

SAR 영상에서 MRF기반 도로 검출

김순백* 이상학** 김두영**

*거창전문대학 컴퓨터응용전자과, **동아대학교 전기전자컴퓨터공학부

Detection of Road Based on MRF in SAR Images

Soon-Beak Kim*, Sang-Hak Lee**, Doo-Young Kim**

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

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

E-mail: wishee@lycos.co.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 hybrid 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.

I. 서론

최근 레이더 센서는 지구 표면 구조를 실시간에 파악할 수 있고, 저장할 수 있어 지구 표면의 구조를 파악하는데 매우 유용한 도구이며, 레이더 센서로부터 획득된 SAR(Synthetic Aperture Radar) 영상은 많은 지질학자들의 관심의 대상이 되고 있으며, 지도제작, 도로망 및 강줄기 검출, 지구의 토양 분석 등의 응용 분야에서 많이 이용하고 있다.

SAR 영상은 인공위성이나 우주항공기로부터 극초단파를 지구의 목표지점에 방출하여 지구로부터 반사되어 돌아오는 전자기파의 에너지로 구성하였으며, 시간대에 구애받지 않고 획득할 수 있어 야간에도 지구의 표면 구조를 파악할 수 있고, 구름을 투과하는 특성으로 인하여 기후 조건에 상관없이 획득할 수 있다

는 점은 중요한 의미를 갖는다. 그러나 대상 물체에 닫는 전자기파는 사방으로 산란(scatter)하고, 표면의 거칠 정도에 의존하여 영상에 기록되기 때문에 밝기 값이 일정하지 않아, 많은 스페클(speckle) 노이즈를 발생시키고, 스페클 노이즈는 증식하는 성질을 가지고 있으므로 SAR 영상의 분석을 어렵게 한다.

SAR 영상에서 도로와 같은 선형 정보 검출을 하기 위해 국소적 영역의 통계적 특성과 도로에 대한 사전 지식이 결합된 하이브리드(hybrid) 특징 검출 방법이 사용되는데[1-3], 마코프 랜덤 필드(MRF)이론이 도입되어 진다. 국소적으로 이웃한 영역의 통계적 특성을 고려하여 국소적 에지들을 검출하여, 다시 그래프 구조로 표현하였고, 도로에 대한 새로운 MRF 모델 정의로 도로에 대한 상호 작용 포인터 프로세서의 에너지 함수를 최적화하였으며, 상호 작용 포인터 프로세서의 에너지 함수는 길이가 짧은 세그먼트에 대한 벌점 함수와 세그먼트들의 상호 작용 곡률에 대한 보상 함수로 구성된다[4]. 제안 알고리즘은 SAR 영상에서 복사에너지의 변화에 대하여 약간의 민감한 응답을 보이지만, 미약한 도로의 복사 에너지를 갖는 영상에서도 많은 도로망 요소를 검출할 수 있었다.

II. 국소적 특징 검출

1. 라인 검출기 D1

비례 에지 검출에 기초한 D1은 레이더 영상의 특징 검출을 위하여 많이 사용되는 알고리즘이며, 영상을 라스트 스캔하면서 대상 화소에 그림 1.의 3개의 방향 마스크를 16 방향으로 적용하여 3개 영역의 화소 평균값 차를 비교하여 큰 값일 경우, 그때의 대상화소를 라인 성분으로 검출한다.

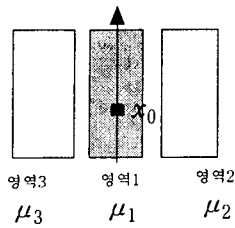


그림 1. 수직 방향 마스크

그림 1.에서 μ_i 는 i 영역의 평균이며, 영역 i 와 j 사이의 라인 검출기의 응답을 γ_{ij} 로 나타내면

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

3개의 영역을 고려한 라인 검출기 D1의 응답은 식(2)으로 정의된다.

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

라인 검출기 D1은 SAR 영상에서 특정 화소가 도로에 포함되는지, 그렇지 않은지를 판단할 수 있으며, 특정 화소로부터 얻어낸 응답 γ 가 임계치 γ_{min} 보다 충분히 클 경우, 특정 화소는 도로에 포함되어 진다.

