

論文97-34C-4-5

일반화 대칭변환을 변형한 관심 연산자에 의한 사전 정보없는 다중 물체 분할

(Context-free Multiple-object Segmentation Using Attention Operator Based on Modified Generalized Symmetry Transform)

具倬謨*, 全俊亨**, 崔興文**

(Tak-Mo Koo, Joon-Hyung Jeon, and Heung-Moon Choi)

요 약

본 논문에서는 RBF 망(radial basis function network)을 변형하여 일반화 대칭변환에 의한 관심 연산자(attention operator)를 변형 구현하고, 이를 이용하여 사전 형태정보 없이 다중 물체를 효과적으로 분할할 수 있는 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘에서는 기존의 일반화 대칭변환에 명도변화 대신 명도변화 차를 사용하여 관심 연산자를 구현함으로써 물체의 에지 형태 정보를 보존하여 물체들에 대한 사전정보 없이도 효과적인 다중 물체 분할이 가능하도록 하였다. 관심 연산자는 신경망중 대칭성을 잘 반영하는 RBF 망을 변형하여 구현하였고, 에지 피라미드 구조를 이용하여 각 물체들의 국부적 및 전역적 대칭성을 동시에 반영시킴으로써 단일 신경망의 단일 대칭 마스크로도 크기가 다른 다중 물체의 분할이 가능하도록 하였다. 인접한 8방향의 에지 화소만 탐색하도록 제약적 그래프 운행 알고리즘을 사용하여 $O(n)$ 의 계산량만으로도 $n \times m$ 크기의 물체영역을 효과적으로 분할 가능하게 하였다. 실험한 결과 제안된 알고리즘이 여러 물체가 혼재하는 카메라 영상뿐만 아니라 대비가 낮은 IR 영상에 대해서도 다중 물체를 효과적으로 분할함을 확인하였다.

Abstract

An efficient context-free multiple-object segmentation using attention operator based on modified generalized symmetry transform is proposed and implemented by modifying a radial basis function network. By using the difference of intensity gradient, instead of the intensity gradient itself, in generalized symmetry transform so as to make the attention operator to preserve the edges of the objects shape, an efficient context free multiple-object segmentation is proposed in which no a priori shape information on the objects is required. The attention operator is implemented by using a modified radial basis function network which can reflect symmetry, and by using the edge pyramid of the input image, both of the local and the global symmetry of the objects are reflected simultaneously to make the multiple-object with different sizes be segmented with a single fixed-size symmetry mask of a single neural network. And by applying the constrained graph traversal only to the close 8-direction edge pixels, an efficient object-region segmentation of size $n \times m$ can be done with $O(n)$ complexity. The simulation results show that the proposed algorithm can efficiently be used in context-free multiple-object segmentation even for the low contrast IR images as well as for the images from the camera.

* 正會員, 慶東專門大學 電子計算科
(Department of Computer Science, Kyungdong
Colledge)

(Department of Electronics, Kyungpook National
Univ.)

接受日字 1997年3月8日, 수정완료일: 1997年3月31日

** 正會員, 慶北大學校 電子電氣 工學部

I. 서론

최근 군사, 의료 및 공업 각 분야의 자동화 요구에 따라 복잡한 배경하에서 여러 물체가 혼재하는 경우의 물체 인식 시스템에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. 이와같은 물체 인식 시스템에서는 복잡한 배경으로부터 인식 대상이 되는 여러 물체들의 위치나 형태정보들을 분리 추출할 수 있는 물체분할에 관한 연구가 선행되어야 한다.

Papamarkos 등¹¹⁾은 여러 물체가 혼재하는 영상에서 다중 문턱치를 이용해 각 물체를 분할하였다. 이 방법에서는 문턱치를 찾기위한 계산량이 많고 명도차가 적거나 복잡한 배경이 있는 영상에 대해서는 최적의 문턱치 결정이 까다롭다. Puikin 등¹²⁾은 이진 영상에 대해 일반화 Hough 변환을 사용하여 불규칙한 물체를 분할하였으나 직선 성분이 많은 배경이 있을 때에는 계산시간이 증대된다. Javid이 등¹³⁾은 각 물체의 특징에 기반한 모델을 만든 후 백색 잡음과 같은 단순 잡음이 있는 영상에서 최적 필터를 사용하여 물체를 분할하였다. 그러나 모델구성을 위한 특징 추출을 해야하며 복잡한 배경이 있는 영상에서 물체 분할을 위한 최적의 필터 설계가 요구된다. Salembier 등¹⁴⁾은 크기가 다른 여러개의 마스크로 구성된 모폴로지(morphology)와 watershed 알고리즘을 이용한 물체분할 알고리즘을 제안하였다. 그러나 이 방법에서는 watershed 알고리즘을 이용하므로 영역 분할을 위한 문턱치 설정이 어려울 뿐 아니라 다중 물체의 경우 크기가 다른 여러개의 마스크로 모폴로지연산을 행한 후 각 결과 영상에 대해 watershed 알고리즘을 적용하므로 수행 시간이 많이 소요된다.

전술한 방법들에서는 물체분할시 명도차를 이용하므로 적외선 영상과 같이 물체와 배경간 명도차가 적을 경우에는 물체분할이 어렵다. 이와같이 물체와 배경간 명도차가 적은 경우의 물체분할에서는 물체의 대칭성을 명도값과 함께 이용하는 대칭변환이 효과적일 수 있다. 그러나 기존의 대칭 변환들은 물체의 대칭성 판단에 물체의 크기나 형태 등과 같은 사전 정보를 요구하므로 이를 물체 분할이나 관심영역(region of interest) 추출과 같은 응용분야에 적용하기는 어렵다. 따라서 기존의 대칭변환은 대부분 물체형태 표현이나 간략화 등과 같이 제한된 분야에서 응용되어 왔다¹⁵⁻⁷⁾.

