

신경회로망을 이용한 건물영상의 2-D 벡터 추출

2-D Vector Extraction of Building Image Using Neural Networks

이주원*, 정원근**, 김상철***, 이건기****, 안기원*****

Lee, Ju Won, Jung, Won Gun, Kim, Sang Chul, Lee, Gun Ki, Ahn, Ki Won

1. 서 론

최근 지리정보시스템은 토지이용계획, 교통정보, 대규모 시설을 건설시 입지선정, 환경변화예측 등과 같은 다양한 분야에 활발히 이용되고 있으며 이 시스템을 구성하기 위해 원격탐사의 개념이 도입된다. 원격탐사는 지구자원 탐사용 인공위성에 탑재된 센서의 종류와 해상력이 다양해짐에 따라 각기 다른 센서에서 관측 수집된 영상데이터를 각종 수치지도 제작, 토지이용분류, 환경감시, 자원조사 등의 많은 분야에 활용될 전망이다. 이러한 영상에서 지형에 따른 건물, 도로, 농지 등에 관한 벡터를 추출하는 작업이 필요하다. 이 작업의 정확도는 지도의 정확도와 상관관계를 갖고 있기 때문에 오차를 최소화하는 연구가 국내외에서 활발히 연구되고 있다. 이러한 연구의 한 과정으로 본 연구에서 위성영상에서 건물추출 알고리즘을 제안한다. 이 알고리즘은 모든 건물은 그림자를 지니고 있다고 가정하고 그림자를 추적한 다음 이를 중심으로 신경망을 이용하여 건물위치와 외형을 추정하도록 하였으며, 그 결과를 제시하였다.

2. 건물 추출 알고리즘

본 연구에서 제안하는 건물 추출기법은 그림 1과 같으며, 처리과정으로는 첫 번째로 인공 위성으로 촬영된 영상 농도의 분해도가 매우 높기 때문에 계절, 촬영환경 등에 따라 달라 건물을 추출시 많은 오차가 발생하는 경우도 있다. 따라서 오차를 최소화하기 위해 영상의 그레이 농도를 0에서 1사이로 정규화 하도록 하였다. 두 번째로 위성 영상에서 모든 건물은 그림자를 가지고 있다고 가정하여 신경회로망을 통하여 그림자를 추적하게 하였다.

그림자 추적을 위해 신경망의 학습데이터는 그림 2와 같이 설정하였으며, 신경망의 구조는 다층구조(3층)와 단극성 계단형 활성화 함수를 갖는다. 입력 뉴런의 수는 15개와 출력뉴런은 1개로 그림자 여부를 결정하는 출력이며 출력의 형태는 "1"과 "0"으로 출력하게 하였다.

신경망이 그림자 추적을 용이하게 하기 위해 그림자 영역을 역치로 분류하게 하였다. 그림자 영역을 분류하기 위해 영상에 존재하는 다수의 그림자 영역 픽셀을 평균하여 역치로 설정하였으며, 역치 이하의 픽셀 농도는 "1"로 생성하고 그 이상의 농도는 "0"으로 하여 그림자 부분을 분류하였다. 그리고 위성영상에 있는 사물의 외형을 추출하기 위해 식(1)과 (2)와 같이 필터를 구성하여 사물의 외형을 추출하였다.

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}, V = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

* 이주원, 경상대학교 전자공학과 박사과정 · 공학석사

** 정원근, 경상대학교 전자공학과 박사과정 · 공학석사

*** 김상철, 경상대학교 토목공학과 박사과정 · 공학석사

**** 이건기, 경상대학교 전자공학과 교수 · 공학박사

***** 안기원, 경상대학교 토목공학과 교수 · 공학박사

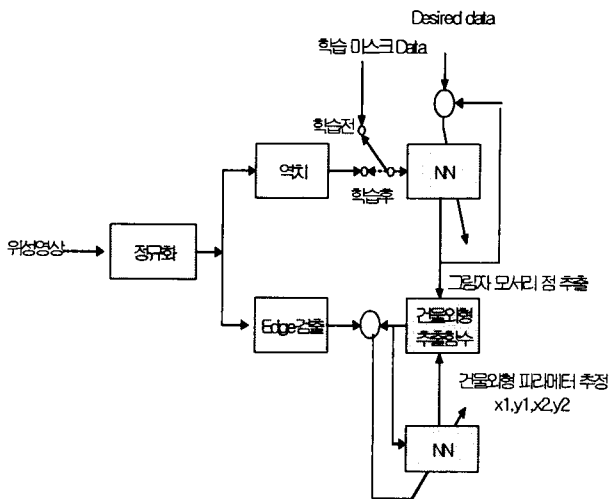


그림 1. 건물 위치추정을 위한 시스템 구조

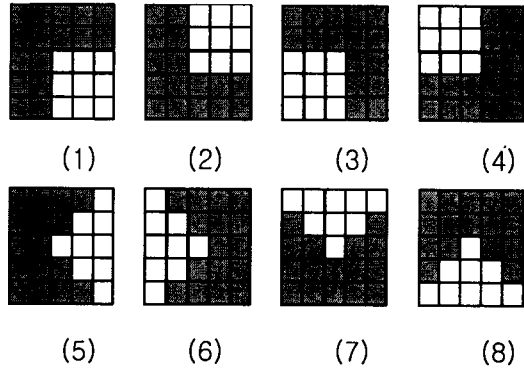


그림 2. 그림자 추적을 위한 신경망의 학습 마스크 (■ : "1", □ : "0")

