

Legendre 다항식에 의한 표면 근사화를 이용한 Photometric Stereo

正會員 金芳煥**, 朴來弘*

Multi-Image Photometric Stereo Using Surface Approximation by Legendre Polynomials

Bang-Hwan Kim**, Rae-Hong Park* Regular Members

要 約

본 논문에서는 여러 장의 영상으로부터 물체의 형상을 복원하는 photometric stereo 문제에 접근하기 위한 새로운 알고리즘을 제안하였다. 제안된 반복 알고리즘에서는 3차원 표면이 Legendre 다항식에 의해 근사화되고 주어진 표면과 그것의 미분치 사이의 관계를 다항식 계수를 이용한 행렬식으로 표현하였다. 또한 반사지도 (reflectance map)을 선형화하고, 비용함수를 다항식 계수의 이차형 행렬형태로 표시하여 최소화하도록 하였다. 표면의 상대적인 높이, 그것의 미분치와 다항식 계수를 서로 반복적으로 갱신하면서 3차원 형상을 얻었다. 입력영상들에 대한 알고리즘의 성능을 밝기오차, 방향오차, 높이오차 측면에서 평가하였으며 제안된 방법과 기존의 방법들의 원영상 및 잡음영상에 대한 성능 비교를 보였다.

ABSTRACT

In this paper, we propose a new photometric stereo algorithm which reconstructs object shapes from multiple images. In the proposed iterative algorithm, given 3D surfaces are approximated by Legendre polynomials and the relationships between the given surface and its derivatives are generated as matrix forms in terms of polynomial coefficients. Also the reflectance map is linearized and the cost function expressed in quadratic matrix form in terms of polynomial coefficients is minimized. The relative depth and its derivatives are obtained by updating them iteratively. Performance of the proposed photometric stereo algorithm is evaluated in terms of the brightness error, orientation error, and height error, and the performance comparison of the proposed and conventional algorithms for noiseless/noisy images is shown.

*서강대학교 전자공학과

**삼성전자 연구원

論文番號 : 94221-0824

接受日字 : 1994年 8月 24日

I. 서론

Photometric stereo는 여러 장의 영상으로부터 3차원 형상을 복원하는 문제이다. 여러 장의 영상은 광원의 위치를 다르게 하여 고정된 위치에서 얻어진다. 이는 한 장의 영상으로부터 3차원 형상을 복원하는 shape from shading (SFS) 문제가 불량설정문제 (ill-posed problem)(1)로 알려져 있으므로 이것의 한계를 극복하기 위한 시도이다. 일반적으로 3차원 물체를 투영하여 2차원 영상을 얻는 과정에서 물체로부터의 거리 정보의 손실이 나타난다. 반대로 2차원 영상에서 3차원 정보를 얻는 역과정은 잃어버린 거리 정보를 찾는 과정으로 불량설정문제로 알려져 있다.⁽¹⁾

이러한 photometric stereo 문제는 Woodham(2)에 의해서 처음으로 연구되기 시작하였다. 그는 물체의 반사함수 (reflectivity function)과 광원의 위치를 안다는 가정하에서 3장의 영상으로부터 photometric stereo 문제를 3원 1차 연립방정식의 형태로 표현하여 물체 표면의 방향을 구하고자 하였다. Coleman과 Jain⁽³⁾은 4장의 영상을 사용하여 specular 성분과 diffuse 성분을 분리하여 문제를 해결하려 하였으며 Ikeuchi⁽⁴⁾는 분포된 광원 (distributed light source)를 사용하였다. Onn과 Bruckstein⁽⁵⁾은 2장의 영상을 사용해 적분가능성의 구속조건을 사용하여 문제 해결을 시도하였으며 Kim과 Burger⁽⁶⁾는 광원의 위치를 물체에 가까이 위치한 점광원으로 설정하여 하나의 비선형 방정식을 유도하여 문제해결을 시도하였다. Lee와 Kuo⁽⁷⁾는 2장의 영상을 사용하여 3차원 표면을 유한한 삼각형 요소로 모델링하여 반복법에 의해 표면의 높이를 구하였으며 Yang 등⁽⁸⁾은 2장의 영상을 사용해 볼록성 (convexity)의 조건을 사용하여 표면의 방향을 구하였다.

본 논문에서는 기존의 SFS 문제에서 일반적으로 사용한 것과 같은 몇가지 가정을 하고 문제를 쉽게 단순화하였다. 첫째는 영상을 보는 위치의 문제로, 영상 평면에 물체가 투영 될 때 원근 투영 (perspective projection)이 아닌 직각 투영 (orthographic projection)으로 가정하였다. 둘째는 영상의 반사모델로서 물체 표면에서 영상의 밝기는 물체의 재질이나 반사도에 관계없이 표면의 편미분 값에 의해서 좌우된다는 것이다. 이것은 영상 휘도 방정식 (image irradiance

equation)에 의해서 다음과 같이 표현된다.

$$I(x, y) = R(p(x, y), q(x, y)) \tag{1}$$

여기서 $I(x,y)$ 는 영상의 밝기값이고, 높이 좌표 z 에 대해 $p(x,y) = \partial z(x,y) / \partial x$, $q(x,y) = \partial z(x,y) / \partial y$ 이다. 이와 같이 물체 표면의 밝기가 물체 표면의 미분값에 의해서 식 (1)과 같이 결정될 때 물체 표면의 특성을 Lambertian 특성을 가진 표면이라 하고, 반사지도 (reflectance map) $R(p,q)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$R(p,q) = \eta(\vec{N} \cdot \vec{S}) = \eta \frac{\cos \gamma - p \cos \tau \sin \gamma - q \sin \tau \sin \gamma}{\sqrt{1 + p^2 + q^2}} \tag{2}$$

여기서 η 는 반사상수로 물체의 재질에 관계없이 단순화된 값으로 모든 표면에 대해 상수로 표현된다. \vec{N} 은 표면의 단위 법선 벡터로 $\vec{N} = (-p, -q, 1) / \sqrt{1 + p^2 + q^2}$ 이다. 또한 \vec{S} 는 광원 방향의 단위 법선 벡터로 광원의 위치가 물체에서 무한대의 점에 있다고 가정하여 광원의 방향이 물체 표면의 어느 곳에서나 일정하다고 간주한다. 따라서 $\vec{S} = (\cos \tau \sin \gamma, \sin \tau \sin \gamma, \cos \gamma)$ 로 표현되고 τ 는 주어진 $x-z$ 평면과 \vec{S} 가 이루는 각도이고 z 축과 \vec{S} 가 이루는 각도이다.

본 논문에서는 이러한 가정을 가지고 새로운 접근 방식으로 photometric stereo 문제를 풀려고 시도하였다. Legendre 다항식을 이용한 표면 근사화를 통해 z 에 대한 양함수 (explicit function)를 얻고, z 와 미분치 p, q 와의 관계를 직교성을 이용해 행렬 연산의 관계로 유도하였다. 또한 z 와 p, q 사이에서 Legendre 다항식을 이용하여 공통의 다항식 계수를 유도하였다. 반사지도를 선형화하여 이를 다항식 계수로 표현하였고 비용함수를 이차의 행렬형태로 표시하여 이를 최소화하였다. 이 비용함수를 최소화함으로써 얻어진 다항식 계수는 z 와 p, q 를 얻는데 사용되고, 다음 반복에서 쓰여질 다항식 계수는 이전 반복에서 얻어진 z 값을 통해 얻는 방법을 사용하였다. 또한 근사화의 정확도를 높이기 위해 영상을 여러 개의 작은 창들로 나누어 각각에 대해 직교 다항식 근사화를 함으로써 근사화에 의한 오차를 줄였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서 기존의 photometric 방법과 이의 문제점을 알아보고 III장에서

는 직교다항식을 이용한 근사화의 기본적인 개념과 직교성을 이용해 얻어지는 z 와 p, q 와의 연관관계를 사용하여 새로운 photometric stereo 알고리즘을 제안한다. IV 장에서는 실험을 통해 제안된 알고리즘의 성능을 분석하고, 기존의 방법들과 세가지 다른 오차 기준에 의해 결과를 비교하였고 마지막으로 V 장에서 결론을 맺는다.

II. 기존의 기본적인 Photometric Stereo 알고리즘

Photometric stereo나 SFS 문제의 대부분은 여러 가지 가정으로 단순화된 반사모델을 통하여 얻어지는 반사지도를 사용한다. 반사지도는 그림 1과 같이 주어진 영상의 밝기값 I_1 에 대하여 그래디언트 평면에서 존재하는 p, q 의 가능한 값을 표시한 것이다. 그림에서 보듯이 하나의 밝기값을 가지는 가능한 p, q 의 값이 곡선의 형태로 표시되고 무수히 많음을 알 수 있다. 그러나 다른 조명 각도에 대해 2장의 영상을 얻을 수 있다면, 즉 두 영상의 밝기값 I_1, I_2 에 대해 반사지도의 곡선은 일반적으로 1점 혹은 2점에서 만나므로 표면의 법선 벡터는 유일하지 않다. 3장의 영상이 있을 때 세 영상의 밝기값 I_1, I_2, I_3 에 대해 표면의 법선 벡터는 유일하게 그래디언트 평면상에서 한 점으로 존재함을 알 수 있다.

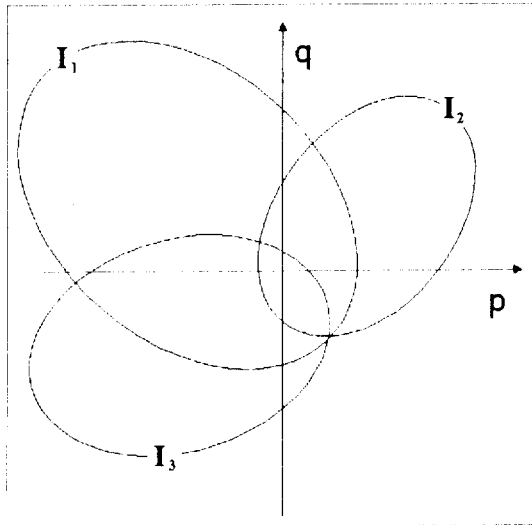


그림 1. 그래디언트 평면에서 주어진 영상의 밝기값의 곡선
Fig. 1. Contours for given brightness values in the gradient space.

