

조명 조건이 다른 다수 영상의 융합을 통한 영상의 분할기법

Image Segmentation by Fusing Multiple Images Obtained under Different Illumination Conditions

전윤산, 한현수
(Yoonsan Chun, and Hernsoo Hahn)

Abstract : This paper proposes a segmentation algorithm using gray-level discontinuity and surface reflectance ratio of input images obtained under different illumination conditions. Each image is divided by a certain number of subregions based on the thresholds. The thresholds are determined using the histogram of fusion image which is obtained by ANDing the multiple input images. The subregions of images are projected on the eigenspace where their bases are the major eigenvectors of image matrix. Points in the eigenspace are classified into two clusters. Images associated with the bigger cluster are fused by revised ANDing to form a combined edge image. Missing edges are detected using surface reflectance ratio and chain code. The proposed algorithm obtains more accurate edge information and allows to more efficiently recognize the environment under various illumination conditions.

Keywords: eigen vector, eigen space, surface reflectance ratio, photometric stereo, segmentation, singular value decomposition

I. 서론

일반적으로 분할은 영상 해석에 있어 필수적으로 요구되는 단계이다. 분할은 주어진 문제에 관계된 의미 있는 요소들로 분리하는 과정으로 명암값, 색깔, 질감, 운동 특성, 표면 특성 등 공통 특성을 나타내는 화소들을 집단화하는 과정으로 볼 수 있다. 이러한 분할 알고리즘은 크게 영역 중심 방법(region-based approach)과 에지 중심 방법(edge-based approach)으로 구분할 수 있다. 영역 중심 방법은 유사성(similarity)에 기초한 방법으로, 인접된 영역을 형성하기 위하여 영역성장(region-growing), 영역합병(region merging), 영역분할(region-splitting)을 행함으로써 수행하고, 에지 중심 방법은 불연속성에 기초한 방법으로 에지검출자 등을 적용하여 경계점을 찾아 분할을 행한다. 그러나 이 두 접근방법은 명암영상 내에 요구되는 유사성이거나 불연속성이 존재하지 않는 경우 미검출에지가 발생하거나 잡음이나 그림자 등에 의한 부가에지의 발생할 가능성이 있다[1].

한편 영상은 표면 특성, 조명 특성, 물체·조명·영상획득장치 간의 위치관계 등에 의하여 형성되므로, 이를 특별히 제어하지 않는 경우 영역에 따라 분할에 적합한 영상을 제공하기도 하고, 그렇지 않은 영상을 제공하기도 한다. 그러므로 그 영역에 대한 사전 정보가 없이 정확히 분할하기란 불가능하다. 따라서 문제영역에 대한 사전 지식을 충분히 도입하거나 모델에 의한 분할이 시도되기도 한다[2,3].

최근의 연구에서는 이러한 조명으로 인한 문제를 해결하기 위해 조명 조건이 다른 다수의 명암영상을 이용하는 방법 등이 제시되고 있다. Wolf[4]는 카메라와 관측방향과 평행한 방향으로 입사되는 조명과 임의 방향의 두 조명조건에서 획득한 세 명암영상에서 비영상(ratio image)을 정의하고 이로부터 가우시안 곡률의 부호를 구하여 부호에 따라 영상의 각 화소를 elliptical points, hyperbolic points, parabolic points로 분할하였다. Okamoto[5]등은 Cook-Torrance가 제안한 반사모델에 photometric stereo방법을 적용

하여 반사계수와 표면법선벡터를 최소 자승 예측법으로 추정하여 명암영상내에 있는 물체를 분리하는 방법을 제시하고 있다. 그러나 이러한 방법들은 조명의 방향에 대한 사전 정보가 요구되고, Wolf의 경우 Lambert 반사 모델을 사용함으로써 조명 방향과 관측 방향이 60도 이상이 되는 경우 부정확한 결과[10]를 나타내며, 그림자 영향 등의 문제를 고려하고 있지 않은 단점이 있다.

본 논문에서는 다수의 명암영상을 이용하여 보다 효과적으로 분할하기 위해 에지검출자를 이용한 분할과 photometric stereo를 적용하여 얻은 표면 반사 계수를 서로 융합하여 분할하는 알고리즘을 제안한다.

먼저 에지검출자를 이용한 분할의 경우 각 명암영상을 전체 영상의 합집합영상에서 얻어진 공통에지영상의 히스토그램 분석을 통해 일정개수의 소영역으로 나누고 각 소영역에 대하여 모든 명암영상에 걸친 그 소영역들로 구성되는 영상행렬을 구성하며 이 영상행렬을 상관행렬(covariance matrix) 형태로 표현하여 이의 고유벡터를 구한 다음, 이중 소수의 주요 고유벡터를 기저(basis)로 하는 특성공간(eigenspace)상에 각 명암영상의 해당 소영역을 투영하여 이를 두 부류로 군집화하고 보다 큰 군집에 속하는 명암영상들을 분할에 적합한 영상을 제공하는 영상으로 간주하여 이를 영상에 수정된 논리곱에 기초하여 합성에지영상을 구한다. 한편 합성에지영상에 존재하는 미검출에지는 검출된 에지를 기초로 체인코드를 생성하고 에지 표면 반사 계수비와 예상에지점의 표면 반사 계수비를 비교하여 검출하게 된다.

II. 특성공간 투영을 통한 영상융합

1. 소영역의 설정

3차원 물체에 존재하는 에지는, 일정한 방향의 조명이 주어지면 에지가 속해있는 영역에 따라 에지검출이 가능하기도하고 불가능하기도 한다. 그림 1은 Sobel 에지 검출자를 적용하여 히스토그램 분석을 통한 전역적 이진화를 수행한 결과로, (a)의 경우, 하단에 위치한 에지는 검출이 양호하나 상단에 위치한 에지는 검출상태가 불량하다. 또 조명조건이 다른 다수의 명암의 경우, 에지가 어떤 명암영상에서는 검출가능하나 다른 명암영상에서는 검출되지 않는다. 예를 들어 그림 1의 (a),(b),(c)를 비교하여 보면, (b) 영상은 외곽에

지, (a)(c) 경우 내부에지가 비교적 잘 검출되고 있다.

