



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0140832
(43) 공개일자 2023년10월10일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06Q 50/26 (2012.01) B64C 39/02 (2023.01)
G06T 3/40 (2006.01) G06T 7/11 (2017.01)
(52) CPC특허분류
G06Q 50/26 (2013.01)
B64C 39/024 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2022-0039573
(22) 출원일자 2022년03월30일
심사청구일자 2022년03월30일

(71) 출원인
창원대학교 산학협력단
경상남도 창원시 의창구 창원대로 20(퇴촌동)
(72) 발명자
박경훈
경상남도 창원시 성산구 원이대로 774, 304동
1205호(상남동, 성원아파트)
이흥규
경상남도 창원시 의창구 창원대로 20, 창원대학교 54호관 207호(퇴촌동)
(74) 대리인
양정보

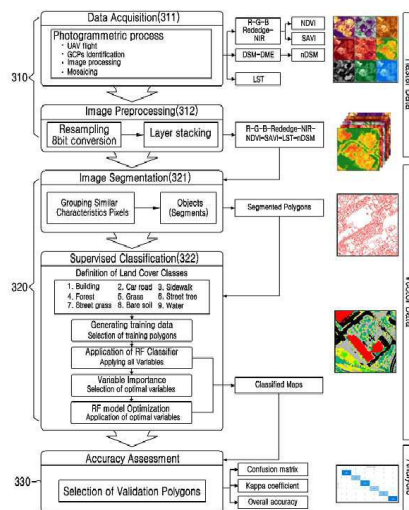
전체 청구항 수 : 총 14 항

(54) 발명의 명칭 드론 및 인공지능을 활용한 도시 공간정보 매핑 방법 및 장치

(57) 요약

드론 및 인공지능을 활용한 도시 공간정보 매핑 방법 및 장치가 제시된다. 본 발명에서 제안하는 드론 및 인공지능을 활용한 도시 공간정보 매핑 방법은 무인항공기의 센서를 통해 다중분광 영상, 식생지수 영상 및 지형 영상을 제작하는 단계, 상기 제작된 다중분광 영상, 식생지수 영상 및 지형 영상을 이용하여 랜덤 포레스트(Random forest) 기반 토지피복 분류를 위한 영상 및 변수를 확인하는 단계 및 상기 확인된 영상 및 변수를 이용하여 무인항공기 영상 기반 토지피복 분류 정확도를 검증하는 단계를 포함한다.

대표도 - 도3



(52) CPC특허분류

G01C 11/36 (2021.08)

G06T 3/40 (2013.01)

G06T 7/11 (2017.01)

B64U 2101/30 (2023.01)

G06T 2207/10036 (2013.01)

(72) 발명자

송봉근

경상남도 창원시 의창구 창원대학교로 20-1, 창원대학교 85호관 606호(퇴촌동)

변지혜

부산광역시 해운대구 해운대로76번길 55, 108동 2101호(재송동, 센텀이편한세상아파트)

김성현

경상남도 양산시 회현1길 4, 302호(교동, 창조아파트)

박건웅

경상남도 창원시 진해구 냉천로 257, 417동 1405호(자은동, 자은프라임)

이수아

경상남도 창원시 마산회원구 양덕서5길 15, 101동 1703호(양덕동, 양덕 코오롱하늘채)

이호인

부산광역시 사하구 하신번영로 400, 111동 1802호(하단동, 하단동에스케이뷰아파트)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711146563
과제번호	2020-0076
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	일반연구자(기본연구)
연구과제명	드론 및 딥러닝 기반 농업지역 비점오염원 자동추출기법 개발
기 여 율	1/2
과제수행기관명	창원대학교
연구기간	2019.06.01 ~ 2022.02.28

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345341781
과제번호	2021RIS-003
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	지자체-대학 협력기반지역혁신사업
연구과제명	스마트도시 인프라 구축을 위한 드론과 인공지능 기반 공간 DB 구축
기 여 율	1/2
과제수행기관명	경상국립대학교
연구기간	2021.07.01 ~ 2022.04.30

명세서

청구범위

청구항 1

무인항공기의 센서를 통해 다중분광 영상, 식생지수 영상 및 지형 영상을 제작하는 단계;

상기 제작된 다중분광 영상, 식생지수 영상 및 지형 영상을 이용하여 랜덤 포레스트(Random forest) 기반 토지 피복 분류를 위한 영상 및 변수를 확인하는 단계; 및

상기 확인된 영상 및 변수를 이용하여 무인항공기 영상 기반 토지피복 분류 정확도를 검증하는 단계를 포함하는 도시 공간정보 매핑 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 무인항공기의 센서를 통해 다중분광 영상, 식생지수 영상 및 지형 영상을 제작하는 단계는,

레드(Red), 그린(Green), 블루(Blue), 레드 에지(Rededge), NIR 밴드(Near Infrared band)와 DSM(Digital Surface Model), DEM(Digital Elevation model) 및 LST(Land Surface Temperature)를 포함하는 정사영상을 제작하는

도시 공간정보 매핑 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 다중분광 영상을 이용하여 레드(Red) 및 NIR((Near Infrared) 파장 대역을 사용하고, 식생에 관한 지표인 NDVI(Normalized Difference Vegetation Index) 및 식물 피복이 미리 정해진 기준보다 낮은 지역에서 토양 밝기의 영향에 대한 NDVI를 수정하기 위해 사용하는 지표인 SAVI(Soil Adjusted Vegetation Index)를 산출하며,

상기 SAVI는 토지피복 유형을 수용하기 위한 토양 밝기 보정 계수를 정의하고, 레드(Red)와 NIR 값 사이의 비율로 계산하고,

DSM(Digital Surface Model)에서 지물을 제외한 지면의 높이 값을 나타내는 DEM(Digital Elevation Model)과의 차연산을 통해, 지면을 제외하고 지물의 표고 값만을 나타내는 nDSM(normalized digital surface model)을 제작하는

도시 공간정보 매핑 방법.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 제작된 모든 영상은 다중분광 영상을 기준으로 리샘플링(resampling)되고, 제작된 모든 영상의 레이어들을 선형 밴드로 동일하게 리스케일링(rescaling)되며,

상기 토지피복 분류를 위한 영상 및 변수를 확인하는 단계에서 잠재적인 이상 값의 영향을 감소시키고, 동일한 중요도로 반영되기 위해 수치형 데이터의 상대적 크기를 제거함으로써 공통된 값 범위로 정규화하며, 영상 분할을 진행하기 위한 하나의 래스터 이미지의 입력 데이터를 생성하기 위해 제작된 모든 영상을 병합하는 레이어 스택(layer stack) 프로세스를 진행하는

도시 공간정보 매핑 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 제작된 다중분광 영상, 식생지수 영상 및 지형 영상을 이용하여 랜덤 포레스트(Random forest) 기반 토지 피복 분류를 위한 영상 및 변수를 확인하는 단계는,

분광 특성의 유사도에 따라 특정 형태 특성을 가지는 래스터 데이터 내의 개별 픽셀들을 그룹화하여 각 객체를 생성하는 영상 분할을 통해 객체 기반 가중치 설정에 따라 객체 형태 및 크기를 변경하고,

인접 객체의 픽셀 그룹에 따라 평균 픽셀 값을 계산하여, 각 객체에 포함되어야 하는 픽셀을 결정하며,

분광 디테일(Spectral detail), 공간 디테일(Spatial detail) 및 최소 분할 사이즈(minium segment size)를 조정하여 객체 기반 가중치 설정함으로써 각 객체 생성을 조정하는

도시 공간정보 매핑 방법.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 영상 분할을 통해 생성된 각 객체에 할당된 복수의 통계 값들을 이용하여 복수의 변수를 생성하고, 상기 복수의 변수의 중요도에 따라 복수의 변수를 최적화하는 랜덤 포레스트(Random forest) 기반 토지피복 분류를 수행함으로써 건물(building), 차도(car road), 인도(sidewalk), 산림(forest), 초지(grass), 가로수(street tree), 가로녹지(street grass), 나지(bare soil), 물(water)을 포함하는 분류 항목으로 토지피복을 분류하는

도시 공간정보 매핑 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 확인된 영상 및 변수를 이용하여 무인항공기 영상 기반 토지피복 분류 정확도를 검증하는 단계는,

객체 항목의 분류 결과와 실제 항목을 행렬로 구성하여 정확도를 계산하는 오차 행렬(confusion matrix)을 통해 생산자정확도(Producer's accuracy) 및 사용자정확도(User's accuracy), 전체정확도(Overall accuracy)를 각각 산정하는

도시 공간정보 매핑 방법.

청구항 8

무인항공기의 센서를 통해 다중분광 영상, 식생지수 영상 및 지형 영상을 제작하는 영상 제작부;

상기 제작된 다중분광 영상, 식생지수 영상 및 지형 영상을 이용하여 랜덤 포레스트(Random forest) 기반 토지 피복 분류를 위한 영상 및 변수를 확인하는 토지피복 분류부; 및

상기 확인된 영상 및 변수를 이용하여 무인항공기 영상 기반 토지피복 분류 정확도를 검증하는 정확도 검증부를 포함하는 도시 공간정보 매핑 장치.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 영상 제작부는,

레드(Red), 그린(Green), 블루(Blue), 레드 에지(Rededge), NIR 밴드(Near Infrared band)와 DSM(Digital Surface Model), DEM(Digital Elevation model) 및 LST(Land Surface Temperature)를 포함하는 정사영상을 제작하는

도시 공간정보 매핑 장치.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 영상 제작부는,

상기 다중분광 영상을 이용하여 레드(Red) 및 NIR(Near Infrared) 파장 대역을 사용하고, 식생에 관한 지표인 NDVI(Normalized Difference Vegetation Index) 및 식물 피복이 미리 정해진 기준보다 낮은 지역에서 토양 밝기의 영향에 대한 NDVI를 수정하기 위해 사용하는 지표인 SAVI(Soil Adjusted Vegetation Index)를 산출하며,

상기 SAVI는 토지피복 유형을 수용하기 위한 토양 밝기 보정 계수를 정의하고, 레드(Red)와 NIR 값 사이의 비율로 계산하고,

DSM(Digital Surface Model)에서 지물을 제외한 지면의 높이 값을 나타내는 DEM(Digital Elevation Model)과의 차연산을 통해, 지면을 제외하고 지물의 표고 값만을 나타내는 nDSM(normalized digital surface model)을 제작하는

도시 공간정보 매핑 장치.

청구항 11

제10항에 있어서,

상기 영상 제작부는,

상기 제작된 모든 영상은 다중분광 영상을 기준으로 리샘플링(resampling)되고, 제작된 모든 영상의 레이어들을 선형 밴드로 동일하게 리스케일링(rescaling)되며,

상기 토지피복 분류를 위한 영상 및 변수를 확인하는 단계에서 잠재적인 이상 값의 영향을 감소시키고, 동일한 중요도로 반영되기 위해 수치형 데이터의 상대적 크기를 제거함으로써 공통된 값 범위로 정규화하며, 영상 분할을 진행하기 위한 하나의 래스터 이미지의 입력 데이터를 생성하기 위해 제작된 모든 영상을 병합하는 레이어 스택(layer stack) 프로세스를 진행하는

도시 공간정보 매핑 장치.

