

개선된 Active Net Model을 이용한 이미지 영역검출

남기환, 배철수, 설중보, 나상동
관동대학교 전자통신공학과, (주)KT, 조선대학교 컴퓨터공학부

Improvement of Active net model for Region Detection in an Image

Kee-Hwan Nam, Cheol-Soo Bae, Jeung-Bo Seol, Sang-Dong Ra
Dept. of Electronic Communication, Kwandong University, KT,
Dept. of Computer Engineering Chosun University,

요 약

본 논문은 영상인식 방법으로 개선된 Active Model을 이용한 방법을 제안한다. 제안된 방법은 모든 격자 블록 영역이 동일한 구조를 가지며, 기존의 Active net에서 문제가 되었던 목표물을 탐지하는 능력이 개선되었다. 실험 결과로서 제안된 방법이 수직, 수평 방향에서 목표물 포착에 효과적임을 보여주었으며, 실제 도로 영상에 적용한 결과 제안한 방법의 효율성을 입증할 수 있었다.

1. 서론

영상 인식의 과정에 있어서 목표물 탐지하고 형상을 추출하는 것은 필수적인 요소이다. 따라서 효율적인 영상 인식 방법으로 모델을 이용한 방법이 제안되고 있다. 영상인식에서 모델의 모양은 목표물의 모양에 따라 변화하기 때문에, 모델의 에너지를 최적화하여 목표 영역이 탐지하게 된다. 일반적으로 최적화 문제에 기초한 추출 방법은 잡음에 영향을 받지 않는 이점을 가진다.[1] Snake는 이러한 접근방법의 로써, 모델의 곡선과같은 제한적인 상태에서 목표물의 윤곽선 정보를이용하여, 안정되게 형태를 추출할 수 있는 방법이다[2]. 그러나 윤곽선은 목표물에서뿐만 아니라 다른 영역에서도 존재하며, Snake의 처음 좌표는 과정의 목표영역 주위에 놓여져야 한다. 게다가,Snake는 부적당한 물체의 가장자리가 목표 영역 주위에 존재할 때, 정확하게 목표물을 추출할 수 없다. 이 문제는 처음의 좌표가 어디에 놓여져야 하느냐이다. Snake의 가장자리 에너지 같은 단 하나의 윤곽에서의 정보는 실제 이미지 과정에서는 불충분하다. 이 같은 문제점을 해결하게 위해 K.Sakaue 등은 영역 추출을 위한 방법으로 Active Net 을 제안하였다[3]. Active Net 은 Snake모델의 확장된 2차원 버전이다. 이것은 오직 윤곽정보를 이용하는 Snake와는 달리, 모델안의

이미지 정보를 사용하는 능력을 가지고 있어서, 목표물을 탐지하는 데에 이점을 가지며, 형태를 추출하는데 있어서도 Snake보다 우수하다. 그림 1에 Active Net의 구조를 나타내었다.

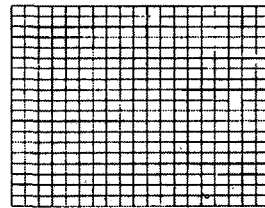


그림1. Active Net의 구조

Active Net은 격자구조(Lattice Net : LN)로써, 동일한 크기의 블록으로 모양이 같은 net 구조이다. 이 같은 구조는 영역 추출에 있어 목표물이 추출될 때, net의 4개의 모퉁이가 존재하는 문제점이 있다. 따라서 이 같은 문제점에 대한 해결책으로 net의 구조를 중심점에서 발산되는 동심원으로 구조로 바꾸는 방법(Concentric Circle Net : CCN)이 제안되었다[4][5]. CCN은 모든 격자점이 net의 중앙에 연결되어있기 때문에 LN보다 더 신속하게 집중하지만 이 또한 이미지에서 4개의 모서리 영역 물체는 추출되기 어렵다. 또한 Active Net의 또다른 형태로써 정사각형에서

CCN의 격자점을 배열한 방법이 있다(Concentric Square Net : CSN)[6][7]. 그러나 이 방법은 외부층의 블록 영역이 중심영역보다 커지면 물체를 포착하는데 오류를 범할 수 있다. 따라서 본 논문은 효과적인 이미지 영역 추출 방법으로 CSN모델에 모든 격자 블록 영역이 동일한 구조(Concentric Square Net Equal Area : CSNEA)를 가지는 모델을 제안한다.

