



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2016-0093341
(43) 공개일자 2016년08월08일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G01C 11/00 (2006.01) G06T 7/00 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G01C 11/00 (2013.01)
G06T 7/00 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2015-0014208
(22) 출원일자 2015년01월29일
심사청구일자 2015년01월29일

(71) 출원인
계명대학교 산학협력단
대구광역시 달서구 달구벌대로 1095 (신당동)
(72) 발명자
고병철
대구광역시 수성구 동대구로 345 범어역우방유셀 3306호
김형훈
대구광역시 북구 대현로 106 늘푸른주상복합 206
남재열
대구광역시 수성구 지범로40길 11 서한화성아파트 103동 1401호
(74) 대리인
김진우

전체 청구항 수 : 총 20 항

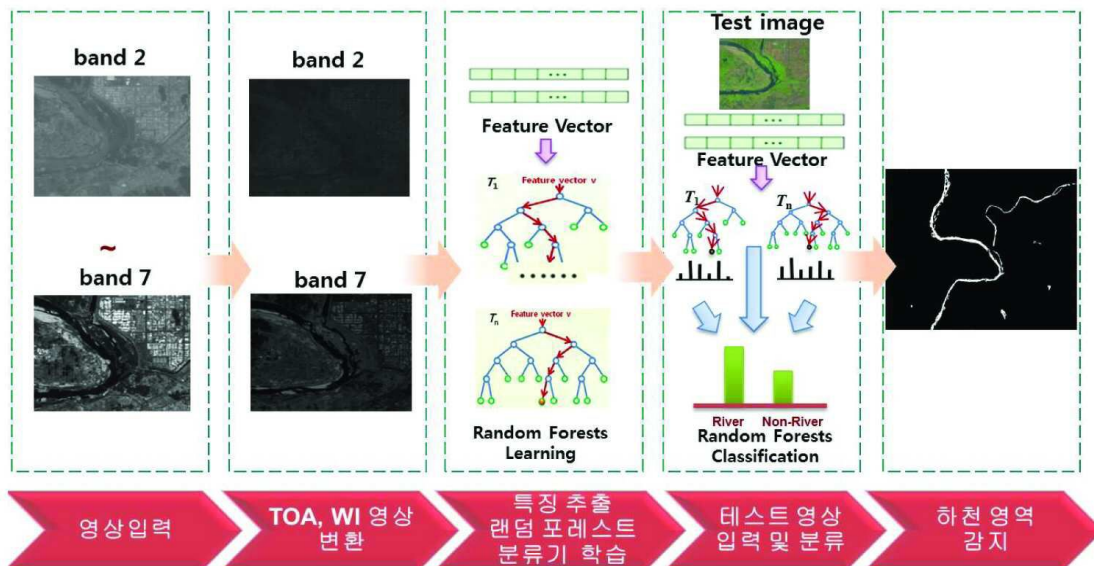
(54) 발명의 명칭 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템 및 방법

(57) 요약

상기한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 특징에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템은, 위성 영상 중 미리 정해진 복수의 밴드의 영상을 입력받는 입력 모듈; 상기 입력받은 영상을 TOA(Top Of Atmosphere) 반사도 및 WI(Water Index) 영상으로 변환하는 변환 모듈; 상기 변환된 영상에서 하

(뒷면에 계속)

대표도 - 도1



천 영역에 대한 특징벡터를 추출하는 특징 추출 모듈; 상기 추출된 특징벡터를 이용해 복수의 랜덤포레스트 분류기를 학습하는 학습 모듈; 입력받은 테스트 영상을 TOA 반사도 및 WI 영상으로 변환하고, 특징벡터를 추출해 상기 학습된 복수의 랜덤포레스트 분류기에 적용하여 결과 값을 획득하는 테스트 모듈; 및 상기 획득된 결과 값을 결합하여 임계값을 초과하면 하천 영역으로 검출하는 검출 모듈을 포함하는 것을 그 구성상의 특징으로 한다.

또한, 상기한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 특징에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법은, (1) 위성 영상 중 미리 정해진 복수의 밴드의 영상을 입력받는 단계; (2) 상기 입력받은 영상을 TOA(Top Of Atmosphere) 반사도 및 WI(Water Index) 영상으로 변환하는 단계; (3) 상기 변환된 영상에서 하천 영역에 대한 특징벡터를 추출하는 단계; (4) 상기 추출된 특징벡터를 이용해 복수의 랜덤포레스트 분류기를 학습하는 단계; (5) 입력받은 테스트 영상을 TOA 반사도 및 WI 영상으로 변환하고, 특징벡터를 추출해 상기 학습된 복수의 랜덤포레스트 분류기에 적용하여 결과 값을 획득하는 단계; 및 (6) 상기 획득된 결과 값을 결합하여 임계값을 초과하면 하천 영역으로 검출하는 단계를 포함하는 것을 그 구성상의 특징으로 한다.

본 발명에서 제안하고 있는 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템 및 방법에 따르면, 위성 영상의 다중 스펙트럴 이미지로부터 TOA(Top Of Atmosphere) 반사도 및 WI(Water Index)를 특징벡터로 추출하고, 휴리스틱 임계값이나 자율 학습 방법 대신 TOA 반사도 및 WI를 이용해 복수의 타입의 랜덤포레스트 분류기를 학습하며, 학습된 분류기를 이용해 테스트 영상으로부터 하천 영역을 검출함으로써, 보다 정확하게 자동으로 하천을 분류할 수 있다.

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	14-824-09-003
부처명	미래창조과학부
연구관리전문기관	정보통신기술진흥센터
연구사업명	정보통신기술진흥센터 사업
연구과제명	환경 재난, 재해의 조기 감지를 위한 다형 영상 및 복합 센서 데이터 기반의 분석, 예측
기술 개발	
기 여 율	1/1
주관기관	계명대학교
연구기간	2014.06.01 ~ 2015.05.30

명세서

청구범위

청구항 1

하천 검출 시스템으로서,

위성 영상 중 미리 정해진 복수의 밴드의 영상을 입력받는 입력 모듈(100);

상기 입력받은 영상을 TOA(Top Of Atmosphere) 반사도 및 WI(Water Index) 영상으로 변환하는 변환 모듈(200);

상기 변환된 영상에서 하천 영역에 대한 특징벡터를 추출하는 특징 추출 모듈(300);

상기 추출된 특징벡터를 이용해 복수의 랜덤포레스트 분류기를 학습하는 학습 모듈(400);

입력받은 테스트 영상을 TOA 반사도 및 WI 영상으로 변환하고, 특징벡터를 추출해 상기 학습된 복수의 랜덤포레스트 분류기에 적용하여 결과 값을 획득하는 테스트 모듈(500); 및

상기 획득된 결과 값을 결합하여 임계값을 초과하면 하천 영역으로 검출하는 검출 모듈(600)을 포함하는 것을 특징으로 하는, 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템(10).

청구항 2

제1항에 있어서, 상기 입력 모듈(100)은,

랜드샷8(Landsat8) 위성에서 제공하는 OLI(Operational Land Imager) 센서 영상을 입력받는 것을 특징으로 하는, 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템(10).

청구항 3

제2항에 있어서, 상기 입력 모듈(100)은,

제2번 내지 제7번 밴드의 영상을 입력받는 것을 특징으로 하는, 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템(10).

청구항 4

제1항에 있어서, 상기 변환 모듈(200)은,

다음 수학적 식 1에 의해 상기 입력 모듈(100)에서 입력받은 영상의 각 픽셀 값을 TOA 반사도(ρ'_λ)로 변환하여 산출하는 TOA 변환부(210)를 포함하는 것을 특징으로 하는, 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템(10).

[수학적 식 1]

$$\rho'_\lambda = M_p Q_{cal} + A_p$$

여기서, λ 는 밴드를 의미하며, M_p 는 밴드별 곱셈인자(multiplicative factor), A_p 는 추가 스케일링 인자(additive rescaling factor), Q_{cal} 은 양자화 보정 표준 픽셀 값(quantized and calibrated standard product pixel values)이다.

