

Non-Lambertian면의 형상복원

김태은[†] · 이말레^{††}

요 약

2차원 밝기 영상에서 3차원 정보를 얻는 문제는 컴퓨터 시각 연구에서 매우 중요한 분야를 차지하고 있다. 이러한 목적을 위해 먼저 2차원 영상을 취득할 때 카메라의 위치, 광원의 방향, 영상내 물체의 반사특성 등 본질적인 정보를 이용한다. 이중에서 물체의 표면 반사특성은 매우 중요한 단서가 된다. 과거에는 물체의 반사특성을 Lambertian 반사만을 전제하여 연구를 진행했지만 실세계의 물체는 대부분 Non-Lambertian 반사특성을 갖는다.

본 논문에서는 2차원 밝기 영상에서 물체의 반사특성을 해석하고, 반사특성 파라미터를 추정하여 물체의 형상을 복구하는 새로운 방법과 반사특성을 모르는 상황에서 신경회로망 학습에 의해 형상을 복구하는 방법을 제안한다. 물체의 반사특성은 전반사 성분과 난반사 성분을 함께 갖는 Non-Lambertian면을 그 대상으로 하며, 이러한 반사특성은 전반사(Torrance-Sparrow) 모델과 난반사(Lambertian) 모델의 선형적인 합으로 설명될 수 있다. 본 논문에서 제안한 Photometric Matching은 주변 화소의 밝기 분포를 고려하여 참조영상과의 매칭을 통한 형상복구 알고리즘으로써 기존의 Photometric Stereo에 근본을 두고 있지만, 잡음 및 오차의 누적 정도가 향상 되었다. 또한 물체의 반사특성을 모르는 상황에서 신경회로망 학습에 의한 형상복구방법을 제안한다. 이 방법은 역전파 학습알고리즘을 이용해 광원 방향에 따른 밝기값에 대해 면법선을 교사하여 형상을 결정한다.

3D Shape Reconstruction of Non-Lambertian Surface

Tae-Eun Kim[†] and Mal-Rey Lee^{††}

Abstract

It is very important study field in computer vision 'How we obtain 3D information from 2D image'.

For this purpose, we must know position of camera, direction of light source, and surface reflectance property before we take the image, which are intrinsic information of the object in the scene. Among them, surface reflectance property presents very important clues. Most previous researches assume that objects have only Lambertian reflectance, but many real world objects have Non-Lambertian reflectance property.

In this paper the new method for analyzing the properties of surface reflectance and reconstructing the shape of object through estimation of reflectance parameters is proposed. We have interest in Non-Lambertian reflectance surface that has specular reflection and diffuse reflection which can be explained by Torrance-Sparrow model. Photometric matching method proposed in this paper is robust method because it match reference image and object image considering the neighbor brightness distribution. Also in this thesis, the neural network based shaped reconstruction method is proposed, which can be performed in the absence of reflectance information. When brightness obtained by each light is inputted, neural network is trained by surface normal and can determine the surface shape of object.

[†] 남서울대학교 공학부 멀티미디어학과
^{††} 충남대학교 공과대학 컴퓨터공학과

1. 서 론

영상에서 물체면의 밝기분포를 이용해 형상을 복구하는 방법(shape from shading:SFS)[1]은 2차원 정보에서 3차원 정보를 얻는 중간단계의 컴퓨터 시각연구에서 매우 중요한 연구분야이다. 과거의 SFS 연구에서 주된 관심의 대상은 난반사(diffuse reflection)성분이 지배적인 Lambertian 면에 한정되었다[2][3]. 그러나 실제의 물체는 난반사 뿐만 아니라 전반사(specular reflection)성분이 함께 존재하는 혼성반사(hybrid reflection)의 특성을 갖는다[4][5][6][7]. 이와같은 성질 때문에 물체표면의 밝기분포가 일정하지 않아 기존의 SFS방법으로는 정확한 형상을 예측할 수가 없었다. 따라서 밝기분포를 정확하게 예측하기 위해 물체의 면 반사특성을 알아 내야 할 필요가 생긴다. 이와 같은 목적을 위해 밝기영상과 거리영상의 융합을 통해 반사특성을 알아내는 방법도[6] 제안되었으나, 이 방법은 형상복구의 문제를 위한 것이 아닌 반사특성 자체의 검출을 목적으로 하고 있다. 또한 다중광원을 이용하여 강전반사(specular spike)가 발생하는 부분을 가려내는 방법도[5] 제안되었는데, 이 방법은 잡음에 강건하고 좋은 결과를 보였지만, 8~127개의 많은 광원을 사용해야 하기 때문에 그 효율성이 떨어진다.

본 논문에서는 이와 같은 문제를 해결하기 위해 두 가지 접근법에 의한 형상복구 방법을 제안한다. 첫째로, 단일 재질로 만들어진 표본구를 이용하여 반사특성을 예측하고, 추정된 반사특성을 정보로 하여 물체의 형상을 결정하는 방법이다. 전반사 특성을 결정짓는 Torrance-Sparrow모델에서 반사특성 파라미터를 추정하여 면법선 성분과 밝기값으로 이루어진 참조영상을 만든다. 이렇게 만들어진 참조영상과 동일한 재질의 임의의 형상의 물체로부터 주변 화소의 분포를 고려하여 밝기값을 매칭하는 3차원 형상복구 방법을 제안한다.

둘째로, 신경회로망 학습을 통해 3차원 형상을 복구하는 방법을 제안한다. 이것은 photometric stereo에서 제약조건인 반사특성에 대한 정보를 알고 있지 않더라도 혼성반사의 특성을 가진 gauss 구 영상에서 광원의 방향에 따라 그림자 정보를 이용해 영역을 분할하고 각 영역을 훈련집합으로 선택해서 면 법선을 결정하는 방법이다.

본 논문은 다음과 같이 구성되었다. 2장, 3장, 4장, 5장에서는 Photometric matching 방법을 실제영상에 적용하여 3차원 형상복구과정을 설명하고 6장에서는 역전파 신경회로망을 이용하여 광원의 방향에 따른 영역을 훈련집합으로 선택하여 형상을 복구하는 방법을 제안하고 실험결과를 보인다. 마지막으로 결론과 향후 연구 방향에 대해 논한다.

