

論文97-34S-6-4

테두리 주위의 공간정보를 이용한 둥근 물체의 검색 및 분할

(Detection and Segmentation of Circular Shaped Objects Using Spatial Information on Boundary Neighborhood)

成孝慶*,金星玩*,崔興文*

(Hyo-Kyung Sung, Sung-Oan Kim, and Heung-Moon Choi)

요 약

본 논문에서는 물체 영상 테두리 주위의 대비, 곡률 등 공간정보를 이용하여 둥근 물체의 테두리를 효과적으로 추출할 수 있는 양방향 관성 비용 최소화 기법을 제안하였다. 먼저 제안한 방법은 화소의 밝기로 정의한 테두리 추출함수를 최대로 하는 테두리 후보 화소들을 동적으로 검색한 후, 테두리후보 화소군과 주위 배경 화소군에 대하여 국소 대비 및 삼각함수로 정의된 곡률을 사용하여 테두리를 추출함으로써 잡음 및 물체의 그림자 등에 의하여 생성되는 의사 테두리를 검색과정에서 쉽게 제거하면서도 둥근 물체의 테두리를 쉽게 추출할 수 있도록 하였다. 제안된 방법에서는 화소단위가 아닌 화소군단위로 테두리를 추출함으로써 양자화 체계 등에 의한 테두리성분의 단락현상을 없앨 수 있었다. 제안된 방법을 둥근 부품이 장착된 PCB 및 사과가 열린 나무 영상에 대하여 실험한 결과 화소 정보 또는 라플라시안 곡률을 사용한 경우보다 쉽게 둥근 테두리를 추출함을 확인하였다.

Abstract

We present an efficient technique, bidirectional inertial maximum cost search technique, for the detection and segmentation of circular shaped objects using the spatial information around the neighborhood of the boundary candidates. This technique searches boundary candidates using local pixel information such as pixel value and its direction. And then to exclude pseudo-boundary caused by shadows or noises, the local contrast is defined between the clique of the boundary candidates and the cliques of the background. In order to effectively segment circular shaped boundary, the technique also uses the curvature based on trigonometric function which determines circular shaped boundary segments. Since the proposed technique is applied to the pixel cliques instead of a pixel itself, it is capable of linking boundary segments resulted from quantization mechanism. We show that the proposed method can easily find out circular boundaries from images of the PCB containing circular shaped parts and the trees with round fruits compared to boundary detection by using the pixel information and the Laplacian curvature.

I. 서 론

물체의 인식 및 스테레오 정합과 같은 컴퓨터 비전

의 여러 분야에서는 대부분 자연적인 물체들(natural objects)의 테두리를 직선으로 근사화하거나 호, 각호, 스플라인 및 곡선요소(curvature primitives) 등과 같은 고차 곡선의 조합으로 표현하여 처리하고자 하는 연구들이 활발하게 이루어지고 있다.^[1-7]

* 正會員, 慶北大學校 電子電氣工學部

(School of Electronic & Electrical Engineering, Kyungpook National University)

接受日字: 1996年10月16日, 수정완료일: 1997年5月30日

Navitia 등^[1]은 검출된 에지의 세선화 및 이진화를 통하여 에지와 그 방향을 근거로 물체의 테두리를 검출하였다. Burn 등^[2]은 에지 검출 후 국소적으로 비

슷한 방향과 밝기를 갖는 경계면을 따라 테두리를 구하였다. Zhou 등^[3]은 영상의 1차 및 2차 미분을 이용하여 1차 미분 값과 그 분산이 특정 값 이상이면서 2차 미분이 음수로 향하는 위치를 추출하고, 이 위치를 기준으로 비슷한 방향과 크기를 갖는 화소들을 연결하는 방법으로 테두리를 추출하였다. 한편 Geiger 등^[6]은 연속된 영상프레임에서 테두리인 부분은 부드럽게 연결시키고 그렇지 않은 부분은 짧게 건너 뛸 수 있도록 테두리 추출을 위한 비용을 정의하고 이 비용을 최소로 하는 연결화소들을 추출하여 항공 사진에서 도로, 산등성이 등 변형될 수 있는 물체의 테두리(deformable contour)를 효과적으로 추적 및 정합할 수 있는 동적 프로그래밍 기법을 제안하였다. 그러나 이들 기존의 테두리 추출방법들에서는 심도, 표면 거칠기 등의 질감 변화보다는 주로 급격한 밝기 변화를 고려하여 테두리를 추출하기 때문에 그림자 또는 잡음 등에 의해 생성되는 의사 테두리도 추출되는 경우가 많다. 또한 원 또는 타원 형태의 테두리를 분리하기 위해서는 추출된 테두리에 대해 별도의 추가처리가 요구된다.