Woodham⁽²⁾은 이와같이 3장의 영상을 이용하여 표면의 법선 벡터를 구하려 하였다. 3방향의 조명하에서 영상휘도방정식은 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$\begin{aligned} I_1(x,y) &= R_1(p(x,y), q(x,y)) \\ I_2(x,y) &= R_2(p(x,y), q(x,y)) \\ I_3(x,y) &= R_3(p(x,y), q(x,y)) \end{aligned} \tag{3}$$

여기서 I_1, I_2, I_3 는 (x,y) 위치에서의 영상의 밝기값이고 R_1, R_2, R_3 는 각각의 광원위치에 따른 반사지도이다. I_1, I_2, I_3 를 하나의 벡터 $\mathbf{I} = (I_1, I_2, I_3)^T$ 로 대치하고 각각의 광원방향의 벡터를

$$\begin{aligned} s_1 &= (s_{11}, s_{12}, s_{13})^T \\ s_2 &= (s_{21}, s_{22}, s_{23})^T \\ s_3 &= (s_{31}, s_{32}, s_{33})^T \end{aligned} \tag{4}$$

와 같이 표시하여 행렬 \mathbf{S} 로 다음과 같이 표시한다.

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & s_{13} \\ s_{21} & s_{22} & s_{23} \\ s_{31} & s_{32} & s_{33} \end{bmatrix} \tag{5}$$

또한 $\mathbf{n} = (n_1, n_2, n_3)^T$ 를 (x,y) 위치에서 표면의 단위 법선벡터라 하면 식 (3)은

$$\mathbf{I} = \gamma(\mathbf{S} \cdot \mathbf{n}) \tag{6}$$

으로 표시되어 표면의 단위 법선 벡터는

$$\mathbf{n} = \frac{1}{\gamma} (\mathbf{S}^{-1} \cdot \mathbf{I}) \tag{7}$$

와 같이 구할 수 있다.

2장의 영상을 사용한 방법은 영상휘도방정식이 2차식의 형태임을 이용해 2장의 영상에서 2개의 이차 방정식을 미지수 p 와 q 를 구하는 문제로써 해결하려 하였다. 즉 식 (8)과 같은 두개의 p, q 에 관한 2차식이 2장의 영상에서 얻어질 수 있다.

$$\begin{aligned} I_1 &= \frac{s_{13} - s_{11}p - s_{12}q}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \\ I_2 &= \frac{s_{23} - s_{21}p - s_{22}q}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \end{aligned} \tag{8}$$

이것의 해는 두 종류 ($\sigma + \delta, \sigma - \delta$)가 존재하며 중근이 존재하는 영역은 곡선의 형태로 존재하는데 이를 분리선

(separation line)이라 한다.⁽⁸⁾ 이 분리선으로 나누어진 영역에는 서로 같은 종류의 근이 존재하게 된다. 즉 같은 영역에서는 근이 모두 $\sigma + \delta$ 이든지 $\sigma - \delta$ 가 된다. 이에 대해 Onn과 Bruckstein은 2종류로 모호해짐을 적분가능성의 조건으로 해결하려하였다. 즉 적분가능성의 비용을 두어 같은 영역에서 두 가지의 해에 대해 적분가능성의 비용이 적은 쪽을 선택하였다. Yang 등은 2종류의 해를 볼록성 (convexity)의 구속조건을 이용하여 판단하였다. 그러나 이 두 알고리즘은 표면이 평탄한 조건하에서만 적용되는 단점이 있고 불연속이 존재하는 표면에서는 분리선이 폐곡선의 형태로 존재하지 않으므로 영역이 나누어지지 않으므로 타당한 해가 구해지지 않는 단점이 있다. 또한 3장 이상의 영상으로의 적용이 용이하지 않은 단점이 있다.

본 논문에서 사용한 방법은 2장 또는 그 이상의 영상에 모두 적용이 가능하므로 확장성이 용이한 장점을 가지고 있다. 또한 기존의 방법에서 p, q 만을 복원하는 것 이외에 표면의 근사화된 높이 정보까지 복원하는 장점을 가지고 있다.

III. Legendre 다항식을 이용하여 제안한 Photometric Stereo 알고리즘

물체 표면의 높이 z 는 x, y 를 매개변수로 하는 양함수 $z(x,y)$ 의 형태로 표현될 수 있다. 본 장에서는 직교 다항식을 써서 이산화된 물체 표면의 점들을 가지고 기저함수 (basis function)가 직교 다항식으로 표현되어 그들의 가중치 계수에 의한 선형 결합으로 표시되는 연속적인 양함수 $z(x,y)$ 를 얻는다. 이 과정은 선형 변환으로 생각할 수 있어 행렬 형태로 표시가 가능하다. 또한 $z(x,y)$ 의 미분치도 역시 행렬 형태로 표시가 가능하다. 따라서 본 장에서는 $z(x,y)$ 와 그것의 미분치를 직교성을 이용하여 공통의 계수를 갖도록 하고 이를 이용하여 새로운 photometric stereo 알고리즘을 유도한다.

1. 직교 다항식을 이용한 표면 근사화

예를 들어 그림 2와 같이 주어진 4×4 영역에서 3차원 공간상의 높이 $z(x,y)$ 가 어떤 직교 다항식을 기저함수로 하는 함수의 형태로 다음과 같이 표현이 가능하다고 하자.

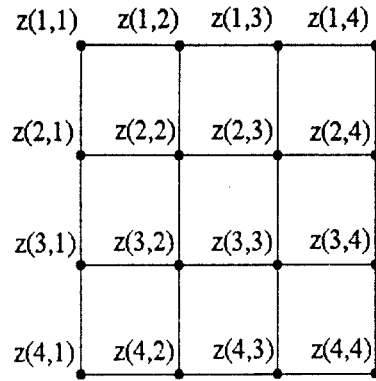


그림 2. 4×4 영상에서 표면 높이의 격자 좌표점
Fig. 2. Grid for the surface height in a 4×4 image.

$$z(x, y) = \sum_{i+j=0}^D c_{ij} \phi_i(x) \phi_j(y) \quad (9)$$

여기서 $\phi_i(x)$ ($\phi_j(y)$)는 차수가 i (j)인 직교 기저함수이며 D 는 $(i+j)$ 의 최대 차수이고 c_{ij} 는 $\phi_i(x)$ 와 $\phi_j(y)$ 에 대응하는 기저함수의 가중치 계수이다. 직교 다항식은 다음과 같은 직교성을 만족한다.⁽⁹⁾

$$\int_{-1}^1 w(x) \phi_i(x) \phi_j(x) dx = \begin{cases} 0, & i \neq j \\ k_{ij}, & i = j \end{cases} \quad (10)$$

여기서 $w(x)$ 는 음수가 아닌 가중치 함수이고 k_{ij} 는 $w(x)$, $\phi_i(x)$, 그리고 $\phi_j(x)$ 에 의존하는 0이 아닌 상수이다. 식 (9)을 사용하여 그림 2과 같이 이산화된 점의 가로 세로의 갯수가 $N \times M$ 인 영역을 근사화할 때 다음과 같이 행렬의 형태로 표시가 가능하다.⁽¹⁰⁾

$$[Z] = [\phi_z] [C] \quad (11)$$

여기서 $[Z]$ 은 $NM \times 1$, $[\phi_z]$ 는 $NM \times L$, $[C]$ 는 $L \times 1$ 행렬이고, L 은 사용된 계수의 갯수를 나타낸다. 즉 L 은 $\sum_{m=0}^D (m+1)$ 과 같다. $[Z]$, $[C]$, $[\phi_z]$ 는 각각

$$[Z] = \begin{bmatrix} z(1,1) \\ z(2,1) \\ z(3,1) \\ \vdots \\ z(N, M) \end{bmatrix}, \quad [C] = \begin{bmatrix} c_{00} \\ c_{01} \\ c_{10} \\ \vdots \\ c_{04} \end{bmatrix}$$

$$[\Phi_Z] = \begin{bmatrix} \phi_0(1)\phi_0(1) & \phi_1(1)\phi_0(1) \\ \phi_0(2)\phi_0(1) & \phi_1(2)\phi_0(1) \\ \phi_0(3)\phi_0(1) & \phi_1(3)\phi_0(1) \\ \vdots & \vdots \\ \phi_0(N)\phi_0(M) & \phi_1(N)\phi_0(M) \\ \phi_0(1)\phi_1(1) & \cdots & \phi_0(1)\phi_i(1) \\ \phi_0(2)\phi_1(1) & \cdots & \phi_0(2)\phi_i(1) \\ \phi_0(3)\phi_1(1) & \cdots & \phi_0(3)\phi_i(1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_0(N)\phi_1(M) & \cdots & \phi_0(N)\phi_i(M) \end{bmatrix}$$

와 같이 표시된다. 식 (9)에서 보듯이 기저함수로 사용할 $\phi_i(x), \phi_j(y)$ 가 결정되면 오직 가중치 계수 c_{ij} 를 결정함에 의해서 전체 표면을 근사화할 함수 $z(x,y)$ 를 얻을 수 있다. 이 계수 c_{ij} 는 식 (11)을 [C]에 대해 풀어 구할 수 있다. 만일 행렬 $[\Phi_Z]$ 가 정방행렬이 아니라면 [C]를 구하기 위해서 다음과 같이 전치행렬 (transpose matrix)을 곱하여 $[A_Z] = [\Phi_Z]^T[\Phi_Z]$ 와 같이 정방행렬로 만들어서 [C]를 구한다. 즉

$$[C] = [A_Z]^{-1}[b_Z] \tag{12}$$

의 관계를 만족한다. 여기서 $[b_Z] = [\Phi_Z]^T[Z]$ 은 $L \times 1$, $[A_Z] = [\Phi_Z]^T[\Phi_Z]$ 는 $L \times L$ 행렬이다. 따라서 [C]는 식 (12)의 선형 시스템을 풀어 구할 수 있다. 이런 직교 다항식 근사화 방법으로 4×4 나 8×8 영역에 대해 3, 4차 정도의 직교다항식으로 원래 값에 거의 가까운 근사한 표면 방정식을 얻을 수 있다.⁽¹⁰⁾ 이것은 가중치 계수 c_{ij} 들만 알고 있으면 주어진 임의의 좌표에 대해 그 점에서의 z 값을 알 수 있다는 의미가 된다.

