

SPOT/VEGETATION 영상을 이용한 눈과 구름의 분류 알고리즘

한경수* · 김영섭**

프랑스 기상청 기상 연구소*, 부경 대학교 위성정보과학과**

SPOT/VEGETATION-based Algorithm for the Discrimination of Cloud and Snow

Kyung-Soo Han* and Young-Seup Kim**

CNRM/GMME/MATIS, Meteo-France*, Dept. of Satellite Information Sciences, Pukyong National University**

Abstract : This study focuses on the assessment for proposed algorithm to discriminate cloudy pixels from snowy pixels through use of visible, near infrared, and short wave infrared channel data in VEGETATION-1 sensor embarked on SPOT-4 satellite. Traditional threshold algorithms for cloud and snow masks did not show very good accuracy. Instead of these independent masking procedures, K-Means clustering scheme is employed for cloud/snow discrimination in this study. The pixels used in clustering were selected through an integration of two threshold algorithms, which group ensemble the snow and cloud pixels. This may give a opportunity to simplify the clustering procedure and to improve the accuracy as compared with full image clustering. This paper also compared the results with threshold methods of snow cover and clouds, and assesses discrimination capability in VEGETATION channels. The quality of the cloud and snow mask even more improved when present algorithm is implemented. The discrimination errors were considerably reduced by 19.4% and 9.7% for cloud mask and snow mask as compared with traditional methods, respectively.

Key Words : SPOT/VEGETATION, K-Mean, Cloud Mask, Snow Mask.

요약 : 본 연구는 SPOT-4 위성의 VEGETATION-1 센서의 가시 채널, 근적외 채널, 단파 적외 채널 자료를 이용하여 눈과 구름을 구별하기위해 새롭게 제시된 알고리즘을 평가하기 위한 것이다. 눈과 구름의 마스크를 위해 전통적으로 이용되고 있는 임계치 방법들은 본 연구에서 좋은 결과를 보여 주지 못하였다. 따라서 K-means 군집화 방법이 이러한 임계치 방법 대신 본 연구에서 사용되었다. 군집화에서는 두 임계치 알고리즘을 통합하여 적설과 구름을 그룹화 시켜 동시에 추출한 화소들을 적용 하였다. 이것은 전체 영상을 군집화에 적용시킬 때와 비교해 군집화의 과정을 단순화 시키고 나아가 정확도를 향상시킬 수 있다. 본 연구는 이러한 과정을 통해 얻어진 결과를 임계치 방법이 적용되었을 때의 결과와 비교함과 동시에 VEGETATION 자료의 분별능력을 평가하였다. 본 연구에서 제시한 방법을 이용하였을 때, 구름과 눈의 분별 능력은 상당히 향상되었다. 분별 오차는 임계치 방법을 사용하였을 때 보다 구름에 대해 19.4% 적설에 대해 9.7% 정도 감소하였다.

1. 서론

첫 위성이 발사된 이래 위성 화상에서 구름을 추출하는 작업은 지구 표면을 모니터링 하는데 있어 중요한 부분을 차지해왔다. 또한 구름에 의한 장애는 열적 채널과 가시 채널로부터 지표 파라미터를 산출할 때 발생하는 오류의 주요인 중에 하나이므로 구름 픽셀을 결정하고 제거하는 것은 가장 먼저 수행해야 될 단계이다. 지난 20년 동안, 여러 연구들은 (Rossow and Garder, 1993; Stowe et al., 1991; Stowe et al., 1994; Davis et al., 1993; Saunders and Kriebel, 1988; Gesell 1989; Gustafson et al., 1994) 위성 화상 내 구름 화소의 추출을 성공적으로 수행하였다. 그러나 눈이 화상 내에 존재할 때 구름의 분별은 상당히 어려워지는데 이는 구름과 눈의 복사량 차이가 작기 때문이다 (Rigg et al., 1994). 눈 화소의 추출은 Landsat로부터 얻어지는 NDSI(Normalized Difference of Snow Index, Rigg et al., 1994)와 ERS-1 SAR(European Remote Sensing Satellite-1, Synthetic Aperture Radar)와 같은 마이크로파 센서를 이용하여 성공적으로 수행되고 있다 (Baghdadi et al., 1997; Guneriusen, 1997). 이러한 테크닉은 나지와 눈으로 덮힌 지역을 잘 구분 할 수 있을 뿐만 아니라 아울러 빠른 적설 탐지에도 유용하게 이용되고 있다.

이러한 노력에도 불구하고 AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer)이나 VEGETATION (VGT) 같은 센서의 가시채널을 이용하여 구름과 눈을 구분하는 것은 간단치 않으며 때때로 불가능하기도 하다. 구름과 눈은 서로 광학적 특성이 비슷하고 얼음이나 물 입자로 구성되어 있다는 것 또한 유사하다. 이들이 가지는 특성의 차이 중 두드러지는 것은 구름의 경우 눈에 비해 밀도가 낮고 grain이 일반적으로 적다는 것이다. 위성에서 수신되는 구름의 광학 시그널 역시 눈과 흡사하나, grain이 눈에 비해 적기 때문에 태양 스펙트럼의 최 장파영역에서 그 반사도가 일반적으로 더 높게 나온다. 따라서 SPOT위성의 VGT 센서가 가지고 있는 단파 적외 채널

(SWIR, Short Wave Infrared)의 사용은 적설 지역과 구름의 구별을 좀 더 쉽게 할 수 있다 (Fily, 1998). 그러나 VGT센서의 SWIR 채널을 이용한 임계치 방법 역시 cirrus같은 상층운이 존재할 때 한계를 나타내었다 (Fily, 1998).

