MAP 추정 알고리즘에 의한 레이더 영상에서 도로검출

김순백* 이수흠* 김두영**
*거창전문대학, **동아대학교 전기전자컴퓨터공학부

Detection of Road Features Using MAP Estimation Algorithm In Radar Images

Soon-Beak Kim*, Soo-Heum Lee*, Doo-Young Kim**
* Geochang Provincial College.
** School of Electrical, Electronics and Computer Eng., Dong-A Univ.

Abstract

We propose an algorithm for almost unsupervised detection of linear structures, in particular ,axes in road network and river, as seen in synthetics 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.

I. 서론

최근에 레이더 센서들을 활용하여 지구의 토양 분석, 지형 형태, 지도제작, 도로 및 강줄기의 형태 파악과 같은 넓은 응용 분야에서 연구가 활발히 진행되고 있다. 레이더 센서로 획득한 영상은 인공위성이나 우주항공기로부터 극초단파를 지구의 목표 지점에 전사하여 지구로부터 반사되어 돌아오는 전자기파 에너지의 측정량으로 구성된다. 레이더 영상에는 전자기파가 지구의 대상 물체로부터 반사될 때, 전자기파의 간섭현상에 의한 많은 스페클(speckle) 노이즈를 포함하게 되는데, 이와 같은 스페클 노이즈의 증식작용은 영상처리를 어렵게 한다.

광 영상 및 레이더 영상들에서 선형 특징 검출 방법에 대하여 알아보면 영상에서 국부적 화소와 이웃 화소들의 반사되는 전자기파 에너지 차에 의한 지역적인 특징 검출과[4], 검출된 지역적인 특징들과 선형구조에 대한 사전지식(priori knowledge)을 결합시킨 하이브리드 특징검출을 들 수 있다[1][3].

본 논문에서는 스페클 노이즈를 많이 포함하고 있는 레이더 영상에서 도로망 및 강줄기와 같은 선형 성분 검출을 위한 연구를 하였는데, 지역적인 선형 특징 검출을 하기 위하여 이웃 화소 영역의 전자기파 에너지 반사 밀도 비율 혹은 통계적인 특성들을 고려하여 도로에 관한 에지를 1차적으로 검출하였다. 하지만 1차적으로 검출한 에지 정보를 모두 도로로 판단하기에는 어렵다. 왜냐하면 스페클 노이즈의 영향으로 고립된 싱글화소가 많이 생성되고, 도로망을 따라가면서 두터운 군집 화소들이 생성되기 때문이다. 그래서 고립된 싱글 화소 제거와 세선화하는 전처리 과정을 수행하였다. 현재 검출된 세그먼트들은 그래프의 노드(node)와 호(arc)로 데이타 베이스되고, 도로에 대한 사전지식을 이용하여 도로일 가능성이 높은 끊어진 세그먼트 후보를 연결하기 위하여 그래프의 노드에 대한 MRF를 정의하였다. 레이더 영상데이터로부터 측정이 가능한 조건부 확률분포로 연결 가능한 세그먼트를 찾아 도로로 검출하였다.

II. 지역적인 특징 검출

그림 1.은 도로를 포함하는 레이더 영상이며, 검은 띠모양을 하고 있다. 도로 검출의 처음 단계는 스페클 노이즈를 많이 포함하는 레이더 영상의 각 화소에 대해 노이즈의 통계적인 특성들을 고려하여 국소적인 선형 조각들을 검출하는 것이다.[1]

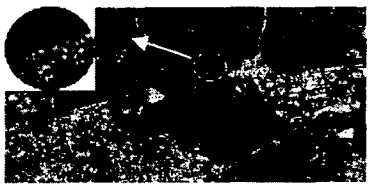


그림 1. 도로를 포함하는 ERS SAR image

그림 2.의 수직 라인 검출 마스크는 레이더 영상에서 수직으로 뻗어 있는 도로 요소를 검출하기 위한 마스크이며, 도로 검출을 위해 3개의 영역에 대하여 통계적 특성을 비교하였다. 그림 3.은 본 논문에서 사용한 8방향 라인 검출 마스크이다.