본 논문에서는 물체 영상 테두리 주위의 대비, 곡률 등 공간정보를 이용하여 둥근 물체의 테두리를 효과적으로 추출할 수 있는 양방향 관성 비용 최대화 기법을 제안하였다. 먼저 제안한 방법은 화소의 밝기로 정의된 테두리 추출함수를 최대로 하는 테두리 후보 화소들을 동적으로 검색한 후, 테두리후보 화소군과 주위 배경 화소군에 대하여 국소 대비 및 삼각함수로 정의된 곡률을 사용하여 테두리를 추출함으로써 잡음 및 물체의 그림자 등에 의하여 생성되는 의사 테두리를 검색과정에서 쉽게 제거하면서도 둥근 물체의 테두리를 쉽게 추출할 수 있도록 하였다. 제안된 방법을 둥근 부품이 장착된 PCB 및 사과가 열린 나무 영상에 대하여 실험하고, 그 결과를 화소단위 검출 및 라플라시안 곡률을 사용한 경우와 비교 검토하였다.

II. 관성 비용 최대화 기법에 의한 둥근 테두리 추출

일반적으로 물체 영상의 테두리는 표면의 거칠기와 초점 불량 등에 의해 많이 열화되기 때문에 이들의 영향을 고려하지 않고 테두리를 추출할 경우 의사 테두리(boundary-line pattern)가 추출되는 경우가 많다. 본 논문에서는 그림 1에 나타난 바와 같이 관성 최대

화 기법을 사용하여 둥근 테두리를 추출하였다.

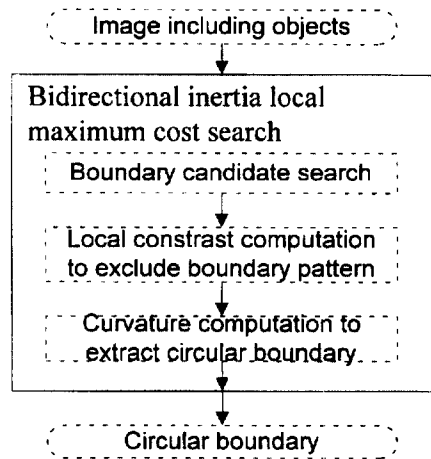


그림 1. 둥근 테두리 추출
Fig. 1. Block diagram to extract a circular boundary.

그림 1에서 보인 바와 같이 관성 최대화 기법을 사용한 둥근 테두리 추출 과정은 서로 보완적으로 작용하는 화소의 밝기 및 방향을 이용한 테두리 후보 추출을 위한 부분, 테두리 후보군과 주위 배경 화소군사이의 국소대비를 계산하여 잡음 또는 그림자 등에 의해 생성되는 의사 테두리를 제거하는 부분, 그리고 삼각함수를 이용하여 정의된 곡률을 계산하여 둥근 물체를 추출하는 부분으로 나뉘어 진다.

1. 관성 비용 최대화 기법

잡음 등이 존재하는 환경 하에서 둥근 테두리를 추출하기 위하여 국소대비 및 곡률을 이용하여 관성 최대화 기법을 제안하였다[부록 참고]. 즉, 물체의 테두리를 구성하는 화소 x_i 와 화소 x_k 사이의 최적인 테두리(x_i, x_k)는 두 개의 최적 테두리 (x_i, x_{k-1})과 (x_{k-1}, x_k)로 나눌 수 있다.

$$\begin{aligned}
 B_{1,k} &= \max_{x_i} B(x_1, x_2, \dots, x_k), \quad i=1, 2, \dots, k \\
 &= \max_{x_i} \{B(x_1, x_2, \dots, x_{k-1}) + B(x_{k-1}, x_k)\}
 \end{aligned} \tag{1}$$

식(1)의 $B(x_{k-1}, x_k)$ 는 국소적으로 최적인 연결화소를 검색하는 관성 비용 최대화 기능을 수행하는 항으로 x_i 에서 x_k 사이의 모든 화소에 대한 정보를 이용하여 테두리를 추출하기보다는 현재 추출된 테두리의 마지막 화소 x_{k-1} 에 연결될 수 있는 최적의 화소 x_k 를 구

하는 것으로 단순화시킬 수 있다.

2. 테두리 후보의 추출

화소의 방향 $\theta(\cdot)$, 관심 화소의 밝기 $i(\cdot)$ 그리고 각각의 선택 기준 값을 T_θ 및 T_i 라 할 때, 화소 x_{k-1} 에 화소 x_k 가 연결될 수 있는 최소조건은

$$|\theta(x_k) - \theta(x_{k-1})| \bmod 2\pi \leq T_\theta \quad (2)$$

$$|i(x_k)| \geq T_i \quad (3)$$

와 같으며, 후보 연결화소를 검색하기 위한 비용, $B(x_{k-1}, x_k)$ 는 다음과 같다.

$$B(x_{k-1}, x_k) = \max_{j \in A(x_{k-1})} i(x_j) | \varphi(x_j) \quad (4)$$

여기서, $\varphi(x_j)$ 는 $\min_{j \in A(x_{k-1})} |\theta(x_{k-1}) - \theta(x_j)|$ 를 나타내며 추출된 테두리의 방향을 계속 유지하도록 한다.