2. 물체의 반사특성과 확산 조명방법

2.1 물체의 반사 성분

과거 컴퓨터 시각 연구에서 밝기 영상을 해석하는 방법으로써 반사특성 모델을 설정하고 이를 해석하는 연구가 진행되었다. 이러한 반사특성 모델은 Lambertian 모델[3], Torrance-Sparrow 모델[9], Beckmann-Spizzichino 모델[4]등으로 대표될 수 있다. Lambertian 모델은 이상적인 난반사(diffuse reflection)특성을 갖는 반사모델이다. Torrance-Sparrow 모델과 Beckmann-Spizzichino 모델은 실세계의 물체면 반사특성에 가장 유사한 반사모델로서 전자는 기하광학에 근거를 둔 간략화 된 모델이고, 후자는 물리광학적 방법에 의한 모델로 전자기파의 특성을 Maxwell 방정식에 근거하여 해석하고자 한 모델이다.

본 논문에서는 혼성반사 특성을 갖는 Non-Lambertian 면을 근거로 하여 반사특성을 해석한다. 일반적인 반사모델은 난반사 성분과 전반사 성분을 모두 포함하고 있을 뿐만 아니라 배경 반사(ambient reflection)와 물체의 상호 반사(interreflection) 성분 등을 포함하기 때문에 이상적인 점 광원에 의한 반사 모델과는 약간의 차이가 있다. 반사 성분 중에 중요한 부분은 난반사 구배(diffuse lobe)와 전반사 구배(specular lobe), 그리고 강전반사(specular spike) 성분으로 볼 수 있다. 난반사 구배는 Lambert 여현 법칙에 준하는 조건을 만족하는 부분으로써 이상적인 반사 성분이 된다. 전반사 구배는 물체의 표면 결점(defect)에 의해 표면에서 2~3회 정도 반사를 일으키는 부분이다. 강전반사 성분은 완전 거울 반사 로써 주로 측정 범위가 크기 때문에 정보의 유실이 큰 부분이 된다. 일반적인 반사 성분을 그림 1에서 보인다.

2.2 Torrance-Sparrow 반사 모델

기존의 SFS연구에서는 물체의 반사특성을 Lam-

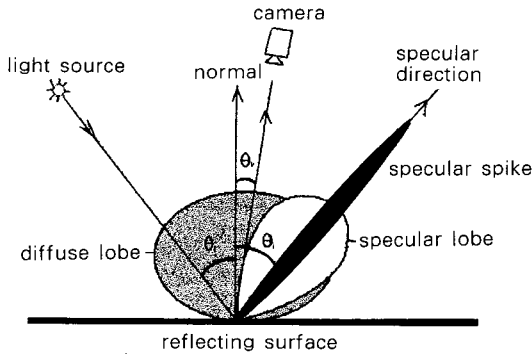


그림 1. 일반적인 반사 성분

bertian 모델로 가정했다. 그러나 실제 물체는 난반사 성분 뿐 아니라 전반사 성분도 어느 정도 혼합된 혼성반사면으로 이루어져 있다. 이와 같은 반사특성을 설명할 수 있는 모델로써 Torrance-Sparrow 모델 [9]을 대표적으로 들 수 있는데 이 모델은 기하광학적인 메커니즘에 근거를 두고 빛의 물리화적인 성질을 간략화시켜 만든 모델이다. Torrance-Sparrow 모델은 물체의 표면이 거울과 같은 미소면들이 불규칙적인 분포를 가지고 구성되어 있다고 가정 한 모델로써, 물체의 반사특성을 다중반사(multiple reflection)와 내부산란(internal scattering)에 의한 난반사 성분과 거울면 반사와 같은 전반사 성분의 선형적인 합으로 이루어져 있다. 난반사 성분은 Lambertian 법칙에 근거하고 전반사 성분은 Gauss 분포를 갖는 확률적 메커니즘을 사용한다. 따라서 단일 점광원이 물체를 비출때 양방향 반사분포함수((bidirection reflection distribution function)로 물체표면의 한점에서 밝기값을

$$I = I_{diff} + I_{spec} = k_d f_d + k_s f_s$$

$$k_d + k_s = 1 \tag{1}$$

과 같이 정규화 시켜 나타낼 수 있고, 여기서 k_d, k_s, f_d, f_s 는 각각 난반사와 전반사 가중치와 밝기의 세기(intensity)를 나타낸다. 난반사와 전반사의 세기는 양방향 반사분포함수(bidirection reflection distribution function)[9],[13]에서는

$$f_d = \frac{\rho}{\pi} \vec{n} \cdot \vec{s}, f_s = \frac{FGP(\alpha, \sigma)}{4 \cos \theta_i \cos \theta_v} \tag{2}$$

와 같이 정의된다. 여기서 ρ, n, s, F, G 는 각각 반사도를 의미하는 알베도 상수, 면법선 벡터, 광원의 위치 벡터, 입사광과 반사광의 세기의 비를 나타내는 Fresnel 계수, 그림자(shadowing)와 가려짐(masking)

효과를 고려한 기하감쇠항(geometric attenuation factor)을 의미한다. 또한 함수 P는 미소면의 면기울기를 Gauss 분포를 정의하는데, 미소평면의 단면을 고려할때

$$P(\alpha, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{\alpha^2}{2\sigma^2}\right) \tag{3}$$

는 면기울기를 나타내고, α 는 미소면의 방향을 뜻한다. 면 기울기 성분은 전반사 구배(specular lobe)의 세기를 결정하기 때문에 매우 중요한 요소가 된다.