Reisfeld 등¹⁸⁾은 관심 연산자(attention operator)

로서 사전 정보 없이도 관심영역 추출이 가능하도록 기존의 대칭변환을 일반화 시킨 일반화 대칭변환(generalized symmetry transform: GST)을 제안하였다. 또한 허¹⁹⁾는 일반화 대칭변환을 다중 물체 검출에 적합하도록 변형 시킨 후 이를 신경망으로 구현하였다. 그러나 이들 방법에서는 물체에 대한 대각선의 에지 형태 정보만 대칭성에 반영되므로 이들을 다중 물체 분할에 적용할 경우 물체에 대한 크기 정보가 반영된 물체영역(object region)을 찾기 위한 별도의 과정이 필요하다. 따라서, 크기와 종류가 다양한 미지의 여러 물체들을 하나의 신경망으로 효과적으로 분할해 내기 위해서는 사전 정보 없이도 물체영역 추출이 가능해야하고 물체간의 좁은 영역을 물체로 검출하는 일이 없도록 해야하며 물체의 형태정보가 잘 보존될 수 있도록 하여 물체의 크기 정보를 물체분할에 반영시키기 위한 방안도 연구되어야한다.

본 논문에서는 RBF 망(radial basis function network)을 변형하여 일반화 대칭변환에 의한 관심 연산자를 변형 구현하고, 이를 이용하여 사전 형태정보 없이 다중 물체를 효과적으로 분할할 수 있는 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘에서는 일반화 대칭변환의 대칭 기여도(symmetry contribution) 계산에 있어서 대칭마스크의 중심에 대해 대칭인 위치에 있는 화소쌍들의 명도변화(intensity gradient) 대신 명도변화 차를 사용하여 관심 연산자를 구현함으로써 물체의 수평, 수직, 대각선 성분의 에지 형태 정보를 보존하여 물체들에 대한 사전정보 없이도 효과적으로 다중 물체들을 분할 가능하도록 하였고, 일반화 대칭변환과는 달리 대칭 마스크 크기보다 가까이 있는 물체간의 좁은 영역은 물체로 검출되는 일이 없도록 하였다. RBF망을 변형하여 제안한 관심 연산자를 구현하고 에지 피라미드 구조를 이용하여 각 물체들의 국부적 및 전역적 대칭성을 동시에 반영시켜 단일 신경망의 단일 대칭 마스크로도 크기가 다른 여러 물체의 분할이 가능하도록 하였다. 또한 관심 연산자에서 위상 가중 함수(phase weight function)로 일반화 대칭변환의 여현 함수 대신 가우시안 함수를 사용함으로써 물체와 배경간의 명도변화 방향에는 둔감하면서 균일한 대칭성을 갖도록 하였다. 효과적인 물체의 위치정보 추출을 위하여 누적한 대칭도 맵(symmetry magnitude map)의 수평, 수직 히스토그램을 이용하였으며, 인접한 8방향의 에지 화소만 탐색하여 $O(n)$ 의 계산량으로도 $n \times m$

크기의 물체영역을 효과적으로 분할해 내는 제약적 그래프 운행(constrained graph traversal)을 제시하였다. 제안된 알고리즘의 타당성을 확인하기 위해 여러 물체가 혼재하는 카메라 영상뿐만 아니라 대비가 낮은 적외선 영상에 대해서도 실험하고 그 결과를 검토 고찰하였다.

II. 사전 형태정보 없는 다중 물체 분할

본 논문에서는 일반화 대칭변환에 의한 관심 연산자를 변형된 RBF 망(modified radial basis function network: MRBFN)을 사용하여 구현하고, 이를 이용하여 사전 형태정보 없이 다중 물체를 효과적으로 분할하였다.

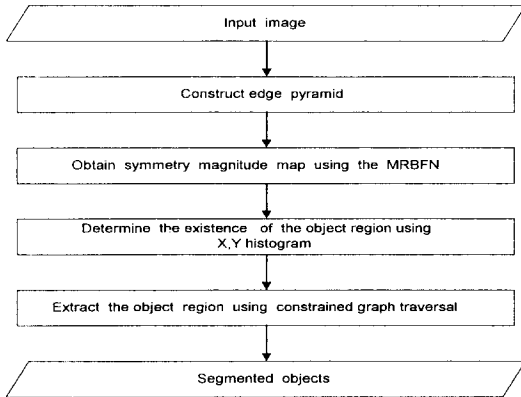


그림 1. 제안한 다중 물체 분할 알고리즘의 흐름도
Fig. 1. Flow chart for the proposed multiple-object segmentation algorithm.

제안한 알고리즘에서는 그림에서와 같이 입력영상을 에지 피라미드 구조로 변환하고 대칭인 위치에 있는 각 화소의 명도변화 차를 대칭도에 반영시켜 물체의 에지 형태 정보가 보존 되도록 일반화 대칭변환을 변형한 관심 연산자를 변형된 RBF 망을 사용하여 구현하고 이를 이용하여 에지 피라미드 각 층에 대해 얻은 대칭도를 누적시켜 대칭도 맵을 구하였다. 구해진 대칭도 맵의 수평, 수직 히스토그램을 이용하여 물체 영역의 존재 유무와 위치정보를 추출하고, 인접한 8방향의 에지 화소에 대해 제약적 그래프 운행을 적용시켜 물체영역을 추출하여 효과적으로 물체 분할하였다.