청구항 12

제8항에 있어서,

상기 토지피복 분류부는,

분광 특성의 유사도에 따라 특정 형태 특성을 가지는 래스터 데이터 내의 개별 픽셀들을 그룹화하여 각 객체를 생성하는 영상 분할을 통해 객체 기반 가중치 설정에 따라 객체 형태 및 크기를 변경하고,

인접 객체의 픽셀 그룹에 따라 평균 픽셀 값을 계산하여, 각 객체에 포함되어야 하는 픽셀을 결정하며,

분광 디테일(Spectral detail), 공간 디테일(Spatial detail) 및 최소 분할 사이즈(minimum segment size)를 조정하여 객체 기반 가중치 설정함으로써 각 객체 생성을 조정하는

도시 공간정보 매핑 장치.

청구항 13

제12항에 있어서,

상기 토지피복 분류부는,

상기 영상 분할을 통해 생성된 각 객체에 할당된 복수의 통계 값들을 이용하여 복수의 변수를 생성하고, 상기 복수의 변수의 중요도에 따라 복수의 변수를 최적화하는 랜덤 포레스트(Random forest) 기반 토지피복 분류를 수행함으로써 건물(building), 차도(car road), 인도(sidewalk), 산림(forest), 초지(grass), 가로수(street tree), 가로녹지(street grass), 나지(bare soil), 물(water)을 포함하는 분류 항목으로 토지피복을 분류하는

도시 공간정보 매핑 장치.

청구항 14

제8항에 있어서,

상기 정확도 검증부는,

객체 항목의 분류 결과와 실제 항목을 행렬로 구성하여 정확도를 계산하는 오차 행렬(confusion matrix)을 통해 생산자정확도(Producer's accuracy) 및 사용자정확도(User's accuracy), 전체정확도(Overall accuracy)를 각각 산정하는

도시 공간정보 매핑 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 드론 및 인공지능을 활용한 도시 공간정보 매핑 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 토지피복도는 지표면의 물리적인 상태를 일정한 분류체계에 따라 지도로 제작한 자료로 지역의 현황을 파악하는 기초자료이다. 도시차원에서는 토지적성, 환경성 평가, 도시재생 등 도시계획의 과학적 근거로 사용되고 있고, 학술적으로는 열환경 분석, 공기흐름 시뮬레이션, 생태계 조사 등 다양한 연구기초자료로 사용되고 있다. 대한민국은 정부에서 예산확보에 따라 1년에서 10년주기로 대한민국 전국의 토지피복도를 갱신하고 있다. 하지만 위성영상과 디지털 항공영상을 이용하여 취득한 자료를 분석하는 과정에서 갱신주기와 피복자료의 불일치 문제가 있으며, 최소 분류 기준을 설정하여 2500 m² 이하의 경우 주변 분류항목에 포함하고 있기 때문에 중, 소규모 지역을 대상으로는 정밀도가 떨어지는 한계점이 있어 생산성과 정확도가 높은 토지피복 구축 방안이 필요하다.

[0003] 최근 UAV와 탑재 센서 기술의 발전에 따라 분광학적 정확성 및 위치 정확성이 증가하였고, 원격탐사 및 항공측량 등 정확성이 요구되는 분야에서 활용되고 있다. 그리고 VHR(Very High Resolution) RGB 센서에 4 밴드(band) 다중분광 센서가 합쳐지거나 4 밴드 다중분광 센서에 열적외 센서가 합쳐지는 등 일반 RGB 카메라 외에도 다중분광, 열적외 등이 한 센서에 부착이 가능한 UAV 등장으로 다양한 영상을 한 번의 비행을 통해 획득할 수 있다. 또한, UAV 영상은 위성과 항공영상에 비해 시, 공간적 제약이 적으면서 고해상도 영상 취득이 용이한 특징이 있다.

[0004] 최근 종래기술에서는 높은 공간해상도의 UAV 이미지를 사용하여 특정 지역의 토지피복을 분류하고 분석하고 있다. 그러나 고해상도 이미지 영상은 동일한 물체에 대해서 분광 값의 변동성이 높은 특징을 가지고 있다. 이는 이미지의 공간 해상도가 높을수록 하나의 물체를 표현하기 위해 수 많은 픽셀이 필요해지며, 픽셀 값은 물체와 연관된 이미지 구조와 배경 정보를 가지고 있기 때문이다. 따라서 고해상도 UAV 영상은 픽셀 기반 이미지 분석 방법을 사용할 경우 획득한 이미지의 픽셀 수가 수천만 개 이상인 경우가 많기 때문에 분광 값의 변동성으로 인해 정확도가 크게 떨어질 수 있다.

[0005] 최근에는 객체 기반 이미지 분석이 분광 값의 변동성을 제어할 수 있는 새로운 패러다임으로 부상하고 있으며, 영상의 분광 정보만을 이용하는 픽셀 기반 접근법을 대체하고 있다. 객체 기반 이미지 분석은 동종 및 연속된 화소를 그룹화하고, 영상분류를 수행하기 위한 객체를 생성하여 분류하기 때문에 각 픽셀을 별도로 분류하는 픽셀 기반 접근법과 다르다. 따라서, 이러한 객체 기반 접근법은 빈공간, 그림자, 질감 등에 의해 발생하는 분광 값의 변동성을 감소시킬 수 있다. 또한, 축적, 형태, 질감과 같은 정보를 종합적으로 고려가 가능하며, 영상자료 이외의 벡터자료와 같은 다양한 지리정보를 통합 및 활용하여 분류 정확도를 향상시킬 수 있다는 장점이 있다.

[0006] 이러한 객체 기반 이미지 분석을 활용하여 많은 연구자들이 다양한 원격 감지 및 기계 학습 방법과 함께 중, 소규모 지역의 토지피복을 매핑하기 위해 UAV에서 수집한 데이터를 활용하고 있다.

[0007] 종래기술에서는 고정된 윙(fixed-wing) UAV를 활용하여 4 밴드의 다중분광 영상을 취득하고, 5개 항목(banana land, bare land, building, other vegetation, water)에 대하여 95%의 정확도를 달성하였다.

[0008] 또 다른 종래기술에서는 RGB 및 NIR 카메라를 회전 윙(rotary-wing) UAV에 장착하여 200 m x 100 m 범위의 하천 지역을 촬영하여 토지피복을 매핑하였으며, 4개 항목(grass, water, trees, road)에 대하여 78%의 정확도를 달성하였다.

[0009] 또 다른 종래기술에서는 UAV 기반 RGB 영상을 활용해서 주거지역을 대상으로 7개(building, grass, road, trees, water, soil, shadow) 항목을 설정하여 객체 기반 이미지 분석에 사용할 수 있는 이미지 필터를 비교하였다. 이와 같이 선행연구에서는 다양한 목적으로 특정 객체를 분류하거나 탐지하기 위해 객체기반 영상분석을

활용하고 있다.

- [0010] 또 다른 종래기술에서는 UAV 기반 RGB 센서를 활용하여 옥수수의 수확량을 예측하기 위한 UAV 플랫폼을 구성하였다. 다양한 지역을 대상으로 환경 분야에서 UAV 이용을 위한 연구가 진행되고 있으나, 도시 환경 분석에 필요한 토지피복 분류 분야의 활용은 미비한 실정이다.

선행기술문헌

비특허문헌

- [0011] (비특허문헌 0001) [1] USGS, <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-soil-adjusted-vegetation-index> (archived on 22th December 2021)
- (비특허문헌 0002) [2] Kindu, M.; Schneider, T.; Teketay, D.; Knoke, T. Land Use/Land Cover Change Analysis Using Object-Based Classification Approach in Munessa-Shashemene Landscape of the Ethiopian Highlands. *Remote Sens.* 2013, 5, 2411-2435. <https://doi.org/10.3390/rs5052411>
- (비특허문헌 0003) [3] Dronova, I.; Gong, P.; Wang, L. Object-based analysis and change detection of major wetland cover types and their classification uncertainty during the low water period at Poyang Lake, China. *Remote Sens. Environ.* 2011, 115, 3220-3236. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.07.006>
- (비특허문헌 0004) [4] Zhou, W.; Troy, A. An object-oriented approach for analysing and characterizing urban landscape at the parcel level. *Int. J. Remote Sens.* 2008, 29, 3119-3135. <https://doi.org/10.1080/01431160701469065>
- (비특허문헌 0005) [5] 42. Qian, Y.; Zhou, W.; Yan, J.; Li, W.; Han, L. Comparing Machine Learning Classifiers for Object-Based Land Cover Classification Using Very High Resolution Imagery. *Remote Sens.* 2015, 7, 153-168. <https://doi.org/10.3390/rs70100153>
- (비특허문헌 0006) [6] Breiman, L. Random forests. *Mach. Learn.* 2001, 45, 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0012] 본 발명이 이루고자 하는 기술적 과제는 도시지역에서 UAV로 취득된 고해상도 영상을 기반으로 차도, 인도, 가로수, 가로녹지를 포함하는 토지피복도를 제작하는데 효과적인 영상을 확인하고, 토지피복도를 제작함으로써 자료의 활용성을 높이기 위한 드론 및 인공지능을 활용한 도시 공간정보 매핑 방법 및 장치를 제공하는데 있다.

과제의 해결 수단

- [0013] 일 측면에 있어서, 본 발명에서 제안하는 드론 및 인공지능을 활용한 도시 공간정보 매핑 방법은 무인항공기의 센서를 통해 다중분광 영상, 식생지수 영상 및 지형 영상을 제작하는 단계, 상기 제작된 다중분광 영상, 식생지수 영상 및 지형 영상을 이용하여 랜덤 포레스트(Random forest) 기반 토지피복 분류를 위한 영상 및 변수를 확인하는 단계 및 상기 확인된 영상 및 변수를 이용하여 무인항공기 영상 기반 토지피복 분류 정확도를 검증하는 단계를 포함한다.
- [0014] 상기 무인항공기의 센서를 통해 다중분광 영상, 식생지수 영상 및 지형 영상을 제작하는 단계는 레드(Red), 그린(Green), 블루(Blue), 레드 에지(Rededge), NIR 밴드(Near Infrared band)와 DSM(Digital Surface Model), DEM(Digital Elevation model) 및 LST(Land Surface Temperature)를 포함하는 정사영상을 제작한다.
- [0015] 본 발명의 실시예에 따른 다중분광 영상을 이용하여 레드(Red) 및 NIR((Near Infrared) 파장 대역을 사용하고, 식생에 관한 지표인 NDVI(Normalized Difference Vegetation Index) 및 식물 피복이 미리 정해진 기준보다 낮은 지역에서 토양 밝기의 영향에 대한 NDVI를 수정하기 위해 사용하는 지표인 SAVI(Soil Adjusted Vegetation Index)를 산출하며, 상기 SAVI는 토지피복 유형을 수용하기 위한 토양 밝기 보정 계수를 정의하고, 레드(Red)와 NIR 값 사이의 비율로 계산하고, DSM(Digital Surface Model)에서 지물을 제외한 지면의 높이 값을 나타내는

DEM(Digital Elevation Model)과의 차연산을 통해, 지면을 제외하고 지물의 표고 값을 나타내는 nDSM(normalized digital surface model)을 제작한다.