청구항 5

제4항에 있어서, 상기 TOA 변환부(210)는,

상기 산출된 TOA 반사도(ρ'_λ)를 이용해 다음 수학적 식 2를 통해 태양 각도를 반영하여 수정된 TOA 반사도(ρ_λ)를 산출하는 것을 특징으로 하는, 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템(10).

[수학적 식 2]

$$\rho_\lambda = \frac{\rho'_\lambda}{\cos(\theta_{SZ})} = \frac{\rho'_\lambda}{\sin(\theta_{SE})}$$

여기서, θ_{SE} 는 지역 태양 고도각(local sun elevation angle), θ_{SZ} 는 지역 태양 천정각(local sun zenith angle)이다.

청구항 6

제1항에 있어서, 상기 변환 모듈(200)은,

정규화된 차분 물지수(normalized difference water index; NDWI), 수정된 NDWI(modified NDWI; MNDWI) 및 2개의 자동 물 추출 지수(automated water extraction indexes; AWEI_{nsh}, AWEI_{sh})를 포함하는 WI를 산출하는 WI 변환부(220)를 더 포함하는 것을 특징으로 하는, 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템(10).

청구항 7

제1항에 있어서, 상기 특징 추출 모듈(300)은,

하천 영역에 대한 TOA 반사도 신호와 상기 TOA 반사도 신호로부터 산출되는 WI 신호를 상기 특징벡터로 추출하는 것을 특징으로 하는, 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템(10).

청구항 8

제7항에 있어서, 상기 학습 모듈(400)은,

상기 복수의 밴드로부터 산출된 하천 영역에 대한 TOA 반사도 신호를 이용하여 제1 랜덤포레스트 분류기를 학습하는 제1 학습부(410); 및

상기 하천 영역에 대한 WI를 이용하여 제2 랜덤포레스트 분류기를 학습하는 제2 학습부(420)를 포함하는 것을 특징으로 하는, 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템(10).

청구항 9

제1항에 있어서, 상기 테스트 모듈(500)은,

모든 트리(trees)의 확률 분포를 앙상블 평균하여, 상기 TOA 반사도와 WI에 대한 확률(probability)을 각각 결과 값으로 획득하는 것을 특징으로 하는, 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템(10).

청구항 10

제1항에 있어서, 상기 검출 모듈(600)은,

상기 임계값이 0.6인 것을 특징으로 하는, 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템(10).

청구항 11

하천 검출 방법으로서,

- (1) 위성 영상 중 미리 정해진 복수의 밴드의 영상을 입력받는 단계;
- (2) 상기 입력받은 영상을 TOA(Top Of Atmosphere) 반사도 및 WI(Water Index) 영상으로 변환하는 단계;
- (3) 상기 변환된 영상에서 하천 영역에 대한 특징벡터를 추출하는 단계;
- (4) 상기 추출된 특징벡터를 이용해 복수의 랜덤포레스트 분류기를 학습하는 단계;
- (5) 입력받은 테스트 영상을 TOA 반사도 및 WI 영상으로 변환하고, 특징벡터를 추출해 상기 학습된 복수의 랜덤포레스트 분류기에 적용하여 결과 값을 획득하는 단계; 및
- (6) 상기 획득된 결과 값을 결합하여 임계값을 초과하면 하천 영역으로 검출하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는, 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법.

청구항 12

제11항에 있어서, 상기 단계 (1)에서는,

랜드샷8(Landsat8) 위성에서 제공하는 OLI(Operational Land Imager) 센서 영상을 입력받는 것을 특징으로 하는, 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법.

청구항 13

제12항에 있어서, 상기 단계 (1)에서는,

제2번 내지 제7번 밴드의 영상을 입력받는 것을 특징으로 하는, 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법.

청구항 14

제11항에 있어서, 상기 단계 (2)는,

(2-1) 다음 수학적 식 1에 의해 상기 입력받은 영상의 각 픽셀 값을 TOA 반사도(ρ'_λ)로 변환하여 산출하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는, 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법.

[수학적 식 1]

$$\rho'_\lambda = M_p Q_{cal} + A_p$$

여기서, λ 는 밴드를 의미하며, M_p 는 밴드별 곱셈인자(multiplicative factor), A_p 는 추가 스케일링 인자(additive rescaling factor), Q_{cal} 은 양자화 보정 표준 픽셀 값(quantized and calibrated standard product pixel values)이다.

청구항 15

제14항에 있어서, 상기 단계 (2-1) 이후에는,

(2-2) 상기 단계 (2-1)에서 산출된 TOA 반사도(ρ'_λ)를 이용해 다음 수학적 식 2를 통해 태양 각도를 반영하여 수정된 TOA 반사도(ρ_λ)를 산출하는 단계를 더 포함하는 것을 특징으로 하는, 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법.

[수학적 식 2]

$$\rho_\lambda = \frac{\rho'_\lambda}{\cos(\theta_{SZ})} = \frac{\rho'_\lambda}{\sin(\theta_{SE})}$$

여기서, θ_{SE} 는 지역 태양 고도각(local sun elevation angle), θ_{SZ} 는 지역 태양 천정각(local sun zenith angle)이다.

청구항 16

제11항에 있어서, 상기 단계 (2)는,

(2-5) 정규화된 차분 물지수(normalized difference water index; NDWI), 수정된 NDWI(modified NDWI; MNDWI) 및 2개의 자동 물 추출 지수(automated water extraction indexes; AWEI_{nsh}, AWEI_{sh})를 포함하는 WI를 산출하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는, 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법.

청구항 17

제11항에 있어서, 상기 단계 (3)에서는,

하천 영역에 대한 TOA 반사도 신호와 상기 TOA 반사도 신호로부터 산출되는 WI 신호를 상기 특징벡터로 추출하는 것을 특징으로 하는, 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법.

청구항 18

제17항에 있어서, 상기 단계 (4)는,

(4-1) 상기 복수의 밴드로부터 산출된 하천 영역에 대한 TOA 반사도 신호를 이용하여 제1 랜덤포레스트 분류기를 학습하는 단계; 및

(4-2) 상기 하천 영역에 대한 WI를 이용하여 제2 랜덤포레스트 분류기를 학습하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는, 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법.

청구항 19

제11항에 있어서, 상기 단계 (5)에서는,

모든 트리(trees)의 확률 분포를 앙상블 평균하여, 상기 TOA 반사도와 WI에 대한 확률(probability)을 각각 결과 값으로 획득하는 것을 특징으로 하는, 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법.

청구항 20

제11항에 있어서, 상기 단계 (6)에서는,

상기 임계값이 0.6인 것을 특징으로 하는, 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 하천 검출 시스템 및 방법에 관한 것으로서, 보다 구체적으로는 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 깨끗한 강과 호수를 유지하는 것은 안정적이고 안전하게 물을 공급하기 위한 전제 조건이 된다. 기존의 수질 평가는 긴 강의 여러 지점에서 샘플을 현장 수집 및 측정하고, 그 후 다양한 실험실 분석을 하는 방법으로 이루어져왔다. 이러한 방법은 정확하기는 하나 상당한 시간이 소요되고, 지속적인 관찰을 위해 과다한 노력과 비용이 필요하다. 최근에는, 위성 원격 탐사를 이용해 기존의 방법의 제약을 극복하고, 효율성을 향상시키려는 시도가 있다.

[0003] 위성 원격 탐사는 시간과 공간 규모의 광범위한 수질 정보를 수집한다. 위성을 통해 얻은 영상은, 일반적으로 다중 스펙트럼 이미지로서 해수, 식물, 도시 지역, 산악 지역 등 토지 피복(land cover)에 따라 스펙트럼의 변화가 있다. 따라서 위성 원격 탐사를 통해 수질 정보를 수집하기 위해서는, 하천이나 호수 등을 검출하는 것이 첫 번째 단계가 된다.

[0004] 종래 하천 검출 방법은 분광 화상에 하나 이상의 휴리스틱 임계값(heuristic thresholds)을 적용하는 방식으로 구현되었다. 이 방법은 간단하면서도 특정 지역에서 우수한 결과를 얻을 수 있다. 그러나 이러한 방법은 위성 영상이 산의 그림자, 도로, 도시 지역 뿐 아니라 강, 호수 등을 포함하는 복잡한 토폴로지 구성을 가질 때에 잘못된 결과를 초래하는 경향이 있다.