1. 일반화 대칭변환을 변형한 관심 연산자

본 논문에서는 입력 영상을 에지 피라미드 구조로

변환하고 여기에 일반화 대칭변환을 변형 구현한 관심 연산자를 적용함으로써 단일 대칭 마스크로도 다중 물체 분할이 가능하도록 하였다. 에지 피라미드는 평균 피라미드(mean-pyramid) 기법을 사용하여 하위층의 4개 화소들의 명도를 $p_k(i, j)$

$$p_k(i, j) = \frac{1}{4} \sum_{x=0}^1 \sum_{y=0}^1 p_{k+1}(2i+x, 2j+y), \quad k = 0, \dots, L-1 \quad (1)$$

로 평균하여 상위층의 1개 화소로 사상(mapping)시켰다. 식에서 L 은 피라미드 층의 개수를 의미한다. 이 식을 보면 상위층으로 갈수록 물체의 크기가 1/4씩 축소됨을 알 수 있다. 따라서 제안한 관심 연산자를 이용하여 피라미드 하위층에서는 각 물체의 국부적 대칭성이 반영되고 상위층으로 갈수록 전역적 대칭성이 반영된 대칭도 맵을 얻을 수 있다.

일반화 대칭변환에서와 마찬가지로 각 화소들의 대칭 기여도는 각 화소의 명도변화 크기(magnitude of intensity gradient)와 방향(orientation of intensity gradient)을 이용하여 구해진다. 먼저, (x_k, y_k) 를 p_k 라 정의하면 p_k 에서의 명도변화(intensity gradient)를

$$\nabla p_k = \left(\frac{\partial}{\partial x} p_k, \frac{\partial}{\partial y} p_k \right) \quad (2)$$

라고 할 때 p_k 에서의 명도변화 크기 r_k 및 명도변화 방향 θ_k 는 각각

$$r_k = \log(1 + \|\nabla p_k\|) \quad (3)$$

$$\theta_k = \arctan\left(\frac{\partial}{\partial y} p_k / \frac{\partial}{\partial x} p_k\right) \quad (4)$$

와 같이 정의된다. 대칭인 위치에 존재하는 두 화소 p_i 와 p_j 로부터 위상 가중 함수 $F(i, j)$ 와 거리 가중 함수(distance weight function) $D_\sigma(i, j)$ 는

$$F(i, j) = \exp\left(-\frac{\|(\theta_i - \theta_j) - \pi\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

$$D_\sigma(i, j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{\|p_i - p_j\|}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

와 같이 정의된다. 식에서 σ^2 는 대칭 마스크의 크기를 나타낸다. 기존의 일반화 대칭변환에서는 두 화소의 명도변화 방향이 서로 대칭인 경우에도 명도변화의 방향에 따라 위상 가중 함수가 다른 값을 출력하여 균일한

대칭성을 나타내지 못한다. 본 연구에서는 위상 가중 함수에 일반화 대칭변환의 역현함수 대신 가우시안 함수를 사용함으로써 물체와 배경간 명도변화의 방향에 둔감하면서 균일한 대칭성을 갖도록 하였다.

제안한 알고리즘에서는 두 화소간 대칭 정도를 의미하는 대칭 기여도 $C(i, j)$ 를

$$C(i, j) = D_s(i, j)P(i, j)(r_i - r_j)(r_i - r_j) \quad (7)$$

와 같이 명도변화 차 $(r_i - r_j)$ 를 이용하여 구하였다. 기존의 일반화 대칭변환에서는 대칭마스크의 중심에 대해 대칭인 위치에 있는 화소들의 명도변화 자체를 곱하여 대칭성에 반영하므로 대칭 마스크 크기보다 인접한 두 물체 사이의 영역도 하나의 물체처럼 그 대칭성이 반영된다. 그러나 제안한 관심 연산자의 경우에는 식 (7)에서 보논바와 같이 대칭인 위치에 있는 두 화소의 명도변화 차 $(r_i - r_j)$ 를 대칭성에 반영하므로 인접 물체간의 영역의 대칭 기여도가 일반화 대칭변환의 경우 보다 훨씬 적게 나타나도록 대칭도를 억제한다. 또한 일반화 대칭변환에서는 물체에 대한 대각선 성분의 에지 형태 정보만 대칭성에 반영되지만 제안한 관심 연산자에서는 명도변화 차가 2차 미분 형태이므로 물체의 수평, 수직, 대각선 성분의 에지 형태 정보가 대칭성에 모두 반영되므로 물체의 에지 형태정보가 잘 보존되어 물체에 대한 크기 정보를 획득하여 물체영역을 효과적으로 추출할 수 있도록 하였다. 따라서 대칭 기여도는 두 화소의 명도변화 방향이 대칭일수록, 두 화소의 거리가 가까울수록, 두 화소의 명도변화 차가 클수록 큰 값을 가지게 된다. 그리고 대칭 화소 집합 (set)을

$$\Gamma(p) = \left\{ (i, j) \mid \frac{p_i + p_j}{2} = p \right\} \quad (8)$$

이라 할 때, 대칭화소 집합에서 정의되는 중심 위치의 화소 p 의 대칭 정도를 의미하는 대칭도(symmetry magnitude) $M_s(p)$ 는

$$M_s(p) = \sum_{(i, j) \in \Gamma(p)} C(i, j) \quad (9)$$

와 같이 구할 수 있다.

