

토지 피복 분류에서 분광 영상정보와 시간 문맥 정보의 결합을 위한 베이저안 확률 규칙의 적용

이상원 · 박노옥[†]
인하대학교 지리정보공학과

Application of Bayesian Probability Rule to the Combination of Spectral and Temporal Contextual Information in Land-cover Classification

Sang-Won Lee and No-Wook Park[†]

Dept. of Geoinformatic Engineering, Inha University

Abstract : A probabilistic classification framework is presented that can combine temporal contextual information derived from an existing land-cover map in order to improve the classification accuracy of land-cover classes that can not be discriminated well when using spectral information only. The transition probability is computed by using the existing land-cover map and training data, and considered as a *a priori* probability. By combining the *a priori* probability with conditional probability computed from spectral information via a Bayesian combination rule, the *a posteriori* probability is finally computed and then the final land-cover types are determined. The method presented in this paper can be adopted to any probabilistic classification algorithms in a simple way, compared with conventional classification methods that require heavy computational loads to incorporate the temporal contextual information. A case study for crop classification using time-series MODIS data sets is carried out to illustrate the applicability of the presented method. The classification accuracies of the land-cover classes, which showed lower classification accuracies when using only spectral information due to the low resolution MODIS data, were much improved by combining the temporal contextual information. It is expected that the presented probabilistic method would be useful both for updating the existing past land-cover maps, and for improving the classification accuracy.

Key Words : Classification, temporal contextual information, crop, MODIS

요약 : 이 논문은 분광 영상정보만으로 구분력이 상대적으로 떨어지는 분류 항목들의 분류 정확도 향상을 목적으로 기존 존재하는 토지피복도로부터 계산된 시간 문맥 정보를 결합하는 확률론적 분류 방법론을 제안하였다. 기존 존재하는 토지피복도와 고려하고 있는 시기의 훈련 집단으로부터 분류 항목간 전이 확률을 계산하여 이를 사전 확률로 간주하였다. 분광 영상정보로부터 얻어지는 조건부 확률을 사전 확률과 결합하여 최종적인 사후 확률을 계산하여 분류 항목을 결정하였다. 제안 기법은 기존 시간 문맥 정보를 결합할 때 많은 계산량을 요구하는 방법론들과 달리, 확률론적 분류 방법에 쉽게 적용이 가능한 장점이 있다. 시계열

MODIS 자료를 이용한 농작물 분류 사례 연구를 수행하여, 제안 기법의 적용가능성을 검증하였다. MODIS 자료의 낮은 공간 해상도로 인한 혼재 효과로 분광 영상정보만으로 구분력이 떨어지는 분류 항목들은 시간 문맥 정보를 고려함으로써 상대적인 구분력이 향상되어 최종적으로 향상된 분류 정확도를 나타내었다. 따라서 제안 기법은 분류 정확도의 향상과 더불어, 기계작된 토지피복도의 갱신에도 효과적으로 이용될 수 있을 것으로 기대된다.

1. 서론

원격탐사 자료의 주기성과 광역성을 이용한 여러 응용 분야 중에서 분류에 의한 주제도 작성은 활용도가 높은 분야에 해당한다. 분류를 통해 작성된 토지 이용/피복도, 농작물 구분도, 임상 구분도 등은 이후 각종 다양한 분석의 입력 자료로 사용이 가능하다. 예를 들어, 토지 피복도는 산사태, 홍수 등과 같은 각종 자연 재해의 예측 모델링과 피해 지역 산출에 적용이 가능하며(장동호, 2005; 천기선, 박재국, 2007; Oh *et al.*, 2011), 농작물 구분도는 생산량 혹은 순일차생산량 추정의 입력 자료로 이용 가능하다(Zhao *et al.*, 2005; 김민호 외, 2008).

분류 결과로 제시되는 주제도는 일반적으로 이후 분석의 입력 자료로 이용되기 때문에, 보다 신뢰성 높은 제작이 필수적이다. 이와 관련하여 높은 정확도의 분류 결과 생성을 위해 우선 고려할 수 있는 접근은 개선된 분류 방법의 개발과 적용이다. 기존 광학 자료의 분류에 많이 사용되어온 최대우도분류 방법 이외에 인공지능, 기계학습알고리즘에 기반을 둔 인공 신경망, support vector machine(SVM) 등의 개선된 분류 기법을 적용할 수 있다. 또 다른 접근 방법으로는 고려하고 있는 분류 항목의 구분력을 높일 수 있는 적절한 자료를 이용하는 것이다. 광학 자료와 더불어 이종 센서 자료로 SAR 자료나 Lidar 혹은 GIS 주제도 등을 이용하는 방법이 이 접근에 해당한다(이상훈, 2003; 박노옥과 지광훈, 2007). 이러한 분광 혹은 산란 영상정보의 이용과 더불어 공간 및 시간 문맥 정보를 분류 과정에 직접 반영하여 분류 정확도를 향상시킬 수 있다. 주변 화소 사이에 분류 항목의 유사성이 존재한다는 가정하에 공간 문맥 정보의 반영과 관련하여 majority filtering, 텍스처 정보의 이용, Markov Random Fields(MRF)을 이용한 분류, 객체 지향 분류 등이 그동안 적용되어 왔다(Yang, 1998; Ehlers *et al.*, 2003; Melgani and Serpico,

2003; 이기원 외, 2005; 홍창희, 2009).

