3차원 웨이블릿 변환을 이용한 다중시기 SAR 영상의 특징 추출 및 분류

유희영^{†*} · 박노옥^{**} · 홍석영^{***} · 이경도^{***} · 김이현^{***}

*인하대학교 지리정보공학연구소, **인하대학교 지리정보공학과, ***농촌진흥청 국립농업과학원 토양비료과

Feature Extraction and Classification of Multi-temporal SAR Data Using 3D Wavelet Transform

Hee Young Yoo^{†*}, No-Wook Park^{**}, Sukyoung Hong^{***}, Kyungdo Lee^{***} and Yihyun Kim^{***}

*Geoinformatic Engineering Research Institute, Inha University, **Department of Geoinformatic Engineering, Inha University

***Soil and Fertilizer Management Division, National Academy of Agricultural Science, Rural Development Administration

Abstract : In this study, land-cover classification was implemented using features extracted from multi-temporal SAR data through 3D wavelet transform and the applicability of the 3D wavelet transform as a feature extraction approach was evaluated. The feature extraction stage based on 3D wavelet transform was first carried out before the classification and the extracted features were used as input for land-cover classification. For a comparison purpose, original image data without the feature extraction stage and Principal Component Analysis (PCA) based features were also classified. Multi-temporal Radarsat-1 data acquired at Dangjin, Korea was used for this experiment and five land-cover classes including paddy fields, dry fields, forest, water, and built up areas were considered for classification. According to the discrimination capability analysis, the characteristics of dry field and forest were similar, so it was very difficult to distinguish these two classes. When using wavelet-based features, classification accuracy was generally improved except built-up class. Especially the improvement of accuracy for dry field and forest classes was achieved. This improvement may be attributed to the wavelet transform procedure decomposing multi-temporal data not only temporally but also spatially. This experiment result shows that 3D wavelet transform would be an effective tool for feature extraction from multi-temporal data although this procedure should be tested to other sensors or other areas through extensive experiments.

Key Words : feature extraction, 3D wavelet transform, PCA, land-cover classification, multi-temporal SAR, Radarsat-1

요약 : 이 연구에서는 다중시기 SAR 영상으로부터 3D 웨이블릿 변환을 통해 추출된 특징 정보를 이용하여 토지피복 분류를 수행하였고 그 적용가능성을 평가하였다. 분류를 하기 전 단계로 3차원 웨이블릿 변환 기반 특징을 추출하였고, 이후 토지 피복 분류에 사용하였다. 비교를 목적으로 특징추출 단계가 들어가지 않

접수일(2013년 10월 8일), 수정일(1차 : 2013년 10월 25일), 게재확정일(2013년 10월 25일).

[†]교신저자: 유희영(yhy1003@gmail.com)

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited

는 원본 영상과 주성분분석 기반 특징들의 분류를 함께 수행하였다. 성능 검증을 위해 당진에서 촬영된 다중 시기 Radarsat-1호 영상을 사용하였고 토지피복은 논, 밭, 산림, 수계, 도심지가 포함된 5개의 클래스로 구분하였다. 토지피복 식별 능력 분석에 따르면 밭과 산림은 매우 유사한 특성을 보이기 때문에 두 클래스를 구분하는 것은 매우 어렵다. 3차원 웨이블릿 기반 특징을 사용하는 경우, 도심지를 제외하고 모든 클래스의 분류 정확도가 향상되었다. 특히 밭과 산림의 정확도가 향상된 것을 확인할 수 있었다. 이러한 향상은 다중 시기자료를 시간과 공간적으로 동시에 분석하는 3차원 웨이블릿 변환 과정에 기인한 것으로 판단된다. 이 결과로부터 3차원 웨이블릿 변환이 영상으로부터 특징을 추출하는데 이용 가능하다는 것을 확인할 수 있었고, 추후에 다른 센서나 다른 연구지역으로 추가 실험을 수행할 예정이다.

1. 서론

토지피복은 도시계획, 천연자원관리, 환경모니터링, 농업관리 등 많은 응용분야에서 필수적으로 이용되기 때문에 정확한 토지피복을 제작하고 적절한 시기에 갱신하는 것은 매우 중요하다. 원격탐사 자료는 주기적으로 영상을 획득할 수 있을 뿐만 아니라 넓은 지역에 대한 자료획득이 가능해 토지피복 제작/갱신하기 위해 널리 사용되어 왔다. 지금까지 원격탐사 자료를 이용한 토지피복 제작에는 주로 한 시점에 촬영된 다중분광 광학영상의 분광정보를 사용해왔다.

