

論文2002-39SP-1-6

모델 정보를 이용한 2단계 윤곽선 추출 기법

(Two-step Boundary Extraction Algorithm with Model)

崔海哲, 李珍晟, 曹周鉉, 申鎬澈, 金聖大

(Hae-Chul Choi, Jin-Sung Lee, Ju-Hyun Cho, Ho-Chul Shin, and Seong-Dae Kim)

요약

본 논문에서는 물체의 모양에 대한 개략적인 정보가 주어질 때, 그 물체의 윤곽선을 획득하는 알고리즘을 제안한다. 이 기법은 주어진 모델을 확률적으로 이용하여, 결과 윤곽선의 모양이 모델의 모양과 비슷하도록 유도하며, 윤곽선 분할 과정에서 밝기의 변화량 뿐만 아니라 밝기 변화의 방향까지 고려하여 저화질 영상에도 적용될 수 있도록 하였다. 제안한 알고리즘은 다음 두 단계의 영역 분할 기법으로 구성된다. 첫 번째 근사적 영역 분할 단계에서는 밝기 변화의 방향을 고려하여 에지와, 모델들을 근거로 확률적 모델링에 의해 산출된 윤곽선이 될 확률을 이용하여 물체의 근사적인 윤곽선을 획득한다. 두 번째 세부적 영역 분할 과정에서는 제안한 씨앗점 추출 및 에지 연결(seed-point extraction and edge linking) 알고리즘을 이용하여, 근사적 윤곽선을 중심으로 윤곽 후보점을 검출하고 이들을 물체의 윤곽선을 따르도록 적절히 연결하여 최종적으로 세밀한 물체 윤곽선을 획득한다. 실험 결과에서는 제안한 기법이 영상의 배경 혹은 물체 내부의 복잡함과 잡음에 강인하며, 적외선 영상과 같은 저화질의 영상에도 적용될 수 있음을 보인다.

Abstract

We propose an algorithm for extracting the boundary of a desired object with shape information obtained from sample images. Considering global shape obtained from sample images and edge orientation as well as edge magnitude, the proposed method composed of two steps finds the boundary of an object. The first step is the *approximate segmentation* that extracts a rough boundary with a probability map and an edge map. And the second step is the *detailed segmentation* for finding more accurate boundary based on the SEEL (seed-point extraction and edge linking) algorithm. The experiment results using IR images show robustness to low-quality image and better performance than conventional segmentation methods.

I. 서론

물체의 모양은 영상에서 물체와 배경을 구분하는 중

* 正會員, 韓國科學技術院 電子電算學科 電氣 및 電子工學專攻

(Department of Electrical Engineering and Computer Science, Division of Electrical Engineering, Korea Advanced Institute of Science and Technology)

接受日字:2000年5月28日, 수정완료일:2001年10月19日

요한 특징이다. 따라서 물체의 윤곽선을 검출하는 기법은 영상 처리, 컴퓨터 비전(computer vision) 그리고 패턴 인식(pattern recognition) 등의 분야에서 많은 연구가 이루어졌다. 현재까지 윤곽선 추출 기법은 모델 정보를 이용하는 기법과 그렇지 않은 두 가지 부류의 접근 방식이 있었다. 여기서 모델은 유연성(smoothness)과 연속성(continuity)와 같은 물체의 모양에 대한 일반적인 제한 조건들과 표본 영상이나 학습 영상으로부터 획득한 물체의 모양 정보 등을 뜻한다.

모델을 이용하지 않는 기법의 대표적인 집속(cluster)

기반의 방법^[1,2], 영역(region) 기반의 방법^[1,2], 형태론적 필터(morphological filter)를 이용한 방법^[3], 워터셰드(watershed) 기법^[4]들은 화소 주변의 밝기 값들에 대한 분포를 고려하였다. 이 방법들은 영상 내의 지역적인 밝기 값 변화로부터 영상을 분할하는 방식이므로 물체의 전체 윤곽선을 찾기 보다는 일정한 기준에 의해서 영상의 영역들을 구분하는 분야에 적합하다. 따라서 배경과 물체 내부의 에지를 제외하고 원하는 물체의 윤곽선만을 추출하기 위해서는 모델을 이용하는 접근 방식이 필요하다.

모델에 근거한 기법들 중 Bhanu와 Holben^[5]은 지역적 특성에 의해 구분된 영역들에 대해 모델 정보를 적용하여, 보다 정확히 영역을 분할 할 수 있음을 보였다. Kass^[6]는 적절히 정의된 에너지 함수를 이용하여 윤곽선에 약간의 변형이 있어도 성능을 발휘할 수 있는 가변형 윤곽선(deformable contour) 기법을 제안했다. 이 기법은 Snake 혹은 능동형 윤곽선 기법(active contour)으로 발전하여 많은 영역 분할 기법에 응용되고 있다^[7]. Wang과 Staib^[8]은 학습 영상들을 이용하여 물체 모양의 확률적인 분포를 모델화하고 비용 함수를 베이시안(Bayesian) 식에 기반하여 설계하였다. 이러한 기법들의 비용 함수를 면밀히 살펴보면 에지의 크기나 화소의 밝기값을 주요한 특징으로 삼고 있음을 알 수 있다. 그러나 이 특징들은 영상의 화질이 낮은 경우, 즉 물체의 경계 부분에서 밝기 값의 변화가 적거나 배경과 물체의 질감(texture) 차이가 적고 잡음이 심한 경우에서는 그 성능을 보이기가 어렵다.

본 논문에서는 물체의 모양에 대한 정보가 주어진 경우 윤곽선을 획득할 수 있는 기법을 제안한다. 이 기법은 물체의 전체적인 모양을 정확히 추출하기 위해 모델에 기반한 접근 방식의 취하며, 윤곽선 추출을 근사적 영역 분할과 세부적 영역 분할의 두 과정으로 나누어 수행하여, 화질에 관계없이 물체의 정확한 윤곽선을 찾을 수 있도록 설계하였다. 특히 제안한 기법은 잡음에 영향을 적게 받고 대조의 차이가 적은 영상에서도 쉽게 획득할 수 있는 밝기 변화의 방향 정보를 고려하여, 저화질의 영상에서도 대처할 수 있다. 입력 영상이 주어진 경우, 제안한 알고리즘은 첫번째 근사적인 영역 분할 단계에서 밝기 변화의 방향을 고려하는 에지 연산자로 획득한 에지도(edge-map)와 모델들을 근거로 확률적 모델링에 의해 산출된 확률도(probability-map)를 이용하여, 모델들이 제공하는 모양과 비슷하고

밝기의 변화량이 큰 에지를 검출하여 근사적인 윤곽선을 획득한다. 두 번째 세부적 영역 분할 과정에서는 씨앗점 추출 및 에지 연결(seed-point extraction and edge linking, 이하 SEEL로 표기)^[9] 알고리즘을 이용하여, 근사적 윤곽선을 중심으로 윤곽 후보점을 검출하고 이들을 물체 윤곽선을 따르도록 적절히 연결하여 최종적으로 세밀한 물체 윤곽선을 획득한다. 이 때 밝기 변화의 방향을 고려하여 정의한 각도에 따른 지역적 편향(local angle deviation, 이하 LAD로 표기) 특징을 이용한다.

