4)</sup>이 제안한 특성띠(characteristic strip) 개념을 활용한 기술이다. 즉, 높이와 방향정보를 알고 있는 특이점을 시작점으로 하여 특성띠를 따라 물체 표면의 높이와 방향을 구한다. Oliensis와 Dupuis<sup>(5)</sup>가 위의 아이디어를 최적제어(optimal control) 문제로 해석해서 수치해석의 기법으로 풀어냈다. 또 Bichsel과 Pentland<sup>(6)</sup>가 이 알고리즘의 수렴속도를 개선했다.

국소접근방법은 Pentland<sup>(7)</sup>, Lee와 Rosenfeld<sup>(8)</sup>, Tsai와 Shah<sup>(9)</sup> 등에 의해 연구되었다. Pentland<sup>(7)</sup>는 각각의 점에서 물체의 표면을 구형으로 가정하고 밝기 강도(intensity)와 그 1차 미분 항 그리고 2차 미분 항으로부터 물체의 모양을 복원했다. Lee와 Rosenfeld<sup>(8)</sup>는 영상의 그레이레벨을 미분 한 값으로부터 물체 표면의 기울기를 예측해냈다. Tsai와 Shah<sup>(9)</sup>는 반사맵(reflectance map)을 선형화 한 후 높이에 대한 함수로 표현하여 전체의 영상정보 없이 각각의 점의 높이 정보를 반복계산으로 구했다.

하지만 위의 알고리즘들로부터 얻어진 결과들은 실제의 형상과 많은 차이가 있었다. 이를 보완하기 위해 본 논문에서 제안한 방법은 SFS 알고리즘에 새로운 구속조건을 적용한 것으로, 대칭의 형상을 가진 물체의 경우 그 대칭인 성질을 이용해서 대칭구속조건(symmetry constraint)을 그 알고리즘에 추가하여 형상복원 성능을 향상 시켰다. 여기서 대칭구속조건을 적용한 알고리즘은 Lee와 Kuo<sup>(10)</sup>가 제안한 방법으로 물체표면을 삼각형 패치로 근사적으로 표현한 후 밝기구속조건과 연속곡면구속조건을 사용한 전역최소화방법이다. 이미지에 따라 차이가 있지만, Lee와 Kuo의 알고리즘은 기타 다른 알고리즘에 비해 정확한 결과를 갖는다고 알려져 있다.<sup>(11)</sup> 본 연구에서는 이 알고리즘에 대칭구속조건을 추가함으로써 이 알고리즘을 개선하고 높이 오차와 기울기 오차를 각각 비교 분석하여 개선정도를 정량적으로 제시하였다.

## 2. Shape-from-Shading 알고리즘

Lee와 Kuo<sup>(10)</sup>의 알고리즘에서는 대상 물체의 표면을 삼각형 패치로 근사화 시키고 선형화 된 반사맵(reflectance map)을 적용하여 SFS 문제를 해결하였다. 삼각형 요소는 각 노드에 해당하는 기저함수(basis function)의 선형화 된 조합으로 나타내어진다. 면의 법선 방향은 그 삼각형 요소의 세

노드의 높이에 의해 결정되고 선형화 된 반사맵에 의해 삼각형요소의 세 노드의 높이와 영상의 그레이 레벨은 직접 연관된다. 각 노드의 높이정보는 밝기오차(brightness error)의 제곱으로 표시되는 비용범함수(cost functional)에 연속곡면구속조건을 부여함으로써 구해진다.

### 2.1 반사맵의 선형화 모델

$xy$  평면 상에 Fig. 1과 같이 겹치지 않는 삼각형들로 이루어진 사각형의 영역( $\Omega$ )을 정의한다면, 높이  $z(x,y)$ 는 다음과 같이 각 노드에 정의된 기저함수(basis function)  $\phi_i(x,y)$ 의 선형화 된 조합으로 나타내어진다.

$$z(x, y) = \sum_{i=1}^{M_n} z_i \phi_i(x, y) \quad (1)$$

여기서  $z_i$ 는  $i$  번째 노드에서  $z(x,y)$ 이고  $M_n$ 은 기저함수의 수를 나타낸다. 식 (1)을 이용해서 면의  $x, y$  방향으로의 기울기(gradient) ( $p, q$ )를 각각 표현해보면

$$p(x, y) = \frac{\partial z(x, y)}{\partial x} = \sum_{i=1}^{M_n} z_i \frac{\partial \phi_i(x, y)}{\partial x} \quad (2a)$$

$$q(x, y) = \frac{\partial z(x, y)}{\partial y} = \sum_{i=1}^{M_n} z_i \frac{\partial \phi_i(x, y)}{\partial y} \quad (2b)$$

가 됨을 쉽게 증명할 수 있다.