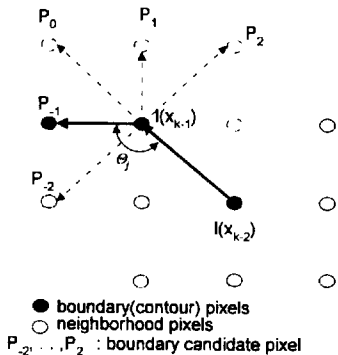


그림 2. 테두리 후보 추출 개념도 (P_0 검사 후 P_{-2}, \dots, P_2 검사)

Fig. 2. Conceptual diagram to extract boundary candidate from the neighborhood of size 2. (first P_0 test, then from P_{-2} to P_2 test)

그림 2에서 보는 바와 같이 x_{k-1}, x_k 에 위치한 두 화소의 방향차가 기준값 이하일 때, 기존 방향에 있는 화소를 먼저 검색하기 위하여 추출된 테두리의 연결 방향에 존재하는 화소 P_0 를 먼저 검사한 후 식 (4)의 조건을 만족하지 않으면 P_{-1}, P_{-2}, P_1, P_2 로 명명된 후보 화소들에 대해 식(1)의 테두리 추출함수 값을 최대 로 만드는 연결 화소를 선택한다.

3. 국소대비

화소의 밝기 및 방향을 고려하여 추출된 물체의 테두리에는 잡음, 그림자 및 표면 거칠기 등 영상의 예지

및 테두리 주변의 물리적인 특징의 영향으로 인해 의사 테두리가 포함되어 있는 경우가 많다. 본 논문에서는 의사 테두리를 제거하기 위하여 밝기 검사의 개념을 포함하도록 다음과 같이 국소대비를 정의하였다. x_k 위치의 화소밝기를 $i(x_k)$ 로, 그 이웃을 $A(x_k)$, N 을 이웃에 있는 총 화소수라 하면, 밝기차 누적 평균, $D_g(x_k)$ 및 국소대비, c_k 는 다음과 같다.

$$D_g(x_k) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |i(x_k) - i(x_j)| \quad (5)$$

$$c_k = \max_{m, l \in A(x_k)} \left| \sum_{m=1}^M (i(x_k) - i(x_m))^2 D_g(x_k) - \sum_{l=1}^L (i(x_k) - i(x_l))^2 D_g(x_k) \right| \quad (6)$$

여기서, M 과 L 은 각각 테두리의 화소 수 및 배경군의 화소 수로 $N=M+L$ 과 같다.

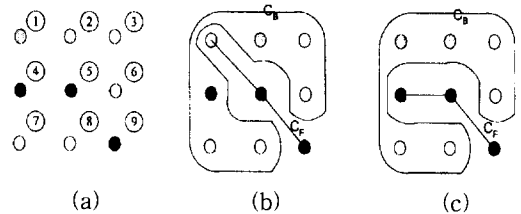


그림 3. 크기 2인 이웃에 대한 테두리(C_F)와 배경군(C_B), (a) 밝기차 분포, (b) 의사 테두리(저 대비), (c) 테두리(고 대비)

Fig. 3. The background(C_B) and the contour(C_F) for a neighborhood of size two: A distribution of a gray-level difference (a), pseudo-boundary block(low contrast) (b), and boundary block(high contrast) (c).

검은 점의 밝기차를 255, 회색 점을 128, 그리고 흰 점을 0으로 하고 각각의 빈도 수를 3/9, 2/9 및 4/9인 영상의 밝기차 분포 예를 그림 3(a)에 도시한 것이다. 이 때 누적 분포의 평균은 식(5)를 근거로 구하면 113.44로 주어진다. 현재의 형성된 테두리가 화소 ⑨와 화소 ⑤로 연결되어 있다면 관성 검색방법으로 인해 화소 ①이 검색된다. 이 때 화소 ①이 식 (4)를 만족한다면 테두리의 마지막 화소로 인정되어 그림 3(b)와 같은 의사 테두리가 형성될 수 있다. 이 때, 화소 ⑨⑤①로 형성된 테두리 군과 화소 ②③④⑥⑦⑧로 이루어진 배경군의 국소대비는 $\{(255*2+128)^2 - (255+128)^2\} / 113.44 \approx 29*10^6$ 이며, 그림 3(c)와 같이 화소 ⑨⑤④로 이루어진 테두리와 화소 ①②③⑥⑦⑧로 구성된 배경군 사이의 국소대비는 $\{(255*3)^2 - (128*2)^2\} / 113.44$

$\approx 58 \cdot 10^6$ 으로 주어져 제한된 국소대비를 사용할 경우 최종 형성되는 테두리는 그림 3(b)과 같이 화소 ⑨⑤①로 형성된 테두리가 아니고 그림 3(c)과 같이 화소 ⑨⑤④로 이루어진 테두리가 선택된다.

