



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0151310
(43) 공개일자 2022년11월15일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 7/00 (2017.01) G06K 9/62 (2022.01)
G06T 5/00 (2019.01)
(52) CPC특허분류
G06T 7/0002 (2013.01)
G06K 9/6267 (2022.01)
(21) 출원번호 10-2021-0058383
(22) 출원일자 2021년05월06일
심사청구일자 2021년05월06일

(71) 출원인
창원대학교 산학협력단
경상남도 창원시 의창구 창원대학교 20(퇴촌동)
(72) 발명자
송봉근
경상남도 창원시 의창구 창원대학교 20-1, 85호관
606호(퇴촌동, 창원대학교)
박경훈
경상남도 창원시 성산구 원이대로 774, 304동
1205호(상남동, 성원아파트)
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
양성보

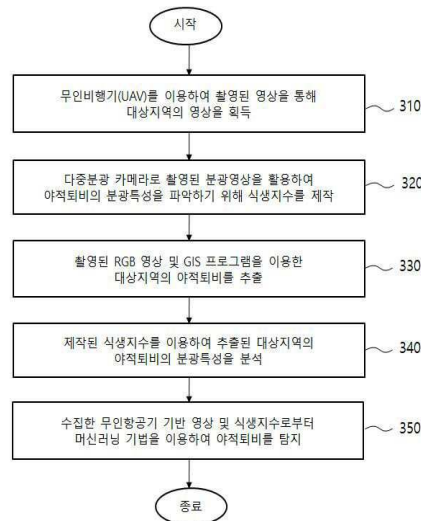
전체 청구항 수 : 총 15 항

(54) 발명의 명칭 무인항공기 영상과 다양한 머신러닝을 활용한 야적폐비 탐지 방법 및 장치

(57) 요약

무인항공기 영상과 다양한 머신러닝을 활용한 야적폐비 탐지 방법 및 장치가 제시된다. 일 실시예에 따른 컴퓨터 장치에 의해 수행되는 야적폐비 탐지 방법은, 무인비행기(UAV)를 이용하여 촬영된 영상을 통해 대상지역의 영상을 획득하는 단계; 상기 다중분광 카메라로 촬영된 분광영상을 활용하여 야적폐비의 분광특성을 파악하기 위해 식생지수를 제작하는 단계; 촬영된 RGB 영상 및 GIS 프로그램을 이용한 상기 대상지역의 야적폐비를 추출하는 단계; 및 제작된 상기 식생지수를 이용하여 추출된 상기 대상지역의 야적폐비의 분광특성을 분석하는 단계를 포함하여 이루어질 수 있다.

대표도 - 도3



(52) CPC특허분류

G06T 5/006 (2018.01)
G06T 2207/10032 (2013.01)
G06T 2207/20081 (2013.01)
G06T 2207/30181 (2013.01)

(72) 발명자

김경아

경상남도 김해시 월산로 26, 608동 1702호(부곡동,
 석봉마을6단지대동아파트)

김성현

경상남도 양산시 회현1길 4, 3층 302호(교동, 창조
 아파트)

박건웅

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

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711106727
과제번호	2019R1F1A1063921
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	일반연구자(기본연구)
연구과제명	드론 및 딥러닝 기반 농업지역 비점오염원 자동추출기법 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	창원대학교 산학협력단
연구기간	2019.06.01 ~ 2022.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

컴퓨터 장치에 의해 수행되는 야적퇴비 탐지 방법에 있어서,

무인비행기(UAV)를 이용하여 촬영된 영상을 통해 대상지역의 영상을 획득하는 단계;

상기 다중분광 카메라로 촬영된 분광영상을 활용하여 야적퇴비의 분광특성을 파악하기 위해 식생지수를 제작하는 단계;

촬영된 RGB 영상 및 GIS 프로그램을 이용한 상기 대상지역의 야적퇴비를 추출하는 단계; 및

제작된 상기 식생지수를 이용하여 추출된 상기 대상지역의 야적퇴비의 분광특성을 분석하는 단계를 포함하는, 야적퇴비 탐지 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 대상지역의 영상을 획득하는 단계는,

상기 무인비행기(UAV)에 RGB 카메라, 다중분광 카메라 및 열적외 카메라를 탑재하고, 대상지역의 범위를 고려하여 비행경로 및 고도를 설정하여 영상을 촬영하는 단계; 및

수집된 상기 영상을 정사영상으로 제작하는 단계를 포함하는, 야적퇴비 탐지 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 야적퇴비의 분광특성을 파악하기 위해 식생지수를 제작하는 단계는,

NDVI(Normalized difference vegetation index), ENDVI(Enhance Normalized difference vegetation index), NGRDI(Normalized green red difference index), NDREI(Normalized difference red edge index), 및 GNDVI (Green NDVI) 중 적어도 어느 하나 이상의 식생지수를 제작하는 것

을 특징으로 하는, 야적퇴비 탐지 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 대상지역의 야적퇴비를 추출하는 단계는,

기설정된 유형에 따라 야적퇴비를 분류하는 것

을 특징으로 하는, 야적퇴비 탐지 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 대상지역의 야적퇴비의 분광특성을 분석하는 단계는,

수집한 영상 및 상기 식생지수를 이용하여 데이터베이스를 구축하고, 야적퇴비 분류 유형에 따른 상기 식생지수 및 지표면 온도 특성을 분석하는 것

을 특징으로 하는, 야적퇴비 탐지 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

수집한 상기 무인항공기 기반 영상 및 상기 식생지수로부터 머신러닝 기법을 이용하여 야적퇴비를 탐지하는 단계

를 더 포함하는, 야적퇴비 탐지 방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 머신러닝 기법을 이용하여 야적퇴비를 탐지하는 단계는,

상기 무인항공기 기반 RGB, 식생지수, 열적외 영상과 SVM, DT(Decision tree), RF(Random forest) 및 k-NN 중 적어도 어느 하나 이상의 머신러닝 기법을 활용하여 야적퇴비를 탐지하는 것

을 특징으로 하는, 야적퇴비 탐지 방법.

청구항 8

제6항에 있어서,

상기 머신러닝 기법을 이용하여 야적퇴비를 탐지하는 단계는,

상기 야적퇴비의 분광특성을 이용하여 구축된 자료를 통해 SVM, DT(Decision tree), RF(Random forest) 및 k-NN 머신러닝을 분석하는 것

을 특징으로 하는, 야적퇴비 탐지 방법.