토지피복분류에 가장 널리 사용되는 광학영상은 흐린 날씨가 밤에는 이용할 수 없다는 단점이 있는 것에 비해 SAR 영상은 날씨에 상관없이 항상 얻을 수 있다. 그러나, SAR 영상의 경우 스펙트럼 잡음, 측면촬영에 의한 지형적 왜곡, ERS, JERS-1 and Radarsat-1과 같은 일부 센서의 단일 편파 자료의 한계 등으로 만족할 만한 분류 정확도를 얻기는 쉽지 않다(Park and Chi, 2008). 단일 SAR 자료를 이용한 분류의 어려움을 보완하기 위해 다중편파 또는 다중시기 자료를 이용한 연구가 수행되어 왔다. ENVISAT, ALOS-PALSAR, TerraSAR-X, Radarsat-2와 같은 다중 편파 SAR 자료를 이용하여 분류정확도를 향상시키고자 하는 연구가 이루어졌다(Hochschild *et al.*, 1999; Lee *et al.*, 1999; Bouvet *et al.*, 2009). 또한, 다중시기 자료를 이용해 주로 벼 경작지와 같이 계절에 의해 큰 영향을 받는 클래스의 분류 정확도를 높이려는 연구가 있었다(Skriver *et al.*, 2000; Tan *et al.*, 2007; Jang *et al.*, 2012). 다중편파 또는 다중시기 자료를 이용할 경우, 자료를 그대로 이용하기도 하지만 자료의 상호관계를 이용해 특징을 추출한 후 분류를 수행하면 분류정확도를 높일 수 있다. 이러한 추출된 특징을 기반으로 분류를

수행한 연구로 Hirowawa *et al.*(1996), Henebry(1997), Park and Chi(2008)가 주성분분석을 이용해 특징을 추출해 이를 분류에 이용하였다.

이 연구에서는 같은 지역을 여러 시기에 촬영한 다중시기 SAR 자료에서 특징을 추출하여 토지피복분류를 수행하고자 하였다. 특징 추출을 위해서 시공간을 동시에 고려할 수 있는 3차원 웨이블릿 변환을 사용하였다. 웨이블릿 변환을 특징추출에 이용한 기존 연구에서는 주로 2차원 웨이블릿 변환을 통해 공간적으로 다른 특성을 보이는 특징을 추출하여 분류에 이용하였다.(Chang and Kuo, 1993; Fukada and Hirokawa, 1999, 2001). 일부 연구에서는 1차원 웨이블릿 변환을 기반으로 시계열 자료로부터 시간에 따른 변화 분석을 시도하였다(Galford *et al.*, 2008; Martínez and Gilabert, 2009). 1차원 웨이블릿 변환과 2차원 웨이블릿 변환을 융합하여 3차원으로 확장한 3차원 웨이블릿 변환은 여러 개의 밴드로 구성된 다중시기 또는 다중분광 자료를 공간과 시간/분광 방향으로 동시에 분석하는 것이 가능하다. 따라서 3차원 웨이블릿 변환은 다중밴드를 갖는 영상 분류에 효과적으로 이용될 가능성이 있다. 이러한 장점을 이용해 일부 연구에서 3차원 웨이블릿 변환을 다중분광 영상 분류 또는 도심지 분석에 이용한 사례가 있었다(Yoo *et al.*, 2007, 2009; Huang and Zhang, 2012). 그렇지만, 3차원 웨이블릿 변환을 다중시기 영상 처리에 이용한 사례는 매우 드물기 때문에 이 연구에서는 3차원 웨이블릿 변환 기반의 특징을 토지피복분류에 이용가능한지 그 가능성을 살펴보자 하였다. 3차원 웨이블릿 변환을 통한 특징의 분류 결과는 특징추출 단계를 거치지 않은 원본 영상, 주성분분석을 통해 추출된 특징을 각각 분류한 결과와 함께 정확도를 비교하였다.