시간 문맥 정보는 변화가 없는 즉 정적인 지역에서는 과거 토지 피복 항목이 현재에도 그대로 유지될 수 있고, 만약 변화가 발생한 지역에서는 동적인 변이를 설명할 수 있다는 개념을 포함한다. 따라서 분광 영상정보에 따른 분류 결과가 시간 문맥 정보와 유사하다면 분류 결과를 강화하는 양상을 보조할 수 있고, 만약 분광 영상 정보의 혼재가 나타날 경우 시간 문맥 정보를 고려함으로써 분류의 불확실성을 감소시킬 가능성이 커지게 된다. 이러한 정적 혹은 동적 분류 항목의 변화를 반영할 수 있는 시간 문맥 정보의 이용과 관련하여 그동안 다양한 접근법이 제안되었다. 대표적으로 cascade 방법(Swain, 1978), 추계론적 모델(Kalayeh and Landgrebe, 1986), 베이지안 최소 오차 모델(Bruzzone and Serpico, 1997), MRF 모델(Melgani and Serpico, 2003) 등이 존재한다. 이러한 방법들은 주로 반복적 연산을 기반으로 시간적 문맥 정보를 계산하기 때문에 파라미터 설정의 어려움과 계산과정이 복잡한 단점이 존재한다. 서로 다른 시기의 영상을 반복적으로 갱신하는 Melgani and Serpico(2002)의 방법론은 MRF에 비해 계산상 간편성은 존재하지만 시간 문맥 정보의 상호 교류시 오류가 전파될 수 있는 단점이 있다.

이 연구는 분광 영상정보와 더불어 시간 문맥 정보의 결합을 위한 확률론적 분석 방법론의 틀을 제안하고자 한다. 과거 기계작된 토지 피복도가 존재하는 상황에서, 이후 시기의 원격탐사 자료를 이용한 분류 과정에 시간 문맥 정보를 결합하고자 하였다. 과거 토지 피복도와 분류를 고려하고 있는 시기의 혼련 집단으로부터 시간 문맥 정보로 간주할 수 있는 전이 확률을 계산한 후에, 이 확률을 베이지안 결합 규칙을 이용하여 분광 영상정보로부터 얻을 수 있는 조건부 확률과 결합하여 최종적인 사후 확률을 얻게 된다(Fig. 1). 제안 방법론의 주안점은 시간 문맥 정보를 함께 고려함으로써 분광 영상정보만

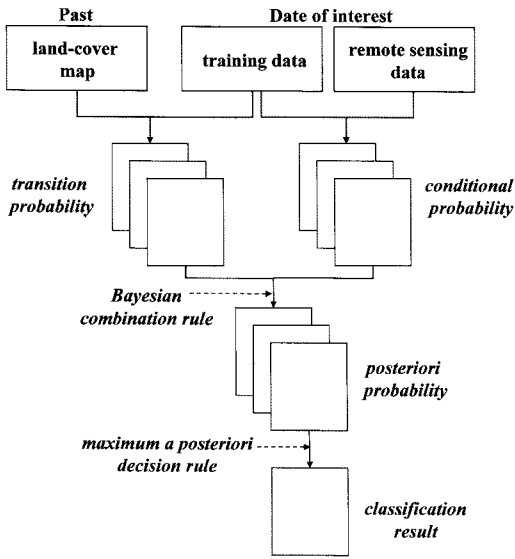


Fig. 1. Schematic diagram of the classification methodology presented in this study.

을 이용할 경우에 혼재가 두드러진 토지 피복 항목의 구분력을 높이고자 하는데 있으며, 시간 문맥 정보를 고려하기 위해 복잡한 계산 과정을 요구했던 기존 방법론과 달리 계산의 간편성을 주목적으로 하였다. 제안 방법론의 적용 가능성을 검토하기 위해 MODIS 정규식생지수 자료를 이용한 농작물 구분 사례 연구를 수행하였다.

2. 분류 방법론

이 연구에서 제안하는 분류 방법론은 고려하고 있는 시기의 원격탐사 자료가 존재하고, 이전 시기에 작성된 토지 피복도가 존재한다는 가정에 기반을 두고 있다. 고려하고 있는 시기(T)의 토지 피복 항목과 원격탐사 자료를 각각 $\omega_k^T (k = 1, \dots, K)$ 와 D 라고 할 때, 연구의 최종 목적은 $P^T(\omega_k | D)$ 를 계산하여 최종적인 토지 피복을 결정하는 것이다. 첫 단계로, 현재 시기의 원격탐사 자료에 확률론적 분류 방법론을 적용하여 고려하고 있는 토지 피복 항목별로 조건부 확률 $P^T(D | \omega_k)$ 을 계산한다. 이 때, 분류 결과와 더불어 각 항목별 조건부 확률을 제공할 수 있는 분류 방법론의 적용이 가능하며, 기존 최대우도분류 기법이나 평균 제곱 오차 이론 기반 오차 역전파 훈련 과정을 거친 다층 인공신경망 혹은 후처리를

거친 SVM 등의 적용이 가능하다.

두 번째 단계에서는 Park(2010)의 선행 연구에서 제안한 방식을 차용하여 현재 시기의 훈련 집단과 과거의 토지 피복도를 중첩하여 두 시간간 토지 피복 항목간의 전이 확률(transition probability)을 계산하였다. Park(2010)에서는 토지 피복도가 아닌 이전 시기의 광학 영상 자료의 분류 결과를 이용하였기 때문에 시간 전이 확률 계산시 분류 정확도를 일종의 가중치로 부여하는 방식을 제안하였다. 그러나 이 연구에서는 기계작된 토지 피복도를 이용하므로 이러한 분류 정확도를 반영하지 않고, 직접적으로 식 (1)을 이용하여 전이 확률을 계산하였다.