또한 물체표면이 Lambertian 이고 광원이 멀리 있는 하나의 점광원(point light source)의 경우, 반사맵은 다음과 같이 유도된다.

$$R(p, q) = \frac{1 + p_s p + q_s q}{\sqrt{1 + p^2 + q^2} \sqrt{1 + p_s^2 + q_s^2}} \quad (3)$$

여기서  $(p_s, q_s)$ 는 광원의 방향을 나타낸다. 이 식에서 알 수 있듯이 반사맵은 비선형 함수이다. 위의 반사맵의 비선형성을 제거하기 위해  $R(p, q)$ 을 특정 점  $(p_0, q_0)$ 에 대해 일차까지 테일러급수(Taylor series) 전개를 취한다.

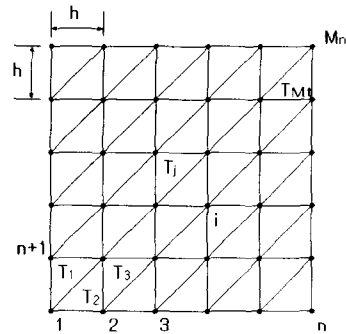


Fig. 1 Uniform triangulation of a square domain  $\Omega$ <sup>(10)</sup>

$$R(p, q) \approx R(p_0, q_0) + (p - p_0) \left. \frac{\partial R(p, q)}{\partial p} \right|_{(p_0, q_0)} + (q - q_0) \left. \frac{\partial R(p, q)}{\partial q} \right|_{(p_0, q_0)} \quad (4)$$

## 2.2 강성행렬과 하중벡터

식 (2a)와 식 (2b)를 식 (4)에 대입하면

$$R(p, q) \approx \alpha p + \beta q + \gamma = \sum_{i=1}^{M_n} \Phi_i z_i + \gamma \quad (5)$$

여기서,

$$\begin{cases} \Phi_i(x, y) = \alpha \frac{\partial \phi_i(x, y)}{\partial x} + \beta \frac{\partial \phi_i(x, y)}{\partial y} \\ \gamma = R(p_0, q_0) - \alpha p_0 - \beta q_0 \\ \alpha = \left. \frac{\partial R(p, q)}{\partial p} \right|_{(p_0, q_0)}, \beta = \left. \frac{\partial R(p, q)}{\partial q} \right|_{(p_0, q_0)} \end{cases} \quad (6)$$

이다. 식 (5)와 식 (6)으로부터 영상의 그레이 레벨  $E$ 는 아래와 같이 표시되고, 각 노드에서의 높이  $z_i$ 와 선형관계를 가짐을 알 수 있다.

$$E_r = \alpha p + \beta q + \gamma = \sum_{i=1}^{M_n} \Phi_i z_i + \gamma \quad (7)$$

각 노드에서의 높이를 예측하기 위해 다음과 같이 밝기오차의 제곱으로 표시되는 비용범함수를 정의 한다.

$$\varepsilon_b = \iint_{\Omega} (E_0 - E_r)^2 dx dy \quad (8)$$

여기서  $\varepsilon_b$ 는 밝기오차이고  $E_0$ 는 영상의 그레이 레벨을,  $E_r$ 은 식 (7)에 의해 예측된 면의 밝기를 나타낸다. 식 (7)을 식 (8)에 대입하면 아래의 식을 얻을 수 있다

$$\begin{aligned} \varepsilon_b &= \iint_{\Omega} [E_0 - (\sum_{i=1}^{M_n} \Phi_i z_i + \gamma)]^2 dx dy \\ &= \frac{1}{2} z^T A z - b^T z + c \end{aligned} \quad (9)$$

$z$ 는 각 노드에서의 높이를 나타내는 벡터이고 행렬  $A$ 와 벡터  $b$ 의 요소는 아래와 같이 구해진다.

$$a_{i,j} = 2 \iint_{\Omega} \Phi_i \Phi_j dx dy \quad (10)$$

$$b_{i,j} = 2 \iint_{\Omega} (E_0 - \gamma) \Phi_i dx dy, 1 \leq i, j \leq M_n \quad (11)$$

여기서 유한요소법의 용어에 따라 행렬  $A$ 를 강성행렬(stiffness matrix)이라고 정의하고 벡터  $b$ 를 하중벡터(load vector)라고 정의한다. 우리의 목표는 식 (9)에서 밝기오차를 최소화하는  $z$  벡터를 구하는 것이다. 식 (9)에 대한 최소화 문제는 다음과