청구항 9

무인비행기(UAV)를 이용하여 촬영된 영상을 통해 대상지역의 영상을 획득하는 영상 수집부;

상기 다중분광 카메라로 촬영된 분광영상을 활용하여 야적퇴비의 분광특성을 파악하기 위해 식생지수를 제작하는 식생지수 제공부;

촬영된 RGB 영상 및 GIS 프로그램을 이용한 상기 대상지역의 야적퇴비를 추출하는 야적퇴비 추출부; 및

제작된 상기 식생지수를 이용하여 추출된 상기 대상지역의 야적퇴비의 분광특성을 분석하는 야적퇴비 분광특성 분석부

를 포함하는, 야적퇴비 탐지 장치.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 영상 수집부는,

상기 무인비행기(UAV)에 RGB 카메라, 다중분광 카메라 및 열적외 카메라를 탑재하고, 대상지역의 범위를 고려하여 비행경로 및 고도를 설정하여 영상을 촬영하고, 수집된 상기 영상을 정사영상으로 제작하는 것

을 특징으로 하는, 야적퇴비 탐지 장치.

청구항 11

제9항에 있어서,

상기 식생지수 제공부는,

NDVI(Normalized difference vegetation index), ENDVI(Enhance Normalized difference vegetation index), NGRDI(Normalized green red difference index), NDREI(Normalized difference red edge index), 및 GNDVI (Green NDVI) 중 적어도 어느 하나 이상의 식생지수를 제작하는 것

을 특징으로 하는, 야적퇴비 탐지 장치.

청구항 12

제9항에 있어서,

상기 야적퇴비 추출부는,

기설정된 유형에 따라 야적퇴비를 분류하는 것

을 특징으로 하는, 야적퇴비 탐지 장치.

청구항 13

제12항에 있어서,

상기 야적퇴비 분광특성 분석부는,

수집한 영상 및 상기 식생지수를 이용하여 데이터베이스를 구축하고, 야적퇴비 분류 유형에 따른 상기 식생지수 및 지표면 온도 특성을 분석하는 것

을 특징으로 하는, 야적퇴비 탐지 장치.

청구항 14

제9항에 있어서,

수집한 상기 무인항공기 기반 영상 및 상기 식생지수로부터 머신러닝 기법을 이용하여 야적퇴비를 탐지하는 머신러닝 기반 야적퇴비 탐지부

를 더 포함하는, 야적퇴비 탐지 장치.

청구항 15

제14항에 있어서,

상기 머신러닝 기반 야적퇴비 탐지부는,

상기 무인항공기 기반 RGB, 식생지수, 열적외 영상과 SVM, DT(Decision tree), RF(Random forest) 및 k-NN 중 적어도 어느 하나 이상의 머신러닝 기법을 활용하여 야적퇴비를 탐지하는 것

을 특징으로 하는, 야적퇴비 탐지 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 아래의 실시예들은 무인항공기(UAV) 영상과 다양한 머신러닝을 활용한 야적퇴비 탐지 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 농업지역에서는 질소와 인 성분이 다량 함유된 고 영양분의 퇴비와 쓰레기 등의 각종 오염물질들이 강우 시에 하천으로 유입되어 부영양화를 일으키게 되고, 이는 녹조 현상의 직접적인 원인으로 작용하게 된다. 특히, 퇴비는 질소와 인 성분이 다량으로 함유되어 있어 토양의 양분을 공급하여 농작물의 생육을 증진시키기 위해 활용되고 있으나, 강우 시 하천으로 유입될 경우 부영양화를 일으키는 주요 원인으로 작용하고 있다.

[0003] 야적퇴비를 관리하기 위해 정부 및 지자체의 관리자가 직접 현장에 찾아 관리 실태를 조사하고 있지만 넓은 지역의 야적퇴비를 전수조사하는 것은 많은 인력과 비용, 시간이 소모되는 한계가 있다.

[0004] 최근 UAV와 위성 등에서 촬영된 영상을 활용하여 효율적으로 지표면의 특정 객체를 조사하고 분석하는 연구가 활발하게 이루어지고 있다. 특히, UAV는 저고도로 비행하면서 cm 급의 고해상도 영상과 다양한 분광 영상을 손쉽게 획득할 수 있어 다양한 분야에 활용되고 있으며, 객체기반 감독 및 무감독 분류를 통해 특정 객체를 분류

하거나 탐지하는데 매우 유용하게 활용되고 있다.

- [0005] 또한, Support vector machine(SVM), Random forest(RF), Decision tree(DT), k-NN 등 다양한 머신러닝과 딥러닝 기법을 적용하여 보다 정확한 객체를 탐지하는 기술들이 개발되고 있다. 그러나, 현재까지 UAV 영상과 머신러닝 기법을 적용하여 야적폐비를 탐지한 기술은 제공되지 않고 있다.

선행기술문헌

비특허문헌

- [0006] (비특허문헌 0001) Rodriguez, W.; Feller, I.C.; Cavanaugh, K.C. Spatio-temporal changes of a mangrove-saltmarsh ecotone in the northeastern coast of Florida, USA. Global Ecology and Conservation. 2016, 7, 245-261.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0007] 실시예들은 무인항공기 영상과 다양한 머신러닝을 활용한 야적폐비 탐지 방법 및 장치에 관하여 기술하며, 보다 구체적으로 UAV 기반 RGB, 식생지수, 열적외 영상과 SVM, Decision tree(DT), Random forest(RF), k-NN 4가지의 머신러닝 기법을 활용한 야적폐비의 효율적인 탐지 및 관리 기술을 제공한다.