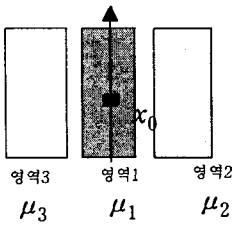


그림 2. 수직 라인 검출 마스크 모델

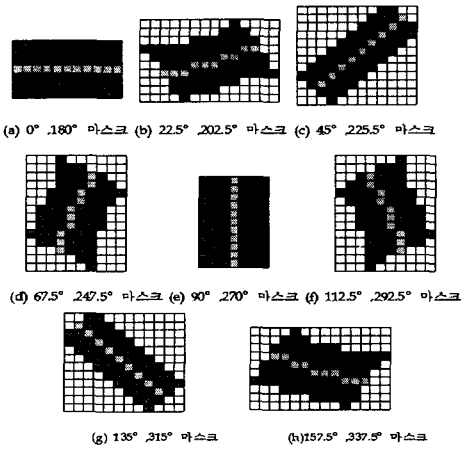


그림 3. 8 방향 라인 검출 마스크 모델

그림 4.는 레이더 영상에서 스페클 노이즈의 통계적 특성을 고려하여 검출한 국소적인 선형 조각들이다.

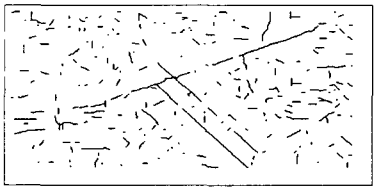


그림 4. 통계적 특성으로 검출한 선형 조각

III. 하이브리드 특징 검출

8방향 라인 검출 마스크의 부분영역에 대한 통계적인 특성으로부터 검출한 국소적인 선형 조각 그림 4.는 완전한 도로망 검출 및 연결을 위하여 그림 5. 과정으로 재처리 되어 진다.

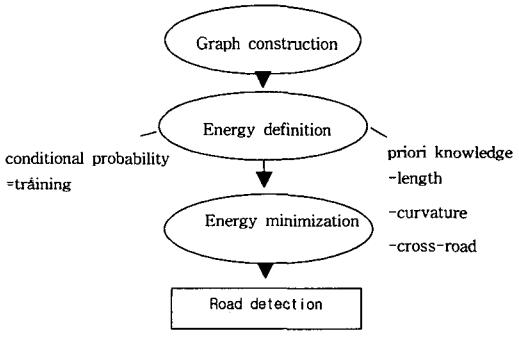


그림 5. 도로 검출 블럭도

과정은 그림 4.의 국소적 선형 세그먼트를 그래프의 트리 구조로 변환하여 도로에 일치하는 모든 노드의 연결을 고려하고, 마르코프 랜덤필드(Markov Random Field)로 최적의 도로를 검출하였다.

1. 그래프 정의

레이더 영상의 통계적인 특성으로부터 검출된 국소적 선형조각 그림 4.를 세그먼트를 S_d로 정의하면

$$S_d = i = M_i^k \quad k \in \{1, 2\}, \; S_d = i = M_i^1 M_i^2 \tag{1}$$

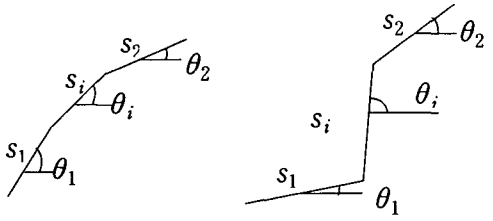
여기서 k는 세그먼트의 양 끝점이며, 연결 가능 세그먼트 S'_d 정의는 다음과 같다.

$$S'_d = \{ M_i^k M_j^l \quad , i \in S_d, \; j \in S_d \text{ and } iAj \} \tag{2}$$

여기서 A는 아래의 조건을 만족하는 연결가능 심벌이다.