2. 제안한 관심 연산자의 신경망 구현

본 논문에서는 신경망 중 대칭성을 잘 반영하는 RBF 망을 변형하여 그림 2와 같이 제안한 관심 연산

자를 다중 물체 분할에 적합하도록 구현하였다. 그림에서 보는 바와 같이 은닉층과 출력층 사이에 곱셈을 수행하는 파이 뉴런을 추가 하였다. 변형된 RBF 망의 은닉층의 입력 벡터 I_i 는

$$I_i = [\theta_0 - \theta_{N-1}, \theta_1 - \theta_{N-2}, \dots, \theta_i - \theta_{N-1-i}, \dots, \theta_{(N-1)/2-1} - \theta_{(N-1)/2+1}] \quad (10)$$

와 같이 정의하였다. 식에서 θ_i 와 θ_{N-1-i} 는 대칭 마스크의 중심에 대해 서로 대칭인 위치에 존재하는 화소들의 명도 변화의 방향을 의미하며, N 은 대칭 마스크 내의 화소의 개수를 의미한다. 그리고, 은닉층 뉴런의 출력 h_i 를

$$h_i = \exp\left(-\frac{\|I_i - \pi\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (11)$$

와 같이 정의하였다. 식에서 σ^2 은 대칭 마스크의 크기를 의미한다. 은닉층과 출력층사이의 파이 뉴런의 출력 π_i 는

$$\pi_i = R_i h_i \quad (12)$$

와 같이 정의하였다. 여기서 변형된 RBF 망의 입력 R_i 는

$$R_i = [(r_0 - r_{N-1})^2, (r_1 - r_{N-2})^2, \dots, (r_i - r_{N-1-i})^2, \dots, (r_{(N-1)/2-1} - r_{(N-1)/2+1})^2] \quad (13)$$

와 같이 정의하였다. 식에서 r_i 와 r_{N-1-i} 는 대칭 마스크의 중심에 대해 서로 대칭인 위치에 존재하는 화소들의 명도변화를 의미한다. 그리고, 파이 뉴런과 출력층의 연결세기 w_i 를

$$w_i = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{\|p_i - p_{(N-1)-i}\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (14)$$

와 같이 설정하였다. 식에서 σ^2 은 대칭 마스크의 크기를 의미한다. 따라서, 변형된 RBF 망의 최종 출력값은

$$Out = \sum_{i=0}^{(N-1)/2-1} \pi_i w_i \quad (15)$$

와 같다. 따라서 식(15)는 입력 영역 화소 쌍의 명도 변화 방향이 대칭일수록, 명도변화 차가 클수록, 그리고 화소들의 거리가 서로 가까울수록 큰 값을 출력하여 제안한 관심 연산자와 같은 효과를 얻을 수 있도록 하였다.

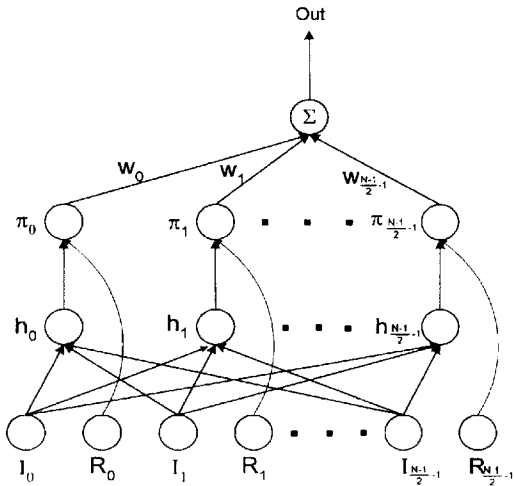


그림 2. 변형된 RBF 망의 구조
Fig. 2. Structure of the modified radial basis function network.

3. 물체 영역의 존재 유무와 위치 파악

에지 피라미드 각 층에 대해 제한한 관심 연산자를 적용하여 구한 대칭도를 누적시켜 얻은 대칭도 맵으로부터 수평, 수직의 2차원 히스토그램을 이용하여 물체 영역의 존재 유무와 위치를 판단하였다. 누적 대칭도 $M_c(x, y)$ 의 수평 히스토그램과 수직 히스토그램으로부터 그림 5(c)에서 보는 바와 같이 물체가 존재할 영역의 위치를 의미하는 첨두치와 물체영역간을 구분하는 계곡(valley)을 구하였다. 누적된 대칭도 맵의 수평 히스토그램과 수직 히스토그램의 첨두치들의 집합을 각각 P^H 와 P^V 라 할 때 물체 영역이 존재할 수 있는 후보지의 집합 C 는 첨두치의 교차점을 원소로 가지며,

$$C = \{(x, y) \mid x \in P^H, y \in P^V\} \quad (16)$$

와 같이 정의된다. P_i 의 위치 (x_i, y_i) 가

$$P_i \in C \quad (17)$$

$$Th < \sum_{x=i-\tau}^{i+\tau} \sum_{y=j-\tau}^{j+\tau} M_c(x, y) \quad (18)$$

를 만족하면 물체영역이 존재하게 된다. 식에서 Th 는 물체의 존재 유무를 결정하는 문턱치이고 τ 는 물체의 존재 유무 파악을 위한 최소 영역 크기이다. 이 때 P_i 의 위치 (x_i, y_i) 는 물체영역의 위치가 된다.

