

MRF를 이용한 레이더 영상에서 도로검출

김순백* 정래형** 김두영**

*거창전문대학 컴퓨터응용전자과, **동아대학교 전기전자컴퓨터공학부

Detection of Road Features Using MRF in Radar Images

Soon-Beak Kim*, Lae-Hyung Jeong**, Doo-Young Kim**

* Dept. of Computer Application & electronics, Keochang Provincial College.

** School of Electrical, Electronics and Computer Eng., Dong-A Univ.

E-mail: sbkim@elec.kc.ac.kr

Abstract

We propose an algorithm for almost unsupervised detection of linear structures, in particular, axes in road network and river, as seen in synthetic aperture radar (SAR) images. The first is local step and used to extract linear features from the speckle radar image, which are treated as road segment candidates. We present two local line detectors as well as a method for fusing information from these detectors. The second is global step, we identify the real roads among the segment candidates by defining a Markov random field (MRF) on a set of segments, which introduces contextual knowledge about the shape of road objects.

1. 서론

최근에 레이더 센서들(ERS1, ERS-2, JERS-1 and RADARSAT)을 이용한 지구의 토양 분석, 지형형태, 지도제작, 도로 및 강줄기의 형태 파악 같은 넓은 응용 분야에서 레이더 영상들의 자동 및 반자동적 해석을 위한 도구의 필요성이 증가되어 가고있는 추세이다. 레이더 센서로 획득한 영상은 인공위성이나 우주항공기로부터 극초단파를 지구의 목표지점에 방출하여 지구로부터 반사되어오는 전자기파의 에너지의 양으로 영상데이터가 구성되어 있고, SAR 영상들은 전자기파가 지구의 대물체로부터 반사될 때 전자기파의 간섭현상이 발생하므로 많은 스파클(speckle) 노이즈를 포함하고 있다. 이와 같은 스파클 노이즈는 증식하는 노이즈 성분이므로 영상처리를 어렵게

한다.

과거 20년이래 광 영상 및 레이더 영상과 관계한 선형 특징 검출에 관해 많은 연구가 있어왔다[3]. 이와 같은 연구에 있어서 대부분의 처리방법은 다음의 두 특징을 이용하거나 결합하여 이루어진다. 하나는 영상에서 라인들을 검출하기 위해 대상 화소와 이웃 화소들간의 백 산란 복사정도를 평가하는 지역적인 특징검출이며[4], 나머지 하나는 지역적인 특징과 선형구조에 대한 사전지식(priori knowledge)을 결합시킨 총체적인 특징검출을 들 수 있다[1][3].

본 논문에서는 스파클 노이즈를 많이 포함하고 있는 인공위성 레이더 영상에서 도로망 및 강줄기와 같은 선형 성분 검출을 위한 연구를 하였다. 지역적인 특징 검출은 이웃 화소 영역의 밀도 비율 혹은 통계적인 특성들을 고려하여 에지 혹은 라인을 1차적으로 검출하였다. 레이더 영상에서 도로망 검출은 지역적 특징검출에서 얻어진 에지 정보중 도로의 정보를 검출하는 것이다. 하지만 1차 에지 정보는 컴퓨터가 도로로 판단하기에는 불가능하다. 왜냐하면 스파클 노이즈의 영향으로 고립된 싱글화소가 많이 분포되어 있고, 도로망을 따라가면서 두터운 화소 군집을 이루고 있기 때문에 전처리 작업이 필요하다. 고립된 싱글화소 제거와 hough 변환을 이용하여 선형성분을 검출하고 이것을 세그먼트 후보로 사용하여 그래프의 노드(node)와 호(arc)로 데이터베이스화하였다. 도로에 대한 사전지식을 이용하여 끊어진 세그먼트 후보를 연결할 수 있도록 그래프의 노드에 대한 MRF를 정의하고, 조건부확률분포와 상황정보(contextual knowledge)를 이용하

여 연결 가능한 세그먼트를 찾아 도로를 검출하였다.

인공위성 레이더 센서로 획득한 영상은 여러 형태로 데이터가 저장되므로 처리 알고리즘을 모든 레이더 영상데이터에 일률적으로 적용하는데는 어려움이 있다. 지역적인 특징을 검출할 때 검출 마스크에 포함되어진 데이터 분석에 대한 연구가 진행되어야 한다.

II. 지역적인 특징 검출

그림 1.은 레이더 영상에서 도로에 해당되는 선형 정보를 검출하는 블록도를 나타낸다.