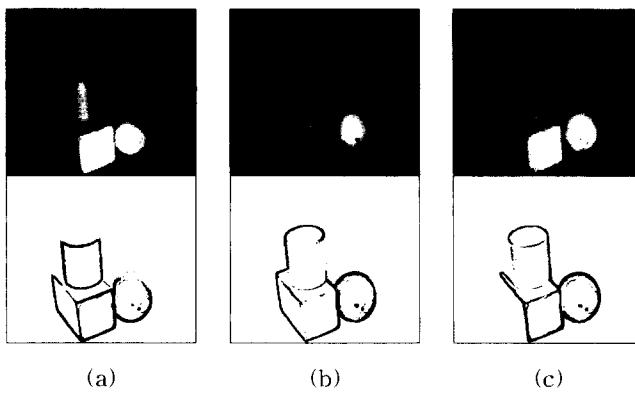


그림 1. 조명조건이 다른 명암영상.

Fig. 1. Images obtained under different illumination conditions.

조명조건이 다른 다수의 명암영상에서 에지정보를 획득하고자 할 때, 영역별로 어떤 명암영상이 양호한 에지정보를 제공하는지를 판단하여 융합한다면 보다 정확한 에지정보를 얻을 수 있다. 그러므로 본 논문에서는 조명조건이 다른 다수의 명암영상이 주어지면, 각각의 명암영상을 소영역이라고 하는 일정개수의 직사각형 영역으로 나누어 분할한다. 한편 명암영상을 소영역으로 나눌 때, 소영역의 개수와 크기에 따라 분할 결과가 달라질 수 있다. 소영역을 너무 많은 개수로 나눌 경우 화소 대 화소의 비교가 되고, 너무 적은 개수로 나눈다면 개개 명암영상간의 비교가 되므로 소영상으로 나누는 의미가 없어진다. 또 명암영상에 상대적으로 큰 에지와 작은 에지가 공존하는 경우 각각의 소영역이 등 간격으로 설정되어 있다면 작은 에지정보가 손실될 우려가 있다. 그러므로 명암영상을 소영역으로 나눌 때 개수와 크기는 알고리즘의 효율을 결정하는 중요한 변수가 된다.

소영역의 개수는 계산 복잡도를 줄이고 소영역이 에지간의 비교가 되도록 하기 위하여 명암영상의 수직해상도나 수평해상도 값에 2의 대수값 (\log_2)을 취하고 이 값에 가장 인접한 정수 값으로 하였다. 이러한 설정은 다양한 해상도의 영상에 대하여 소영역의 개수가 분할에 미치는 영향을 실험적으로 분석한 결과이다. 예로 256x256의 해상도를 가지는 명암영상들이 주어지는 경우 수평, 수직 소영역의 개수는 8 ($\log_2 256$)이 된다. 한편 각 소영역의 크기는 명암영상에서 추출된 에지영상들(에지점 1, 배경 0으로 레이블링)의 논리합으로 표현되는 공통에지영상에서 얻어진 수평, 수직 히스토그램으로부터 각 소영역이 동일 에지점이 들어가도록 정하였다. 즉, 에지점이 많을수록 조밀하게 소영역이 나누어지고 에지점이 적을수록 넓은 간격으로 소영역이 나누어지게 된다. 소영역의 개수가 결정되면 그 크기는 다음의 알고리즘을 이용하여 결정된다.

소영역의 크기 결정 알고리즘

단계 1. $p \times q$ 개의 화소로 구성이 되는 n 개의 이진화된 에지영상(E)에서 구해지는 다음과 같은 공통에지영상(C)을 구한다.

$$C(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{if } \sum_{i=1}^n E(i, j) \geq 1 \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (1)$$

단, 이진화된 에지영상(E)는 에지가 1, 배경이 0인 값을 가진다.

단계 2. C 에 대해 수평 히스토그램 $H(i)$, 수직 히스토그램

$V(j)$ 을 구한다.

$$H(i) = \sum_{j=1}^q C(i, j), \quad 1 \leq i \leq p \quad (2)$$

$$V(j) = \sum_{i=1}^p C(i, j), \quad 1 \leq j \leq q$$

단계 3. 수평 히스토그램의 수평누적값 C_H , 수직 히스토그램의 수직누적값 C_V 를 구하고, 미리 결정된 소영역의 개수로 나눈 값만큼의 화소가 들어가도록 소영역의 크기를 정한다.

$$C_H = \sum_{i=1}^p H(i), \quad C_V = \sum_{j=1}^q V(j) \quad (3)$$

$$S_H = C_H / \text{수평 소영역의 수}$$

$$S_V = C_V / \text{수직 소영역의 수}$$

S_H, S_V 는 각각 동일한 수평선상, 수직선상에 위치하는 소영역들이 가지는 에지점의 수가 된다.

그림 2는 그림 1과 같은 명암영상 51개를 제안한 알고리즘에 적용하여 구한 공통에지영상과 소영역이다. 여기서 51개라는 명암영상은 사용한 것은 반드시 51개의 명암영상이 요구되어서가 아니라 제안하는 알고리즘이 그 정도의 개수의 명암영상들에 대해서도 융합 가능함을 보이고자 하는 의도이다.

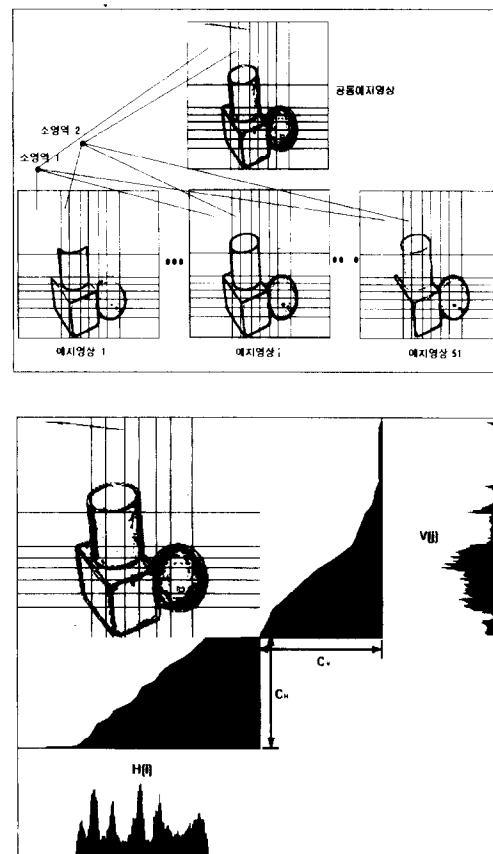


그림 2. 공통에지영상과 소영역(8×8).