과제의 해결 수단

- [0008] 일 실시예에 따른 컴퓨터 장치에 의해 수행되는 야적폐비 탐지 방법은, 무인비행기(UAV)를 이용하여 촬영된 영상을 통해 대상지역의 영상을 획득하는 단계; 상기 다중분광 카메라로 촬영된 분광영상을 활용하여 야적폐비의 분광특성을 파악하기 위해 식생지수를 제작하는 단계; 촬영된 RGB 영상 및 GIS 프로그램을 이용한 상기 대상지역의 야적폐비를 추출하는 단계; 및 제작된 상기 식생지수를 이용하여 추출된 상기 대상지역의 야적폐비의 분광특성을 분석하는 단계를 포함하여 이루어질 수 있다.
- [0009] 상기 대상지역의 영상을 획득하는 단계는, 상기 무인비행기(UAV)에 RGB 카메라, 다중분광 카메라 및 열적외 카메라를 탑재하고, 대상지역의 범위를 고려하여 비행경로 및 고도를 설정하여 영상을 촬영하는 단계; 및 수집된 상기 영상을 정사영상으로 제작하는 단계를 포함하여 이루어질 수 있다.
- [0010] 상기 야적폐비의 분광특성을 파악하기 위해 식생지수를 제작하는 단계는, NDVI(Normalized difference vegetation index), ENDVI(Enhance Normalized difference vegetation index), NGRDI(Normalized green red difference index), NDREI(Normalized difference red edge index), 및 GNDVI (Green NDVI) 중 적어도 어느 하나 이상의 식생지수를 제작할 수 있다.
- [0011] 상기 대상지역의 야적폐비를 추출하는 단계는, 기설정된 유형에 따라 야적폐비를 분류할 수 있다.
- [0012] 상기 대상지역의 야적폐비의 분광특성을 분석하는 단계는, 수집한 영상 및 상기 식생지수를 이용하여 데이터베이스를 구축하고, 야적폐비 분류 유형에 따른 상기 식생지수 및 지표면 온도 특성을 분석할 수 있다.
- [0013] 수집한 상기 무인항공기 기반 영상 및 상기 식생지수로부터 머신러닝 기법을 이용하여 야적폐비를 탐지하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0014] 상기 머신러닝 기법을 이용하여 야적폐비를 탐지하는 단계는, 상기 무인항공기 기반 RGB, 식생지수, 열적외 영상과 SVM, DT(Decision tree), RF(Random forest) 및 k-NN 중 적어도 어느 하나 이상의 머신러닝 기법을 활용하여 야적폐비를 탐지할 수 있다.
- [0015] 상기 머신러닝 기법을 이용하여 야적폐비를 탐지하는 단계는, 상기 야적폐비의 분광특성을 이용하여 구축된 자료를 통해 SVM, DT(Decision tree), RF(Random forest) 및 k-NN 머신러닝을 분석할 수 있다.
- [0016] 다른 실시예에 따른 야적폐비 탐지 장치는, 무인비행기(UAV)를 이용하여 촬영된 영상을 통해 대상지역의 영상을 획득하는 영상 수집부; 상기 다중분광 카메라로 촬영된 분광영상을 활용하여 야적폐비의 분광특성을 파악하기 위해 식생지수를 제작하는 식생지수 제공부; 촬영된 RGB 영상 및 GIS 프로그램을 이용한 상기 대상지역의 야적

퇴비를 추출하는 야적퇴비 추출부; 및 제작된 상기 식생지수를 이용하여 추출된 상기 대상지역의 야적퇴비의 분광특성을 분석하는 야적퇴비 분광특성 분석부를 포함하여 이루어질 수 있다.

[0017] 상기 영상 수집부는, 상기 무인비행기(UAV)에 RGB 카메라, 다중분광 카메라 및 열적외 카메라를 탑재하고, 대상 지역의 범위를 고려하여 비행경로 및 고도를 설정하여 영상을 촬영하고, 수집된 상기 영상을 정사영상으로 제작할 수 있다.

[0018] 상기 식생지수 제공부는, NDVI(Normalized difference vegetation index), ENDVI(Enhance Normalized difference vegetation index), NGRDI(Normalized green red difference index), NDREI(Normalized difference red edge index), 및 GNDVI (Green NDVI) 중 적어도 어느 하나 이상의 식생지수를 제작할 수 있다.

[0019] 상기 야적퇴비 추출부는, 기설정된 유형에 따라 야적퇴비를 분류할 수 있다.

[0020] 상기 야적퇴비 분광특성 분석부는, 수집한 영상 및 상기 식생지수를 이용하여 데이터베이스를 구축하고, 야적퇴비 분류 유형에 따른 상기 식생지수 및 지표면 온도 특성을 분석할 수 있다.

[0021] 수집한 상기 무인항공기 기반 영상 및 상기 식생지수로부터 머신러닝 기법을 이용하여 야적퇴비를 탐지하는 머신러닝 기반 야적퇴비 탐지부를 더 포함할 수 있다.

[0022] 상기 머신러닝 기반 야적퇴비 탐지부는, 상기 무인항공기 기반 RGB, 식생지수, 열적외 영상과 SVM, DT(Decision tree), RF(Random forest) 및 k-NN 중 적어도 어느 하나 이상의 머신러닝 기법을 활용하여 야적퇴비를 탐지할 수 있다.

발명의 효과

[0023] 실시예들에 따르면 야적퇴비를 현장에서 직접 조사하는 비효율적인 방법을 개선하여 넓은 지역에 대해 야적퇴비의 위치와 면적을 예측할 수 있어 야적퇴비의 관리에 활용 가능하다.

[0024] 또한, 실시예들에 따르면 UAV 영상은 위치 정보를 지니고 있어 예측된 야적퇴비 결과는 공간정보와의 연계를 통한 비점오염 및 수질관리에 효과적으로 활용 가능하다.

[0025] 또한, 실시예들에 따르면 다양한 머신러닝 기법을 적용한 결과를 통해 특정 객체를 탐지할 때 활용할 수 있는 알고리즘 선정 시 기초자료로 활용 가능하다.

도면의 간단한 설명

[0026] 도 1은 일 실시예에 따른 컴퓨터 시스템의 내부 구성의 일례를 설명하기 위한 블록도이다.

도 2는 일 실시예에 따른 무인항공기 영상과 다양한 머신러닝을 활용한 야적퇴비 탐지 장치를 나타내는 블록도이다.

도 3은 일 실시예에 따른 무인항공기 영상과 다양한 머신러닝을 활용한 야적퇴비 탐지 방법을 나타내는 흐름도이다.

도 4는 일 실시예에 따른 벡터라이징을 활용한 야적퇴비 분류를 나타내는 도면이다.

도 5는 일 실시예에 따른 UAV 식생지수들과 지표면온도, 그리고 야적퇴비 유형 분류도 자료의 합성 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 6은 일 실시예에 따른 야적퇴비 분류 유형별 다양한 식생지수의 특성을 분석한 결과를 나타낸다.

도 7은 일 실시예에 따른 식생지수들과 지표면 온도 간의 산점도 분석 결과(red: CLO, blue: covered CLO)를 나타내는 도면이다.

도 8은 일 실시예에 따른 머신러닝 기법과 변수들에 따른 정확도 변화 그래프를 나타내는 도면이다.

도 9는 일 실시예에 따른 머신러닝 기법별로 예측된 야적퇴비 분포 결과를 나타내는 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0027] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 실시예들을 설명한다. 그러나, 기술되는 실시예들은 여러 가지 다른 형태로 변

형될 수 있으며, 본 발명의 범위가 이하 설명되는 실시예들에 의하여 한정되는 것은 아니다. 또한, 여러 실시예들은 당해 기술분야에서 평균적인 지식을 가진 자에게 본 발명을 더욱 완전하게 설명하기 위해서 제공되는 것이다. 도면에서 요소들의 형상 및 크기 등은 보다 명확한 설명을 위해 과장될 수 있다.

