대용량의 레이더 영상처리
(SAR Image Processing based on Large Scale Optimization)

글_우현균 · 고등과학원 계산과학부 연구원

최근 급격한 전자 센서 기술의 발전으로 기존의 광학 기반의 영상 획득 장비 (디지털카메라, 휴대전화, CCTV 카메라)뿐만 아니라 4차원 컴퓨터 단층 촬영 장비 4D CT(computed tomography)와 같은 의료장비 또는 합성 개구 레이더 SAR(synthetic aperture radar)와 같은 레이더 기반의 영상 획득 장비에 이르기까지 다양한 분야에서 대용량의 영상 처리에 대한 수요가 나날이 증가하고 있다. 다양한 전자센서를 이용해서 획득된 대용량의 영상데이터는 Total Variation 또는 Fourier(Wavelet) transform을 통해 변환된 경우 데이터가 sparse한 성질을 가지고 있다. 시간에 따라 영상 데이터를 획득하는 경우인 비디오 영상 데이터 또는 4차원 컴퓨터 단층 촬영 영상에서는 움직이는 물체가 매우 희박한 성질을 가지게 된다. 즉, 영상 데이터 자체는 매우 dense하지만 처리하고자 하는 영상에 적합한 적당한 변환을 통하면 매우 sparse한 영상 데이터를 얻을 수 있

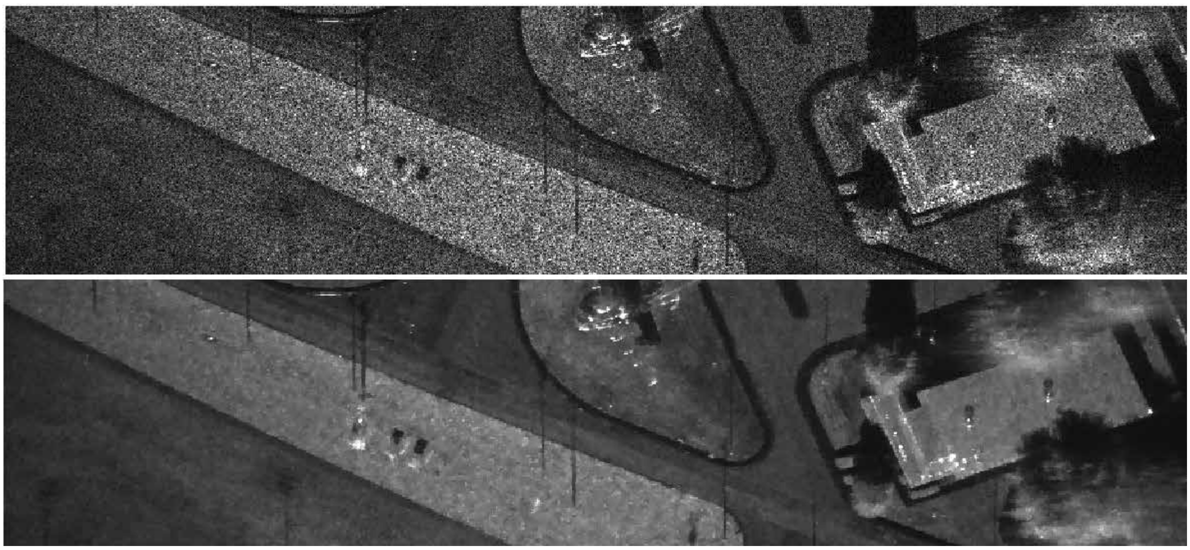

Figure 1. (위) Sandia National Lab에서 제공한 실제 SAR 레이더 영상 (아래) 본 연구에서 제공하는 방법으로 speckle 노이즈를 제거한 후의 영상. 참고로 본 연구에서 제안하는 방법을 사용하면 1Mpixel의 영상 데이터를 일반 노트북 (2.2GHz CPU)에서 3초 이내에 처리할 수 있음.

으며 이 sparse한 데이터가 보통 우리가 찾고자 하는 매우 중요한 정보와 관련이 되는 경우가 많다. 이러한 sparse한 데이터 정보를 효율적으로 획득하기 위해서 기존의 미분 가능한 함수의 해를 구하는 변분법 방법을 이용하기에는 매우 큰 제약이 있다.

예를 들어, 노이즈를 제거하는 제일 단순한 방법이면서도 매우 강력한 수단인 비슷한 데이터의 평균을 구하는 방법을 그림 1과 같이 매우 노이즈가 심한 SAR 영상 데이터에 적용하면 평평한 영역의 노이즈는 매우 잘 제거되지만 에지가 있는 부분에서 주변의 평균을 이용하면 에지의 정보도 같이 평준화가 돼서 영상이 흐릿해지기 쉽다. 이를 극복하기 위해 매우 오랜 세월 동안 영상처리를 연구하는 분들은 편미분 방정식의 확산 계수를 조절하여 (즉 에지를 검출하는 방법을 확산계수에 접목해) 평평한 영역에서는 매우 빨리 평균화 작업을 진행하고 에지에서는 매우 천천히 확산하도록 하는 방법을 고안하였다. 이와 같은 방법을 변분법에 적용하여 탄생한 것이 아래 수식과 같이 에너지 minimization 문제를 통해 정의된 Total Variation이다.