Fig. 2. Common edge image and its subregions(8×8).

2. 특성공간(Eigenspace)으로의 투영

각 명암영상에 적용될 소영역이 정의되면, 어떤 명암영상에 포함된 소영역이 분할에 적합한 영상을 제공하는지를 판단하여야 한다. 본 논문에서는 이러한 판단을 위해 분할에 적합한 영상과 분할에 적합하지 않은 영상으로 군집화하는 과정을 적용한다. 군집화는 각 명암영상의 에지영상에서 구해지는 영상행렬(image matrix)의 주요 고유벡터(eigenvec-

tor)를 기저로 하는 특성 공간상에서 이루어진다.

n 개의 에지영상에서 각각의 에지영상이 m 개의 소영역으로 나누어지고 i 번째 에지영상의 j 번째 소영역을 x_i^j 라고 하면, i 번째 에지영상(E_i)과 j 번째 소영역의 영상행렬(x^j)은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} E_i &= \{x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^m\}, \quad 1 \leq i \leq n \\ x^j &= [x_1^j \ x_2^j \ \dots \ x_n^j]^T, \quad 1 \leq j \leq m \end{aligned} \quad (4)$$

단, j 번째 소영역은 N_j 개의 화소로 구성이 되는 행벡터이다.

$$x_i^j = [p_{i1}^j \ p_{i2}^j \ \dots \ p_{iN_j}^j] \quad (5)$$

여기서 $p_{iN_j}^j$ 는 i 번째 명암영상의 j 번째 소영역의 N_j 번째 화소의 명암을 나타낸다. 영상행렬 x^j 는 각 소영역이 $n \times N_j$ 의 크기이다. 고유벡터를 계산하기 위하여 다음과 같이 정의되는 상관행렬(covariance matrix) Q 를 구한다.

$$Q \triangleq x^j x^{j^T} \quad (6)$$

상관행렬 Q 는 $n \times n$ 의 매우 큰 크기이다. Q 의 고유치 λ_i 와 이에 해당하는 고유벡터 e_i 는 고유벡터재구성(eigenvector decomposition)문제에 적용하여 구할 수 있다.

$$\lambda_i e_i = Q e_i, \quad 0 < i < n \quad (7)$$

여기서 고유치와 고유벡터는 최대 n 개가 존재하며, 에지영상을 완벽하게 나타내기 위해서는 n 개의 고유벡터가 요구되나, 분할에 적합한 에지영상과 분할에 부적합한 에지영상으로 군집화하기 위해서는 적은 수($k < n$)의 고유벡터만으로도 충분하다. 이 k 개의 고유벡터는 Q 의 가장 큰 k 개의 고유벡터로 이들을 이용하여 특성공간을 설정한다. 여기에서 k 는 다음과 같은 조건을 만족하는 값으로 선정한다

$$\begin{aligned} \text{가장 큰 } k \text{개의 고유치 합} &\geq T \\ \sum_{i=1}^k \lambda_i & \end{aligned} \quad (8)$$

(8)에서 T 의 값은 특성공간을 구성하는 고유벡터의 수에 영향을 미치는 요소로, 1보다 작고, 1에 가까운 값으로 택한다. 일반적으로 $n \times n$ 행렬에서 최대 n 개의 고유치가 발생하며, 이중에서 몇개의 주요 고유치의 합이 전체 고유치의 합의 대부분을 차지한다. T 가 1에 가까울 수록 더 많은 주요 고유벡터로 특성공간이 구성되나 계산은 복잡해진다. 그러므로 본 논문에서는 일반적으로 k 의 값은 계산의 복잡성을 피하기 위하여 10이하가 되도록 한다. 이러한 칙교하는 k 개의 고유벡터를 기저로 하여 표현되는 특성공간이라고 하겠다.

이렇게 특성공간이 구해지면 각 에지영상의 특정 소영역을 특성공간상에 투영한다. i 번째 에지영상 j 번째 소영역의 특성공간상으로의 투영은 k 개의 주요 고유벡터와 에지영상간의 내적으로 주어진다.

$$\begin{aligned} g_i^j &= [e_1, e_2, \dots, e_k]^T x_i^j, \\ 1 \leq i \leq n, \quad 1 \leq j \leq m \end{aligned} \quad (9)$$

즉, k 차원 특성공간상의 한 점으로 투영됨을 의미한다.

그림 3은 그림 1과 같은 영상 51개를 투영한 결과를 나타낸다. 그림 3은 이해를 돋기 위하여 세 주요 고유벡터만을 기저로 하여 특성공간을 구성하였으나 실제의 경우 10개 정도의 고유벡터를 기저로 하는 특성공간을 구성한다.

3. 군집화를 통한 에지검출

영상행렬 x^j 내의 각 에지영상의 소영역을 특성공간상으로 투영하여 점들로 구성되는 집합을 구할 수 있다. 이 집

합을 g^j 로 표기하자.

$$g^j = \{g_1^j, g_2^j, \dots, g_n^j\} \quad (10)$$

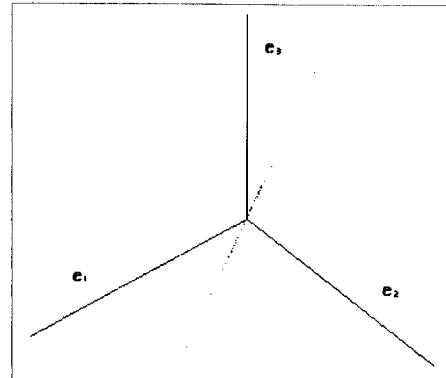


그림 3. 특성공간으로의 투영.