① 두 세그먼트는 가까운 거리에 있다.

② 두 세그먼트의 곡률의 편차가 적어야 한다.



a) 연결 가능 세그먼트 b) 연결 불가능 세그먼트

그림 6. 연결 세그먼트 곡률 관계

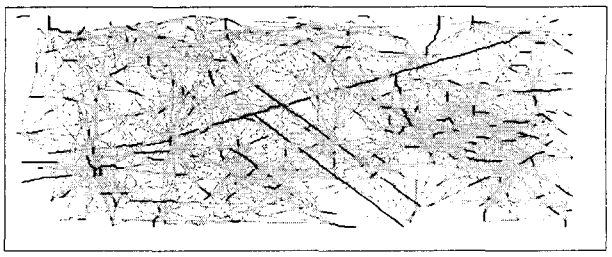


그림 7. 연결 가능세그먼트의 모든 연결

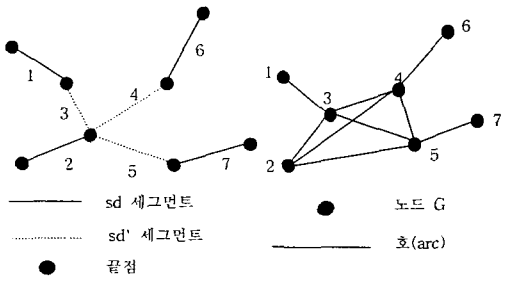
그림 7.은 (2)식의 연결가능 조건을 고려한 모든 연결을 나타낸 것이며, 연결가능 세그먼트 S'_d는 두 세그먼트 S_d 들의 끝점을 공유한다. 검출되어진 세그먼트와 연결되어질 세그먼트의 합을 (3)식의 S로 정의한다.

$$S = S_d + S'_d \tag{3}$$

인접세그먼트의 그래프 노드G에 대한 정의는 (4)식으로 표현되며 MRF의 클리크(clique)이다.

$$\nu_i = \{ j \in S / \exists (k, p) \in \{1,2\}^2, M_j^k = M_i^p, j \neq i \} \tag{4}$$

인접 세그먼트는 그래프 노드G의 클리크들은 끝점을 공유하는 모든 세그먼트를 나타내고 있으며, 그림 8.에 세그먼트에 대응하는 그래프 표현을 나타내었다. 각 노드에 라벨을 부여할 수 있으며, 도로망에 포함되는 세그먼트의 노드 라벨은 동일한 값을 갖는다.



a)세그먼트 표현 b)등가 그래프 표현

그림 8. 세그먼트 및 등가 그래프 표현

그래프 G의 라벨을 L로 나타내면, L_i=1 이면 i 세그먼트는 도로망에 포함되어 지고, L_i=0 경우는 i 세그먼트는 도로에 포함되지 않는다. 모든 그래프 노드 G중에 도로에 포함되는 노드를 검출하기 위하여 Bayesian rule (5)식의 최대 사후확률로 추정하였다.

$$p(L \mid D)=\frac{p(D \mid L)\,p(L)}{p(D)} \tag{5}$$

(5)식에서 P(D)는 사후확률과는 독립적인 관계에 있으며, 조건부확률 P(D/L)은 레이더 영상의 표본으로부터 얻을 수 있고, 사전확률 P(L)은 일반적인 도로에 대한 사전지식으로부터 얻을 수 있다. (5)식의 사후확률함수는 Gibbs 에너지 등가 함수의 최소화로 얻을 수 있다.