같이 선형방정식의 해를 구하는 문제로 다시 나타내어진다.

$$Az = b \quad (12)$$

## 2.3 연속곡면구속조건

하지만 위에서 구한 강성행렬은 특이행렬(singular matrix)이고 그 결과 식 (12)에서 직접 높이 정보( $z$  벡터)를 구할 수 없다. Lee & Kuo<sup>(10)</sup>의 알고리즘에서는 다음과 같이 기울기의 변화를 구속하는 연속곡면구속조건(smoothness constraint)을 추가함으로써 강성행렬의 특이성(singularity)을 제거하고 그 형상에 대한 유일해를 구하였다.

$$\varepsilon_s = \varepsilon_b + \lambda \varepsilon_s \quad (13)$$

$\varepsilon_b$ 는 밝기오차로 정의된 비용범함수를 나타내고,  $\varepsilon_s$ 는 기울기의 변화를 제한하는 연속곡면구속조건이다.  $\lambda$ 는 이 조건에 대한 가중치이며, 이산계(discrete system)에 대한 연속곡면구속조건은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \varepsilon_s &= \frac{1}{2h^2} \sum_{n_i} \sum_{n_j} [(z_{n_{i+1}, n_i} - 2z_{n_i, n_i} + z_{n_{i-1}, n_i})^2 \\ &+ 2(z_{n_{i+1}, n_{i+1}} - z_{n_i, n_{i+1}} - z_{n_{i+1}, n_i} + z_{n_{i-1}, n_i})^2 \\ &+ (z_{n_i, n_{i+1}} - 2z_{n_i, n_i} + z_{n_i, n_{i-1}})^2] \end{aligned} \quad (14)$$

여기서  $h$ 는 노드 사이의 거리를 나타낸다. 위의 식은 다시 다음과 같은 행렬식으로 표현될 수 있다.

$$\varepsilon_s = \frac{1}{2} z^T B z \quad (15)$$

$$B: \frac{1}{h^2} \begin{pmatrix} 1 & & & & \\ 2 & -8 & 2 & & \\ 1 & -8 & 20 & -8 & 1 \\ 2 & -8 & 2 & & \\ 1 & & & & \end{pmatrix} \quad (16)$$

식 (9)와 식 (15)를 식 (13)에 대입하면 다음과 같은 결과를 얻을 수 있다.

$$\varepsilon = \frac{1}{2} z^T C z - b^T z + c \quad (17)$$

$$C = A + \lambda B \quad (18)$$

식 (17)에 대한 최소화 문제는 다음과 같이 선형방정식의 해를 구하는 문제로 다시 나타내어지고 그 해를 구함으로써 대상물체의 형상을 예측해낼 수 있다.

$$Cz = b \quad (19)$$

Lee와 Kuo의 알고리즘에서는 위의 식으로부터  $z$  벡터를 구하고 그로부터 그 형상을 복원하였다.<sup>(10)</sup>

### 3. 대칭구속조건과 계산 알고리즘

#### 3.1 대칭구속조건

형상이 대칭인 물체에 대해서는 위의 알고리즘에 대칭구속조건(symmetry constraint)을 추가할 수가 있다. 대칭구속조건을 추가하기 위해 아래와 같이 대칭점  $(x', y')$  과의 차이로 표현되는 비용범함수  $\varepsilon_{sym}$  를 에너지 함수에 포함 시킨다.

$$\varepsilon = \varepsilon_0 + \lambda \varepsilon_s + \mu \varepsilon_{sym} \quad (20)$$

여기서  $\mu$ 는 대칭구속조건에 대한 가중치를 나타낸다. 그리고 현재의 점과 대칭점과의 차이의 제곱으로 정의되는 대칭 비용범함수  $\varepsilon_{sym}$  는 이산계에 대해 다음과 같이 나타내어진다.

$$\varepsilon_{sym} = \frac{1}{2} \sum_i \sum_j [(z_{i,j} - z_{i',j'})^2] \quad (21)$$

$(i, j)$ 는 현재의 점이고  $(i', j')$ 는 그에 해당하는 대칭점을 나타낸다. 대칭선을  $ax + by + c = 0$  이라고 한다면 그 대칭점  $(i', j')$ 는 다음과 같은 식으로 결정된다.

$$i' = \frac{(b^2 - a^2)i - 2abj - 2ac}{a^2 + b^2} \quad (22)$$

$$j' = \frac{-2abi + (a^2 - b^2)j - 2bc}{a^2 + b^2}$$

식 (21)은 다시 다음과 같은 행렬식으로 표현될 수 있다.