Fig. 3. Projection on eigenspace.

여기에서 g_n^j 는 n 번째 에지영상의 j 번째 소영역이 특성공간으로 투영되는 점을 가리킨다. 만일 n 개의 명암영상 획득시의 조명이 전 방향에 대하여 균일하게 분포하고 있다면, 특정 에지가 검출되는 경우가 검출되지 않을 경우보다 많을 것이므로 특성공간상의 점들은 크게 두 부류로 분류할 수 있다. 특성공간상의 두 점 a, b 의 거리는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} d_{ab} &= \|g_a^j - g_b^j\| \\ &= \sqrt{(g_{a1}^j - g_{b1}^j)^2 + (g_{a2}^j - g_{b2}^j)^2 + \dots + (g_{ak}^j - g_{bk}^j)^2} \quad (11) \\ 1 \leq a \leq n, 1 \leq b \leq n \text{ 이고 } a &\neq b \end{aligned}$$

여기에서 두 점 g_{ak}^j 는 각각 a 번째 명암영상의 j 소영역을 특성공간상으로 투영시 k 번째 고유벡터로의 투영 값이다.

이와 같이 특성공간상의 두 점의 거리를 정의하고, Young과 Calvert[12]가 제안한 군집화 알고리즘에 대입하여 두 군집으로 나눈다. 앞에서도 언급하였듯이 에지가 존재할 경우 검출되는 경우가 검출되지 않는 경우보다 많으므로 보다 많은 구성요소를 가지는 군집을 분할에 적합한 영상을 제공해주는 군집으로 판단하고, 선택된 군집을 구성하는 에지영상만을 대상으로 하여 합성에지영상을 구한다. 이 군집이 m_j (단, $m_j < n$)개의 에지영상으로 구성되어 있다면, 이들을 다음과 같은 표현할 수 있다.

$$C^j = \{C_1^j, C_2^j, \dots, C_{m_j}^j\} \quad (12)$$

이 군집 C^j 는 서로 유사한 에지점을 가지고 있는 에지영상의 집합이자, 동일한 에지점을 가지고 있는 에지영상의 집합이라고는 볼 수 없다. 즉, C^j 에 속하는 에지영상이라 할지라도 에지점인 특정 화소가 어떤 에지영상에서는 에지점으로 나타나나 다른 에지영상에서는 배경점으로 나타나는 경우가 존재할 수 있으며, 배경점인 특정 화소가 어떤 에지영상에서는 배경점으로 나타나나 다른 에지영상에서는 에지점으로 나타나는 경우가 존재할 수 있다. 그러므로 합성에지영상을 구성할 때 에지영상에서 추출된 에지점을 화소별로 논리합(하나의 이상의 에지영상에서 에지점이면 합성에지영상에서 에지점으로 취급)을 취하여 에지를 검출하는 방법의 경우에는 그림자에지와 잡음으로 발생한 에지와 같은 허에지가 존재할 가능성이 있고, 화소별로 논리곱(모든 에지영상에서 에지점인 경우에만 합성에지영상에서 에지점으로 취급)하는 경우에는 미검출에지가 다수 존재하게 되는 문제점이 있다.

그러나 다수의 에지영상을 주어질 경우, 배경점은 전체

에지영상에서 배경점으로 나타날 확률이 에지점으로 나타날 확률보다 높고, 에지점은 전체 에지영상에서 에지점으로 나타날 확률이 배경점으로 나타날 확률보다 높으므로 본 논문에서는 수정된 논리곱에 바탕을 둔 방법을 사용한다. 즉, 기존의 논리곱에 바탕을 둔 방법을 둔 경우에는

$$CE^j = \begin{cases} 1, & \text{if } \prod_{i=1}^{m_j} C_i^j = 1, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (13)$$

의 조건을 만족할 때 에지점으로 보았다. 여기서 CE^j 는 j 번째 소영역에서의 합성에지영상을 나타낸다. 수정된 논리곱에 바탕을 둔 방법은

$$CE^j = \begin{cases} 1, & \text{if } \sum_{i=1}^{m_j} C_i^j > T_j, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (14)$$

으로 T_j 는 m_j 보다 작은 값으로 다음의 알고리즘에 의해 구해진다.

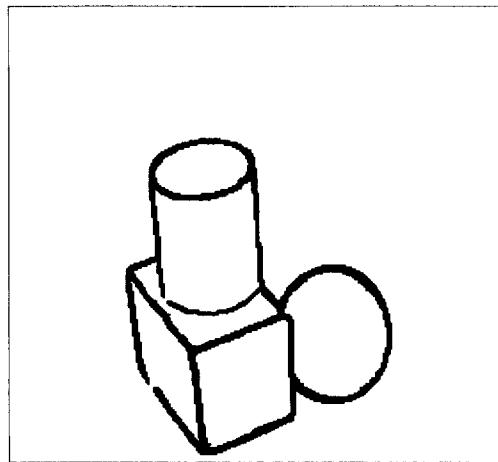


그림 4. 합성에지영상.

Fig. 4. Combined edge image.

합성에지영상 구성 알고리즘

단계 1. C^j 의 구성요소인 각 에지영상을 해당 에지영상의 분산값을 이용하여 에지점(1)과 배경점(0)으로 이진화한다.

단계 2. i 번째 화소가 C^j 의 구성요소인 각 에지영상에서 에지점으로 레이블링된 횟수 T_i^j 를 구한다.

$$T_i^j = \sum_{i=1}^{m_j} C_i^j \quad (\text{단, } 1 \leq i \leq N) \quad (15)$$

여기에서 C_i^j 는 C^j 의 i 번째 구성요소인 이진화된 에지영상의 i 번째 화소의 값이다.