2.3 확산 조명

확산 조명은(diffuse illumination)[5][11][12] 물체의 표면을 고르게 비출 뿐만 아니라 강전반사(specular spike) 성분과 광휘점(highlight)을 줄이는 목적으로 사용된다. 기존의 확산 조명은 반구 혹은 기타 3차원 구조를 가지고 측광표본법(photometric sampling method)등에 이용 되도록 제안되었다[5]. 그러나 3차원 구조의 확산기(diffuser)는 기하학적 해석이 힘들 뿐 아니라 확산기 내에서 발생하는 상호 다중 반사(multiple reflection)때문에 해석상 어려움이 따른다. 본 논문에서는 반투명한 얇은 재질을 이용한 판상 확산기(plate diffuser)를 이용한다. 광원이 판상 확산기상의 한 점에 조사될때 그점에서의 조도 E(irradiance)는 $E = \frac{I_{SOURCE} \cos \phi}{r^2}$ 과 같이 나타낼 수 있는데, 여기서 I_{SOURCE} 는 광원의 세기를 나타내고, r과 ϕ 는 각각 광원과 확산기 사이의 거리와 법선 각도를 뜻한다. 따라서 확산기 전체를 투과하는 광도의 세기(radiance)는 $L = \iint_s \tau E ds$ 와 같이 조도 E를 면적분 함으로써 구할 수 있다. 여기서 τ 는 확산기를 투과하는 광원의 감쇠 상수이다. 그림 2에서 판상 확산 조명의 개략도를 보인다.

3. 반사특성 계수 추정과 photometric matching을 이용한 형상복구

3.1 물체의 면 반사특성 계수 추정

Torrance-Sparrow 모델로 정의 할 수 있는 물체에 대해 목적으로 하는 반사 특성은 전반사 가중치, Fresnel 계수, 면기울기(σ) 등이다. 이와 같은 반사특성 계수들은 상호 독립적이지만 비선형적으로 이루어

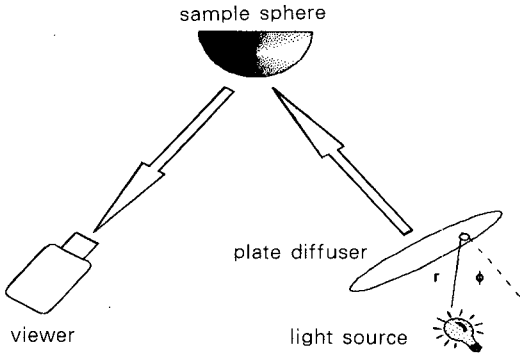


그림 2. 판상 확산 조명

어져 있기 때문에 그 추정이 어렵다. 앞 절에서 보인 식(1), (2), (3)의 관계에서 반사특성 파라미터 $[k_s, F, 1/2\sigma^2]$ 를 추정하기 위해 본 논문에서는 다음에 기술하는 바와 같이 LMS(least mean square)방법을 표본구에 적용하여 각 계수를 계산한다. 광원의 위치가 표본구에 대해 충분히 거리를 두고 있고, 표본구의 지름이 작으면 표본구의 중심에 가까운 점들에 대해 광원은 수직 입사된다고 가정할 수 있다.

3.1.1 표본구를 이용한 반사 계수 추정

표본구는 단일 재질로 이루어진 물체로서 구형상을 하고 있다. 표본구를 이용하면 시각 방향에 대해 거의 모든 면 법선을 알 수 있으므로 밝기 분포를 예측하기 유리하다. 표본구 영상은 중심으로부터 몇 개의 작은 영역으로 나누고 전반사 가중치 k_s 와 Fresnel 계수 F 는 초기화 된다. 각 영역에서 밝기값의 SSE(sum of squared error)를 줄이도록 반사특성 계수를 갱신한다. 오차 함수는 표본구 영상의 실제 밝기값과 Torrance-Sparrow모델로 계산된 밝기값의 차의 제곱으로 정의할 수 있으며,

$$e(x, y) = \sum_y \sum_x v_{real}(x, y) - I_{estimate}(x, y; k_s, F, \sigma)^2 \quad (4)$$

이렇게 정의된 오차함수를 목적함수로 한다. 반사특성 계수는 오차함수가 최소가 되도록 스텝 크기 (step size) μ 만큼씩 갱신된다. 면 거칠기 성분인 σ 를 고정시키고 나머지 두개의 면 특성계수를 추정할 수 있다.

$$\begin{aligned} K_s(n+1) &= K_s(n) + \mu \hat{\nabla} k_s \\ F(n+1) &= F(n) + \mu \hat{\nabla} F \end{aligned} \quad (5)$$

여기서 편미분항은 각 영역 내에서 각각의 반사특성 파라미터에 대한 오차의 편미분의 합으로 이루어진다.

$$\begin{aligned} \hat{\nabla}_{K_s} &= \sum_{x=block} \sum_{y=block} \frac{\partial e(x, y)}{\partial k_s} \\ \hat{\nabla}_F &= \sum_{x=block} \sum_{y=block} \frac{\partial e(x, y)}{\partial F} \end{aligned} \quad (6)$$

3.2 참조영상을 이용한 Photometric Matching

표본구와 동일한 재질로 이루어진 물체의 형상복구를 위해서 참조영상을 만든다. 참조영상은 표본구와 동일한 크기의 구형상으로 서로 다른 세 위치의 광원이 조사되었을 경우에 대해 추정된 반사특성 파라미터를 Torrance-Sparrow모델에 적용하여 생성한다. 따라서 참조영상은 모든 방향의 법선벡터와 밝기값을 지닌 모델영상이다.

본 논문에서 제안하는 형상복구 방법은 각기 다른 세 방향의 광원에서 생성된 참조영상과 표본구와 동일재질로 이루어진 임의의 형상을 갖는 물체의 영상간의 매칭을 통해 이루어진다. 매칭의 전략으로 실제 영상의 밝기값에 대해 참조영상 내의 후보점들의 주변 화소를 고려하여 다음에 설명하는 바와 같이 오차가 가장 작은 참조영상의 법선 벡터를 해당 점의 법선 벡터로 택하는 방법을 사용한다. 이 방법은 한 화소의 밝기값이 아닌 주변화소의 밝기 분포에 영향을 고려하였으므로 갑작스런 밝기의 변화에 의한 오차를 줄이고, 평활화(smoothing) 연산의 효과를 갖기 때문에 후처리과정이 필요없다.