- [0016] 본 발명의 실시예에 따른 제작된 모든 영상은 다중분광 영상을 기준으로 리샘플링(resampling)되고, 제작된 모든 영상의 레이어들을 선형 밴드로 동일하게 리스케일링(rescaling)되며,
- [0017] 상기 토지피복 분류를 위한 영상 및 변수를 확인하는 단계에서 잠재적인 이상 값의 영향을 감소시키고, 동일한 중요도로 반영되기 위해 수치형 데이터의 상대적 크기를 제거함으로써 공통된 값 범위로 정규화하며, 영상 분할을 진행하기 위한 하나의 래스터 이미지의 입력 데이터를 생성하기 위해 제작된 모든 영상을 병합하는 레이어 스택(layer stack) 프로세스를 진행한다.
- [0018] 상기 제작된 다중분광 영상, 식생지수 영상 및 지형 영상을 이용하여 랜덤 포레스트(Random forest) 기반 토지피복 분류를 위한 영상 및 변수를 확인하는 단계는 분광 특성의 유사도에 따라 특정 형태 특성을 가지는 래스터 데이터 내의 개별 픽셀들을 그룹화하여 각 객체를 생성하는 영상 분할을 통해 객체 기반 가중치 설정에 따라 객체 형태 및 크기를 변경하고, 인접 객체의 픽셀 그룹에 따라 평균 픽셀 값을 계산하여, 각 객체에 포함되어야 하는 픽셀을 결정하며, 분광 디테일(Spectral detail), 공간 디테일(Spatial detail) 및 최소 분할 사이즈(minimum segment size)를 조정하여 객체 기반 가중치 설정함으로써 각 객체 생성을 조정한다.
- [0019] 상기 영상 분할을 통해 생성된 각 객체에 할당된 복수의 통계 값들을 이용하여 복수의 변수를 생성하고, 상기 복수의 변수의 중요도에 따라 복수의 변수를 최적화하는 랜덤 포레스트(Random forest) 기반 토지피복 분류를 수행함으로써 건물(building), 차도(car road), 인도(sidewalk), 산림(forest), 초지(grass), 가로수(street tree), 가로녹지(street grass), 나지(bare soil), 물(water)을 포함하는 분류 항목으로 토지피복을 분류한다.
- [0020] 상기 확인된 영상 및 변수를 이용하여 무인항공기 영상 기반 토지피복 분류 정확도를 검증하는 단계는 객체 항목의 분류 결과와 실제 항목을 행렬로 구성하여 정확도를 계산하는 오차 행렬(confusion matrix)을 통해 생산자 정확도(Producer's accuracy) 및 사용자정확도(User's accuracy), 전체정확도(Overall accuracy)를 각각 산정한다.

발명의 효과

- [0021] 본 발명의 실시예들에 따르면 도시 환경 연구 분야에 필요한 토지피복도 제작을 위해 UAV 취득 영상들의 중요도를 평가하고, 이를 사용한 중, 소규모 지역 토지피복 분류에 대한 활용성을 고찰한다. 이를 위해 드론 센서를 통해 제작이 가능한 다중분광 영상, 식생지수 영상, 지형 영상을 제작하고, 객체 기반 영상 분석(Object-based Image Analysis; OBIA)과 랜덤 포레스트(random forest)를 활용하여 도시지역 토지피복 분류에 효과적인 영상 및 변수를 확인하였다. 또한, 영상 및 변수 축소를 통해 토지피복을 분류하고, 정확도 비교, 검증을 통해 UAV 영상의 토지피복도 분류에 대한 활용성을 고찰한다.

도면의 간단한 설명

- [0022] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 드론 및 인공지능을 활용한 도시 공간정보 매핑 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.
- 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 드론 및 인공지능을 활용한 도시 공간정보 매핑 장치의 구성을 나타내는 도면이다.
- 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 객체 기반 도시 공간정보 맵을 도출하기 위해 구현된 데이터 수집, 전처리, 세분화, 분류 및 검증 단계에 대한 프로세스를 설명하기 위한 도면이다.
- 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 대상지를 나타내는 도면이다.
- 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 분류 정확도 검증을 위한 임의의 포인트 위치를 나타내는 도면이다.
- 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 UAV 영상 제작 결과 이다.
- 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 영상 분할 결과 이다.
- 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 토지피복에 따른 훈련 데이터 특성을 나타내는 도면이다.
- 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 126개 변수 중 40위까지의 변수 중요도를 나타내는 도면이다.

도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 본 발명의 일 실시예에 따른 대상지 전체 RF 모델 적용 결과를 나타내는 도면이다.

도 11은 본 발명의 일 실시예에 따른 대상지 내 인도의 보도블록 종류 예시를 나타내는 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0023] 도시지역에서 토지피복도는 환경 평가 및 연구 분야의 기본자료로 활용되는 중요한 공간정보이나 자료의 갱신주기, 제작비용 등의 한계로 중,소규모 지역을 대상으로 활용성이 부족한 측면이 있다. 본 발명에서는 도시지역에서 UAV로 취득된 고해상도 영상을 기반으로 차도, 인도, 가로수, 가로녹지를 포함하는 토지피복도를 제작하는데 효과적인 영상을 확인하고, 토지피복 제작 방법 및 자료의 활용성에 대해 제안한다.
- [0024] 본 발명의 실시예에 따르면, UAV 및 객체 기반 영상 분석을 기반으로 랜덤 포레스트 분류(random forest classifier)를 통해 학습에 사용된 126개 변수의 중요도 산출을 하였다. 이를 통해 UAV 영상의 중요도를 평가하고 변수 최적화를 통해 모델을 최적화하여 126개의 변수를 사용한 초기 모델과 비교, 분석하였다. 변수 중요도를 산출했을 때 40위 내에 nDSM, NDVI, LST, SAVI, Blue, Green, Red, Rededge 영상 순으로 개수가 분포하고 있었다. 도시지역 토지피복 분류에서 다중분광 및 식생지수 외에도 nDSM과 LST 영상도 효과적으로 사용할 수 있을 것으로 나타났다. 정확도 검증 결과, 초기 모델의 kappa 계수가 0.728, 최적화 모델의 kappa 계수는 0.721로 나타나 변수를 축소하였음에도 불구하고 분류 결과에서 큰 변화가 나타나지 않았다. 차도와 인도가 구분이 되는 것으로 나타났으며, 도로를 차도와 인도로 구분하였을 때 차도가 인도보다 분류가 더 잘되었으며, 주변 객체의 분광 변동 특성을 통해 가로수와 가로녹지가 산림과 초지로부터 구분되는 것을 확인하였다. UAV를 활용한 객체 기반 토지피복 분류기법의 적용의 자료의 적시성, 경제성 등의 장점으로 도시 환경 연구 분야에 기여할 수 있을 것으로 판단된다. 이하, 본 발명의 실시 예를 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.
- [0026] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 드론 및 인공지능을 활용한 도시 공간정보 매핑 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.
- [0027] 제안하는 드론 및 인공지능을 활용한 도시 공간정보 매핑 방법은 무인항공기의 센서를 통해 다중분광 영상, 식생지수 영상 및 지형 영상을 제작하는 단계(110), 상기 제작된 다중분광 영상, 식생지수 영상 및 지형 영상을 이용하여 랜덤 포레스트(Random forest) 기반 토지피복 분류를 위한 영상 및 변수를 확인하는 단계(120) 및 상기 확인된 영상 및 변수를 이용하여 무인항공기 영상 기반 토지피복 분류 정확도를 검증하는 단계(130)를 포함한다.
- [0028] 단계(110)에서, 무인항공기의 센서를 통해 다중분광 영상, 식생지수 영상 및 지형 영상을 제작한다. 본 발명의 실시예에 따르면, 레드(Red), 그린(Green), 블루(Blue), 레드 에지(Rededge), NIR 밴드(Near Infrared band)와 DSM(Digital Surface Model), DEM(Digital Elevation model) 및 LST(Land Surface Temperature)를 포함하는 정사영상을 제작할 수 있다.
- [0029] 본 발명의 실시예에 따르면, 다중분광 영상을 이용하여 레드(Red) 및 NIR((Near Infrared) 파장 대역을 사용하고, 식생에 관한 지표인 NDVI(Normalized Difference Vegetation Index) 및 식물 피복이 미리 정해진 기준보다 낮은 지역에서 토양 밝기의 영향에 대한 NDVI를 수정하기 위해 사용하는 지표인 SAVI(Soil Adjusted Vegetation Index)를 산출한다. 상기 SAVI는 토지피복 유형을 수용하기 위한 토양 밝기 보정 계수를 정의하고, 레드(Red)와 NIR 값 사이의 비율로 계산할 수 있다. 상기 DSM(Digital Surface Model)에서 지물을 제외한 지면의 높이 값을 나타내는 DEM(Digital Elevation Model)과의 차연산을 통해, 지면을 제외하고 지물의 표고 값만을 나타내는 nDSM(normalized digital surface model)을 제작할 수 있다.
- [0030] 본 발명의 실시예에 따라 제작된 모든 영상은 다중분광 영상을 기준으로 리샘플링(resampling)되고, 제작된 모든 영상의 레이어들을 선형 밴드로 동일하게 리스케일링(rescaling)된다. 상기 토지피복 분류를 위한 영상 및 변수를 확인하는 단계에서 잠재적인 이상 값의 영향을 감소시키고, 동일한 중요도로 반영되기 위해 수치형 데이터의 상대적 크기를 제거함으로써 공통된 값 범위로 정규화하며, 영상 분할을 진행하기 위한 하나의 래스터 이미지의 입력 데이터를 생성하기 위해 제작된 모든 영상을 병합하는 레이어 스택(layer stack) 프로세스를 진행한다.
- [0031] 단계(120)에서, 상기 제작된 다중분광 영상, 식생지수 영상 및 지형 영상을 이용하여 랜덤 포레스트(Random

forest) 기반 토지피복 분류를 위한 영상 및 변수를 확인한다.