본 논문의 2장에서는 전체적인 시스템을 위한 전처리 과정을 설명하고 3장에서는 근사적 영역분할 기법과 세부적 영역 분할 기법에 대해 기술한다. 4장에서는 제안한 알고리즘의 실험 결과와 이에 대한 분석을 제시하고, 마지막 5장에서는 결론을 서술한다.

II. 전처리 과정

본 논문에서 제안하는 2 단계 영역 분할 기법은 목표물 토막영상(target chip - 물체를 둘러싸는 최소 사각형에 약간의 여유 공간 즉, 배경 영역을 포함하는 사각형 영역)과 모델들을 입력으로 요구하기 때문에 그림 1과 같은 시스템을 구성하여 제안한 기법이 제한된 상황이 아닌 일반적인 여러 분야에서 응용될 수 있도록 하였다. 본 장에서 각 전처리 과정에 대해 설명하고 3장에서 2단계 영역 분할에 대해 기술한다.

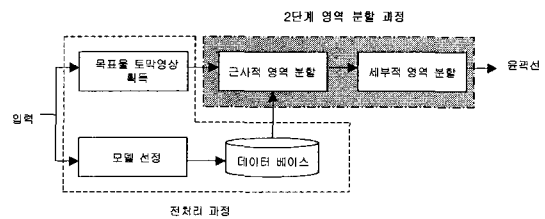


그림 1. 전체 시스템 구성도

Fig. 1. Block-diagram of the proposed system.

1. 모델 데이터 베이스

본 논문에서의 모델은 그림 2와 같이 물체의 윤곽선이 단일 폐곡선(single closed contour)으로 구성된 이진 영상들을 지칭한다. 이것은 물체의 모든 자세에서 획득하는 것이 이상적이지만, 제안된 기법은 모델의 모양과 입력 영상에 존재하는 물체 모양의 변형(deformation)을 허용하기 때문에 임의의 간격의 자세에

서 표본화가 가능하다. 또한 입력 영상과 모델을 마주 겹치는 경우(matching), 모델과 입력 영상의 약간의 크기 오차와 정렬 오차 등도 허용할 수 있다. 이러한 모델들로 그림 1의 데이터 베이스를 구성한다. 즉 데이터 베이스에는 여러 가지 물체의 각기 다른 자세에서의 이진 윤곽선 영상들이 있다. 하지만 모델과 물체와의 모양이 크게 차이가 나면 모델로 이용할 수 없다.



그림 2. 모양 정보를 가지는 데이터 베이스
Fig. 2. Database for shape information about objects.

2. 목표물 토막영상 획득 과정

물체의 초기 위치와 크기를 대략적으로 알 수 있다면 바로 모델을 이용할 수 있지만, 일반적으로 모델을 이용하는 연구는 물체와 모델과의 대략적인 위치와 크기를 일치시키는 과정이 필요하다. 따라서 영역 분할을 위한 사전 처리 과정으로, 영상이 입력 되었을 때 모델과 물체의 위치와 크기를 근사적으로 일치 시키기 위한 목표물 토막영상 획득 과정이 필요하다. 여러 분야에서 연구되는 추적 알고리즘들이 이러한 목표물 토막영상을 실험 결과로 제시한다. 본 논문에서는 영상에서 대략적인 물체의 크기, 위치를 알면 충분하기 때문에 기존 추적 또는 검출 알고리즘으로 목표물 토막영상을 획득한다. 아래에 목표물 토막영상을 획득하기 위한 몇 가지 예를 기술한다.

- 정지 영상 입력 경우 : 거리변환(distance transform)을 이용하여 물체와 근사한 모델의 종류, 정합을 위한 초기 위치와 물체의 대략적인 크기 정보를 획득할 수 있다^[10]. 혹은 밝기 값 분포를 이용한 정합 기법 등도 이용할 수 있다.
- 동영상 입력 경우 : 물체가 움직인다고 가정하면 움직임 정보, 차영상(difference picture), 시간상의 필터(temporal filter)등을 이용하여 목표물 토막영상을 획득할 수 있다. 움직임을 가지는 목표물의 경우는 동영상을 이용하는 것이 정지 영상을 이용

하는 것보다 더 정확한 목표물 토막영상을 얻을 수 있다^[11].

3. 모델 선정 과정

제안한 기법의 범용적인 적용을 위해서는 모든 모델들 중 입력 물체와 비슷한 모양을 가진 N개의 모델을 선별하는 모델 선정 과정이 필요하다. 이 과정에서 윤곽선 분할 과정으로 입력하는 N개의 모델들은 입력 물체와 비슷한 것과 그렇지 않은 것이 함께 포함될 수 있다. 만약 총 모델의 수가 적다면 모델 선정 과정을 거치지 않고 모든 모델을 윤곽선 분할 과정에 바로 입력한다. 모델 선정은 주로 인식 기법을 이용한다. 본 논문의 실험 시스템에서는 우선 목표물 토막영상을 획득하고 이를 웨이블릿 변환(wavelet transform)을 수행하여 획득한 변환 계수들을 모델의 계수들과 비교하여 모델을 선정하였다^[12]. 인식 기법에서 많이 이용되는 PCA(principal component analysis), 모델과 실제 에지 사이의 거리를 이용한 거리 변환 또는 신경망(neural net)을 이용한 인식 기법을 이용할 수도 있다. 만약 입력이 동영상인 경우 첫 프레임에서 초기 모양만 주어 진다면 이전 윤곽선 분할 결과를 케환(feedback) 시켜 현재의 영상에 모델로 활용할 수도 있다.

Ⅲ. 2 단계 윤곽선 추출 기법

영상에서 물체의 전체 윤곽선을 획득하려 할 때, 입력 영상에서 물체와 배경의 경계선이 흐릿하거나 둘의 질감 및 밝기 차이가 적으면 에지가 잘 나타나지 않고, 크기가 큰 에지가 물체 근처의 배경에 분포해 있는 상황에서는 배경의 에지가 물체의 윤곽선에 포함되어 버리는 등 여러 가지 문제가 발생한다. 이 때문에 모델을 이용하여 물체와 비슷한 모양을 우선 확인하는 과정과 이 모양을 유지하면서 자세한 윤곽선을 얻는 과정으로 윤곽선 추출 문제를 구분한다. 즉 본 논문에서는 물체의 윤곽선 검출 문제를 다음 두 가지 단계로 나누었다.

- 근사적 영역 분할(approximate segmentation)
- 세부적 영역 분할(detailed segmentation)

근사적 영역분할에서는 모델에 기반하여 확률 모델링 방법과 각 화소에서 밝기 변화의 방향을 고려하는 에지 연산자로 근사적인 물체의 윤곽선을 얻고, 세부적 영역 분할에서는 이 근사적 모양을 유지하면서, 실제 윤곽선 상에 위치하는 점들을 추출하고 이를 물체의

모양을 따라 연결하는 SEEL 알고리즘을 이용하여 물체의 세밀한 윤곽선을 획득한다. 제안한 기법은 모델을 이용하여 물체의 근사적 모양을 먼저 찾기 때문에 배경의 에지와 물체 내부의 에지를 제거하기가 수월하고, 부분적인 물체의 에지들을 획득하고 이를 물체의 모양에 맞게 서로 연결할 수 있으므로 저화질 영상에서도 쉽게 물체 윤곽선을 획득할 수 있다.

