

SAR 영상에서 MRF 기반 도로 검출에 관한 연구

A Study on Road Detection Based on MRF in SAR Image

김순백, 김두영

Soon-Beak Kim, Doo-Young Kim

요약

본 논문에서는 스펙클 노이즈를 포함하는 SAR 영상에서 도로망과 같은 선형 구조를 검출하기 위하여 하이브리드 특징 검출 방법을 사용하였다. 먼저 국소적으로 이웃한 영역에 대하여 평균 밝기 비율 또는 통계적 특성을 고려하여 국소적 에지를 검출하였고, 도로에 대한 많은 정보를 위하여 양 검출기로부터 검출된 응답을 결합하였으며, 결합된 에지 세그먼트 중 도로에 일치하는 세그먼트를 결정하고, 연결하여 완전한 도로망을 검출하였다. 본 논문에서 도로망의 검출 방법으로 도로에 대한 일반적인 사전 지식을 MRF 모델로 정의하고, 제한한 세그먼트의 상호 작용 포인터 프로세서에 의한 에너지 함수를 최적화하여 도로망을 검출하였다.

ABSTRACT

In this paper, an estimation method of hybrid feature was proposed to detect linear feature such as the road network from SAR(synthetic aperture radar) images that include speckle noise. First we considered the mean intensity ratio or the statistical properties of locality neighboring regions to detect linear feature of road. The responses of both methods are combined to detect the entire road network. The purpose of this paper is to extract the segments of road and to mutually connect them according to the identical intensity road from the locally detected fusing images. The algorithm proposed in this paper is to define MRF(Markov random field) model of the priori knowledge on the roads and applied it to energy function of interacting density points, and to detect the road networks by optimizing the energy function.

Keyword : SAR영상, 도로검출, MRF

I. 서론

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

SAR 영상은 인공위성이나 우주항공기로부터 극초단파를 지구의 목표지점에 방출하여 지구로부터 반사되어 돌아오는 전자기파의 에너지로부터 구성되었으며, 측정 시간대에 구애받지 않고 획득할 수 있기 때문에 야간에도 지구의 표면 구조를 파악할 수 있고, 구름을 투과하는 특성으로 인하여 기후 조건에 상관없이 획득할 수 있는 많은 장점을 가지고 있다. 그러나 대상 물체에 달는 전자기파의 파동은 사방으로 산란하고, 대상 물체 표면의 거침 정도에 따라 레이더 센서로 돌아오는 에너지의 양이 결정되어지며, 영상에 기록되는 밝기는 일정하지 않으며, 많

은 스펙클(speckle) 노이즈를 포함한다. 스펙클 노이즈는 증식하는 성질을 가지고 있기 때문에 SAR 영상의 분석을 어렵게 한다.

SAR 영상에서 도로와 같은 선형 정보를 검출하기 위해 국소적 영역의 통계적 특성과 도로에 대한 사전 지식이 결합된 하이브리드 특징 검출 방법이 사용된다[1-3]. 본 논문에서는 세그먼트의 그래프 구조 표현에 의한 하이브리드 특징 검출 방법을 사용하였으며[5], 처리 과정은 국소적으로 이웃한 영역의 밝기 값의 평균 비율과 분산 정도를 고려하여 국소적 에지들을 검출하고, 다시 그래프 구조로 표현한다. 도로에 일치하는 그래프의 노드는 도로의 일반적인 사전 지식의 MRF(Markov Random Field) 모델로 정의되고, 노드에 대한 상호 작용 포인터 프로세서의 에너지 함수로 최적화되어 진다. 상호 작용 포인터 프로세서의 에너지 함수는 길이가 짧은 세그먼트에 대한 벌점 함수와 세그먼트들의 상호 작용 곡률에 대한 보상 함수로 구성된다. SAR 영상에서 복사에너지의 변화에 대하여 약간의 민감한 응답을 보이지만, 미약한 도로의 복사 에너지를 갖는 영상에서도 많은 도로망 요소를 검출

할 수 있었다.