- [0029] 아래의 실시예들은 실시예들은 무인항공기 영상과 다양한 머신러닝을 활용한 야적폐비 탐지 방법 및 장치에 관한 것으로, UAV 기반 RGB, 식생지수, 열적외 영상과 SVM, Decision tree(DT), Random forest(RF), k-NN 4가지의 머신러닝 기법을 활용한 야적폐비의 효율적인 탐지 및 관리 방법을 제공할 수 있다.
- [0030]실시예들에 따르면 야적폐비를 현장에서 직접 조사하는 비효율적인 방법을 개선하여 넓은 지역에 대해 야적폐비의 위치와 면적을 예측할 수 있어 야적폐비의 관리에 활용 가능하다. 또한, 실시예들에 따르면 UAV 영상은 위치 정보를 지니고 있어 예측된 야적폐비 결과는 공간정보와의 연계를 통한 비점오염 및 수질관리에 효과적으로 활용 가능하다. 또한, 실시예들에 따르면 다양한 머신러닝 기법을 적용한 결과를 통해 특정 객체를 탐지할 때 활용할 수 있는 알고리즘 선정 시 기초자료로 활용 가능하다.
- [0032]도 1은 일 실시예에 따른 컴퓨터 시스템의 내부 구성의 일례를 설명하기 위한 블록도이다. 예를 들어, 본 발명의 실시예들에 따른 무인항공기 영상과 다양한 머신러닝을 활용한 야적폐비 탐지 장치가 도 1의 컴퓨터 시스템(장치)(100)을 통해 구현될 수 있다. 도 1에 도시한 바와 같이, 컴퓨터 시스템(100)은 무인항공기 영상과 다양한 머신러닝을 활용한 야적폐비 탐지 방법을 실행하기 위한 구성요소로서 프로세서(110), 메모리(120), 영구 저장 장치(130), 버스(140), 입출력 인터페이스(150) 및 네트워크 인터페이스(160)를 포함할 수 있다.
- [0033]프로세서(110)는 명령어들의 임의의 시퀀스를 처리할 수 있는 임의의 장치를 포함하거나 그의 일부일 수 있다. 프로세서(110)는 예를 들어 컴퓨터 프로세서, 이동 장치 또는 다른 전자 장치 내의 프로세서 및/또는 디지털 프로세서를 포함할 수 있다. 프로세서(110)는 예를 들어, 서버 컴퓨팅 디바이스, 서버 컴퓨터, 일련의 서버 컴퓨터들, 서버 팜, 클라우드 컴퓨터, 콘텐츠 플랫폼, 이동 컴퓨팅 장치, 스마트폰, 태블릿, 셋톱 박스, 미디어 플레이어 등에 포함될 수 있다. 프로세서(110)는 버스(140)를 통해 메모리(120)에 접속될 수 있다.
- [0034]메모리(120)는 컴퓨터 시스템(100)에 의해 사용되거나 그에 의해 출력되는 정보를 저장하기 위한 휘발성 메모리, 영구, 가상 또는 기타 메모리를 포함할 수 있다. 메모리(120)는 예를 들어 랜덤 액세스 메모리(RAM: random access memory) 및/또는 동적 RAM(DRAM: dynamic RAM)을 포함할 수 있다. 메모리(120)는 컴퓨터 시스템(100)의 상태 정보와 같은 임의의 정보를 저장하는 데 사용될 수 있다. 메모리(120)는 예를 들어 야적폐비 적재량의 산출 검증을 위한 명령어들을 포함하는 컴퓨터 시스템(100)의 명령어들을 저장하는 데에도 사용될 수 있다. 컴퓨터 시스템(100)은 필요에 따라 또는 적절한 경우에 하나 이상의 프로세서(110)를 포함할 수 있다.
- [0035]버스(140)는 컴퓨터 시스템(100)의 다양한 컴포넌트들 사이의 상호작용을 가능하게 하는 통신 기반 구조를 포함할 수 있다. 버스(140)는 예를 들어 컴퓨터 시스템(100)의 컴포넌트들 사이에, 예를 들어 프로세서(110)와 메모리(120) 사이에 데이터를 운반할 수 있다. 버스(140)는 컴퓨터 시스템(100)의 컴포넌트들 간의 무선 및/또는 유선 통신 매체를 포함할 수 있으며, 병렬, 직렬 또는 다른 토폴로지 배열들을 포함할 수 있다.
- [0036]영구 저장 장치(130)는 (예를 들어, 메모리(120)에 비해) 소정의 연장된 기간 동안 데이터를 저장하기 위해 컴퓨터 시스템(100)에 의해 사용되는 바와 같은 메모리 또는 다른 영구 저장 장치와 같은 컴포넌트들을 포함할 수 있다. 영구 저장 장치(130)는 컴퓨터 시스템(100) 내의 프로세서(110)에 의해 사용되는 바와 같은 비휘발성 메인 메모리를 포함할 수 있다. 영구 저장 장치(130)는 예를 들어 플래시 메모리, 하드 디스크, 광 디스크 또는 다른 컴퓨터 판독 가능 매체를 포함할 수 있다.
- [0037]입출력 인터페이스(150)는 키보드, 마우스, 음성 명령 입력, 디스플레이 또는 다른 입력 또는 출력 장치에 대한 인터페이스들을 포함할 수 있다. 구성 명령들 및/또는 야적폐비 적재량의 산출 검증을 위한 정보가 입출력 인터페이스(150)를 통해 수신될 수 있다.
- [0038]네트워크 인터페이스(160)는 근거리 네트워크 또는 인터넷과 같은 네트워크들에 대한 하나 이상의 인터페이스를 포함할 수 있다. 네트워크 인터페이스(160)는 유선 또는 무선 접속들에 대한 인터페이스들을 포함할 수 있다. 구성 명령들 및/또는 야적폐비 적재량의 산출 검증을 위한 정보는 네트워크 인터페이스(160)를 통해 수신될 수 있다.
- [0039]또한, 다른 실시예들에서 컴퓨터 시스템(100)은 도 1의 구성요소들보다 더 많은 구성요소들을 포함할 수도

있다. 그러나, 대부분의 종래기술적 구성요소들을 명확하게 도시할 필요성은 없다. 예를 들어, 컴퓨터 시스템(100)은 상술한 입출력 인터페이스(150)와 연결되는 입출력 장치들 중 적어도 일부를 포함하도록 구현되거나 또는 트랜시버(transceiver), GPS(Global Positioning System) 모듈, 카메라, 각종 센서, 데이터베이스 등과 같은 다른 구성요소들을 더 포함할 수도 있다.