즉, 첫번째 실제영상(I_0)의 한 점 (x_0, y_0) 에서의 밝기와 같은 대응 참조영상(S_0)의 후보점들을 $C = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ 으로 결정한다. 각각의 후보점들에 대해 나머지 두 장의 영상에서 각각의 참조영상에서 인접 화소와의 절대오차의 합이 가장 작은 점을 그 점의 법선 벡터 V 로 결정한다. 이와같은 관계는 탐색영역(C)인 $N \times N$ 내의 인접 화소에 대해 고려할 때,

$$\begin{aligned} v(x_0, y_0) &= \min_{(x_i, y_i) \in C} \left\{ \sum_{x=x_i}^{x_i+N} \sum_{y=y_i}^{y_i+N} \right. \\ &\quad \left. \left| I_1(x_0, y_0) - S_1(x, y) \right| + \right. \\ &\quad \left. \left| I_2(x_0, y_0) - S_2(x, y) \right| \right\} \quad (7) \end{aligned}$$

와 같은 관계에 의해 법선 벡터를 결정할 수 있는데, 여기서 I_1 과 I_2 는 각각 실제 영상의 밝기값이고, S_1 과 S_2 는 대응하는 참조영상의 밝기값을 나타낸다.

3.3 법선 벡터에서 거리정보획득

제안된 photometric matching에 의해 결정된 표면 법선 벡터를 $n=(n_x, n_y, n_z)$ 라고 놓으면, 법선 벡터로부터 물체의 표면에 대한 상대 깊이를 정할 수 있다. 표면의 깊이 정보를 $z=F(x, y)$ 로 놓으면 영상면의 각 방향에 대해 면법선을 적분하여 구할 수 있다. 영상면의 각 점의 좌표를 (i, j) 로 정의하면 3차원 실세계 좌표상의 한 점 (x, y, z) 는 정사영을 가정 할 때,

$$\begin{aligned} x(i, j) &= 1 \\ y(i, j) &= 1 \end{aligned} \quad (8)$$

와 같이 간략화 할 수 있다. 이렇게 정의된 좌표에서 거리 정보 z 는 다음과 같이 구한다.

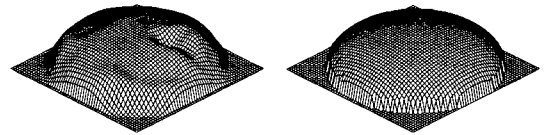
$$\begin{aligned} z(i+1, j) - z(i, j) &= \int_{x(i, j)}^{x(i+1, j)} \frac{\partial F[x, y(i, j)]}{\partial x} dx \\ &\cong \frac{p(i, j) + p(i+1, j)}{2} [x(i+1, j) - x(i, j)] \\ z(i+1, j) - z(i, j) &= \int_{y(i, j)}^{y(i+1, j)} \frac{\partial F[x(i, j), y]}{\partial y} dy \\ &\cong \frac{q(i, j) + q(i, j+1)}{2} [y(i, j+1) - y(i, j)] \end{aligned} \quad (9)$$

여기서 p, q 는 기울기 공간에서 면 기울기 요소로써 면법선에 대해 $p=-n_x/n_z, q=-n_y/n_z$ 로 정의 된다.

3.4 기존의 측광입체시와의 성능비교

기존의 측광입체시법(photometric stereo method)은 밝기값과 면법선 벡터의 구배공간상(gradient space)의 매칭을 기본으로 전제한다[3]. 구배공간은 시각 방향을 기준으로 했을때, 영상면의 방향에 대한 기울기 공간을 의미한다. 이러한 구배공간은 3차원 좌표계상의 임의의 한 평면을 2차원 좌표계상의 한 점으로 매핑하는데 기존의 측광입체시법에서는 각 영상에 대해 구배 공간상에서 반사도가 같은 점을 계산하여 법선 벡터를 찾는다. 그러나 이러한 방법은

구배 공간을 형성하는 과정에서 미분 연산에 의해 발생되는 잡음과 불연속점에 대한 밝기값의 불일치 등의 문제를 발생시킬 뿐 아니라 구해진 법선벡터에 대해 3차원 정보를 복구해낼 때 적분의 방향 문제가 발생한다. 본 논문에서 제안된 측광정합법은 이와같은 참조영상과의 매칭을 통한 직접적인 거리 정보 획득으로 기존의 방법에서 제기된 문제를 해결하였을 뿐 아니라, 물체의 주변 화소값을 고려하여 평활화(smoothing)연산의 효과를 적용하여 영상 취득시 발생하는 잡음에 대한 영향을 줄였다. 제안된 방법과 기존의 방법을 합성된 명암 영상($k=0.6, F=0.8, \sigma=15$)에 대해 적용하여 형상복구한 결과를 그림 3에서 보인다.



(a) (b)

그림 3. 형상 복구된 면의 비교

- (a) 기존의 Photometric Stereo
- (b) 제안된 Photometric Matching

3.5 반사특성 추정과 Photometric Matching 방법의 실험결과

실제 실험을 위해 삼성 MVB-02 비전 보드를 586PC에 탑재하여 영상을 취득 했다. 광원으로는 할로겐 램프를 사용하였고, 확산기로 기름종이를 사용했다. 판상 확산기를 이용한 조명 및 영상 획득 장치를 그림 4에 보인다. 실제 실험을 통해 제안된 알고리즘의 타당성을 입증 하기 위해 대상 물체로 탁구공과 아크릴 반구를 표본구로 사용했다. 탁구공은 난반사 성분이 강하기 때문에 면거칠기 성분이 큰 값을 갖고 있고, 아크릴은 전반사 성분이 강한 매끄러운 면으로 이루어져 있다. 실험에 사용된 표본구를 그림 5에 보인다. 각 표본구의 중심으로부터 5X5화소를 한 영역으로 하여 본 논문에서 제안한 LMS방법에 의해 반사특성을 추정했다. 추정된 반사특성 파라미터를 표 1에 보인다. 실제 영상의 밝기값과 추정된 반사특성에 의해 계산된 값과는 어느 정도 오차가 발생한다. 이것은 실제영상의 불충분한 밝기분포의 영향 때문