1. 근사적 영역 분할

근사적 영역 분할에서는 모델들의 정보를 이용한다. 이 때 다음과 같은 사항들을 고려할 필요가 있다. 첫째 알고리즘의 연산량 문제이다. 데이터 베이스에 있는 총 M장의 모델들 각각을 입력 영상과 일일이 비교하여 윤곽선을 검출하려면 매우 많은 연산량을 요구한다. 둘째 단일 폐곡선을 이루는 윤곽선 검출의 어려움이다. 여러장의 모델이 동등하게 모두 이용된다면 각각의 모델로부터 검출된 윤곽선 부분들을 어떤 연결 순서로 어떤 모양을 가지도록 연결하느냐에 대한 모호함이 있다. 제안한 기법에서는 두 가지 특성도(feature map), 즉 확률도와 에지도를 이용하여 확률적으로 모델들을 활용하여 그 모호한 문제를 해결하였다. 여기서 확률도의 각 화소는 윤곽선이 될 수 있는 확률을 나타내는 것이고, 에지도는 각 화소에서의 에지 크기를 나타낸다.

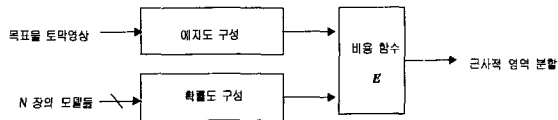


그림 3. 근사적 영역 분할 과정 구성도
Fig. 3. Block-diagram of approximate segmentation.

그림 3은 근사적 영역 분할 과정을 도시하고 있다. 에지도 구성에서는 화소 밝기 변화의 방향을 고려하는 에지 연산자(edge operator)로 입력 영상의 각 화소에서의 에지를 얻고 이를 에지도로 표현한다. 즉 에지도는 입력 영상과 동일한 크기를 가지며, 각 점은 대응되는 입력영상 화소의 에지 크기를 나타낸다. 확률도 구성에서는 N장의 모델들을 이용하여 입력 영상의 각 화소가 윤곽선이 될 확률을 산출한다. 따라서 확률도도 입력영상의 크기와 동일하며 각 점은 대응되는 입력영상 화소의 윤곽선이 될 확률을 나타낸다. 마지막으로 앞 단계들에서 얻은 에지도와 확률도를 바탕으로 윤곽선이 되기 위한 기대치가 최대가 되도록 윤곽선을 찾는 근사적 영역 분할을 수행한다. 이 결과를 근사적 윤

곽선이라 부르고, 세부적인 영역 분할을 위한 SEEL 알고리즘의 입력으로 제공한다.

각 블록에 대한 자세한 내용은 다음과 같다.

(가) 에지도 구성

에지도는 기존의 Sobel이나 Compass 등과 같은 에지 연산자^[13]를 이용하여 획득할 수 있다. 하지만 저화질 영상은 일반 CCD(charge coupled device) 영상에 비해 잡음이 크고, 에지 크기에 대한 임계값에 따라 에지의 분포 변화가 심하다. 따라서 기존의 에지 연산자를 이용하면, 임계값의 크기에 따라 잡음에 의한 에지들이 검출될 수 있고 물체의 에지들이 두껍게 나타날 수 있으므로 총 에지점의 개수가 크게 차이 난다. 이러한 단점을 극복하기 위해 에지 각도를 이용한 에지 연산자를 그림 4와 같이 구현하였다. 영상에서 나타나는 잡음은 전형적으로 에지의 크기에 많은 영향을 준다. 즉 한 화소가 주위의 화소들에 비해 밝기의 차이 값이 변화한다. 하지만 치명적으로 큰 잡음이 아니라면 밝기 값의 변화 방향 성분은 변화하지 않는다는 사실을 직관적으로 알 수 있다. 따라서 에지 각도를 고려한다면 잡음에 강인하고 신뢰성 있는 에지들을 추출해 낼 수 있다.

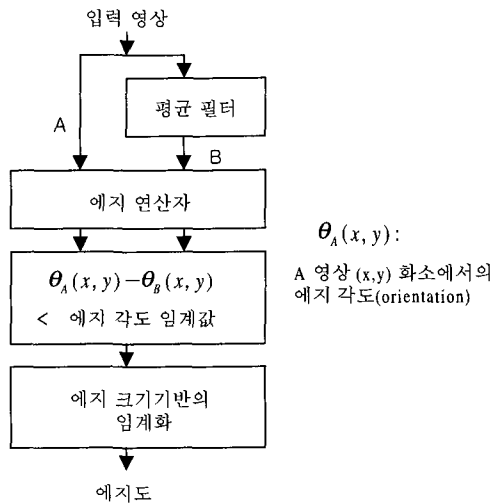


그림 4. 에지 각도를 고려한 에지 연산자의 흐름도
Fig. 4. Block-diagram of edge operator considering edge orientation.

그림 4의 에지 연산 과정을 살펴보면, 첫번째 에지 연산자 단계에서 입력영상(A)과 이 영상에 대해 평균

필터링(mean filtering)한 영상(B) 각각에 대해 Sobel과 같은 기존의 에지 연산자를 수행하여 각 화소에서의 에지 크기와 각도를 얻는다. 두 번째 각도기반 임계화 단계는 A의 에지 영상과 B의 에지 영상의 임의 화소 위치 (x,y)에서 두 영상의 에지 각도 차이가 임계치보다 작은 화소만을 선택하고 마지막으로 이 화소들에 대해서만 크기 임계화를 적용시켜 최종 에지도를 얻는다. 이와 같이 평균 필터링에 의해 1차적으로 잡음을 제거하고 에지 각도를 이용하여 임계화시켜 신뢰성 있는 에지만을 검출한다.

(나) 확률도 구성

단일 폐곡선을 갖는 물체의 윤곽선을 얻기 위한 확률적 모델링은 N 장의 모델 정보들을 기반으로 각 점이 윤곽선이 될 수 있는 확률을 설정한다. 이 방식에서는 모델과 물체 사이의 정렬 오차를 감안하고, 변수의 공간(space)을 줄여 더 정확한 확률을 산출하기 위해서 영상의 해상도(resolution)를 줄인 후 입력으로 사용한다. 구현과정에서는 가우시안 피라미드(Gaussian pyramid) 기법을 이용하여 저 해상도의 영상을 획득하고 이로부터 확률값을 계산한다. 본 논문에서 확률 값을 얻기 위해 윤곽선을 찾는 문제를 불연속 마르코프 랜덤 과정(discrete Markov random process)^[14]로 모델화하였다. 이 때 사용된 확률적 개념의 정의, 가정 그리고 성질들은 다음과 같다.