2. 연구방법

1) 3차원 웨이블릿 변환

웨이블릿 변환은 신호처리에서 가장 널리 사용되는 푸리에 변환과는 달리 주파수 정보뿐만 아니라 위치정보를 함께 분석할 수 있는 수학적 기법이다. 이산 웨이블릿 변환은 비연속자료를 처리하기 위해 개발된 기법으로 일종의 대역필터를 이용해 자료를 L 밴드와 H 밴드로 분해한다. L 밴드는 저역필터(Lowpass filter)로부터 이름이 파생된 것으로 전체 자료를 대략적으로 요약한 정보를 포함한다. 반면, H 밴드는 고역필터(Highpass filter)로부터 비롯된 것으로 세부적인 변화 정보를 포함한다. 2차원 웨이블릿 변환은 행 방향으로 먼저 변환을 수행하여 두 개의 밴드로 분해한 후, 열 방향으로도 변환을 수행한다. 변환 후에는 통과한 필터의 조합에 따라 LL, LH, HL, HH 라는 총 4개의 서브밴드가 생성된다. 3차원 웨이블릿 변환은 이를 3차원으로 확장한 것으로 행과 열 방향뿐만 아니라 깊이(또는 높이) 방향으로 한번 더 변환을 수행한다(Muraki, 1993). 3차원 웨이블릿 변환을 통해 자료를 분해하면 총 8개의 서브밴드가 생성된다. 각 서브밴드는 변환을 수행한 방향과 통과한 필터의 종류에 따라 각각 LLL, LLH, LHL, HLL, LHH, HLH, HHL, HHH

밴드로 명명한다(Yoo *et al.*, 2007). 예를 들어 LLL 밴드는 모든 방향으로 저역필터를 통과시킨 것으로 사용한 자료의 정보를 전반적으로 요약한 성분이 포함된다. LLH 밴드의 경우에는 공간적으로는 변화가 적지만 시간 또는 분광에 따른 변화를 부각시킨 정보가 포함된다. 반면 HHH 밴드의 경우 모든 방향으로 고역필터를 통과시킨 것으로 모든 방향으로 변화하는 성분이므로 주로 고립된 잡음 성분이 추출된다. 다른 밴드들 역시 통과한 필터의 종류와 방향에 따라 고유한 정보를 보여주게 된다. Fig. 1은 3차원 웨이블릿 변환을 이용한 자료 분해 과정을 보여주는 다이어그램으로 x, y, z는 각각 행, 열, 밴드 방향을 의미하고 A, D는 Approximation과 Detail component를 의미한다. 아래로 향하는 화살표의 의미는 분해할 때 수행되는 다운 샘플링을 의미하는 것으로 분해할 때마다 자료의 길이가 반이 된다.

웨이블릿 변환에는 푸리에 변환에서의 사인함수와 같이 기저함수를 사용한다. 기저함수의 종류에 따라서 변환 결과가 달라지기 때문에 적절한 기저함수를 선택하는 것은 매우 중요하다. 그러나 최적의 기저함수는 사용자료에 따라서 달라지기 때문에 분류정확도를 향상시키기 위한 최적의 기저함수를 찾는 것은 쉽지 않다

Fig. 1. The diagram of the 3D wavelet transform (modified from Yoo *et al.* (2007)).

Fig. 2. The flowchart of procedure applied in this study.

(Yoo *et al.*, 2008). 이 연구에서는 많은 기저함수 중 Yoo *et al.*(2008)에서 언급된 것 같이 산림과 초지의 분류에 상대적으로 더 나은 결과를 보인 Daubechies(1988)에 의해 제안된 Db4를 기저함수로 사용하였다.

2) 연구방법

이 논문에서 이용한 분류과정은 크게 두 단계로 나누어 지는데, 첫 번째 단계는 다중시기 영상으로부터 특징을 추출하고 두 번째 단계에서는 추출된 특징을 바탕으로 분류를 수행한다(Fig. 2). 의미 있는 특징을 추출하기 위해 이 연구에서는 3차원 웨이블릿 변환을 전처리를 마친 다중 시기 SAR 영상에 적용한다. 3차원 웨이블릿 변환 기반 특징을 이용한 분류 결과와의 비교를 위해 기존에 많이 이용 되어온 주성분분석을 특징 추출 단계에 적용하였다. 이러한 특징 추출 단계를 마친 후, 주성분 분석 기반 특징 및 3차원 웨이블릿 변환 기반 특징을 대상으로 각각 감독분류를 수행하였다. 또한 특징 추출 효과를 확인하기 위해 특징 추출 단계를 거치지 않은 원본 영상도 분류를 수행하였다. 감독분류에는 SVM(Support Vector Machine) 기법을 이용하였는데, SVM 기법은 다

차원 공간에서 최적의 결정경계를 찾아내는 비모수적 분류법으로(Burges, 1998) SAR 영상 분류에서도 좋은 결과를 보인 것으로 알려져 있다(Fukada and Hirose, 2001; Angiulli *et al.*, 2005). SVM을 이용한 분류 이후 분류정확도 계산을 통해 모든 분류 결과를 정량적으로 비교 및 평가하였다.