$$\varepsilon_{sym} = \frac{1}{2} z^T S z \quad (23)$$

$S$ 는 대칭행렬(symmetry matrix)이라고 정의되며 간단히 다음과 같은 행렬로 정의된다.

$$S = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} \quad (24)$$

또한, 이전 절에서 구한 에너지 함수(식 (17))에 위의 식 (23)을 포함시키면, 행렬  $C$ 는 다시 다음과 같이 바뀌게 된다.

$$C = A + \lambda B + \mu S \quad (25)$$

새로운 행렬  $C$ 를 가지고 식 (19)와 같이 선형방정식의 해를 구하면 비용범함수를 최소화 하는 대상물체의 높이 분포를 얻을 수 있다.

#### 3.2 계산 알고리즘

모든 형상에 대해 10 번의 반복계산을 수행하였으며 가중치  $\lambda$ 의 초기값을 200 으로 하였다. 대칭조건에 대한 가중치  $\mu$ 는  $\lambda$ 의 1/100 배로 설정하였고 이러한 작은 값으로도 대칭구속조건

의 효과가 충분히 그 알고리즘의 결과에 반영되었다.

모든 삼각형 패치에서 기준기울기(reference gradient)  $(p_{oi}^0, q_{oi}^0)$ 를  $(0, 0)$ 으로 놓고 계수행렬  $(C^0 = A^0 + \lambda B + \mu S)$ 와 하중벡터  $b$ 를 초기화한다. 또한  $C^0 z^0 = b^0$ 로부터  $z^0$ 를 구한다.

$i$  번째 삼각형 패치( $T^i$ )에서의 기준기울기  $(p_{oi}^k, q_{oi}^k)$ 는 전 단계에서 구해진  $z^{k-1}$ 에 의해 결정되며  $(p_{oi}^k, q_{oi}^k)$ 를 이용해서 계수행렬  $(C^k = A^k + \lambda B + \mu S)$ 와 하중벡터  $b^k$ 를 구한다.  $C^k z^k = b^k$ 로부터  $z^k$ 를 구한다 만약  $|z^k - z^{k-1}| \leq \nu$ 를 만족한다면  $z^k$ 가 이 알고리즘의 해가 되고 만족하지 않을 때에는 반복계산을 계속 수행하게 된다. 여기서  $\nu$ 는 임의의 작은 수이다.

### 4. 실험결과

위의 알고리즘을 적용하여 결과를 비교하기 위해서는 실험영상의 선택이 매우 중요하다. 앞에서 가정한 반사맵을 만족하는 즉, Lambertian 표면모델, 상수 알베도(albedo), 무한 점광원 등의 가정을 만족하는 영상을 사용해야 좋은 결과를 얻을 수가 있다. 본 논문에서는 Lee 와 Kuo<sup>(10)</sup> 논문에서 사용된 샘플 영상을 비교목적으로 사용하였다. Sombrero, vase, Mozart 에 대한 실제 형상정보(Fig. 2의 (a), Fig. 5의 (a), Fig. 8의 (a))를 가지고 앞의 가정들을 만족하는 합성영상을 여러 광원방향(001, 101, 557)에 대해 각각 만들어냈다(Fig. 2의 (b), (c), (d), Fig. 5의 (b), (c), (d), Fig. 8의 (b), (c), (d)). 대칭 형상인 sombrero 와 vase 그리고 완전한 대칭형상은 아니지만 많은 대칭부분을 포함하고 있는 Mozart 합성영상으로부터 다시 그 형상을 복원해 보고 실제의 형상과 비교함으로써 그 알고리즘의 성능을 분석하였다.

Sombrero 의 경우 대칭구속조건을 추가했을 때의 결과(Fig. 2의 (h), (i), (j))가 추가하지 않았을 때의 결과(Fig. 2의 (e), (f), (g))보다 그 형상의 굴곡이 더 선명하게 복원되는 것을 볼 수 있다. Vase 의 경우에도 Lee & Kuo 의 알고리즘으로부터의 결과(Fig. 5의 (e), (f), (g))보다 대칭구속조건을 추가했을 때(Fig. 5의 (h), (i), (j)), 실제의 대칭형상과 더욱 가까운 형상을 얻을 수 있었다. 앞에서도 언급했듯이 Mozart 는 완전한 대칭형상은 아니지만 많은 대칭 부분을 포함하고 있고 이러한 형상에 대해서 대칭구속조건을 적용한 결과 광원의 방향이 (001)인 경우 그 형상이 약간 왜곡되어 나타나는 것을 볼 수 있었지만 광원의 방향이 (101), (557)인 경우에는 대칭구속조건을 적용했을 때(Fig. 8의 (h), (i), (j))에 적용하지 않았을 때(Fig. 4의 (e), (f), (g)) 보