정의 1. (x_i, y_i) 상태(state)는 저해상도 영상의 (x_i, y_i) 화소와 1:1로 대응한다.

정의 2. 천이(transition)는 한 (x_i, y_i) 화소에서 이웃의 한 (x_{i+1}, y_{i+1}) 화소로 연결하는 것이다. 이 연결선들이 물체 윤곽선을 구성한다.

가정 1. 최소 시간 간격에 한번의 천이가 가능하다. 즉 불연속 시간(discrete time)의 랜덤 과정(random process)이다.

가정 2. 임의의 화소 (x_i, y_i) 는 자신과 이미 연결된 화소 (x_{j-1}, y_{j-1}) 를 제외한 주위 7개의 화소로만 천이, 즉 연결이 가능하다.

가정 3. 화소 자신으로 연결하는 경우는 필요 없으므로, 한번의 천이에서 임의의 화소가 다시 자신으로 천이할 확률은 0이다.

성질 1. 임의의 (x_i, y_i) 화소에서 이웃의 (x_{i+1}, y_{i+1}) 화소로 천이할 확률이 1인 경우는 모든

표본의 윤곽선들이 (x_i, y_i) 화소에서 (x_{i+1}, y_{i+1}) 화소로 연결하는 선을 포함하는 경우이다.

성질 2. 마르코프 랜덤 과정이므로, 임의의 (x_i, y_i) 화소로 이어진 윤곽선의 확률(즉 과거의 확률)과 (x_i, y_i) 화소로부터 다음 점을 잇는 윤곽선의 확률(즉 현재의 확률)은 서로 독립이다.

이렇게 확률 모델화 하면 임의의 가로 w 와 세로 h 크기의 목표물 토막영상을 $1/x$ 배 저해상도로 표본화했을 경우, 가로 w/x 와 세로 h/x 의 영상이 되어 총 $w \times h/x^2$ 개의 상태가 존재하며, 주어진 N 장 모델들의 윤곽선은 표본길(sample path)들로 간주하여 확률을 구해낼 수 있다. 만약 n 을 (i, j) 점에서 (b, q) 점으로 연결하는 선을 윤곽선으로 가지는 모델들의 개수라고 설정하면, 한번의 천이에서 상태 (i, j) 에서 상태 (b, q) 로 변할 확률 값은

$$P((i, j) \rightarrow (b, q)) = \frac{n}{N} \tag{1}$$

이다. 전처리 과정에서 모델들에 중에 입력 영상과의 유사성 정도를 수치적으로 미리 알 수 있다면 각 모델에 대해서 우선권(priority)을 부여할 필요가 있다. (i, j) 화소에서 (b, q) 화소로 연결하는 선을 윤곽선으로 가지는 모델들의 각 우선권 합을 t 라 하고 모든 모델의 각 우선권의 총합을 T 라 한다면, 우선권을 부여하고자 할 때 확률은

$$P((i, j) \rightarrow (b, q)) = \frac{t}{T} \tag{2}$$

이다. 이렇게 정의된 확률값을 계산하여 각 화소에 대한 확률도를 구성한다. 그림 5는 확률 모델링에 대한 예를 도시한 것이다. 참고로 이 그림에서 각 점은 저해상도로 낮춘 목표물 토막영상의 각 화소에 1:1로 대응된다. 3장의 모델이 있다고 가정하고, 이들을 겹치면 검은 점과 같이 교점들이 나타난다. 이 교점들 사이에는 모델에 따라서 최대 3가지의 길(path)이 있을 수 있다. 각 모델을 하나의 표본길로 간주하여 다음과 같이 확률을 설정한다. 만약 3 번째 모델이 가장 입력 영상에 가깝다는 정보가 있는 경우 표본길 1,2,3에 대해 우선권을 0.7, 0.8, 1.5로 설정한다. 그러면 (0,1) 화소에서 (1,2) 화소까지의 길이 윤곽선일 확률 값은 $p((0,1)R(1,2)) = 0.7/3$ 이며, (0,1) 화소에서 (1,1) 화소의 길은 $P((0,1)R(1,1)) = 2.3/3$ 의 확률 값을 가진다.

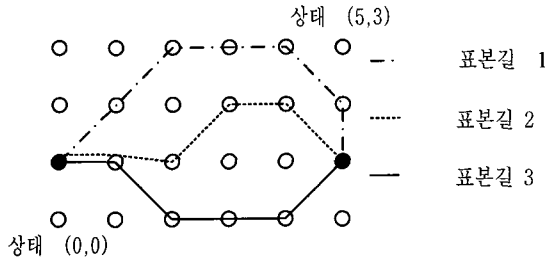


그림 5. 확률적 모델링의 예
Fig. 5. The example of probability modeling.

(다) 두 특성도를 이용한 비용 함수

앞에서 설명한 두 특성도를 이용하여 임의의 길이 윤곽선일 기대치를 계산하기 위한 비용함수를 설계한다. 이 비용함수는 그림 3에서와 같이 최종적으로 근사적 윤곽선을 검출하는 데 쓰인다. 제안한 기법에서는 $C(x,y)$ 를 (x,y) 에 위치하는 화소의 에지도 값이라고 정의하고, (x_1,y_1) 위치의 화소에서 이웃의 (x_2,y_2) 화소로 잇는 선이 윤곽선일 기대치 E 를

$$E = P(x_1, y_1)R(x_2, y_2)(C(x_2, y_2)) \quad (3)$$

로 정의한다. 여기서 $P(\cdot)$ 값은 확률도로부터 얻은 값이다. 예를 들어 그림 5와 같이 모델이 있는 경우 $(0,1)$ 에서 $(1,2)$ 이 윤곽선일 기대치는 $E((0,1) R(1,2)) = C(1,2)(P(1,0) R(1,2))$ 이고, $(0,1)$ 에서 $(1,1)$ 이 윤곽선일 기대치는 $E((0,1) R(1,1)) = C(1,2)(P(0,1) R(1,1))$ 와 같다. 이 기대치를 임의의 길(path로 표시)에 대해 적용하면

$$E(path_i) = \sum_{(p, q) \in path_i} C(p, q)P(path_i) \quad (4)$$

이다. 이 기대치 E 를 윤곽선 검출을 위한 비용 함수로 활용하면 입력 영상에서 모델과 비슷한 모양을 가지며 에지의 크기 합이 큰 윤곽선을 검출할 수 있다. 또한 확률적으로 모델들의 모양 정보를 이용하여, 배경에서 높은 에지 크기 값을 가지는 배경의 에지와 물체 내부의 에지를 쉽게 제외시키며 물체의 윤곽선이 흐릿한 부분들도 검출할 수 있는 장점이 있다. 결론적으로 근사적 영역 분할은 입력 영상으로부터 에지도를 구성하고, 모델들로부터 확률도를 계산한 후, 모델들의 교점들 사이마다 기대치 E 를 최대로 만족하는 최적 길들을 찾는다. 이 최적 길들로 폐곡선을 구성하면 근사적 윤곽선을 얻을 수 있다.