이전 시기의 토지 피복도에 존재하는 토지 피복 항목을 $\omega_s^P (s = 1, \dots, S)$ 라고 할 때, ω_s^P 와 ω_k^T 사이의 전이 확률은 식 (1)을 통해 계산할 수 있다.

$$P_{PT}(\omega_k^T | \omega_s^P) = \frac{\sum_{\alpha=1}^m I(\omega(u_\alpha); \omega_k^T(u_\alpha)) I(\omega(u_\alpha); \omega_s^P(u_\alpha))}{\sum_{\alpha=1}^m I(\omega(u_\alpha); \omega_s^P(u_\alpha))} \quad (1)$$

여기서 $I(\omega(u_\alpha); \omega_s^P(u_\alpha))$ 과 $I(\omega(u_\alpha); \omega_k^T(u_\alpha))$ 는 훈련 집단 위치 $u_\alpha (\alpha = 1, \dots, m)$ 에서의 토지 피복 항목 $\omega(u_\alpha)$ 과 그 위치에서의 과거 토지 피복 항목 $\omega_s^P(u_\alpha)$ 혹은 현재 토지 피복 항목 $\omega_k^T(u_\alpha)$ 이 일치하면 1, 아니면 0을 가지는 지시자 함수를 각각 나타낸다.

이 과정의 기본 전제는 현재 시기의 훈련 집단이 연구 지역의 분광적인 특성뿐만 아니라 토지 피복 항목의 특성을 골고루 반영할 수 있다는 것인데, 이 전제는 감독 분류의 내재적인 가정에 해당한다. 식 (1)을 통해 각 토지 피복 항목 ω_k^T 에 대한 과거 토지 피복 항목의 전이 확률 계산이 가능해지며, 과거 토지 피복도의 토지 피복 항목별로 이 값을 대입함으로써 연구 지역 전체에 대한 전이 확률 지도를 제작하게 된다.

최종 단계로 분광 영상정보와 시간 문맥 정보의 결합을 위해 이 연구에서는 베이시안 확률 결합식을 이용하였다. 이 연구에서는 계산된 전이확률을 베이시안 확률 결합 식에서 사전 확률로 간주하여 식 (2)를 이용하여 원격탐사 자료로부터 계산된 조건부 확률과 결합하여 최종적으로 사후 확률을 얻었다.

$$P_{PT}(\omega_k | D) = \frac{P_{PT}(\omega_k^T | \omega_s^P) P(D | \omega_k)}{\sum_{k=1}^K P_{PT}(\omega_k^T | \omega_s^P) P(D | \omega_k)} \quad (2)$$

즉 이 연구에서는 기존 연구에서 사전 확률을 동일하게 놓거나 경험적으로 적용한 것과 다르게 시간 분맥 정보를 반영하는 전이 확률을 사전 확률로 간주하여 최종 사후 확률을 계산한다. 분류 항목별 사후 확률들에 대해 최대 사후 확률 결정 규칙을 적용하여 최종적으로 분류 결과를 얻게 된다.

3. 사례 연구

1) 연구 대상 지역 및 사용 자료

이 연구에서는 제안 기법의 적용성 평가를 위해 MODIS 시계열 정규식생지수 자료를 이용한 농작물 구

분 사례 연구를 수행하였다. 대상 지역은 미국으로 콩과 옥수수의 주산지인 Iowa주의 일부 지역과 겨울밀의 주산지인 Kansas주의 일부 지역으로 하였다.

원격탐사 자료로는 MODIS MOD13 자료 중에서 2009년의 16일 합성 정규식생지수 자료를 이용하였다 (Fig. 2). 2009년의 23개 자료 중에서 각 지역의 주요 농작물의 생육 주기를 고려하여 사전 실험을 통해 전체 자료를 이용할 경우와 유사한 분류 정확도를 나타내는 일부 자료만을 이용하였다. Iowa 지역은 5월부터 10월 까지의 11개 자료를, Kansas 지역은 겨울밀이 주요 농작물이지만 다른 작물의 생육주기를 고려하여 2월부터 11월까지의 18개 자료를 사용하였다. 과거 토지피복도로는 미국 농림국에서 제공하는 2008년 cropland

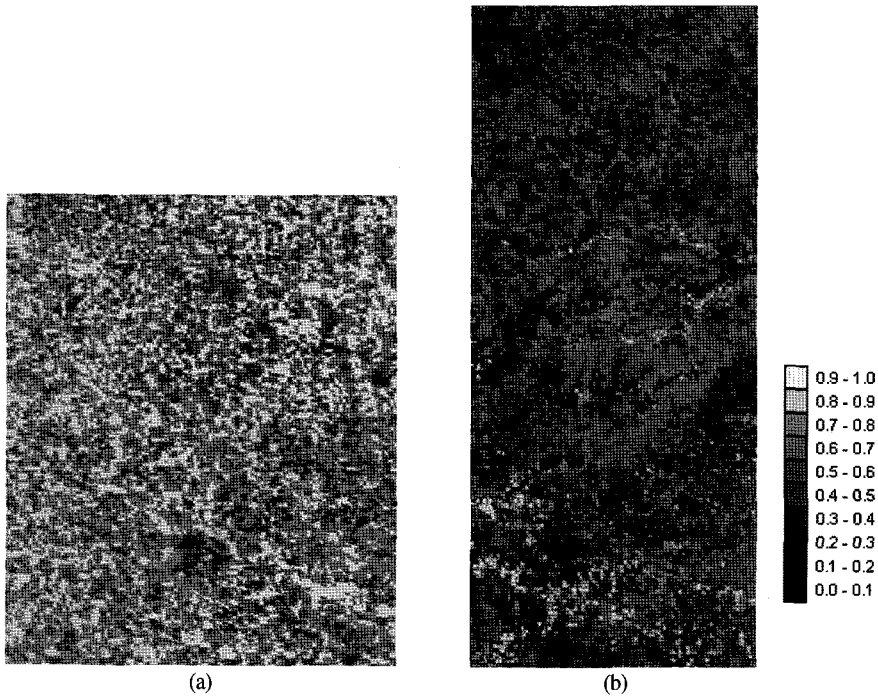


Fig. 2. MODIS NDVI data (June 26th, 2009) in the study area. (a) Iowa, (b) Kansas.