2. 근사화함수와 표면 방향 p, q 와의 관계

직교 다항식을 SFS문제에 적용하기 위해 식 (9)를 각각 x, y 에 대해 편미분하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial z(x,y)}{\partial x} &= p(x,y) = \sum_{i,j=0}^M c_{ij} \phi_{ix}(x) \phi_j(y) \\ \frac{\partial z(x,y)}{\partial y} &= q(x,y) = \sum_{i,j=0}^M c_{ij} \phi_i(x) \phi_{jy}(y) \end{aligned} \tag{13}$$

여기서 $\phi_{ix}(x)$ 와 $\phi_{jy}(y)$ 는 0이 되므로 $p(x,y)$ 에서는 c_{ij} 항

이 모두 0이 되고 $q(x,y)$ 에서는 c_{ij} 항이 모두 0이 된다. 식 (13)도 식 (11)과 같이 이산화된 점의 값을 알고 있을 때 다음과 같이 행렬 형태로 표현된다.

$$\begin{aligned} [p] &= [\Phi_p][C] \\ [q] &= [\Phi_q][C] \end{aligned} \tag{14}$$

여기서 $[p], [q]$ 의 행과 열의 크기는 $NM \times 1$ 이고 $[\Phi_p]$ 와 $[\Phi_q]$ 의 크기는 $NM \times L$ 이다. 그러나 $p(x,y)$ 에서는 c_{ij} 항과 $q(x,y)$ 에서는 c_{ij} 항은 0이 되므로 그에 관련된 행렬 $[\Phi_p]$ 와 $[\Phi_q]$ 의 각 열들은 모두 0이 되어 식 (14)의 선형 방정식은 그 해가 존재하지 않게 된다. 그러나 c_{ij} 항을 제외하면 $p(x,y)$ 와 $q(x,y)$ 에서 공통으로 0이 되는 항이 없게 된다. 그러므로 $p(x,y)$ 와 $q(x,y)$ 를 동시에 만족시키는 식 (14)과 같은 형태가 존재한다면 동시에 0이 되는 c_{ij} 항을 제외한 c_{ij} 항들이 모두 존재하는 형태로 표시가 가능할 것이다. 본 논문에서는 이에 대한 해결책으로 다음과 같이 행렬 $[p]$ 와 $[q]$ 를 하나의 행렬 $[pq]$ 로 정의하여

$$[pq] = \begin{bmatrix} [p] \\ [q] \end{bmatrix}, \quad [\Phi_{pq}] = \begin{bmatrix} [\Phi_p] \\ [\Phi_q] \end{bmatrix} \tag{15}$$

로 나타내면 행렬 $[pq]$ 와 $[\Phi_{pq}]$ 와의 관계는

$$[pq] = [\Phi_{pq}][C] \tag{16}$$

로 쓸 수 있다. 여기서 행렬 $[pq]$ 의 크기는 $2NM \times 1$ 이고 $[\Phi_{pq}]$ 의 크기는 $2NM \times L$ 이다. 그러면 식 (16)의 벡터 [C]에는 c_{ij} 를 제외한 모든 c_{ij} 가 나타나게 된다. 그리고 나서 식 (12)와 같이 계수 [C]를 풀기 위해서 $[\Phi_{pq}]$ 의 전치행렬을 곱해서 얻어진 식은

$$\begin{aligned} [\Phi_{pq}]^T[pq] &= [\Phi_{pq}]^T[\Phi_{pq}][C] \\ [b_{pq}] &= [A_{pq}][C] \end{aligned} \tag{17}$$

와 같다. 여기서 $[b_{pq}]$ 의 크기는 $L \times 1$, $[A_{pq}]$ 의 크기는 $L \times L$ 이다. 따라서 $[A_{pq}]$ 의 역행렬이 존재한다면 식 (17)에서 [C]를 구할 수 있다. 본 논문에서는 직교 다항식으로서 Legendre 다항식을 사용하는데 이 경우 식 (10)에서 정의된 $w(x)$ 는

$$w(x) = \begin{cases} 1, & -1 \leq x \leq 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{18}$$

와 같고 상수항과 1차항이

$$\begin{aligned} \phi_0(x) &= 1 \\ \phi_1(x) &= x \end{aligned} \tag{19}$$

과 같이 주어지고 n 차 다항식은

$$n \phi_n(x) = (2n-1)x \phi_{n-1}(x) - (n-1)\phi_{n-2}(x), n \geq 2 \tag{20}$$

와 같이 주어진다. 식 (10)의 직교성에 의해

$$\begin{aligned} \int_a^b \int_a^b z(x, y) u(x) \phi_0(x) u(y) \phi_0(y) dx dy \\ = c_{00} \int_a^b \int_a^b w(x) w(y) \phi_0^2(x) \phi_0^2(y) dx dy \end{aligned} \tag{21}$$

와 같이 표현될 수 있으므로 c_{00} 는

$$c_{00} = \frac{\int_{-1}^1 \int_{-1}^1 z(x, y) dx dy}{\int_{-1}^1 \int_{-1}^1 dx dy} \tag{22}$$

와 같이 표현되어 주어진 근사화 표면의 평균값을 의미하게 된다.

그러나 식 (9)에서 $i = 0, j = 0$ 일 때 $\phi_i(x), \phi_j(y)$ 의 차수가 0이 되는 상수항 $c_{00} \phi_0(x) \phi_0(y)$ 가 존재하므로 그 상수항의 미분치가 존재하는 $[A_{pq}]$ 는 singular 행렬이 된다. 이 문제를 해결하기 위해서 여기서는 c_{00} 항을 쓰지 않고 $z(x, y)$ 의 근사화 방정식을 얻었다. Legendre 다항식을 사용하게 되면 c_{00} 항이 식 (22)과 같이 근사화된 표면의 평균값에 해당한다. 따라서 근사화할 표면의 평균값을 제거하면 c_{00} 값이 0이 되어 c_{00} 항 없이 근사화하는 결과가 되어 $[A_{pq}]$ 의 역행렬이 존재한다. c_{00} 항이 제거된 상태에서는 식 (16), (17)의 벡터 $[C]$ 는 식 (11), (12)과 동일한 벡터가 된다.

Photometric stereo나 SFS 문제의 본질적 한계는 복원할 형상의 평면과 실제 거리 사이의 절대 거리를 알아낼 수 없다는 것이다. 스테레오 비전의 경우는 다른 위치의 두 영상을 얻어서 정합점의 변위 (disparity)를 이용하여 절대 거리를 얻을 수 있지만 SFS 문제에서는 물체의 형상만을 얻고자 하는 것이므로 표면 높이의 평균값을 어떤 방법으로든 알 수 없다. 이런 photometric stereo 문제나 SFS 문제의 난점을 본 논문에서는 가중치 계수 c_{00} 를 제거하는데 따라 해가 불량설될 때 생기는 문제점을 해결하기 위한 제약 조건으로 사용하였다.

c_{00} 를 제거하고, 표면 높이의 평균값을 제거한 표면에 대해서 식 (9)를

$$z(x, y) = \sum_{i, j=1}^D c_{ij} \phi_i(x) \phi_j(y) \tag{23}$$

과 같이 재설정해 식 (11)-(17)을 다시 만들어 행렬 $[A_{pq}]$ 의 역행렬이 존재하는 행렬로 만들어 주었다. 따라서 다항식 계수의 갯수 L 은 $(L-1)$ 로 대치하여 쓴다. 여기서 고려할 점은 식 (22)의 평균값 계산이다. 여기서 구하려고 하는 것은 근사화된 연속적 함수이므로 이 근사화 함수를 모르는 상태에서 식 (22)의 적분식을 구해야 한다. 그러나 이산화된 $N \times M$ 개의 균일 표본화 점에 대해서만 값을 알고 있으므로 이 점들의 평균값을 근사된 함수의 평균값이라 근사하여 평균값 제거에 사용한다. 이런 경우에는 창틀 (window)의 크기가 클수록, 즉 알고 있는 점의 갯수가 많을수록 근사화가 잘 된다. 본 논문에서는 z (p 와 q)를 안다면 가중치 계수 행렬 $[C]$ 를 식 (12) (식 (17))에 의해 구할 수 있다. 이런 공통의 가중치 계수를 가지고 다음 절에서 제안한 알고리즘을 유도한다.

3. 제안한 Photometric Stereo 알고리즘

앞 절에서 언급한 바와 같이 가중치 행렬 $[C]$ 에 의해서 $[Z], [pq]$ 를 근사화하여 구할 수 있다. 따라서 반복법에 의해 3차원 형상을 구할 때 가중치 행렬 $[C]$ 를 갱신함에 의해서, 즉 현재의 값 $[C]_n$ 을 다음 갱신값 $[C]_{n+1}$ 을 얻기 위해 쓰는 것이다. 이렇게 하기 위해 본 논문에서는 반사지도를 다음과 같이 선형화시켰다.

$$R(p, q) \cong \alpha p(x, y) + \beta q(x, y) + \gamma \tag{24}$$

여기서 α, β, γ 는

$$\alpha = \left. \frac{\partial R(p, q)}{\partial p} \right|_{(p_0, q_0)}, \quad \beta = \left. \frac{\partial R(p, q)}{\partial q} \right|_{(p_0, q_0)}$$

$$\gamma = R(p_0, q_0) - \alpha p_0 - \beta q_0$$

와 같이 정의되며 p_0, q_0 는 이전 반복에서 사용된 p, q 값을 이용한다. 식 (24)의 $p(x, y)$ 와 $q(x, y)$ 를 식 (13)으로 대치하면

$$\begin{aligned} R(p, q) \cong & \alpha \sum_{i, j=1}^D c_{ij} \phi_{ix}(x) \phi_{jy}(y) + \\ & \beta \sum_{i, j=1}^D c_{ij} \phi_{jx}(x) \phi_{iy}(y) + \gamma \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= \sum_{i+j=l}^D [\alpha \phi_{ix}(x) \phi_i(y) \\
 &\quad + \beta \phi_j(x) \phi_{iy}(y)] c_{ij} + \gamma \\
 &= \sum_{m=1}^{L-1} \Psi_m(x, y) c_m + \gamma \tag{25}
 \end{aligned}$$

와 같다. 여기서

$$\begin{aligned}
 m &= i+j \\
 \Psi_m(x, y) &= \alpha \phi_{ix}(x) \phi_i(y) + \alpha \phi_j(x) \phi_{iy}(y) \\
 c_m &= c_{ij} \tag{26}
 \end{aligned}$$

이다.