2. 세부적 영역 분할

세부적 영역 분할 과정에서는 근사적 영역 분할 과정에서 획득한 근사적인 윤곽선을 기반으로 다시 영역 분할을 수행하여 물체의 세밀한 윤곽선을 찾아낸다. 기존의 기법들은 물체의 부분적인 윤곽선은 쉽게 찾을 수 있다. 즉, 단순히 임계화만을 취하여도 물체 몇 곳의 윤곽선은 추출된다. 하지만 폐곡선을 이루는 전체 윤곽선을 추출하려면 배경의 에지를 포함해 버리거나, 부분적으로 끊어지고, 두꺼운 에지로 인해 서로 겹치는 경우가 나타난다. 따라서 세부적 영역 분할 문제를 물체의 부분적인 윤곽선들을 획득하는 과정(seed point extraction)과 이들을 앞 단에서 획득한 근사적 윤곽선의 모양에 크게 벗어나지 않으면서 실제 물체의 모양과 일치하도록 서로 이어주는 과정(edge linking)으로 분할 하였다. 이런 두 과정을 수행하기 위해, 모델을 이용하여 세부적 윤곽선을 검출하는 SEEL 알고리즘^[9]을 제안한다. SEEL은 두 단계로 이루어지는데, 첫 번째 단계에서 윤곽선이라고 판단되는 점(씨앗점:seed point)을 찾아내고, 두 번째 단계에서 이 씨앗점들을 물체의 윤곽선에 일치하도록 연결하는 과정을 수행한다.

(가) 씨앗점 추출

씨앗점은 입력 영상의 물체 윤곽선에 속한다고 판단할 수 있는 점이다. 입력 영상에서 이러한 씨앗점을 찾기 위한 기준으로서, 근사적인 윤곽선 정보와 입력 영상에서 밝기 변화의 방향을 동시에 고려하는 각도에 따른 지역적 편향(local angle deviation, LAD)을 정의한다.

일반적으로 물체의 윤곽선은 그 주위의 화소에 대한 높은 대조를 가지는 에지 점들에 의해 특성화될 수 있다. 이 정보는 공간적인 밝기 차이로 쉽게 측정이 가능하다. 그러나 이 특징은 물체 내부나 배경에서의 에지에 대해서도 높은 값으로 나타나는 단점이 있기 때문에, 윤곽선에 존재하는 에지만을 얻기 위해서는 밝기의 변화량 이외에 부가적으로 밝기 변화의 방향(orientation) 정보를 이용하여야 한다. 제안한 기법에서는 이전 단계에 의해 제공되는 근사적 윤곽선 정보를 이용하여, 물체 윤곽선을 나타내는 각 화소에서 윤곽선과 직교하는 방향을 예측할 수 있다. 이 예측한 방향을 가지는 에지만을 선택하여 위 단점을 해결한다. 방향을 고려한 밝기 변화량은 경계 부근에서 밝기의 변화가 뚜렷하지 않은 저화질 영상에서 윤곽선을 찾을 때 매우 효과적이다. 이렇게 방향과 밝기의 변화량을 고려한 LAD를 지역적인 에지를 찾기 위한 척도로 사용한다.

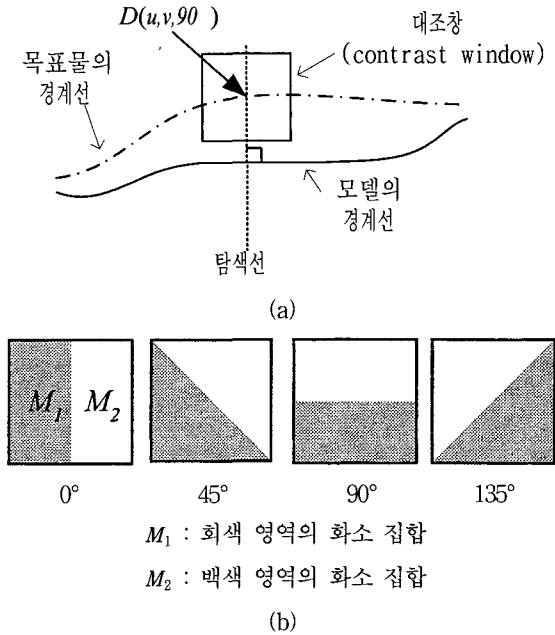


그림 6. (a) 각도에 따른 지역적 편향, (b) 대조창에서 방향을 고려한 화소들의 구분
 Fig. 6. (a) Local angle deviation, (b) contrast window considering edge orientation.

그림 6과 같이 모델의 윤곽선이 있는 경우 이 모델과 근사한 실제 물체의 윤곽선은 모델 윤곽선의 수직인 방향의 탐색선 중 하나의 점을 반드시 지나고 이 방향으로 큰 대조(contrast) 값을 가진다. 따라서 근사적 윤곽선에서 획득한 에지의 방향과 일치하는 대조창(contrast window)으로 대조 값을 측정한다. 그림 6(b)의 4가지 각도 ($\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$)로 구분된 $M_1(\theta)$ 화소들과 $M_2(\theta)$ 화소들은 식 5, 식 6과 같이 각각 평균과 표준편차를 구한다.

$$\mu_1(\theta) = \frac{1}{M_1(\theta)} \sum_{u,v} I(u, v) \quad (5)$$

$$\sigma_1^2(\theta) = \frac{1}{M_1(\theta)} \sum_{u,v} I^2(u, v) - \mu_1^2(\theta) \quad (6)$$

배경 영역과 물체 영역의 화소들은 각각의 영역 내부에 있는 이웃 화소들과 낮은 값의 편차를 가지며, 서로 다른 영역끼리는 밝기 값의 차이가 있다. 즉 표준편차가 적고 밝기 값들의 평균 차이가 높을수록 뚜렷한 윤곽선이 된다.

$$D(u, v, \theta) = \frac{|\mu_1(\theta) - \mu_2(\theta)|^a}{\{\sigma_1(\theta) \sigma_2(\theta)\}} \quad (7)$$

따라서 θ 각도 방향으로의 LAD를 식 7과 같이 정의하고, 이를 씨앗점 검출의 척도로 이용한다. 여기서 a 값은 밝기 분포의 평균과 편차들 간의 중요도(priority)를 부여하기 위해 정의되었다. 이렇게 LAD 값을 이용하여 물체에서 윤곽선 위에 있다고 판단되는 씨앗점을 검출한다. 이 때 씨앗점은 물체 칩에서 크게 분포하여야 한다. 거리가 먼 두 씨앗점을 연결할 경우 오차가 거리에 비례하여 누적되기 때문이다. 따라서 본 기법에서는 영상을 임의 크기의 블록으로 분할하고, 근사적 윤곽선이 통과하는 각 블록마다 LAD를 이용하여 하나의 씨앗점을 도출한다. 이 때 LAD 탐색선의 크기가 적을수록 모델의 모양에 의존적인 씨앗점을 검출하게 된다. 즉 LAD 탐색선의 길이에 따라 '근사적 윤곽선의 모양을 얼마만큼 유지 시킬 것인가?'를 조정할 수 있다.