단계 3. 각 화소에 대한 T_i^j 의 값을 구한 다음, 이들의 평균 (M^j)과 표준편차(S^j)를 구한다.

$$M^j = \frac{\sum_{i=1}^N T_i^j}{N_j}, \quad S^j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (M^j - T_i^j)^2}{N_j}}. \quad (16)$$

단계 4. T_i^j 를 $M^j + S^j$ 의 값으로 하여 합성에지영상을 구한다.

$$CE_i^j = \begin{cases} 1, & \text{if } T_i^j > (M^j + S^j) \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (17)$$

한편, 임계값으로 $(M^j + S^j)$ 보다 작은 값을 사용하게 되면, 그림자나 잡음등으로 발생한 허에지점이 에지점으로 레이블링될 가능성이 있으며, $(M^j + S^j)$ 보다 큰 값을 사용하면 미검출에지가 많아지므로 추후 미검출에지의 검출시 문제가 발생하게 된다. 그러므로 본 논문에서 허에지가 발생하지

않고 미검출에지가 최소화되는 $(M^j + S^j)$ 를 실험으로 부터 추출하여 임계값으로 사용한다.

그럼 4는 그림 1과 같은 51개의 명암영상을 이용하여 구한 합성에지영상이다.

III. Photometric Stereo를 통한 미검출에지의 검출

1. 미검출에지의 발생

제안한 알고리즘을 적용하여 얻은 합성에지영상은 일정 개수의 명암영상에 공통으로 존재하는 에지점을 합성에지영상에서의 에지점으로 보았으므로 비교적 정확한 에지점들이 검출이 된다. 그러나 논리곱에 의한 합성으로 말미암아 일정 개수 이상의 명암영상에 존재하지 않는 에지점은 합성에지영상 형성 시에 제거되는 불합리점이 있다. 즉, 논리곱에 의한 합성으로 인하여 검출된 에지점은 실제 에지점일 가능성성이 매우 높으나 미검출에지의 발생 가능성이 존재한다 (그림 4). 이러한 미검출에지점들은 더 이상 명암의 불연속성을 이용하여는 검출할 수 없으므로 이들을 검출할 수 있는 방법이 제시되어야 한다. 일반적으로 미검출에지를 검출하기 위해서는 중간차원이나 고차원지식을 이용하거나 Hough 변환을 적용하고 있다. 그러나 중간차원이나 고차원지식을 이용하여 미검출에지를 검출하기 위해서는 사전지식의 획득 및 적용의 문제가 발생하며, Hough 변환을 적용 시에는 단순한 에지간의 연결로 정확한 분할 결과를 보장하기 어렵다. 이러한 문제의 해결을 위해 본 논문에서는 Photometric Stereo를 이용하여 표면 반사 계수비를 구하고, 에지 좌우측 영역의 표면 반사 계수비를 이용하여 미검출에지를 검출하는 방법을 사용한다.

2. Photometric Stereo[6,7]

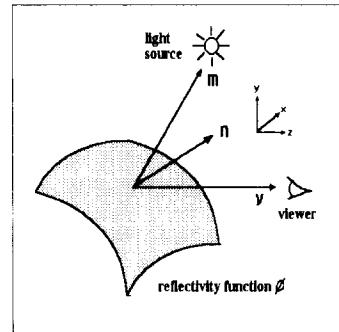


그림 5. 기하학적 반사모델.

Fig. 5. Geometric reflectance model.

그림 5는 기하학적인 반사모델로, Lambertian 표면의 물리적인 관측에서 영상(i)는 다음과 같이 형성된다.

$$i(x, y) = r(x, y)t(n_s(x, y) \cdot m), \quad (18)$$

$$n_s(x, y) \cdot m \geq 0$$

여기서 n_s 은 표면법선벡터, m 은 광원의 방향, r 은 표면반사계수를 나타낸다. 동일 평면상에 존재하지 않는 세 광원의 방향과 세기를 알고 있다고 가정하면 세 정규화된 영상은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$i_k(x, y) = r(x, y)(n_s(x, y) \cdot m_k) \quad k = 1, 2, 3 \quad (19)$$

이들 빛의 방향 벡터를 행으로 가지는 행렬 M 을 만들면, 위의 방정식은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$I(x, y) = r(x, y)(n_s(x, y))^T M \quad (20)$$

$$\text{단, } (x, y) = [i_1(x, y) \ i_2(x, y) \ i_3(x, y)],$$

$$M = [m_1 \ m_2 \ m_3]$$

그런데 이미 알고 있는 빛의 방향 m_1, m_2, m_3 은 하나

의 평면상에 놓여 있지 않으므로, 행렬 M 의 역행렬이 존재한다. 이 경우 (x, y) 에서 표면 반사 계수 r 과 표면법선 벡터 n 은 다음에 의하여 주어진다.

$$\begin{aligned} r(x, y) &= |I(x, y)M^{-1}|, \\ n_s(x, y) &= \frac{1}{r(x, y)} I(x, y)M^{-1}. \end{aligned} \quad (21)$$

Nayar와 Bolle[8]는 표면반사계수를 조명과 카메라의 기하학적인 설정에 관계되는 성분과 표면에 입사된 빛에 대한 전방향으로 반사되는 빛의 비를 나타내는 성분으로 분리하였는데, 본 논문에서는 후자의 표면반사계수를 이용한다. 이는 표면을 구성하고 있는 물질의 성질과 표면의 굴곡도에 관계되는 값으로 임의의 곡면을 가진 물체에 대해서도 적용 가능하다.

한편 Hayakawa[6]는 조명의 세기와 위치에 관한 사전정보 없이도 Lambertian 물체의 형태와 표면 반사 계수를 구할 수 있는 특이치재구성(singular value decomposition)방법을 제안하였다. 먼저 다수의 영상을 획득하여 행렬화 한 다음 몇 가지 제약조건을 두어 기하학적인 반사모델에서 얻어진 실험식을 특이치재구성으로 반사모델을 의사표면행렬(pseudo surface matrix)과 의사광원행렬(pseudo light matrix)로 표현함으로써 표면 법선, 표면 반사 계수, 광원의 세기, 광원의 방향을 구하였다. 이중에서, 에지가 존재할 때 에지에 대해 좌우측 영역의 표면 반사 계수비는 카메라나 조명등의 영향을 받지 않는 물체 고유의 특성임으로 에지를 검출하는 데 유용하게 사용될 수 있다. 본 논문에서는 이 방법을 적용하여 n 개의 명암영상을 행렬화하고 특이치재구성하여 표면 반사 계수를 구한 후 이를 미검출에지의 검출에 사용한다.