- [0041] 도 2는 일 실시예에 따른 무인항공기 영상과 다양한 머신러닝을 활용한 야적폐비 탐지 장치를 나타내는 블록도이다.
- [0042] 도 2는 도 1의 일 실시예에 따른 컴퓨터 시스템(100)의 프로세서(110)가 포함할 수 있는 구성요소의 예를 도시한 도면이다. 여기서, 컴퓨터 시스템(100)의 프로세서(110)는 일 실시예에 따른 무인항공기 영상과 다양한 머신러닝을 활용한 야적폐비 탐지 장치(200)를 포함할 수 있다. 일 실시예에 따른 무인항공기 영상과 다양한 머신러닝을 활용한 야적폐비 탐지 장치(200)는 영상 수집부(210), 식생지수 제공부(220), 야적폐비 추출부(230) 및 야적폐비 분광특성 분석부(240)를 포함하여 이루어질 수 있다. 또한, 실시예에 따라 머신러닝 기반 야적폐비 탐지부(250)를 더 포함할 수 있다.
- [0043] 프로세서(110) 및 프로세서(110)의 구성요소들은 도 3의 무인항공기 영상과 다양한 머신러닝을 활용한 야적폐비 탐지 방법이 포함하는 단계들(310 내지 350)을 수행할 수 있다. 예를 들어, 프로세서(110) 및 프로세서(110)의 구성요소들은 메모리(120)가 포함하는 운영체제의 코드와 상술한 적어도 하나의 프로그램 코드에 따른 명령(instruction)을 실행하도록 구현될 수 있다. 여기서, 적어도 하나의 프로그램 코드는 수계오염원 모니터링 방법을 처리하기 위해 구현된 프로그램의 코드에 대응될 수 있다.
- [0044] 무인항공기 영상과 다양한 머신러닝을 활용한 야적폐비 탐지 방법은 도시된 순서대로 발생하지 않을 수 있으며, 단계들 중 일부가 생략되거나 추가의 과정이 더 포함될 수 있다.
- [0046] 도 3은 일 실시예에 따른 무인항공기 영상과 다양한 머신러닝을 활용한 야적폐비 탐지 방법을 나타내는 흐름도이다.
- [0047] 도 3을 참조하면, 일 실시예에 따른 컴퓨터 장치에 의해 수행되는 야적폐비 탐지 방법은, 무인비행기(UAV)를 이용하여 촬영된 영상을 통해 대상지역의 영상을 획득하는 단계(310), 다중분광 카메라로 촬영된 분광영상을 활용하여 야적폐비의 분광특성을 파악하기 위해 식생지수를 제작하는 단계(320), 촬영된 RGB 영상 및 GIS 프로그램을 이용한 대상지역의 야적폐비를 추출하는 단계(330), 및 제작된 식생지수를 이용하여 추출된 대상지역의 야적폐비의 분광특성을 분석하는 단계(340)를 포함하여 이루어질 수 있다.
- [0048] 또한, 수집한 무인항공기 기반 영상 및 식생지수로부터 머신러닝 기법을 이용하여 야적폐비를 탐지하는 단계(350)를 더 포함할 수 있다.
- [0049] 실시예들에 따르면 다양한 식생지수 및 열적외 영상을 활용한 야적폐비 특성 분석 방법을 제공할 수 있다. 또한, 실시예들에 따르면 UAV 영상 및 다양한 머신러닝 기법을 통해 야적폐비 객체를 정확하게 탐지할 수 있는 기법 및 알고리즘 변수설정 방법을 제공할 수 있다.
- [0051] 일 실시예에 따른 무인항공기 영상과 다양한 머신러닝을 활용한 야적폐비 탐지 방법은 도 2에서 설명한 일 실시예에 따른 무인항공기 영상과 다양한 머신러닝을 활용한 야적폐비 탐지 장치를 예를 들어 보다 상세히 설명할 수 있다.
- [0052] 단계(310)에서, 영상 수집부(210)는 무인비행기(UAV)를 이용하여 촬영된 영상을 통해 대상지역의 영상을 획득할 수 있다. 보다 구체적으로, 영상 수집부(210)는 무인비행기(UAV)에 RGB 카메라, 다중분광 카메라 및 열적외 카메라를 탑재하고, 대상지역의 범위를 고려하여 비행경로 및 고도를 설정하여 영상을 촬영할 수 있다. 또한, 영상 수집부(210)는 수집된 영상을 정사영상으로 제작할 수 있다.
- [0053] 예를 들어, 영상 수집부(210)는 무인비행기(UAV)를 이용하여 정사영상을 획득할 수 있다. 이 때, UAV에 RGB, 다중분광, 열적외 카메라를 탑재하여 대상지역 범위를 고려하여 비행경로 및 고도(150m), 중복도(85%)를 설정하여 영상을 촬영할 수 있다. 수집된 UAV 영상자료는 Pix4D Mapper S/W를 활용하여 정사영상으로 제작할 수 있다.