3. 연구지역 및 사용자료

3차원 웨이블릿 변환 기반 분류의 적용성 평가를 위해 충청남도 당진지역에서 촬영한 다중시기 Radarsat-1 자료를 이용하였다(Fig. 3). 연구에서 사용된 다중시기 Radarsat-1 영상에 대한 상세한 정보는 Table 1에 제시하였다. 2005년 4월부터 10월 사이에 획득된 9장의 영상을 대상으로 multi-looking, 스펙클 제거, 기하 보정 등의 전처리를 통해 후방산란계수를 추출하였다. Fig. 4는 사용된 영상 중 일부인 4, 5, 8월에 각각 얻어진 영상을 보여주고 있다. 연구지역의 중앙에 위치한 논은 4월 아직 벼가 심어지지 않은 상태와 5월 모내기를 위해 물을 댄

Fig. 3. The location of the study area (modified from Google earth).

Fig. 4. The preprocessed SAR images: (a) 25 April 2005, (b) 19 May 2005, and (c) 23 August 2005.

Table 1. Multi-temporal SAR data set used in this study

Sensor	Date	Mode(incidence angle)	Polarization
Radarsat-1	1 April 2005	Ascending F2 (40°)	HH
	25 April 2005		
	19 May 2005		
	12 June 2005		
	06 July 2005		
	30 July 2005		
	23 August 2005		
	16 September 2005		
	10 October 2005		

상태를 보이고 있다. Fig. 4의 모든 영상에서 검은색으로 나타나는 곳은 수계를 의미하고 반면에 도심지역은 밝

게 나타난다. 이 연구에서는 감독분류를 위해 논, 밭, 산림, 수계, 도시지를 포함하는 5개의 토지피복을 고려하

Table 2. The number of training and reference pixels

Class	No. of training pixels	No. of reference pixels
Paddy fields	940	489
Dry fields	182	154
Forest	136	91
Water	81	53
Built-up	113	119
Total	1452	906

였다. 감독분류 및 검증을 위해 2005년 7월부터 10월 사이에 현장에서 수집한 샘플들과 고해상도 광학영상에서 수집한 샘플을 이용하였다. 수집된 전체 샘플을 무작위로 나누어 1452개의 화소는 훈련집단으로 906개의 화소는 검증에 사용하였다(Table 2).

4. 결과 및 토의

1) 특징 추출 결과

이 연구에서는 특징 추출을 위해 주성분분석과 3차원 웨이블릿 변환을 이용하였다. 주성분분석 후 얻을 수 있는 첫 번째 주성분은 가장 큰 분산을 갖는 성분으로 일반적으로 전체 평균과 매우 유사한 특징을 보인다. 다음 성분은 앞 성분과 상관도가 가장 떨어지는 성분으로 주성분은 뒤로 갈수록 분산의 크기가 점점 줄어들게 된다. 그러므로 보통 분류에서는 고유치를 고려하여 가장 높은 분산을 갖는 순으로 일부 주성분만 사용하는 것이 일반적이다. Fig. 5는 사용한 자료의 상위 3개의 주성분

Fig. 6. Cumulative variance explained by the principal components.

을 나타내고 있다. 각 주성분은 각기 다른 정보를 포함하고 있고, 낮은 순위의 주성분은 주로 고주파 성분 또는 잡음 성분이 포함되어 있다. Fig. 6은 각 주성분별 분산을 누적 그래프로 나타낸 것으로 상위 3개의 주성분으로 영상의 88.5% 설명이 가능하고 4번째 주성분까지 포함할 경우 91.1% 설명이 가능하다. 하위 성분들은 10%보다 적은 정보만을 포함하고 있고 시각적 판독 결과 잡음 성분이 주로 포함된 것으로 나타났다.