3. 표면 반사 계수비를 이용한 미검출에지의 검출

II 절에서 구한 합성에지영상은 조명조건이 다른 다수의 명암영상에서 얻어졌으므로 실제 장면에 에지가 존재한다면 그 에지를 구성하고 있는 에지점들의 일부는 합성에지영상에 존재하게 된다. 합성에지영상에 존재하는 에지는 완벽하게 검출된 에지 또는 일부만 검출된 에지라고 볼 수 있고, 검출된 에지들의 끝점에 미검출에지가 존재할 가능성이 높다.

그러므로 본 논문에서는 에지가 주어질 때 끝점에서 시작하여 굴곡점을 찾아내고, 이 에지의 좌측과 우측의 주위 일정거리내에 위치한 화소들의 표면 반사 계수의 비로 정의되는 에지 표면 반사 계수비를 구한 다음, 추출된 에지 진행방향으로 예상에지점을 택하여, 예상에지점의 일정거리내에 위치한 화소의 좌우 표면 반사 계수비와 에지 표면 반사 계수비의 차가 임계치내에 들고 제일 작은 차를 보이는 화소를 새로운 에지점으로 삼아 확장하며, 다음 예상에지점이 에지점으로 검출되어 있거나 임계치 바깥이 들 때까지 반복하여 미검출에지를 검출하고자 한다.

미검출에지는 에지의 끝점에서 에지 진행방향으로 존재할 가능성이 높다. 미검출에지를 검출하기 위하여 다음과 같은 절차를 수행한다.

미검출에지 검출 알고리즘

- 단계 1. 먼저 해당 에지를 구성하는 에지점들의 체인코드를 추출한다(표 1(a)).
- 단계 2. 한 화소를 기준으로 앞뒤로 이웃하는 몇 개의 화소들사이에서 가장 많이 나타나는 방향으로 그 화소의 체인코드를 대체하는 평활화 작업을 수행한다(표 1(b)).
- 단계 3. 끝점에서 시작하여 체인코드를 따라가면서 방향이 바뀌는 굴곡점(표 1(c) ②)을 선택한다. 굴곡점에서 끝점 방향을 에지 진행방향이라고 한다. 만일 굴곡점이 없다면 에지의 다른 끝점에 굴곡점이 된다.
- 단계 4. 굴곡점에서 끝점으로의 좌측, 우측영역에 에지 진행

방향으로 수직으로 일정거리내에 위치한 화소들의 표면반사계수의 평균을 구해(표 1(c) $\diamond\circlearrowleft$ -거리가 2인 경우) 이들 간의 비로 정의되는 에지 표면 반사 계수비 (R_e) 구한다.

$$R_e = \frac{\sum_{i=1}^l R_u}{l} \mid \frac{\sum_{j=1}^l R_v}{J}. \quad (22)$$

단, 좌측영역이 I , 우측영역이 J 개의 화소로 구성되어 있고 R_u, R_v 는 좌우측 영역에 속하는 각 화소의 표면 반사 계수이다.

- 단계 5. 다수의 예상에지점을 선택한다. 예상에지점은 굴곡점과 끝점까지의 수평화소의 변화량과 수직화소의 1화소 평균 변화량을 측정하여 결정한다[9]. 굴곡점에서 끝점까지가 l 개의 화소로 구성되어 있고, 수직화소의 변화량이 m , 수평화소의 변화량이 p 라면, 수직화소 평균변화량은 m/l , 수평화소 평균변화량은 p/l 이 된다. 그런데 에지가 곡선일 경우에는 성립하지 않을 수도 있으므로 예상에지점의 에지방향과 수직하는 주위 두화소를 예상에지점에 추가한다. 위의 그림에서는 $2/7 \rightarrow 0$ (1이하 버림), $7/7 \rightarrow 1$ 이 되어 예상에지점은 끝점에서 x축으로 0화소, 축으로 1화소 이동한 ①과 주위화소 ②, ③이 된다.
- 단계 6. 각각의 예상에지점에 대하여 좌우측 표면 반사 계수비 (R)를 구한다.

- 단계 7. 에지 표면 반사 계수비와 예상에지점의 표면 반사 계수비의 차이가 임계치 이하가 되는 예상에지점중에서 가장 작은 값을 가지는 예상에지점을 미검출에지점으로 보아 에지점으로 레이블링한다.

$$\min\{points \mid R_e - R < T\} \quad (23)$$

- 단계 8. 이 에지점을 포함하여 위의 과정을 다시 반복하며, 앞의 조건을 만족하는 예상에지점이 하나도 없거나 예상에지점이 이미 검출된 에지점이면 미검출에지 검출 알고리즘을 종료한다.

표 1. 에지 표면 반사계수비의 추출.

- (a) 추출된 체인 코드. (b) 평활화된 체인 코드. (c) 굴곡점추출 및 좌($\diamond\circlearrowleft$)우(\circlearrowright)영역.

Table 1. Extraction of the surface reflectance ratio along the edge.

- (a) Extracted chain code. (b) Smoothed chain code. (c) Curvature point and left ($\diamond\circlearrowleft$), right(\circlearrowright) region.

		2 1 3	
E	E	$\diamond\circlearrowleft E \circlearrowright$	$\circlearrowleft E \circlearrowright$
2	2	$\diamond\circlearrowleft 2 \circlearrowright$	$\circlearrowleft 2 \circlearrowright$
③	2	$\diamond\circlearrowleft 2 \circlearrowright$	$\circlearrowleft 2 \circlearrowright$
2	2	$\diamond\circlearrowleft 2 \circlearrowright$	$\circlearrowleft 2 \circlearrowright$
2	2	$\diamond\circlearrowleft 2 \circlearrowright$	$\circlearrowleft 2 \circlearrowright$
③	①	2 0	0
2 0 0 0 0 0 0 0 E	2 0 0 0 0 0 0 0 E	$\diamond\circlearrowleft 2 \circlearrowright$ 0	0
		② 0 0 0 0 0 0 0 E	② 0 0 0 0 0 0 0 E

(a)

(b)

(c)