식 (25)를 사용하여 최소화시키기 위한 비용함수를 다음과 같이 구해진 $p(x, y)$ 와 $q(x, y)$ 를 이용하여 원래의 영상과 반사지도의 값의 차이의 제곱의 적분값으로 한다.

$$\epsilon_l = \int \int_{\Omega} [I_l(x, y) - R(p(x, y), q(x, y))]^2 dx dy \tag{27}$$

여기서 l 은 조명각도에 따른 영상이다. 여기서 $R(p, q)$ 를 식 (25)로 대체하면

$$\begin{aligned}
 \epsilon_l &= \int \int_{\Omega} [I_l - \sum_{i=1}^{L-1} \Psi_i c_i - \gamma]^2 dx dy \\
 &= \int \int_{\Omega} [\sum_{i=1}^{L-1} \sum_{j=1}^{L-1} \Psi_i \Psi_j c_i c_j - 2(I_l - \gamma) \\
 &\quad \sum_{i=1}^{L-1} \Psi_i c_i + (I_l - \gamma)^2] dx dy \\
 &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{L-1} \sum_{j=1}^{L-1} [2 \int \int_{\Omega} \Psi_i \Psi_j dx dy] c_i c_j - \\
 &\quad \sum_{i=1}^{L-1} [2 \int \int_{\Omega} (I_l - \gamma) \Psi_i dx dy] c_i \\
 &\quad + \int \int_{\Omega} (I_l - \gamma)^2 dx dy \tag{28}
 \end{aligned}$$

과 같다. 식 (28)을 2차 행렬의 형태로 바꾸면

$$\epsilon_l = \frac{1}{2} [C]^T [A_l] [C] - [B_l]^T [C] + d_l \tag{29}$$

와 같다. 여기서 행렬 $[A_l]$, 벡터 $[B_l]$ 의 원소 a_{ij} , b_i 와 d_l 는 각각

$$\begin{aligned}
 a_{ij} &= 2 \int \int_{\Omega} \Psi_i \Psi_j dx dy \\
 b_i &= 2 \int \int_{\Omega} (I_l - \gamma) \Psi_i dx dy \\
 d_l &= \int \int_{\Omega} (I_l - \gamma)^2 dx dy \tag{30}
 \end{aligned}$$

이 되어 행렬 $[A_l]$ 은 대칭행렬이 된다. 벡터 $[C]$ 를 결정하기 위해 식 (29)를 최소화시키면 다음과 같은 선형시스템을 만족한다.⁽¹¹⁾

$$[A_l][C] = [B_l] \tag{31}$$

식 (31)에서 유일한 해를 얻으려면 행렬 $[A_l]$ 이 대칭적인 positive definite 행렬이어야 한다.⁽¹¹⁾ 임의의 벡터 $[C]$ 에 대해 행렬 $[A_l]$ 은

$$\begin{aligned}
 [C]^T [A_l] [C] &= \sum_{i=1}^{L-1} \sum_{j=1}^{L-1} c_i a_{ij} c_j \\
 &= \int \int_{\Omega} \sum_{i=1}^{L-1} \sum_{j=1}^{L-1} c_i [\Psi_i \Psi_j] c_j dx dy \\
 &= \int \int_{\Omega} [\sum_{i=1}^{L-1} c_i \Psi_i]^2 dx dy \geq 0
 \end{aligned}$$

이므로 positive semidefinite가 된다. 따라서 singular 행렬이 될 가능성이 있다. 예를 들어 α, β 가 모두 0이 될 때 $[A_l]$ 은 singular 행렬이 된다. 따라서 행렬 $[A_l]$ 이 singular가 될 때에는 행렬의 각 원소에 불규칙한 값을 더해줌으로써 이를 방지하였다. 실제의 실험에서 $[A_l]$ 이 singular가 되는 빈도수가 낮으므로 (실험적으로 0.024%) 실험결과상 행렬 $[A_l]$ singular가 됨으로써 발생하는 문제는 크지 않게 된다.

식 (31)의 조건을 photometric stereo로 확장하기 위해서 식 (27)의 비용함수를 여러 장의 영상으로 확장할 하면

$$\epsilon = \sum_{i=1}^{N_l} \epsilon_i \tag{33}$$

이 된다. 여기서 N_l 은 영상의 갯수이다. 이에 해당하는 행렬 $[A]$, $[B]$ 는 다음과 같이 주어진다.⁽¹⁷⁾

$$\begin{aligned}
 [A] &= \sum_{i=1}^{N_l} [A_i] \\
 [B] &= \sum_{i=1}^{N_l} [B_i] \tag{34}
 \end{aligned}$$

제안한 방법은 작은 창틀 영역에 대한 표면의 근사화를 이용하므로 영상 전체의 영역에 대하여 식 (27)의 비용함수를 적용하기에는 어려움이 있다. 따라서 그림 3(a)에서와 같이 4×4 또는 8×8 정도의 사각형의 영

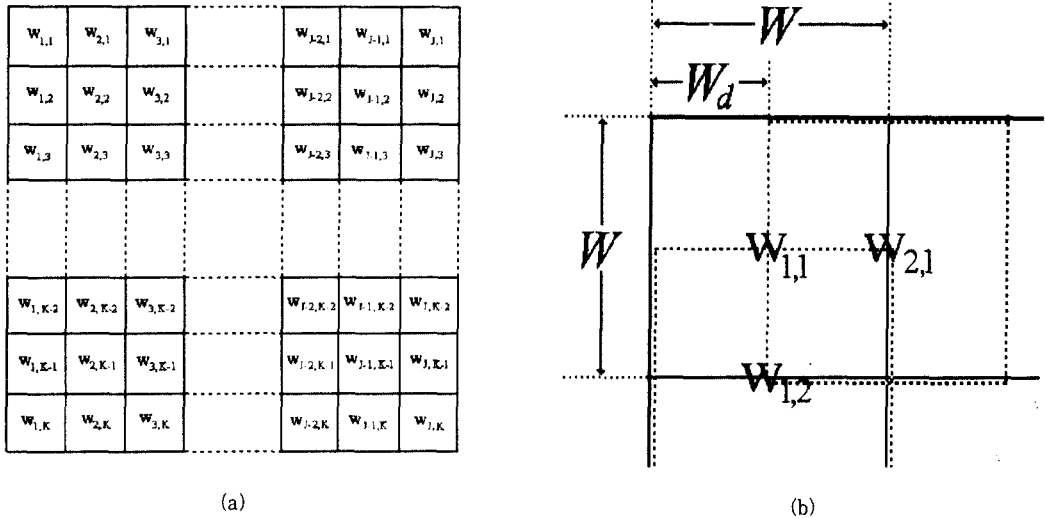


그림 3. 전체영역의 분할
 (a) 겹침이 없는 블럭 (b) 겹쳐진 블럭
 Fig. 3. Partition of the overall region.
 (a) nonoverlapping block. (b) overlapping block.

역에서 이산화된 점들에 대해 $[Z]$ 값을 초기화한다. 영역의 평균 높이를 계산하여 전체적으로 평균 높이를 제거한다. 식 (12)을 써서 가중치 행렬 $[C]$ 를 구한 후, 식 (16)을 이용하여 $[pq]$ 를 구한다. 구한 $[pq]$ 를 가지고 α, β, γ 를 구하고, 식 (31)를 이용하여 새로이 갱신된 $[C]$ 를 식 (11)을 이용하여 z 를 구하는데 사용한다. 또한 처음에 제거했던 평균값을 더해 다음 반복에서 사용할 $[Z]$ 로 한다.

작은 창틀에 대해 독립적으로 알고리즘을 적용할 경우 앞 절에서 언급한 바와 같이 평균값을 빼고 근사화를 하므로 각 창틀에 대해서 부분적으로 좋은 결과를 얻을 수 있지만 창틀과 창틀 사이에는 절대적인 평균값을 복원할 수 없으므로 서로 평균값이 틀리게 되어 블럭효과 (blocking effect)가 발생한다. 이는 창틀마다 상대적인 거리값만 가지고 있으므로 창틀사이의 이웃하는 점들에 대해서는 불연속이 발생하는 결과를 초래한다. 따라서 창틀을 독립적인 분할로 만들지 않고 그림 3(b)에서 보는 바와 같이 이웃하는 창틀끼리 서로 겹치게 하여 각 겹쳐진 부분으로 인해 각 블럭의 평균값이 서로 연관성

을 가지게 하여 결과적으로 블럭효과를 가지지 않게 하였다. 여기서 W 는 창틀의 크기를 나타내며 W_d 는 창틀 사이의 거리를 나타낸다. 또한 각 반복시 높이 정보를 시작으로 해서 p, q 의 값을 구하므로 적분가능성에 대한 문제를 없애주는 역할을 한다. 지금까지의 알고리즘을 요약하면 아래와 같다.

- 1) 초기화: z 를 초기화한다.
- 2) 각각의 창틀에 대하여
 - i) $[Z]$ 의 평균을 제거한다.
 - ii) 식 (12)에 의해서 $[C]$ 를 계산한다.
 - iii) 식 (16)에 의해서 $[pq]$ 를 계산한다.
 - iv) 식 (31)에 의해서 $[C]$ 를 갱신한다.
 - v) 식 (11)에 의해서 $[Z]$ 를 계산한다.
 - vi) i)에서 제거한 평균을 $[Z]$ 에 더한다.
- 3) if (반복수 < 최대 반복수)
 - 2)로 간다.
- 4) 종료.

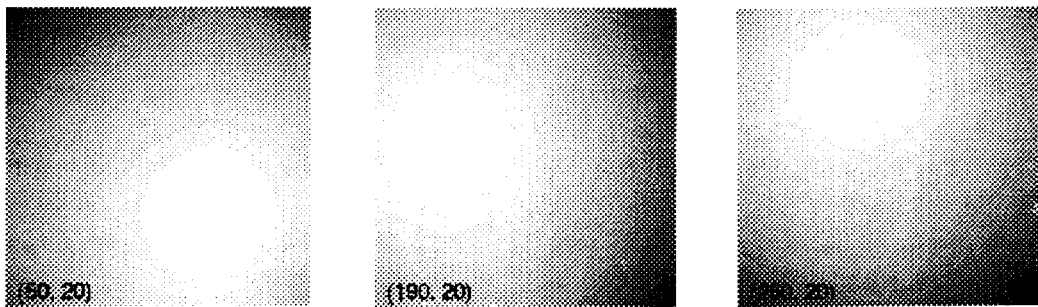
IV. 실험 결과 및 검토

제안된 방법을 실험하기 위해 사용한 영상은 64×64 크기를 가진 합성영상과 128×128 크기를 가진 높이 정보를 이용해 얻은 영상을 사용하였다. 입력 영상의 갯수는 2개와 3개를 사용하였다. 실험한 사용한 입력 영상은 그림 4에 나타나 있으며 그들의 3차원 형상은 그림 5에 나타나 있다. 합성영상의 조명의 각도는 (tilt, slant)를 각각 $(50^\circ, 20^\circ)$, $(190^\circ, 20^\circ)$, $(250^\circ, 20^\circ)$ 로 사용하였다. 그림 4(a)는 구 (sphere) 모양을 가장 높은 점을 중심으로 잘라 불연속이 나타나지 않게 만든 영상이며 그림 4(b)는 구 모양의 불연속이 나타나는 영상이다. 그림 4(c)는 타원체모양의 불연속이 있게 만든 영상이며 그림 4(d)는 산등성이 모양의 saddle 형태의 불연속이 없는 형태의 영상이다. 그림 4(e)는 극치점이 여러개 나타나도록 한 평탄한 영상이며 그림 4(f)는 복잡한 지형 영상이다. 그림 4(g)는 sombrero