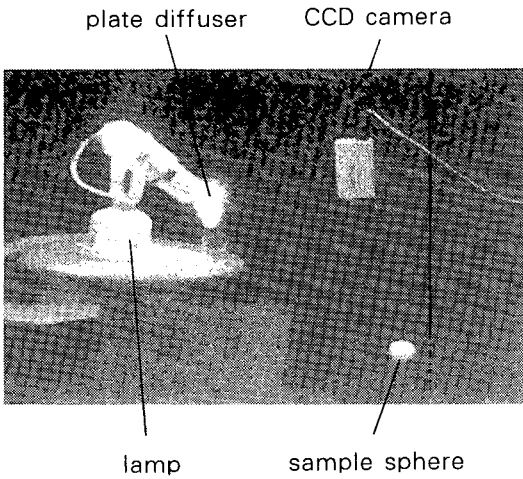


그림 4. 반사특성 추정과 Photometric Matching을 위한 실험장치

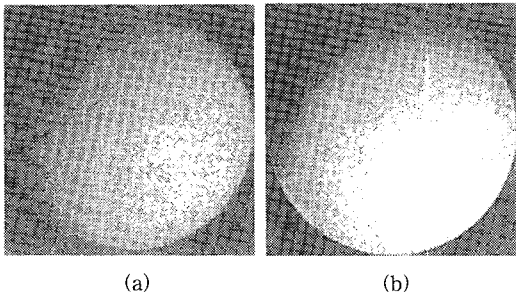


그림 5. 표본구 영상 (a)탁구공 (b)아크릴 반구

표 1. 추정된 반사특성

	탁 구 공	아 크 린
K_s	0.5994	0.13158
$1/2\sigma^2$	1.0339	19.973
F	0.6026	0.74752

에 발생한다. 따라서 전처리 단계와 LMS 방법의 초기치 설정이 큰 문제가 된다. 표본구 상에 광원이 조사되는 방향으로 밝기치의 profile을 고려하여 표면 거칠기의 범위를 대략적으로 정하고 있다. 이러한 정보를 바탕으로 초기치를 설정하여 반사특성 계수를 정할 수 있다.

표본구 영상과 재구성 된 영상의 밝기 분포의 차이를 그림 6과 그림 7에 보인다. 그림 8은 아크릴과 같은 반사특성을 갖는 참조영상의 예를 보여 준다. 본 논문에서 사용한 표본구 영상의 3차원 형상 복구

된 영상을 그림 9와 그림 10에 보인다. 그림에서 보듯이 복구된 영상이 기존의 방법에 비해 잡음의 영향을 덜 받고, 전반사 성분에 강건함을 알 수 있다. 이것은 주변 화소의 밝기 변화를 고려 하였기 때문이며, 기

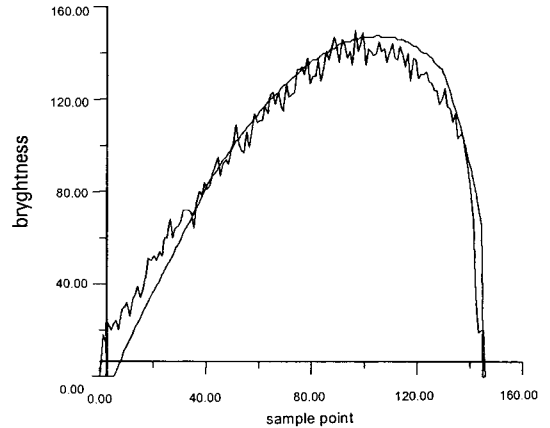


그림 6. 표본구의 밝기 분포(탁구공)
(Solid line : real value, Dot line : estimation value)

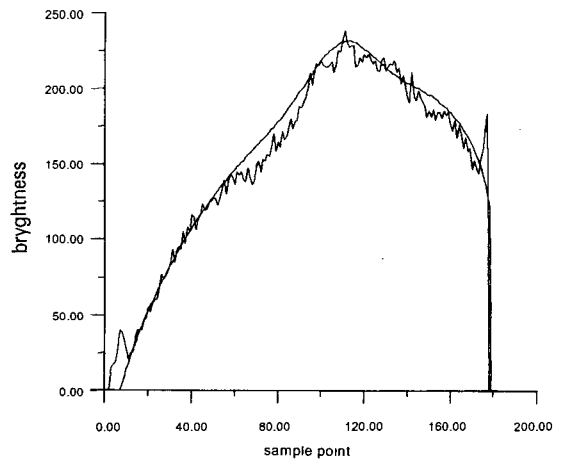


그림 7. 표본구의 밝기분포(아크릴)
(Solid line : real value, Dot line : estimation value)

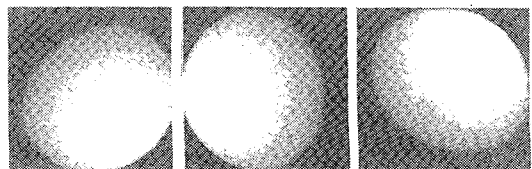
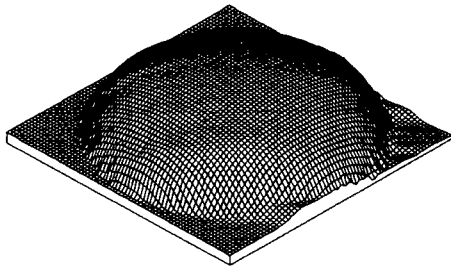
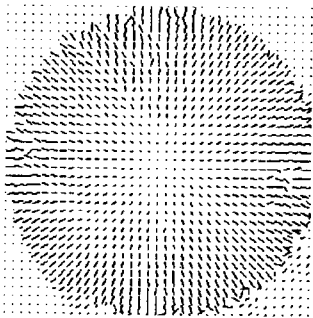


그림 8. 참조영상 (아크릴)

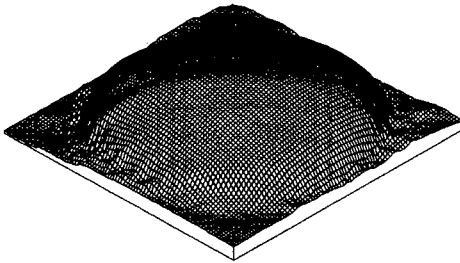


(a)

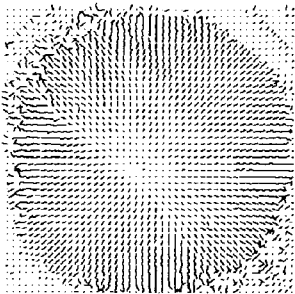


(b)

그림 9. 복구된 표본구: 탁구공 (a)3차원 형상 (b)비늘 지도



(a)



(b)

그림 10. 복구된 표본구: 아크릴 반구 (a)3차원 형상 (b)비늘 지도

울기 공간이 아닌 영상 공간에서 직접 정합을 하였기 때문이다.