따라서 본 연구에서는 임계치를 이용한 방법 대신 토지피복 분류에 주로 사용되는 화상 분류법 중 비감독 분류법(unsupervised classification)의 하나인 K-means 군집 방법을 적용하여 보았다. 비감독 분류법은 감독 분류법(supervised classification)을 적용시키기에 training 자료가 충분치 않거나 지상 실측자료의 수집이 어려울 때 유용하게 이용할 수 있다. 아울러 K-means 군집화를 이용한 비감독 분류법은 화소가 갖는 광학적 특성의 grouping에 근거하기 때문에 (Jensen, 1994) 각 cluster는 통계적으로 분리 가능하다. 본 연구의 목적은 크게 2가지로 나누어진다. 첫 번째로 앞에서 설명한 구름과 적설 지역을 구분할 때 발생하는 여러 문제점들이 K-means 군집법과 VGT의 채널들을 통해 얼마나 해결 될 수 있는가와 그 적용가능성을 테스트하기 위한 것이다. 두 번째로 임계치 방법에 의한 구름/눈 분류 결과와 비교하여 clustering 법을 통한 VGT 센서의 분별능력을 평가함에 있다.

2. 자료와 연구영역

본 연구는 SPOT-4위성에 탑재되어있는 VGT-1 센서의 SI (daily synthesis) 일 종합 영상 자료를 사용하였다. CTIV(VEGETATION image processing centre)에서 제공된 이 자료는 VGT의 모든 밴드 자료가 포함되어 있다: b0 밴드 (blue, 0.43~0.47 μ m); b2 밴드 (red, 0.61~0.68 μ m); b3 밴드 (near-infrared, 0.78~0.89 μ m); SWIR (short wave infrared, 1.58~1.75 μ m). 영상의 대기 보정은 SMAC (Simplified Method of Atmospheric Correction) 코드를 사용하여 CTIV에 의해 수행되어 졌으며 지리 보정 역시 1km 이내의 오차 내에

서 처리되었다. 영상은 적설량이 가장 많은 겨울철(2000년 1월 15일)과 초 봄(3월 15일), 고도가 높은 산악지역에서 눈의 용해가 활발한 시기인 초여름(2000년 6월 19일)과 눈의 용해가 끝나는 가을(2000 9월 10일) 총 4개의 선택된 날짜에 대해 수집되었다.

눈과 구름의 화소를 구분하고 알고리즘의 능력을 평가하는 연구에 있어 연구 영역의 선택은 중요하다. 따라서 본 연구에서는 만년설을 포함하고 있는 알프스와 프랑스, 스위스, 이탈리아의 국경지역을 연구 영역으로 선택하였다 (Fig. 1). 지리학 적 범위는 북위 44.51°~47.65°와 동경 5.75°~10.0°이다. 남동쪽의 저지대를 제외한 연구 지역의 대부분은 고도 1000m 이상의 고지대로 구성 되어 있다 (Fig. 1). 특히 만년설은 몽블랑(Mont Blanc)을 중심으로 한 3500m 이상의 고지대에 상당량 분포되어 있어 알고리즘의 능력을 평가하기에 적합하다고 사료된다.

3. 방법

전 장에서 언급한 바와 같이 4개의 영상(Fig. 2)이 분석에 사용되었고 이는 각각 다음의 4개의 경우를 대표하고 있다.

- Case-1: 적설지역의 일부가 여러 종류의 구름에 의해 가려있는 경우(2000년 1월 15일)
- Case-2: 적설지역의 대부분이 여러 종류의 구름에 의해 가려 있는 경우(2000년 3월 15일)
- Case-3: 고산지대의 적설 지역이 보이는 맑은 영상: 눈의 용해가 진행 중(2000년 6월 10일)
- Case-4: 고산지대의 만년설이 보이는 맑은 영상: 눈의 용해가 종료(2000년 9월 10일)

본 연구에서 사용된 군집 분석(cluster analysis)은 전체 이미지에 대해 수행되지 않는다. 군집화의 구별능력을 향상시키기 위해 우선 적설과 구름에 대한 임계치들을 이용하여 눈과 구름 화소를 구분 없이 통합하여 추출하고, 군집 분석은 이렇