Table 1. Classification classes considered in the case study and the numbers of training and reference pixels

Area	Classes	The number of training pixels	The number of reference pixels
Iowa	Corn	1,494	1,494
	Soybeans	1,184	1,184
Kansas	Sorghum	534	534
	Winter wheat	1,424	1,424
	Fallow/Idle	1,032	1,032
	Pasture/Grass	2,921	2,921

data layer(CDL, Johnson and Mueller, 2010) 자료를 이용하였다. 감독 분류를 위한 훈련 집단과 분류 정확도 계산을 위한 검증 집단은 2009년 CDL 자료로부터 각 지역의 주요 식생의 5%씩 층별 임의 샘플링 방법으로 서로 겹치지 않게 같은 수로 각각 추출하였다(Table 1). 대상 지역들은 주로 농작물 지역에 해당되는데, 소수를 차지하는 농작물과 역시 소수를 차지하는 비작물 항목들은 분류 정확도 해석에 영향을 줄 수 있기 때문에 마스킹 처리하여 분석에서 제외하였다.

2) 분광 영상정보를 이용한 분류 방법론

우선 시계열 식생지수만을 이용하는 분류, 즉 분광 영상정보만을 이용하는 분류를 위해 확률론적 분류 방법으로 SVM을 적용하였다. SVM은 분류와 회귀분석을 위해 커널을 이용하는 통계적 학습 방법론(Vapnik, 1995)으로, 2000년대부터 고해상도와 초다분광 원격탐사 자료의 분류에 많이 적용되어 왔다(Foody and Mathur, 2004; Melgani and Bruzzone, 2004; Pal and Mather, 2005; Bazi and Melgani, 2006; Mathuer and Foody, 2008). SVM은 분류 항목간 여백(margin)을 최대로 하는 결정면으로부터 분류 항목들을 구분하는데(Cristianini and Shawe-Taylor, 2000), 선형 혹은 비선형 커널을 이용하여 이진 분류에 적용되도록 고안되었으나 여러 개의 이진 SVM 분류자를 결합함으로써 일반적인 토지 피복 분류에서 고려하는 다중 항목 분류에 이용이 가능하다. 원격탐사 자료 분석에 SVM을 적용한 응용 사례는 Camps-Valls and Bruzzone(2009)를 참조할 수 있다.

3) 전이 확률 계산 결과

식 (2)의 사전 확률로 이용되는 전이 확률은 2008년 토지피복도와 2009년 훈련 집단을 중첩하여 식 (1)을 이용하여 계산하였다. Iowa 지역의 전이 확률을 살펴보면(Table 2), 2008년의 옥수수와 콩 지역은 2009년에는 대부분 콩과 옥수수로 교차로 변화하는 것을 알 수 있다. 미국 지역에서는 콩과 옥수수를 재배할 때 해마다 비료 시비와 병충해 피해 때문에 서로 교대로 재배하는 것으로 알려져 있는데(장지열, 개인 교신), 이러한 양상을 전이 확률로 확인할 수 있다. Table 3의 Kansas 지역의 전이 확률을 살펴보면, 2008년의 겨울밀은 2009

Table 2. Transition probability in Iowa

		2008	
		Corn	Soybean
2009	Corn	0.31	0.73
	Soybean	0.69	0.27

Table 3. Transition probability in Kansas

		2008			
		Sorghum	Winter wheat	Fallow/Idle	Pasture/Grass
2009	Sorghum	0.29	0.43	0.08	0.06
	Winter wheat	0.06	0.17	0.78	0.12
	Fallow/Idle	0.61	0.35	0.11	0.08
	Pasture/Grass	0.04	0.04	0.03	0.74

년에는 수수와 휴경지로 주로 변화하였으며, 휴경지는 겨울밀 재배지역으로 바뀐 것으로 나타났다. 연구 지역의 가장 많은 지역을 차지하는 초지 항목은 대부분 초지 항목으로 유지됨을 확인할 수 있다. 이러한 2008년과 2009년 사이의 전이 확률은 이후 분류 과정에서 사전 확률로 이용하였다.

4) 분류 결과

이 연구에서는 농작물 분류를 위하여 SVM 분류 방법과 SVM의 사후확률과 시간 문맥정보를 결합한 방법을 각각 적용하였다. SVM의 실제 적용을 위해서는 적절한 커널과 이에 수반되는 파라미터의 설정이 필요하다. 이 연구에서는 가장 일반적으로 많이 사용되면서 선형 커널에 비해 상대적으로 성능이 좋다고 알려진 Radial Basis Function(RBF) 커널을 사용하였다. 이 RBF 커널의 파라미터로 가우시안 형태의 커널의 폭을 결정하는 γ 와 오분류와 여백의 크기 사이의 중요성을 결정하는 파라미터(C) 2개를 결정해야 하는데, 이 연구에서는 파라미터의 결정에 LIBSVM 소프트웨어의 그리드 탐색 방법을 적용하였다(Chang and Lin, 2011). 그리드 탐색 방법은 C와 γ 의 범위와 간격을 결정해주고, 훈련 집단에 대한 교차 검증을 통해 가장 분류 정확도가 높은 파라미터를 선택하는 방법이다. 이 그리드 탐색 방법을 이용하여 Iowa 지역의 C와 γ 값은 16과 2로, Kansas 지역의 C와 γ 값은 32와 0.5로 각각 설정하였다.