- [0054] 단계(320)에서, 식생지수 제공부(220)는 다중분광 카메라로 촬영된 분광영상을 활용하여 야적퇴비의 분광특성을 파악하기 위해 식생지수를 제작할 수 있다. 이 때, 식생지수 제공부(220)는 NDVI(Normalized difference vegetation index), ENDVI(Enhance Normalized difference vegetation index), NGRDI(Normalized green red difference index), NDREI(Normalized difference red edge index), 및 GNDVI (Green NDVI) 중 적어도 어느 하나 이상의 식생지수를 제작할 수 있다. 이에 따라 다중분광 카메라로 촬영된 분광영상을 식생지수로 변환한 후, 식생지수를 기반으로 야적퇴비를 탐지할 수 있다.
- [0055] 예를 들어, 식생지수 제공부(220)는 다중분광 카메라로 촬영된 5개의 분광영상을 활용하여 야적퇴비의 분광특성을 파악하기 위해 식생지수를 제작할 수 있다. 식생지수는 기존에 널리 활용되고 있는 NDVI(Normalized difference vegetation index)을 포함하여 ENDVI(Enhance Normalized difference vegetation index), NGRDI(Normalized green red difference index), NDRE(Normalized difference red edge index), GNDVI (Green NDVI) 총 5개 식생지수를 제작할 수 있다.
- [0056] 단계(330)에서, 야적퇴비 추출부(230)는 촬영된 RGB 영상 및 GIS 프로그램을 이용한 대상지역의 야적퇴비를 추출할 수 있다.
- [0057] 야적퇴비 추출부(230)는 기설정된 유형에 따라 야적퇴비를 분류할 수 있다. 예를 들어, 야적퇴비 추출부(230)는 야적퇴비 관리 상태를 고려하여 비닐 덮개의 유무를 구분하고, 총 3가지 유형의 야적퇴비로 분류(비닐이 벗겨진 퇴비, 비닐이 덮인 야적퇴비, 그 외 유형)할 수 있다.
- [0058] 단계(340)에서, 야적퇴비 분광특성 분석부(240)는 제작된 식생지수를 이용하여 추출된 대상지역의 야적퇴비의 분광특성을 분석할 수 있다. 야적퇴비 분광특성 분석부(240)는 수집한 영상 및 식생지수를 이용하여 데이터베이스를 구축하고, 야적퇴비 분류 유형에 따른 식생지수 및 지표면 온도 특성을 분석할 수 있다.
- [0059] 예를 들어, 야적퇴비 분광특성 분석부(240)는 각 영상자료의 공간해상도가 상이하기 때문에 가장 해상도가 낮은 열적외 영상(50cmX50cm)의 공간해상도로 동일하게 설정 후 폴리곤 벡터 자료를 raster 자료로 변환할 수 있다. 이후, 대상지역의 경계로 모든 영상자료의 크기(픽셀 개수 400×300)를 수정하였고, python 3.7 프로그램을 이용하여 각 영상자료(4개의 식생지수, 지표면 온도, 야적퇴비 분류자료)를 1개 column(1×120,000)으로 각각 변환(reshape)할 수 있다. 그리고, 각각의 column을 연결(concatenation)하여 데이터베이스를 구축하고, 야적퇴비 분류 유형에 따른 식생지수 및 지표면 온도 특성을 분석할 수 있다.
- [0060] 단계(350)에서, 머신러닝 기반 야적퇴비 탐지부(250)는 수집한 무인항공기 기반 영상 및 식생지수로부터 머신러닝 기법을 이용하여 야적퇴비를 탐지할 수 있다.
- [0061] 머신러닝 기반 야적퇴비 탐지부(250)는 무인항공기 기반 RGB, 식생지수, 열적외 영상과 SVM, DT(Decision tree), RF(Random forest) 및 k-NN 중 적어도 어느 하나 이상의 머신러닝 기법을 활용하여 야적퇴비를 탐지할 수 있다. 특히, 머신러닝 기반 야적퇴비 탐지부(250)는 야적퇴비의 분광특성을 이용하여 구축된 자료를 통해 SVM, DT(Decision tree), RF(Random forest) 및 k-NN 머신러닝을 분석할 수 있다.
- [0062] 보다 구체적으로, 머신러닝 기반 야적퇴비 탐지부(250)는 앞에서 야적퇴비 분광특성을 이용하여 구축된 자료를 활용하여 python 3.7 기반 SVM, DT, RF, k-NN 머신러닝을 분석할 수 있다. 이 때, 훈련 데이터(Train data)와 테스트 데이터(Test data)의 비율은 60%와 40%로 설정 후 무작위로 선정할 수 있다.
- [0063] 여기서, SVM은 선형(linear) SVM과 비선형(non-linear) SVM을 각각 비교하였고, C parameter를 10^{-4} 에서 10^8 까지 값을 조정하여 정확도를 비교할 수 있다. DT는 Max depth와 random state 값을 각각 0에서 10과 0에서 100까지 조정하여 정확도 변화를 분석할 수 있다. 또한, RF는 n estimator와 random state 값을 조정하였고, n estimator는 생성할 트리(tree)의 개수를 조정하는 변수로 0에서 20까지 설정할 수 있다. 그리고 k-NN는 n neighbors를 0에서 10까지 설정하여 정확도를 비교할 수 있다.
- [0065] 아래에서는 하나의 실시예를 통해 무인항공기 영상과 다양한 머신러닝을 활용한 야적퇴비 탐지 방법 및 장치를 보다 구체적으로 설명한다.
- [0066] 실시예
- [0067] 본 연구는 대한민국의 남쪽에 위치한 함천군 삼가면 일대에서 야적퇴비가 분포하는 일부지역을 대상으로 수행하였다. 대상지역의 공간적인 크기는 가로 200m, 세로 150m로 설정하였다. 대상지역에 분포하는 야적퇴비는 하

천과 인접한 지역에 위치하고 있으며, 경작지와 비닐하우스도 분포하고 있다. 경작지는 6월부터 10월까지의 벼가 재배되고, 11월부터 5월까지의 밭 경작물이 재배된다. 야적퇴비는 벼 재배 기간 동안에는 경작지 주변에 쌓아 놓아 비닐 등으로 덮어 관리하고 있고, 11월부터 추수가 끝나면 밭 경작지에 뿌려지게 된다.

[0068] 대한민국의 기후는 4계절이 뚜렷한 특성이 있는데, 여름철에 해당하는 6월부터 8월까지는 장마기간과 집중호우가 발생한다. 이에 외부 공간에 적재된 퇴비가 관리되지 않을 경우 강우에 쓸려 하천으로 유입될 수 있는 문제점이 있다. 이러한 상황은 본 연구의 대상 지역만의 문제가 아니라, 대한민국 농업지역 대부분 지역에서 처해 있는 상황이다. 따라서 야적퇴비를 효과적으로 조사 및 관리하여 수질오염을 사전에 예방할 수 있는 방안이 필요하다.

[0070] UAV 정사 영상 및 식생지수 제작

[0071] 본 연구에서 UAV 영상은 RGB와 다중분광영상, 열적외 영상을 각각 수집하였다. 촬영 일시는 2019년 8월과 10월에 2회 실시하였고, 기상상태가 매우 양호한 조건에 촬영하였다. 촬영 시간은 태양의 고도가 가장 높은 오전 11시부터 오후 2시까지이다. RGB와 열적외 영상은 DJI사의 Inspire 1에 각각 Zenmuse X3 카메라와 FLIR Vue pro R 열적외 카메라(스펙트럼 대역: 7.5~13.5 μ m, 정확도: $\pm 5^{\circ}$ C, emissivity: 0.98)를 동시에 탑재하여 촬영하였다. 다중분광영상은 3DR-solo 기체에 Red Edge-M 다중분광카메라를 탑재하여 5개 분광밴드(blue, green, red, NIR, red edge)에 대한 영상정보를 취득하였다.

[0072] UAV 촬영 방법은 대상지역 범위를 고려하여 비행경로를 설정하고, Inspire 1와 3DR-solo를 각각 1회씩 번갈아가며 운용하였다. 촬영 고도는 모두 150m, 영상의 중복도는 85%로 설정하였다. 현장에서 수집된 UAV 영상자료는 Pix4D Mapper S/W를 활용하여 정사영상으로 제작하였다. 그리고 RGB 영상을 기준으로 다중분광영상과 열적외 영상에 대한 기하보정(Geometric correction)을 실시하여 최종적으로 각각의 정사영상을 도출하였다.

[0073] 또한, 다중분광카메라로 촬영된 5개의 분광영상을 활용하여 야적퇴비의 분광특성을 파악하기 위해 다양한 식생지수를 분석하였다. 식생지수는 기존에 널리 활용되고 있는 NDVI (Normalised difference vegetation index)을 포함하여 ENDVI (Enhance Normalized difference vegetation index), NDRE (Normalized difference rededge index), 그리고 GNDVI (Green NDVI)와 같이 5개 식생지수를 표 2와 같은 수식을 이용하였다. 분석 S/W는 ArcGIS 10.2를 활용하였다.