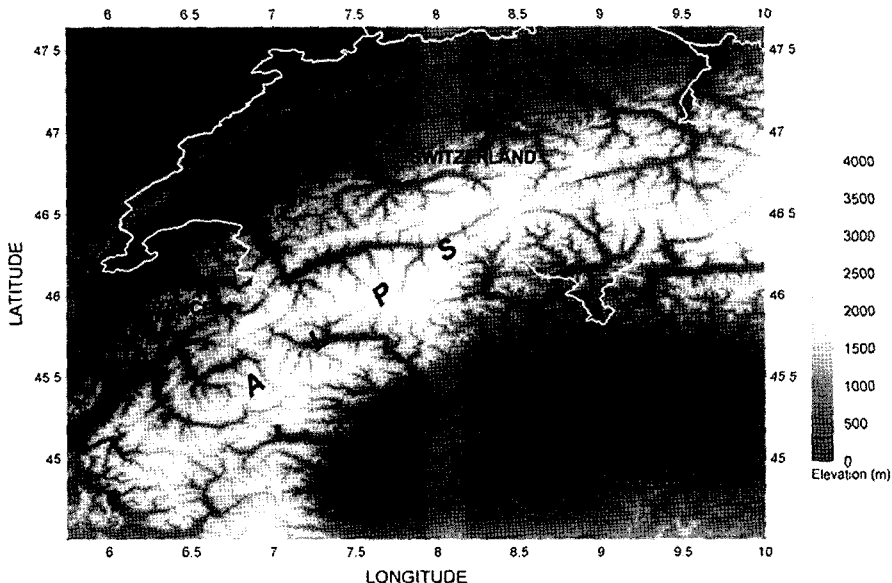


Fig. 1. Study area, and Digital Elevation Model distribution (gray level image).

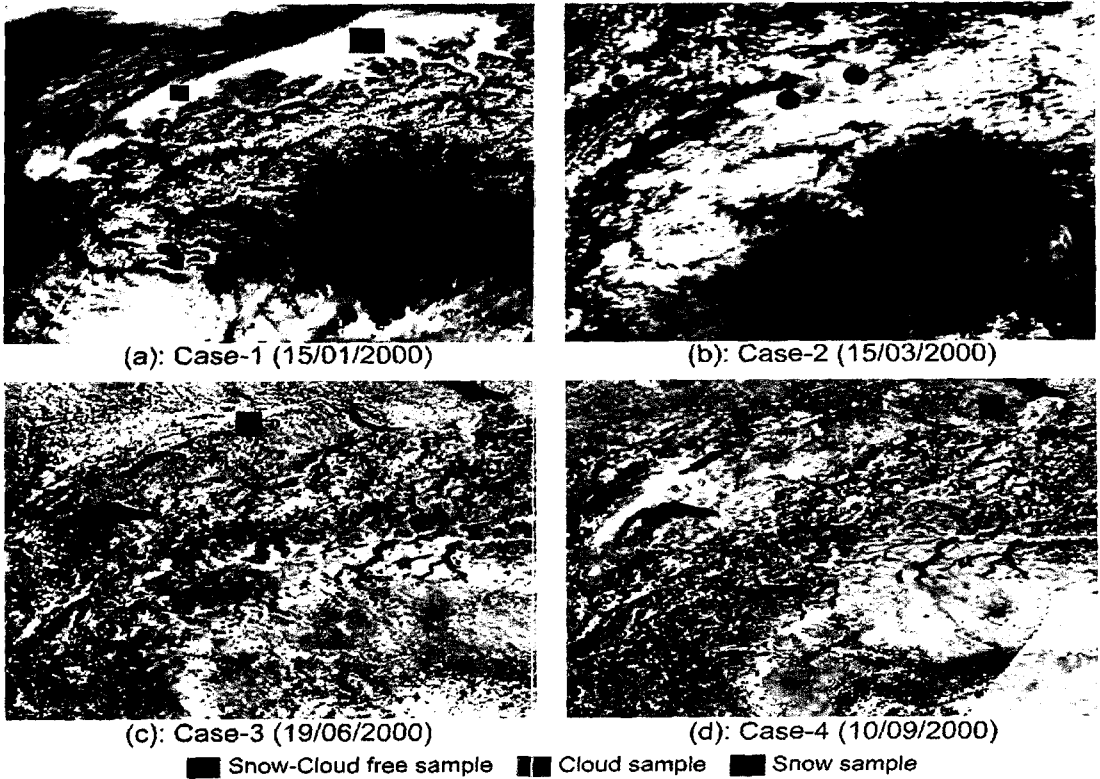


Fig. 2. Images of four cases to testing cloud/snow discrimination: (a) 15 January; (b) 15 March; (c) 19 June; (d) 10 September, 2000.

게 추출된 화소들에 대해서만 실행되었다. 따라서 눈과 구름에 의해 오염되지 않은 화소는 군집 분석에서 제외 되었다. 여기서 군집분석이란 각 대상의 유사성을 측정하여 유사성이 높은 대상 집단을 분류하고, 군집에 속한 객체들의 유사성과 서로 다른 군집에 속한 객체간의 상이성을 규명하는 통계분석방법이다. 대상들을 분류하기 위한 명확한 기준이 존재하지 않거나 기준이 밝혀지지 않은 상태에서 다양한 특성을 지닌 대상자들을 집단으로 분류하는 데 사용되는 기법이다. 군집분석의 기본원리는 분석하고자 하는 대상들의 여러 가지 특성을 유사성 거리로 환산하여, 유사성 거리가 가까운 대상들을 동일한 집단으로 군집화 (clustering)하는 것으로, 본 연구에서는 유클리디안 거리의 측정을 통해 패턴 분류에 널리 이용되고 있는 방법 중 하나인 K-평균 군집화(K-means

clustering)를 사용 하였다. 이 알고리즘의 수행 과정은 다음과 같다.