$$Edge = \sqrt{filter(H, I)^2 + filter(V, I)^2} \quad (2)$$

여기서 Edge는 사물의 에지 영상이고, I는 2차원 필터의 입력인 위성영상이다. 그리고 H와 V는 필터의 계수인 마스크이다. 세 번째로 건물의 외형을 벡터화하기 위해 사각형을 작도할 수 있는 함수를 건물외형 추출함수로 설정하여 사용하였고 다음의 식(3)과 같다.

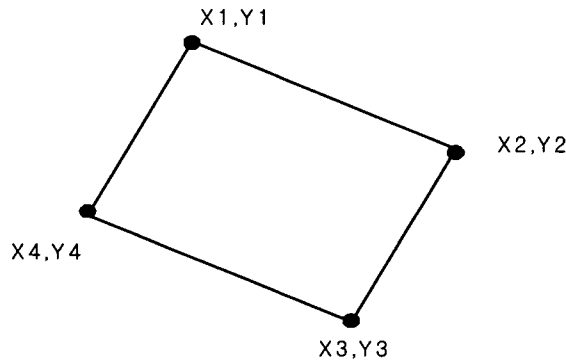


그림 3. 건물외형 추출 함수의 파라미터 좌표

$$rect = rectangular(X_1, Y_1, X_2, Y_2, \dots, X_4, Y_4) \quad (3)$$

식(3)에서 $X_1, Y_1, X_2, Y_2, X_3, Y_3, X_4, Y_4$ 는 시그모이드 활성화 함수를 갖는 다층구조 신경망과 오류역전파 학습 알고리즘(EBPA)을 통하여 추정된다. 신경망의 학습에 있어 각 파라미터 갱신은 추정된 사각형의 테두리와 건물외형인 영상에지 픽셀과의 오차가 최소가 되도록 $X_1, Y_1, \dots, X_4, Y_4$ 좌표 파라미터를 갱신하게 하였다.

3. 실험 및 결과

본 연구에서 제안한 건물추출 알고리즘을 검증하기 위해 IKONOS 위성으로부터 양산지역을 1m해상도로 촬영한

영상(그림 4)과 Mathworks사의 Matlab을 이용하여 실험하였다. 실험에서 그림자 추적을 위한 신경망의 구조는 3층구조로 입력뉴런 25개, 은닉 뉴런 10개, 출력 뉴런 1개로 설정하였다. 학습 데이터는 그림 2의 8개와 잡음이 첨가된 데이터 8개를 사용하여 학습하였다. 그리고 그림자 영역 검출을 위해 역치값은 5개의 건물 그림자 픽셀의 평균을 역치로 설정하여 분류하였다(그림 5).

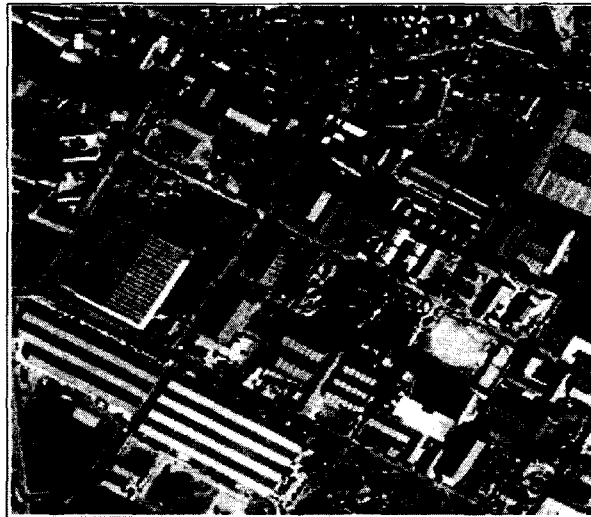


그림 4. 실험에서 사용된 영상
(IKONOS의 양산 물류센터 1m위성영상)

그리고 식(1),(2)로 부터 추출한 건물 외형에 관한 결과는 그림 6에 나타내었고, 이 영상으로부터 에지를 세션화한 결과를 그림 7에 나타내었다. 제안된 알고리즘의 최종적인 출력인 건물 벡터추출 결과를 그림 8에 나타내었다. 대체 양호한 결과가 나타났으나 그림 8에서 언덕과 산의 계곡부분의 그림자에 의한 영향으로 다수의 오차가 발생하였다.