2. 라인 검출기 D2

대상 화소에 그림 1.의 3개의 방향 마스크를 16 방향으로 적용하여 3개 영역의 분산 값과 평균을 계산하여, 에지 요소에 대한 분산과 전체의 영역의 분산의 상관 계수를 계산하여 라인 성분을 검출한다.

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

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

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

3개의 영역을 고려한 라인 검출기 D2의 응답은 식(4)로 정의된다.

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

라인 검출기 D2의 응답 ρ 가 임계치 ρ_{min} 보다 월등히 클 때, 대상 화소는 도로에 포함되는 라인 성분이다.

3. D1과 D2의 결합

실제 레이더 영상에서 라인 검출기 응답 D1은 도로 및 강줄기와 같은 선형 성분에 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 $\sigma(\gamma, \rho)$ 은 다음과 같다.

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

III. 하이브리드 특징 검출

지역적인 특징 검출에서 빈약한 도로의 세그먼트 정보를 그룹화하기 위해 MRF 이론을 도입하여 도로에 대한 사전 지식을 정의하고, 검출되어진 세그먼트를 그래프의 노드(node) 구조로 표현하여, 최상의 라벨을 부여하여 도로를 검출하였다.

1. 그래프 정의

국소적 특징 검출에서 검출되어진 세그먼트들의 집합을 S_d 로 정의한다. 이와 같은 세그먼트는 실제 도로에 포함될 수 있고, 아니면 도로에 포함되지 않은 수도 있으며, 그리고 도로의 많은 부분은 여전히 검출되지 않고 남아 있다. 본 논문에서 검출된 세그먼트 중에서 실제 도로에 포함되는 세그먼트들을 다음의 연결 조건을 고려하여 연결하였으며, 연결 세그먼트를 s_d' 로 정의하다.

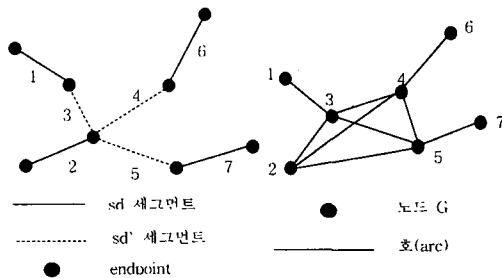


그림 2. 세그먼트 표현과 그래프 표현

연결을 위한 쌍 세그먼트의 조건은 다음과 같다.

- 두 세그먼트는 충분히 가까이 있어야 한다.
- 두 세그먼트의 곡률 편차가 적어야 한다.

그림 2.에서 왼쪽 그림의 1, 2, 6, 7번 세그먼트는 검출되어진 세그먼트이고 3, 4, 5번 세그먼트는 연결 조건을 고려하여 연결할 세그먼트이며, 오른쪽 그림은 세그먼트를 그래프로 표현한 것이다.

2. 사후 확률

그림 2의 그래프 표현에서 도로 검출은 실제로 관찰되는 검사장(field) D값이 주어지고, 노드의 라벨 L에 대한 사후 확률이 최대(MAP)가 되는 실현으로 이루어진다. 즉 에너지함수의 최소로 구현할 수 있다. Bayes이론과 Gibbs 등가에 의한 사후확률과 에너지함수는 다음과 같다.

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

$$U(l / d) = \sum_{i=1}^N V(d_i / l_i) + \sum_{c \in C} V_c(l) \quad (7)$$

3. 조건부 확률 $p(D|L)$

L_i 에 의존한 D_i 의 조건부확률은 다음과 같다.

$$p(D/L) = \prod_{i=1}^N p(D_i/L_i) = \prod_{i=1}^N p(D_i/L_i) \propto \exp \left[- \sum_{i=1}^N V(d_i/l_i) \right] \quad (8)$$