4. 제약적 그래프 운동을 이용한 물체 영역 추출 및 분할

물체영역을 효과적으로 추출하기 위해서 P_i 의 위치

(x_i, y_i) 에서 물체영역의 크기를 파악한 후 인접한 8방향 에지 화소에 대해서만 제약적 그래프 운동을 적용시켰다. 물체의 크기 파악 알고리즘은 다음과 같다.

누적된 대칭도 맵을 이차원 배열의 그래프 $G = (V, L)$ 로 정의하면, 정점 집합 V (vertex)와 간선 집합 L (link)은 각각

$$V = \{(i, j) \mid 0 \leq i \leq M-1, 0 \leq j \leq N-1\}, \quad (19)$$

$$L = \{((i, j), (i', j')) \mid (i = i' \wedge |j - j'| = 1) \vee (|i - i'| = 1 \wedge j = j')\} \quad (20)$$

와 같이 표시할 수 있다. 식 (19)에서 M, N 은 각각 영상의 가로와 세로의 크기를 의미한다. 정점 $v \in V(G)$ 에서 누적된 대칭도 $f(v)$ 는

$$f(v) = M_c(v) \quad (21)$$

와 같이 정의된다. 그래프 G 의 정점들로 구성된 전체 집합 U 에서 식 (18)을 만족하는 물체영역 집합을 U' 라 하면 U' 에서 하나의 물체 영역에 대한 부분집합 B_i 는 U' 의 임의의 원소인 a, b 가 서로 연결된 원소들로 구성된 집합으로, 연결성(connectivity)은 a connection b 로 정의할 수 있으며 이는

$$a \text{ connection } b = ((b = a) \vee ((a, b) \in L(G) \wedge f(a) > 0 \wedge f(b) > 0)) \vee \exists c ((b, c) \in L(G) \wedge f(b) > 0 \wedge f(c) > 0 \wedge (c \text{ connection } a)) \quad (22)$$

와 같이 구할 수 있다. 즉, U' 의 모든 원소에 대하여 식 (22)를 수행하여 하나의 물체 영역을 구성하는 B_i 를 구할 수 있다. 따라서 물체영역의 크기는 그래프에서 B_i 의 크기로 정의한다. 그리고 물체영역을 추출하기 위한 제약적 그래프 운동(constrained graph traversal)을 정의하기 위해서 먼저 임의의 물체영역 B_i 의 에지를 다음과 같이 정의한다. 임의의 정점 x 에 대하여 $x \in V(G)$ 이고 $x \in B_i$ 일 때 x 에 인접한 정점들의 집합을 $A(x)$ 라 하면

$$A(x) = \{y \mid (x, y) \in L(G)\} \quad (23)$$

이고, $A(x)$ 의 원소 두 개와 동시에 인접하는 원소들의 집합인 $\beta(Y)$ 는

$$\beta(Y) = \{z \mid y_1 \in Y \wedge y_2 \in Y \wedge (z, y_1) \in L(G) \wedge (z, y_2) \in L(G) \wedge f(z) = 0\} \quad (24)$$

와 같이 정의된다. 임의의 정점 x 가 에지이기 위해서는

$$d(x) < 3 \vee (d(x)=4 \wedge \beta(\Lambda(x)) \neq \emptyset) \quad (25)$$

을 만족해야 한다. 식에서 $d(x)$ 는 x 의 차수(degree)이다. 그리고 임의의 물체영역 B_i 의 원소인 x 로부터 출발하여 임의의 물체영역 B_i 의 모든 에지를 탐색하여 x 에 도달함으로써 물체영역을 추출하는 제약적 그래프 운행 $T_i(y)$ 의 알고리즘은 그림 3과 같다.

```

let  $\Psi = \emptyset, K = \emptyset;$ 
 $T_i(y)$ :
  add  $y$  to  $K$ ;
  if  $y=x$  then exit;
  if  $y \in K$  then return;
  add  $y$  to  $\Psi$ ;
  for all  $z$  in  $(z \in \Lambda(y) \wedge (d(z) < 3) \vee (d(z) = 4 \wedge \beta(\Lambda(z)) \neq \emptyset))$ 
  do
     $T_i(z)$ ;
    
```

그림 3. 제약적 그래프 운행 알고리즘
Fig. 3. Constrained graph traversal algorithm.

알고리즘에서 K 와 Ψ 는 각각 방문한 에지의 집합과 에지의 집합을 의미한다. $n \times m$ 크기의 물체영역을 추출하기 위해 일반적인 그래프 운행을 이용하면 계산량이 $O(n^2)$ 이 되지만 제약적 그래프 운행을 적용하면 인접한 8방향의 에지 화소만 탐색하므로 계산량이 $O(n)$ 으로 감소되어 효과적으로 물체영역을 추출할 수 있다. 제약적 그래프 운행 $T_i(y)$ 의 결과로서 임의의 블록 B_i 의 에지의 집합 \mathcal{P} 가 구해지며, 각 물체영역을 둘러싸는 최소 사각형은 좌상의 좌표(left,top)와 우하의 좌표(right,bottom)를 의미하는 다음과 같은 식으로 구해질 수 있다

$$\text{left} = \min\{i \mid (i, j) \in \mathcal{P}\}, \text{right} = \max\{i \mid (i, j) \in \mathcal{P}\} \quad (26)$$

$$\text{top} = \min\{j \mid (i, j) \in \mathcal{P}\}, \text{bottom} = \max\{j \mid (i, j) \in \mathcal{P}\} \quad (27)$$

따라서 식 (26)과 (27)에서 물체영역을 추출할 수 있고, 입력 영상에서 추출된 물체영역에 대해서만 기존의 에지 기반 분할 방법을 사용한 간단한 물체 분할이 가능하였다.