4. 역전파 학습 알고리즘을 이용한 형상복구

4.1 조명 방향에 따른 기준 영상의 분할

한 물체가 세 개의 조명에 의해 조사될 때 밝기 분포에 의한 영역을 조명 방향에 따라 나눌 수 있다[10]. 조명에 대한 방향에 따라 gauss 구에 영역을 나타내면, 그림 11과 같이 나타낼 수 있다. 영역 1은 세 개의 조명 중 하나만이 조사되는 부분이고, 영역 2는 두 개의 조명에 의해 비춰지는 부분이고, 영역 3은 조명 세 개가 모두 조사되는 영역이다. 각각의 조명은 일정한 간격(120)을 두고 배치 되어있는데, gauss 구면에 조명이 겹쳐지는 영역을 크게 하기 위함이다. 각 영역은 그림자(shadow)에 의해 가려지는 선을 기준으로 분할된다. 이때 각 광원의 기울어짐 정도에 따라 분할된 영역이 다르게 나타날 수 있다. 또한, 분할된 영역별로 형상을 복구하기 위해 화소 단위로 영역을 결정해야 한다.

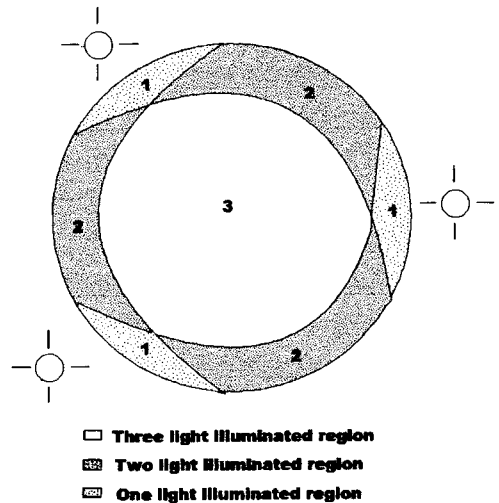


그림 11. 광원 방향에 따른 영역 결정

4.2 제안하는 신경회로망의 구조

본 논문에서는 photometric stereo에 근간을 두고 신경회로망을 이용한 형상복구 방법을 제안 한다. 기존에 제안된 신경회로망을 이용한 photometric st-

ereo[8]는 물체가 일반적으로 어느 정도의 난반사와 전반사 특성을 갖는다는 가정으로 제안되었는데, 실제로는 수렴이 어려울 뿐 아니라 적용 대상 물체도 거의 난반사에 가까운 물체에 한정되고 있다. 본 논문에서 제안한 신경회로망의 구조는 그림12와 같이 나타낼 수 있다. 즉, 세 개의 조명에서 취득된 영상을 입력하였을 때 각 화소에 해당하는 법선 벡터를 교사로 하여 훈련하는 방법이다. 이때 법선 벡터는 기율기 공간의 요소 p, q 로 나타낼 수 있으며, $p=-n_x/n_z$, $q=-n_y/n_z$ 와 같이 표현된다.

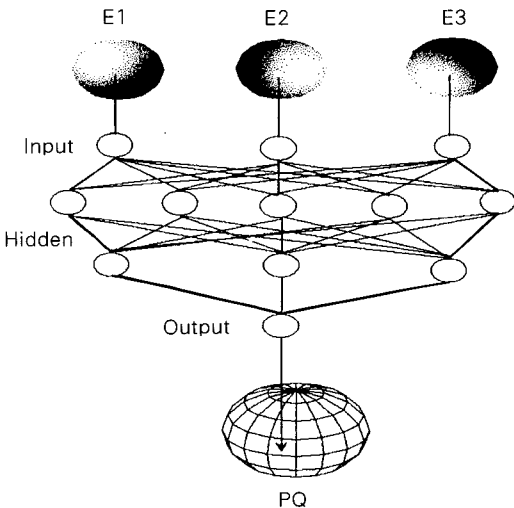


그림 12. 표면 법선 결정을 위한 신경회로망 구조

출력층의 각 뉴런의 출력과 목표 출력과의 차의 합을 출력층 전체의 오차로 계산한다.

$$E_K = \sum (PQ_K - O_K)^2 \tag{10}$$

여기서, O_k 는 출력층의 k번째 뉴런의 출력값이고 PQ_k 는 목표하는 법선벡터이다. 전체 오차 E를 최소로 하기 위해 각 층들의 가중치는 최급하강법(gradient descent method)에 의해 변화된다. 각 층의 가중치 변화량 Δw 은

$$\Delta W(i, j) = mc \Delta W(i, j) + (1 - mc) / r \cdot d(i) p(j) \tag{11}$$

과 같이 정의되며 여기서 mc는 모멘텀항, lr은 학습률, p는 각층의 입력 벡터, d는 각 출력 값의 델타항을 나타낸다. 본 논문에서는 적응적 학습률과 모멘텀 방법으로 신경회로망을 구성하였다.

4.3 화소별 영역 결정과 형상복구

기존의 방법[8]에서는 훈련집합을 5X5크기의 화소군으로 하여 임의로 정의하였다. 따라서 그림11에서 영역 1, 2와 같이 그림자에 의해 정보가 유실되는 부분은 수렴성이 작을 뿐 아니라, 전반사 성분이 존재하게 되면 더욱 어려운 상황에 처하게 된다. 따라서 훈련집합을 경우에 맞게 선택해야 할 필요가 있다. 본 논문에서는 영역 분할된 gauss 구를 훈련집합으로 선택해서 수렴성과 전반사 문제를 해결했다. 그러나 영역 1과 같은 부분에서는 수렴성이 떨어질 뿐 아니라, 전반사가 존재할 때는 더욱 나쁜 결과를 초래하게 되는데, 이것은 정보의 유실 차원에서 불량 설정 문제(ill-posed problem)로 볼 수 있다.