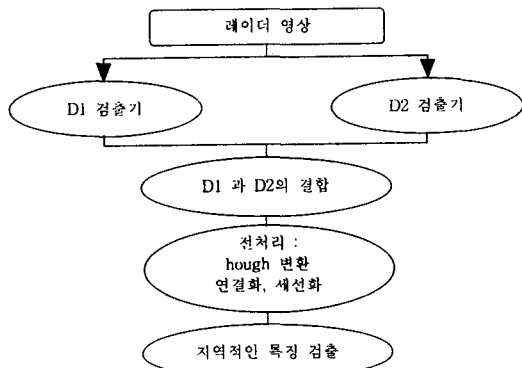


그림 1. 선형 정보 검출의 블록도

1. 라인 검출기 D1

비례 에지 검출에 기초한 D1은 레이더 영상의 특징 검출을 하기 위해 많이 사용되는 알고리즘이다. 라스트 스캔하면서 대상화소에 그림 2의 3개의 영역마스크를 8 방향으로 적용하여 3개의 영역의 화소 평균값을 비교하여 차가 큰 값일 경우 그때의 대상화소를 에지 성분으로 검출한다.

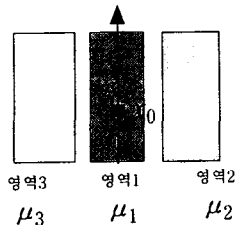


그림 2. 검출기로 사용되어질 수직 라인 모델

μ_i 는 i 영역의 평균이고, 영역 i 와 j 사이의 에지검출기의 응답을 γ_{ij} 로 나타내면

$$\gamma_{ij} = 1 - \min\left(\frac{\mu_i}{\mu_j}, \frac{\mu_j}{\mu_i}\right) \quad (1)$$

그리고 D1 검출기의 응답은

$$\gamma = \min(\gamma_{12}, \gamma_{13}) \quad (2)$$

D1 검출기로 레이더 영상의 특정 화소가 도로에 포함되는지 그렇지 않은지를 판단할 수 있으며, 특정 화소로부터 얻어낸 응답 γ 가 임계치 γ_{min} 보다 충분히 클 경우, 그 화소는 도로에 포함되어지는 요소라고 판단할 수 있다.

2. 라인 검출기 D2

대상화소에 그림 2.의 3개의 영역마스크를 8 방향으로 적용하여 3개 영역의 분산값을 비교하여 차가 큰 값일 경우 대상 화소를 에지 성분으로 검출한다.

$$\rho_{ij}^2 = \frac{\sigma_X^2}{\sigma_A^2} \quad (3)$$

$$\sigma_X^2 = \frac{n_i n_j}{n^2} (\mu_i - \mu_j)^2$$

$$\sigma_A^2 = \frac{1}{n^2} [n_i n_j (\mu_i - \mu_j)^2 + n(n_i \sigma_i^2 + n_j \sigma_j^2)]$$

라인 검출기 D2의 응답은 식(5)로 정의되며,

$$\rho = \min(\rho_{12}, \rho_{23}) \quad (4)$$

라인검출기 D2의 응답 ρ 가 임계치 ρ_{min} 보다 월등히 클 때, 대상화소는 도로에 포함되는 라인 성분으로 검출되어 진다.

3. D1과 D2의 결합

실제 레이더 영상에서 라인 검출기 응답 D1은 도로 및 강줄기와 같은 선형성분에 민감성이 떨어지므로 라인 검출기 응답 D2와 결합되어 진다. 그러므로 기준 화소로부터 각 방향으로부터 얻은 응답 D1과 D2의 정보를 결합하여 그 중에서 하나를 선택한다. 결합된 대칭적인 합 $\alpha(\gamma, \rho)$ 은 다음과 같다.

$$\alpha(\gamma, \rho) = \frac{\gamma\rho}{1 - \gamma - \rho + 2\gamma\rho} \quad x, y \in [0,1] \quad (5)$$

III. 총체적인 특징 검출

지역적인 특징검출에서 빈약한 도로의 세그먼트정보를 그룹화하기 위해 마르코프 랜덤필드 (markov random field) 방법을 도입한다. 도로에 대한 상황정보는 충분히 정의 가능하며, 검출되어진 세그먼트를 그래프의 tree 구조로 표현하였고, MRF 알고리즘을 적용하여 최상의 그래프

라벨로 모델링 하였다.

1. 그래프 정의

앞장에서 검출되어진 세그먼트 후보의 집합을 Sd로 정의한다. 이와 같은 세그먼트는 실제 도로에 포함되는 세그먼트가 될 수 있고, 아니면 도로에 포함되지 않은 세그먼트가 될 수도 있으며, 도로의 많은 부분은 여전히 검출되지 않고 남아 있는 상태이다. 본 논문에서 구현한 알고리즘은 검출된 세그먼트 중에서 실제 도로에 포함되는 세그먼트들을 연결하였고, 도로가 아닌 것은 제거하였다. 검출된 세그먼트 Sd에 연결 가능한 세그먼트들을 Sd'로 정의하고 그 합을 S라 한다. 연결 가능한 세그먼트가 되기 위한 조건은 다음과 같다.