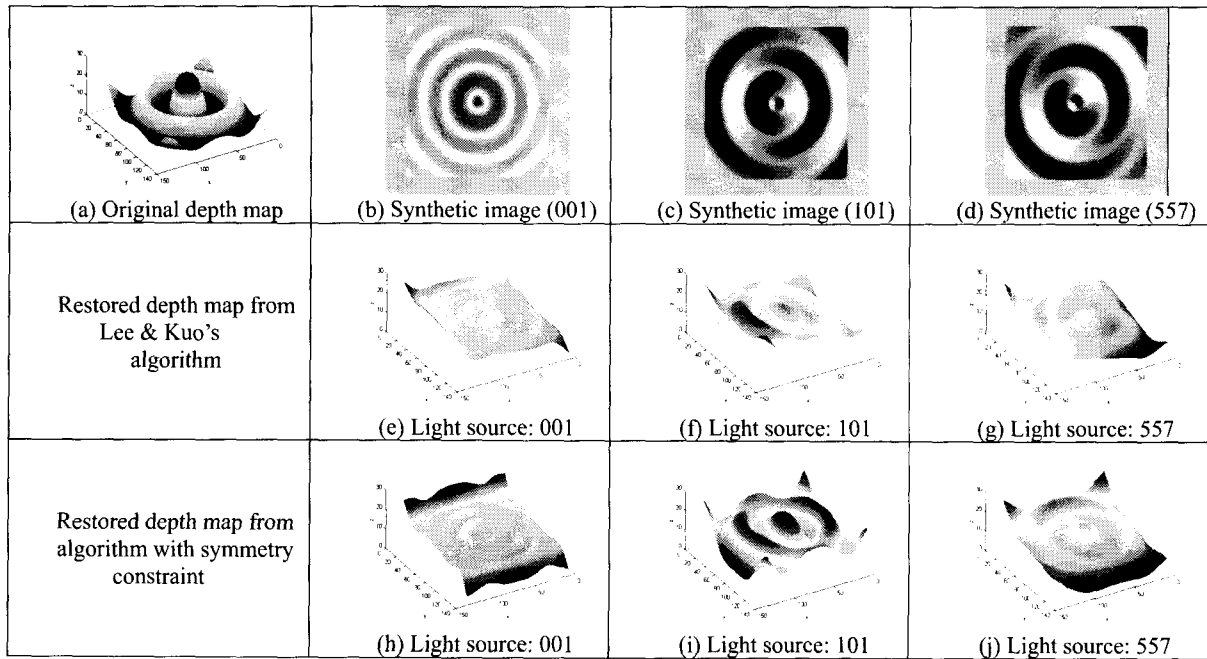


Fig. 2 Results for sombrero

Table 1 Mean depth errors and mean gradient errors for sombrero

Mean depth error (%)				Mean gradient error			
Light source direction	(0,0,1)	(1,0,1)	(5,5,7)	Light source direction	(0,0,1)	(1,0,1)	(5,5,7)
Lee & Kuo's algorithm	23.62 %	26.70 %	21.52 %	Lee & Kuo's algorithm	0.53	0.41	0.47
With symmetry constraint	22.80 %	27.72 %	21.22 %	With symmetry constraint	0.47	0.25	0.31

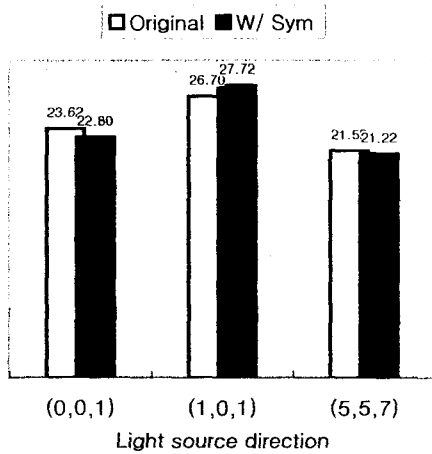


Fig. 3 Depth errors for sombrero (%)