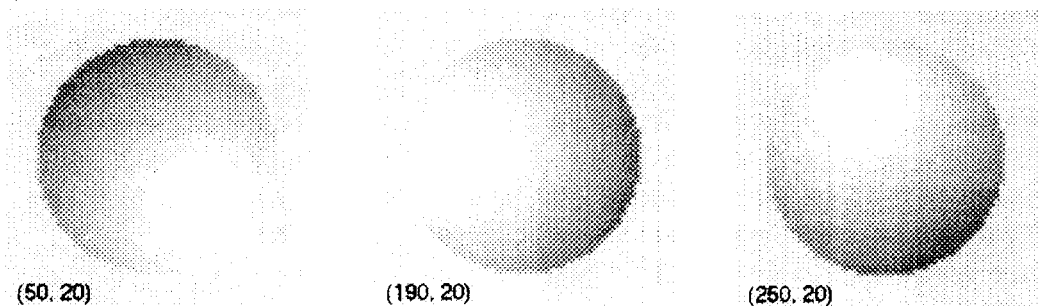
모양의 대칭적인 영상이다. 그림 4의 (a), (b), (c), (d)는 64×64 크기이며 그림 4의 (e), (f), (g)는 128×128 크기이다. 이와 같이 3차원 형상이 서로 다른 종류를 취하여 그들의 성능을 비교하도록 하였다. 실험에서 사용한 창틀의 크기 W 는 8을, 창틀 사이의 거리 W_0 는 4를, 다항식의 최대 차수 D 는 2를 사용하였다.

기존의 방법과의 비교를 위하여 본 논문에서는 실험조건이 같은 Lambertian 특성만을 이용한 Onn과 Bruckstein 방법,¹⁵⁾ Yang 등의 방법¹⁶⁾과 성능을 비교하였으며 그림 4(a)의 영상을 이용하여 잡음 영상에 대한 성능도 비교하였다. 이 두 방법은 원래 p, q 만을 복원하는 방법이고 제안된 방법은 z 까지 복원하는 방법이다.

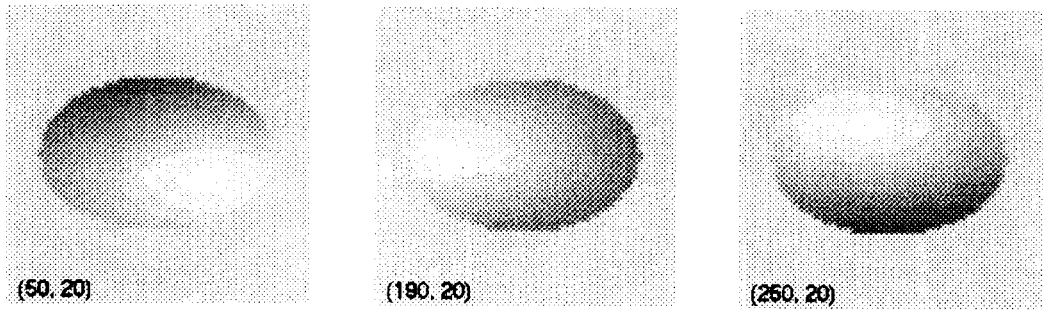
Photometric stereo나 SFS 문제에서 알고리즘의 성능을 비교할 때에 문제가 되는 점은 객관적으로 하나의 파라메타만 가지고는 성능의 비교가 어렵다는 것이다. 이것을 달리 표현하면 문제의 해결을 위해 필요한



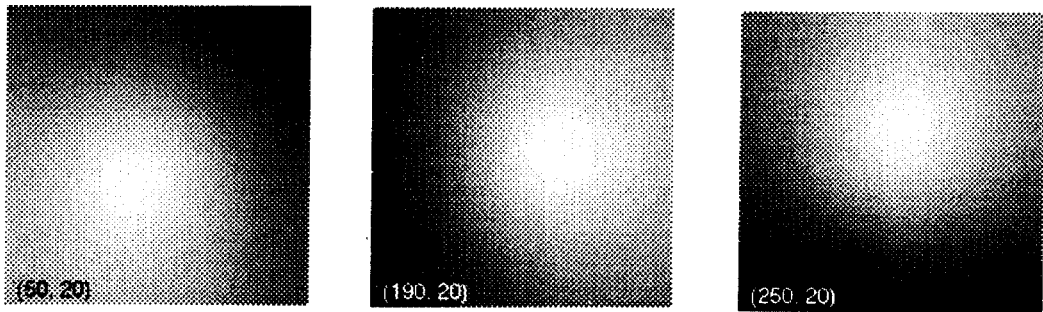
(a)



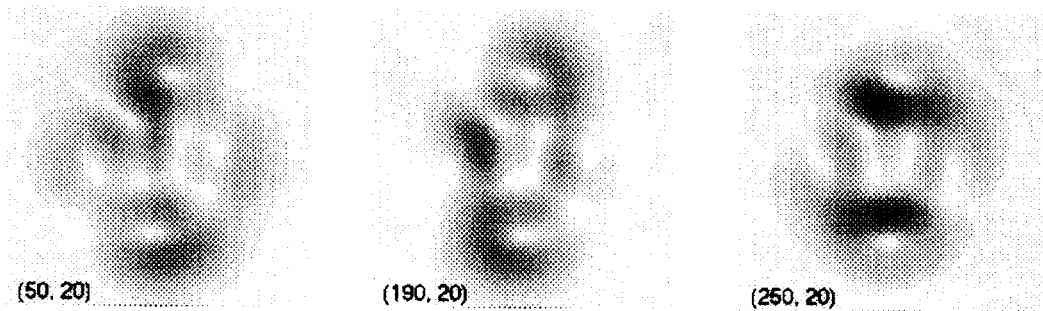
(b)



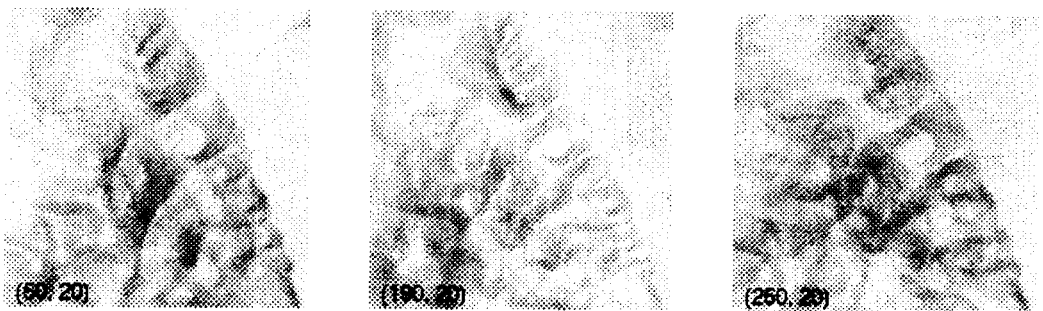
(c)



(d)



(e)



(f)

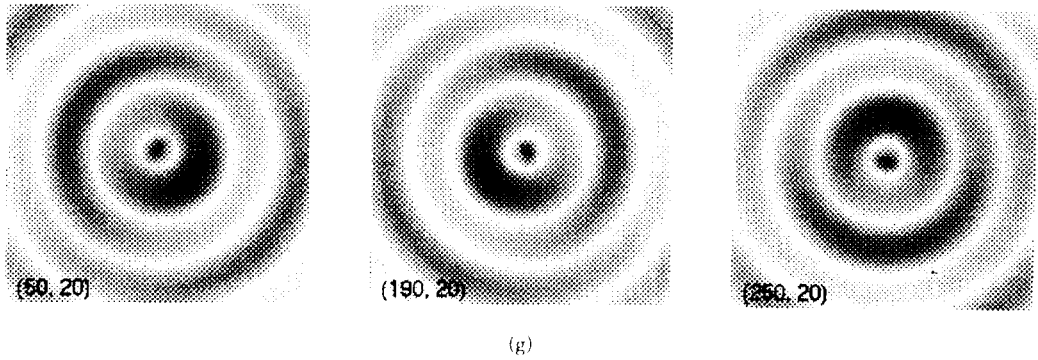
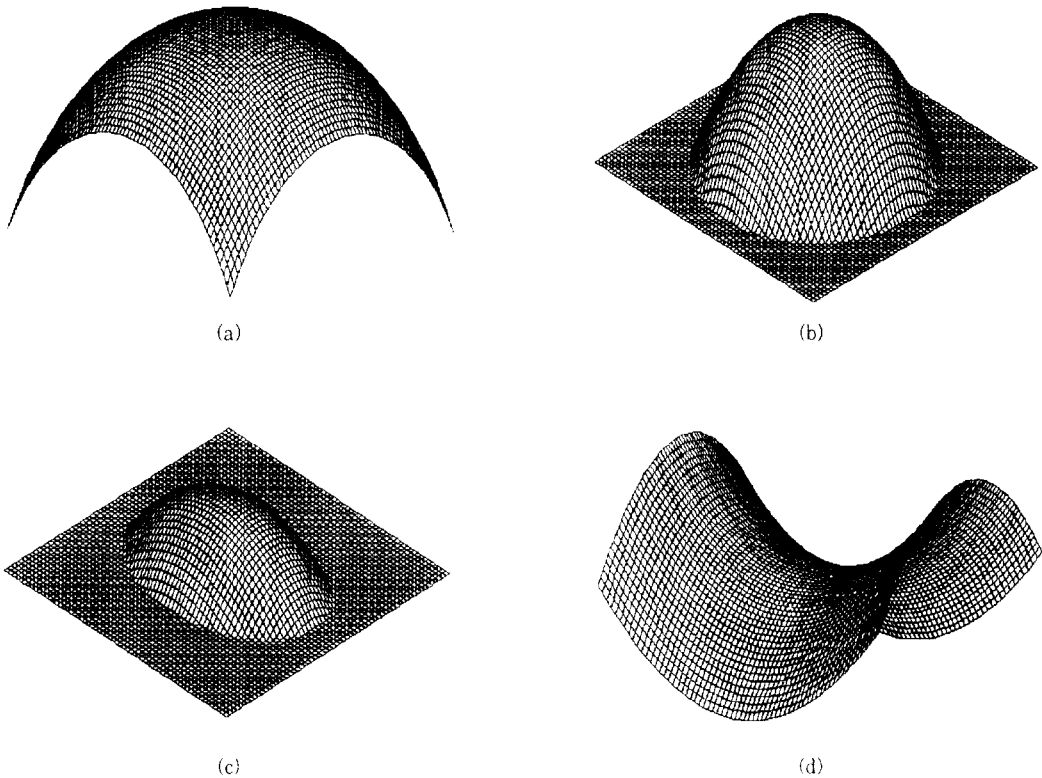


그림 4. 실험에 사용한 입력 영상

(a) sphere 1 (b) sphere 2 (c) ellipsoid (d) saddle (e) peaks (f) grg (g) sombrero

Fig. 4. Input images used in experiments.