실험에 사용된 다중시기 Radarsat-1 자료에 3차원 웨이블릿 변환을 적용하면, 다운스케일링 과정을 통해 영상의 밴드수와 사용한 기저함수의 길이에 의해 각각 8개로 구성된 서브밴드를 갖게 된다. Fig. 7은 3차원 웨이블릿 변환으로부터 추출된 특징의 일부를 나타내고 있다. 공간적으로 고주파 성분이 포함된 서브밴드 또는 모든 방향으로 고주파 성분이 포함된 HHH 밴드의 경우 스펙클 잡음을 포함할 가능성이 높으므로 이를 제외한 LLL 밴드와 LLH 밴드만 분류 과정에 고려하였다.

Fig. 5. The first three principal components: (a) PC1, (b) PC2, and (c) PC3.

Fig. 7. Some 3D wavelet transformed features: (a) LLL3, (b) LLL5, and (c) LLH3.

2) 구분 능력 분석

분류 수행 이전에 클래스 별 구분 정도를 파악하기 위해 훈련집단에서 각 분류클래스 별로 특징 정보들의 통계치를 계산하였다. Fig. 8은 각 클래스의 밴드 별 평균을 나타낸 것으로 수계는 모든 시기에서 가장 낮은 값을 보이고 있다. 논 지역은 5월과 6월에 상대적으로 값이 낮아지는 것을 확인 할 수 있는데 이는 모내기를 위해 논에 물을 대는 시기와 일치한다. 그러나 이 시기를 제외하고는 논 지역은 밭, 산림과 유사한 특성을 나타내고 있다. 도심지는 모든 시기에 가장 높은 평균값을 보이고 있으며, 산림과 밭은 모든 시기에 걸쳐 매우 유사한 특성을 보이고 있다. 다만 6월 이후에 산림보다 밭에서 조금 높은 값을 보이는 경향이 나타난다.

주성분분석에 의해 추출된 특징을 살펴보면, 첫 번째 주성분의 각 클래스 별 편차가 가장 크게 나타나고 있다 (Fig. 9). 수계는 매우 낮은 값, 논 지역이 두 번째로 낮은 값을 보이고 도심지는 가장 높은 값을 보이고 있다. 그러나 후방산란계수의 비교와 마찬가지로 밭과 산림의

혼재가 나타나고 있다. 두 번째 주성분에서는 수계에서 가장 높은 값을 보이고, 논이 가장 낮은 값을 갖는다. 도심지가 두 번째로 낮은 값을 갖고, 밭과 산림은 두 번째 성분에서도 거의 유사한 양상을 보이고 있다. 세 번째 주성분은 산림과 도심지가 유사한 값을 보이고, 수계, 논, 밭이 매우 유사한 값을 갖는다. 네 번째 주성분부터는 모든 클래스의 값이 유사하여 구분이 매우 어렵다.

3차원 웨이블릿 변환에 의한 특징은 LLL 밴드와 LLH 밴드 성분으로 나누어 살펴보았다(Fig. 10). LLL 밴드의 경우 수계가 가장 낮은 값, 도심지가 가장 높은 값을 갖는다는 점은 원본 영상에서의 후방산란계수 패턴과 유사하다. 논은 2번 밴드 값이 낮고 3번에서 높아졌다가 4, 5번에서 상대적으로 낮은 값을 갖는다. 밭과 산림은 서로 유사하나 6, 7, 8번 밴드에서 산림이 약간 낮은 값을 보인다. LLH 밴드에서는 논이 가장 큰 변화 양상을 보이고 있다. 다중시기 영상에서 LLH 밴드는 시기에 따른 변화를 반영하는데 논이 시기에 따라 가장 큰 변화를 보이기 때문에 이러한 특징이 나타난다. 논을 제

Fig. 8. The average backscattering coefficient values at training samples for each class.

Fig. 9. The average principal component values at training samples for each class.

Fig. 10. The average 3D wavelet transformed feature values at training samples for each class: (a) LLL bands and (b) LLH bands.