형상복구 과정에서 영상내의 한 점이 분할된 gauss 구면 상에 어느 영역에 속하는 지를 판별하기 위해 각 영역의 평균 화소값과 영상의 화소값의 차를 광원 방향에 따라 합하여 문턱치 처리를 함으로써 해당 영역을 결정한다.

$$\sum_{source} I_{mean}(i) - I_{(x,y)}(i) < T \tag{12}$$

4.4 신경회로망 학습에 의한 형상복구 실험 결과

본 논문에서는 실험 영상으로 합성 구영상과 플라스틱 구영상, 합성 얼굴 영상을 사용했다. 합성 구영상은 Torrance-Sparrow 모델에서 반사특성 계수를 각각 $F=0.7, \sigma=0.223, k_s=0.8$ 로 설정한 영상이고, 합성 얼굴 영상은 $F=0.6, \sigma=0.172, k_s=0.6$ 로 합성한 영상이다. 그림13에서 실험에 사용된 영상을 보인다. 신경회로망의 훈련 과정에서 광원 방향에 따라 영역 분할된 구영상을 훈련집합으로 선택했다. 그림 14는 실험에 사용된 구영상을 광원의 방향에 따라 영역 분할한 결과를 나타낸다. 그림 15은 세 개의 광원이 조사될 때 광원이 겹쳐지는 각 영역에 대해 신경회로망으로 600회 훈련한 수렴 결과를 보여준다. 목표 오차를 0.05으로 설정하고, 3층 역전파 신경회로망을 구성해서 적응적 학습률과 모멘텀법을 이용하였다. 실험에 사용된 각 영상이 3차원 형상복구된 것을 그림 16, 그림 17에 각각 나타냈다.

5. 결론

본 논문에서는 다수의 2차원 밝기영상에서 3차원

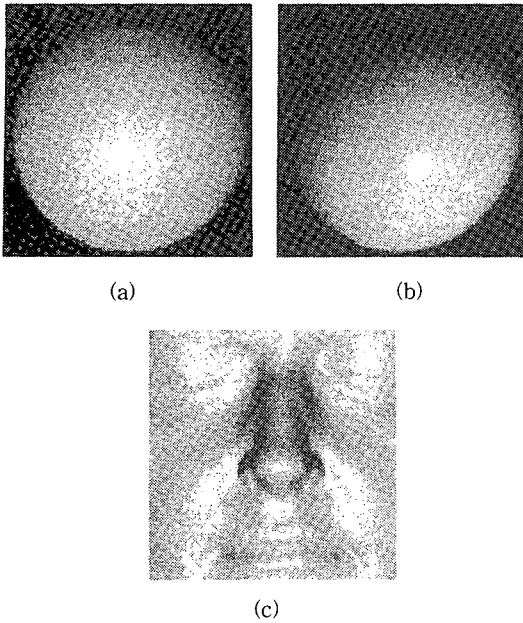


그림 13. 실험영상 (a)합성 구영상 (b)플라스틱 구 (c)합성 얼굴영상

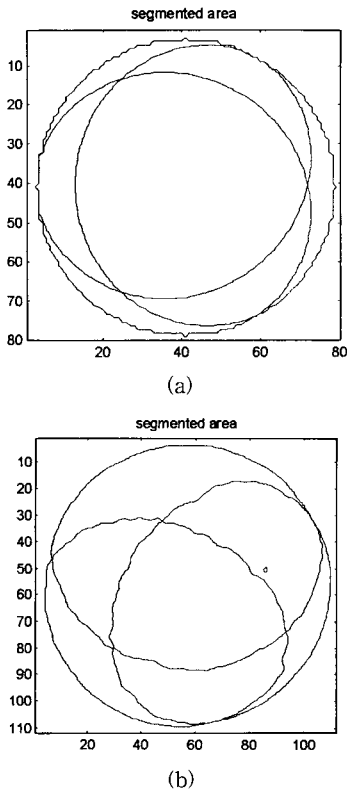


그림 14. 광원 방향에 따라 영역 분할된 영상 (a) 합성 구영상 (b) 플라스틱 구영상

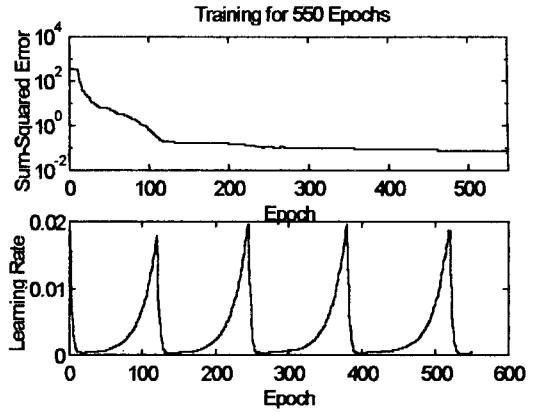


그림 15. 분할된 각 영역에 대한 훈련결과 (a)광원 3개 모두 조사되는 영역

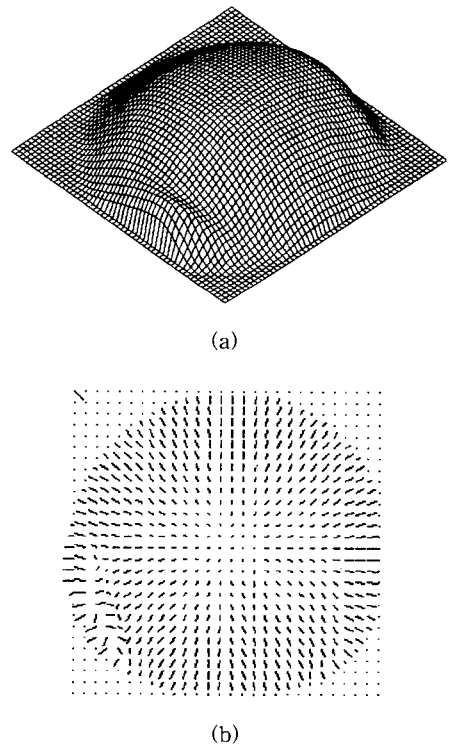
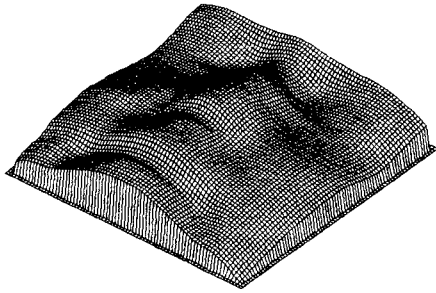
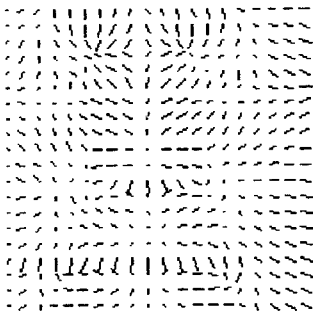