(a) sphere 1. (b) sphere 2. (c) ellipsoid. (d) saddle. (e) peaks. (f) gr. (g) sombrero.



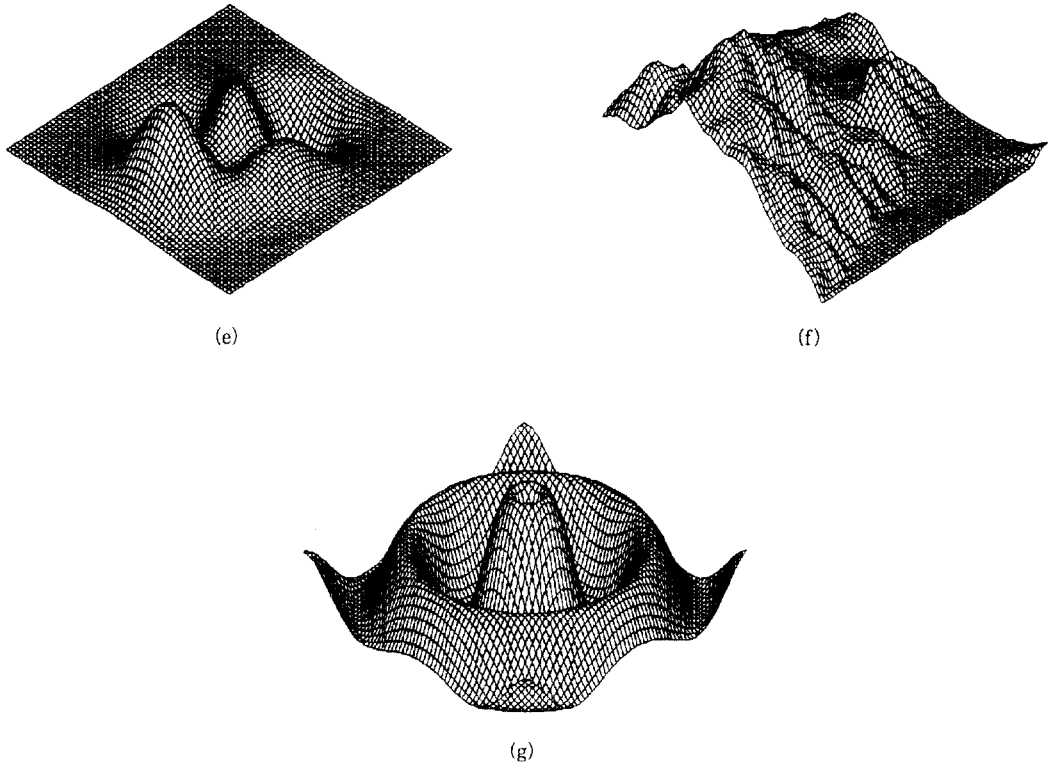


그림 5. 실험에 사용한 입력 영상의 3차원 형상

a) sphere 1 (b) sphere 2 (c) ellipsoid d) saddle (e) peaks (f) gr (g) sombrero

Fig. 5. 3D shapes of input images used in experiments.

(a) sphere 1. (b) sphere 2. (c) ellipsoid (d) saddle. (e) peaks. (f) gr. (g) sombrero.

적당한 비용함수를 정확히 설정할 수 없다는 뜻이 된다. 즉 식 (27)과 같은 비용함수가 최소화된다 하더라도 실제의 3차원 형상과는 전혀 다른 형상으로 될 수 있다. 따라서 본 논문에서는 세 가지 성능 평가 기준에 따라 각 방법의 성능을 비교하였다. 첫째, 입력 영상의 값과 복원된 p, q 를 사용하여 식 (2)를 통해서 얻은 영상의 절대값의 합으로 정의되는 밝기오차 E_B (brightness error)는 아래와 같이 정의된다.

$$E_B = \eta \frac{1}{N_I} \frac{1}{N_x \times N_y} \sum_{x=1}^{N_x} \sum_{y=1}^{N_y} |I(x, y) - R(p(x, y), q(x, y))| \quad (35)$$

여기서 N_x, N_y 은 각각 영상의 가로, 세로의 크기이다. 둘째는 표면의 방향에 관계된 오차로 실제의 표면 법선 벡터와 복원된 표면 법선 벡터의 각도의 차로써 방향오차의 평균값을 의미하며 E_O 로 표시하여 다음과 같이 정의된다.

$$E_O = \frac{1}{N_x \times N_y} \sum_{x=1}^{N_x} \sum_{y=1}^{N_y} \cos^{-1}(\vec{N}_1(x, y) \cdot \vec{N}_2(x, y)) \quad (36)$$

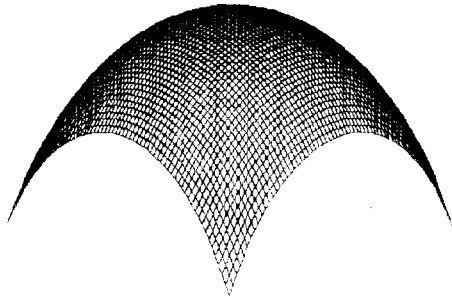
여기서 $\vec{N}_1(x, y)$ 은 실제 정확한 표면 법선 벡터이고, $\vec{N}_2(x, y)$ 는 알고리즘에 의해 복구한 표면 법선 벡터를 의미한다. 셋째는 표면의 높이와 관계된 오차로 E_H 로 표시하며 다음과 같이 정의된다.

$$E_H = \frac{1}{N_x \times N_y} \sum_{x=1}^{N_x} \sum_{y=1}^{N_y} |\hat{z}_1(x, y) - \hat{z}_2(x, y)| \quad (37)$$

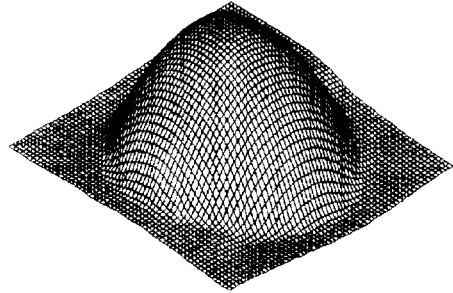
여기서 $\hat{z}_1(x, y)$ 는 실제 정확한 표면의 높이에서 전체영역의 평균값을 빼 준 값이고, $\hat{z}_2(x, y)$ 는 복원된 표면의 높이에서 전체영역의 평균값을 빼 준 값이다.

먼저 2장의 영상에 대한 실험 결과를 표 1에 보였다.

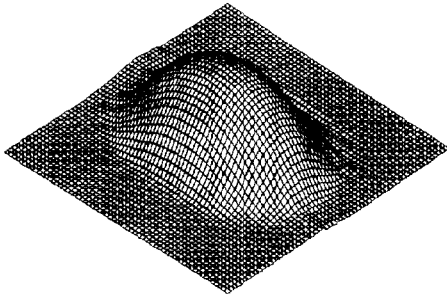
영상은 그림 4의 첫번째와 세번째 영상을 사용하였다. 그림 6는 복원된 3차원 형상을 나타낸다. 반복수가 100 이하에서 수렴하므로 비교적 빠른 수렴성을 가짐을 알 수 있었다. 실험 결과에서 볼 수 있듯이 2장의 영상을 가지고도 평평하고 단순한 영상 (sphere 1, saddle 영상)뿐만 아니라 불연속인 영상 (sphere 2, ellipsoid)과 어느 정도 복잡한 한 영상 (peaks 영상)에서도 어느



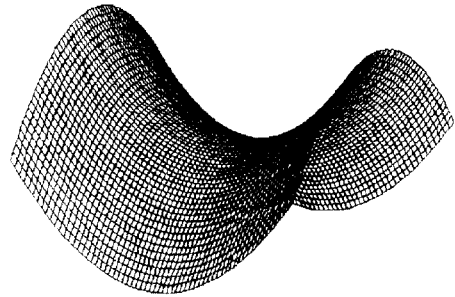
(a)



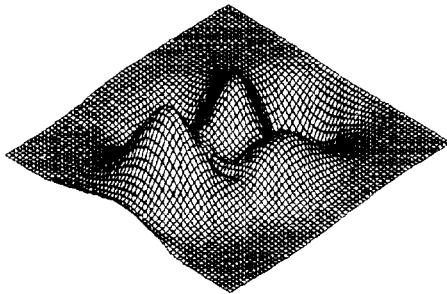
(b)



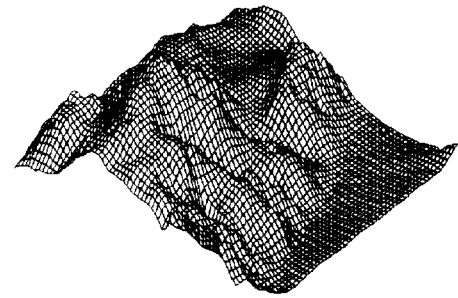
(c)



(d)



(e)



(f)

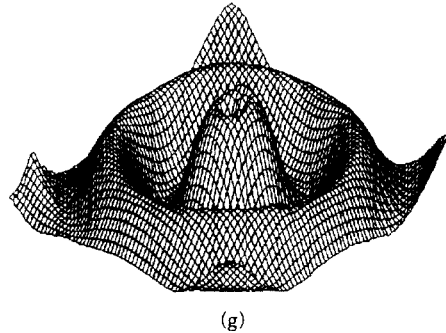


그림 6. 2장의 입력 영상으로 제안한 알고리즘에 의해 복구된 3차원 형상
 (a) sphere 1 (b) sphere 2 (c) ellipsoid (d) saddle (e) peaks
 Fig. 6. 3D shapes reconstructed by the proposed algorithm with twainput images.
 (a) sphere 1. (b) sphere 2. (c) ellipsoid. (d) saddle. (e) peaks.