2. 제안한 알고리즘

Active Net 은 목표물체의 영역탐지를 위해 에너지 최소화해 기초한 격자 net모델이다. 그림2에 Active Net 의 격자점 구조를 나타내었다.

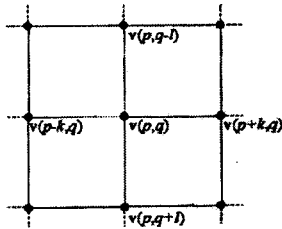


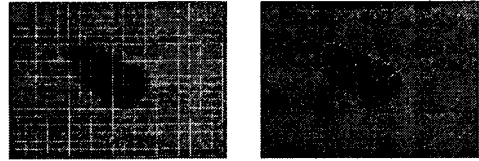
그림2. Active Net의 격자점 구조

net 모델의 구조는, 4개의 근접점 $v(p,q-1)$, $v(p-k,q)$, $v(p+k,q)$, $v(p,q+1)$ 와 연결된 격자점 $v(p,q)=(x(p,q),y(p,q))$, $0 \leq p \leq 1$, $0 \leq q \leq 1$ 이다. 여기서 x 와 y 는 각각 이미지의 수평좌표, 수직좌표를 나타낸다. 그리고 $k=1/(x$ 축의 격자점의 수), $l=1/(y$ 축의 격자점의 수)이다. 에너지 함수는 다음과 같이 3가지 유형으로 구성된다. net의 내부 압력 에너지 E_{int} 와 목표 이미지 에너지 E_{image} , 그리고 외부의 구속 에너지 E_{con} 이다. E_{int} 는 net의 모양을 완만하게 하는 에너지이고 E_{image} 는 net을 목표영역에 끌어들이는 역할을 한다. 그리고 E_{con} 은 반발력이나 압력을 일으킨다. E_{con} 은 목표에 net을 끌어들이는 힘을 가지지 않는다. 따라서 E_{int} 와 E_{image} 는 주로 물체를 탐지하는 데에 이용되며, E_{con} 중요시되지 않았다. Active Net의 응용 예는 그림 3과 4에 나타내었다. 이런 경우, 이미지 에너지는 식(1)의 grey-level로 정의된다.

$$\text{식(1) } E_{image} = wI(x,y)$$

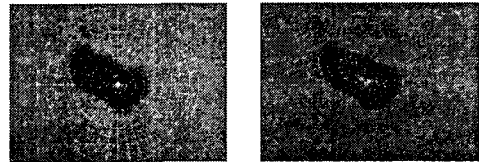
여기서, $I(x,y)$ 는 격자점 $v(=x,y)$ 에서의 grey-level 이고, w 는 계수이다. 만약 w 가 0보다 크면 Active Net은 이미지에서 어두운 영역에 끌릴 것이다. 목표 영역의 grey-level은 0이고, 다른 영역의 grey-level은 150이다. 이 이미지는 가우시안 필터에 의해 완만

해졌다. LN에서는 4개의 모서리가 남아있다.(그림3) 이것을 개선시키기 위해서, Sakaue 등은 그림4에 나타난 CCN을 이용하여 영역 탐지를 시도하였다[4]. NET을 이용하여 목표영역은 더 완만하게 탐지되었고, 반복은 LN보다 적었다.(그림 4) 이 결과는 CCN의 구조에 기인한다고 할수 있다.



(a) 초기 모양 (b) 최종 모양

그림3. LN



(a) 초기 모양 (b) 최종 모양

그림4. CCN

이전의 LN에서, 격자 사이의 끌림은 오직 수평적과 수직적으로 이루어졌기 때문에 net의 수축력이 효과적으로 작용되지 않았지만, CCN은 중심점을 가지기 때문에, net은 완만하게 수축한다. 그러나, CCN은 목표를 탐지할 때 목표물이 4개의 모서리를 가질 경우, 추출률이 현저히 저조되는 구조상 단점을 가진다.