- [0032] 본 발명의 실시예에 따르면, 분광 특성의 유사도에 따라 특정 형태 특성을 가지는 래스터 데이터 내의 개별 픽셀들을 그룹화하여 각 객체를 생성하는 영상 분할을 통해 객체 기반 가중치 설정에 따라 객체 형태 및 크기를 변경할 수 있다.
- [0033] 이때, 인접 객체의 픽셀 그룹에 따라 평균 픽셀 값을 계산하여, 각 객체에 포함되어야 하는 픽셀을 결정하며, 분광 디테일(Spectral detail), 공간 디테일(Spatial detail) 및 최소 분할 사이즈(minimum segment size)를 조정하여 객체 기반 가중치 설정함으로써 각 객체 생성을 조정할 수 있다.
- [0034] 본 발명의 실시예에 따른 영상 분할을 통해 생성된 각 객체에 할당된 복수의 통계 값들을 이용하여 복수의 변수를 생성하고, 상기 복수의 변수의 중요도에 따라 복수의 변수를 최적화하는 랜덤 포레스트(Random forest) 기반 토지피복 분류를 수행함으로써 건물(building), 차도(car road), 인도(sidewalk), 산림(forest), 초지(grass), 가로수(street tree), 가로녹지(street grass), 나지(bare soil), 물(water)을 포함하는 분류 항목으로 토지피복을 분류한다.
- [0035] 단계(130)에서, 상기 확인된 영상 및 변수를 이용하여 무인항공기 영상 기반 토지피복 분류 정확도를 검증한다. 이때, 객체 항목의 분류 결과와 실제 항목을 행렬로 구성하여 정확도를 계산하는 오차 행렬(confusion matrix)을 통해 생산자정확도(Producer's accuracy) 및 사용자정확도(User's accuracy), 전체정확도(Overall accuracy)를 각각 산정한다.
- [0037] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 드론 및 인공지능을 활용한 도시 공간정보 매핑 장치의 구성을 나타내는 도면이다.
- [0038] 제안하는 드론 및 인공지능을 활용한 도시 공간정보 매핑 장치(200)는 영상 제작부(210), 토지피복 분류부(220) 및 정확도 검증부(230)를 포함한다.
- [0039] 본 발명의 실시예에 따른 영상 제작부(210)는 무인항공기의 센서를 통해 다중분광 영상, 식생지수 영상 및 지형 영상을 제작한다. 본 발명의 실시예에 따르면, 레드(Red), 그린(Green), 블루(Blue), 레드 에지(Rededge), NIR 밴드(Near Infrared band)와 DSM(Digital Surface Model), DEM(Digital Elevation model) 및 LST(Land Surface Temperature)를 포함하는 정사영상을 제작할 수 있다.
- [0040] 본 발명의 실시예에 따르면, 다중분광 영상을 이용하여 레드(Red) 및 NIR((Near Infrared) 파장 대역을 사용하고, 식생에 관한 지표인 NDVI(Normalized Difference Vegetation Index) 및 식물 피복이 미리 정해진 기준보다 낮은 지역에서 토양 밝기의 영향에 대한 NDVI를 수정하기 위해 사용하는 지표인 SAVI(Soil Adjusted Vegetation Index)를 산출한다. 상기 SAVI는 토지피복 유형을 수용하기 위한 토양 밝기 보정 계수를 정의하고, 레드(Red)와 NIR 값 사이의 비율로 계산할 수 있다. 상기 DSM(Digital Surface Model)에서 지물을 제외한 지면의 높이 값을 나타내는 DEM(Digital Elevation Model)과의 차연산을 통해, 지면을 제외하고 지물의 표고 값만을 나타내는 nDSM(normalized digital surface model)을 제작할 수 있다.
- [0041] 본 발명의 실시예에 따라 제작된 모든 영상은 다중분광 영상을 기준으로 리샘플링(resampling)되고, 제작된 모든 영상의 레이어들을 선형 밴드로 동일하게 리스케일링(rescaling)된다. 상기 토지피복 분류를 위한 영상 및 변수를 확인하는 단계에서 잠재적인 이상 값의 영향을 감소시키고, 동일한 중요도로 반영되기 위해 수치형 데이터의 상대적 크기를 제거함으로써 공통된 값 범위로 정규화하며, 영상 분할을 진행하기 위한 하나의 래스터 이미지의 입력 데이터를 생성하기 위해 제작된 모든 영상을 병합하는 레이어 스택(layer stack) 프로세스를 진행한다.
- [0042] 본 발명의 실시예에 따른 토지피복 분류부(220)는 상기 제작된 다중분광 영상, 식생지수 영상 및 지형 영상을 이용하여 랜덤 포레스트(Random forest) 기반 토지피복 분류를 위한 영상 및 변수를 확인한다.
- [0043] 본 발명의 실시예에 따르면, 분광 특성의 유사도에 따라 특정 형태 특성을 가지는 래스터 데이터 내의 개별 픽셀들을 그룹화하여 각 객체를 생성하는 영상 분할을 통해 객체 기반 가중치 설정에 따라 객체 형태 및 크기를 변경할 수 있다.
- [0044] 이때, 인접 객체의 픽셀 그룹에 따라 평균 픽셀 값을 계산하여, 각 객체에 포함되어야 하는 픽셀을 결정하며, 분광 디테일(Spectral detail), 공간 디테일(Spatial detail) 및 최소 분할 사이즈(minimum segment size)를 조

정하여 객체 기반 가중치 설정함으로써 각 객체 생성을 조정할 수 있다.

- [0045] 본 발명의 실시예에 따른 영상 분할을 통해 생성된 각 객체에 할당된 복수의 통계 값들을 이용하여 복수의 변수를 생성하고, 상기 복수의 변수의 중요도에 따라 복수의 변수를 최적화하는 랜덤 포레스트(Random forest) 기반 토지피복 분류를 수행함으로써 건물(building), 차도(car road), 인도(sidewalk), 산림(forest), 초지(grass), 가로수(street tree), 가로녹지(street grass), 나지(bare soil), 물(water)을 포함하는 분류 항목으로 토지피복을 분류한다.
- [0046] 본 발명의 실시예에 따른 정확도 검증부(230)는 상기 확인된 영상 및 변수를 이용하여 무인항공기 영상 기반 토지피복 분류 정확도를 검증한다. 이때, 객체 항목의 분류 결과와 실제 항목을 행렬로 구성하여 정확도를 계산하는 오차 행렬(confusion matrix)을 통해 생산자정확도(Producer's accuracy) 및 사용자정확도(User's accuracy), 전체정확도(Overall accuracy)를 각각 산정한다.
- [0048] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 객체 기반 도시 공간정보 맵을 도출하기 위해 구현된 데이터 수집, 전처리, 세분화, 분류 및 검증 단계에 대한 프로세스를 설명하기 위한 도면이다.
- [0049] 본 발명의 실시예에 따른 객체 기반 도시 공간정보 맵을 도출하기 위한 프로세스는 도 3과 같이, 데이터 수집(data acquisition)(311) 및 전처리(image preprocessing)(312) 단계를 포함하는 무인항공기의 센서를 통해 다중분광 영상, 식생지수 영상 및 지형 영상을 제작하는 단계(310), 영상 분할(image segmentation)(321) 및 분류(classification)(322)를 포함하는 다중분광 영상, 식생지수 영상 및 지형 영상을 이용하여 랜덤 포레스트(Random forest) 기반 토지피복 분류를 위한 영상 및 변수를 확인하는 단계(320) 및 정확도 평가(accuracy assessments)(330)의 5가지 주요 단계로 단순화될 수 있다.
- [0050] 먼저, 기초 데이터 수집(data acquisition)(311)으로 동일한 공간에 여러 영상들이 중첩될 수 있도록 UAV 비행 및 GCPs를 획득하여 정사영상을 제작하였다. 이후, 도시지역 토지피복 분류에 효과적인 영상 및 변수를 확인하기 위한 전처리 단계(image preprocessing)(312)로 수치지형 데이터의 상대적 크기 차이를 제거함으로써 모든 영상에 동일한 가중치를 부여하였다. 다음으로, 영상 분할 및 객체 생성(321)을 통해서 유사 특성을 가지는 화소를 그룹화하여 객체를 생성하였다. 이를 바탕으로 훈련 데이터를 제작하고, UAV 영상에서 추출할 수 있는 모든 변수들을 적용하여 RF 분류기(Random Forest Classifier)를 훈련시킨 후 변수 중요도를 산출하였다(322). 이를 통해 도시지역 토지피복 분류에 효과적인 영상과 변수를 확인하고, 영상 및 변수 축소시켜 모델을 다시 훈련시키고, 정확도 비교, 검증(330)을 통해 UAV 영상과 OBIA를 활용한 도시지역 토지피복 분류에 대한 활용성을 고찰하였다. 아래에서, 본 발명의 일 실시예에 따른 객체 기반 도시 공간정보 맵을 도출하기 위해 구현된 데이터 수집, 전처리, 세분화, 분류 및 검증 단계에 대한 프로세스에 대하여 더욱 상세히 설명한다.
- [0052] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 대상지를 나타내는 도면이다.
- [0053] 본 발명의 실시예에 따른 도시 공간정보 매핑을 위한 대상지는 UAV 영상을 활용한 도시지역 토지피복도 제작과 활용성 검증이 가능한 대상지를 선정하고자 도 4에 도시된 바와 같이 소규모 지역에 다양한 토지피복 유형이 존재하는 대한민국 경상남도 창원시 창원대학교 일대로 선정하였다. UAV 촬영 범위는 대학교 외각지역을 포함하여 623 m x 1138 m의 장방형으로 설정하였다. 지형은 주변에 해발고도 약 600m의 산으로 둘러싸고 있다. 학교 내에는 5~8층 높이의 건물이 주로 분포하고 있으며, 보도블록 재질의 보행로가 넓게 조성되어 있는 지역과 차도와 보행로가 함께 있는 지역으로 구성되어 있다. 그리고 곳곳에 잔디, 수목, 등 조경시설이 분포하고 있다.
- [0054] 본 발명의 실시예에 따른 데이터 수집 및 전처리 단계를 포함하는 무인항공기의 센서를 통해 다중분광 영상, 식생지수 영상 및 지형 영상을 제작하는 단계에서 사용되는 UAV는 스위스 sensefly사에서 개발된 고정익 기체 eBeeX로서 중량은 약 1.4 kg, 날개길이는 116cm이다. 최대 90분 동안 40~110km/h 속도로 비행이 가능하며, 기체에는 RGB, 열적외, 5 band 다중분광 등 다양한 센서를 탑재할 수 있고, RTK/PPK 기능이 내장되어 있다.
- [0055] 본 발명에서는 Duet-T(RGB+Thermal), RedEdge-MX(Red, Green, Blue, Rededge, NIR)를 활용하였다. 본 발명의 실시예에 따른 촬영일시는 2021년 6월 21일이며, 구름이 없는 맑은 날에 실시하였다. 비행은 RedEdge-MX 센서 장착 시에는 GSD(ground sample distance)가 13cm/pixel로 설정하여 비행하였으며, Duet-T 센서 장착 시에는 thermal 센서의 GSD가 20cm/pixel로 설정하여 비행하였다. 종 중복도 및 횡 중복도는 모두 75%로 설정하였다. 그리고 도 4에서 제시한 바와 같이 드론 영상의 위치 정확도 보정을 위해 25 지점의 GCPs(Ground Control

Points)를 취득하였다.

[0056] 본 발명의 실시예에 따라 수집된 UAV 이미지는 Pix4D Mapper 소프트웨어를 이용하여 정사영상으로 각각 제작하였으며, 레드(Red), 그린(Green), 블루(Blue), 레드 에지(Rededge), NIR 밴드(band)와 DSM(Digital Surface Model), DEM(Digital Elevation model) 및 LST(Land Surface Temperature) 정사영상을 제작하였다. 그리고 다중분광 영상을 이용하여 식(1)과 식(2)를 이용하여 NDVI(Normalized Difference Vegetation Index)와 SAVI(Soil Adjusted Vegetation Index)를 산출하였다. NDVI는 레드(Red) 및 NIR 파장 대역을 사용하는 지표이며, 식생과 밀접한 관련이 있다. NDVI 값이 높아질수록 NIR 반사도가 높은 것으로 식생의 밀도가 높고 건강한 식물에 해당한다. SAVI는 식물 피복이 낮은 지역에서 토양 밝기의 영향에 대한 NDVI를 수정하는데 사용하는 지표이다. 랜드샷(Landsat) 위성영상으로부터 파생된 SAVI는 대부분의 토지피복 유형을 수용하기 위해 토양 밝기 보정 계수(L)을 0.5로 정의하고 있으며, Red와 NIR 값 사이의 비율로 계산한다[1]. 그리고 DSM에서 지물을 제외한 지면의 높이 값을 나타내는 DEM과의 차연산을 통해서, 순수한 지면을 제외하고 지물의 표고 값만을 나타내는 nDSM(normalized digital surface model)을 제작하였다. nDSM을 분류과정에 사용할 경우, 지형에 존재하는 건물 및 수목을 더욱 효과적으로 분류할 수 있을 것으로 판단되기 때문이다.