[0005] 또한 최근 Jiang *et al.*(Jiang, H., Feng, M., Zhu, Y., Lu, N., Huang, J., and Xiao, T., 2014, An automated methods for extracting rivers and lakes from Landsat imagery. *RemoteSensing*, 6, pp.5067-5089.)은 기존의 임계값 적용 방식을 개선하여 자동으로 강과 호수를 검출하는 방법을 제안하였다. 그러나 이 방법은 인공 또는 자연적으로 지형이 변화함에 따라 종래와 동일한 문제가 발생하는 한계가 있다.

[0006] 한편, 분류기 기반 방법(classifier-based method)은 종래의 임계값 적용 방식에 비하여 우수한 하천 검출 결과를 제공하는 경향이 있다. 이러한 형태의 방법에서는, 다중 스펙트럴 이미지에서 하천을 검출하기 위해 지도 학습(supervised learning) 또는 자율 학습(non-supervised learning) 테크닉을 사용한다. 지도 학습(Skakun, S., 2010, A neural network approach to flood mapping using satellite imagery. *ComputingandInformatics*, 29, pp.1013-1024.), 신경망 또는 서포트 벡터 머신(SVM)(Kalkana, K., Bayram, B., Maktava, D., and Sunara, F., 2013, Comparison of support vector machine and object based classification methods for coastline detection. *InternationalArchivesofthePhotogrammetry, RemoteSensingandSpatialInformationSciences*, 1117 November2013, Antalya, Turkey, pp.125-127.) 등이 대표적인 검출 방법이다.

[0007] 이러한 방법은, 임계값 기반의 방법보다 하천 검출 능력이 우수하기는 하지만 두 가지의 단점을 여전히 갖고 있다. 첫째는, 지도 학습 방법은 적절한 훈련 데이터를 선택하는 전문가의 경험이나 기존의 참조 데이터를 필요

로 한다는 점이고, 둘째는, 자율 학습 방법은 입자 영역을 실제 하천과 호수로 병합하는 추가적인 후처리 과정이 필요하다는 점이다. 따라서 이와 같은 문제를 해결하고, 우수한 하천 검출 결과를 얻기 위한 시스템 및 방법의 개발이 필요한 실정이다.

[0008] 한편, 본 발명과 관련된 선행기술로서 공개특허 제10-2014-0062756호(발명의 명칭: 관측위성 영상을 통한 수질 모니터링 방법, 공개일자 2014년 05월 26일) 등이 개시된 바 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0009] 본 발명은 기존에 제안된 방법들의 상기와 같은 문제점들을 해결하기 위해 제안된 것으로서, 위성 영상의 다중 스펙트럴 이미지로부터 TOA(Top Of Atmosphere) 반사도 및 WI(Water Index)를 특징벡터로 추출하고, 휴리스틱 임계값이나 자율 학습 방법 대신 TOA 반사도 및 WI를 이용해 복수의 타입의 랜덤포레스트 분류기를 학습하며, 학습된 분류기를 이용해 테스트 영상으로부터 하천 영역을 검출함으로써, 보다 정확하게 자동으로 하천을 분류할 수 있는, 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템 및 방법을 제공하는 것을 그 목적으로 한다.

과제의 해결 수단

[0010] 상기한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 특징에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템은,

[0011] 하천 검출 시스템으로서,

[0012] 위성 영상 중 미리 정해진 복수의 밴드의 영상을 입력받는 입력 모듈;

[0013] 상기 입력받은 영상을 TOA(Top Of Atmosphere) 반사도 및 WI(Water Index) 영상으로 변환하는 변환 모듈;

[0014] 상기 변환된 영상에서 하천 영역에 대한 특징벡터를 추출하는 특징 추출 모듈;

[0015] 상기 추출된 특징벡터를 이용해 복수의 랜덤포레스트 분류기를 학습하는 학습 모듈;

[0016] 입력받은 테스트 영상을 TOA 반사도 및 WI 영상으로 변환하고, 특징벡터를 추출해 상기 학습된 복수의 랜덤포레스트 분류기에 적용하여 결과 값을 획득하는 테스트 모듈; 및

[0017] 상기 획득된 결과 값을 결합하여 임계값을 초과하면 하천 영역으로 검출하는 검출 모듈을 포함하는 것을 그 구성상의 특징으로 한다.

[0018] 바람직하게는, 상기 입력 모듈은,

[0019] 랜드셋8(Landsat8) 위성에서 제공하는 OLI(Operational Land Imager) 센서 영상을 입력받을 수 있다.

[0020] 더욱 바람직하게는, 상기 입력 모듈은,

[0021] 제2번 내지 제7번 밴드의 영상을 입력받을 수 있다.

[0022] 바람직하게는, 상기 변환 모듈은,

[0023] 다음 수식식 1에 의해 상기 입력 모듈에서 입력받은 영상의 각 픽셀 값을 TOA 반사도(ρ'_λ)로 변환하여 산출하는 TOA 변환부를 포함할 수 있다.

[0024] [수식식 1]

$$\rho'_\lambda = M_p Q_{cal} + A_p$$

[0025]

[0026] 여기서, λ 는 밴드를 의미하며, M_p 는 밴드별 곱셈인자(multiplicative factor), A_p 는 추가 스케일링 인자(additive rescaling factor), Q_{cal} 은 양자화 보정 표준 픽셀 값(quantized and calibrated standard product pixel values)이다.

[0027] 더욱 바람직하게는, 상기 TOA 변환부는,

[0028] 상기 산출된 TOA 반사도(ρ'_λ)를 이용해 다음 수학적 식 2를 통해 태양 각도를 반영하여 수정된 TOA 반사도(ρ_λ)를 산출할 수 있다.

[0029] [수학적 식 2]

$$\rho_\lambda = \frac{\rho'_\lambda}{\cos(\theta_{SZ})} = \frac{\rho'_\lambda}{\sin(\theta_{SE})}$$

[0030]

[0031] 여기서, θ_{SE} 는 지역 태양 고도각(local sun elevation angle), θ_{SZ} 는 지역 태양 천정각(local sun zenith angle)이다.

[0032] 바람직하게는, 상기 변환 모듈은,

[0033] 정규화된 차분 물지수(normalized difference water index; NDWI), 수정된 NDWI(modified NDWI; MNDWI) 및 2개의 자동 물 추출 지수(automated water extraction indexes; $AWEI_{nsh}$, $AWEI_{sh}$)를 포함하는 WI를 산출하는 WI 변환부를 더 포함할 수 있다.

[0034] 바람직하게는, 상기 특징 추출 모듈은,

[0035] 하천 영역에 대한 TOA 반사도 신호와 상기 TOA 반사도 신호로부터 산출되는 WI 신호를 상기 특징벡터로 추출할 수 있다.

[0036] 더욱 바람직하게는, 상기 학습 모듈은,

[0037] 상기 복수의 밴드로부터 산출된 하천 영역에 대한 TOA 반사도 신호를 이용하여 제1 랜덤포레스트 분류기를 학습하는 제1 학습부; 및

[0038] 상기 하천 영역에 대한 WI를 이용하여 제2 랜덤포레스트 분류기를 학습하는 제2 학습부를 포함할 수 있다.

[0039] 바람직하게는, 상기 테스트 모듈은,

[0040] 모든 트리(trees)의 확률 분포를 앙상블 평균하여, 상기 TOA 반사도와 WI에 대한 확률(probability)을 각각 결과 값으로 획득할 수 있다.

[0041] 바람직하게는, 상기 검출 모듈은,

[0042] 상기 임계값이 0.6일 수 있다.