이것을 해결하기 위해, 중심을 가진(CSN) 정사각형 NET이 이용되었다. 이것은, CSN이 재구성되어 격자점이 이미지의 4개의 모퉁이에서 배열될 것이고, 격자점의 집중 방향이 중앙으로 갈 것이라는 것을 의미한다. CSN은 CCN의 강점을 가지고, 외부 이미지의 목표를 포착하는 능력이 있다. 우리는 예를 통해, 정사각형 Net이 목표물을 포착하는 능력이 있음을 검증하였다. 제안된 Net의 검증은 도로표지가 정확하게 추출될 수 있는지에 대한 것이다[6][7]. 그러나, 이미지의 모퉁이에 있는 목표물에 대한 정사각형 Net의 탐지능력은 거의 개선되지 않았다. 이것의 원인으로, 다음의 요점이 고려되었다. 모든 격자 블록의 영역이 동일하지 않는다는 것이다. 외부 net에서 근접한 격자점 사이의 거리가 크기 때문에, net은 성기고 포착 능력이 떨어지며, 종래의 LN은, 모든 격자 블록 영역이 동일하였다. 그러나 CCN에서는 영역이 동일하지 않고, 부 블록들이 내부의것들보다 크다. 따라서, CSN

은 모든 블록 영역이 동일하지 않은 구조를 가진다.

본 논문에서 제안한 알고리즘은 net 구조가 동일 영역을 가진 동심 정사각형 net으로 정의된다. (CSNEA) 그림5 는 제안된 net(CSNEA)을 나타낸다. 제안된 net의 격자점은 내부 net으로부터 외부로 바뀌었고 외부 격자점의 수는 포착 능력을 개선시키면서 증가되었다. 이것은 외부 이미지에 위치한 목표를 탐지하기 위함이다.

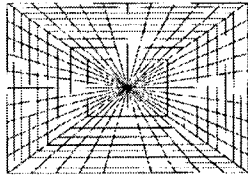


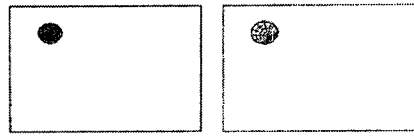
그림5. 제안한 구조(CSNEA)

3. 실험

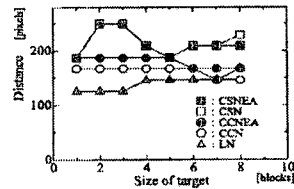
제안된 net의 타당성과 운용을 점검하기 위한 모의 실험이 수행되었다. 실험에서 사용된 목표물과 배경의 gray-level은 각각 255와 100으로 하였으며, 모양과 영역이 틀린 몇몇의 목표물이 이미지상에 준비되었고, 종래의 net(CSN)과 제안된net(CSNEA)이 실험에 적용되었다. 목표물의 위치가 사선으로, 수직으로 변하는 동안, 제안된 net과 종래의 net에 의해 포착될 수 있는 최대거리가 측정되었다. 그리고, LN, CCN와 비교하여 CCNEA 또한 적용되었다. CSN과 CSNEA의 구조는 각각 Net크기:450×600 pixel, 층수:10, 섹터의 수:40 로 설정하였다. 또한 CCN의 구조와 동일한 영역을 가진 동심원 Net (CCSEA)은 직경:450pixel, 층수:10, 섹터의 수:40 로 설정하였다. 목표물은 원이나 사각형이다. 목표 영역은 똑같은 크기의 블록을 가진 net에서 격자점 하나당 기본 영역의 1~8배이며, 하나의 격자 블록은 750pixel이다. 다음으로, 제안된 net은 실험에서 도로 이미지에 적용되었다.

3.1 대각선 방향에서의 포착 능력의 비교

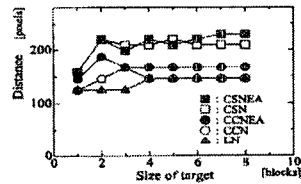
목표물은 net의 중심으로부터 왼쪽 상위의 사선에 있고, 종래 시스템과 제안된 시스템의 net에서의 포착 능력 (net의 중심에서부터의 거리) 이 측정되었다. 이번에 사용된 목표 image의 탐지 결과를 그림 6에 나타내었다. 또한 그림 7은 사선방향의 목표물 포착 능력을 비교한 결과를 나타낸다. 이 모의실험의 결과는, 종래의 net과 제안된 net (CSNEA)이 사선 방향에서 목표물체를 포착하는 능력이 거의 같음을 보여 준다.