분류 정확도 검증을 위해 Table 1의 검증 집단과 분류 결과로부터 오차 행렬을 작성한 후에 통계치로 전체

Table 4. Classification accuracy

Method	Accuracy	Iowa		Kansas	
		Overall accuracy	Kappa coefficient	Overall accuracy	Kappa coefficient
Spectral information		76.39%	0.52	75.74%	0.62
Spectral information+Temporal information		82.57%	0.65	81.05%	0.71

Table 5. Class-wise accuracy in Iowa

Method	Accuracy	Corn	Soybeans
		Spectral information	76.37%
Spectral information+Temporal information		82.09%	83.24%

정확도 및 카파 계수를 계산하였으며, 각 분류 항목별 정확도 비교를 위해 사용자 정확도를 이용하였다. 검증 집단에서의 분류 정확도를 살펴보면(Table 4), 우선 Iowa 지역은 전체 정확도에서 시간 문맥 정보를 결합하였을 때에 약 6% 포인트의 향상을 나타내었으며, 카파 계수도 역시 0.13 정도의 향상을 나타내었다. Kansas 지역의 경우, Iowa 지역과 마찬가지로 제안 기법에 의해 약 5.5% 포인트의 전체 정확도의 향상과, 0.09의 카파 계수의 향상을 얻을 수 있었다.

전체 정확도와 더불어 각 지역의 분류 항목별 분류

정확도를 확인하기 위해 사용자 정확도를 비교하였다. Table 5의 Iowa 지역의 결과를 살펴보면, 옥수수와 콩 모두에서 약 7% 포인트의 정확도 향상이 나타났다. 또한 Table 6의 Kansas 지역의 경우에도, 최소 2% 포인트에서 최대 7.4% 포인트의 정확도 향상 결과를 나타내었다. 즉 이 논문에서 고려하고 있는 시간 문맥 정보를 결합함으로써 토지 피복의 시기별 변화가 없는 초지와 같은 항목은 그 정적 양상이 그대로 반영되어 분류 정확도가 향상됨을 확인할 수 있다. Iowa 지역의 콩과 옥수수 항목들은 분광 영상정보에서의 혼재가 두드러지지만, 시간 문맥 정보를 통해 서로 교차하여 변화하는 항목들의 동적 변화 특성이 반영되어 분류 정확도가 향상된 것으로 판단된다.

Fig. 3과 Fig. 4는 두 연구 지역의 분광 영상정보만을 이용한 분류 결과와 제안 기법으로 생성된 분류 결과

Table 6. Class-wise accuracy in Kansas

Method	Accuracy	Sorghum	Winter wheat	Fallow/Idle	Pasture/Grass
		Spectral information	65.63%	70.92%	68.51%
Spectral information+Temporal information		71.49%	76.15%	70.40%	88.54%

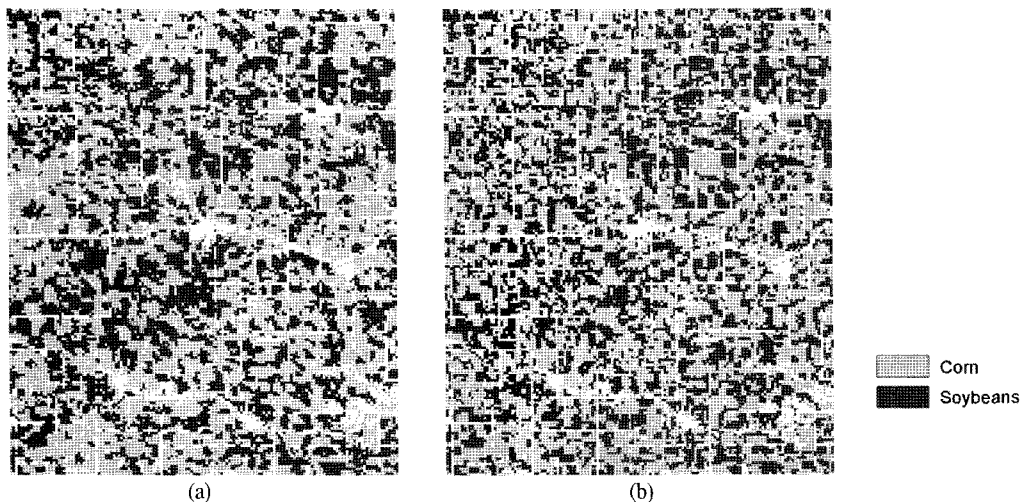


Fig. 3. Classification results in the IOWA area. (a) and (b) are based on only spectral information and the combination of spectral and temporal contextual information, respectively. White pixels are masked ones.

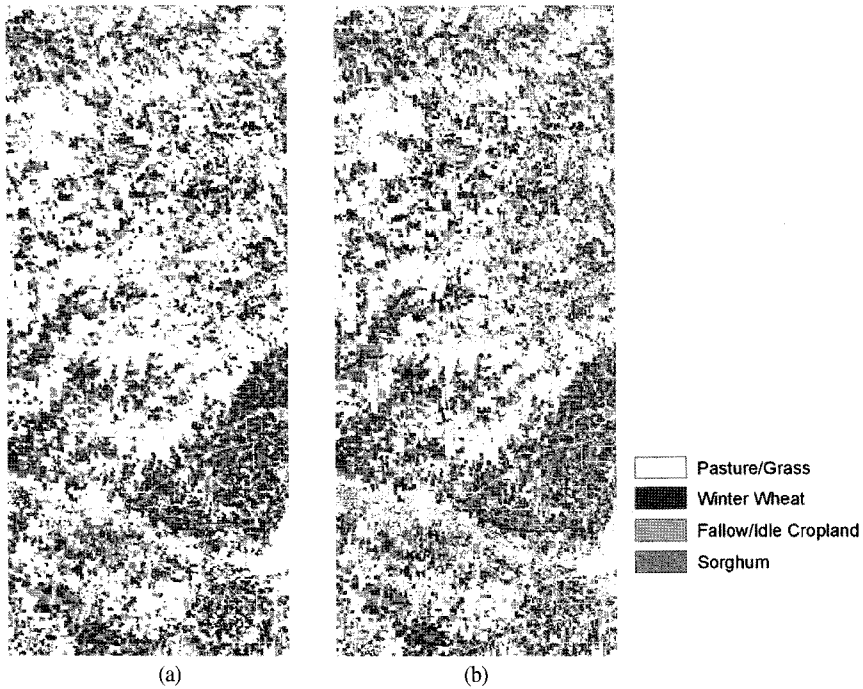


Fig. 4. Classification results in the Kansas area. (a) and (b) are based on only spectral information and the combination of spectral and temporal contextual information, respectively. White pixels are masked ones.