II. 국소적인 특징 검출

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

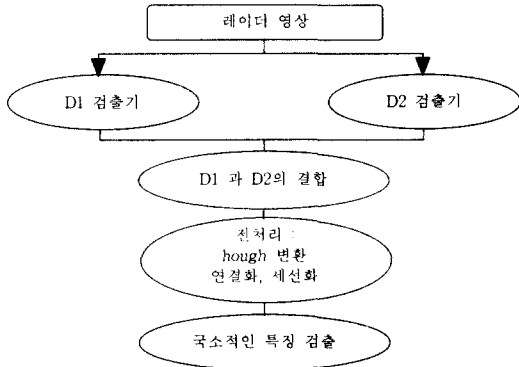


그림 1. 국소적인 특징 검출의 블록도

Fig. 1 Diagram showing a local feature detection

1. 라인 검출기 D1

국소적인 밝기 함수의 평균 비율에 의한 에지 검출기 D1은 레이더 영상의 특징 검출 분야에 많이 사용되는 방법이다. 영상의 국소적인 영역에 그림 2의 3개의 방향 마스크를 16 방향으로 적용하고, 3개 영역의 화소 평균값의 차이가 클 경우, 그 때의 대상 화소를 라인 성분으로 검출한다.

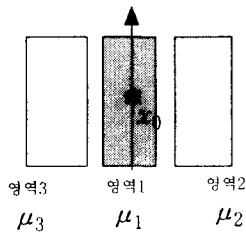


그림 2. 검출기로 사용된 수직 방향 마스크

Fig. 2 Vertical line mask used by the detector

μ_i 는 i 영역의 평균이고, 영역 i 와 j 영역의 에지 검출기 응답을 γ_{ij} 로 나타내면(1)식과 같다.

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

그리고 라인 검출기 D1의 응답은 (2)식과 같다.

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

라인 검출기 D1으로 SAR 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 포함되는 요소로 검출한다.

2. 라인 검출기 D2

대상 화소에 그림 2의 방향 마스크를 16 방향으로 적용하여 3개 영역의 분산과 평균을 사용하여, 영역 내 라인 요소에 대한 분산 σ_X^2 과 전체 영역의 분산 σ_A^2 에 대한 상관 계수로 라인 성분을 검출한다. 상관 계수는 (3)식과 같다.

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

(3)식에서 σ_X^2 , σ_A^2 는

$$\sigma_X^2 = \frac{n_i n_j}{n^2} (\mu_i - \mu_j)^2 \quad (4)$$

$$\sigma_A^2 = \frac{1}{n^2} [n_i n_j (\mu_i - \mu_j)^2 + n(n_i \sigma_i^2 + n_j \sigma_j^2)] \quad (5)$$

(4),(5)식에서 n_i 와 σ_i^2 는 그림 2의 i 영역에 대한 화소 개수와 분산이며, n 은 i, j 영역의 전체 화소를 나타낸다. 라인 검출기 D2의 응답은 (6)식으로 정의된다.

$$\rho = \min(\rho_{12}, \rho_{23}) \quad (6)$$

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

3. D1과 D2의 결합

실제 SAR 영상에서 라인 검출기 D1은 도로 및 강줄기와 같은 선형 성분의 검출에 있어 검출 성능이 떨어지므로 라인 검출기 D2와 결합되어 지며, 기준 화소에 대한 각 방향으로부터 얻은 각 응답 D1과 D2를 결합하는데, 결합 응답의 대칭 함수 $D(\gamma, \rho)$ 은 (7)식과 같다[3].

$$D(\gamma, \rho) = \frac{\gamma \rho}{1 - \gamma - \rho + 2\gamma \rho} \quad \gamma, \rho \in [0, 1] \quad (7)$$

(7)식으로부터 검출된 에지 조각들은 전처리 과정을 거쳐 하이브리드 검출을 위한 세그먼트로 정의된다.

III. 하이브리드 특징 검출

국소적인 특징 검출에서 빈약한 도로의 세그먼트 정보를 그룹 찾기 위해 MRF이론을 도입한다. 도로에 대한 일반적인 사전 지식은 MRF 모델 정의가 가능하며, 검출된 세그먼트를 그래프의 노드로 표현하고, 도로에 일치되는 노드는 MRF-Gibbs 등가 에너지 함수에 의하여 최적화되어 검출되어 진다.