IV. 실험

실험은 IBM compatible PC(486DX2 66MHz), 영상획득장치로는 IMAGING사의 CFG를 사용하여 C++로 프로그래밍하여 수행하였다. 사용된 영상은 256x240의 해상도와 256명암도를 갖는 명암영상이며, 주위의 빛이 차단된 상태에서 물체를 위치를 고정시키고 실험자가 조명(60W 백열전구)의 자세(pose)가 중복되지 않도록 임의로 이동하면서 획득하였다. 일반적으로 명암영상에서 에지검출을 용이하게 하기 위하여 카메라, 조명, 물체의 자세를 특별히 제어하고 있고, photometric stereo[5]에서 표면법선벡터의 추출을 용이하게

하기 위하여 조명의 자세를 제어하고 있으나, 조명조건이 다른 다수의 명암영상을 사용하는 경우, 하나의 명암영상이 불완전한 정보를 제공할지라도 다른 명암영상들에 의하여 보완될 수 있으므로 조명의 자세에 대하여 특별한 제어를 하지 않는다. 다만 물체를 카메라의 광학축(optical axis)상에 위치시키고, 조명은 물체를 중심으로 하여 카메라까지의 거리에 해당하는 반지름의 구를 형성하고, 물체에서 카메라 방향의 반구상에 중복되지 않은 임의 51개 지점에 위치시켰다[6,11]. 그림 1은 획득한 명암영상의 일부로 사용된 명암영상은 총 51 ($n=51$) 개로, 이때의 상관행렬의 크기는 51×51 이 된다.

특성공간은 9개의 주요 고유벡터를 구한 다음, 이들을 기저로 하여 구성하였다. 그림 6은 미검출에지를 검출한 다음 세선화하여 얻은 결과이다.

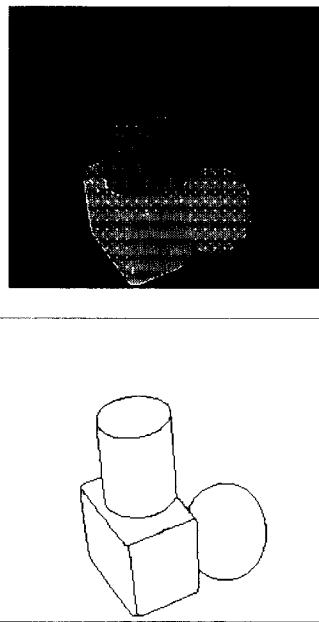


그림 6. 표면반사계수분포와 분할 결과.

Fig. 6. Surface reflectance distribution and segmentation result.

이의 단계별 수행시간은 표 2와 같으며, 특성공간 투영과 합성에지영상 추출단계에서 소요되는 시간이 전체 수행시간의 75%에 해당하고 있다.

그림 7은 다양한 크기의 실험물체를 서로 다른 거리에 위치시키고 실험한 결과이다. 그림에서 보듯이 실험물체와 크기와 위치에 관계없이 양호한 분할 결과를 보이고 있으며, 그림자등에 의하여 발생한 허애지 등이 세겨되어 있음을 알 수 있다. 한편 책등에 쓰인 글씨나, 콘트롤러 뒷면에 쓰인 글씨와 같이 카메라의 분해능과 유사한 크기의 물체의 경우에는 미검출에지 검출 알고리즘에 의하여 고립된 점이나 이들이 연결된 선형태로 검출되고 있다.

표 2. 단계별 수행시간.

Table 2. Execution Time.

단계	수행시간(초)	비고
각 영상의 에지영상 추출	$0.15\text{초} \times 51\text{개영상} = 8.2\text{초}$	
공통에지영상 및 소영역 추출	1.2초	
고유치, 고유벡터추출을 통한 특성공간 투영, 합성에지영상 추출	$0.7\text{초} \times 64\text{개 소영역} = 44.8\text{초}$	사용영상 51개, 64개의 소영역
SVD를 통한 표면반사계수 추출	3.3초	
미검출 에지 검출	0.7초	
총 수행시간	58.2초	

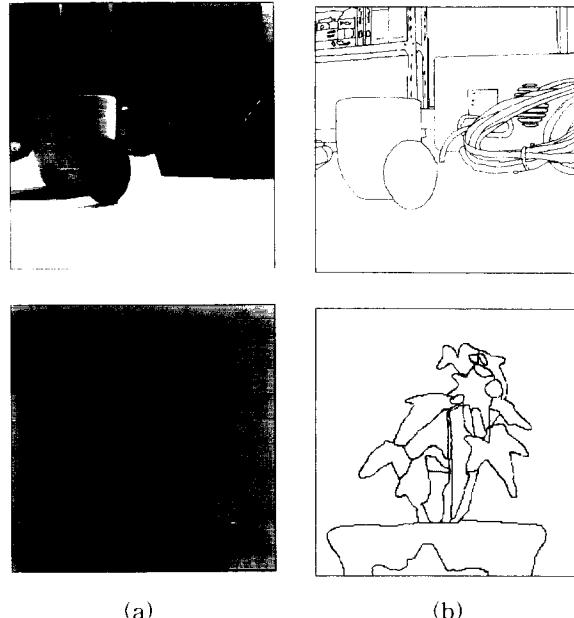


그림 7. 다른 적용 예.

(a) 실험 영상의 예. (b) 분할 결과.

Fig. 7. Other examples.

(a) Example of images. (b) Segmentation result.

특성벡터와 에지의 관계를 살펴보면, 이진화된 에지영상에서 에지는 영상이 에지방향으로 power를 가진다고 해석할 수 있고 영상행렬에서는 특성벡터로 나타나게 된다. 그런데 곡선에지의 경우 특정 에지방향을 가지지 않는다. 그러나 곡선에지가 여러 작은 소영역에 걸쳐 있다면 특정 소영역에서는 직선에지로 볼 수 있다. 그림 2에서 우측에 존재하는 구의 에지가 바로 그러한 예이다. 한편 소영역에 존재하는 에지의 개수에 따라 영상은 각 에지의 방향으로 power를 가진다고 할 수 있고, 이는 영상행렬에서의 주요 특성벡터로 나타나게 된다. 즉 특성공간을 구성하기 위하여 일정개수의 주요특성벡터를 선택한다는 것은 소영역에 존재하는 에지의 개수와 연관성을 가지게 된다. 특성공간의 기저(basis)로 사용되는 특성벡터의 수에 따라 에지검출에 미치는 영향을 살펴보기 위하여 조명조건이 다른 25개의 인조 영상에서 이용하여 이상적인 에지점에 대한 검출된 에지점의 비로 정의되는 에지점검출비[11]와 특성벡터의 수를 살펴보면 표 3를 얻을 수 있다.