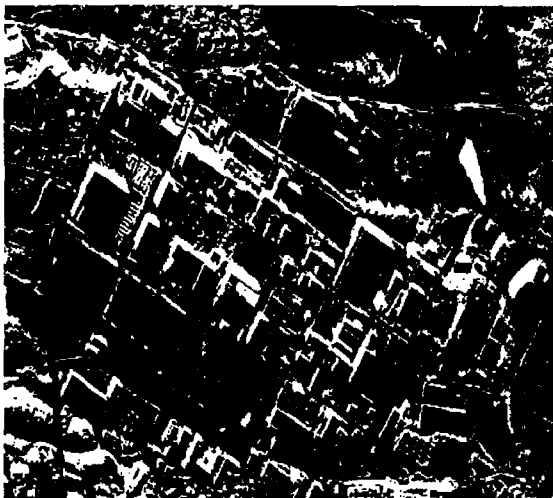


그림 5. 건물의 그림자 분류 결과

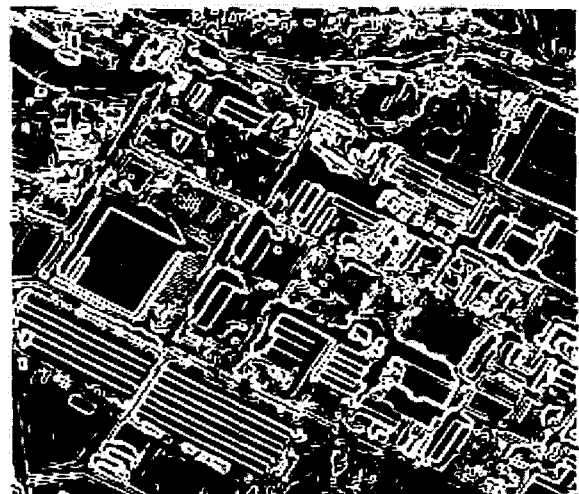


그림 6. 건물외형의 에지 강조와 추출 결과

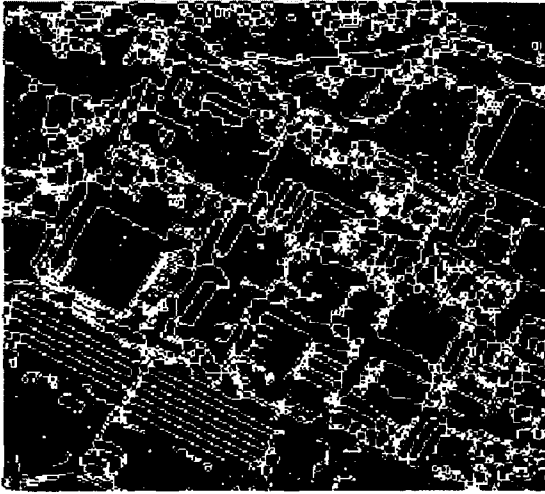


그림 7. 위성영상의 Edge 추출 결과

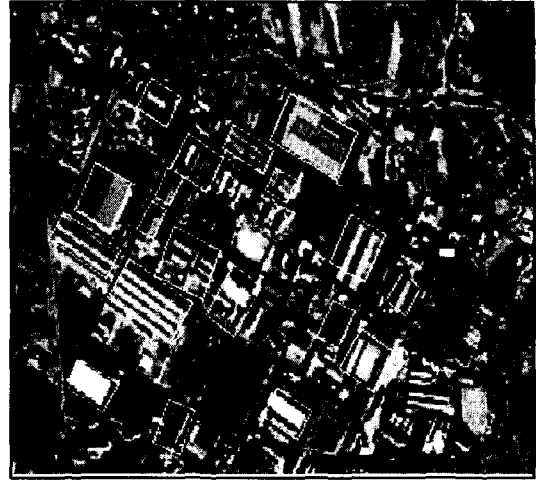


그림 8. 건물 위치 추정 결과
(--- : 오차영역)

IV. 결 론

본 연구의 결과에서 건물의 위치 추정은 대체적으로 양호한 결과를 나타내었으며, 역치값에 따라 실제적인 그림자 이외의 영역이 추출됨에 따라 오차가 발생이 높았다. 그리고 산과 계곡 또는 언덕에 의한 그림자 검출 오차로 건물추출에 부정확성이 나타났다. 따라서 향후, 정확한 그림자 위치 추정에 관한 연구가 진행되어야 할 것으로 사료된다.

참고문헌

- [1] Lin Lee, Neural Fuzzy System, Prentice Hall, 1999.
- [2] Randy Crane, Simplified approach to image processing", Prentice Hall, 2000.
- [3] Rafael C. Gonzalez, Digital Image Processing, Addison Wesley, 1993.
- [4] 정재준, 오재홍, 김용일, "지적도 전산화를 위한 벡터라이징 도구 개발" 한국 GIS학회 춘계학술대회 논문집, pp. 37-40, 2000. 3.
- [5] 김희승, 영상인식, 생능출판사. 1998.