표 1. 2장의 입력 영상에 대한 제안한 방법의 오차성능
 Table 1. Error performance of the proposed algorithm with two input images.

영 상	E_B	E_O	E_H
sphere 1	0.41	0.356	0.463
sphere 2	3.32	3.450	0.350
elliptic	2.13	2.543	0.573
saddle	2.24	2.079	2.747
peadks	1.23	2.301	5.537
gr	6.27	10.110	1.050
sombrero	3.97	3.474	1.517

표 2. 3장의 입력 영상에 대한 제안한 방법의 오차성능
 Table 2. Error performance of the proposed algorithm with there input images.

영 상	E_B	E_O	E_H
sphere 1	0.428	0.200	0.684
sphere 2	2.908	2.198	2.254
elliptic	1.567	1.195	0.185
saddle	2.051	3.040	2.148
peadks	0.881	0.886	0.965
gr	5.530	6.988	0.946
sombrero	3.967	2.856	2.299

정도 올바른 3차원 형상을 복구함을 알 수 있었다. 또한 두개의 영상을 사용한 기존의 방법은 평평한 영상에서만 적용이 가능^{(8),(9)}하거나 불록성을 가정하였으나, 제안한 방법에서는 이러한 가정이 필요치 않음을 알 수 있었다. 그러나 제안한 방법도 표면이 비교적 복잡한 그림 4(f), (g)에서는 올바르지 못한 결과를 낼 수 있었다. 그림 7은 알고리즘의 잡음에 대한 민감도를 알아보기 위해 sphere 1 영상에 대해 평균이 0이고 표준편차가 0에서 5까지의 가우시안 잡음을 더해 만든 잡음영상의 실험결과를 보여주고 있다. 실험영상을 sphere 1 영상만을 사용한 이유는 기존의 두 방법이 평평하고 불록성을 가정한 영상에 대해서만 적용이 가능하므로 이에

해당하는 영상이 실험에 사용한 영상중 sphere 1 영상 뿐이기 때문이다. 그림에서 Onn은 Onn과 Bruckstein 방법, Yang은 Yang 등의 방법을 나타낸다. 실험결과에서 보듯이 표준편차가 커짐에 따라 세가지의 오차가 전반적으로 커짐을 볼 수 있으나 제안한 방법이 기존의 방법에 비해 잡음에 덜 민감함을 볼 수 있었다.

표 2는 그림 4의 3장의 입력 영상에 대한 실험결과를 나타낸다. 표 1의 결과와 비교하면 영상을 한장 더 이용하므로써 더 좋은 성능을 얻을 수 있다는 것을 알 수 있다. 그림 8는 복원된 3차원 형상을 나타낸다. 반복수가 10이하에서 수렴이 거의 이루어지는 좋은 수렴특성을

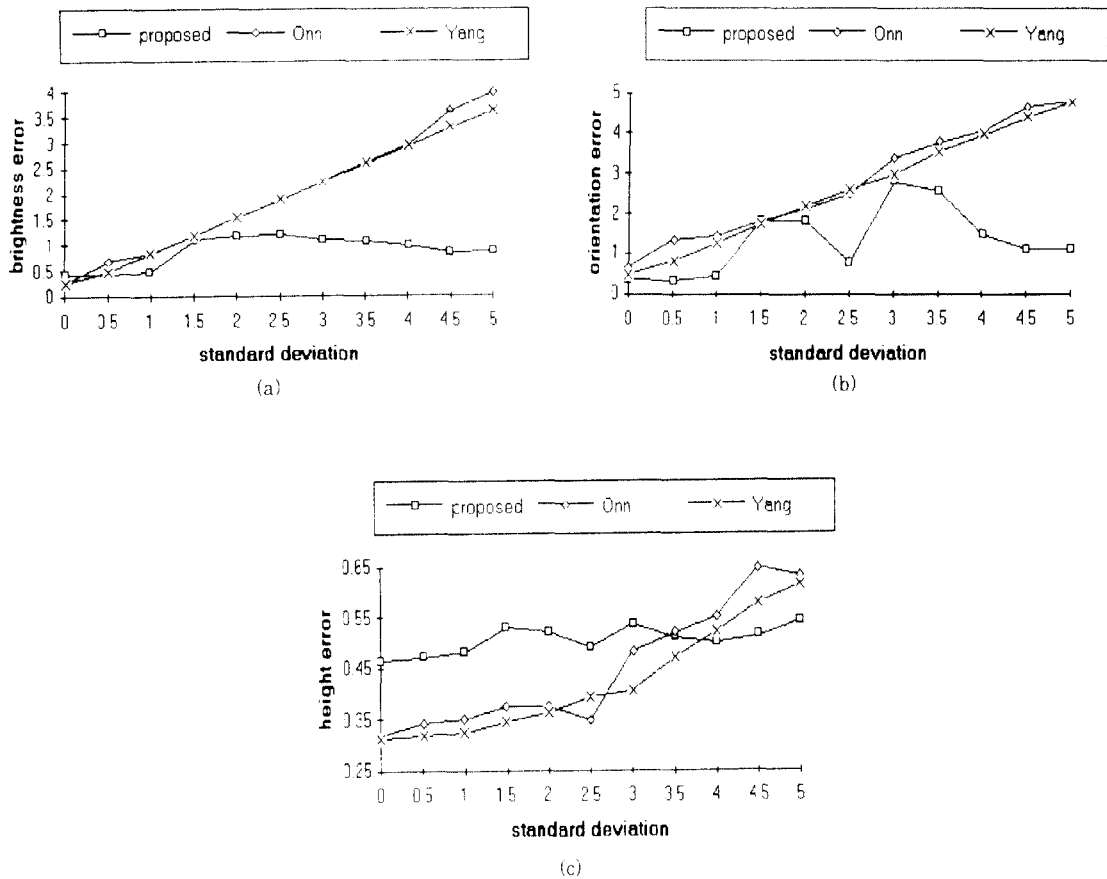


그림 7. 2장의 입력영상으로 가산형 가우시안 잡음이 들어진 sphere 1 영상에서 표준편차값에 따른 photometric stereo 알고리즘의 성능 비교

(a) 밝기오차 (b) 방향오차 (c) 높이오차

Fig. 7. Performance comparison of two image photometric stereo algorithms for the noisy sphere 1 image as a function of standard deviation of additive Gaussian noise.

(a) brightness error. (b) orientation error. (c) height error.

보였다. 또한 2장의 영상만으로는 복원이 안되던 그림 4(f), (g)의 영상도 비교적 복원이 잘 됨을 알 수 있었다. 그러나 제안된 방법이 다항식의 표면 근사화를 이용하므로 표면의 근사화 성능이 좋지 않은 복잡한 영상일 수록 오차가 커짐을 gr 영상의 실험 결과에서 볼 수 있다. 그림 9은 기존의 Woodham의 방법과 가산형 가우시안 잡음에 대한 성능을 비교하였다. 2장의 영상의 실험과 같이 잡음에 대해 덜 민감함을 알 수 있었다.

직교 다항식을 이용한 표면 근사화에 의해 제안된 알

고리즘은 각 겹쳐진 창들마다 독립적으로 알고리즘이 수행되면서 p, q, z 의 값을 반복적으로 갱신한다. 따라서 제안된 방법은 이 갱신을 위하여 각 창들마다 여러 번의 행렬 연산이 추가된다. 즉 III 장 3절의 알고리즘에서 2)의 ii)와 iii)을 수행하는데 선형시스템을 풀어야 한다. 또한 알고리즘 2)의 iv)와 v)를 수행하는데 행렬의 곱셈이 요구된다. 이러한 계산을 각 창들마다 수행하고 반복을 하여 수행한다. 반면에 기존의 photometric 방법의 대부분은 3차원 형상을 반복법을 사용하지 않고 국

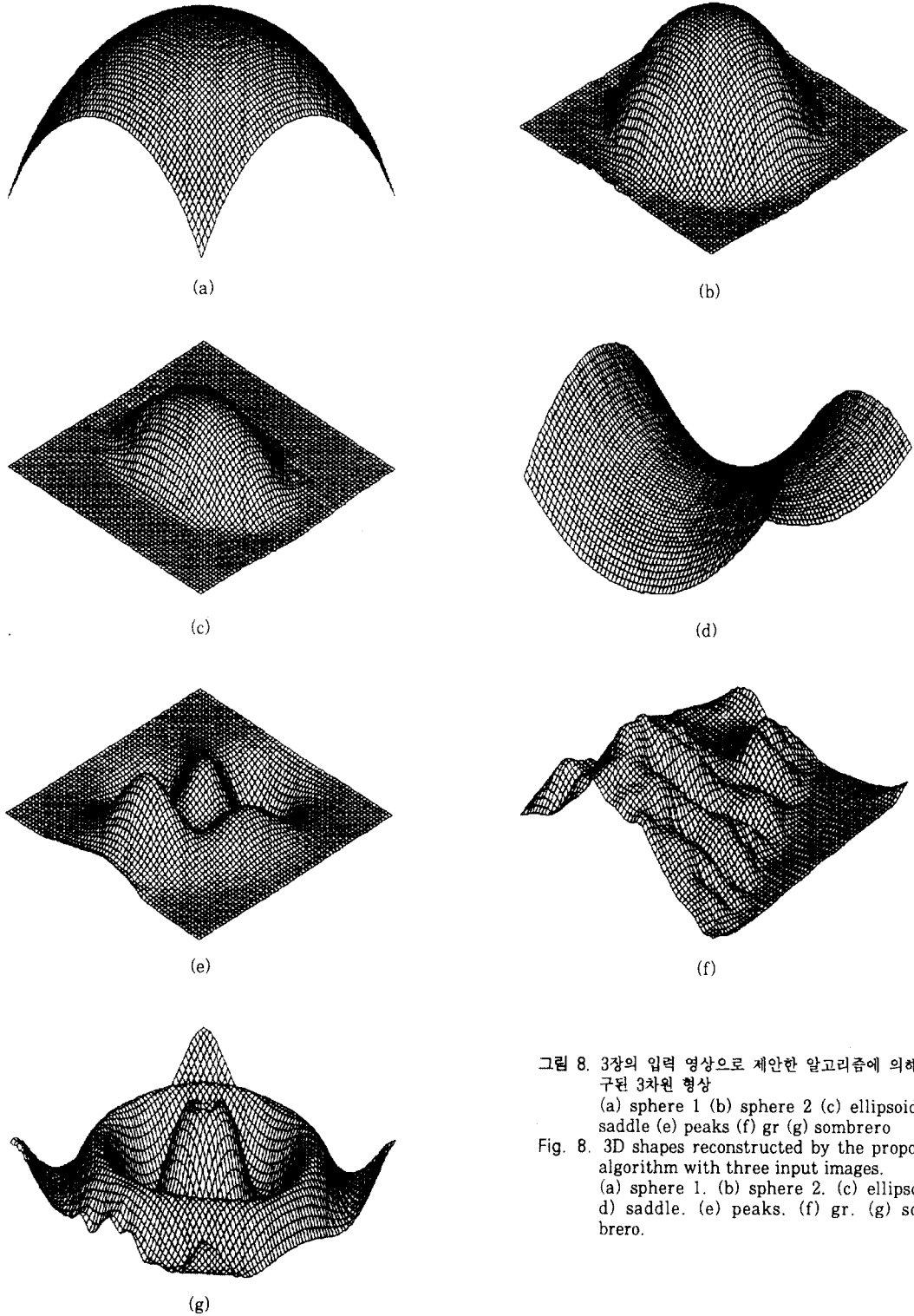


그림 8. 3장의 입력 영상으로 제안한 알고리즘에 의해 복구된 3차원 형상

(a) sphere 1 (b) sphere 2 (c) ellipsoid(d) saddle (e) peaks (f) gr (g) sombrero

Fig. 8. 3D shapes reconstructed by the proposed algorithm with three input images.