그림 16. 복구된 플라스틱 구 (a)3차원 형상 (b)바늘 지도

영상을 재구성하는 photometric stereo에 기반을 둔 photometric matchin방법과 신경회로망을 이용한 형상복구 방법을 제안하였다. 일반적으로 물체가 Non-Lambertian 반사를 할 때 기존의 방법에서는 이와 같은 반사모델의 특성계수를 알아야 하는 단점이 있다. 본 논문에서는 Non-Lambertian 반사특성을 표



(a)



(b)

그림 17. 복구된 합성 얼굴 영상 (a)3차원 형상 (b)바늘 지도

본구를 사용하여 LMS 추정방법으로 혼성반사면의 반사특성을 추정하였다. 난반사 성분과 전반사 성분이 혼합된 실제 물체에 대해 단일 재질로 구성된 표본구의 각 영역에 대하여 LMS 알고리즘을 이용하여 반사특성을 추정할 수 있다. 또한 강전반사 성분과 광휘점을 줄이기 위해 광산 확산기를 이용한 확산조명 방법을 도입하였다. 추정된 반사특성 계수를 이용하여 밝기값과 면 법선으로 이루어진 참조영상을 생성할 수 있다.

본 논문에서 제안된 photometric matching을 이용한 형상복구 알고리즘은 참조영상과 실제 영상의 정합에 의해 전반사 성분을 포함한 물체에 대해서도 3차원 형상복구가 가능함을 알 수 있다. 또한, 반사특성을 모르는 상황에서도 신경회로망 학습에 의해 형상을 추정할 수 있다. 광원의 방향에 따라 gauss 구상에서 그림자에 의해 영역 분할된 정보를 바탕으로 훈련집합을 선택하여 대상물체 영상의 각 화소가 어느 영역에 해당하는지를 결정하여 훈련된 신경회로망을 적용하면 가능하게 된다.

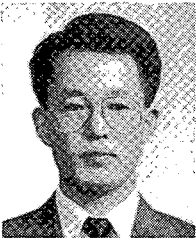
참 고 문 헌

- [1] B. K. P. Horn and M. J. Brooks, *Shape from Shading*, The M.I.T. Press. 1989.
- [2] B. K. P. Horn, *Robot Vision*, Cambridge, MA. And New York, M.I.T. Press, and McGraw-Hill, 1986.
- [3] R. J. Woodham, "Analyzing images of curved surfaces," *Artificial Intelligence*, vol. 22, pp. 117-141, 1981
- [4] K. Nayar, K. Ikeuchi, and T. Kanade, "Surface Reflection: Physical and Geometrical Perspectives", *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 13, no. 7, July 1991.
- [5] S. K. Nayar, K. Ikeuchi, and T. Kanade, "Determining Shape and Reflectance of Hybrid Surfaces by Photometric Sampling", *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol. 6, no. 4. August 1990.
- [6] K. Ikeuchi and K. Sato, "Determining Reflectance Properties of an Object Using Range and Brightness Images", *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 13, no. 11, pp. 1139-1153, November 1991.
- [7] S. Bakshi and Y. H. Yang, "Shape From Shading Non-Lambertian Surfaces", *Proc. of IEEE ICIP-94*, pp. 134-134, 1994.
- [8] Rajaram, Guturu Parthasarathy, and M. A. Faruqi, "A neural Network Approach to Photometric Stereo Inversion of Real-World Reflectance Maps for Extracting 3-D Shapes of Objects," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 25, no. 9, pp. 1289-1300, September, 1995.
- [9] K. E. Torrance and E. M. Sparrow, "Theory for off-specular reflection from roughened surface for ray reflection," *Journal of Optical Society of America*, vol. 65, pp.531-536, 1967.
- [10] Solomon and K. Ikeuchi, "Extracting the Shape and Roughness of Specular Lobe Objects Using Four Light Photometric Stereo," *Proc. CVPR'92*, pp. 466-471.

[11] Tae-Eun Kim and Jong-Soo Choi, "Shape Reconstruction of Hybrid Reflectance Object Using Indirect Diffuse Illumination," *IEICE Trans. On Information and systems*, vol. E78-D, no. 12, pp.1581-1590, December 1995.

[12] Seok-Hyun Ryu, Tae-Eun Kim, and Jong-Soo Choi, "Shape Reconstruction Using Estimated Surface Reflectance Properties," *Proc. of IEEE ICIP-96*, pp. 29-32, 1996.

[13] B.T. Phong, "Illumination for computer generated pictures," *Communications of the ACM*, vol. 18, pp. 311-317, June 1975



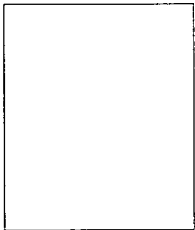
김 태 은

1989년 8월 : 중앙대학교 공과대학 전기공학과 졸업
(약전전공)

1992년 2월 : 중앙대학교 일반대학원 전자공학과 졸업
(공학석사)

1997년 2월 : 중앙대학교 일반대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

'95 "삼성전자 휴먼테크 논문대상" 은상수상
1997년 3월~현재 : 남서울대학교 공학부 멀티미디어학과 전임강사
관심분야 : 3-D 영상처리, 컴퓨터비전, 영상코딩, 패턴인식, 멀티미디어통신



이 말 레

1998년 2월 : 중앙대학교 일반대학원 컴퓨터공학과 졸업
(공학박사)

1998년 3월~현재 : 조선대학교 이과대학 전산학 전임강사
관심분야 : 인공지능, 신경회로망, 패턴인식