- 과정 1: 초기 군집 수 k 를 결정하고 각 군집의 중심 값($z_i(1), i=1\sim k$)을 무작위로 정한다.
- 과정 2: 모든 픽셀들은 가장 가까운 중심 값에 해당되는 군집으로 할당된다.
- 과정 3: 생성된 군집들에서 성능 지수 (performance index) E_i 가 최소화되는 새로운 중심 값($z_i(t)$)을 구한다.

$$E_i = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} \|x_{ij} - z_i(t)\|^2 \quad (1)$$

$$z_i(t) = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} x_{ij} \quad (2)$$

여기서 n_i 는 군집 i 의 표본 픽셀의 수이고 $\|x_{ij} - z_i(t)\|$ 는 지점 x_{ij} 와 중심 값 $z_i(t)$ 의 거리이다.

이의 거리이다.

과정 4: 군집의 중심 값이 변하지 않을 때 까지 과정 2, 3을 되풀이 하고 군집 원소들의 성분의 평균값이 중심 값과 같으면 최종적인 군집이 완성된다.

본 연구에서 K-means 군집화에 사용된 군집 수는 2개 (즉, 눈과 구름 2개의 최종 군집이 결정)이었으며 반복횟수는 60회로 제한하였다.

4. 결과와 토론

눈과 구름으로 덮여있는 영역을 실측하는 것은 상당히 어렵고 때론 불가능하기 때문에 본 연구에서는 육안으로 명백히 구분되어지는 화소들을 수집하여 표본자료로 이용하였다. Fig. 2는 4개의 선택된 영상을 RGB(red: SWIR, green: b3, blue: b2) 컬러로 합성하여 보여준다. SWIR의 도움으로 인해 그림에서 보는바와 같이 육안으로는 눈(하늘

색 계열), 구름(흰색 계열) 그리고 눈과 구름에 오염되지 않은 화소(녹색이나 갈색 계열)가 명확히 구분되어진다. 따라서 하늘색 계열이 모여 있는 부분과 흰색 계열이 모여 있는 부분으로부터 표본 자료 추출을 시도하였다. 구름의 표본 화소는 Fig. 2(a)와 (b)에 적색으로 표시된 부분을 추출하였다. 적설의 경우는 2단계에 걸쳐 표본을 추출하였는데, 우선 Fig. 2(a)와 (b)에서 청색으로 표시된 부분에서 추출되었는데, 적설의 표본을 충분히 확보하기 위한 2번째 단계에서는 Fig. 2(c)와 (d)의 영상이 구름이 없고 적설들의 덩어리가 추출하기에는 그 크기가 작기 때문에, GLC 2000 (Global Land Cover 2000 project)의 토지피복 분류를 이용하였다. Fig. 2 (d)의 영상에서 시각적으로 눈으로 판단되는 부분과 Fig. 3의 GLC 2000 토지피복 분류에서 나타내는 만년설 피복이 아주 잘 일치하는 것을 볼 수 있다. 따라서 이 만년설 피복에 해당하는 화소들 중 일부(Fig. 3에서 사각형에 들어있는 만년설 피복)를 Fig. 2(c)와 (d) 영상

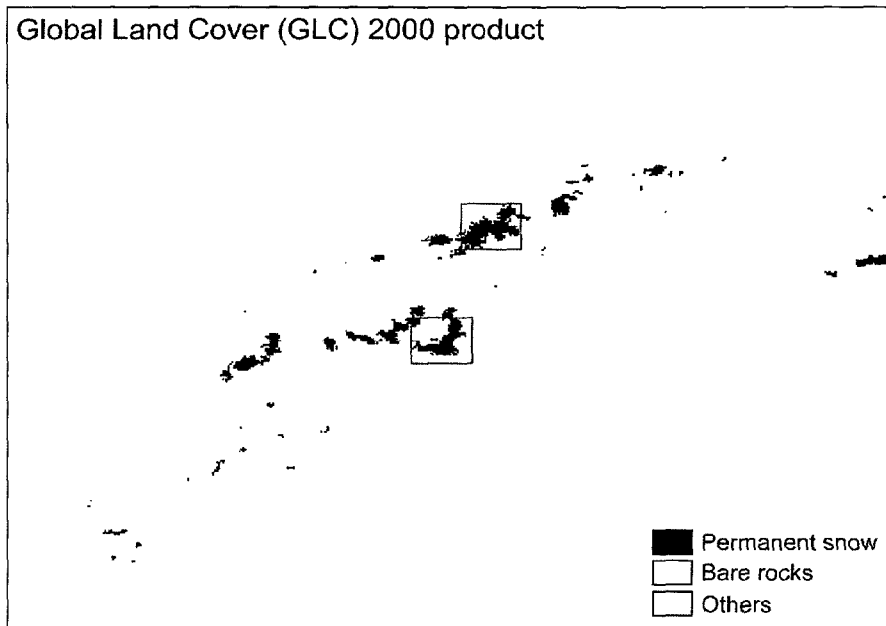


Fig. 3. GLC 2000 (Global Land Cover 2000) product for study area. The classes except permanent snow and bare rocks classes were agglomerated to a class namely others. Two rectangles around permanent snow are location to sample snowy pixels.