표 3. 특성벡터의 수와 에지점검출비.

Table 3. Number of eigenvectors and ratio of extracted edge point.

특성벡터의 수	1	3	5	8	10	15	20	25
에지점검출비	0.21	0.45	0.74	0.90	0.95	0.96	0.96	0.97

이 표에서 더 많은 수의 특성벡터를 사용할수록 에지점검출비가 향상됨을 알 수 있고, 소영역 평균에지수에 해당하는 개수의 주요 특성벡터로 분할한 경우는 소영역의 에지수가 소영역 평균에지수보다 많거나 소영역에서 곡선에지가 직선에지로 근사화되지 못하는 경우 검출불가능한 에지가 발생하므로 에지점검출비가 약 0.90정도이다. 한편 특성벡터의 수가 커질수록 계산복잡도가 증가하므로 에지점검출비와 절충이 이루어져야 한다. 앞에서 특성공간을 9개의 주요 특성벡터로 구성한 이유는 소영역에 존재하는 에지의 개수가 9개 이내이기 때문이다.

V. 결론

본 논문에서는 고유벡터에 근거하여 특성공간을 구성한 후 에지영상들을 융합하고, 미검출에지는 photometric stereo에서 획득된 표면 반사 계수비와 검출된 에지의 채인코드를 이용하여 검출함으로써 보다 정확한 에지정보를 추출하여 분할하는 알고리즘을 제안하였다. 제안된 분할알고리즘은 다음과 같은 장점이 있다. 첫째, 다수의 명암영상을 고유벡터로 정의되는 특성공간상에서 군집화함으로써 그림자에 지와 같은 허에지나 잡음의 영향을 거의 받지 않는다. 둘째, 물체크기와 거리와 무관하게 분할할 수 있다. 셋째, 부가적으로 표면반사계수, 표면법선벡터, 광원의 세기, 광원의 방향들에 대한 정보를 얻을 수 있다.

앞으로의 연구과제는 조명계획없이 영상을 획득하여 처리하기 보다는 조명계획과의 융합을 통한 최소한의 명암영상을 이용하는 방법에 대한 연구와 특성공간 구성시 필수적인 고유치와 고유벡터를 보다 빠르게 계산할 수 있는 알고리즘에 대한 연구가 요구된다.

참 고 문 헌

- [1] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison Wesley, pp. 443-452, 1992.
- [2] Takashi Ohyama and Kyota Aoki, "Line Segments Finding using Middle Level Knowledge", *Asian Conference on Computer Vision*, Osaka, Japan, pp. 55-58, Nov. 1993.
- [3] Kokichi Sugihara, "Necessary and Sufficient Condition for a Picture to Represent a Polyhedral Scene", *IEEE Transactions on PAMI*, vol. PAMI-6, no. 5, pp. 578-586, Sept. 1984.
- [4] Lawrence B. Wolf, "Segmentation of Surface Curvature Using a Photometric Invariant", *J. Opt. Soc. Am A Opt. Image Sci. Vis.(USA)*, vol. 11, no. 11, pp. 3090-3100, Nov. 1994.
- [5] Akira Okamoto, Yoshinobu Nomura and Seizo Fujii, "Shape Estimation of Multiple Objects by Photometric Stereo", *Asia Conference on Computer Vision*, Osaka, Japan, pp. 101-104, Nov. 1993.
- [6] Hideki Hayakawa, "Shape and Surface Reflectance of Lambrain Objects from Shading Images without Knowledge of Illuminant Intensities and Directions", *Asian Conference on Computer Vision*, Osaka, Japan, pp. 87-92, Nov. 1993.
- [7] R.J. Woodham, "Photometric method for determining surface orientation from multiple images", *Optical Engineering*, vol. 19, no. 1, pp. 133-144, Jan.-Feb. 1980.
- [8] Shree K. Nayar and Ruud M. Bolle, "Reflectance Based Recognition", *Proceedings : Image Understanding*, Washington, D.C. U.S.A., pp. 867-972, April 1993.
- [9] David F. Rogers, *Procedural Elements for Computer Graphics*, McGraw-Hill International Editions, pp. 29, 1985.
- [10] Michael Oren and Shree K. Nayar, "Generalization of the Lambertian Model", *Proceedings : Image Understanding*, Washington, D.C. U.S.A., pp. 1037-1048, April 1993.
- [11] Seungku Yi, Robert M. Haralick and Linda G. Shapiro, "Optimal Sensor and Light Source Positioning for Machine Vision", *Comput. Vis. Image Underst.(USA)*, vol. 65, no. 1, pp. 122-137, Jan. 1995.
- [12] T.Y. Young and T.W. Calvert, *Classification, Estimation, and Pattern Recognition*, Elsevier, New York, 1974.
- [13] M.D. Levine, D.A. O'Handley and G.M. Yagi, "Computer Determining of Depth Maps", *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 2, no. 2, pp. 131-150, Oct. 1973.

전 윤 산



1968년 4월 7일 생. 1991년 2월 송실대학교 전자공학과(학사), 1994년 ~ 현재 송실대학교 전자공학과(석사과정), 주관심분야는 로봇 비전, 센서 융합, 컴퓨터 그래픽.

한 현 수



1959년 1월 1일 생. 1981년 2월 송실대학교 전자공학과(학사), 1983년 2월 연세대학교 전자공학과(석사), 1991년 12월 남가주대학교 컴퓨터공학과(박사), 1992년 ~ 현재 송실대학교 전자공학과 조교수, 주관심분야는 센서융합, 물체인식, 컴퓨터비전 등.