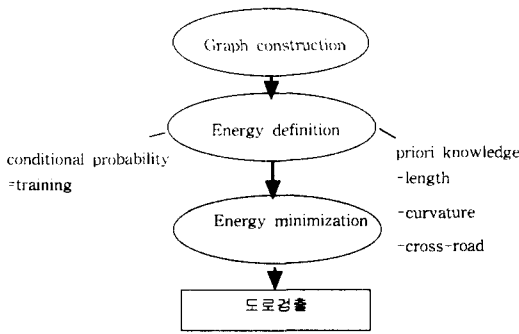


그림 3. 도로의 하이브리드 특징 검출의 블록도
Fig. 3 Diagram showing a hybrid feature detection of roads

1. 그래프 정의

국소적인 특징 검출에서 검출되어진 세그먼트 후보의 집합을 S_d 로 정의한다. 그림 4에서 1, 2, 6, 7은 국소적인 특징 검출에서 검출되어진 라인 세그먼트이며, S_d 이다.

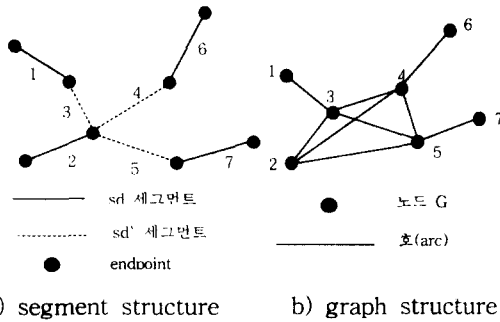


그림 4. 세그먼트 표현과 그래프 표현

Fig. 4 Detected segment and linkable segment with graph structure

3, 4, 5는 국소적인 특징 검출에서 검출되지 않은 라인 세그먼트들이지만 도로망의 세그먼트에 포함될 확률이 높은 세그먼트들이므로 다음의 조건을 만족할 경우 연결하고, S_d' 로 정의된다.

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

S_d' 는 검출된 두 세그먼트 S_d 의 끝점을 공유하고 있으며, 전체 세그먼트는 검출된 세그먼트와 연결되어질 세그먼트의 합 S 로 정의된다.

$$S = S_d + S_d' \quad (8)$$

전체 세그먼트 S 는 실제 도로에 포함되는 세그먼트가 될 수 있고, 아니면 도로에 포함되지 않은 세그먼트가 될 수도 있다. 전체 세그먼트들 중 도로에 포함되지 않는 세그

먼트를 제거하기 위해 그림 4 b)와 같이 그래프(G)구조로 표현할 때, 그림 4 a)의 각 세그먼트들은 노드로 변환된다. 그래프 G의 노드에 대한 라벨을 L 이라고 할 때, $L_i = 1$ 이면 i 세그먼트는 도로망에 포함되는 요소이고, $L_i = 0$ 경우는 i 세그먼트는 도로에 포함되지 않는 요소이다. 도로 검출의 결과는 실제로 국소적인 특징 검출에서 관찰되는 D 값이 주어지고 라벨 L 에 대한 사후 확률의 최대(MAP)로 정의된다. 사후 확률을 Bayes 이론에 의하여 (9)식으로 표현할 수 있다.

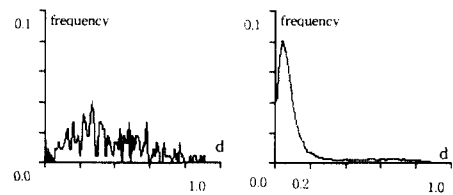
$$p(L | D) = \frac{p(D | L) p(L)}{p(D)} \quad (9)$$

사후 확률 $p(L|D)$ 은 사전 확률 $p(L)$ 과 조건부 확률 $p(D|L)$ 로 나누어지며, 조건부 확률은 SAR 영상을 조사하여 얻을 수 있으며, 사전 확률은 일반적인 도로에 대한 사전 지식을 MRF 모델로 정의하여 얻을 수 있다. 사후 확률은 MRF의 Gibbs 등가 에너지 함수를 최소화하여 구할 수 있다.

2. 조건부 확률

$L(L_1, L_2, \dots, L_N)$ 에 의존한 $D(D_1, D_2, \dots, D_N)$ 의 조건부 확률은 다음과 같다.