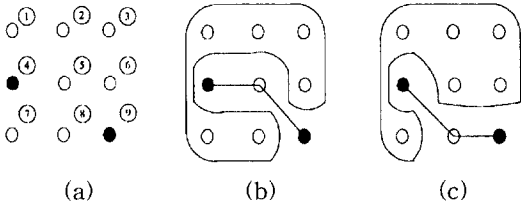


그림 4. 크기 2인 이웃에 대한 테두리의 단락과 단락의 연결, (a) 테두리 성분에 간격이 존재하는 밝기차 분포와 (b) 테두리를 이용한 연결

Fig. 4. Linking edge segment for a neighborhood of size two: A distribution of a gray-level difference which have a gap in boundary segment (a), a boundary clique to link edge segment (b), and another one (c).

한편, 양자화 체계 또는 기타 원인에 의한 테두리의 단락이 일어난 경우의 밝기차 분포 예를 그림 4에 도시하였다. 그림 4(a)와 같이 화소 ⑤의 밝기차 분포가 작을 경우 식 (4)의 밝기 조건을 만족하지 않으므로 테두리는 화소 ⑨에서 종료된다. 이 때, 주변 화소의 밝기차 분포를 근거로 국소대비를 구하여 보면, 화소 ⑨⑤④로 구성된 화소군과 화소 ①②③⑥⑦⑧로 구성된 화소군 사이에는 약 $15 \cdot 10^6$ 의 대비도를 나타낸다. 또한, 화소 ⑨⑧④로 구성된 화소군과 화소 ①②③⑤⑥⑦로 구성된 화소군 사이에도 약 $15 \cdot 10^6$ 의 대비도를 나타낸다. 이렇게 화소가 소실된 경우에는 관성 검색 방법에 따라 기존에 형성된 테두리의 방향에 있는 화소를 최종 테두리 구성 화소로 선택하고, 다른 하나의 테두리는 후보화소로 등록한다.

따라서, 의사 테두리가 없이 등근 테두리 후보를 추출하기 위하여 식(4)와 같이 화소의 밝기만을 사용한 국소적인 관성 최대화 기법의 비용 함수를 관성 검색 성질을 유지하면서도 의사 테두리를 제거할 수 있도록 식 (4)를 다음과 같이 국소 대비를 이용하여 재정의 하였다.

$$B(x_{k-1}, x_k) = \max_{j \in A(x_k)} c_j | \varphi(x_j) - \varphi(x_k) | \quad (7)$$

4. 등근 테두리에 대한 곡률 정의
테두리의 방향 및 국소대비를 이용하는 국소적인 관

성 비용 최대화 기법으로 추출한 물체의 테두리들 중 에서 등근 물체의 테두리를 추출하기 위하여 삼각함수를 이용하여 곡률을 정의하였다. 일반적으로 곡률은 영상의 기울기 변화로 간단히 정의하거나^[6], 테두리 주위의 공간정보를 반영할 수 있도록 화소 밝기의 라플라시안, $\nabla \cdot (\nabla \phi / |\nabla \phi|)$ 으로 정의하였다^[5]. 그러나 미분 등을 이용하는 방법은 잡음 등의 영향을 많이 받을 수 있다. 본 논문에서는 이러한 영향에 둔감하게 등근 테두리를 추출하기 위하여 원주 상에서 정의된 삼각형의 성질을 이용하여 등근 정도가 클수록 큰 곡률 값이 나오도록 곡률을 정의하였다. 그림 5는 등근 테두리상의 세 화소간의 관계를 도식한 것이다.

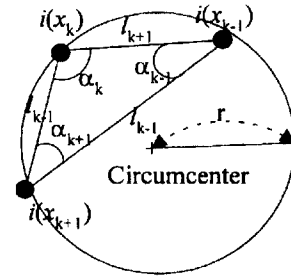


그림 5. 삼각함수를 이용한 곡률 계산
Fig. 5. Concept to compute a curvature by using trigonometric function.