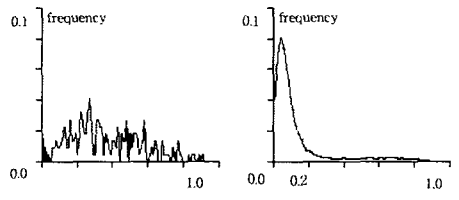
2. 조건부확률 P(D/L)

L_i에 의존한 D_i의 조건부확률은 다음과 같다.

$$p(D/L)=\prod_{i=1}^{N} p(D_i/L)=\prod_{i=1}^{N} p(D_i/L_i)$$

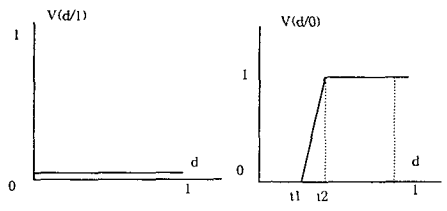
$$\propto \exp\left[-\sum_{i=1}^{N} V(d_i/l_i)\right] \tag{6}$$

여기서 $V(d_i/l_i)$는 세그먼트 i의 퍼텐셜 함수이며, 조건부확률 값과 반비례 관계에 있다.



(a)도로 영역 (b)도로 아닌 영역

그림 9. 라인 검출기의 응답 분포



(a)도로 영역 (b)도로 아닌 영역

그림 10. 퍼텐셜 함수 응답 분포

레이더 영상에서 도로 영역과 도로가 아닌 영역에 대한 라인 검출기 응답에 대한 도수 분포와 선형 퍼텐셜은 각각 그림 9. 그림 10.과 같다.

그림 10.의 선형 퍼텐셜 함수를 식으로 다시 정리하면 (7)식과 같다.

$$\begin{aligned}
&V(D_i=d_i \mid L_i=0)=0, && \text{if } d_i < t_1\\
&V(D_i=d_i \mid L_i=0)=\frac{d_i-t_1}{t_2-t_1}, && \text{if } t_1<d_i<t_1\\
&V(D_i=d_i \mid L_i=0)=1, && \text{if } d_i > t_2\\
&V(D_i=d_i \mid L_i=1)=0, && \forall d_i
\end{aligned} \tag{7}$$

3. 사전확률

도로의 검출을 도로에 대한 사전지식으로부터 얻을 수 있다고 가정한다면, 도로에 대한 라벨 L은 MRF 와 MRF-Gibbs 필드의 등가식으로 표현되어 질 수 있다 (Hammersley-Clifford theorem).

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

$$U(l)=\sum_{c\in C} V_c(l) \tag{8}$$

여기서 Z는 정규화 상수이고, $U(l)$은 에너지 함수이며, V_c는 클리크 퍼텐셜 함수의 합으로 표현되어진다. 클리크 퍼텐셜 함수는 아래 도로의 사전지식으로부터 구해진다.

① 도로는 일반적으로 길다.

② 도로들은 낮은 곡률을 갖는다.

③ 교차하는 도로는 드물다.

$$\begin{aligned}
&V_c(l)=0, && \text{if } l_i=0,\ s_i\in c\\
&V_c(l)=K_e-K_L N_i, && \text{if } l_i=1,\ s_i\in c\\
&V_c(l)=-K_L(N_i+N_j)+K_c\sin R_{ij}, && \\
&\qquad \text{if } l_i=l_i=1,\ R_{ij}>\frac{\pi}{2},\ (s_i,s_j)\in c^2 &&\\
&V_c(l)=K_i\sum_{i/s_i\in c} l_i \quad \text{else } (s_i,s_j)\in c^2 &&
\end{aligned} \tag{9}$$

(9)식의 클리크 퍼텐셜 함수에 사용한 상수는 다음과 같다.

K_e 는 싱글 세그먼트에 대한 벌점 상수

K_L는 길이에 대한 보상 상수

N_i 는 i 세그먼트의 길이

K_c 는 세그먼트의 곡률에 대한 벌점 상수

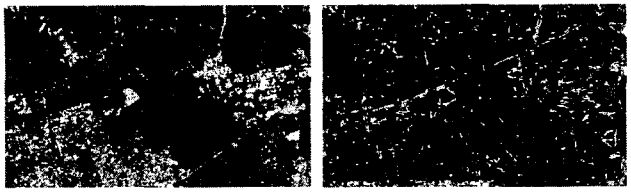
R_{ij} 는 i와 j 세그먼트의 곡률 차

도로망은 낮은 곡률을 갖는 각 노드들의 무한한 연결 모델로 표현할 수 있다.