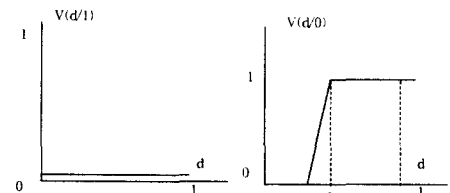
$$p(D|L) = \prod_{i=1}^N p(D_i|L) = \prod_{i=1}^N p(D_i|L_i) \propto \exp \left[- \sum_{i=1}^N V(d_i|l_i) \right] \quad (10)$$



a) road region b) nonroad region

그림 5. 라인 검출기 응답의 돗수 분포

Fig. 5 frequencies of line detector response



a) road region b) nonroad region

그림 6. 비선형 퍼텐셜 함수 응답

Fig. 6 Non-normalized linear potential response

(10)식에서 N 은 이진 영상의 전체 세그먼트 개수이며, $V(d_i | l_i)$ 는 세그먼트 i 의 퍼텐셜 함수이고, 조건부 확률에 반비례하며, SAR 영상에서 도로 영역과 도로가 아닌 영역을 수동적으로 세그먼트하여 실험적인 학습 과정으로부터 얻을 수 있다. 도로 영역과 도로가 아닌 영역의 라인 검출기의 응답에 대한 도수 분포와 선형 퍼텐셜은 그림 5, 그림 6 과 같다. 그림 6 의 선형 퍼텐셜 함수를 식으로 표현하면 (11)식과 같으며, 임계치 t_1 은 0.2를 사용하고, t_2 는 0.3의 내외 값을 사용한다.

$$\begin{aligned} V(D_i = d_i | L_i = 0) &= 0, & \text{if } d_i < t_1 \\ V(D_i = d_i | L_i = 0) &= \frac{d_i - t_1}{t_2 - t_1}, & \text{if } t_1 < d_i < t_2 \\ V(D_i = d_i | L_i = 0) &= 1, & \text{if } d_i > t_2 \\ V(D_i = d_i | L_i = 1) &= 0, & \forall d_i \end{aligned} \quad (11)$$

3. 사전 확률

SAR 영상에서 도로의 검출을 국소적인 상황 지식으로부터 얻을 수 있다고 가정한다면, 도로에 대한 라벨 L 은 MRF 와 MRF-Gibbs 필드의 등가식으로 표현되어 질 수 있다[4]. 도로에 대한 사전 지식은 다음과 같다.

- 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, 사전 확률은 식(12)와 같다.

$$p(L = l) = \frac{1}{Z} \exp[-U_c(l)] \quad (12)$$

$$U_c(l) = -K_1 V_c(l) + K_2 \sum_{(i,j) \in c^2} V_c(l_i, l_j) \quad (13)$$

(12)식에서 Z 는 정규화 상수이고, $U_c(l)$ 은 에너지 함수이다. (13)식에서 c 는 그림 4 b)에서 각 노드에 해당되며, 세그먼트의 끝점을 공유하는 1차, 2차 이웃 시스템에 대한 클리크이며, V_c 는 클리크 퍼텐셜 함수이다. 클리크 퍼텐셜 함수는 세그먼트의 상호 작용 포인터 프로세서의 확률 밀도 함수에 의하여 표현할 수 있다. K_1, K_2 는 세그먼트의 길이와 곡률에 대한 상수이고, $V_c(l_i)$ 는 싱글 세그먼트와 길이가 짧은 세그먼트에 대한 벌점 함수이며, $V_c(l_i, l_j)$ 는 끝점을 공유하는 모든 클리크들에 대한 낮은 곡률의 보상 함수이다. 세그먼트의 길이에 대한 벌점 함수는 (14)식과 같다.

$$V_c(l_i) = V_1(l_i) * V_2(l_i) \quad (14)$$

$$V_1(l_i) = \exp\left(\frac{N_{l_i} - N_{\max}}{N_{\max}}\right) \quad (15)$$

$$V_2(l_i) = \begin{cases} G_{21}, & l_i = s^0 \\ G_{22}, & l_i = s^1 \\ G_{23}, & l_i = s^2 \end{cases} \quad (16)$$

(15)식에서 N_{l_i} 와 N_{\max} 는 세그먼트 i 에 대한 길이와 최대 세그먼트 길이 이고, (16)식에서 G 상수들은 $G_{21} < G_{22} < G_{23} = 1$ 인 관계를 가진다. s^0 는 싱글 세그먼트 이고, s^1 는 한 개의 인접 세그먼트를 갖고, s^2 는 두개의 인접 세그먼트를 갖는다. 세그먼트의 길이가 길고, 인접 세그먼트를 가질 경우 높은 값을 가지며, 도로에 포함될 확률은 높아진다. 낮은 곡률을 갖는 세그먼트의 상호 작용 보상 함수는 다음 (17)식으로 정의된다.

$$V_c(l_i, l_j) = \begin{cases} \sin R_{ij}, & \text{if } R_{ij} > \frac{\pi}{2} \\ h_a, & \text{if } R_{ij} < \frac{\pi}{2} \end{cases} \quad (17)$$

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.