[0043] 상기한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 특징에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법은,

[0044] 하천 검출 방법으로서,

- [0045] (1) 위성 영상 중 미리 정해진 복수의 밴드의 영상을 입력받는 단계;
- [0046] (2) 상기 입력받은 영상을 TOA(Top Of Atmosphere) 반사도 및 WI(Water Index) 영상으로 변환하는 단계;
- [0047] (3) 상기 변환된 영상에서 하천 영역에 대한 특징벡터를 추출하는 단계;
- [0048] (4) 상기 추출된 특징벡터를 이용해 복수의 랜덤포레스트 분류기를 학습하는 단계;
- [0049] (5) 입력받은 테스트 영상을 TOA 반사도 및 WI 영상으로 변환하고, 특징벡터를 추출해 상기 학습된 복수의 랜덤 포레스트 분류기에 적용하여 결과 값을 획득하는 단계; 및
- [0050] (6) 상기 획득된 결과 값을 결합하여 임계값을 초과하면 하천 영역으로 검출하는 단계를 포함하는 것을 그 구성 상의 특징으로 한다.
- [0051] 바람직하게는, 상기 단계 (1)에서는,
- [0052] 랜드셋8(Landsat8) 위성에서 제공하는 OLI(Operational Land Imager) 센서 영상을 입력받을 수 있다.
- [0053] 더욱 바람직하게는, 상기 단계 (1)에서는,
- [0054] 제2번 내지 제7번 밴드의 영상을 입력받을 수 있다.
- [0055] 바람직하게는, 상기 단계 (2)는,
- [0056] (2-1) 다음 수학적 식 1에 의해 상기 입력받은 영상의 각 픽셀 값을 TOA 반사도(ρ'_λ)로 변환하여 산출하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0057] [수학적 식 1]
- [0058]
$$\rho'_\lambda = M_p Q_{cal} + A_p$$
- [0059] 여기서, λ 는 밴드를 의미하며, M_p 는 밴드별 곱셈인자(multiplicative factor), A_p 는 추가 스케일링 인자(additive rescaling factor), Q_{cal} 은 양자화 보정 표준 픽셀 값(quantized and calibrated standard product pixel values)이다.
- [0060] 더욱 바람직하게는, 상기 단계 (2-1) 이후에는,
- [0061] (2-2) 상기 단계 (2-1)에서 산출된 TOA 반사도(ρ'_λ)를 이용해 다음 수학적 식 2를 통해 태양 각도를 반영하여 수정된 TOA 반사도(ρ_λ)를 산출하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0062] [수학적 식 2]
- [0063]
$$\rho_\lambda = \frac{\rho'_\lambda}{\cos(\theta_{SZ})} = \frac{\rho'_\lambda}{\sin(\theta_{SE})}$$
- [0064] 여기서, θ_{SE} 는 지역 태양 고도각(local sun elevation angle), θ_{SZ} 는 지역 태양 천정각(local sun zenith angle)이다.
- [0065] 바람직하게는, 상기 단계 (2)는,
- [0066] (2-5) 정규화된 차분 물지수(normalized difference water index; NDWI), 수정된 NDWI(modified NDWI; MNDWI)

및 2개의 자동 물 추출 지수(automated water extraction indexes; $AWEI_{nsh}$, $AWEI_{sh}$)를 포함하는 WI를 산출하는 단계를 포함할 수 있다.

- [0067] 바람직하게는, 상기 단계 (3)에서는,
- [0068] 하천 영역에 대한 TOA 반사도 신호와 상기 TOA 반사도 신호로부터 산출되는 WI 신호를 상기 특징벡터로 추출할 수 있다.
- [0069] 더욱 바람직하게는, 상기 단계 (4)는,
- [0070] (4-1) 상기 복수의 밴드로부터 산출된 하천 영역에 대한 TOA 반사도 신호를 이용하여 제1 랜덤포레스트 분류기를 학습하는 단계; 및
- [0071] (4-2) 상기 하천 영역에 대한 WI를 이용하여 제2 랜덤포레스트 분류기를 학습하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0072] 바람직하게는, 상기 단계 (5)에서는,
- [0073] 모든 트리(trees)의 확률 분포를 앙상블 평균하여, 상기 TOA 반사도와 WI에 대한 확률(probability)을 각각 결과 값으로 획득할 수 있다.
- [0074] 바람직하게는, 상기 단계 (6)에서는,
- [0075] 상기 임계값이 0.6일 수 있다.

발명의 효과

- [0076] 본 발명에서 제안하고 있는 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템 및 방법에 따르면, 위성 영상의 다중 스펙트럴 이미지로부터 TOA(Top Of Atmosphere) 반사도 및 WI(Water Index)를 특징벡터로 추출하고, 휴리스틱 임계값이나 자율 학습 방법 대신 TOA 반사도 및 WI를 이용해 복수의 타입의 랜덤포레스트 분류기를 학습하며, 학습된 분류기를 이용해 테스트 영상으로부터 하천 영역을 검출함으로써, 보다 정확하게 자동으로 하천을 분류할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0077] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템 및 방법을 도식화하여 도시한 도면.
- 도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템의 구성을 도시한 도면.
- 도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템에서, 변환 모듈의 세부적인 구성을 도시한 도면.
- 도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템에서, 학습 모듈의 세부적인 구성을 도시한 도면.
- 도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법의 흐름을 도시한 도면.
- 도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법에서, 단계 S200의 세부적인 흐름을 도시한 도면.
- 도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법에서, 단계 S210의 세부적인 흐름을 도시한 도면.
- 도 8은 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법에

서, 단계 S220의 세부적인 흐름을 도시한 도면.

도 9는 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법에
서, 단계 S400의 세부적인 흐름을 도시한 도면.

도 10은 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스
템 및 방법에 의해 검출된 결과를 예를 들어 도시한 도면.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0078] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명을 용이하게 실
시할 수 있도록 바람직한 실시예를 상세히 설명한다. 다만, 본 발명의 바람직한 실시예를 상세하게 설명함에
있어, 관련된 공지 기능 또는 구성에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단
되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략한다. 또한, 유사한 기능 및 작용을 하는 부분에 대해서는 도면 전체에
걸쳐 동일한 부호를 사용한다.

[0079] 덧붙여, 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 ‘연결’ 되어 있다고 할 때, 이는 ‘직접적으로 연결’ 되
어 있는 경우뿐만 아니라, 그 중간에 다른 소자를 사이에 두고 ‘간접적으로 연결’ 되어 있는 경우도
포함한다. 또한, 어떤 구성요소를 ‘포함’ 한다는 것은, 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제
외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있다는 것을 의미한다.

[0080] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템
및 방법을 도식화하여 도시한 도면이다. 도 1에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상
과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템 및 방법은, 위성 영상의 다중 스펙트럴 이미지를
입력받고, 입력받은 영상을 TOA(Top Of Atmosphere) 반사도 및 WI(Water Index) 영상으로 변환한 다음, 변환된
영상에서 특징벡터를 추출하여 복수의 타입의 랜덤포레스트 분류기를 학습하며, 학습된 분류기를 이용해 테스트
영상으로부터 하천 영역을 검출할 수 있다.

[0081] 도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템
(10)의 구성을 도시한 도면이다. 도 1에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포
레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템(10)은, 입력 모듈(100), 변환 모듈(200), 특징 추출 모
듈(300), 학습 모듈(400), 테스트 모듈(500) 및 검출 모듈(600)을 포함하여 구성될 수 있다.

[0082] 입력 모듈(100)은, 위성 영상 중 미리 정해진 복수의 밴드의 영상을 입력받을 수 있다. 이때, 입력 모듈(100)
은, 랜드샷8(Landsat8) 위성에서 제공하는 OLI(Operational Land Imager) 센서 영상을 입력받을 수 있으며, 특
히 제2번 내지 제7번 밴드의 영상을 입력받을 수 있다.

[0083] 여러 위성 센서들 중에서, 랜드샷5와 랜드샷7 위성에 의해 제공되는 Thematic Mapper(TM)와 Enhanced Thematic
Mapper Plus(ETM+) 센서는 물 품질 평가에 널리 사용되어왔다. 랜드샷 위성은 보통 30m의 공간 해상도를 가지
고, 7개 또는 8개의 밴드를 갖는 다중 스펙트럴(multi-spectral) 이미지를 제공하며, 16일의 짧은 재방문 간격
(revisit interval)을 가진다. 2013년 2월 11일 런칭된 랜드샷8의 OLI 센서는 향상된 현업 센서로서, 다음 표
1과 같은 9개의 스펙트럴 이미지를 제공할 수 있다.