(나) 에지 연결

SEEL 알고리즘의 에지 연결 기법에서는 이 전 단계에서 획득된 씨앗점들을 물체의 윤곽선을 따라 서로 연결하여, 최종적으로 물체의 세부적인 윤곽선을 검출한다. 이때 임의의 씨앗점을 어떤 다른 씨앗점과 연결할 것인지에 대한 정보는 근사적 윤곽선을 참조한다. 에지 연결에서의 각 윤곽선 C 에 대한 비용함수는 에지 크기가 크고 곡률이 적을수록 함수 값이 작게 되도록 다음과 같이 정의한다^[9].

$$F(C) = \sum_{i,j} \left\{ \frac{1}{\|\nabla I_{ij}\|^2 + \rho} + \mu \gamma \right\} ij(C) \quad (8)$$

$$\gamma_{ij}(C) = |\phi(I_{ij}) - \phi(I_{pq})|, \phi(I_{ij}) = \arctan\left(\frac{\nabla_x I_{ij}}{\nabla_y I_{ij}}\right) \quad (9)$$

여기서 I_{ij} 는 (i, j) 화소의 밝기값이며, $\|\nabla I_{ij}\|$ 는 밝기의 변화량 즉 에지 크기를 나타내며 곡률 $\gamma_{ij}(C)$ 는 윤곽선 C 의 (i, j) 화소와 연결된 이전 (p, q) 화소의 에지 방향 성분의 차이로 정의한다. ρ 와 μ 는 일반적으로 각각 0.01과 1로 둔다. μ 값은 두 점을 연결하는 선의 변화를 매끄럽게 만들기 하는 계수 값이며, ρ 는 밝기의 변화량의 크기가 매우 작을 때 분모 값이 0이 되는 것은 방지한다.

이 비용함수를 이용하여 두 점을 연결하는 알고리즘은 다음의 5단계로 이루어진다(그림 7 참조).

1단계: 이어야 할 두 점(A와 B)이 수평 방향인지 수직 방향인지를 판별한다. 두 점을 연결하는 벡터가 45° 보다 크면 수직 방향, 적으면 수평 방향이다.

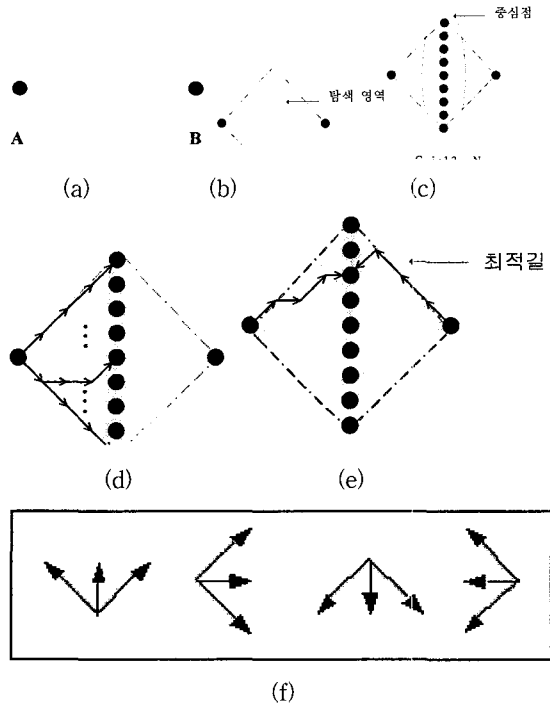


그림 7. 수정된 DP를 이용한 에지 연결 기법 (a) 1단계, (b) 2단계, (c) 3단계, (d) 4-1단계, (e) 5단계, (f) 연결 규정

Fig. 7. Edge linking using modified Dynamic Programming (a) step 1, (b) step2, (c) step3, (d) step 4-1, (e) step 5, (f) linkage rule.

2단계: 두 점을 연결하기 위한 탐색 영역을 설정한다. 급격한 변화가 없다고 가정하면, 탐색 영역은 두 점 중앙 모서리로 가지는 마름모 형태가 된다.

3단계: 마름모의 중심 축을 설정한다. 이 중심 축 상의 점들을 중심점 (C_i)이라고 부른다.

4-1단계: 한 점(A)에서 각각의 중심점으로 가는 길을 찾는다. 이를 순방향 길이라 한다. 비용함수는 앞에서 설명한 $F(C)$ 이다.

4-2단계: 다른 한 점(B)에서 중심점으로 가는 길을 찾는다. 이를 역방향 길이라 한다. 비용함수는 동일하다.

5단계: 각각의 중심점에서 순방향과 역방향의 합이 최소가 되는 길을 최적 경로로 선정한다.

위의 알고리즘 중 4단계와 5단계에서 두 점을 연결할 때 연결 규정(linkage rule)이 적용된다. 연결 규정은 임의의 점에서 연결할 수 있는 점의 후보를 제한하는 것이다. 씨앗점 검출과정에서 연결하려는 두 씨앗점들의 거리가 멀지 않도록 획득한다면 윤곽선이 갑자기

변화하지 않는다고 가정할 수 있다. 따라서 연결 규정을 그림 7과 같이 간소화하여 연산량을 줄이고 윤곽선 조각들이 서로 꼬이는 것을 방지한다.

IV. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서 제안하는 기법은 화질이 나쁜 영상에 대해서도 성능을 보임을 증명하기 위해 그림 8과 같은 적외선 영상으로 실험을 수행하였다. 그리고 전처리 과정의 하나인 목표물 토막영상 획득 과정은 차영상을 이용한 적외선 영상 추적 기법^[11]을 이용하여 자동으로 목표물 토막영상을 추출한다. 이 때 목표물 토막영상은 그림 8과 같이 전체 크기와 비교하여 물체가 70% 내외를 차지하는 사각형으로 설정한다. 그림 8은 움직이는 차량을 적외선 카메라로 촬영한 동영상 중에서 차영상을 이용하여 획득한 목표물 토막영상의 예이다. 모델 데이터 베이스는 3개 차종(티코, 세피아, 트럭) 각각에 대해 수평 회전 15° 간격으로 총 96장의 적외선 영상을 획득하고, 이들로부터 웨이브렛 변환 값과 윤곽선 정보를 획득하여 구성하였다. 이 웨이브렛 변환 값을 비교하여 모델 선정^[12] 작업을 수행한다. 2장에서 제시한 그림 2는 실제 실험에 이용된 데이터 베이스이다.

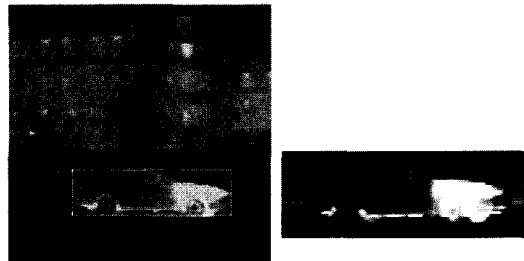


그림 8. 전체 영상과 182×66 크기의 목표물 토막영상
Fig. 8. Input image and target chip of which size is 182×66.