4. 사후 확률의 에너지 함수

$p(D|L)$ 과 $p(L)$ 은 동일한 그래프로 정의된 Gibbs 분포에 일치하므로 사후 확률은 총체적 에너지 함수로 표현이 가능하게 된다. 여기서 $L|D$ 는 총체적 에너지 함수의 MRF이다.

$$p(L | D) = p(D | L) p(L) \quad (18)$$

$$U(L | d) = \sum_{i=1}^N V(d_i | l_i) + U_c(L) \quad (19)$$

(19)식의 에너지 함수는 앞장에서 조건부 퍼텐셜 $V(d|l)$ 과 사전 퍼텐셜 V_c 로 정의되어 질 수 있으며, 조건부 퍼텐셜은 SAR 영상 데이터로부터 계산할 수 있고, 사전 퍼텐셜은 일반적인 도로에 대한 상황 정보에 의하여 계산할 수 있다. 검출되어진 값 D 가 주어진 라벨 L 에 대한 최대 조건부 확률은 에너지 함수의 최소 조건과 일치하므로 에너지 함수를 최소화하기 위해서 SA(Simulated Annealing)^[6] 알고리즘을 사용하였다. 본 논문에서 SA 알고리즘은 많은 에너지 최소화 알고리즘에서 발생할 수 있는 국소적인 최소화를 피하기 위하여 세 개의 인접 세그먼트를 동시에 고려하여 총체적 최소화에 이르게 하고, 도로에 일치하는 세그먼트를 검출한다.

IV. 실험 결과

본 논문의 실험에 사용된 SAR 영상은 Endeavour 우주 항공기에서 네델란드의 Flevoland주의 전경을 촬영한 (SIR-C/X-SAR)영상이며, 강줄기 및 시내의 각 도로 영역이 포함된 SAR 영상으로 시각적으로 도로망은 구별이 가능하다.