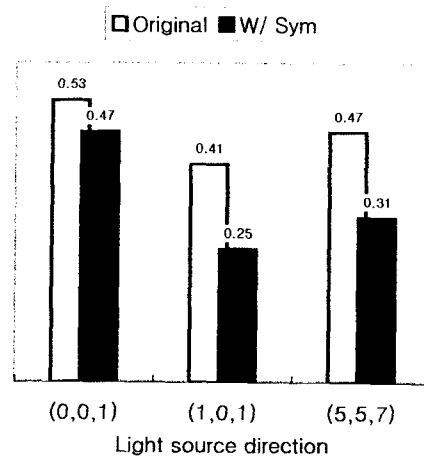


Fig. 4 Gradient errors for sombrero

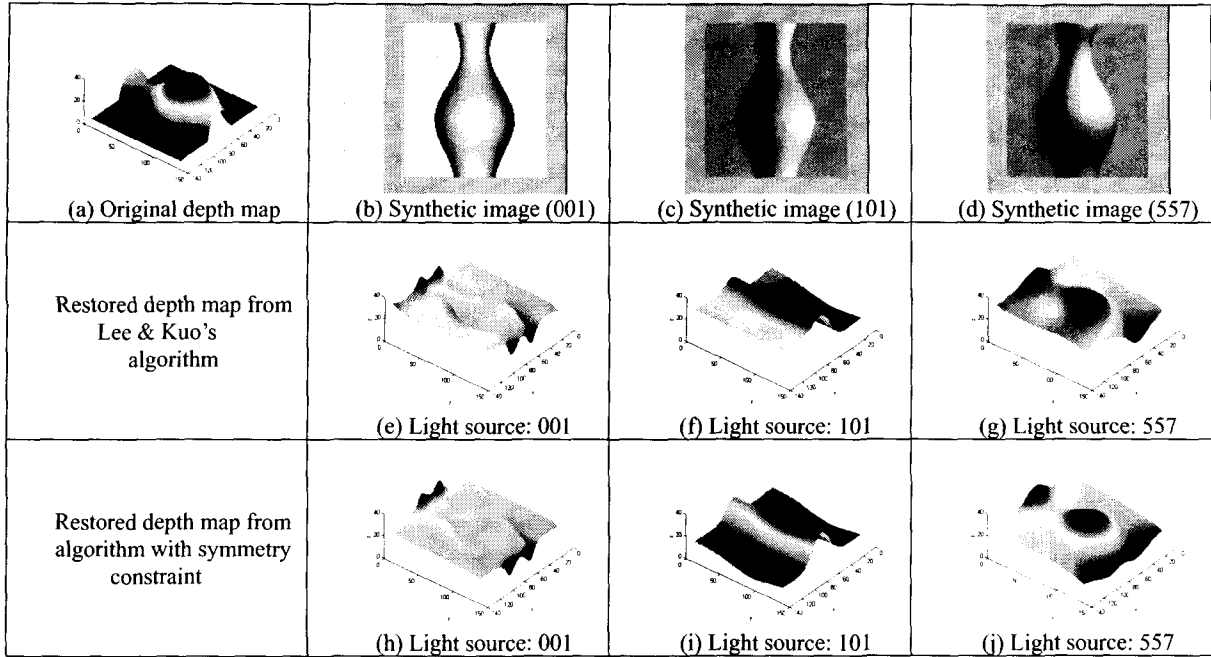


Fig. 5 Results for vase

Table 2 Mean depth errors and mean gradient errors for vase

Light source direction	Mean depth error (%)			Light source direction	Mean gradient error		
	(0,0,1)	(1,0,1)	(5,5,7)		(0,0,1)	(1,0,1)	(5,5,7)
Lee & Kuo's algorithm	42.74 %	33.66 %	45.09 %	Lee & Kuo's algorithm	0.53	0.47	0.41
With symmetry constraint	39.12 %	17.98 %	34.42 %	With symmetry constraint	0.45	0.36	0.31

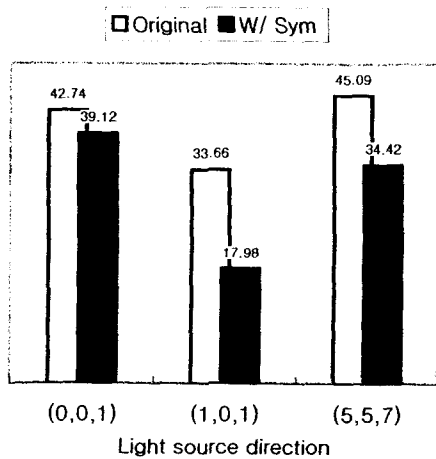


Fig. 6 Depth errors for vase (%)