1. 근사적 영역 분할 실험

그림 9(a)는 107×75 크기의 입력 영상을 나타내고 있다. 이 영상에 대해 웨이브렛 계수 비교를 통해, 전체 데이터 베이스로부터 최종 선정된 3장의 모델 영상은 그림 9(b)이다. 그림 9(c)는 각도를 이용한 에지 연산자를 입력 영상에 적용시켜 획득한 에지도이다. 모델을 활용하여 각 블록(3×3으로 설정)에 대해 확률도를 획득하고, 이 두 특성도들을 이용하여 근사적 영역 분할

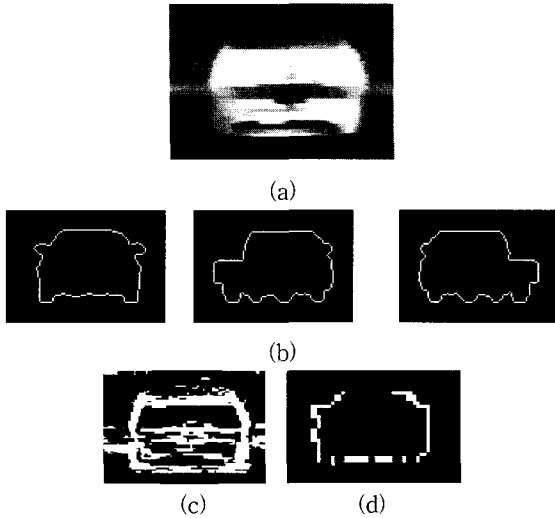


그림 9. 근사적 영역 분할 (a) 입력 영상-세피아 90°, (b) 모델 선정 과정에 의해 자동 선정된 3장의 모델들- 세피아 90°, 트럭 75°, 트럭 135°, (c) 에지도, (d) 근사적 영역 분할 결과
 Fig. 9. Approximate segmentation (a) input image - Sephia 90°, (b) 3 models selected by model selection process - Sephia 90°, Truck 75°, Truck 135°, (c) edge-map, (d) final result.

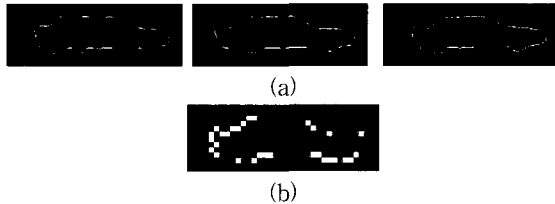


그림 10. 입력(그림 9)에 대한 근사적 영역 분할 결과 (a) 모델 선정 과정에 의해 자동 선택된 3장의 모델들, (b) 근사적 영역 분할 결과
 Fig. 10. Approximate segmentation result using Fig. 9. (a) 3 models selected by model selection process, (b) final result.

을 수행한 결과는 그림 9(d)이다. 이 그림에서 회색을 나타내는 선은 3 개의 모델이 공통적으로 겹치는 교점들을 나타낸다. 흰 선은 비용 함수 E를 이용해 기대치가 최대가 되는 길을 찾아 연결한 것이다. 자세히 살펴보면 좌측의 흰 윤곽선은 티코 90도 영상으로부터, 우측의 흰 윤곽선은 트럭 75도 영상을 기반으로 추출되었음을 알 수 있다. 이와 같이 제안한 알고리즘은 물체의 모양에 근사한 윤곽선을 검출할 수 있음을 확인하였다. 그림 8의 목표물 토막영상에 대해 근사적 영역 분할을 수행한 결과는 그림 10에 도시하였다.



그림 11. 세부적 영역 분할 (a) LAD를 이용한 씨앗점 추출, (b) 세부적 영역분할 결과
 Fig. 11. Detailed segmentation (a) seed-point extraction using LAD, (b) result.

2. 세부적 영역 분할 실험

그림 8의 입력에 대해 LAD를 이용하여 씨앗점을 추출한 결과는 그림 11이다. 이 때 블록의 크기는 가로 세로 각 3 화소로 정하고, 각 블록 내에서 LAD 값이 가장 큰 점을 씨앗점으로 추출하였다. SEEL 알고리즘을 이용한 에지 연결을 수행한 후의 최종적인 영역 분할 결과를 그림 11(b)에 도시하였다. 결과를 살펴보면 자동차의 엔진쪽은 열원이므로 밝게 나타나므로 엔진의 윤곽선 부분에 밝기 변화량이 높게 나타난다. 따라서 임계화 과정만을 통해서도 윤곽선을 얻어낼 수 있지만 승용차의 상단 또는 뒷부분과 같이 열원이 없는 곳은 밝기 값이 주변 값과 큰 변화가 없으므로 밝기의 변화량만으로 윤곽선을 얻는 것은 한계가 있다. 하지만 제안한 기법은 이러한 저화질 화질의 영상에서도 모델을 이용하여 물체의 윤곽선 획득이 가능하다는 것을 확인할 수 있다. 다른 입력 영상에 대한 최종적인 영역 분할 결과를 그림 12에서 도시하였다.

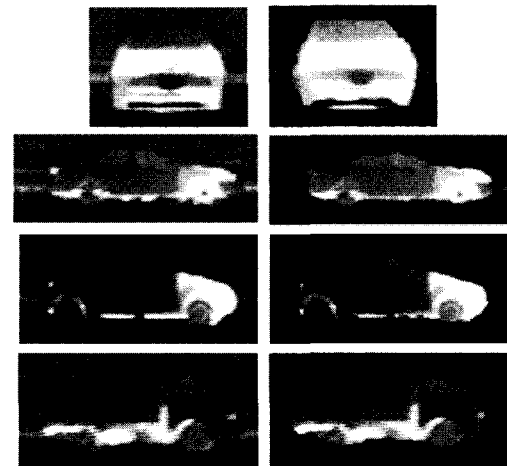


그림 12. 제안한 기법을 이용한 영역 분할 결과들 (좌) 입력 (우) 결과
 Fig. 12. Boundary extraction results using proposed method (left) input (right) result.



그림 13. 모델을 이용하지 않는 기존 기법을 이용한 영역 분할 결과들 (a) 워터셰드 알고리즘을 적용한 결과, (b) Canny 에지 검출기를 사용한 결과

Fig. 13. Boundary extraction results using previous conventional method (a) result of watershed method, (b) result of Canny edge detector.

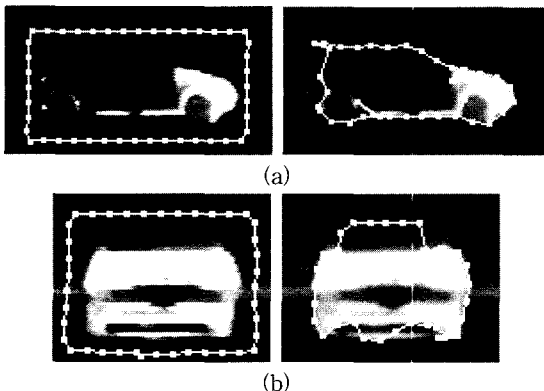


그림 14. 능동형 윤곽선 기법을 이용한 영역 분할 결과들 (좌) 초기 윤곽선, (우) 결과

Fig. 14. Boundary extraction results using active contour method (left) initial contour (right) final contour.