(a) 7개의 블록의 원형 목표, (b)(a)의 탐지결과
그림6. CSNEA에 의한 사선 방향에서의 탐지 결과



(a)



(a)정사각형의 목표물 (b)원형의 목표물
그림7. 사선방향의 목표물에서 포착 능력의 비교

3.2 수직 방향에서의 포착 능력의 비교

수직 방향에서의 제안된 net의 포착 실험 또한 수행되었다. 목표 image와 탐지된 결과를 그림8에 나타내었고, 그림 9는 이미지에서 net이 목표물의 각 크기를 포착할수 있는 최대 거리를 나타낸다. 이 그래프에서, 제안된 net (크기가 같은 블록으로 된 net)의 포착 거리는 종래의 net (똑같은 크기가 없는 CSN과 CCN) 보다 더 크다. 수직 방향에서의 영향은 수평 방향에서도 효과적이라고 여겨진다. Active Net의 수직, 수평 방향의 격자점 구조가 유사하기 때문이다.

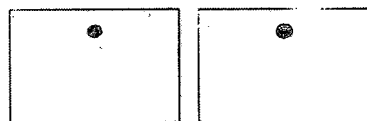


그림8. CSNEA에 의한 수직 방향에서의 탐지결과

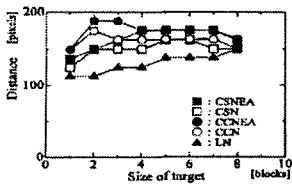


그림9. 수직 방향의 목표 포착 능력의 비교

3.3 제안된 net의 도로 영상에의 적용

그림10은 도로 장면의 입력영상을 나타내며, 그림11은 그림 10의 색 유사도 지도이다. 색 유사도 지도는 얼마나, 입력 영상에서 픽셀의 색이 목표 색처럼 잘 보이는가를 나타내는 수단이다. 지도는 gray-level 영상이고, 색 유사도 지도를 이용하여 특정 색 영역의 위치를 알 수 있다. 그림 10에서, 검정 부분은 높은 색 유사도를 나타낸다. 그림12는 CSN과 CSNEA가 각각, 도로 장면 image에 적용되었을 때의 결과이다.

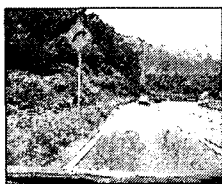


그림10. 입력 영상

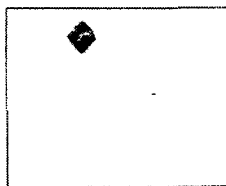
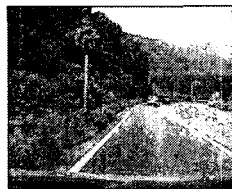


그림11. 색 유사도



(a)

(a)CSN



(b)

(b)CSNEA

그림12. 도로영상에 적용한 실험결과

4. 결론

본 논문은 영상인식 방법으로 개선된 Active Model을 이용한 방법을 제안한다. 제안된 방법은 모든 격자 블록 영역이 동일한 구조를 가지며, 모의 실험 결과로써 제안된 net이 수직,수평 방향에서 목표의 포착에 효과적임을 보여주었다. 또한 제안된 방법을 실제 도로 영상에 적용한 결과 기존의 방법들과 비교했을 때, 제안된 알고리즘의 타당성을 입증 할 수 있었다.

[참고문헌]

- [1]N.Yokoya and K. Sakaue, "Image understanding and optimization principles," J. IEICE , vol.74, no.4, pp.326-334, April 1991.
- [2]M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoul, "SNAKES, active contour models," International Journal of Computer Vision, vol.a, no. 4, pp.321-331,1988.
- [3]A. Amano, Y. Sakaguchi, M. Michihiko, and K. Ikeda, "Snakes using a sample contour model," IEICE Trans., vol.J76-D-II,no.6, pp.1168-1176,June 1993.
- [4]K. Sakaue and K. Yamamoto, "Active net model and its application to region extraction to region extraction," JITE Japan, vol.45, no.10, pp.1155-1163,1991.
- [5]N. Yabuki, Y. Matsuda , H. Kimura, Y. Fukui, and S. Miki, "Region extraction using color feature and active net model in color image," IEICE Trans. Fundamentals, vol.E82-A, no.3, pp.466-472, March 1999.
- [6]N. Yabuki, Y. Matsuda, Y.Fukui, and S. Miki, "Region detection using color similarity," Proc. IEEE International Symposium on Circuits and system, ISCAS'99, vol.IV,pp.98-101,May 1999.
- [7]N.Yabuki Y. Matsuda, Y. Fukui, and S. Mike, "Region extraction using active net in two steps," Proc. International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications ITC-CSCC'90, vol.I,pp.122-125,July 1999.