외하면 나머지 모든 클래스들은 변화 양상이 유사하지만 그 중 두 번째로 큰 변화를 보이는 클래스는 수계이다. 시간에 따른 변화가 크지 않은 도심지는 3번 밴드를 제외하고 전체적으로 다른 클래스에 비해 낮은 값을 보인다. 반면 산림지역은 LLH 밴드에서 전체적으로 가장 적은 변화를 보였다. 이는 산림지역은 다른 클래스에 비해 공간적으로나 시간적으로 모두 변화가 크지 않기 때문에 LLH 밴드에서 적은 변화를 보이는 것으로 판단된다. 다른 특징과 마찬가지로 LLH 밴드에서도 밭과 산림

은 구분이 쉽지 않지만 3, 4, 8번 밴드에서 두 클래스의 평균값이 다소 차이를 보인다.

3) 분류 결과

앞서 고려한 분류 능력 분석을 바탕으로 원본 영상과 추출된 특징들을 대상으로 각각 SVM기법을 이용한 감독 분류를 수행하였다. 원본 영상은 모든 시기의 후방산란계수를 분류에 이용하였다. 주성분분석 기반 특징을 이용한 분류의 경우, 하위 주성분들은 클래스 별로 거의 구분이 되지 않아 상위 4개 주성분을 분류에 이용하였다. 3차원 웨이블릿 변환 기반 특징의 경우, 공간적으로 고주파인 성분은 잡음일 가능성이 높기 때문에 제외하고, 전체 자료의 대략적인 정보를 주는 LLL 밴드에서는 서로 상관성이 적은 4개의 밴드인 2, 3, 5, 6번 밴드를 선택하였고, 시간에 따른 변화를 잘 드러내는 LLH 밴드에서는 밭과 산림 클래스 구분도가 높았던 3, 4, 8번 밴드를 분류에 이용하였다. Fig. 11의 분류 결과를 시각적으로 살펴보면, 전반적으로 유사한 분류 결과를 보이고 있으나 분류 클래스의 밀집 정도에서는 다소 차이를 보이고 있다. 3차원 웨이블릿 변환을 이용한 경우에는 밭과 도심지역이 눈에 띄게 밀집되어 있는 것을 확인할 수 있다. 이는 공간적으로 고주파 성분을 포함하는 밴드를 모두 배제하고 분류를 수행하였기 때문에 나타나는 결과로 판단된다. 특히 공간적으로 변화가 큰 도심지역이나 밭에서 이러한 효과가 두드러졌다.

분류 정확도의 정량적 비교를 위해 오차 행렬로부터 분류 정확도 통계치를 계산하였다(Table 3). 원본 영상을 이용한 경우 전체 정확도는 68.54%, 카파 계수는 0.461로 나타났고 전체적으로 논이 과추정 되고 밭과 도심지

Fig. 11. Classification results: (a) using original data, (b) using the first four principal components, and (c) using representative 4 LLL bands and 3 LLH bands.

Table 3. The classification accuracy of each case: original image, PCA feature and 3D wavelet feature

	Original		PCA		Wavelet	
Overall acc.	68.54		68.43		70.64	
Kappa coef.	0.461		0.476		0.497	
	User's	Producer's	User's	Producer's	User's	Producer's
Paddy	70.87	93.05	73.46	89.98	72.03	94.27
Dry field	54.93	25.32	48.04	31.82	63.01	29.87
Forest	40.22	40.66	40.82	43.96	46.99	42.86
Water	90.38	88.68	85.45	88.68	92.16	88.68
Built up	87.76	36.13	84.62	36.97	79.66	39.50

는 저추정 된다. 사용자 정확도는 논, 수계, 도심지가 각각 70.87%, 90.38%, 87.76%로 매우 높은 정확도를 보이고, 밭과 산림은 상대적으로 낮은 정확도를 보인다. 도심지와 물은 다른 클래스와 확연히 다른 후방산란계수 패턴을 가지기 때문에 분류정확도가 높게 나타난 것으로 판단된다. 식생 중 논은 중간에 물을 대는 시기가 있어 시계열 자료를 사용할 경우 다른 식생과 확연히 구분되기 때문에 구분이 가능하지만 밭과 산림은 구분이 쉽지 않아 서로 오분류 되는 결과를 보이기 때문에 정확도가 떨어진다. 밭의 경우 작물에 따라 일정한 시계열 패턴을 보이지 않는 것도 낮은 정확도의 원인이라 판단된다.

상위 4개의 주성분을 분류에 사용한 경우, 전체 정확도는 68.43%, 카파 계수는 0.476를 보였다. 전체 정확도는 원본영상을 사용한 경우에 비해 다소 떨어졌고, 카파 계수는 더 높게 나타났지만 그 차이는 크지 않다. 세부적인 클래스의 정확도를 보면 지나치게 과추정되었던 논은 분류 결과가 개선되면서 사용자 정확도가 다소 높아졌고, 밭으로 분류되는 화소의 수가 크게 증가하였다.