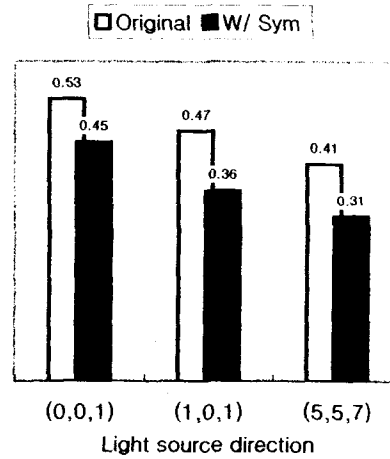


Fig. 7 Gradient errors for vase

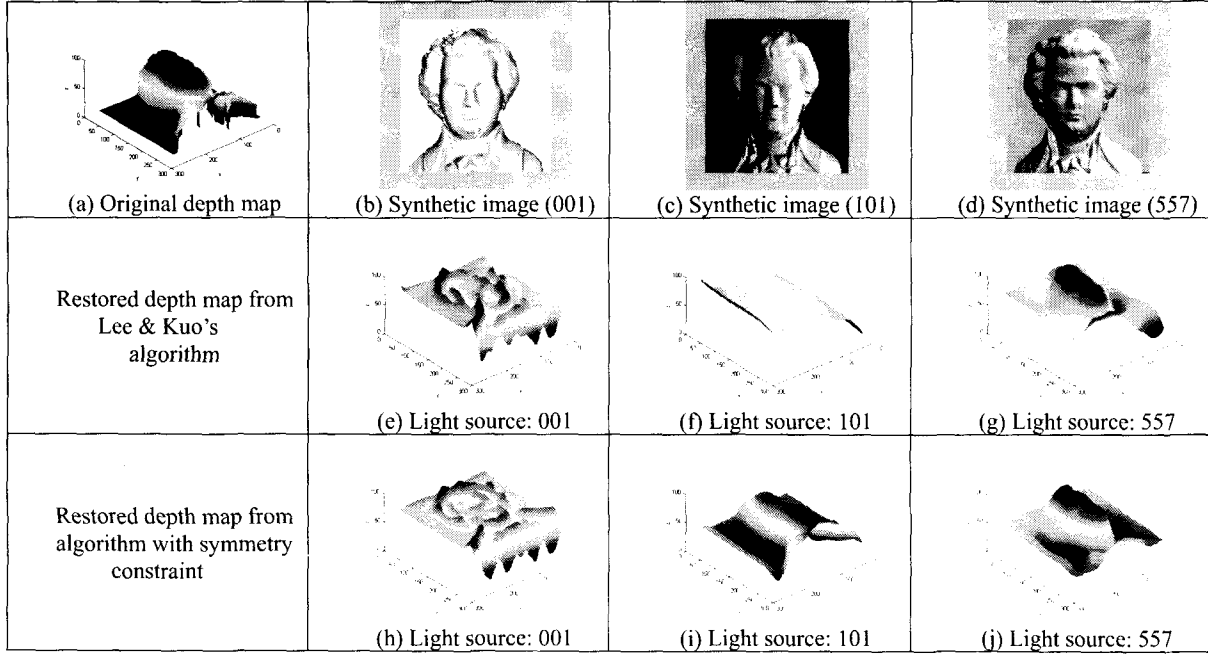


Fig. 8 Results for Mozart

Table 3 Mean depth errors and mean gradient errors for Mozart

Light source direction	Mean depth error (%)			Light source direction	Mean gradient error		
	(0,0,1)	(1,0,1)	(5,5,7)		(0,0,1)	(1,0,1)	(5,5,7)
Lee & Kuo's algorithm	41.06 %	33.26 %	30.80 %	Lee & Kuo's algorithm	1.2	1.29	0.9
With symmetry constraint	40.87 %	22.16 %	23.18 %	With symmetry constraint	1.06	1.05	0.93

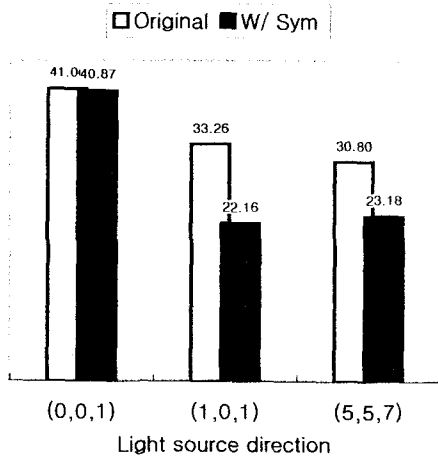


Fig. 9 Depth errors for Mozart (%)

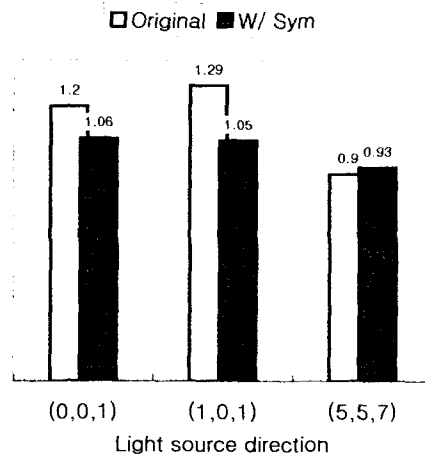


Fig. 10 Gradient errors for Mozart

다 향상된 결과를 얻을 수 있었다.