를 나타내고 있다. 분류 정확도에서 확인한 것처럼 분광 영상정보만을 이용할 경우, Iowa 지역에서는 콩과 옥수수의 오분류 양상이 상대적으로 많이 분포함을 확인할 수 있으며, 두 항목 모두 넓은 패치 형태로 나타나고 있다. Kansas 지역에서는 대상 지역에서 소규모를 차지하는 분류 항목들이 작게 나타나고 있다. 또한 두 지역 모두에서 분광 영상정보만을 이용하였을 경우에는 상대적으로 구역별 작물 재배 형태를 구분하기 힘들었다. 반면 시간 문맥 정보를 결합할 경우에는 과거 작물 재배 구역의 형태 정보까지 함께 반영할 수 있기 때문에 구역화된 분류 결과를 얻을 수 있었다.

이 논문에서 제안한 분류 기법은 기존 분류 방법론과 분류 결과와 더불어 사후 확률을 함께 제공할 수 있다. 따라서 최종 계산된 사후 확률을 통해 이러한 분류 정확도의 정량적 향상 효과를 정성적으로 분석할 수 있는 장점이 있다. 이 연구에서는 사후 확률의 변화 정도를 토지 피복 구분 능력과 연관 짓기 위해 토지 피복을 결정짓는 최대 사후 확률값을 정성적 해석에 이용하였다. 1에 가까울수록 다른 항목과 확실하게 차이가 남을 의미하고, $1/(\text{토지 피복 항목 개수})$ 에 근접할수록 다른 항목

과의 혼재가 두드러짐을 의미한다.

각 지역별 최대 사후 확률값은 Fig. 5에 제시하였다. 두 지역 모두에서 시간 문맥 정보를 결합함으로써 분류 항목을 결정짓는 최대 사후 확률값의 상승을 나타내었다. 분광 영상정보만을 이용하였을 경우에, 서로의 구분력의 차이가 두드러지지 않은 상태에서 최종 분류 항목이 결정되었거나 사후 확률의 작은 차이로 오분류가 발생할 수 있다. 반면, 시간 문맥 정보를 함께 결합할 경우, 토지 피복 항목간 구분력의 차이가 벌어지면서 확실하게 최종 분류 항목이 결정되거나, 오분류 확률의 양상을 바꾸어서 새로운 항목으로 분류 항목이 결정된 것으로 판단된다.

이러한 양상을 좀 더 살펴보기 위해, 분광 영상정보만을 이용한 분류 결과와 시간 문맥 정보를 함께 결합한 분류 결과를 비교하여 분류 결과가 바뀐 화소들의 비율을 계산하였다. Iowa 지역의 경우, 시간 문맥 정보를 결합함으로써 분광 영상정보만을 이용한 분류 결과의 약 24.1%가 분류 결과가 바뀐 것으로 나타났다. Kansas 지역도 약 21% 정도의 화소들이 시간 문맥 정보의 결합으로 인해 분류 결과가 바뀐 것으로 나타났다. 또한 변

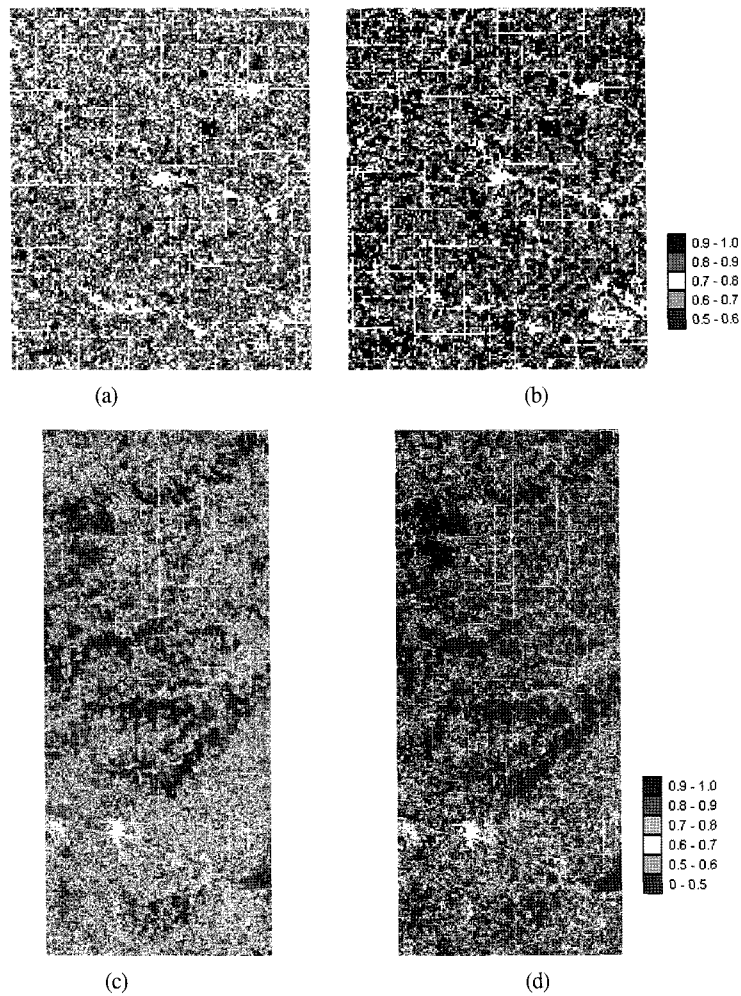


Fig. 5. Maximum posteriori probabilities. (a) and (c) show the maximum posteriori probabilities computed from spectral information only in Iowa and Kansas, respectively. The maximum posteriori probabilities by combining spectral and temporal information in Iowa and Kansas are shown in (b) and (d), respectively. White pixels are masked ones.