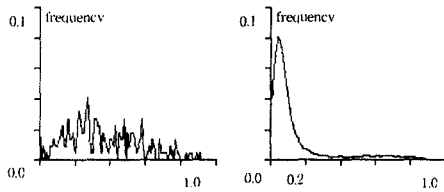


그림 3 도로의 영역(왼쪽) 및 비 도로 영역(오른쪽) 라인 검출기의 응답 분포

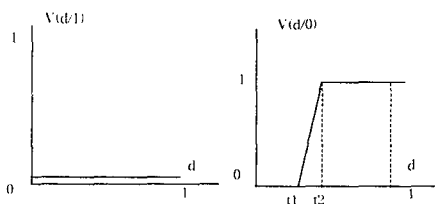


그림 4. 도로의 영역(왼쪽)과 비 도로의 영역(영역)의 퍼텐셜 함수 응답

여기서 $V(d_i/l_i)$ 는 세그먼트 i 의 퍼텐셜 함수이며 조건부 확률의 값과 반비례 관계에 있으며, SAR 영상에서 수동적으로 세그먼트하여 실험치로 값을 구할 수 있다. 도로 영역과 도로가 아닌 영역의 라인 검출기의 응답에 대한 도수 분포와 선형 퍼텐셜을 그리면 각각 그림 3. 그림 4와 같다. 그림 4의 선형 퍼텐셜 함수를 식으로 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} V(D_i = d_i / L_i = 0) &= 0, & \text{if } d_i < t_1 \\ V(D_i = d_i / L_i = 0) &= \frac{d_i - t_1}{t_2 - t_1}, & \text{if } t_1 < d_i < t_2 \\ V(D_i = d_i / L_i = 0) &= 1, & \text{if } d_i > t_2 \\ V(D_i = d_i / L_i = 1) &= 0, & \forall d_i \end{aligned} \quad (9)$$

4. 사전 확률 $p(L)$

도로의 검출을 국소적인 상황 지식으로부터 얻을 수 있다고 가정한다면, 라벨 L은 MRF와 MRF-Gibbs 필드의 등가식으로 표현되어 질 수 있다(Hammersley-Clifford theorem).

$$p(L = l) = \frac{1}{Z} \exp[-U(l)] \quad (10)$$

$$U(l) = \sum_{c \in C} V_c(l)$$

여기서 Z 는 정규화 상수이고, $U(l)$ 은 에너지 함수이며, V_c 는 클리크 퍼텐셜 함수이다. 클리크 퍼텐셜 함수는 다음의 도로에 대한 사전지식에 의하여 정의된다.

- 도로는 일반적으로 길다.
- 도로들은 작은 곡률을 갖는다.
- 도로의 세그먼트는 연결된 인접 세그먼트가 될 가능성이 높다.

따라서 도로는 작은 곡률을 갖는 세그먼트들의 무한한 연결로 모델 되어질 수 있으며, 클리크 퍼텐셜 함수는 세그먼트의 상호 작용 포인터 프로세서의 확률 밀도 함수에 의하여 (11)식과 같이 표현할 수 있다.

$$V_c(l) = -K_1 g_c(s_i) + K_2 \sum_{(s_i, s_j) \in c} h_c(s_i, s_j) \quad (11)$$

여기서 K_1, K_2 는 세그먼트의 길이와 곡률에 대한 상수이며, $g_c(s_i)$ 와 $h_c(s_i, s_j)$ 는 싱글 세그먼트와 길이가 짧은 세그먼트에 대한 벌점과 endpoint를 공유하는 세그먼트의 곡률에 대한 보상값이다. 세그먼트의 길이 벌점 함수는 (12)식과 같다.

$$g_c(s_i) = g_1(s_i) * g_2(s_i) \quad (12)$$

$$g_1(s_i) = \exp\left(\frac{l_s - l_{max}}{l_{max}}\right)$$

$$g_2(s_i) = \begin{cases} g21, & s_i = s^0 \\ g22, & s_i = s^1 \\ g23, & s_i = s^2 \end{cases} \quad (13)$$

(13)식에서 l_s 와 l_{max} 는 세그먼트 i 에 대한 길이와 최대 세그먼트 길이 이고, $g21 < g22 < g23 = 1$ 이며, s^0 는 single 세그먼트이고, s^1 는 한 개의 인접 세그먼트를 갖고, s^2 는 두개의 인접 세그먼트

를 갖는다. 세그먼트의 길이가 길고 인접 세그먼트를 가질 경우 높은 값을 가지며 도로에 포함될 확률이 높다. 세그먼트 상호작용 보상 함수는 다음 (13)식으로 정의한다.

$$h_c(s_i, s_j) = \begin{cases} \sin R_{ij} & , \quad \text{if } R_{ij} > \frac{\pi}{2} \\ h_a & , \quad \text{if } R_{ij} < \frac{\pi}{2} \end{cases} \quad (14)$$

여기서 R_{ij} 는 세그먼트 i 와 j 의 사이 각을 나타내며, h_a 는 임계 상수이다. 두 세그먼트의 사이 각이 90° 보다 크고 180° 에 가까우면, 즉 일직선에 가까우면 상호 작용 보상 함수 값은 낮아지고, 도로에 포함될 확률은 높아질 것이다.