표 1

Band	Wavelength range (μm)	Spatial Resolution (m)
1	0.433 ~ 0.453 (coastal /aerosol)	30
2	0.450 ~ 0.515 (blue)	30
3	0.525 ~ 0.600 (green)	30
4	0.630 ~ 0.680 (red)	30
5	0.845 ~ 0.885 (Near-IR)	30
6	1.560 ~ 1.660 (SWIR-1)	30
7	2.100 ~ 2.300 (SWIR-2)	30
8	0.500 ~ 0.680 (Pan)	15
9	1.360 ~ 1.390 (Cirrus)	30

[0084]

[0085]

OLI 센서는 데이터를 12비트 양자화하기 때문에, 다른 센서에 비해 우수한 신호 대 잡음비(Signal to noise ratio; SNR)를 제공한다. 따라서 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템(10)에서는, 랜드샷8(Landsat8) 위성에서 제공하는 OLI 센서 영상을 이용함으로써, 개선된 SNR 성능에 의해 더 나은 토지 피복 특성을 사용할 수 있다.

[0086]

한편, OLI 센서는 총 9개 밴드의 이미지를 제공할 수 있는데, 제1번 밴드는 바다 색상(ocean colours)을 조사하는 데에 사용되고, 제8번 밴드는 가시 색상(visible colours)을 수집하는 대신 전색성 필름(panchromatic film)으로 사용되며, 제9번 밴드는 다른 밴드에서 권운에 의한 오염(cirrus contamination)을 검출하는 데에 사용된다. 따라서 본 발명에서는, 제2번 내지 제7번 밴드의 영상을 입력받아 사용할 수 있다.

[0087]

변환 모듈(200)은, 입력받은 영상을 TOA(Top Of Atmosphere) 반사도 및 WI(Water Index) 영상으로 변환할 수 있다. 즉, 높은 정확도를 가진 하천 검출을 위하여, 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템(10)에서는, TOA 반사도 및 WI를 매개 변수로 사용할 수 있다.

[0088]

원래, 각각의 스펙트럼 밴드의 원시 디지털 번호(raw digital number; DN)는 16 비트의 부호 없는(unsigned) 정수 포맷(integer format)이고, 메타 데이터 파일(USGS 2014)에 의해 제공되는 라디오메트릭 리스케일링 계수(radiometric rescaling coefficients)를 이용해 TOA 반사도로 재 스케일링 될 수 있다. TOA 반사율은 원시 DN과 비교할 때, 서로 다른 태양 천정각(solar zenith angles)에서 코사인 효과를 제거할 수 있고, 외기권 태양 방사(exoatmospheric solar irradiance)의 상이한 값을 보상할 수 있으며, 데이터 수집 날짜에 따른 지구와 태양 사이의 거리 변화를 보정할 수 있다.

[0089]

이하에서는, 도 3을 참조하여 변환 모듈(200)의 세부적인 구성에 대하여 상세히 설명하도록 한다.

[0090]

도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템(10)에서, 변환 모듈(200)의 세부적인 구성을 도시한 도면이다. 도 3에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템(10)의 변환 모듈(200)은, TOA 변환부(210) 및 WI 변환부(220)를 포함하여 구성될 수 있다.

[0091]

TOA 변환부(210)는, 다음 수학적 식 1에 의해 입력 모듈(100)에서 입력받은 영상의 각 픽셀 값을 TOA 반사도(ρ'_λ)로 변환하여 산출할 수 있다.

수학식 1

$$\rho'_{\lambda} = M_p Q_{cal} + A_p$$

여기서, 첨자 λ 는 밴드를 의미하며, M_p 는 밴드별 곱셈인자(multiplicative factor), A_p 는 추가 스케일링 인자(additive rescaling factor), Q_{cal} 은 양자화 보정 표준 픽셀 값(quantized and calibrated standard product pixel values)이다.

또한, TOA 변환부(210)는, 산출된 TOA 반사도(ρ'_{λ})를 이용해 다음 수학식 2를 통해 태양 각도를 반영하여 수정된 TOA 반사도(ρ_{λ})를 산출할 수 있다.

수학식 2

$$\rho_{\lambda} = \frac{\rho'_{\lambda}}{\cos(\theta_{SZ})} = \frac{\rho'_{\lambda}}{\sin(\theta_{SE})}$$

여기서, θ_{SE} 는 지역 태양 고도각(local sun elevation angle), θ_{SZ} 는 지역 태양 천정각(local sun zenith angle)이다.

특히, 본 발명의 TOA 변환부(210)는, OLI 센서 영상 중 제2번 내지 제7번 밴드의 영상을 구성하는 각 픽셀 값으로부터 수정된 TOA 반사도를 산출하여, TOA 반사도 영상으로 변환할 수 있다.

WI 변환부(220)는, 정규화된 차분 물지수(normalized difference water index; NDWI), 수정된 NDWI(modified NDWI; MNDWI) 및 2개의 자동 물 추출 지수(automated water extraction indexes; AWEI_{nsh}, AWEI_{sh})를 포함하는 WI를 산출할 수 있다. 이와 같은 WI들은 다음 수학식 3 내지 6에 의해 각각 산출될 수 있다.

수학식 3

$$NDWI = (\rho_3 - \rho_5) / (\rho_3 + \rho_5)$$

수학식 4

$$MNDWI = (\rho_3 - \rho_6) / (\rho_3 + \rho_6)$$

수학식 5

$$AWEI_{nsh} = 4 \times (\rho_3 - \rho_6) - (0.25 \times \rho_5 + 2.75 \times \rho_7)$$

수학식 6

$$AWEI_{sh} = \rho_2 + 2.5 \times \rho_3 - 1.5 \times (\rho_5 + \rho_6) - 0.25 \times \rho_7$$

[0102]

[0103]

수학식 3 내지 6에서 확인할 수 있는 바와 같이, WI들은 TOA 변환부(210)에서 산출된 제2번 내지 제7번 밴드의 수정된 TOA 반사도에 의해 도출될 수 있다. 보다 구체적으로, 랜드셋8의 OLI 센서의 파장에서 제2번 밴드(blue), 제3번 밴드(green), 제5번 밴드(Near-IR), 제6번 밴드(SWIR-1), 및 제7번 밴드(SWIR-2)로부터 산출된 TOA 반사도를 이용하여, WI들이 도출될 수 있다.

[0104]

한편, 제3번 밴드(green)는 다른 밴드에 비하여 산이나 언덕의 그림자에서 하천을 더 잘 구분할 수 있으므로, $\rho_3 < T_{shadow}$ 관계를 이용하여 그림자 픽셀을 먼저 제거할 수 있다.

[0105]

특징 추출 모듈(300)은, 변환된 영상에서 하천 영역에 대한 특징벡터를 추출할 수 있다. 보다 구체적으로는, 특징 추출 모듈(300)은, 하천 영역에 대한 TOA 반사도 신호와 TOA 반사도 신호로부터 산출되는 WI 신호를 특징벡터로 추출할 수 있다. 즉, 변환 모듈(200)에서 변환된 TOA 반사도 영상과 WI 영상에서 각각 특징벡터를 추출하여, 이하에서 상세히 설명할 랜덤포레스트의 입력 정보로 사용할 수 있다.

[0106]

학습 모듈(400)은, 추출된 특징벡터를 이용해 복수의 랜덤포레스트 분류기를 학습할 수 있다. 특히, 학습 모듈(400)은 2개의 랜덤포레스트 분류기를 사용할 수 있는데, TOA 반사도 및 WI에서 추출된 특징벡터를 각각의 랜덤포레스트 분류기의 입력으로 하여 학습을 수행할 수 있다. 이와 같은 랜덤포레스트 분류기는, SVM 이나 다른 신경망 분류기 등보다 우수한 연산 성능을 가진 뿐 아니라, 높은 차원의 문제에 대하여 효과적일 수 있다.

[0107]

이하에서는, 도 4를 참조하여 학습 모듈(400)의 세부적인 구성에 대하여 상세히 설명하도록 한다.