$$TV(u) = \underset{u \in BV(\Omega)}{\arg\min} \int_{\Omega} |\nabla u|$$

위 수식에서 u는 영상에 해당한다. 여기서 주의할 점은 기존의 Laplace 방정식은 절댓값의 제곱이지만 Total Variation은 절댓값이다. 즉, First order Gradient Domain에서 L1−norm을 minimization하는 구조이며 대표적인 미분 불능인 함수이다. 이처럼 절댓값만을 사용하는 이유는 영상의 에지처럼 급격한 변화를 가능하면 (절댓값의 제곱을 minimize하는 것 보다) 잘 보존하려고 하기 때문이다. 위의 Total Variation는 영상 처리 분야에서 대표적인 변분법 기반의 영상 처리 시스템을 안정화해주는 Regularization (또는 Prior)에 해당한다.

위의 Total Variation을 활용하여 본 연구에서는 다음과 같은 새로운 SAR 레이더 영상 처리 모델을 제안하였다. (실제 계산을 위해서 Discrete Domain에서 표현하였다.)

$$\begin{aligned} u^* &= \underset{u \in \sqrt[m]{U},\, z = \nabla u}{\arg\min} F(u) + \lambda \langle \|z\|, \mathbf{1} \rangle \\ \bar{u} &= (u^*)^m \end{aligned}$$
$$\text{where } F(u) = \left\langle m \log u + \frac{b}{u^m}, \mathbf{1} \right\rangle$$

여기서 b는 실제 SAR 레이더 영상 (그림 1 (위))이고 $\bar{u}$는 노이즈를 제거한 영상 (그림 1 (아래))에 해당하며 〈,〉 는 내적에 해당한다. 위 모델의 negative log likelihood 함수 부분은 log때문에 concave이고 regularization 함수인 Total Variation은 미분 불능인 함수이므로 위 문제는 매

우 어려운 문제이고 해를 구하기 어려워 보인다. Total Variation의 미분 불능 문제를 해결하기 위해 splitting technique을 적용하였다. (추가적인 z 변수를 도입하였다) 본 연구에서 위 모델을 제시한 이유는 이 모델은 제한된 영상 데이터의 영역 (U=[1,C]) 에서는 m이 충분히 크면 convex가 된다. (여기서 실제 통계기반의 MAP (Maximum a Posteriori)를 사용한 모델은 m=1일 때에 해당된다) 즉 위 모델은 기존의 non−convex model (m=1)을 convex model(m≫1)을 이용하여 근사화하는 것을 보여준다. 하지만 m이 크면 위 문제는 매우 풀기 어려워 보인다. 이러한 어려운 문제를 풀기 위해 본 연구에서는 다음과 같은 Linearized proximal alternating minimization algorithm (LPAMA) 을 제안하였다.

$$\begin{cases} u^{k+1} = \arg\min_{u \in U} \mathcal{LL}(u, z^k, p^k) & \leftarrow \mathcal{L}_0(u, z^k, p^k) \\ z^{k+1} = \arg\min_{z} \mathcal{L}_\alpha(u^{k+1}, z, p^k) \\ p^{k+1} = p^k + \alpha(z^{k+1} - \nabla u^{k+1}) \end{cases}$$

$$\begin{aligned} \mathcal{LL}(u,z,p) &:= Q(u,u^k) + \lambda\|z\| + \langle p,\, z - \nabla u\rangle \\ \mathcal{L}_\alpha(u,z,p) &:= f(u) + \lambda\|z\| + \langle p,\, z - \nabla u\rangle + \frac{\alpha}{2}\|z - \nabla u\|_2^2. \end{aligned}$$

where

$$Q(u,u^k) = f_b(u^k) + \left\langle \nabla_u f_b(u^k),\, u - u^k \right\rangle + \frac{1}{2}(u-u^k)^T D^k (u-u^k),$$

and $D^k(\approx \nabla_u^2 f_b(u^k))$ positive definite matrix.

위에 제안된 LPAMA방법론은 단순 계산으로만 이루어져 있으므로 병렬 처리에 매우 유용하며 실제로 일반 노트북에서 백만 픽셀 데이터를 처리하는데 3초 정도밖에 걸리지 않는다. 더 자세한 내용은 아래 관련 논문을 참고하기 바란다.

[1] L. Rudin, S. Osher, and E. Fatemi, Nonlinear total variation based noise removal algorithms, Physica D (1992).

[2] H. Woo and S. Yun, Proximal linearized alternating direction method for multiplicative denoising, SIAM J. Sci. Comp. (2013).

[3] M. Kang, S. Yun and H. Woo, Two−level convex relaxed variational model for multiplicative denoising, SIAM J. Imaging Sciences, (2013).

[4] S. Yun and H. Woo, A new multiplicative denoising variational model based on m−th root transformation, IEEE Trans. on Image Processing 21, (2012), 2523−2533.

[5] H. Woo and S. Yun, Alternating minimization algorithm for speckle reduction with a shifting technique, IEEE Trans. on Image Processing 21, (2012), 1701−1714.

[6] S. Yun and H. Woo, Linearized proximal alternating minimization algorithm for motion deblurring by nonlocal regularization, Pattern Recognition 44 (2011) 1312−1326.