III. 시뮬레이션 결과 및 고찰

제안한 다중 물체 분할 방법의 타당성과 성능을 확인하기 위하여 여러 물체가 혼재하는 적외선 영상 및 카메라 영상에 대해 시뮬레이션 하였다. 이때 각 물체의 크기는 256×256 영상의 1% 이상이 되도록 하였다. 제안한 방법에서는 먼저 입력된 영상에 대해 최상위층 크기를 물체의 형체가 보존될 수 있는 최소 크기인 32×32 로 설정하여 4개의 층으로 구성되는 평균 피라미드를 형성하였다. 제안한 관심 연산자를 피라미드의 각 층에 적용하여 얻은 대칭도를 누적하여 대칭도 맵을 구한 후 인접한 8방향의 에지 화소에 대해서만 제약적 그래프 운행을 적용시켜 물체영역을 추출한 후 추출한 물체영역에 대해서만 에지 기반 분할 방법을 이용하여 물체를 분할하였다. 먼저 제안한 관심 연산자의 특성을 확인하기 위해 여러 가지 도형을 포함한 영상에 대해 시뮬레이션하였다. 입력 영상에 대해 일반화 대칭변환을 적용한 결과와 제안한 관심 연산자를 적용한 결과를 그림 4에 나타내었다. 그림에서 보면 일반화 대칭변환은 물체와 배경간의 명도변화에 따라 대칭변환의 결과가 다르게 나타나며 대각선 성분의 에지 형태정보만 나타나지만, 제안한 관심 연산자에서는 물체와 배경간의 명도변화에 무관하게 같은 결과를 나타내며 물체의 수평, 수직, 대각선 성분의 에지 형태정보가 대칭성에 반영되어 물체의 에지 형태정보가 잘 보존됨을 알 수 있다. 또한 일반화 대칭변환은 그림 4(c)에서 보는 바와 같이 근접한 물체 사이의 좁은 영역도 대칭도에 반영되어 나타나지만, 제안한 관심 연산자는 그림 4(d)에서 보는 바와 같이 물체간의 좁은 영역은 물체로 검출하지 않음을 알 수 있다.

그림 5에는 제안한 관심 연산자를 이용하여 다중 물체를 분할하는 과정을 나타내었다. 그림 5(b)와 5(c)는 각각 원영상을 피라미드 구조로 변환한 후 피라미드 각 층에 제안한 관심 연산자를 적용하여 구한 누적 대칭도 맵과 그것의 수평, 수직 히스토그램을 나타내었다. 그림 5(b)에서 보는바와 같이 입력 영상내에서 물체의 윤곽선이 폐곡선을 이루지 않는 숲과 같은 영역은 대칭성이 약하게 나타나고, 물체의 윤곽선이 폐곡선을 이루는 크기가 다른 2대의 자동차는 대칭성이 강하게 나타나서 물체영역이 존재할 가능성을 알 수 있다. 그림 5(c)에서 보는 바와 같이 수평 히스토그램에 2개의 첨두치와 1개의 계곡이 존재하게 되고, 수직 히스토

그림에서는 두 물체가 같은 선상에 나란히 있기 때문에 한 개의 침두치가 존재하게 된다. 따라서 수평, 수직 히스토그램에서 두 개의 물체 영역이 존재할 가능성을 알 수 있다. 이것이 식 (18)을 만족하면 물체영역이 존재하게 된다. 이때 수평 히스토그램의 계곡 값은 물체영역과 물체영역을 구분하는 정보로 이용하였다.

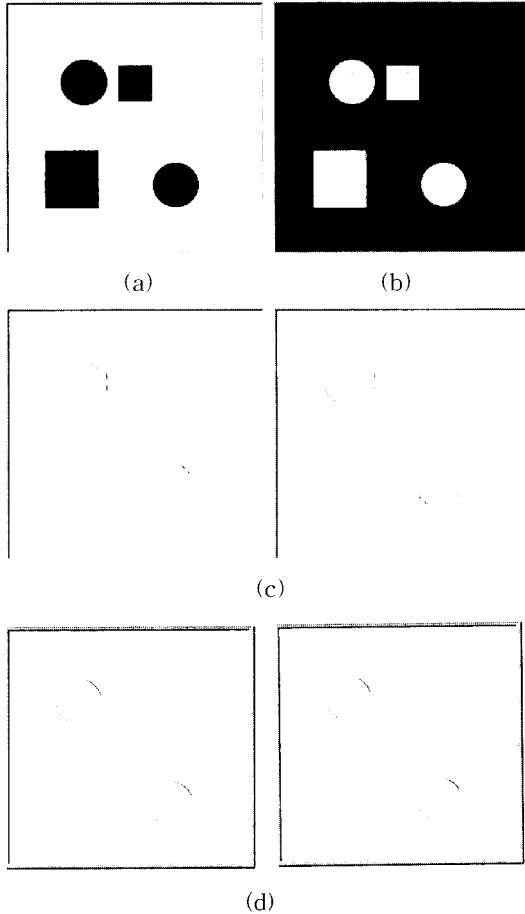


그림 4. 일반화 대칭변환과 제한한 관심 연산자의 적용 결과 비교 (a) 밝은 배경에 근접한 두 물체를 포함한 어두운 물체영상과 (b) 어두운 배경에 근접한 두 물체를 포함한 밝은 물체영상 및 (c) 일반화 대칭변환을 적용한 결과와 (d) 제한한 관심연산자를 적용한 결과. (마스크 크기 : 13×13)