IV. 실험결과

본 논문의 시뮬레이션에 사용된 레이더 영상은 Endeavour 우주항공기에서 Netherlands의 Flevoland 주의 전경을 촬영한 (SIR-C/X-SAR)영상이고, 강줄기 및 시내의 도로 부분이 포함된 SAR 영상이며, 인간의 시각으로 도로망을 쉽게 구별할 수 있다. 지역적인 특징 검출 결과는 그림 5.b)에 나타내었으며, SAR 영상의 스펙클 노이즈 영향으로 많은 고립된 싱글 화소들이 분포되어 있음을 알 수 있고, 강 변두리에 많은 화소들의 군집을 볼 수 있다. 이와 같은 군집 화소들은 도로의 세그먼트 검출에 나쁜 영향을 미친다. 그림 5.d)에서는 그림 5.c)의 세그먼트 후보들 중에 도로의 끊어진 세그먼트를 연결하기 위한 사전 작업으로써 검출된 세그먼트에 연결 가능한 모든 결선을 보인 것이다. 그림 5.e),f)는 그림 5.d)에서 검출된 세그먼트와 결선된 세그먼트들 중 도로망에 포함되는 세그먼트들을 MRF를 적용하여 실제 도로를 검출하였음을 보이며, 도로망의 뼈대는 잘 검출됨을 알 수 있다.

V. 결론

스펙클 노이즈가 포함된 레이더 영상에서 개선된 사전 지식을 이용하여 도로를 검출한 결과 도로망의 주요 뼈대들이 잘 검출됨을 보였고, MRF를 이용한 도로망 검출에 있어 끊어진 도로망을 검출하기 위해서는 세그먼트 후보를 잘 선택해야 하며, 이것은 레이더 센서에 의해 얻어진 SAR 영상의 영향을 많이 받는다. 따라서 국소적인 특

징 검출을 할 때 검출 마스크에 포함되어진 데이터 분석에 대한 연구가 지속되어야 한다.

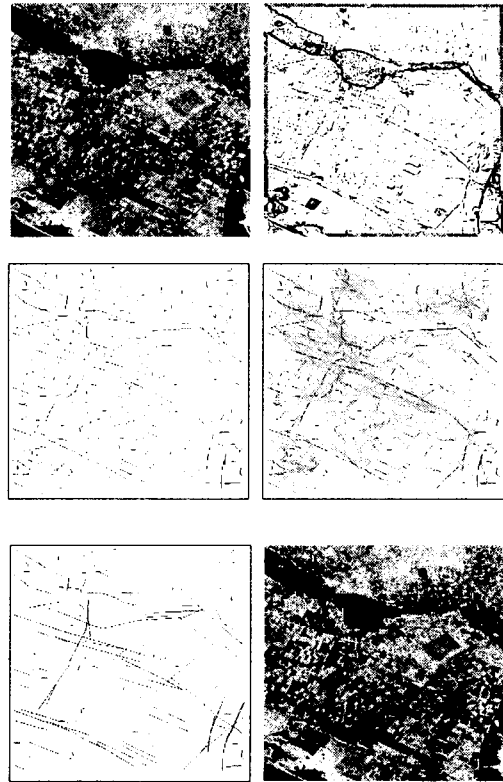


그림 5. SIR-C/X-SAR 영상의 도로망 검출
좌측상단부터 각각 (a), (b), (c), (d), (e), (f)

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. 김순백, 정래형, 김두영, "MRF를 이용한 레이더 영상에서 도로검출", 한국신호처리·시스템학회 하계 종합 학술대회, 논문집, 1권 1호, pp221 -224, 2000.
4. Radu Stoica, Xavier Descombes, Josiane Zerubia "A Markov point process for road extraction in remote Sensed Images" *ISRN INRIA report 3923* April 2000