- 두 세그먼트는 충분히 가까이 있어야 한다.
- 두 세그먼트의 곡률의 편차가 적어야 한다.
- 두 세그먼트의 endpoint는 연결 가능하다.

이와 같은 세그먼트의 정의를 그래프로 표현하면 그림 3.과 같다. 그래프 G의 라벨을 L로 나타내면, $L_i=1$ 이면 i 세그먼트는 도로망에 포함되어지고, $L_i=0$ 경우는 i 세그먼트는 도로에 포함되지 않는다. 도로 검출 결과는 실제로 관찰되는 검사장(field) D값이 주어지고 라벨 L에 대한 사후분포확률이 최대(Maximum A Probability)가 되는 실현의 라벨로써 정의된다.

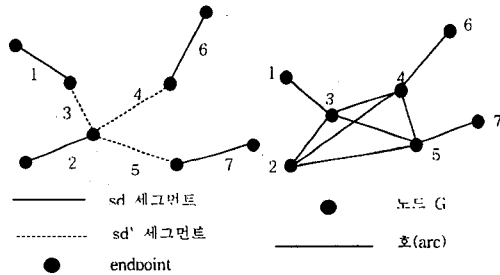


그림 3. 세그먼트 표현과 그래프 표현

사후분포확률을 Bayesian framework를 사용하여 표현하면 다음과 같다.

$$p(L / D) = \frac{p(D / L) p(L)}{p(D)} \quad (6)$$

Bayesian rule에 의해 사후분포확률 P(L/D)은 사전확률 P(L)과 조건부확률 P(D/L)분포로써 평가하였다. 조건부확률분포 P(D/L)은 레이더 영상으로부터 얻을 수 있고, 사전확률 P(L)은 일반적인 도로에 대한 사전지식인 markovian model로부터

얻을 수 있다. 사후 분포확률은 등가 gibbs 분포의 에너지 함수를 최소화하여 구현하였다.

2. 조건부확률분포 P(D/L)

L_i 에 의존한 D_i 의 조건부확률분포는 다음과 같다.

$$p(D/L) = \prod_{i=1}^N p(D_i/L) = \prod_{i=1}^N p(D_i/L_i) \propto \exp \left[- \sum_{i=1}^N V(d_i/l_i) \right] \quad (7)$$

여기서 $V(d_i/l_i)$ 는 세그먼트 i의 퍼텐셜 함수이며 조건부확률분포의 값과 반비례 관계에 있다. 레이더 영상에서 도로 영역과 도로가 아닌 영역을 수동적으로 세그먼트하여 실험적인 학습과정을 통한 결과로부터 얻을 수 있다. 도로 영역과 도로가 아닌 영역의 라인 검출기의 응답에 대한 도수 분포와 선형 퍼텐셜을 그리면 각각 그림 4. 그림 5.과 같다.

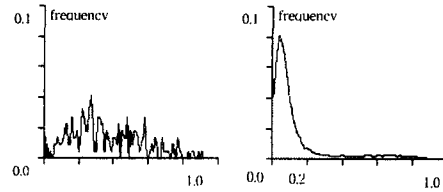


그림 4. 도로의 영역(왼쪽) 및 비 도로 영역(오른쪽) 라인 검출기의 응답 분포

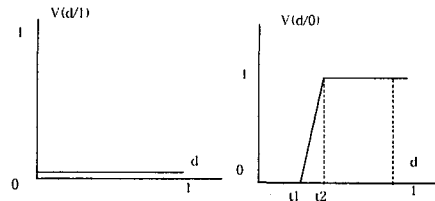


그림 5. 도로의 영역(왼쪽)과 비 도로의 영역(영역)의 퍼텐셜 함수 응답

그림 5.의 선형 퍼텐셜 함수를 식으로 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} V(D_i = d_i / L_i = 0) &= 0, & \text{if } d_i < t_1 \\ V(D_i = d_i / L_i = 0) &= \frac{d_i - t_1}{t_2 - t_1}, & \text{if } t_1 < d_i < t_2 \\ V(D_i = d_i / L_i = 0) &= 1, & \text{if } d_i > t_2 \\ V(D_i = d_i / L_i = 1) &= 0, & \forall d_i \end{aligned} \quad (8)$$

3. 라벨에 대한 사전분포

도로의 검출을 지역적인 상황 지식으로부터 얻을 수 있다고 가정한다면, 라벨 L 은 MRF 와 MRF-Gibbs 필드의 증가식으로 표현되어 질 수 있다(Hammersley-Clifford theorem).

$$p(L = l) = \frac{1}{Z} \exp[-U(l)], U(l) = \sum_{c \in C} V_c(l) \quad (9)$$

여기서 Z 는 정규화 상수이고, $U(l)$ 은 에너지 함수이며, V_c 는 clique 퍼텐셜 함수이다. Clique 퍼텐셜은 다음의 도로에 대한 사전지식에 의하여 얻을 수 있다. 1) 도로는 일반적으로 길다. 2) 도로들은 작은 곡률을 갖는다. 3) 도로의 교차는 드물다. 따라서 도로는 작은 곡률을 갖는 세그먼트들의 무한한 연결로 모델 되어질 수 있다.