에서 추출하였다. 표본 자료 추출을 통해 얻어진 화소의 수는 적설지역에 대해서는 659개 구름에 대해서는 705개이고 452의 구름과 눈에 오염되지 않은 픽셀도 추출하였다 (총 1816개).

Fig. 4는 표본으로 추출된 구름과 적설 화소에 대한 채널 반사도 값들의 분포를 3차원 산점도 (b0-b2-b3; b2-b3-SWIR; b0-b3-SWIR)를 통해 보여준다. b0-b2-b3의 3차원 산점도(Fig. 4(a))에서 적설 화소가 구름 화소에 비해 넓게 분포 되어있으나 이 둘 화소를 눈과 구름으로 구분하는 것은 거의 불가능해 보인다. 반면 SWIR이 포함된 조합 (b2-b3-SWIR, Fig. 4(b); b0-b3-SWIR, Fig. 4(c)) 들의 산점도는 b0-b2-b3 조합(Fig. 4(a))의 그것보다 눈과 구름을 상대적으로 잘 구분한다. 적설 화소의 대부분은 0.2 이하의 SWIR 반사도 값을 보였고 구름 픽셀에 대한 SWIR 반사도 값은 주로 0.2 이상 이었다. 그러나 눈과 구름 분포의 경계부분에서 약간의 불확실성이 존재 한다 (Fig. 4(b), (c)). 따라서 이 둘을 구분하는 임계값을 정하기가

상당히 어렵고 이것은 또한 눈과 구름을 구분하기 위한 임계값 알고리즘의 한계로 여겨진다.

임계치 방법의 능력을 평가하고 확인하기 위하여 Lissens *et al.* (2000)이 제시한 구름 화소 임계치와 Xiao *et al.* (2001)이 제시한 적설 화소의 임계치를 적용하였다. 특히 Lissens *et al.* (2000)이 제시한 구름 화소 임계치는 극단적으로 얇은 권운 (cirrus)를 제외한 모든 형태의 구름을 탐지한다. b0 반사도 값이 0.36 이상이고 SWIR 반사도 값이 0.16 이상인 화소는 구름으로 결정 되어 졌으며 (Lissens *et al.*, 2000), NDSII (Normalized Difference Snow and Ice Index: Lissens *et al.*, 2000)가 0.4 이상의 값을 가지는 화소는 적설로 결정 되었다. NDSII는 다음과 같이 쓸 수 있으며

$$NDSII = \frac{\rho_{b2} - \rho_{SWIR}}{\rho_{b2} + \rho_{SWIR}} \quad (3)$$

여기서 ρ_{b2} 와 ρ_{SWIR} 는 각각 b2와 SWIR 채널의 반사도이다. Table 1에서 이들 임계치 방법에 대한 적용 결과가 표준자료를 통해 평가되었다. 테스트

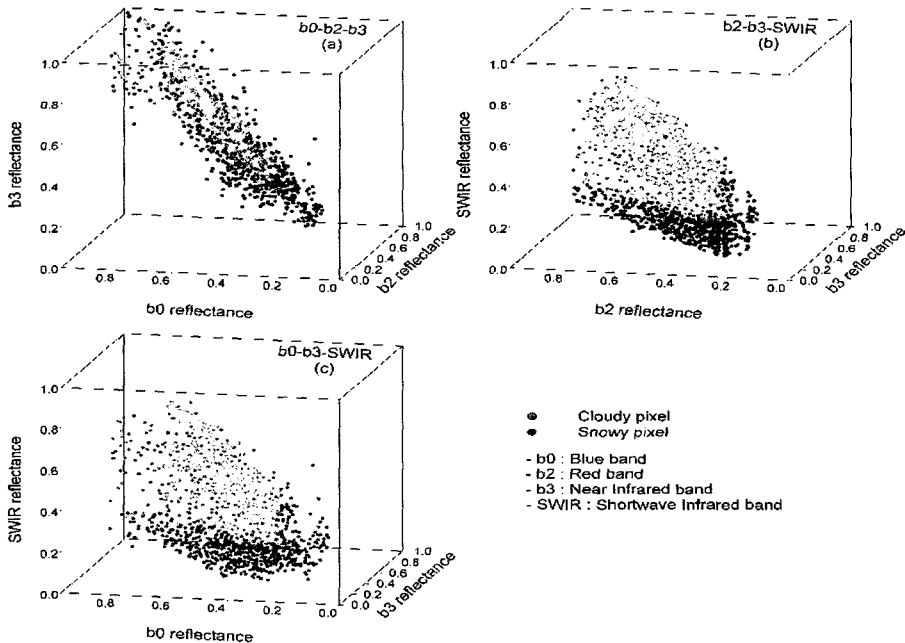


Fig. 4. 3D scatter plots of multi-channel reflectances for cloudy and snowy pixels of the sample data set: (a) b0-b2-b3; (b) b2-b3-SWIR; (c) b0-b3-SWIR combinations.

Table 1. Results of the cloud, snow and integrating mask by comparison on the sample data set.