그림 13과 그림 14는 기존의 방법으로 에지를 찾아낸 결과이다. 그림 13은 그림 12의 세번째 입력 영상이 주어졌을 때 워터셰드 알고리즘을 이용하여 영역을 분할한 영상이며, 두 번째 영상은 같은 입력 영상에 대해서 Canny 에지 검출기^[15]를 이용하여 영역을 분할한 결과이다. 모델을 사용하지 않는 이러한 기법들로는 단순히 에지의 분포만을 획득할 뿐 폐곡선 형태의 물체 윤곽선을 검출할 수 없음을 실험결과를 통해 알 수 있다. 그림 14는 모델에 기반하는 기법 중의 하나인 능동형 윤곽선 기법^[6,7]을 이용하여 윤곽선을 획득한 결과이다. 이 그림과 같이 모델 기반 기법이 윤곽선을 찾기에 알맞지만, 이 능동형 윤곽선 기법은 지역적인 에지의 크기 또는 곡률 등에 큰 비중을 두기 때문에 물체 내부 혹은 배경에 큰 에지가 있는 경우 물체의 정확한 윤곽선을 검출하기가 어렵다.

V. 결 론

본 논문에서는 물체의 모양에 대한 개략적인 정보를 알고 있는 경우 두 단계의 영역 분할 과정을 통해 물체의 윤곽선을 획득하는 알고리즘을 제안하였다. 이 기법은 첫 번째 근사적 영역 분할 단계에서 밝기 변화의 방향을 고려하는 에지 연산자로 획득한 에지도와 모델들을 근거로 확률적 모델링에 의해 산출한 확률도를 이용하여, 모델들이 제공하는 모양과 비슷하면서 밝기의 변화량이 큰 에지를 검출하여 근사적인 윤곽선을 획득한다. 두 번째 세부적 영역 분할 과정에서는 제안한 SEEL 알고리즘을 이용하여, 근사적 윤곽선을 중심으로 씨앗점을 검출하고 이들을 물체의 윤곽선을 따르도록 적절히 연결하여 최종적으로 세밀한 물체 윤곽선을 획득한다. 실험 결과에서 살펴본 바와 같이 기존의 기법을 이용하여 적외선 영상과 같은 저화질 영상으로부터 물체의 윤곽선을 추출하는 것은 매우 어렵지만 제안한 알고리즘은 수평 15도 각도마다 획득한 모델 영상들을 이용하여 물체의 윤곽선을 찾을 수 있음을 보여주었다. 본 논문의 윤곽선 추출 기법은 모양 정보를 이용한 인식, 물체 추적, 객체 기반의 압축 또는 전송 등 여러 분야에 적용될 수 있으며, 앞으로 모델들과 입력 영상내의 물체 사이에 존재하는 크기, 자세의 차이를 보다 정확하게 정합(alignment) 시킬 수 있는 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] P.K.Sahoo, S.Soltani, and A.K.C.Wong, "A Survey of Thresholding Techniques," CVGIP, Vol. 41, pp. 233~260, 1988.
- [2] Robert M. HarallickK and Linda G. Shapiro, "Survey of Image Segmentation Techniques," Computer Vision, Graphics, and Image Processing 29, pp. 100~132, 1985.
- [3] P. Salembier and M. Pardas, "Hierarchical Morphological Segmentation for Image Sequence Coding," IEEE. Trans. Image Processing, Vol. 3, No. 5, pp. 639~651, Sep. 1994.

- [4] L. Vincent and P. Soille, "Watersheds in Digital Spaces: An Efficient Algorithm Based on Immersion Simulation," IEEE. Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 13, No. 6, pp. 583~598, June 1991.
- [5] B. Bhanu, R.D. Holben, "Model-based Segmentation of FLIR Images," IEEE Trans. Aerospace and Electronic System, Vol. 26, No. 1, pp. 2~10, 1990.
- [6] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos, "Snakes : Active Contour Model," International Journal of Computer Vision, pp. 321~331, 1988.
- [7] K.F. Lai, R.T. Chin, "Deformable Contours : Modeling and Extraction," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 17, No. 11, pp. 1084~1090, Nov. 1995.
- [8] Y. Wang, and L.H. Staib, "Boundary Finding with Prior Shape and Smoothness Methods," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No 7, pp. 738~743, July 2000.
- [9] 최해철, 김성대, "모델 정보와 SEEL 알고리즘을 이용한 적외선 영상 물체의 경계선 검출 기법," 제12회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 발표 논문집, pp. 462~467, 2000
- [10] D.M.Gavrila, V.Philomin, "Real-time object detection for "smart" vehicles," the Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, Vol. 1, pp. 87~93, 1999.
- [11] 이진성, "움직임 벡터의 신뢰도에 기반한 이동 물체 추적 기법," KAIST 석사 학위 논문, 2000
- [12] 배성준, 김성대, "웨이브렛 변환영역에서의 계층적 비교를 이용한 적외선 물체 인식기법," 신호처리합동학술대회 논문지 제11권, 1998
- [13] A. K. Jain, "Fundamentals of Digital Image Processing," Prentice Hall International Editions, pp. 347~357. 1989.
- [14] Edward P.C. Kao, "An Introduction to Stochastic Processes," Duxbury Press, pp. 160~237. 1997.
- [15] J. F. Canny, "A Computational Approach to Edge-detection," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 8, No. 6, pp. 679~698, 1986.
- [16] D. Geiger, A. Gupta, L. Costa, J. Vlontzos, "Dynamic Programming for Detecting, Tracking, and Matching Deformable Contours," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 17, No. 3, pp. 294~302, Mar. 1995.
- [17] A. A. Amini, S. Tehrani, and T. E. Weymouth, "Using Dynamic Programming for Minimizing Energy of Active Contours in the Presence of Hard Constraints," the Proceeding of Second International Conference on Computer Vision, pp. 95~99, 1988.

저 자 소 개



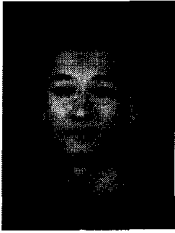
崔海哲(正會員)

1997년 2월 : 경북대학교 전자공학과(공학사). 1999년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학석사). 2001년 현재 한국과학기술원 박사과정. 관심 분야 : 컴퓨터 비전, 영상 처리, 패턴 인식



李珍晟(正會員)

1998년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학사). 2000년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학석사). 2001년 현재 한국과학기술원 박사과정. 관심분야 : 영상 처리, 움직임 정보를 이용한 추적 기법.



曹周鉉(正會員)

1999년 8월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학사). 2001년 현재 한국과학기술원 석사과정. 관심 분야 : 영상 처리, 컴퓨터 비전.



申鎬澈(正會員)

2000년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학사). 2001년 현재 한국과학기술원 석사과정. 관심 분야 : 패턴 인식, 컴퓨터 비전.

金聖大(正會員) 第38卷 TC編 第1號 參照