[0108]

도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템(10)에서, 학습 모듈(400)의 세부적인 구성을 도시한 도면이다. 도 4에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템(10)의 학습 모듈(400)은, 제1 학습부(410) 및 제2 학습부(420)를 포함하여 구성될 수 있다.

[0109]

제1 학습부(410)는, 복수의 밴드로부터 산출된 하천 영역에 대한 TOA 반사도 신호를 이용하여 제1 랜덤포레스트 분류기를 학습할 수 있다. 즉, 6개의 밴드로부터 산출된 TOA 반사도 값을 이용하여, 제1 랜덤포레스트 분류기를 학습할 수 있다.

[0110]

랜덤포레스트 분류기의 학습 데이터는 사용자에게 의해 구성될 수 있는데, 학습 데이터는 양의 데이터로서 강과 호수, 음의 데이터로서 도시와 산을 포함할 수 있다. 그 다음, 제1 학습부(410)를 통해 제1 랜덤포레스트 분류기를 훈련하여, 양의 데이터 및 음의 데이터로부터 6 종류의 TOA 반사도 값이 추출될 수 있다.

[0111]

제2 학습부(420)는, 하천 영역에 대한 WI를 이용하여 제2 랜덤포레스트 분류기를 학습할 수 있다. 즉, TOA 반사도로부터 산출된 4 종류의 WI를 이용하여 제2 랜덤포레스트 분류기를 학습할 수 있다. 제1 랜덤포레스트 분류기를 훈련할 때와 동일한 양의 데이터 및 음의 데이터로부터, 제2 학습부(420)에 의해 4 종류의 WI가 추출될 수 있다.

[0112] 제1 학습부(410) 및 제2 학습부(420)를 통해, 양의 데이터 및 음의 데이터를 이용해 한 세트의 랜덤 포레스트를 훈련하고 나면, 모든 픽셀에 대해 2 종류의 특징 벡터가 추출될 수 있다. 이 벡터들은 학습된 RF에 대응하는 입력으로 사용될 수 있다.

[0113] 테스트 모듈(500)은, 입력받은 테스트 영상을 TOA 반사도 및 WI 영상으로 변환하고, 특징벡터를 추출해 학습된 복수의 랜덤포레스트 분류기에 적용하여 결과 값을 획득할 수 있다. 즉, 테스트 모듈(500)은 학습 모듈(400)에 의해 추출된 결과와 테스트 영상으로부터 추출된 특징 벡터를, 학습된 제1 랜덤포레스트 분류기 및 제2 랜덤포레스트 분류기에 적용하여, 결과 값을 산출할 수 있다.

[0114] 한편, 테스트 모듈(500)은, 모든 트리(trees)의 확률 분포를 앙상블 평균하여, TOA 반사도와 WI에 대한 확률(probability)을 각각 결과 값으로 획득할 수 있다. 즉, TOA 반사도 및 WI에 따른 특징벡터를 이용한 하천 검출 확률(P_{TOA} 및 P_{WI})은, 다음 수학적 식 7과 같이 모든 트리 $L=(l_1, l_2, \dots, l_T)$ 의 각 확률 분포를 앙상블 평균하여 산출될 수 있다.

수학적 식 7

$$P_{TOA}(C_{Water} | L) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T P(C_{Water} | l_t), \quad P_{WI}(C_{Water} | L) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T P(C_{Water} | l_t)$$

[0115] 특정 픽셀이 하천(water body class)일 최종 확률은 두 랜덤포레스트로부터 산출된 확률을 평균하여 다음 수학적 식 8과 같이 계산될 수 있다.

수학적 식 8

$$P(water) = \frac{1}{2} \{P_{TOA}(C_{Water} | L) + P_{WI}(C_{Water} | L)\}$$

[0116] 검출 모듈(600)은, 획득된 결과 값을 결합하여 임계값을 초과하면 하천 영역으로 검출할 수 있다. 특히, 임계값은 0.6으로 할 수 있다. 즉, 최종 확률 $P(water)$ 가 최소 임계값인 0.6을 초과하면, 그 픽셀은 하천 픽셀로 검출할 수 있다.

[0117] 모든 픽셀에 대하여 하천인지 배경인지를 분류한 다음, 노이즈에 의해 검출된 작은 영역을 제거하는 영역 레이블링(region labelling)이 수행될 수 있다.

[0118] 도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법의 흐름을 도시한 도면이다. 도 5에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법은, 위성 영상 중 미리 정해진 복수의 밴드의 영상을 입력받는 단계(S100), 입력받은 영상을 TOA 반사도 및 WI 영상으로 변환하는 단계(S200), 변환된 영상에서 하천 영역에 대한 특징벡터를 추출하는 단계(S300), 추출된 특징벡터를 이용해 복수의 랜덤포레스트 분류기를 학습하는 단계(S400), 입력받은 테스트 영상을 TOA 반사도 및 WI 영상으로 변환하고, 특징벡터를 추출해 학습된 복수의 랜덤포레스트 분류기에 적용하여 결과 값을 획득하는 단계(S500) 및 획득된 결과 값을 결합하여 임계값을 초과하면 하천 영역으로 검출하는 단계(S600)를 포함하여 구현될 수 있다.

- [0121] 단계 S100에서는, 위성 영상 중 미리 정해진 복수의 밴드의 영상을 입력받을 수 있으며, 단계 S100은 입력 모듈(100)에 의해 처리될 수 있다. 또한, 단계 S100에서는, 랜드샷8(Landsat8) 위성에서 제공하는 OLI(Operational Land Imager) 센서 영상을 입력받을 수 있으며, 특히 제2번 내지 제7번 밴드의 영상을 입력받을 수 있다.
- [0122] 단계 S200에서는, 입력받은 영상을 TOA(Top Of Atmosphere) 반사도 및 WI(Water Index) 영상으로 변환할 수 있으며, 단계 S200은 변환 모듈(200)에 의해 처리될 수 있다.
- [0123] 도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법에서, 단계 S200의 세부적인 흐름을 도시한 도면이다. 도 6에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법의 단계 S200은, TOA 반사도를 산출하는 단계(S210) 및 WI를 산출하는 단계(S220)를 포함하여 구현될 수 있다.
- [0124] 단계 S210에서는, TOA 반사도를 산출할 수 있으며, 변환 모듈(200)의 TOA 변환부(210)에 의해 산출될 수 있다. 단계 S210의 세부적인 흐름에 대해서는 추후 도 7을 참조하여 상세히 설명하도록 한다.
- [0125] 단계 S220에서는, 정규화된 차분 물지수(normalized difference water index; NDWI), 수정된 NDWI(modified NDWI; MNDWI) 및 2개의 자동 물 추출 지수(automated water extraction indexes; $AWEI_{nsh}$, $AWEI_{sh}$)를 포함하는 WI를 산출할 수 있다. 단계 S220은 변환 모듈(200)의 WI 변환부(220)에 의해 처리될 수 있다. 단계 S220의 세부적인 흐름에 대해서는 추후 도 8을 참조하여 상세히 설명하도록 한다.
- [0126] 도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법에서, 단계 S210의 세부적인 흐름을 도시한 도면이다. 도 7에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법의 단계 S210은, 입력받은 영상의 각 픽셀 값을 TOA 반사도로 변환하여 산출하는 단계(S211) 및 산출된 TOA 반사도를 이용해 태양 각도를 반영하여 수정된 TOA 반사도를 산출하는 단계(S212)를 포함하여 구현될 수 있다.
- [0127] 단계 S211에서는, 전술한 수학적 식 1에 의해 입력받은 영상의 각 픽셀 값을 TOA 반사도(ρ'_λ)로 변환하여 산출할 수 있다.
- [0128] 단계 S212에서는, 단계 S210에서 산출된 TOA 반사도(ρ'_λ)를 이용해 전술한 수학적 식 2를 통해 태양 각도를 반영하여 수정된 TOA 반사도(ρ_λ)를 산출할 수 있다.
- [0129] 도 8은 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법에서, 단계 S220의 세부적인 흐름을 도시한 도면이다. 도 8에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법의 단계 S220은, NDWI를 산출하는 단계(S221), MNDWI를 산출하는 단계(S222), $AWEI_{nsh}$ 를 산출하는 단계(S223) 및 $AWEI_{sh}$ 를 산출하는 단계(S224)를 포함하여 구현될 수 있다.