Mask	Number of detected pixels in the samples	Distribution in the samples			Error
		Cloud	Snow	Free	
Cloud mask (Lissens et al., 2000)	955	705	219	31	under ¹ : 0% over ² : 26.2%
Snow mask (Xiao, 2001)	771	111	653	7	under: 0.9% over: 15.3%
Integration mask (cloud+snow)	1394	705	659	30	under: 0% over: 2.1%

¹: Underestimated error, ²: Overestimated error

된 영상내에 구름과 눈이 공존하지 않는다고 가정하였을 때 임계치 알고리즘은 구름 마스크에 대해 0% 적설 마스크에 대해 0.9%의 오차를 보였다. 구름과 눈이 한 영상내에 공존하였을 때, 구름 마스크 알고리즘은 240개의 구름이 아닌 화소(219개의 적설 화소와 31개의 구름과 눈에 오염되지 않은 화소)를 과대평가(26.2%) 하였다. 또한 적설 마스크 알고리즘은 적설이 아닌 화소들에 대해 15.3% (111개의 구름화소와 7개의 구름과 눈에 오염되지 않은 화소) 정도 과대평가 하였다. 두 알고리즘을 통합하여 적설과 구름을 그룹화 시켜 동시에 추출한 경우(integration mask) 상당히 좋은 정도를 보여 주었는데 2.1%의 과대평가된 오차를 보여 주었다.

따라서 눈과 구름을 구별하기 위한 K-means 군집화는 통합 마스크(integration mask)를 실행하여 추출된 화소(Fig. 5)를 대상으로 수행되었다. Fig. 5의 회색 부분은 구름과 눈에 대해 오염되지 않은 화소로 군집화 과정에서 제외되었다. 시각 분석에서도 Fig. 4와 5를 비교하였을 때 통합 마스크는 군집화 대상 화소를 잘 추출한 것으로 사료된다. K-means 군집화를 통해 이들 화소는 2개의 그룹(구름과 적설)으로 나누어 졌다. 군집화의 최종 화상은 Fig. 6에 나타내었다. Fig. 6(a)와 6(b)의 화상은 Fig. 2의 원 영상과 비교하였을 때 시각적으로 눈과 구름이 잘 구분되어 보여진다. 그러나 Fig. 6(c)에서 보이는 것처럼, 구름이 없는 맑은 영상(Case-3)임에도 불구하고 적설 이외의

소수 군집이 형성되었다(질은 회색). 이 화소들은 GLC 2000토지 피복과 비교하였을 때 bare rocks으로 판명되었다. 반면 Fig. 6(d)의 화상에서는 이러한 경우는 나타나지 않았다. 질적인 평가를 위해 표본 자료로 추출 오차를 알아보았다(Table 2). 구름에 대해 과대평가된 오차는 임계치 방법에 비해 상당히 향상되었다(26.2%에서 6.8%). 그러나 적설의 경우 과소평가된 오차는 임계치 방법에 비해 오히려 증가하였다(0.9%에서 5.6%). 그럼에도 불구하고 과대평가된 오차는 임계치 방법보다 상당한 감소를 나타냈다(15.3%에서 1.3%).

5. 결론

위성이 처음 발사된 이래로 현재까지 가시영역의 채널 자료는 여러 연구 분야에서 가장 빈번히 사용되어지는 도구 중 하나이다. 가시채널 자료들을 효과적으로 사용하기 위해 눈과 구름의 분별은 중요하며 이를 위해 임계치를 사용한 기법들은 지금까지 많이 소개되어 왔다. 이러한 과정은 열적외 채널이나 마이크로파 채널을 포함하고 있는 센서들의 도움으로 적설지역과 구름의 mapping뿐만 아니라 고산지대를 포함한 지역의 토지 피복분류 작업에 있어서도 많은 도움을 주었다. 그러나 단파 채널만으로 구성되어있는 VGT센서의 경우 눈과 구름의 분별이 상대적으로 어려운 것은 사실이

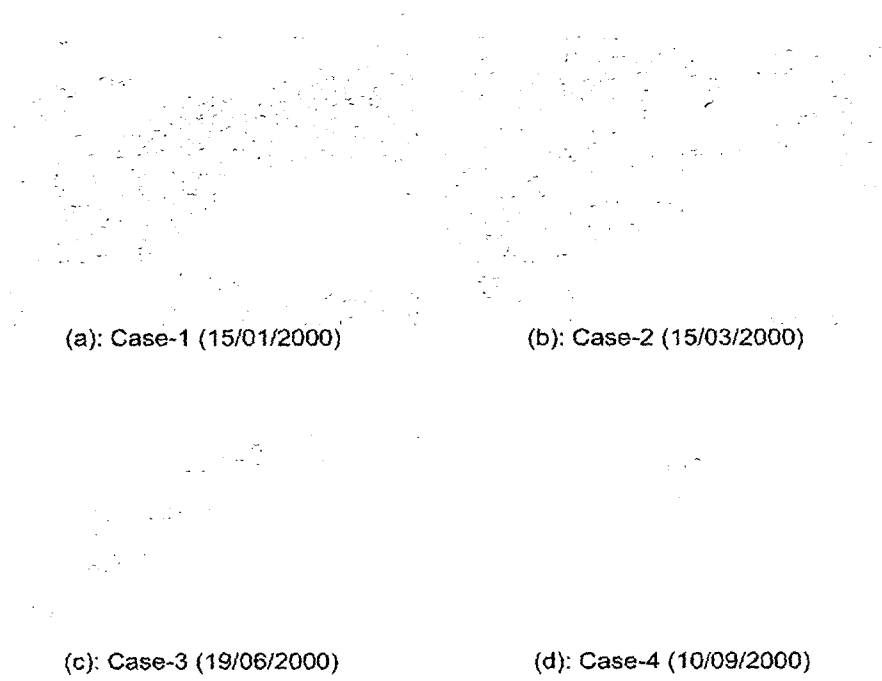


Fig. 5. Images after snow-cloud integrating mask (white: snow or cloud). The part of gray is excluded in the clustering procedure.