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red} \quad (1)$$

$$SAVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red + L} \times (1 + L) \quad (2)$$

[0059] 제작된 모든 영상은 조경을 위해 식재되어 있는 도로 사이의 가로녹지까지 인식하기 위해 다중분광 영상을 기준으로 GSD를 15cm/pixel로 리샘플링(resampling)하였다. 그리고 제작된 영상 레이어들은 다음 단계인 분류에서도 사용되기 때문에 모든 입력 레이어들을 0에서 255까지의 8bit 범위로 선형 밴드로 동일하게 리스케일링(rescaling)하였다. 이 단계는 분할 및 분류 단계에서 잠재적인 이상 값의 영향을 줄이고, 동일한 정도의 중요도로 반영되기 위해 수치형 데이터의 상대적 크기를 제거함으로써 공통된 값 범위로 정규화하였다. 마지막으로 영상 분할을 진행할 때 하나의 래스터 이미지가 입력 데이터로 필요하기 때문에 레드(Red), 그린(Green), 블루(Blue), 레드 에지(Rededge), NIR, NDVI, SAVI, LST, nDSM을 병합하는 레이어 스택(layer stack) 프로세스를 진행하였다.

[0060] 본 발명의 실시예에 따른 영상 분할 및 분류를 포함하는 다중분광 영상, 식생지수 영상 및 지형 영상을 이용하여 랜덤 포레스트 기반 토지피복 분류를 위한 영상 및 변수를 확인하는 단계에서, 영상 분할이란 분광 특성이 유사하고 특정 형태 특성을 가지는 래스터 데이터 내의 개별 픽셀들을 그룹화하여 하나의 객체로 만들어 주는 과정으로 객체 기반 가중치 설정에 따라 객체 형태 및 크기가 달라진다[2]. 이 기술은 인접 픽셀 그룹을 고려하여 평균 픽셀 값을 계산하며, 각 객체에 포함되어야 하는 픽셀을 결정한다. 영상 분할은 미세한 픽셀 단위가 아니라 더 커다란 연속적인 영역으로 모든 데이터의 특징들을 유지하기 위해 래스터 내 영역을 일반화한다[3]. 따라서, 객체 기반 영상 분석의 신뢰성은 적절한 영상 분할에 의해 결정되며, 분할 결과에 따라 분류 정확도가 달라질 수 있다.

[0061] 본 발명의 실시예에 따른 영상 분할을 위해 ArcGIS pro 2.8 소프트웨어를 사용하였다. ArcGIS에서는 영상을 분할할 때 객체 생성에 사용된 가중치를 고려해야 한다. 분광 디테일(Spectral detail)과 공간 디테일(Spatial detail)이 1에서 20 사이의 값으로 수정을 통해 객체 생성을 조정할 수 있다. 영상 분할은 미세한 공간 해상도로 인한 복잡성과 파일 크기를 제거하여 분류 처리 속도를 향상시키도록 설계되었으나, 입력된 가중치 값과 영상분할 결과 사이의 관계는 명확히 설명되기 어려우므로 분석자는 시행착오를 통하여 적절한 기준이나 방법을 찾아야 한다[4, 5]. 두 가지 가중치 중 하나의 디테일을 줄이면 래스터 데이터의 복잡성과 파일 크기가 줄어든다. 일반적으로 분광 디테일이 높고, 공간 디테일이 낮은 영상 분할은 처리 시간이 짧기 때문에 선호된다. 그리고 최소 분할 사이즈(minimum segment size) 조정을 통해 이 크기보다 작은 객체의 경우 가장 유사한 인접 세그먼트와 병합시킬 수 있다.

[0062] 본 발명의 실시예에서는 분광 디테일을 10에서부터 20까지 5단위로 순차적으로 판독하고, 공간 디테일을 5단위로 변화시키며 객체 생성을 판독하였다. 그 다음으로 분광 디테일과 공간 디테일을 1단위로 조정하였으며, 최소 분할 사이즈를 20부터 60까지 10단위로 순차적으로 적용하여 매우 작은 객체 크기를 인접 객체와 병합시켜 최종 가중치를 선정하였다.

[0063] 토지피복도는 도시차원에서 다양한 연구기초자료가 되고 있으므로, 본 발명에서는 도시 환경 분석에 기여하기

위해 분류 항목을 설정하였다. 분류 항목은 도 3에 도시된 것과 같이 건물(building), 차도(car road), 인도(sidewalk), 산림(forest), 초지(grass), 가로수(street tree), 가로녹지(street grass), 나지(bare soil), 물(water) 9항목으로 구분하였다. 여기서 도로를 차가 다니는 도로와 사람이 다니는 도로로 세분화 하였으며, 산림과 가로수, 초지와 가로녹지로 세분화하였다. 그 이유는 차가 다니는 공간은 미세먼지, NOx 등 대기 오염물질이 배출되지만 인도에서는 발생하지 않기 때문에 오염물질 발생 공간을 더 특정 지을 수 있도록 분류를 세분화하였다. 그리고 가로수와 가로녹지의 경우 면적이 일정 기준 이하일 경우 환경부 토지피복도에서는 도로 토지피복으로 분류되고 있다. 가로수 및 가로녹지는 도시의 미세먼지 저감, 바람길, 열환경 저감 등 다양한 측면에서 이용될 수 있는 토지피복이므로 추가하였다.

[0064] 토지피복을 분류하기 위해 UAV 기반 영상으로부터 객체에 할당된 통계 값들은 count, area, mean, max, range, STD(standard deviation), sum, variety, majority, minority, median, PCT(percentile), NMS(nearby mean STD)이다. 이를 통해 하나의 객체에 각 영상별로 14개씩 통계값을 계산하여 총 126개의 변수를 구축하였다. 본 연구에서 토지피복과 가로녹지를 분류하고자 하나 산림과 가로수, 초지와 가로녹지의 분광 특성이 비슷한 특성을 보일 수 있다. 그러나 산림과 초지는 주위의 객체들이 분광특성이 비슷한 산림 또는 초지인 것에 반해 가로수 및 가로녹지는 도로, 인도, 건물 등 식생이 아닌 토지피복이 함께 존재하고 있어 주위의 분광 특성과 많은 편차가 발생한다. 따라서 각 객체로부터 3m 내에 있는 객체들의 평균(mean) 값을 표준편차로 계산하여 가로수와 가로녹지를 분류할 수 있도록 NMS 변수를 추가하였다.

[0065] 감독분류를 위해 훈련자료는 물을 제외한 8개의 항목에 대해 1000-5000개 범위의 폴리곤(polygon)을 구축하였다. 물의 경우 하천 내의 식생이 하천 부근을 대부분 덮어 165개의 폴리곤만 선택하였다. 이러한 훈련 폴리곤은 토지피복 등급 사이의 분포와 연구 지역을 특징짓는 다양한 색상의 음영을 고려하면서 화면 해석을 통해 수작업으로 선택하였다.

[0066] RF(Random Forest)[6]는 여러 개의 결정 트리 세트와 부스트스트랩 통합(booststrap aggregating)(다시 말해, bagging)으로 구성되어 있다. 이것은 조금씩 다른 훈련 데이터에 대해 훈련된 기초 분류기들을 결합시키는 방법으로 하나의 결정 트리는 동일한 샘플을 통해 훈련되지만 다른 샘플들은 전혀 선택되지 않고 다른 결정 트리에서 훈련을 진행한다. 한 개의 결정 트리는 훈련 데이터에 있는 노이즈에 매우 민감하지만, 트리들 간의 상관성을 낮추어 여러 트리들의 투표를 통해 도출된 결과는 노이즈에 대해 강한 장점을 가지고 있다.

[0067] RF 분류기가 많은 강점이 있음에도 불구하고, 어떤 근거로 결과가 나왔는지 알 수 없는 블랙박스 모형이기 때문에 독립변수와 종속변수의 설명력을 확보하기 어렵다. 따라서, 변수의 증가는 OBIA 분류를 매우 주관적이고 시간 집약적인 작업으로 만든다. 이를 해결하기 위해, 변수 중요도라는 척도를 통해 어떤 변수가 예측 성능에 중요한 역할을 하는지 추정하여 변수를 최적화함으로써 이점을 얻을 수 있다.

[0068] RF 분류기를 학습시키기 위해 훈련 데이터 샘플을 수집하는 것은 매우 중요한 일이다. 맵의 정확성에 대한 통계적으로 유효한 표현이 되도록 적절한 수의 샘플을 수집해야 하며, 토지피복의 면적 비율이 균등하지 않기 때문에 통계적으로 편향되지 않도록 샘플링하더라도 정확도 평가가 의미가 없어질 수 있다. 따라서 본 발명의 실시예에서는 전체 이미지 객체 254,456개 중에서 각 토지피복 항목당 적절한 수의 샘플을 수집하여 22,353개(8.8%)를 훈련 데이터로 사용하였다.

[0069] 본 발명의 실시예에 따른 RF 학습은 훈련 데이터 중 검증 데이터의 비율을 30%로 설정하였다. 그리고 트리의 수(Number of tree)는 100 ~ 1000 범위로, 트리의 최대 깊이(maximum depth of tree)는 5 ~ 10, 최소 리프 사이즈(minimum leaf size)는 1~3으로 조정 및 변경을 통해 적합한 RF 모델을 탐색하였다. 최종적으로 트리의 수는 500, 트리의 최대 깊이는 10, 최소 리프 사이즈는 2로 선정하였다. 그리고 변수 중요도를 산출하여 변수를 최적화하여 동일한 조건에서 RF 모델을 학습시키고 비교하였다.

[0071] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 분류 정확도 검증을 위한 임의의 포인트 위치를 나타내는 도면이다.

[0072] 본 발명의 실시예에 따라 분류된 토지피복도의 정확도 검증은 도 5와 같이 객체 항목의 분류 결과와 실제 항목을 행렬로 구성하여 정확도를 계산하는 오차 행렬(confusion matrix)을 통하여 생산자정확도(Producer's accuracy) 및 사용자정확도(User's accuracy), 전체정확도(Overall accuracy)를 각각 산정하였다. 정확도 검증을 위한 참조자료는 UAV로 촬영한 원영상을 기반으로 무작위로 선정한 500개 검증 포인트를 선정하여 육안관독을 하였다.