- [0130] 단계 S221에서는, NDWI가 산출될 수 있으며, 전술한 수학식 3에 의해 모든 픽셀에 대해 계산이 처리될 수 있다.
- [0131] 단계 S222에서는, MNDWI가 산출될 수 있으며, 전술한 수학식 4에 의해 모든 픽셀에 대해 계산이 처리될 수 있다.
- [0132] 단계 S223에서는, $AWEI_{nsh}$ 가 산출될 수 있으며, 전술한 수학식 5에 의해 모든 픽셀에 대해 계산이 처리될 수 있다.
- [0133] 단계 S224에서는, $AWEI_{sh}$ 가 산출될 수 있으며, 전술한 수학식 6에 의해 모든 픽셀에 대해 계산이 처리될 수 있다.
- [0134] 단계 S300에서는, 변환된 영상에서 하천 영역에 대한 특징벡터를 추출할 수 있다. 단계 S300은 특징 추출 모듈(300)에 의해 처리될 수 있으며, 단계 S300에서는, 하천 영역에 대한 TOA 반사도 신호와 TOA 반사도 신호로부터 산출되는 WI 신호를 특징벡터로 추출할 수 있다.
- [0135] 단계 S400에서는, 추출된 특징벡터를 이용해 복수의 랜덤포레스트 분류기를 학습할 수 있으며, 단계 S400은 학습 모듈(400)에 의해 처리될 수 있다. 이하에서는, 도 9를 참조하여 단계 S400의 세부적인 흐름에 대해서 상세히 설명하도록 한다.
- [0136] 도 9는 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법에서, 단계 S400의 세부적인 흐름을 도시한 도면이다. 도 9에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 방법의 단계 S400은, TOA 반사도 신호를 이용하여 제1 랜덤포레스트 분류기를 학습하는 단계(S410) 및 WI를 이용하여 제2 랜덤포레스트 분류기를 학습하는 단계(S420)를 포함하여 구현될 수 있다.
- [0137] 단계 S410에서는, 복수의 밴드로부터 산출된 하천 영역에 대한 TOA 반사도 신호를 이용하여 제1 랜덤포레스트 분류기를 학습할 수 있다. 단계 S410은 학습 모듈(400)의 제1 학습부(410)에 의해 처리될 수 있다.
- [0138] 단계 S420에서는, 하천 영역에 대한 WI를 이용하여 제2 랜덤포레스트 분류기를 학습할 수 있다. 단계 S420은 학습 모듈(400)의 제2 학습부(420)에 의해 처리될 수 있다.
- [0139] 단계 S500에서는, 입력받은 테스트 영상을 TOA 반사도 및 WI 영상으로 변환하고, 특징벡터를 추출해 학습된 복수의 랜덤포레스트 분류기에 적용하여 결과 값을 획득할 수 있다. 단계 S500은 테스트 모듈(500)에 의해 처리될 수 있다. 또한, 단계 S500에서는, 모든 트리(trees)의 확률 분포를 앙상블 평균하여, TOA 반사도와 WI에 대한 확률(probability)을 각각 결과 값으로 획득할 수 있다.
- [0140] 단계 S600에서는, 획득된 결과 값을 결합하여 임계값을 초과하면 하천 영역으로 검출할 수 있다. 이때, 임계값이 0.6일 수 있다.
- [0141] 실험예

[0142] 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템(10) 및 방법을 검증하기 위하여, 서로 상이한 특성을 가진 지역을 선정하여 실험을 수행하였다. 첫 번째 지역(Area 1)은 안동시의 낙동강 상류(the upper Nakdonggang River of Andong city), 두 번째 지역(Area 2)은 대구시의 낙동강 중류(the middle Nakdonggang River of Daegu city), 세 번째 지역(Area 3)은 김해시의 낙동강 하류(the lower Nakdonggang River of Kimhae city)이다.

[0143] 도 10은 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템(10) 및 방법에 따라 검출된 결과를 예를 들어 도시한 도면이다. 도 10에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템(10) 및 방법을 이용하면, 지역적 특성에 관계없이 Area 1(a), Area 2(B) 및 Area 3(c)의 모든 영역에 대하여, 하천 영역을 정확하게 검출할 수 있다.

[0144] 또한, OLI 센서의 하천 검출 성능을 검증하기 위해, TM, ETM+ 및 OLI의 서로 다른 세 종류의 랜드셋 센서를 이용하여 실험을 수행하였다. 다음 표 2에서 확인할 수 있는 바와 같이, OLI 센서는 TM이나 ETM+에 비하여 Area 1 내지 Area 3에서 평균적으로 보다 우수한 성능을 낸다는 것을 확인할 수 있다.

표 2

Place	Sensors	OA (%)	Kappa
Area 1	TM	99.85	0.9866
Area 2	TM	99.80	0.9571
Area 3	TM	99.96	0.9943
Average		99.87	0.9793
Area 1	ETM+	99.88	0.9927
Area 2	ETM+	99.84	0.9822
Area 3	ETM+	99.85	0.9820
Average		99.86	0.9856
Area 1	OLI	99.98	0.9985
Area 2	OLI	99.87	0.9849
Area 3	OLI	99.93	0.9918
Average		99.93	0.9917

[0145]

[0146] 한편, 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템(10) 및 방법의 성능을 검증하기 위해, 임계값 방법 중 하나인 Otsu Threshold 방법(Otsu Threshold)과 SVM 분류기(SVM)를 이용하는 방법에 대해, 랜드셋8 OLI 센서의 동일한 이미지를 이용해 실험을 수행하고 그 결과를 표 3에 표시하였다.

표 3

Place	Methods	OA (%)	Kappa
Area 1	Otsu threshold	99.93	0.9948
Area 2	Otsu threshold	99.85	0.9835
Area 3	Otsu threshold	99.86	0.9842
Average		99.88	0.9875
Area 1	SVM	99.97	0.9980
Area 2	SVM	99.85	0.9825
Area 3	SVM	99.92	0.9906
Average		99.91	0.9904
Area 1	Proposed method	99.98	0.9985
Area 2	Proposed method	99.87	0.9849
Area 3	Proposed method	99.93	0.9918
Average		99.93	0.9917

[0147]

[0148]

표 3에서와 같이, Otsu Threshold 방법 또는 SVM 방법에 비하여, 본 발명의 일실시예에 따른 인공위성 영상과 랜덤포레스트 분류기 결합을 이용한 자동 하천 검출 시스템(10) 및 방법의 하천 검출 성능이 보다 우수한 것을 확인할 수 있다.

[0149]

한편, 본 발명은 다양한 통신 단말기로 구현되는 동작을 수행하기 위한 프로그램 명령을 포함하는 컴퓨터에서 판독 가능한 매체를 포함할 수 있다. 예를 들어, 컴퓨터에서 판독 가능한 매체는, 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media) 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치를 포함할 수 있다.

[0150]

이와 같은 컴퓨터에서 판독 가능한 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 이때, 컴퓨터에서 판독 가능한 매체에 기록되는 프로그램 명령은 본 발명을 구현하기 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 예를 들어, 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함할 수 있다.

[0151]

이상 설명한 본 발명은 본 발명이 속한 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의하여 다양한 변형이나 응용이 가능하며, 본 발명에 따른 기술적 사상의 범위는 아래의 특허청구범위에 의하여 정해져야 할 것이다.