IV. 실험결과

본 논문의 시뮬레이션에 사용된 레이더 영상은 Endeavour 우주항공기에서 Netherlands의 Flevoland 주의 전경을 촬영한 (SIR-C/X-SAR)영상이며, 강줄기 및 시내의 도로 부분이 포함된 SAR 영상이다. 인간의 시각으로 도로망을 쉽게 구별할 수 있다. 지역적인 특징 검출 결과는 그림 6.b에 나타내었다. SAR 영상의 스파클 노이즈 영향으로 많은 고립된 싱글 화소들이 분포되어 있음을 알 수 있으며, 강 변동리에 많은 화소들의 군집을 볼 수 있다. 이와 같은 군집 화소들은 도로의 세그먼트 검출에 나쁜 영향을 미친다. 그림 6.d에서는 그림 6.c의 세그먼트 후보들 중에 도로의 끊어진 세그먼트를 연결하기 위한 사전 작업으로써 검출된 세그먼트에 연결 가능한 모든 결선을 보인 것이다. 그림 6.e는 그림 6.d에서 검출된 세그먼트와 결선된 세그먼트들 중 도로망에 포함되는 세그먼트들을 MRF를 적용하여 실제 도로를 검출하였다. 그림 6.f는 검출된 도로망과 원 영상을 겹쳐놓은 결과영상이며, 강줄기의 부근과 미약한 도로의 일부가 검출되지 않았지만, 도로망의 뼈대는 검출됨을 알 수 있다.

V. 결론

MRF를 이용한 도로망 검출에 있어 끊어진 도로망을 잘 검출하기 위해서는 세그먼트 후보를 잘 선택해야 하며, 이것은 레이더 센서에 의해 얻어진 영상의 영향을 많이 받는다. 따라서 지역적인 특징을 검출할 때 검출 마스크에 포함되어진 데이터 분석에 대한 연구가 진행되어야 한다.

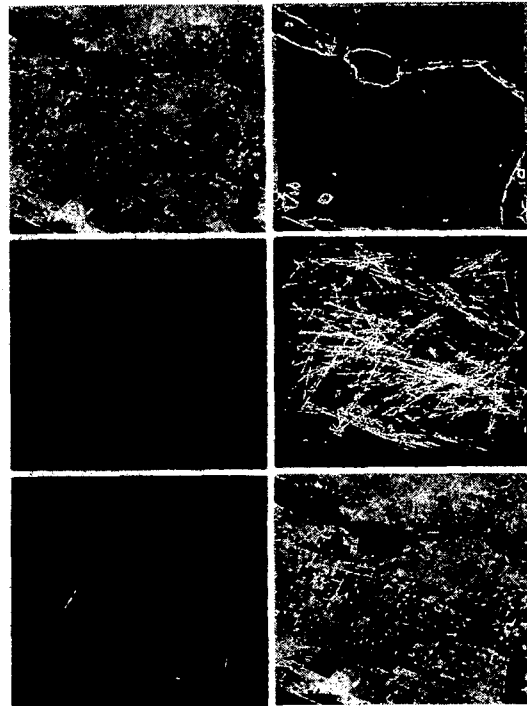


그림 6. 도로검출에 사용된 SIR-C/X-SAR 영상과 처리결과, 좌측상단부터 각각 (a), (b), (c), (d), (e), (f).

참고문헌

1. F. Tupin, H. Maitre, J. Mangin, J. Nicolas, E. Pechersky "Detection of Linear Features in SAR Images: Application to Road Network Extraction", *IEEE Trans., Geosci. Remote Sensing*, vol. 36, pp.434-452, MARCH 1998.
2. O. Hellwich, H. Mayer, and G. Winkler, "Detection of lines in synthetic aperture radar (SAR)scenes," in *Proc. Int. Archives Photogrammetry Remote Sensing(ISPRS)* vol. 31, Vienna, Austria, 1996, pp.312-320.
3. M. A. Fischler, J. M. Tenenbaum, and H. C. Wolf, "Detection of roads and linear structures in low resolution aerial imagery using a multisource knowledge integration technique." *Comput. Graph Image Processing*, vol. 15, no. 3, pp. 201-223, 1981
4. R. Touzi, A. Lopes, and P. Bousquet, "A statistical and geometrical edge detector for SAR images," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol 26, pp. 764-773, Nov. 1988