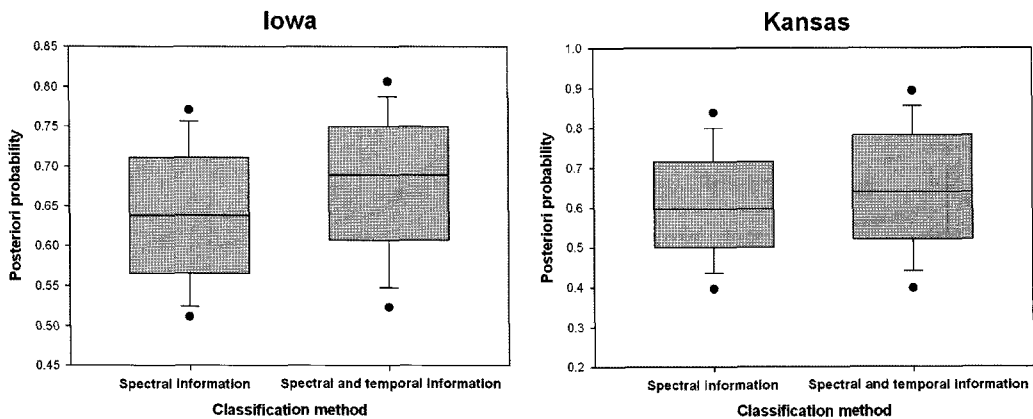


Fig. 6. Box-plots of maximum posteriori probabilities at the label-changed pixels by combining temporal contextual information. Five vertical lines are the 0.1 quantile, lower quartile, median, upper quartile, and 0.9 quantile. Two black dots denote 0.05 and 0.95 quantiles, respectively.

화 화소에서의 최대 사후 확률 분포를 살펴보면(Fig. 6), Iowa 지역에서는 최대 사후 확률이 평균적으로 증가한 것으로 나타났다. Kansas 지역의 경우에는, 최대 사후 확률의 증가폭은 Iowa 지역에 비해 작았지만, 값의 범위는 더 크게 나타났다. 이러한 결과는 사후 확률의 작은 차이가 시간 문맥 정보의 결합으로 인해 크기의 방향이 바뀌어서 다른 항목으로 분류가 일어났음을 의미한다. 이러한 결과를 종합하면, 두 연구 지역 모두에서 시간 문맥 정보가 혼재된 분류 항목의 사후 확률값의 차이를 더 늘리는 효과와 더불어 사후 확률의 변화에 따른 분류 결과의 변화가 오분류 가능성을 줄임으로써 최종적으로 분류 정확도가 향상된 것으로 판단된다.

4. 결론

분광 영상정보만을 이용하는 분류 결과에서의 혼재 효과를 줄일 수 있는 방법론으로 공간 혹은 시간 문맥 정보를 고려할 수 있다. 이 연구에서는 시간 문맥 정보를 결합하는 확률론적 분류 방법론의 틀을 제안하였다. 제안 기법을 통해 이미 존재하는 토지 피복도가 존재할 경우, 고려하고 있는 시기 사이의 토지 피복간 전이를 설명할 수 있으며, 이를 통해 분광 영상정보만으로 구분 어려운 항목들의 구분력을 향상시키고자 하였다.

시계열 MODIS 영상을 이용한 농작물 분류 사례 연구를 수행한 결과, 제안 기법은 분광 영상정보만을 이용하는 경우에 비해 약 6% 포인트의 전체 정확도 향상을 나타내었다. 또한 제안 기법을 통해 개별적인 분류 항목별 정확도에서는 최소 2% 포인트에서 최대 7.4% 포인트의 향상을 확인하였다. 정량적 분류 정확도 계산과 더불어 최대 사후 확률값을 정성적으로 분석한 결과, 분류 항목간 오분류될 확률을 시간 문맥 정보가 양상을 바꾸는 방향으로 작용하여 최종적으로 분류 정확도의 향상을 가져왔다.

제안 기법은 확률론적 틀을 기본적으로 적용하기 때문에, 확률론적 배경을 가지는 기존 분광 영상정보 기반 분류 방법을 그대로 적용할 수 있다. 또한 MRF 등과 같이 시간 문맥 정보 계산과 이에 할당하는 일종의 가중치에 해당하는 파라미터를 결정하는 단계에서 반복 연산을 수행할 필요 없이 간편하게 계산할 수 있는 편이성이

있다. 전이 확률 기반 시간 문맥 정보의 계산시 이 연구에서는 훈련 집단과의 중첩 방식을 이용하였는데, 연구 대상 지역을 대표하는 전이 확률을 계산하기 위해서는 훈련 집단이 토지 피복간 변이를 대표할 수 있어야 한다. 기존 감독 분류에서는 훈련 집단은 대상 토지 피복의 분광 영상정보를 대표하도록 선정하므로 이 내재적 가정은 대부분 만족할 수 있지만, 공간적으로 골고루 분포하면서 변이를 대표할 수 있도록 훈련 집단 선정에서 주의가 필요하다. 만약 이렇게 대표성이 떨어지거나 기존 지식과 상충되는 결과가 나타날 경우에는 이후 과정에서 대상 연구지역의 전문가의 의견을 고려한 조정이 필요하다.