그림 5에 보는 바와 같이 세 화소 $i(x_{k-1}), i(x_k), i(x_{k+1})$ 가 만드는 삼각형의 세 내각 $\alpha_{k-1}, \alpha_k, \alpha_{k+1}$ 와 세 변의 길이 l_{k-1}, l_k, l_{k+1} , 그리고 이 삼각형의 외접원의 반지름을 r 이라 할 때, 이들 사이에는 다음과 같은 관계가 성립한다.

$$\frac{l_{k-1}}{\sin \alpha_{k-1}} = \frac{l_k}{\sin \alpha_k} = \frac{l_{k+1}}{\sin \alpha_{k+1}} = 2r \quad (8)$$

따라서, 추출된 테두리상의 세 화소가 이루는 삼각형의 임의의 내각, 마주보는 변의 길이를 이용하여 등근 테두리에 대한 곡률, $k(x_k)$ 를

$$k(x_k) = \frac{l_k}{\sin \alpha_k} - \left(\frac{l_k}{\sin \alpha_k} - 2r \right)^2 \quad (9)$$

와 같이 정의하였다. 즉, 현재 검사중인 화소가 등근 테두리의 일부일 경우에는 큰 곡률 값을 나타내고, 테두리가 각호의 형태를 취할 경우 작은 곡률 값을 나타내므로 주어진 후보화소가 등근 테두리의 일부인지를 쉽게 알 수 있다. 원에 가까운 등근 물체의 크기를

추출하기 위하여 식 (9)으로 정의된 둥근 물체의 반지름을 r 로 하였을 때 곡률의 여유범위를 $0.8r \sim 1.0r$ 로 설정하여 타원에서부터 완전한 원의 형태를 갖는 물체를 추출하도록 하였다.

따라서, 화소 밝기, 국소대비 및 국소곡률을 이용하여 국소적으로 최적인 테두리의 검색으로 전체적으로 최적인 둥근 테두리를 추출하는 판색 비용 최대화기법은 다음과 같이 정리될 수 있다.

$$B(x_{k-1}, x_k) = \left(\left[\max_{j \in A(x_{k-1})} c_{j| \varphi(x)} \right] \cap [0.8r \leq k_{i(x_k)} < 1.0r] \right) \quad (10)$$

III. 실험 및 고찰

제안된 방법의 타당성을 확인하기 위하여 크기가 156×94 인 과일 영상과 크기가 180×180 인 둥근 부품이 장착된 PCB 영상 및 비교적 복잡한 형태의 테두리를 갖는 256×256 크기의 나무 영상에 대하여 실험하였다. 검색 시작 화소의 위치는 영상의 좌에서 우로, 상에서 하로 주사하면서 주어진 기준값이상의 화소값을 갖는 화소의 위치로 하였으며, 이웃의 크기를 3 화소 크기로 하였다.

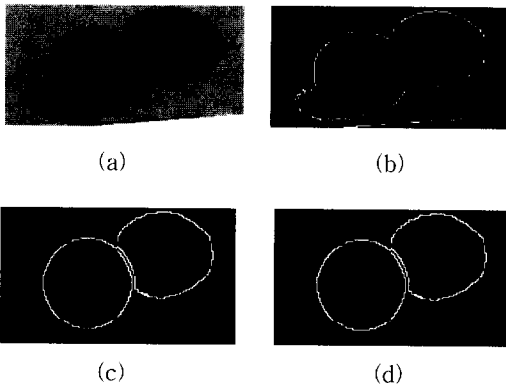


그림 6. 그림자가 있는 과일 영상에 대한 둥근 테두리 추출 (a) 일부 겹쳐진 과일 영상 (b) 밝기를 이용한 경우 (c) 라플라시안 곡률을 사용한 경우, (d) 제안된 방법을 사용한 경우

Fig. 6. Circular shaped boundary extraction from fruit image with a shadow of object: (a) Partially occluded fruit image with shadow, (b) extracted boundary using the pixel value and direction, (c) extracted boundary using the Laplacian curvature, and (d) extracted boundary using the proposed technique.

그림 6(a)는 테두리의 형태는 간단하나 그림자가 존재하는 겹쳐진 과일 영상, 그림 6(b)는 화소의 밝기 및 방향 정보만을 이용하여 테두리를 추출한 결과이며, 그림 6(c)는 라플라시안 곡률을 사용하여 테두리를 추출한 결과이며, 그림 6(d)는 제안된 방법으로 테두리를 추출한 결과이다.

이 때 테두리 후보 화소는 100 그레이 레벨 이상, 그리고 원하는 둥근 테두리의 크기를 $55 \leq r \leq 65$ 로 하였다. 영상 획득시 조명 조건은 정면을 기준으로 좌로 약 135° , 수직으로 약 600 mm의 위치에 할로겐 광원을 배치하고, 과일 표면 조도가 약 5 lux 정도 되도록 하였다. 그림에서 알 수 있는 바와 같이 밝기를 이용한 경우에는 그림자의 테두리도 물체의 테두리로 추출하였으나, 제안된 방법을 사용할 경우에는 그림자의 영향에 둔감하게 물체의 둥근 테두리를 추출하였다.