- [0074] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 UAV 영상 제작 결과 이다.
- [0075] UAV 영상 수집 결과 Rededge-MX 센서로부터 레드(Red), 그린(Green), 블루(Blue), 레드 에지(Rededge), NIR(Near Infrared) 이미지를 수집하였으며, 총 5,925장의 이미지를 취득하였다. Duet-T 센서는 RGB 및 LST 이미지를 수집하였으며, 각각 1,132장의 이미지를 취득하였다. 수집한 이미지를 접합하여 제작한 영상 결과는 도 6과 같이 9개의 영상을 제작하여 활용하였다. GCP를 바탕으로 영상 기하보정 결과, Duet-T 센서 기반 영상은 평균 제공근 편차(RMSE)가 x방향 0.033m, y방향 0.048m로 나타났으며, Rededge-MX 센서 기반 영상은 평균 제공근 편차(RMSE)가 x방향 0.056m, y방향 0.054m로 나타났다.
- [0077] 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 영상 분할 결과 이다.
- [0078] 본 발명의 실시예에 따른 영상분할 가중치 선정은 도 7에 도시된 것과 같이 분광 디테일(spectral detail) 10에서는 도로와 초지의 경계가 생성되지 않고 병합되는 경향이 나타났으며, 15에서는 일부 지역에서 도로와 인도가 구분되지 않는 구간이 존재하였다. 분광 디테일 20에서는 객체가 같은 토지피복 내에서도 매우 세밀하게 경계가 구분되는 경향이 나타났다. 이러한 경우 토지피복간 경계는 뚜렷하지만 객체의 크기가 매우 작기 때문에 영상의 노이즈에 민감해질 수 있다. 그리고 분광 디테일 15 및 공간 디테일(spatial detail) 15에서부터 차도와 인도가 구분되기 시작하였지만 아스팔트로 포장된 차도와 자갈로 구성된 나지의 경계가 생성되지 않았다. 이를 기준으로 분광 디테일을 증가시켜 차도와 나지의 경계가 뚜렷한 조건을 탐색하였다. 세부 조정을 통해 분광 디테일 18 및 공간 디테일 10 조건에서 각 토지피복별로 경계가 뚜렷하면서 객체가 과도하게 세밀하게 형성되지 않는 것을 확인하였다. 최소 분할 사이즈(minimum segment size)를 40으로 하였을 때 객체의 크기가 매우 작게 세분화되지 않고 적절한 크기로 구분되는 것으로 판단하였으며, 차도 가운데에 분리선 대신 존재하는 가로녹지의 경계가 명확해져 가중치를 40으로 선정하였다. 따라서, 객체기반 토지피복 분류를 위해 최종적으로 분광 디테일 18, 공간 디테일 10, 그리고 최소 분할 사이즈 40을 선정하였다(도 6 참조).
- [0080] 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 토지피복에 따른 훈련 데이터 특성을 나타내는 도면이다.
- [0081] 훈련에 사용한 클래스별 훈련데이터의 특성은 도 8과 같다. nDSM을 살펴보면 지물을 나타내는 특성에 의해서 건물(building), 산림(forest), 가로수(street tree)가 다른 토지피복에 비해서 뚜렷하게 구분되었다. NDVI 및 SAVI는 식생을 나타내는 클래스에서 뚜렷하게 높아지는 경향을 확인할 수 있으며, NDVI에서 가로녹지(street grass)의 경우 건조지나 흙이 드러난 부분으로 인해 박스 플롯(box plot)의 범위가 넓게 형성되어 있는 것으로 나타났다. 또한, 비식생의 경우 범위가 거의 겹치며 단일 파장에서는 식생과 비식생은 구분할 수 있지만 차도(car road)와 인도(sidewalk), 나지(bare soil)와 같이 세부 구분은 어려운 것으로 나타났다. LST는 물(water)이 뚜렷하게 낮게 구분되는 것을 확인할 수 있었고, 다음으로 산림, 초지(grass)와 같은 식생들이 낮은 범위로 존재하고 있다. 건물, 차도와 같이 인공피복 재질은 LST 값이 높은 특성이 나타났지만, 나지의 경우 식생 범위부터 인공피복 범위까지 넓게 분포하고 있는 것으로 나타났다. 레드(Red), 그린(Green), 블루(Blue) 영상에서는 범위가 계속 겹치는 차도, 인도, 나지의 박스 플롯이 구분되는 것으로 나타났으며, 특히, 블루 영상에서 차도, 인도, 나지의 범위가 구분되는 것으로 나타났다. NIR과 레드 에지(Rededge)는 물을 제외하고 대부분 클래스의 박스 플롯의 범위가 겹치는 것으로 나타났다. 차도와 인도는 블루 영상을 제외하고 모든 영상에서 범위가 겹치는 것으로 나타났지만 대부분이 검은색 아스팔트로 구성되어 있는 차도가 다양한 색깔의 블록으로 구성된 인도보다 박스 플롯범위가 더 좁게 나타났다.
- [0083] 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 126개 변수 중 40위까지의 변수 중요도를 나타내는 도면이다.
- [0084] 126개의 모든 변수를 사용한 RF 모델을 훈련한 결과, 변수 중요도는 도 9와 같으며, 126개 변수 중에서 중요도가 0.6%를 초과하는 40위 변수까지 표현하였다. 변수 중요도를 살펴보면 nDSM(8개), NDVI(7개), LST(7개), SAVI(6개), Blue(6개), Green(4개), Red(1개), Rededge(1개) 영상 순으로 개수가 분포하였다. 1위부터 12위까지 nDSM과 NDVI가 차지하고 있으며, 13위부터는 다양한 영상과 통계 값이 함께 존재하고 있다. nDSM은 높이 값을 가지는 건물과 나무를 구분하고, NDVI는 식생과 비식생을 구분하는데 효과적인 것으로 판단된다. 식생지수의 경우 NDVI가 SAVI보다 중요도가 더 높은 특성을 보였으며, NDVI의 경우 산림, 초지, 가로수의 범위와 건물, 차

도, 인도가 겹치는 구간이 적지만 SAVI는 NDVI보다 더 많은 범위가 중복되기 때문에 판단된다. 16위부터 33위 사이에 LST가 분포하고 있으며, 훈련 데이터 특성에서도 나타났듯이, 건물, 차도, 인도 그룹과 산림, 초지, 가로수, 가로녹지 그룹, 물 그룹을 구분하는데 중요하게 사용되었을 것으로 판단된다. 종래기술들을 참조하면 대부분 다중분광 영상과 NDVI와 같은 식생지수를 주로 사용하였으나, 본 발명의 결과를 통해 도시지역 분류에서 LST 영상도 함께 사용될 수 있음을 시사한다. 그리고 단일 분광 파장 중에서 Blue 영상이 변수 중요도 중 가장 높은 순위를 차지하였는데, 이는 차도, 인도, 나지를 구분하기 위해 변수 중요도가 높게 나타난 것으로 판단된다. 변수 중요도에서 통계 값을 살펴보면 median(6개), PCT75(6개), mean(6개), NMS(5개), min(5개), majority(5개), max(4개), minority(3개) 순으로 개수가 분포하고 있다. nDSM은 median, PCT75, mean이 상위 순위로 나타났으며, NDVI는 mean, PCT75, median이 상위 순위에 위치하였다. 가로수 및 가로녹지를 구분하기 위해 사용했던 NMS는 nDSM 및 Green 영상이 상위 순위에 위치하였다.

[0086] 도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 대상지 전체 RF 모델 적용 결과를 나타내는 도면이다.

[0087] 도 10(a)는 126개 변수 적용 초기 모델을 나타내는 도면이고, 도 10(b)는 최적화 모델을 나타내는 도면이다.

[0088] 본 발명의 실시예에 따른 변수 중요도를 통해 nDSM, NDVI, SAVI, LST, Blue, Green의 6개 영상과 PCT75, mean, NSM, median, majority, max, min의 7개의 변수로 모델을 축소하여 최적화하고, 전체 대상지에 모델을 적용한 결과는 도 10과 같다. 126개 변수를 모두 사용한 모델을 통해 토지피복을 예측한 결과, 토지피복별 면적비율이 산림(19.2%), 차도(16.8%), 가로수(16.6%), 가로녹지(14.8%), 인도(13.5%), 건물(11.5%), 초지(5.3%), 나지(2.2%), 물(0.1%) 순이며, 변수 축소를 통해 최적화 모델에서는 산림(19.1%), 차도(17.6%), 가로녹지(16.4%), 가로수(14.7%), 인도(12.2%), 건물(11.6%), 초지(5.8%), 나지(2.5%), 물(0.1%)로 나타나 전반적인 면적 비율 차이가 인도를 제외하고 1% 미만으로 유사하였고, 변수를 축소하였음에도 불구하고 분류 결과에서 큰 변화가 나타나지 않았다.

[0089] 정성적으로 토지피복 분류 결과를 관측해보면 산림과 가로수가 잘 구분되고 있는 것으로 나타났으며, 물의 경우 대상지 내에서 매우 작은 면적을 차지하여 훈련 데이터가 가장 적음에도 불구하고 매우 뚜렷하게 분류되는 것으로 나타났다. 인공피복 재질에서 건물과 차도가 잘 분류되는 것으로 나타났으며, 차도와 인도가 구분되어 분류되는 것을 확인하였지만 그림자가 존재하는 지역에서는 차도가 인도로 분류되는 경향이 있는 것으로 나타났다. 그림자는 원격탐사에서 정보 추출의 정확성을 저해시키는 주요 문제 중 하나로 추가 연구를 통해 그림자 감지 및 그림자 보정에 대한 연구가 필요할 것으로 판단된다. 그리고 산림 속에 있는 작은 산책로까지 인도로 분류되는 것으로 나타났으며, 그 주위의 초지가 가로녹지로 오분류되는 경향이 나타났다. 또한, 나지 영역이 인도로 분류되는 경향이 나타났다.

[0090] 본 발명의 실시예에 따른 정확도 검증 결과 모든 변수를 적용한 초기 모델의 Kappa 계수는 0.728, 전체 정확도는 76.0%로 산출되었다. 그리고 최적화 모델의 Kappa 계수는 0.721, 전체 정확도는 75.4%로 변수가 축소되었음에도 정확성이 크게 감소하지 않은 것으로 나타났다(Table 3, 4). 변수 최적화에 따른 사용자 정확도는 건물, 차도, 인도, 산림, 초지, 가로수, 가로녹지는 $\pm 3\%$ 이내로 초기 모델에 비해 큰 변화가 없는 것으로 나타났고, 물에서는 4.9%로 증가하였다. 그리고 초기 모델보다 인도를 나지로 더 예측하는 경향이 나타나면서 -13.8%만큼 정확도가 낮아지는 것으로 나타났다. 제작자 정확도의 경우 건물, 산림, 가로수, 나지, 물은 $\pm 3\%$ 이내로 기 모델에 비해 큰 변화가 없는 것으로 나타났다. 그리고 인도와 가로수의 제작자 정확도가 각각 -7.5%, -6.0%로 감소한 것에 반해 초지 및 차도가 각각 7.0%, 5.6% 증가하는 것으로 나타났다. 따라서, 정확도 변화를 살펴보았을 때, 변수 축소에 따라 건물, 산림, 가로수는 큰 영향을 받지 않는 것으로 나타났다. 이는 종래기술에서 건물과 나무의 분류 정확도를 확보하기 위해 nDSM과 NDVI를 사용하고 있으며, 입력 데이터로 nDSM을 사용했을 때 분류 결과의 양적 및 질적 분석에서 건물을 포함하여 여러 항목에 대한 개선을 보고하였다. 따라서, 본 발명에서도 변수 중요도에서 상위를 차지하고 있는 nDSM과 NDVI의 영향을 크게 받아 건물, 산림, 가로수는 변수 최적화에도 변화가 작은 것으로 판단된다.

[0092] 도 11은 본 발명의 일 실시예에 따른 대상지 내 인도의 보도블록 종류 예시를 나타내는 도면이다.

[0093] 최적화 모델에서 사용자 및 제작자 정확도가 90% 이상인 항목은 건물과 물로 나타났으며, 건물은 앞서 언급하였듯이 nDSM의 영향이 큰 것으로 판단된다. 물은 앞서 도 8에 도시하였듯이 최적화 변수 중에서 LST가 다른 토지 피복과 차이가 가장 많이 났으며, 박스 플롯이 겹치는 구간인 식생에 대해서는 NDVI로 인해 분류 정확도가 높은

것으로 판단된다. 차도와 인도의 경우 타연구와 같이 차도 및 인도를 합친 도로(road)로 분류하였을 때 제작자 정확도는 89.6%, 사용자 정확도는 80.0%로 나타나, 종래기술의 분류 정확도인 75 ~ 95% 범위로 비슷한 수준으로 나타났다. 하지만 인도를 과대 예측함에 따라 사용자 정확도가 65.7%로 낮게 나타났다. 이는 대상지 내의 인도를 구성하고 있는 블록이 도 11과 같이 베이지색, 붉은색, 초록색, 회색 등 다양한 색상을 골고루 포함하면서 분광 특성이 비슷한 나지를 인도로 오분류하는 경향이 나타나는 것으로 판단된다. 이에 따라 나지의 참조 데이터(reference data) 중 46%가 인도로 분류되면서 나지 제작자 정확도가 31.5%로 매우 낮게 평가되었다. 산림과 가로수를 합쳐서 나무(tree)로 정확도를 평가할 때는 사용자 정확도가 97.2%, 제작자 정확도가 96.3%로 높게 나타났으나, 산림과 가로수로 세분화하면 정확도가 감소하는 것으로 나타났다. 이는 두 항목간에 오분류가 발생하기 때문이며, 화면으로 판독하였을 때 나무의 그림자에 의해 영향이 있는 것으로 판단된다. 추후 보조 데이터로 임상도를 사용하면 이러한 오류를 개선시킬 수 있을 것으로 판단된다.