이 논문의 사례 연구 지역인 미국 지역은 대규모로 작물을 재배하기 때문에 상대적으로 높은 분류 정확도를 나타내었다고 간주할 수 있다. 그러나 좁은 지역에서 다양한 작물을 재배하는 우리나라 지역에 제안 기법을 적용하기 위해서는 시계열 MODIS 자료가 아닌 상대적으로 고해상도 자료를 이용해야 할 것으로 판단된다. 앞으로 고해상도 자료와 함께 기존 환경부에서 제공하는 토지피복도와 같이 과거 제작된 토지피복도를 함께 이용하는 사례 연구를 통해 제안 기법의 적용성 평가 연구를 수행할 예정이다.

사 사

본 논문은 농촌진흥청 공동연구사업(과제번호: PJ007745032011)의 지원에 의해 이루어졌습니다. 이상원의 참여는 공간정보 전문인력 양성사업의 지원을 받았습니다.

참고문헌

- 김민호, 이충근, 박호기, 이재은, 구분철, 신진철, 2008. Landsat 위성영상을 이용한 벼 생육 및 수량 모니터링, 한국작물학회지, 53(4): 288-393.
- 박노옥, 지광훈, 2007. 타겟 분해 기반 특징과 확률비 모델을 이용한 다중 주파수 편광 SAR자료의 결정 수준 융합, 대한원격탐사학회지, 23(2): 89-

101.

- 이기원, 전소희, 권병두, 2005. GLCM/GLDV 기반 texture 알고리즘 구현과 고해상도 영상분석 적용, 대한원격탐사학회지, 21(2): 121-133.
- 이상훈, 2003. 퍼지 클래스 벡터를 이용하는 다중센서 융합에 의한 무감독 영상분류, 대한원격탐사학회지, 19(4): 329-339.
- 장동호, 2005. 고해상도 위성영상을 이용한 홍수 전, 후의 하도 내 퇴적환경 변화 탐지:강릉 사천천 사례연구, 한국지형학회지, 12(3): 49-58.
- 천기선, 박재국, 2007. 산사태 취약지에서의 토지피복 상태 변화추적, 한국지형공간정보학회지, 15(3):69-76.
- 홍창희, 2009. 고해상도 영상자료 및 객체지향분류기법을 이용한 식생분류 정확도 향상 방안 연구, 한국환경영향평가학회지, 18(6): 387-392.
- Bazi, Y. and F. Melgani, 2006. Toward an optimal SVM classification system for hyperspectral remote sensing images, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(11): 3374-3385.
- Bruzzone, L. and S.B. Serpico, 1997. An iterative technique for the detection of land-cover transitions in multitemporal remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(4): 858-867.
- Camps-Valls, G. and L. Bruzzone, 2009. *Kernel Methods for Remote Sensing Data Analysis*, Wiley, Chichester, UK.
- Chang C.-C. and C.-J. Lin, 2011. LIBSVM: a library for support vector machines, *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2(3): 1-27.
- Cristianini, N. and J. Shawe-Taylor, 2000. *An Introduction to Support Vector Machines*, Cambridge University Press, Cambridge, UK.
- Ehlers, M., M. Gähler, and R. Janowsky, 2003. Automated analysis of ultra high resolution remote sensing data for biotope type mapping: new possibilities and challenges, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 57(5-6): 315-326.
- Foody, G.M. and A. Mathur, 2004. A relative evaluation of multi class image classification by support vector machines, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(6): 1335-1343.
- Johnson, D.M. and R. Mueller, 2010. The 2009 Cropland data layer, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 76(11): 1201-1205.
- Kalayeh, H.M. and D.A. Landgrebe, 1986. Utilizing multitemporal data by a stochastic model, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 24(5): 792-795.
- Mathur, A. and G.M. Foody, 2008. Crop classification by support vector machine with intelligently selected training data for an operational application, *International Journal of Remote Sensing*, 29(8): 2227-2240.
- Melgani, F. and S.B. Serpico, 2002. A statistical approach to the fusion of spectral and spatio-temporal contextual information for the classification of remote-sensing images, *Pattern Recognition Letters*, 23(9): 1053-1061.
- Melgani, F. and S.B. Serpico, 2003. A Markov random field approach to spatio-temporal contextual image classification, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(11): 2478-2487.
- Melgani, F. and L. Bruzzone, 2004. Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(8): 1778-1790.
- Oh, H.-J., N.-W. Park, S.-S. Lee, and S. Lee, 2011. Extraction of landslide-related factors from ASTER imagery and its application to landslide susceptibility mapping, *International Journal of Remote Sensing*, in press.
- Pal, M. and P.M. Mather, 2005. Support vector machines for classification in remote sensing, *International Journal of Remote Sensing*, 26(5):

1007-1011.

- Park, N.-W., 2010. Accounting for temporal contextual information in land-cover classification with multi-sensor SAR data, *International Journal of Remote Sensing*, 31(2): 281-298.
- Swain, P.H., 1978. Bayesian classification in a time-varying environment, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 8(12): 880-883.
- Vapnik, V.N., 1995. *The Nature of Statistical Learning Theory*, Springer, New York, USA.
- Yang, C.Z.X., 1998. Study of remote sensing image texture analysis and classification using wavelet, *International Journal of Remote Sensing*, 19(16): 3197-3203.
- Zhao, M., F.A. Heinsch, R.R. Nemani, and S.W. Running, 2005. Improvements of the MODIS terrestrial gross and net primary production global data set, *Remote Sensing of Environment*, 95(2): 164-176.