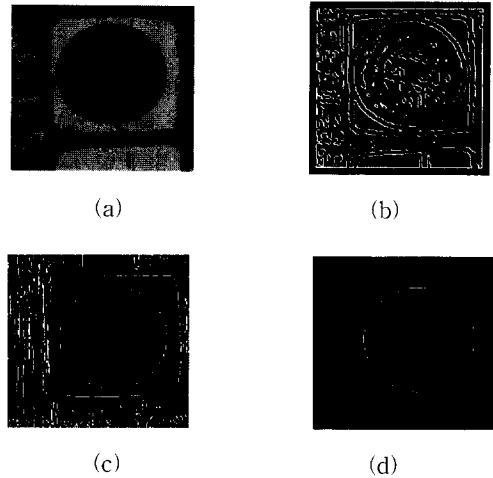


그림 7. PCB상의 둥근 부품에 대한 테두리 추출 (a) PCB 영상 (b) 밝기를 이용한 경우, (c) 밝기 및 라플라시안 곡률을 사용한 경우, 그리고 (d) 제안된 방법

Fig. 7. Circular shaped boundary extraction from PCB image containing circular part: (a) PCB image, (b) extracted boundary using the pixel value and direction, (c) extracted boundary using the pixel value, direction, and Laplacian curvature, and (d) extracted boundary using the proposed technique

제안된 방법을 공장 자동화 등에 응용하기 위하여 둥근 부품을 장착한 PCB 상단면에서 수직으로 65 mm 떨어진 위치에 할로겐 광원을 배치하고, 둥근 부품의 표면 조도가 약 5 lux 정도 되는 환경 하에서 획

득된 PCB 영상에 대하여 실험하고, 그 결과를 그림 7에 도시하였다. 이 때 기준 값을 117, 원하는 둥근 테두리의 크기를 화소 크기 95부터 105로 하였다. 그림 7에서 보인 바와 같이 제안된 방법을 이용할 경우 직선으로 이루어진 테두리 및 부품 내부에 있는 의사테두리를 제거하고 물체의 둥근 테두리만 추출할 수 있음을 알 수 있다.

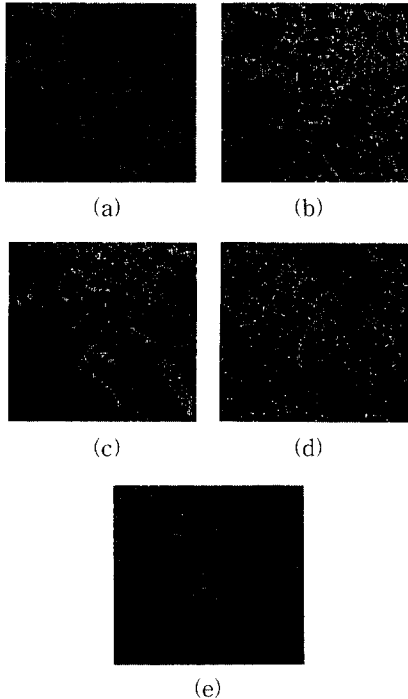


그림 8. 과일 나무 영상으로부터 과일 테두리의 추출 (a) 과일 나무 영상 (b) 화소 정보를 이용해 추출한 테두리, (c) 국소대비를 이용해 추출한 테두리, (d) 제안된 방법을 이용하였지만 둥근 테두리가 잘못 추출된 경우 그리고 (e) 제안된 방법을 사용하여 제대로 추출된 둥근 물체의 테두리

Fig. 8. Circular shaped boundary extraction from apple tree image with circular fruits: (a) Image of fruit tree, (b) extracted boundary using the pixel value and direction, (c) extracted boundary using the pixel value, direction, and contrast, (d) the extracted boundary with mistakes using proposed technique, and (e) the extracted object using proposed technique.

제안된 방법을 농업 등의 응용 분야에 사용하기 위하여 추가적인 정보로 화소 기준 값을 90, 원하는 과일의 크기를 30에서 40사이의 화소 크기로 하여, 나뭇

잎과 나무의 줄기 및 과일 등 복잡한 테두리를 나타내는 야외에서 카메라를 이용하여 촬영한 나무 영상에 적용하고, 그 결과를 그림 8에 도시하였다.

과일 영상의 경우 그림 8(b)에서 보인 바와 같이 화소의 밝기 및 방향 정보만을 이용하여 테두리를 추출할 경우에는 영상의 복잡한 질감 특성으로 인하여 상당히 많은 의사 테두리가 나타난다. 또한 그림 8(c)에 보인 바와 같이 테두리 근처의 국소대비 및 라플라시안 곡률을 추가하여 테두리를 추출한 경우에도 잡음, 그림자 및 물체 내부의 질감 등에 의한 의사 테두리의 상당부분이 제거되었지만 둥근 테두리를 추출하는 데는 미흡하다. 그러나 동일한 영상에 대하여 식 (9)와 그림 5에 나타난 곡률을 계산하기 위한 화소간의 거리, l 이 5화소 크기 이하일 땐 그림 8(d)와 같이 제대로 둥근 테두리를 추출하지 못하였지만, 곡률계산을 위한 화소간 거리를 5화소이상으로 하고, 제안된 국소적인 관성 비용 최대화 기법을 사용할 경우에는 그림 9(d)에서 보인 바와 같이 둥근 과일의 테두리를 비교적 깨끗하게 추출할 수 있었다.