Fig. 4. Comparisons of the outputs of the proposed attention operator with the result of the GST, (a) Dark objects including two closely located objects on a light background, (b) light objects including two closely-located objects on a dark background, (c) the result of the GST and (d) the result of the proposed attention operator. (mask size : 13×13)

물체영역의 위치는 누적 대칭도 맵의 수평, 수직 히스토그램의 침두치를 나타내는 지점을 2차원 좌표로 투영시킬 때 서로 교차하는 지점으로 구하여 진다. 그림 5(b)와 (d)에서 '+' 로 표시한 곳이 물체영역의 위치를 나타낸다. 그림 5(d)는 그림 5(c)에서 제약적 그래프운행을 적용하여 인접한 8방향의 방문하지 않은 에지 화소를 찾아 물체영역을 둘러싸는 최소사각형을 구하였다.

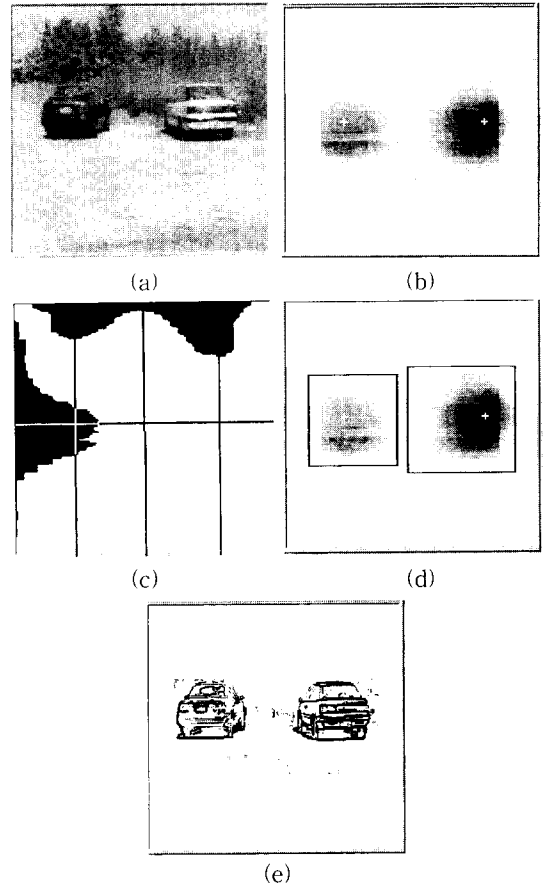


그림 5. (a) 숲을 배경으로 자동차가 있는 실영상과 (b) 누적 대칭도 맵 (c) 누적 대칭도 맵의 수평, 수직 히스토그램 (d) 추출된 물체 영역 (e) 물체 분할 (마스크 크기 : 13×13)

Fig. 5. (a) Real image of cars in front of woods, (b) the cumulative symmetry magnitude map, (c) a horizontal and a vertical histograms of the cumulative symmetry magnitude map, (d) extracted objects region and (e) segmented objects (mask size : 13×13)

그림에서 2개의 물체영역이 추출됨을 알 수 있다. 그림 5(e)는 원 영상에서 추출된 물체영역에 대하여 기존

의 소벨(sobel) 연산자를 적용하여 물체를 분할한 결과를 나타내었다. 그러나 물체분할시 물체 주위에 잡영이 약간 존재하므로 물체를 구성하는 정보의 손실없이 물체 주위에 남아있는 잡영만을 제거하는 방법이 필요하다.

그림 6에는 탱크가 있는 IR 영상에 대한 물체분할 결과를 나타내었다. 그림에서와 같이 배경과 물체와의 대비가 낮은 IR 영상의 경우 물체의 에지 형태정보뿐만 아니라 물체의 대칭성을 대칭변환에 반영시킴으로써 탱크가 포함된 영역만 물체영역으로 추출하여 잘 분할함을 알 수 있다. 이상의 실험을 통해 제안된 알고리즘이 여러 물체가 혼재하는 카메라 영상뿐만 아니라 대비가 낮은 IR 영상에 대해서도 효과적으로 다중 물체를 분할함을 확인할 수 있다.

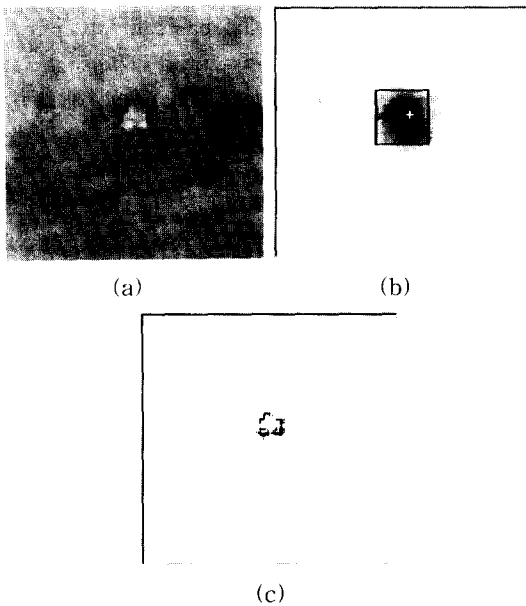


그림 6. (a) 탱크가 있는 IR 영상 (b) 추출된 물체영역 (c) 물체분할 (마스킹 크기 : 13×13)
 Fig. 6. (a) The IR image with tank, (b) extracted object region, and (c) segmented object (mask size : 13×13)