부호의 설명

[0152]

10: 본 발명의 일실시예에 따른 자동 하천 검출 시스템

100: 입력 모듈 200: 변환 모듈

210: TOA 변환부 220: WI 변환부

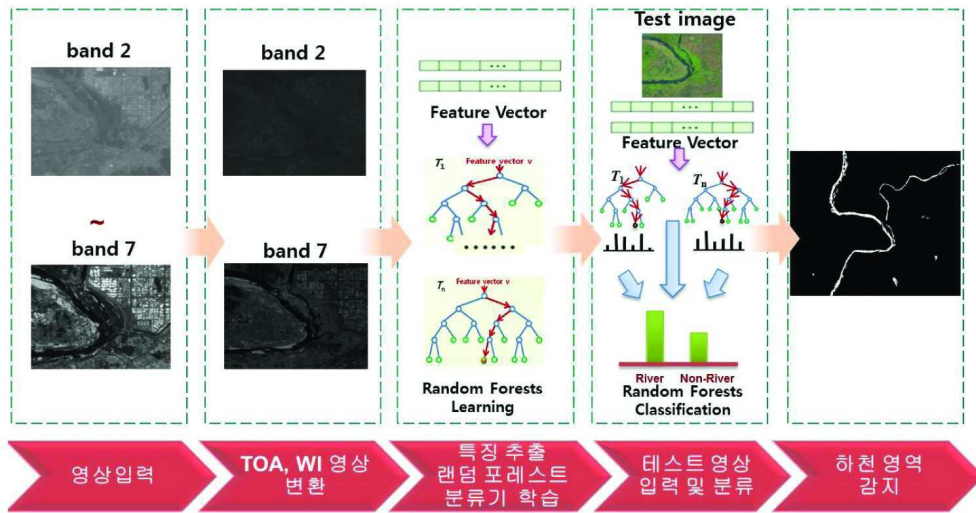
300: 특징 추출 모듈 400: 학습 모듈

410: 제1 학습부 420: 제2 학습부

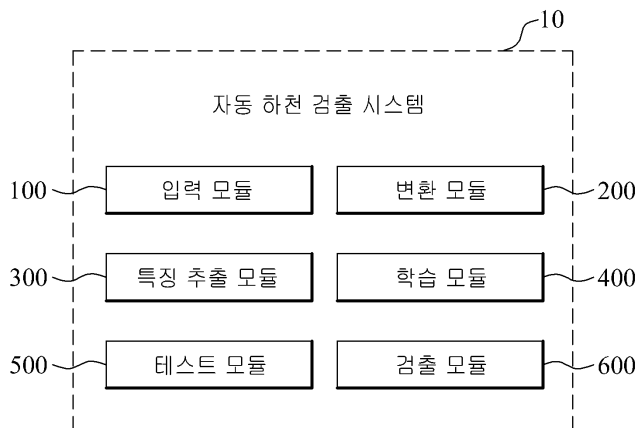
500: 테스트 모듈 600: 검출 모듈

도면

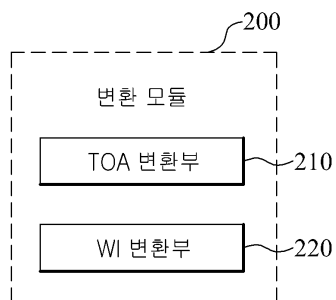
도면1



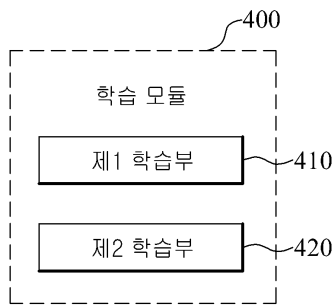
도면2



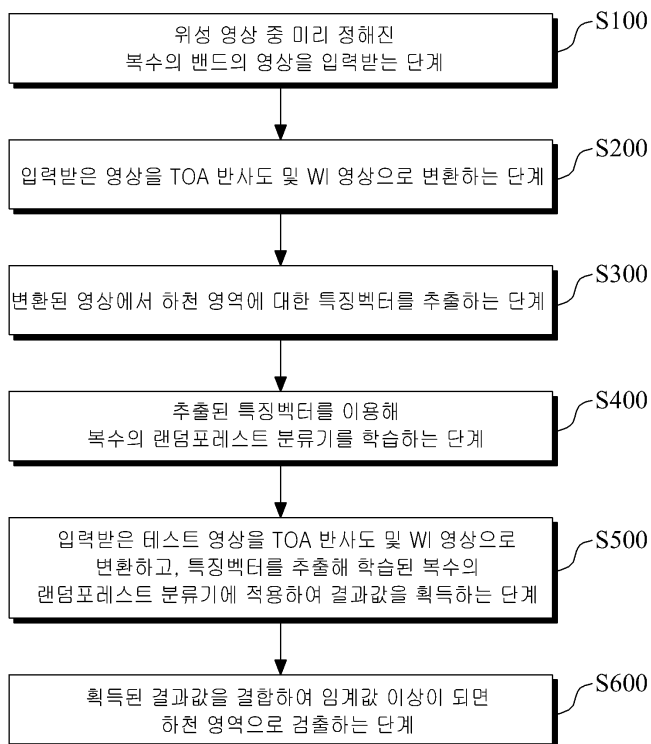
도면3



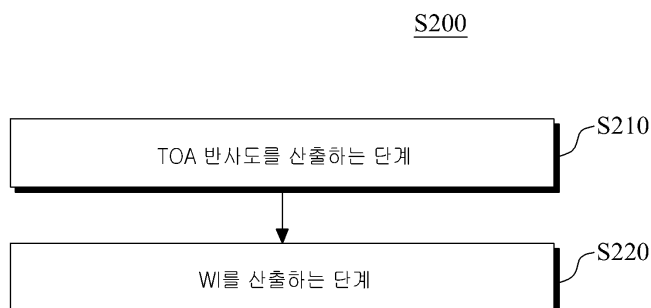
도면4



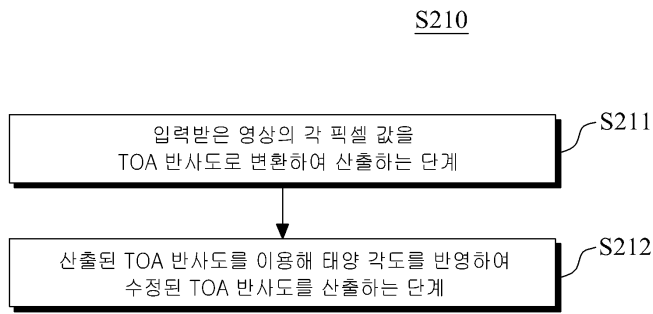
도면5



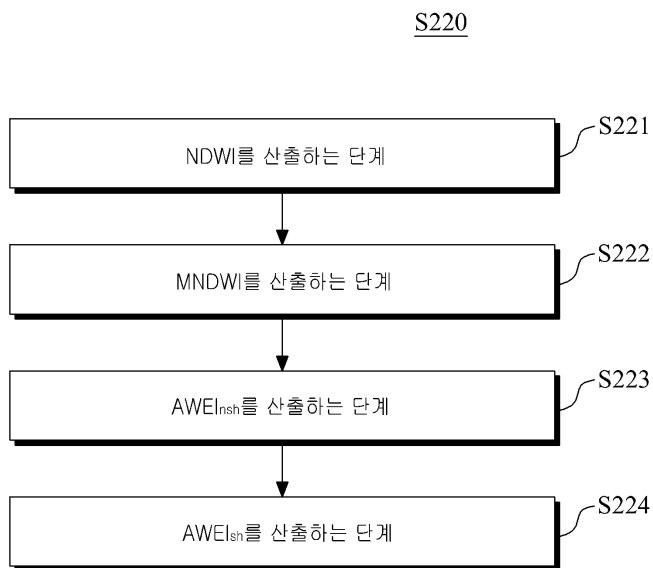
도면6



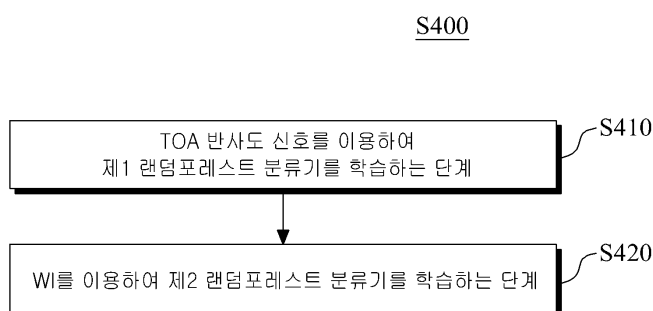
도면7



도면8



도면9



도면10