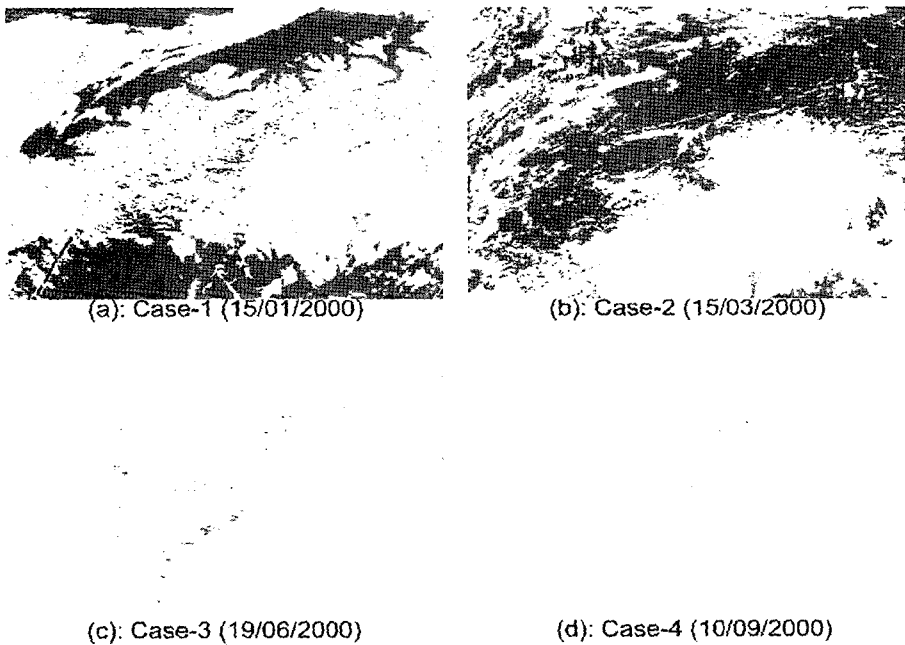


Fig. 6. Output map of K-Mean clustering (white: snow, dark gray: cloud, right gray: snow-cloud free).

Table 2. Results of K-Mean clustering classification for cloud and snow on the sample data set.

Cluster	Number of detected pixels in the samples	Distribution in the samples			Error
		Cloud	Snow	Free	
Cloud	757	705	31	21	under ¹ : 0% over ² : 6.8%
Snow	668	0	622	9	under: 5.6% over: 1.3%

¹: Underestimated error, ²: Overestimated error

다. 눈의 화소를 결정하는데 있어 VGT센서의 SWIR채널이 열적외 채널이나 마이크로파 채널을 대신할 만한 능력을 가지고 있다는 연구 결과에도 불구하고 이 자료를 이용한 전통적 임계치 방법은 사용자들의 요구를 충족시키지는 못하였다. VGT 자료의 이용자가 확대되어가고 있는 지금의 추세에서 SWIR채널이 가지고 있는 장점을 극대화하고 센서 자료의 효과적 처리방법을 표준화할 필요가 있다. 따라서 임계치 방법과 군집화를 바탕으로 하는 비 감독 분류법을 결합한 알고리즘이 본 연구에서 제시되었다.

SPOT위성의 VGT 센서자료를 이용한 구름과 적설 마스크를 위한 임계치 알고리즘의 한계 때문에 K-means 군집화는 눈과 구름의 통합 마스크를 통해 추출된 화소들에 대해 수행되었다. 본 연구는 통합 마스크와 K-means 군집화를 단계적으로 수행한 알고리즘이 구름과 적설을 효과적으로 분리하고 모니터링 할 수 있다는 것을 보여주었고 다른 방법들에 비해 상당한 정확도의 향상을 보여주었다. 구름과 눈이 한 영상 내에 공존하였을 때, 임계치 알고리즘은 구름 마스크에 대해 26.2%의 과대평가된 오차를 보여주었고 적설에 대해서는 15.3%의 과대평가된 오차를 보여주었다. 이러한 임계치 방법들의 분별 능력의 한계는 K-means 군집화같은 비 감독 분류법의 응용으로 인해 많은 부분이 해소되었다 (과대평가 오차는 구름에 대해 19.4% 적설에 대해 9.7% 정도 감소하였다).