IV. 결 론

본 논문에서는 물체 영상 테두리주위의 국소대비, 곡률 등 공간정보를 이용하여 둥근 물체의 테두리를 효과적으로 추출할 수 있는 관성 비용 최대화 기법을 제안하였다. 제안된 방법은 국소대비 및 삼각함수로 정의된 곡률을 하나의 테두리 추출함수에 같이 적용함으로써 잡음 또는 양자화 체계에 둔감하게 둥근 테두리를 추출할 수 있었다. 둥근 테두리뿐만 아니라 직선 테두리도 많이 가지고 있는 둥근 부품이 장착된 PCB 영상 및 나뭇잎과 나무의 줄기 및 과일 등 복잡한 테두리를 갖는 나무 영상에 대하여 실험하여 본 결과, 잡음이나 그림자 등의 영향에 둔감하면서도 물체의 의사 테두리를 효과적으로 제거하고 둥근 테두리를 효과적으로 추출하였다. 제안된 방법을 자동 검사 시스템이나 농업 분야 등 잡음 등에 둔감한 테두리의 추출이 필요한 분야에 응용할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

[1] R. Navatia and K. R. Babu, "Linear feature extraction and description," *CVGIP*, vol. 13,

pp. 257-269, 1980.

- [2] J. B. Burns, A. R. Hanson, and E. M. Riseman, "Extracting straight lines," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 8, pp. 425-455, March 1986.
- [3] Y. T. Zhou, V. Venkateswar, and R. Chellappa, "Edge detection and linear feature extraction using a 2-D random field model," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, pp. 84-95, April 1989.
- [4] A. Amini, T. Weymouth, and R. Jain, "Using dynamic programming for solving variational problems in vision," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, no. 9, pp. 855-867, Aug. 1990.
- [5] D. M. Wuescher and K. L. Boyer, "Robust contour decomposition using a constant curvature criterion," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 13, no. 1, pp. 41-51, Jan. 1991.
- [6] D. Geiger, A. Gupta, L. A. Costa, and J. Vlontzos, "Dynamic programming for detecting, tracking, and matching deformable contours," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 17, no. 3, pp. 294-302, Mar. 1995.
- [7] P. L. Rosin and G. A. W. West, "Nonparametric segmentation of curves into various representations," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 17, no. 12, pp. 1140-1153, Dec. 1995.

부 록: 관성 비용 최대화 기법

관성 비용 최대화 기법은 국부적으로 최적인 경로들의 선형 모임이 전체적으로 최적인 경로를 나타낸다는 그래프 이론을 기초로 제안하였다. 이 때, 정의한 테두리 추출함수의 값이 스칼라량이므로 반복적인 테두리 추출 방법은 다음과 같이 증명된다.

입력된 영상의 화소를 노드(node), 화소 i 와 j 를 연결하는 테두리를 아크(arc), 그리고 아크들의 연결을 경로(path)로 정의하고, $A(i)$ 를 노드 i 에서 나가는 방향으로의 아크(i, j)가 있을 때 모든 인접 노드 j 의 집합, 노드 i 와 j 로 연결될 수 있는 아크(i, j)의 비용을 a_{ij} 라 할 때, $n=MN$ 으로 이루어진 영상을 n 개의 노드를 가지는 방향성 그래프(directed graph)로 나타낼

수 있으며, 최적의 테두리는 식(1)로 정의된 비용을 최대로 하는 노드들의 체제이라 할 수 있다. 즉, 다음을

$$\begin{aligned} x_i^* &= \max_{j=1, \dots, n} (a_{ij}^k + x_j^*), \quad i=2, \dots, n. \\ x_1^* &= 0 \end{aligned} \quad (A1)$$

만족하는 최적의 테두리 x_i^* , $i=1, \dots, n$ 가 유일하게 존재한다.

입력의 노드 $i \neq 1$ 에서 $j \neq 1$ 사이의 모든 경로들이 가질 수 있는 비용중 최대의 비용을 w_{ij}^k 라 하면, 노드 i 에서 시작하여 노드 j 에서 끝나는 테두리(boundary path), $\{(i, i_1), (i_1, i_2), \dots, (i_k, j)\}$ 는 다음을 만족한다.

$$x_i^k = \max_{j=1, \dots, n} (w_{ij}^k + x_j^0), \quad \forall i=2, \dots, n, \text{ and } k \geq 1 \quad (A2)$$

여기서, x_j^0 는 초기 비용을 의미한다.