[0074] [표 1]

Name	Abbrev.	Formula	Ref.
Blue	Rb	Rb	
Green	Rg	Rg	
Red	Rr	Rr	
RedEdge	Rre	Rre	
Near-infrared	Rnir	Rnir	
Normalized Difference Vegetation Index	NDVI	$(Rnir - Rr) / (Rnir + Rr)$	1)
Enhance Normalized Difference Vegetation Index	ENDVI	$[(Rnir + Rg) - (2 \times Rb)] / [(Rnir + Rg) + (2 \times Rb)]$	2)
Normalized Difference RedEdge Index	NDRE	$(Rnir - Rre) / (Rnir + Rre)$	3)
Green NDVI	GNDVI	$(Rnir - Rg) / (Rnir + Rg)$	4)

1) Rouse et al. (1974)

2) Drone Aerial Mapping and Survey (<http://www.aeroeye.com.au>)

3) Gitelson and Merzlyak (1994)

4) Gitelson et al. (1996)

[0075]

[0077] 야적폐비 분류 및 분광특성 분석

[0078] 도 4는 일 실시예에 따른 벡터라이징을 활용한 야적폐비 분류를 나타내는 도면이다.

[0079] 도 4에 도시된 바와 같이, 야적폐비 분류는 RGB 영상과 ArcGIS 10.2 프로그램을 이용하여 대상지역에 위치한 야적폐비를 벡터라이징을 통해 분석하였다. 또한, 야적폐비의 관리 상태를 고려하여 비닐이 덮인 것과 그렇지 않은 것으로 폴리곤을 구분하였다. 따라서 야적폐비의 분류는 총 3가지 유형(비닐이 벗겨진 야적폐비 (CLO)와 비닐이 덮인 야적폐비 (covered CLO), 그 외 유형으로 분류하였다.

[0080] 도 5는 일 실시예에 따른 UAV 식생지수들과 지표면온도, 그리고 야적폐비 유형 분류도 자료의 합성 과정을 설명하기 위한 도면이다.

- [0081] 도 5를 참조하면, 야적퇴비의 분광 특성을 파악하기 위해 다중분광영상에서 제작된 4가지의 식생지수 영상과 열적외 영상에서 추출된 지표면 온도를 활용하였다. 먼저 각 영상자료마다 공간해상도가 상이하기 때문에 가장 해상도가 낮은 지표면 온도 영상(50cm×50cm)의 공간해상도로 동일하게 맞추었다. 야적퇴비 분류자료도 동일한 공간해상도(50cm×50cm)로 설정하여 폴리곤 벡터 자료를 raster 자료로 변환하였다. 대상지역의 경계로 모든 영상자료의 크기(픽셀 개수 400×300)를 수정하였고, python 3.7 프로그램을 이용하여 각 영상자료(4개의 식생지수, 지표면 온도, 야적퇴비 분류자료)를 1개 column(1×120,000)으로 각각 변환(reshape)하였다. 각각의 column을 연결(concatenation)하여 데이터베이스를 구축하였고, 야적퇴비 분류 유형에 따른 식생지수 및 지표면 온도의 특성을 분석하였다.
- [0083] 머신러닝 활용 야적퇴비 분류 예측
- [0084] 도 5에서 구축된 데이터베이스를 활용하여 다양한 머신러닝 분석을 통해 야적퇴비 분류 예측 정확도를 비교하였다. 활용된 머신러닝 기법은 SVM과 Decision tree (DT), Random forest (RF), k-NN의 4가지이며, python 3.7에서 ski-learn 패키지를 활용하여 분석하였다. Train data와 test data의 비율은 60%와 40%로 설정하고 무작위로 선정하였다.
- [0085] SVM은 선형 (linear) SVM과 비선형 (non-linear) SVM을 각각 비교하였고, C parameter를 10^{-4} 에서 10^8 까지 값을 조정하여 정확도를 비교하였다. C parameter는 얼마나 많은 데이터 샘플을 다른 클래스에 놓이는 것을 허용하는지를 설정하는 것으로 작을수록 이상치들이 있을 가능성을 크게 잡아 일반적인 결정 경계를 만들고, 클수록 이상치의 존재 가능성을 작게 봐서 좀 더 세심하게 결정 경계를 찾아내는 것을 말한다. DT는 Max depth와 random state 값을 각각 0에서 10과 0에서 100까지 조정하여 정확도 변화를 살펴보았다. Max depth는 모델을 학습시키는 트리의 최대 깊이를 나타내는 파라미터로 깊이가 깊어질수록 과적합될 수 있어 모델 예측시 적절한 Max depth 설정이 요구된다. Random state는 결정트리의 분할 시점에 데이터의 분류를 잘 설명할 수 있는 요소들의 값을 찾아서 데이터를 분할하는데 활용된다. RF는 n estimator와 random state 값을 조정하였다. n estimator는 생성할 트리(tree)의 개수를 조정하는 변수로 0에서 20까지 설정하였다. Random state는 Decision tree에서와 마찬가지로 트리의 데이터 분할에 활용하며, n estimator에서 가장 정확도가 높은 값을 입력하고 0에서 100까지 설정하여 정확도를 비교하였다. k-NN은 n neighbors를 0에서 10까지 설정하여 정확도를 비교하였다. n neighbors는 결과 예측 시에 사용되는 유사 데이터의 개수를 결정하는 변수로 n neighbors의 수가 많으면 유사 데이터로 선정되는 데이터의 유사도가 커지기 때문에 분류 범위가 좁아 분류에 오류가 생기는 경우가 발생하기 때문에 적절한 n neighbors를 설정하는 것이 필요하다.
- [0086] 이와 같이 4가지 머신러닝 기법과 변수를 조정하여 정확도를 각각 비교하였고, 정확도가 가장 높은 머신러닝 기법과 그에 해당하는 변수 값을 도출하였다. 그리고 도출된 모델을 기반으로 야적퇴비 분류 예측결과를 분석하였고, 기존 원 자료와 비교하여 머신러닝 기법으로 야적퇴비 탐지와 수질 오염 관리 분야에서 활용 방안을 설명하였다.
- [0088] 야적퇴비 유형별 분광특성
- [0089] 도 6은 일 실시예에 따른 야적퇴비 분류 유형별 다양한 식생지수의 특성을 분석한 결과를 나타낸다.
- [0090] 도 6에 도시된 바와 같이, 8월에는 모든 식생지수 값에서 CLO가 covered CLO 보다 높은 것으로 나타났으며, 특히 NDRE에서 CLO와 covered CLO의 평균값의 차이가 0.328로 가장 컸고, GNDVI 0.269, NDVI 0.206 순으로 나타났다. ENDVI는 0.078로 CLO와 covered CLO의 차이가 매우 작았다. 그러나 그 외 유형(others)과의 식생지수 차이는 가장 컸으며, Boxplot의 25~75% 범위 내에도 그 외 유형(others)과 겹치지 않는 것으로 나타났다. NDVI와 NDRE, GNDVI에서는 CLO가 그 외 유형과 일부 겹치는 것을 알 수 있다. 지표면 온도에서는 CLO(46.393° C)가 covered CLO(49.248° C)보다 2.855° C 낮았다. 그 외 유형과의 지표면 온도 차이도 약 10° C로 매우 컸다. 10월은 8월보다 유형별로 식생지수와 지표면 온도의 차이가 크지 않았으나, 식생지수는 CLO와 covered CLO은 Boxplot 25~75% 범위 내에서 겹치지 않는 것을 확인할 수 있다. 8월과 동일하게 CLO가 covered CLO보다 다소 식생지수가 높았다. 지표면 온도는 CLO(28.860° C)가 covered CLO(32.250° C)보다 낮았다. 따라서 시기별 CLO 유형에 따른 다양한 식생지수와 지표면온도의 특성을 비교해 본 결과, 10월보다는 8월에 CLO의 비닐 포장 여부에 따른 식생지수의 값의 구분이 명확하였으며, 그 중에서 GNDVI가 가장 뚜렷하게 구분되었다. 그러나 그