이러한 정확도의 향상과 K-means의 군집화 능력에도 불구하고 해결해야 되어야 할 몇 가지의 불확실성이 남아있다. 그것은 구름이나 눈에 의해

오염되지 않은 화소가 구름이나 눈으로 과대평가된 것과 관련이 있었으며 이러한 오차는 통합 마스크 과정에서 발생한 것이었다. 4장의 결과 및 토론에서 우리는 과대평가된 화소의 대부분이 bare rocks이었다는 결론을 내렸다. 때로는 bare rock 같은 나지가 구름과 구별하기 어렵기는 하나 이것이 모든 경우를 대표하는 절대적인 것은 아니다. 즉 이러한 과대평가된 화소는 경우와 상황에 따라 bare rocks 외에도 습한 눈이나 구름의 그림자, 연기 일수도 있다. 예상되는 또 다른 오차의 원인은 적설지역의 추출과정에서 발생할 수 있다. 적설지역이 신적설 혹은 구적설인가에 따라서 분류결과가 달라지기도 한다. 이는 건조한 눈으로 대표되는 신적설과 습한 눈으로 대표되는 구적설의 광학적 특성의 차이가 다르기 때문이다. 마이크로파를 이용한 눈의 관측은 습한 눈과 건조한 눈의 구분을 성공적으로 수행할 수 있지만 가시광선이나 적외 센서로는 불가능하다. 이들 센서를 이용하여 관측되는 눈의 대부분은 건조한 눈과 습한 눈을 통합하고 있고 특히 습한 눈의 경우 구름 채집에서 누락되는 경우가 많다. 따라서 다음 단계의 연구에서는 다양한 상황을 고려한 표본 수집과 분석에 초점이 맞추어져야 한다. 여기서 기술된 알고리즘은 이러한 연구의 수행에 있어 자료를 신속하고 효과적으로 처리할 수 있는 도구가 될 것으로 판단된다. 또한 이는 VGT센서를 이용한 전 지구적 생태계 mapping과 토지 피복분류지도 작성뿐만 아니라 알베도, LAI(Leaf Area Index), 광합성 유효 복사량 (PAR) 같은 지표 파라미터 mapping의 질적 향상에 기여할 것으로 사료된다.

감사의 글

SPOT-VEGETATION daily synthesis 자료를 제공해준 프랑스 국립 우주국 (CNES: Centre National d' Etudes Spatiales)과 CTIV에 감사드립니다.

참고문헌

- Baghdadi, N., Y. Gauthier, and M. Bernier, 1997. Capability of mitemporal ERS-1 SAR data for wet-snow mapping, *J. Remote Sens. Environ.*, 60: 174-186.
- Baum, B. A. and Q. Trepte, 1999. A grouped threshold approach for scene identification in AVHRR imagery, *J. Atmos. Ocean. Technol.*, 16: 793-800.
- Davis, P., L. L. Stowe, and E. P. McClain, 1993. Development of a cloud layer detection algorithm for the clouds from AVHRR (CLAVR) Phase II Code, *Proc. SPIE Symp.*
- Fily, M., 1998. Antarctic snow characteristics from POLDER and SPOT4-VEGETATION data, *VEGETATION prelaunch phase report*, 96/CNES/0394, 12p.
- Gesell, G., 1989. An algorithm for snow and ice detection using AVHRR data: An extension to the APOLLO software package, *Int. J. Remote Sens.*, 10: 897-905.
- Guneriussen, T., 1997. Backscattering properties of a wet snow cover derived from DEM corrected ERS-1 SAR data, *Int. J. Remote Sens.*, 18-2: 375-392.
- Gustafson, G. B., and Coauthors, 1994. Support of environmental requirements for cloud analysis and archive (SERCAA): Algorithm descriptions, *Rep. PL-TR-94-2114*, Phillips Laboratory, MA., USA., 108p.
- Jensen, J. R., 1994. *Introductory Digital Image Processing: A remote sensing perspective*, New Jersey: Prentice Hall, pp. 316.
- Lissens, G., P. Kempeneers, and F. Fierens, 2000. Development of a cloud, snow and cloud shadow mask for VEGETATION imagery, *Proc. VEGETATION 2000*, pp. 303-306.
- Ramos, V. and F. Muge, 2000. On quantitative relationships between image filtering, noise and morphological size/ intensity diagrams, *Proc. Int. Symp. Mathemat. Morphol. Appli. Image Signal*, CD-Rom.
- Riggs, G. A., D. K. Hall, and V. Salomonsen, 1994. A snow index for the Landsat Thematic Mapper and moderate resolution imaging system, *Proc. IGARSS '94*, 1942-1944.
- Rossow, W. B. and L. C. Garder, 1993. Cloud detection using satellite measurements of infrared and visible radiances for ISCCP, *J. Climate*, 6: 2341-2369.
- Saunders, R. W. and K. T. Kriebel, 1988. An improvement method for detecting clear sky and cloudy radiances from AVHRR data, *Int. J. Remote Sens.*, 9: 123-150.
- Stowe, L. L., E. P. McClain, R. Carey, P. Pellegrino, and G. G. Gutman, 1991. Global distribution of cloud cover derived from NOAA/AVHRR operational satellite data, *Adv. Space Res.*, 11: 51-54.
- Stowe, L. L., S. K. Vemury, and A. V. Rao, 1994. AVHRR clear-sky radiation data sets at NOAA/NESDIS, *Adv. Space Res.*, 11: 113-116.
- Xiao, X., Z. Shen, and X. Qin, 2001. Assessing the potential of VEGETATION sensor data for mapping snow and ice cover: a Normalized Difference Snow and Ice Index, *Int. J. Remote Sens.*, 22-13: 2479-2487.