IV. 결론

본 논문에서는 RBF 망을 변형하여 일반화 대칭변환을 변형한 관심 연산자를 구현하고, 이를 이용하여 사전 형태정보 없이 다중 물체를 효과적으로 분할할 수 있는 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘에서는

일반화 대칭변환의 대칭 기여도 계산에 있어서 명도변화 대신 명도변화 차를 사용하여 관심 연산자를 구현함으로써 물체의 에지 형태 정보를 보존하여 물체들에 대한 사전정보 없이도 효과적으로 다중 물체들을 분할하였고, 근접한 물체간의 좁은 영역은 물체로 검출되는 일이 없도록 하였다. 관심 연산자는 신경망중 대칭성을 잘 반영하는 RBF 망을 변형하여 구현하였고, 최상위층을 물체의 형태가 보존될 수 있는 최소 크기로 설정한 4층 에지 피라미드 구조를 이용하여 각 물체들의 국부적 및 전역적 대칭성을 동시에 반영시킴으로써 단일 신경망의 단일 대칭 마스크로도 크기가 다른 다중 물체를 분할하였다. 관심 연산자에서 위상 가중 함수로 일반화 대칭변환의 여현 함수 대신 가우시안 함수를 사용함으로써 물체와 배경간의 명도변화 방향에는 둔감하면서 균일한 대칭성을 갖도록 하였다. 인접한 8방향의 에지 화소만 탐색하도록 제약적 그래프 운행 알고리즘을 사용하여 $O(n)$ 의 계산량만으로도 $n \times m$ 크기의 물체영역을 효과적으로 분할하였다.

실험 결과 피라미드 영상의 최상위층에서 물체의 형태가 보존될 수 있도록 256×256 영상에서 물체의 크기는 1% 이상이어야 하고, 제한한 관심 연산자는 화소의 명도변화 차를 이용하므로 물체와 배경간의 명도차가 256명도에서 5% 이상이면, 제한한 알고리즘은 여러 물체가 혼재하는 카메라 영상뿐만 아니라 대비가 낮은 IR 영상에 대해서도 효과적으로 다중 물체를 분할함을 확인하였다. 앞으로 물체분할시 물체를 구성하는 정보의 손실없이 물체 주위에 남아있는 잡영만을 제거하는 방법에 대하여는 좀더 연구되어야 하겠다.

참고 문헌

- [1] N. Papamarkos and B. Gatos, "A new approach for multilevel threshold selection," *Graphical Models and Image Processing*, vol. 56, no. 5, pp. 357-370, Sep. 1994.
- [2] S. Puikin and S. Wanchi, "A new generalized Hough transform for the detection of irregular objects," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 6, no. 3, pp. 256-264, Sep. 1995.
- [3] B. Javidi and J. Wang, "Optimum dis-

- tortion-invariant filter for detecting a noisy distorted target in nonoverlapping background noise," *Journal of Optical Society of America*, vol. 12, no. 12, pp. 2614-2604, Dec. 1995.
- [4] P. Salembier and J. Serra, "Morphological multiscale image segmentation," *SPIE* vol. 1818, *Visual Communications and Image Processing*, pp. 620-631, 1992.
- [5] H. Blum and R. N. Nagel, "Shape description using weighted symmetric axes features," *Pattern Recognition*, vol. 10, pp. 167-180, 1978.
- [6] M. J. Atallah, "On symmetry detection," *IEEE Transactions on Computers*, vol. c-34, no. 7, pp. 663-666, July 1985.
- [7] G. Marola, "On the detection of the axes of symmetry of symmetric and almost symmetric planar images," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, no. 1, pp. 104-108, Jan. 1989.
- [8] D. Reissfeld, H. Wolfson, and Y. Yeshurun, "Context-free attentional operators: The generalized symmetry transform," *International Journal of Computer Vision*, vol. 14, pp. 119-130, 1995.
- [9] 허연주, "다중 물체 검출을 위한 일반화 대칭 변환의 RBF 망에 의한 구현," 경북대학교 석사 논문, 1996
- [10] R. Durbin and D. E. Rumelhart, "Product units: a computationally powerful and biologically plausible extension to backpropagation networks," *Neural Computation*, vol. 1, pp. 133-142, 1989.
- [11] Z. Yao, M. Wu, G. Jin, G. Huang, and Y. Yan, "New optoelectronic morphological scheme for multiple-object recognition," *Optical Engineering*, vol. 33, no. 11, pp. 3727-3732, Nov. 1994.
- [12] S. R. Lay and J. N. Hwang, "Robust construction of radial basis function networks for classification," *International Conference on Neural Networks*, vol. 3, pp. 1859-1864, 1993.
- [13] J. A. Bondy and U. S. R. Murty, *Graph Theory with Applications*, North Holland, 1976.

— 저 자 소 개 —



具倬謨(正會員)

1982년 경북대학교 전자공학과 졸업.
1984년 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(석사). 1993년 동 대학원 박사과정 수료 1983년 ~ 1991년 삼성종합 기술원 선임연구원. 1992년 ~ 현재 경동 전문대학 전자계학과 조교

수. 주관심분야는 신경회로망 응용, 영상 처리등임

全俊亨(正會員) 第33卷 B編 第10號 參照

崔興文(正會員) 第33卷 B編 第10號 參照