(a) sphere 1. (b) sphere 2. (c) ellipsoid. d) saddle. (e) peaks. (f) gr. (g) sombrero.

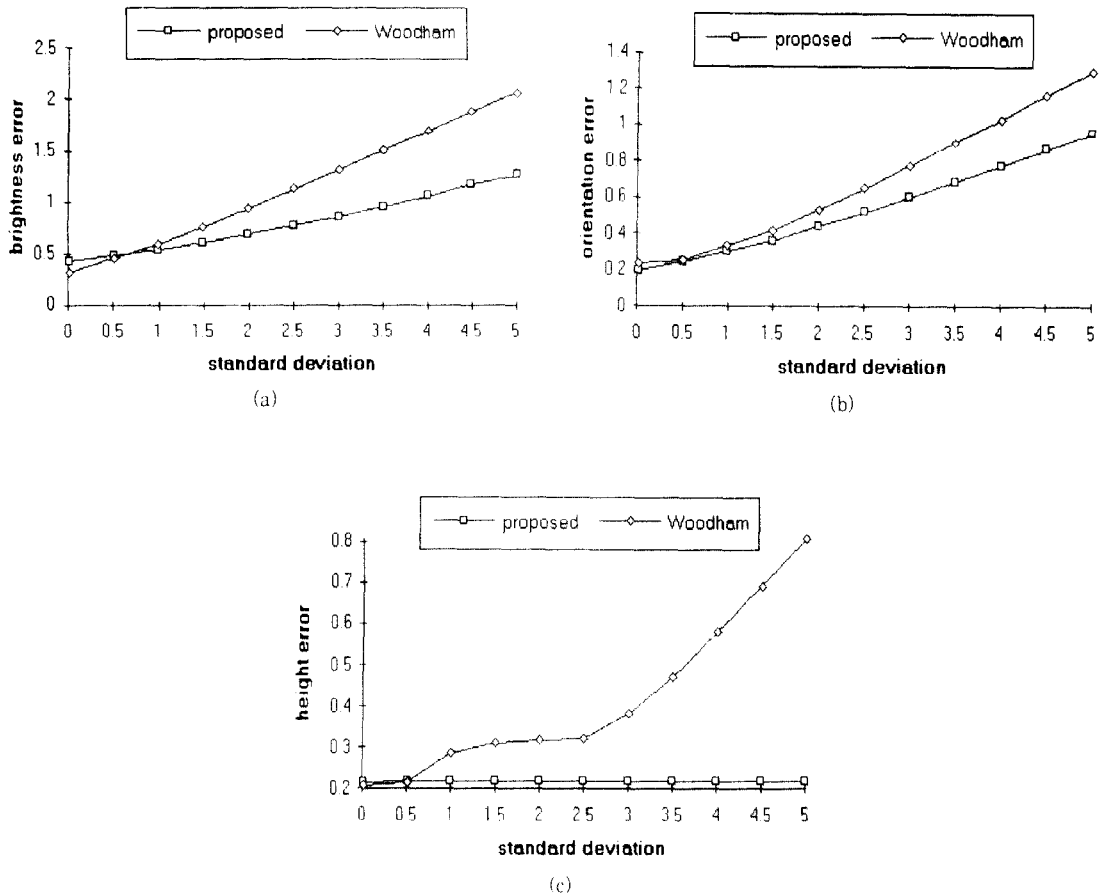


그림 9. 3장의 입력영상으로 가산형 가우시안 잡음이 들어간 sphere 1 영상에서 표준편차값에 따른 photometric stereo 알고리즘의 성능 비교
a) 밝기오차 (b) 방향오차 (c) 높이오차

Fig. 9. Performance comparison of three-image photometric stereo algorithms for the noisy sphere 1 image as a function of standard deviation of additive Gaussian noise.
(a) brightness error. (b) orientation error. (c) height error.

부적인 특성만을 사용하여 계산량면에서는 제안한 방법이 훨씬 많다. 그러나 기존의 2장의 영상을 사용한 영상에서는 평평한 표면특성을 가져야만 되거나 불룩성의 가정이 필요하므로 이런 조건을 만족하는 영상은 아주 단순한 3차원 형상을 가지는 것이므로 일반적인 3차원 형상을 가지는 영상에는 적용이 불가능하나 제안된 방법은 이런 점에 대한 제한이 훨씬 완화됨을 알 수 있었다. 또한 2장 이상의 영상에 대해서 모두 적용이 가능하고, 영상의 갯수가 많을수록 성능이 좋아지므로 기존의 대부분

의 방법이 영상의 갯수를 미리 고정하여 사용할 수 밖에 없는 제한을 탈피하였다. 또한 기존의 대부분의 방법이 본질적으로 표면의 방향에 대해서만 복원을 하므로 적분가능성의 문제가 제기되는데 비해 제안된 방법은 표면의 높이값을 근사화한 함수를 이용하여 표면의 미분치 p, q 를 구하게 되므로 적분가능성의 문제를 해결하였다. 전체적인 알고리즘의 성능을 볼 때, 계산량은 기존의 방법보다 크지만, 성능 면이나 적용되는 영상의 다양성 면에서 훨씬 우수하고, 기존의 방법에 비해 잡음에 대해 둔

감함을 알 수 있었다.

V. 결 론

본 논문에서는 Legendre 다항식의 상수항이 전체 근사화 방정식의 평균이 된다는 특성을 이용해 z 와 p, q 와 의 관계를 공통의 가중치 벡터 $\{C\}$ 를 가지는 행렬 연산 관계로 표현 할 수 있음을 보였다. 이를 이용하여 반사 지도를 선형화하여 공통의 가중치 벡터 $\{C\}$ 를 갱신하여 p, q 와 z 를 갱신하는 방법으로 photometric stereo 문제를 해결하였다. z 를 직접 구하는 근사화 함수를 구한 후 이를 미분하여 p, q 를 구하는 방법을 쓰므로 적분 가능성에 대한 문제점을 극복하였다. 또한 영상의 전 영역을 근사화가 잘 되고 계산량이 적게 만들어진 각 창들로 분할해 겹치게 하여, 창들사이의 절대 거리가 틀리게 구해지는 단점을 해결하였다.

서로 성질이 다른 3차원 형상을 가진 7가지 실험 영상에 제한한 알고리즘을 적용하여 기존의 방법과의 비교를 통해 영상의 3차원 형상에 관계없이 일반적으로 성능이 우수한 알고리즘임을 보였다. 또한 정확한 성능 평가를 위해 서로 특성이 다른 오차 기준을 두어 좀 더 정확한 알고리즘의 평가가 이루어지도록 하였다. 또한 기존의 두 방법에 비해 잡음에 덜 민감한 특성을 나타냄을 알 수 있었다.

제한된 방법에서는 Lambertian 특성을 가정하여 이에 따른 영상을 가지고 실험을 하였다. 그러나 실제의 영상의 생성은 훨씬 더 복잡한 과정이므로 이에 부합하는 영상 모델링과 알고리즘의 개발이 필요하다.

참고문헌

1. B. K. P. Horn and M. J. Brooks, "The variational approach to shape from shading," *Comput. Vision, Graphics, Image Processing*, vol. 33, pp.174-208, Nov., 1986.
2. R. J. Woodham, "Photometric method for determining surface orientation from multiple images," *Optical Engineering*, vol. 19, pp.139-144, Jan./Feb., 1980.
3. E. N. Coleman and R. Jain, "Obtaining 3 dimensional shape of textured and specular surfaces using four-source photometry," *Comput. Graphics Image Processing*, vol. 18, pp.309-328, Apr., 1982.
4. K. Ikeuchi, "Determining surface orientations of specular surfaces by using the photometric stereo method," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-6, pp.661-669, Nov., 1981.
5. R. Onn and A. Bruckstein, "Integrability disambiguates surfaces recovery in two-image photometric stereo," *Int. J. Comput. Vision*, vol. 5, pp.105-113, Aug., 1990.
6. B. Kim and P. Burger, "Depth and shape from shading using the photometric stereo method," *CVGIP: Image Understanding*, vol. 54, pp.416-427, Nov., 1991.
7. K. M. Lee and C. C. J. Kuo, "Shape reconstruction from photometric stereo," in *Proc. 1992 IEEE Conf. Computer Vision Pattern Recognition, Champaign, Illinois*, pp.479-484, June, 1992.
8. J. Yang, N. Ohnishi, and N. Sugie, "Two image photometric stereo method," in *SPIE Proc. Intelligent Robots and Computer Vision XI, Boston, Massachusetts*, vol. 1826, pp.452-463, Nov., 1992.
9. J. L. Buchanan and P. R. Turner, *Numerical Methods and Analysis*, McGraw-Hill, Singapore, pp.266-321, 1992.
10. P. J. Besl, *Surfaces in Range Image Understanding*, Springer-Verlag, New York, pp.305-310, 1986.
11. W. H. Press, B. P. Flannery, S. A. Teukolsky, and W. T. Vetterling, *Numerical Recipes in C*, Cambridge Univ. Press, New York, pp.290-352, 1988.

金 芳 煥(Bang Hwan Kim)

정회원

朴 來 弘(Rae Hong Park)

정회원

한국통신학회 논문지 제19권 제10호 참조
현재 : 삼성전자 연구원

한국통신학회 논문지 제19권 제5호 참조
현재 : 서강대학교 전자공학과 교수