3차원 웨이블릿 변환으로부터 추출된 7개의 특징을 이용한 경우, 전체 정확도는 70.64%, 카파 계수는 0.497로 원본영상이나 주성분분석의 특징을 사용했을 때에 비해 증가하였다. 사용자 정확도의 경우 도심지역은 원본에 비해 감소하는 경향을 보이고, 논은 주성분분석을 이용한 경우보다 약간 떨어지지만 나머지 클래스에서는 정확도가 향상되었다. 특히, 구분이 어려웠던 밭과 산림의 정확도가 향상된 것을 확인 할 수 있다. 정확도의 향상에는 3차원 웨이블릿 변환 후 공간방향으로 고주파 성분을 제외하였기 때문에 SAR 영상의 특징 중 나인 잡음이 제거된 영향으로 생각할 수도 있다. 그러나

PCA 변환 역시 하위밴드를 사용하지 않으면서 잡음이 제거되었다고 볼 수 있지만 분류 정확도가 원본영상을 사용한 경우와 유사하므로, 이는 3차원 웨이블릿 변환의 고유한 특징추출에 의한 것으로 판단된다. 앞서 분석한 클래스 별 구분 능력에서 볼 수 있는 것처럼 밭과 산림은 모든 시기에 걸쳐 매우 유사한 특성을 보이기 때문에 둘을 구분하는 것이 쉽지 않지만 3차원 웨이블릿 변환을 이용한 특징 추출 단계에서 밭과 산림의 구분도가 높았던 3개의 LLH 밴드를 사용함으로써 분류 능력이 향상된 것으로 판단된다.

5. 결론

이 연구에서는 다중시기 SAR 자료를 이용한 토지피복 분류에서 3차원 웨이블릿 변환 기반 특징의 적용 가능성을 분석하였다. 3차원 웨이블릿 변환 기반 특징을 이용한 분류결과를 일반적으로 특징 추출에 가장 널리 사용되는 주성분분석과 특징추출 단계를 생략한 원본 영상의 분류 결과와 함께 비교하였다. 다중시기 Radarsat-1 자료를 이용한 실험 결과, 3차원 웨이블릿 변환을 분류 과정에 적용한 경우가 주성분분석이나 원본 영상을 사용한 분류 결과보다 전체 정확도, 카파계수 모두 높게 나타났다. 특히 서로 혼재가 두드러졌던 밭과 산림지역의 정확도가 모두 향상되는 결과를 보였다. 이는 3차원 웨이블릿 변환이 시간과 공간을 모두 고려하여 정보를 추출하는 것이 가능하여 잡음을 줄이고 원본영상에서는 구분이 어려웠던 밭과 산림의 시간에 따른 미세한 변화 특징을 추출할 수 있었기 때문으로 판단된다.

이 연구를 통해, 3차원 웨이블릿 변환이 특징 추출의 과정에 유용하게 이용할 수 있다는 가능성을 확인 할 수 있었다. 3차원 웨이블릿 변환의 경우, 다량의 특징들이 추출되기 때문에 분류에 적합한 특징 선택은 매우 중요하다. 이 연구에서는 전반적인 상관관계와 시각적 판독을 통해 특정 특징을 선택하였으나, 추출된 특징 정보 사이의 정량적 관계를 이용한 특징 선택 기법에 대한 추가 연구가 필요하다. 또한 토지피복 분류결과의 정확도는 사용하는 영상에 의해서 큰 영향을 받기 때문에 다른 센서나 다른 연구지역으로 적용 연구를 확장할 예정이다.

사사

이 연구는 농촌진흥청 공동연구사업(과제 번호: PJ007745032013)의 지원에 의해 이루어졌습니다.