향상된 정도를 좀 더 정량적으로 평가하기 위해 복원된 형상의 높이 오차와 기울기 오차의 평균값을 비교하였다. 여기서 높이오차는 사용된 단위에 따른 혼란을 없애기 위해 복원된 형상의 최대 최소 높이 차에 대한 퍼센트 값을 취하였고, 기울기 오차는 각 화소에서의  $x, y$  방향 기울기(gradient) 모두를 고려하여 평균값을 취하였다. 이 결과들을 Table 1, 2, 3 과 Fig. 3, 4, 6, 7, 9, 10 에 나타내었다. 오차 해석의 결과 몇몇 경우를 제외하고 대부분 대칭구속조건을 알고리즘에 추가하였을 때 평균높이오차와 평균기울기오차가 줄어드는 것을 확인할 수 있었다. 평균높이오차의 경우 대칭구속조건을 알고리즘에 적용하였을 때 광원의 방향이 101 일 때 sombrero 를 제외하고 모든 경우 향상되었고 평균적으로 sombrero(Table 1 and Fig. 3)는 0.03%, vase(Table 2 and Fig. 6)는 9.99%, Mozart(Table 3 and Fig. 9)는 6.3%가 각각 감소 하였다. 평균기울기오차 역시 대칭구속조건을 알고리즘에 적용하였을 때 광원의 방향이 557 일 때의 Mozart 를 제외한 모든 경우에서 그 오차가 감소하였고 평균적으로 sombrero(Table 1 and Fig. 4)는 29.6%, vase(Table 2 and Fig. 7)는 18.7%, 그리고 Mozart(Table 3 and Fig. 10)는 8.2%가 각각 감소 하였다.

## 5. 결 론

본 연구에서는 기존의 Shape-from-Shading 알고리즘에 대칭구속조건을 적용함으로써 대칭물체에 대해 우수한 성능을 나타내는 새로운 알고리즘을 제시하였다. 또한 점 광원이고, 반사율이 일정하며, 대상물체의 반사특성이 Lambertian 면이라고 가정하여 합성 영상을 만들고 각각의 영상에 이 알고리즘에 적용해 보았다. 그 결과 대상물체가 대칭의 형상을 가지고 있을 때 대칭구속조건을 그 알

고리즘에 추가함으로써 그 오차를 줄이고 실제 형상에 보다 가까운 결과를 얻을 수 있었다.

## 참고문헌

- (1) Ikeuchi, K. and Horn, B.K.P., 1981, "Numerical Shape-from-Shading and Occluding Boundaries," *Artificial Intelligence*, Vol. 17, pp. 141~184.
- (2) Frankot, R. T. and Chellappa, R., 1988, "A Method for Enforcing Integrability in Shape-from-Shading Algorithms," *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 10, pp. 439~451.
- (3) Szeliski, R., 1991, "Fast Shape-from-Shading," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing: Image Understanding*, Vol. 53, pp. 129~153.
- (4) Horn, B.K.P., 1989, "Height and Gradient from Shading," *Int. J. Computer Vision*, pp. 37~75.
- (5) Oliensis, J. and Dupuis, P., 1993, "A Global Algorithm for Shape-from-Shading," *Proc. Computer Vision*, pp. 692~701.
- (6) Bichel, M. and Pentland, A.P., 1992, "A Simple Algorithm for Shape-from-Shading," *Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 459~465.
- (7) Pentland, A. P., 1984, "Local Shading Analysis," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 6, pp. 170~187.
- (8) Lee, C. H. and Rosenfeld, A., 1985, "Improve Methods of Estimating Shape form Shading Using the Light Source Coordinate System," *Artificial Intelligence*, Vol. 26, pp. 125~143.
- (9) Tsai, P. S. and Shah, M., 1992, "A Simple Shape-from-Shading Algorithm," *Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 734~736.
- (10) Lee, K. M. and Kuo, C. C. J., 1990, "Shape-from-Shading with a Linear Triangular Element Surface Model," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 11, pp. 815~822.
- (11) Zhang, R., Tsai, P., Cryer, J. E., and Shah, M., 1999 "Shape-from-Shading: A Survey," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 10, pp 815~822.