Ⅳ. 실험결과

레이더 영상에서 도로와 같은 선형 구조를 검출하기 위

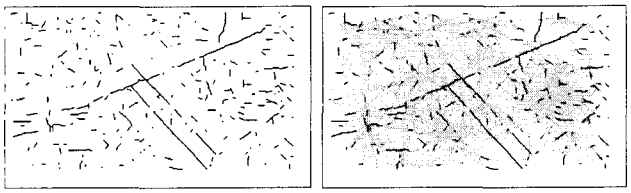
하여 본 논문에서는 그림 11. ERS 레이더 센서로 획득한 프랑스 도시 전경의 SAR 영상을 가지고 처리를 하였다.



(a) ERS SAR 영상 (b) 퓨전 라인검출응답 영상

그림 11. 통계적 특성으로 국소적 라인 검출

그림 11(a)의 ERS SAR영상에서 도로망은 우리의 시각적으로 확연하게 구분이 되지만, 단순영상 처리로는 그림 11(b)에서 보듯이 깨끗한 영상으로 처리되어지지 않는다. 왜냐하면 레이더 영상은 많은 스페클 노이즈 성분을 가지고 있기 때문이다.



(a) 전 처리된 이진 영상 (b) 연결 가능 노드의 연결

그림 12. 도로망에 대한 하이브리드 특징 검출

그림 11(b)의 영상에서 도로검출 불필요한 많은 싱글 화소 및 군집 화소를 제거하기 위하여 thinning 및 hough 변환처리를 하였으며, 결과 영상은 그림 12(a).에 보인다. 그림 12(b).는 1차 적으로 도로의 연결 가능 노드 조건을 고려하여 연결한 것이 그림 12(b).이다.

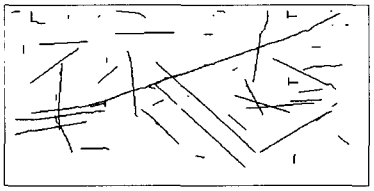


그림 13. 검출된 도로망

그림 13.은 MAP 추정알고리즘에 의하여 그림 12(b).의 각 노드 중 도로일 확률이 높은 노드를 추출하여 나타낸 영상이며, 원 영상의 도로 주축이 잘 검출됨을 알 수 있다.

V. 결 론

SAR 영상에서 도로망을 검출할 경우, 스페클 노이즈의 영향으로 특정영역에서는 선형 구조가 검출되지 않는 경우가 발생하고, 도로의 오인 검출을 야기한다. 본 논문에서 SAR 영상의 도로망에 대한 오인 검출을 줄이고, 완전한 도로망 검출을 위하여 8방향 라인 검출 마스크를 레이더 영상에 적용하여 도로가 놓인 방향에 관계없이 선형구조를 검출할 수 있게 하였고, hough 변환을 사용하여 최대한 선형 요소의 유실을 줄였다. 도로에 대한 일반 지식을 사전확률로 수치화 하였으며, 사전 확률을 이용한 MRF의 MAP 추정은 만족할 만한 결과를 이끌어 냈다. 이와 같이 검출하고자하는 대상에 대한 일반적인 사전 지식을 MRF의 모델을 정의하여 대상을 검출하는 방법은 SAR 영상에서 건물의 윤곽 및 강줄기와 같은 특징 검출분야에서도 이용할 수 있으며, 그레이 영상의 선형 구조와 같은 특징 검출에도 사용이 가능할 것이다.

참고문헌

1. 김순백, 김두영, "SAR 영상에서 MRF 기반 도로검출에 관한 연구", 한국 신호처리 · 시스템학회, 제2권2호, pp7~12, 2001년 4월
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