Reference

- Angiulli, G., V. Barrile, and M. Cacciola, 2005. SAR imagery classification using multi-class support vector machines, *Journal of Electromagnetic Waves and Applications*, 19(14): 1865-1872.
- Burges, C.J.C., 1998. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition, *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2 :121-167.
- Bouvet, A., T.L. Toan, and N. Lam-Dao, 2009. Monitoring of the rice cropping system in the Mekong Delta using ENVISAT/ASAR dual polarization data, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(2): 517-526.
- Chang, T. and C. Kuo, 1993. Texture analysis and classification with tree-structured wavelet transform, *IEEE Transaction on Image Processing*, 2(4): 429-441.
- Daubechies, I., 1988. Orthonormal bases of compactly supported wavelet, *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 41(7): 906-966.
- Fukuda, S. and H. Hirosawa, 1999. A wavelet-based texture feature set applied to classification of multifrequency polarimetric SAR images, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(5): 2282-2286.
- Fukada, S. and H. Hirosawa, 2001. Support vector machine classification of land cover: Application to polarimetric SAR data, *Proc. of 2001 International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Sydney, Australia, Jul. 9- 13, pp. 187-189.
- Galford, G., J.F. Mustard, J. Melillo, A. Gendrin, C.C. Cerri, and C.E.P. Cerri, 2008. Wavelet analysis of MODIS time series to detect expansion and intensification of row-crop agriculture in Brazil, *Remote sensing and Environment*, 112: 576-587.
- Henebry, G.M., 1997. Advantages of principal components analysis for land cover segmentation from SAR image series, *Proc. of the third ERS symposium*, Florence, Italy, Mar. 21-26, sp-414, pp. 175-178.
- Hirosawa, Y., S.E. Marsh and D.H. Kliman, 1996. Application of standardized principal component analysis to land-cover characterization using multitemporal AVHRR Data, *Remote Sensing of Environment*, 58: 267-281.
- Hochschild, V., M. Klenke, A. Bartsch and W.A. Flügel, 1999. Land cover classification in Hilly watersheds using SAR backscatter intensity and interferometric coherence information, *Proc. of 1999 International Symposium on Operationalization of Remote Sensing, Enschede, Netherlands*, Aug. 16-20.
- Huang, S. and L. Zhang, 2012. A multiscale urban complexity index based on 3D wavelet transform for spectral spatial feature extraction and classification: an evaluation on the 8-channel WorldView-2 imagery, *International Journal of Remote Sensing*, 33(8): 2641-2656.
- Jang, M.-W., Y.-H. Kim, N.-W. Park and S.-Y. Hong, 2012. Mapping paddy rice varieties using multi-

- temporal RADARSAT SAR images, *Korean Journal of Remote Sensing*, 28(6): 653-660.
- Lee, J.-S., M.R. Grunes, T.L. Ainsworth, L.J. Du, D.L. Schuler and S.R. Cloude, 1999. Unsupervised classification using polarimetric decompositions and the complex wishart classifier, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(5): 2249-2258.
- Martínez, B. and M.A. Gilabert, 2009. Vegetation dynamics from NDVI time series analysis using the wavelet transform, *Remote Sensing of Environment*, 113(9): 1823-1842.
- Muraki, S., 1993. Volume data and wavelet transforms, *IEEE Computer Graphics and Applications*, 13(4): 50-56.
- Park, N.W. and K.H. Chi, 2008. Integration of multitemporal/polarization C-band SAR data sets for land-cover classification, *International Journal of Remote Sensing*, 29(16): 4667-4688.
- Skriver, H., J. Schou, and W. Dierking, 2000. Land-cover mapping using multitemporal, dual-frequency polarimetric SAR data, *Proc. of 2000 International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Honolulu, HI, Jul. 24-28, vol.1, pp. 331-333.
- Tan, C.-P., J.-Y. Koay, K.-S. Lim, H.-T. Ewe and H.-T. Chuah, 2007. Classification of multi-temporal SAR images for rice crops using combined entropy decomposition and support vector machine technique, *Progress In Electromagnetics Research*, 71: 19-39.
- Yoo, H.Y., K. Lee and B.D. Kwon, 2007. Application of the 3D discrete wavelet transformation scheme to remotely sensed image classification, *Korean Journal of Remote Sensing*, 23(5): 355-363.
- Yoo, H.Y., K. Lee and B.D. Kwon, 2008. A comparative study of 3D DWT based space-borne image classification for different types of basis function, *Korean Journal of Remote Sensing*, 24(1): 57-64.
- Yoo, H.Y., K. Lee and B.D. Kwon, 2009. Quantitative indices based on 3D discrete wavelet transform for urban complexity estimation using remotely sensed imagery, *International Journal of Remote Sensing*, 30(23): 6219-6239.