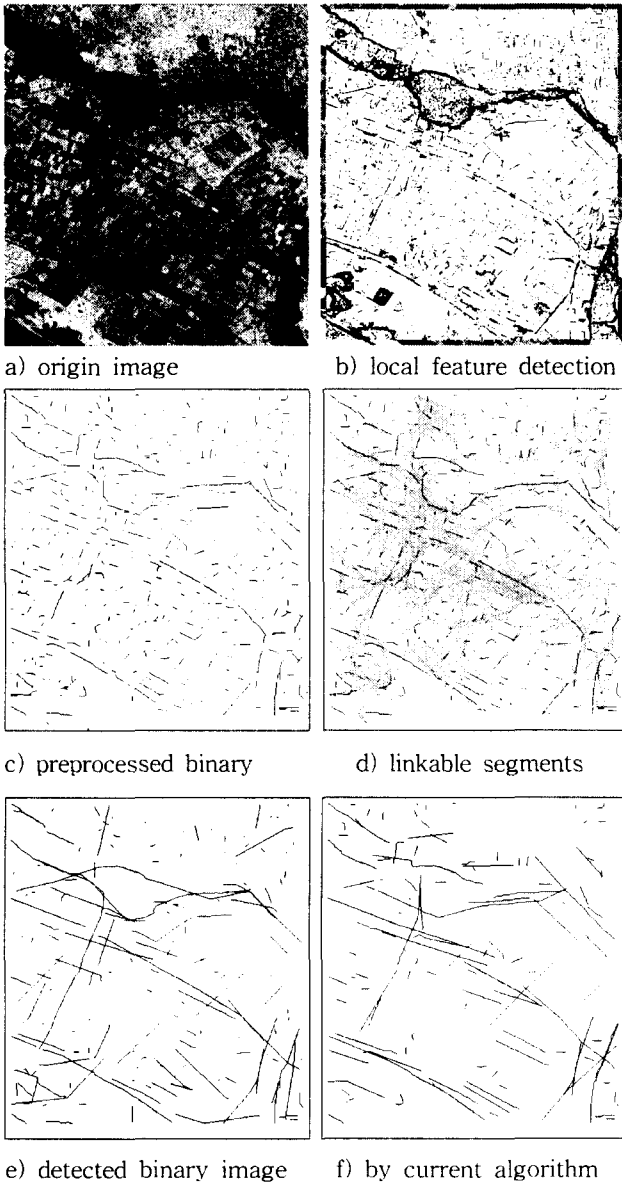


그림 7. SIR-C/X-SAR 영상의 도로망 검출
Fig. 7 Road-network detection of SIR-C/X-SAR image

국소적인 특징 검출 결과는 그림 7 b)에 나타내었는데, SAR 영상의 스파클 노이즈 영향으로 많은 고립된 싱글 화소들이 분포되어 있음을 알 수 있으며, 강 변두리에 많은 화소들의 군집을 볼 수 있다. 이와 같은 군집 화소들은 도로의 세그먼트 검출에 나쁜 영향을 미치기 때문에 전처리

과정으로 제거하여 그림 7 c)에 나타내었다. 그림 7 d)에서는 그림 7 c)의 세그먼트 후보들 중에 끊어진 도로의 세그먼트를 연결하기 위한 사전 작업으로써 검출된 세그먼트에 연결 가능한 모든 연결을 보인 것이다. 그림 7 e) f)는 그림 7 d)에서 검출된 세그먼트와 연결된 세그먼트들 중 도로망에 포함되는 세그먼트들을 MRF를 적용하여 실제 도로를 검출하였는데, 강줄기의 가장 자리 부분을 제외한 도로망 요소가 검출됨을 볼 수 있다. 그림 7 e)는 제안된 알고리즘을 사용하였으며, 그림 7 f)는 기존의 알고리즘을 사용하였다. 도로의 구분이 미약한 도로망에서 기존 방법의 결과 영상에서 검출되지 않는 부분이 제안된 방법에서는 검출됨을 알 수 있다.

V. 결론

SAR 영상에서 도로망의 폭은 레이더 센서의 종류에 따라 결정되기 때문에 영상 데이터 분석이 필요하며, 본 논문에서 제안한 알고리즘을 SIR-C/X-SAR 영상에 적용하여 도로망을 검출하였는데, 강 가장자리 영역에서 약간의 오인 검출이 있었지만 도로망의 전체 주축은 잘 검출되었다. 완전한 도로망 검출을 위해 하이브리드 특징 검출의 MRF 모델의 정의 부분에도 심도 있는 연구가 필요하며, 도로 검출 알고리즘의 처리 시간을 실시간으로 해결할 수 있는 방법에 대한 연구도 지속적으로 진행되어야 할 것이다.

접수일자 : 2001. 1. 15 수정완료 : 2001. 4. 16

참고문헌

- [1] 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, pp. 312-320, Vienna, Austria, 1996.
- [2] 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", *CGIP*, vol. 15, no. 3, pp. 201-223, 1981.
- [3] F. Tupin, H. Maitre, J. Mangin, J. Nicolas, E. Pechersky "Detection of Linear Features in SAR Images: Application to Road Network Extraction", *IEEE Trans., GRS*, vol. 36, pp. 434-452, MARCH 1998.
- [4] J. Besag "Spatial Interaction and the Statistical Analysis of Lattice Systems", *Journal of the Royal*

Statistical Society vol. 36, pp.192-326, 1974

- [5] Radu Stoica, Xavier Descombes, Josiane Zerubia "A Markov point process for road extraction in remote Sensed Images", *ISRN INRIA report* 3923 April 2000.
- [6] S Kirkpatrick, C. D. Gelatt and M. P. Vecchi, Optimization by simulated annealing, Science, vol. 220, 1983, pp. 671-680



김순백(Soon-Beak Kim)

正會員

1990년 동의대학교 전자공학과
공학사

1992년 동아대학교 전자공학과
공학석사

2000년 동아대학교 전자공학과
공학박사

1998~현재 거창전문대학 컴퓨터응용전자과 조교수
관심 분야: 영상 처리 및 컴퓨터 비전



김두영(Doo-Young Kim)

正會員

1972년 부산대학교 전자공학과
공학사

1975년 부산대학교 전자공학과
공학석사

1983년 경북대학교 전자공학과
박사수료

1977년~현재 동아대학교 전자공학과 교수

1998년~1999년 대한 전자공학회 부산경남지부장

2000년 8월~현재 한국 신호처리·시스템 학회장

관심분야: 디지털 신호처리, 영상 처리 및 컴퓨터 비전,
신경망 등