[0094] 이상에서 설명된 장치는 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 콘트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPA(field programmable array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 하나 이상의 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 하나 이상의 소프트웨어 애플리케이션을 수행할 수 있다. 또한, 처리 장치는 소프트웨어의 실행에 응답하여, 데이터를 접근, 저장, 조작, 처리 및 생성할 수도 있다. 이해의 편의를 위하여, 처리 장치는 하나가 사용되는 것으로 설명된 경우도 있지만, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는, 처리 장치가 복수 개의 처리 요소(processing element) 및/또는 복수 유형의 처리 요소를 포함할 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 처리 장치는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 콘트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.

[0095] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(computer program), 코드(code), 명령(instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소(component), 물리적 장치, 가상 장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치에 구체화(embodiment)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.

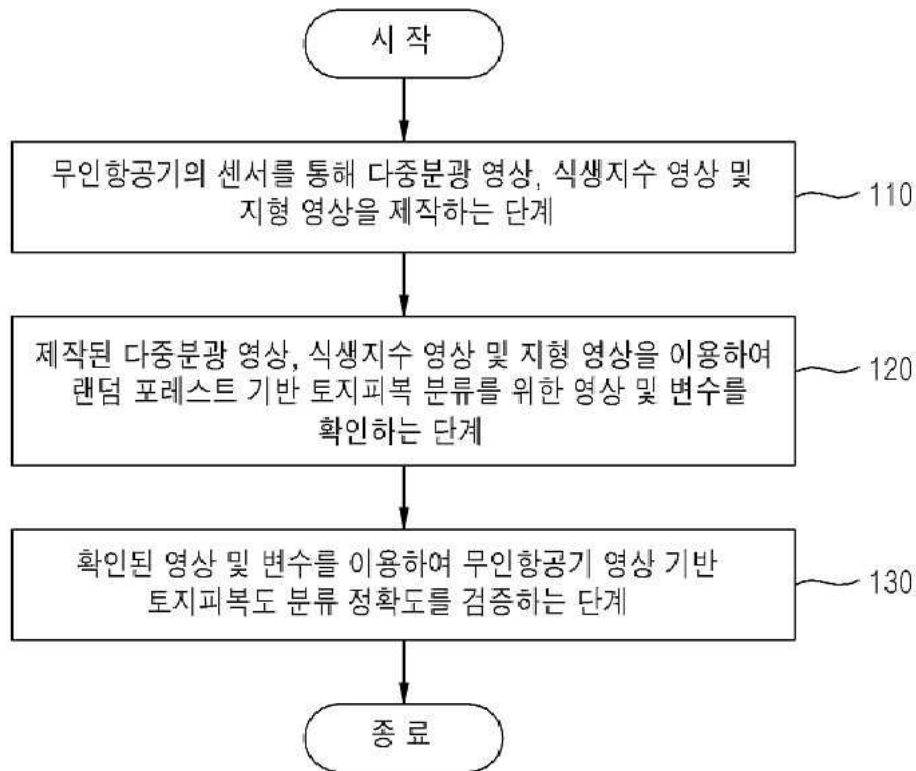
[0096] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic 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 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다.

[0097] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 실시예와 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기의 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.

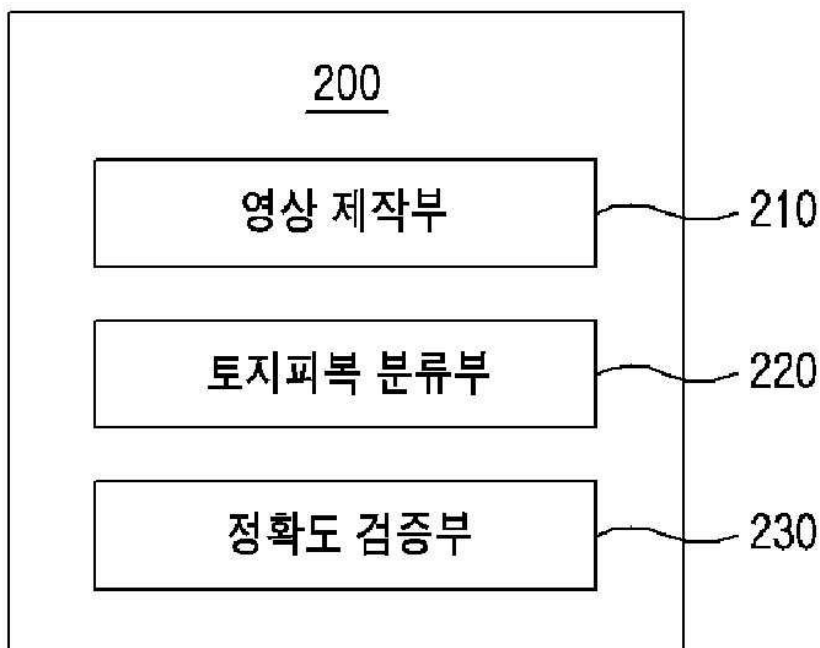
[0098] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