P_{ij}^k 를 노드 i 에서 노드 j 까지의 모든 경로라 두고, 테두리의 끝을 나타내는 노드 1이 $A(i)$ 에 포함되지 않으면 a_{i1} 은 0이라는 것을 이용하여 식(A2)를 연역적(induction hypothesis)으로 $k+1$ 노드에 대하여 다음과 같이 반복적으로 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} & \max_{j=1, \dots, n} (w_{ij}^{k+1} + x_j^0) \quad \forall i=2, \dots, n, \text{ and } k \geq 1 \\ &= \max_{(i_1, \dots, i_k) \in P_{ij}^k, j=1, \dots, n} (a_{ii_1} + a_{i_1 i_2} + \dots + a_{i_k j} + x_j^0) \\ &= \max(a_{i1}, \max_{i_1 \in A(i), i_1 \neq 1} \left(\max_{(i_2, \dots, i_k) \in P_{i_1 j}^k, j=1, \dots, n} (a_{ii_1} + a_{i_1 i_2} + \dots + a_{i_k j} + x_j^0) \right)) \\ &= \max(a_{i1}, \max_{i_1 \in A(i), i_1 \neq 1} \left(a_{ii_1}, \max_{j=1, \dots, n} (w_{i_1 j}^k + x_j^0) \right)) \\ &= \max_{i_1 \in A(i), i_1 \neq 1} (a_{ii_1} + x_{i_1}^{k+1}) \\ &= x_i^{k+1} \end{aligned} \quad (A3)$$

즉, 아크별 초기 비용

$$x_{ij}^1 = \begin{cases} a_{ij} & \text{if } j \in A(i) \\ 0 & \text{if } i=j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (A4)$$

에 대하여 노드 i 와 노드 j 사이의 비용을 최대로 하도록 중간 노드 $k=0, \dots, n-1$ 에 대하여

$$x_{ij}^{k+1} = \begin{cases} \max(x_{ij}^k, x_{i(k+1)}^k + x_{(k+1)j}^k) & \text{if } j \neq i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (A5)$$

를 반복적으로 수행함으로써 국소적으로 최적인 경로(테두리)의 조합으로 전역적으로 최적인 테두리를 구할

수 있다.

한편 $i \neq 1$ 인 모든 노드에 대하여 초기 비용, x_i^0 를 0라 둔다면 $i \neq 1$ 인 노드와 노드 k 사이에는 i 부터 노드 1까지 k 개 이하의 아크로 구성된 최적의 테두리 x_i^k 가 존재한다. 즉, m^* 를 최적인 경로를 구하였을 때의 노드 수(반복횟수)라 할 때, 모든 i 에 대하여 $x_i^k = x_i^*$ 이고 $k \geq m^*$ 이다. 이 때, x_i^* 는 최적의 테두리 경로가 가지는 비용을 의미한다.

$$x_i^* = \max_{j \in A(i)} (a_{ij} + x_j^*) \geq \max_{j \in A(i)} (a_{ij} + x_j^0) = x_i^1 \quad (A6)$$

이므로 이 식을 반복 적용하여 가면 결국

$$x_i^* \geq x_i^k, \quad \forall i \text{ and } k \quad (A7)$$

또한, 임의의 작은 값 δ 에 대하여 초기 조건 $\varepsilon_i^0 = \delta, i=2, \dots, n$ 과 식 (A3)을 이용하여 반복적으로 테두리 경로의 비용을 구하면

$$x_i^* \geq x_i^k \geq \varepsilon_i^k, \quad \forall i \text{ and } k \quad (A8)$$

이 되어 모든 노드 i 와 노드 $k \geq m^*$ 에 대하여 $\varepsilon_i^k = x_i^*$ 이다.

따라서, 국소적으로 최적인 여러 개의 테두리로 나누어 처리하더라도 초기 조건에 상관없이 최적인 테두리를 추출할 수 있다.

저 자 소 개

成 孝 慶(正會員) 第 34卷 C編 第 1號 參照

1993년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과 공학석사 학위 취득. 현재 동 대학원 박사과정 재학중. 주관심분야는 신호처리, 신경회로망, 병렬처리 등임.

金 星 玩(正會員) 第 33卷 B編 第 2號 參照

1993년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과 공학석사 학위 취득. 현재 동 대학원 박사과정 재학중. 주관심분야는 병렬처리, 신경회로망 등임.

崔 興 文(正會員) 第 33卷 B編 第 11號 參照

1944년 5월 17일생. 1966년 2월 인하대학교 공과대학 전기공학과(전자전공) 졸업. 1974년 2월 인하대학교 대학원 전기공학과(전자전공) 공학석사학위 취득. 1987년 8월 인하대학교 대학원 전자공학과 공학박사 학위 취득. 1982년 ~ 1983년 뉴욕주립대학교 객원교수. 현재 경북대학교 전자전기공학부 교수. 주관심분야는 논리회로설계, 병렬처리, 신경회로망 및 그 응용 등임.