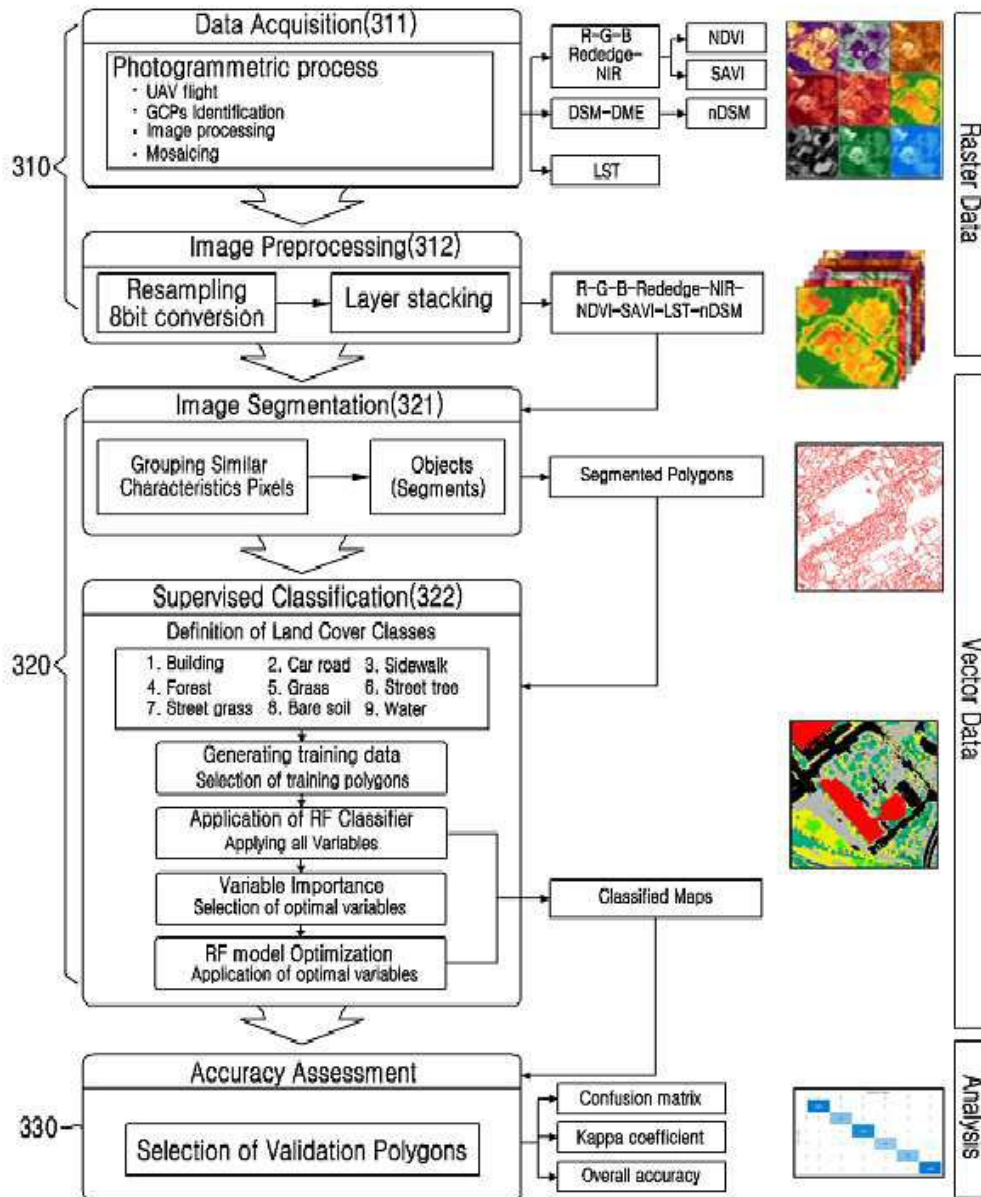
도면1



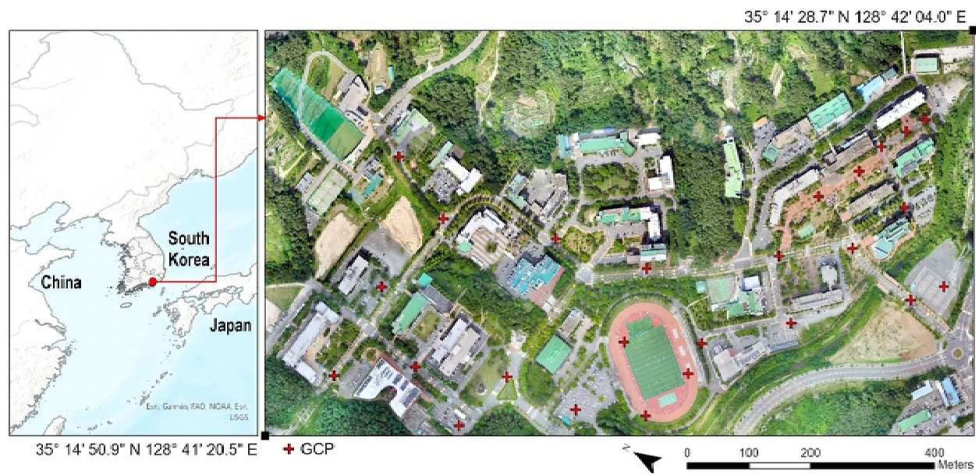
도면2



도면3



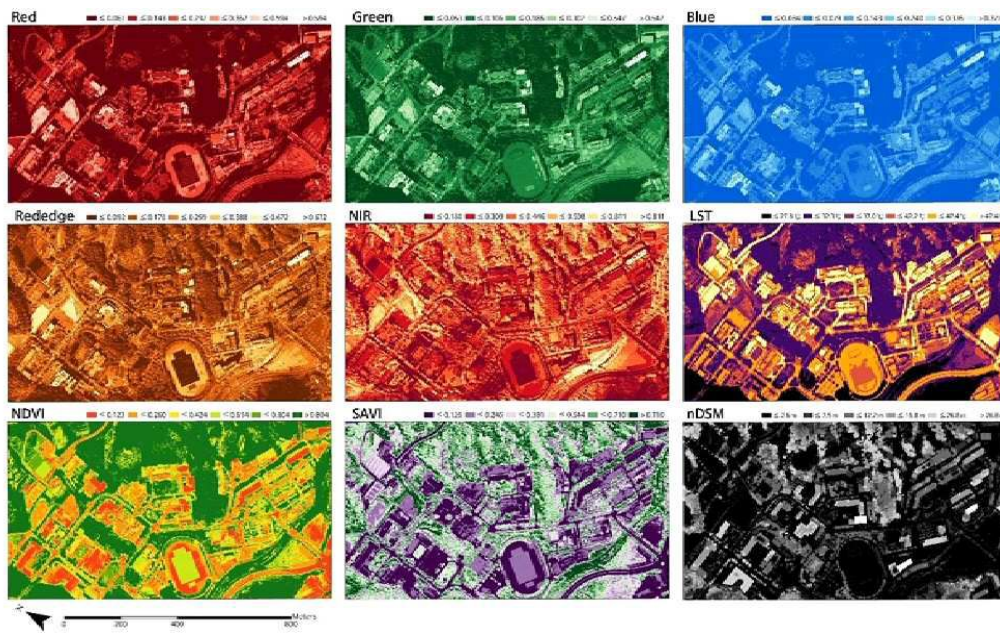
도면4



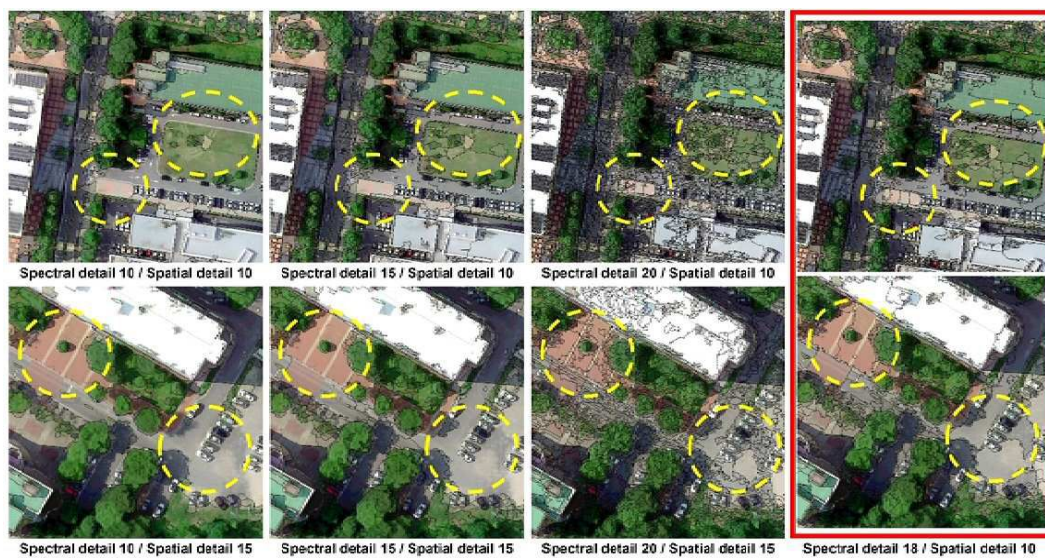
도면5



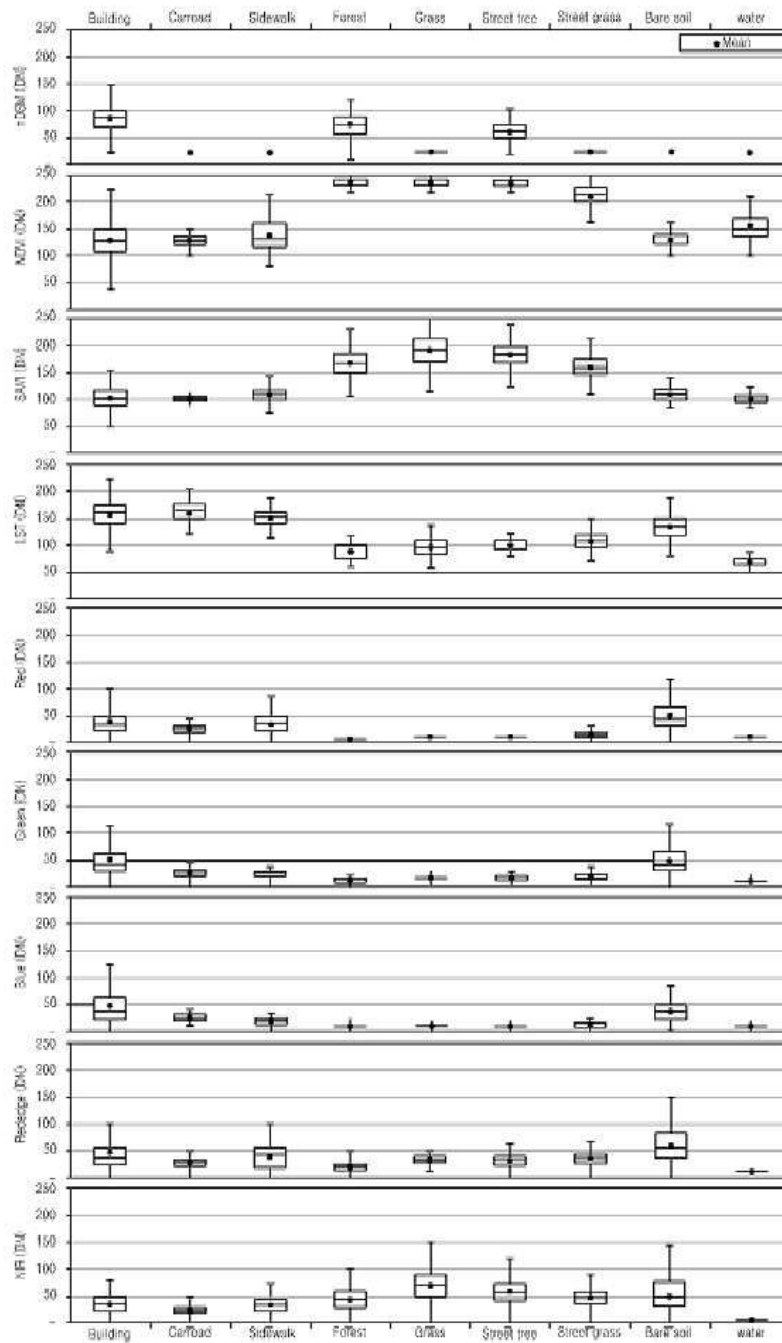
도면6



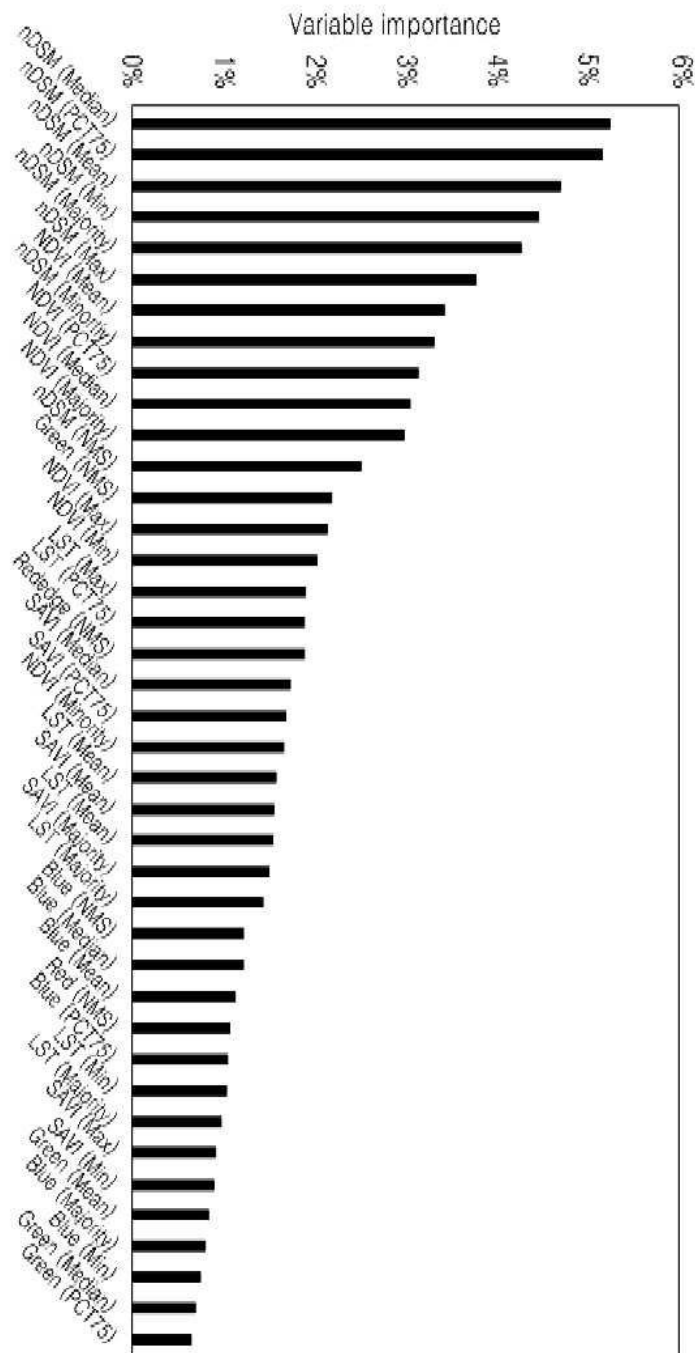
도면7



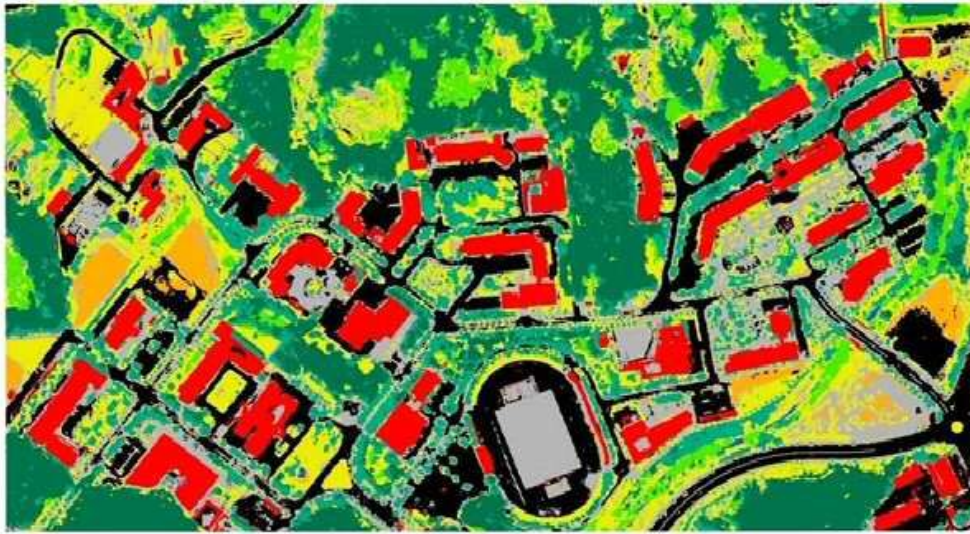
도면8



도면9



도면10



(a)



(b)

도면11