의 유형은 8월의 ENDVI와 지표면 온도를 제외하면 CLO과 구분이 명확하지 않았다.

[0091] 도 7은 일 실시예에 따른 식생지수들과 지표면 온도 간의 산점도 분석 결과(red: CLO, blue: covered CLO)를 나타내는 도면이다.

[0092] 도 7을 참조하면, 시기별로 다양한 식생지수들과 지표면 온도를 비교한 산점도 분석 결과를 나타낸다. 8월 식생지수들 간의 비교에서는 CLO(red dot line)와 covered CLO(yellow dot line) 분포가 명확하게 구분되는 것을 확인할 수 있었다. 그러나 지표면 온도와 식생지수를 비교하였을 때에는 NDRE에서만 CLO와 covered CLO가 구분되었고, 나머지 식생지수들에서는 구분되지 않았다. 10월에는 식생지수들 간의 비교에서 NDRE와 GNDVI, NDRE와 ENDVI, GNDVI와 ENDVI 사이에서 CLO와 covered CLO가 구분되었으며, 지표면 온도는 ENDVI, GNDVI에서 그룹이 명확하게 나누어지는 것을 확인할 수 있다. 이에 10월은 GNDVI와 ENDVI가 CLO를 분류하는데 유용할 것으로 보인다.

[0093] 이와 같이 CLO의 유형에 따른 다양한 식생지수와 지표면 온도의 특성을 Boxplot와 산점도를 통해 분석한 결과, CLO 유형을 분류할 수 있는 식생지수의 종류가 상이하였다. 예를 들어, 8월에서는 모든 식생지수가 CLO와 covered CLO 유형 구분이 가능하였으나, 그 외 유형과는 식생지수 값이 겹쳤다. 이는 10월도 마찬가지였다. 반면에 지표면 온도는 산점도 결과에서도 알 수 있듯이 CLO 유형을 명확하게 분류하는 것이 어려웠으나, 일부 식생지수와 비교하였을 때 CLO 유형이 구분되는 것을 확인하였다. 따라서 식생지수들과 지표면 온도는 어떤 자료를 활용하는 것이냐에 따라 CLO의 분류 특성이 상이할 수 있기 때문에, 머신러닝을 활용하여 CLO 유형을 분류하기 위해서는 다양한 식생지수와 지표면 온도를 모두 변수로 적용하는 것이 더욱 정확한 분류결과를 도출할 수 있을 것으로 판단된다.

[0095] 머신러닝 정확도 비교

[0096] 도 8은 일 실시예에 따른 머신러닝 기법과 변수들에 따른 정확도 변화 그래프를 나타내는 도면이다.

[0097] CLO의 분류를 위해 다양한 머신러닝 기법과 변수를 조정하여 정확도를 비교한 결과는 도 8과 같이 나타낼 수 있다. 8월의 선형 SVM에서는 C parameter가 10^3 일 때 정확도가 0.96으로 가장 낮았고, 10^0 일 때 가장 좋은 0.982의 정확도를 보였다. 비선형 SVM은 C parameter가 증가할수록 정확도가 상승하다가 10^4 부터 일정해지는 것으로 나타났다. 10월에서는 선형 SVM의 경우, C parameter가 변하여도 정확도가 약 0.98로 일정한 것을 알 수 있으며, 비선형 SVM에서는 8월과 마찬가지로 C parameter가 증가할수록 정확도가 상승하나 차이가 크지 않았다. 선형 SVM보다는 비선형 SVM이 정확도에서 다소 높은 것으로 나타났으며, 비선형 SVM에서 C parameter가 가장 높은 10^{10} 일 때 8월은 0.986, 10월은 0.985로 각각 정확도가 가장 높은 것으로 분석되었다.

[0098] Decision tree의 Max depth와 Random state를 조정하여 정확도를 비교한 결과, Max depth를 1에서 10까지 설정하였고, Random state는 Max depth에서 정확도가 가장 높은 값을 입력하여 0에서 100까지 설정하여 정확도를 비교하였다. Max depth는 값이 증가할수록 test 값에 대한 정확도가 상승하는 것을 알 수 있고, Max depth가 8일 때 8월은 정확도가 0.987, 10월은 0.985로 가장 높았다. Random state는 값이 변하여도 정확도가 8월은 0.987, 10월은 0.985로 일정하였다. Random forest 분석 결과는 n estimator 값이 증가할수록 정확도가 상승하였으나, 10에서 test 값의 정확도가 8월은 0.989, 10월은 0.987로 일정해지는 것을 확인할 수 있었다. Random state는 값이 증가하더라도 정확도에 변화가 없었다. 마지막으로 k-NN은 n neighbors가 증가할수록 정확도가 낮아졌다. test 데이터는 n neighbors이 3일 때 8월은 0.987, 10월은 0.984로 가장 높은 정확도를 보였다.

[0099] Random forest에서 n estimator를 10으로 설정하였을 때 8월과 10월의 CLO를 분류한 정확도가 가장 높았다. 하지만 선형 SVM을 제외한 모든 머신러닝 기법에서 최적의 변수 값을 설정하였을 시 정확도의 차이가 약 0.003 차이로 크지 않았다. 따라서 머신러닝 기법별로 예측된 CLO의 탐지결과를 비교하여 어떠한 기법을 적용하였을 때 CLO의 탐지가 가장 적합한지를 파악할 필요가 있다.

[0101] 예측된 야적폐비 탐지 결과 비교

[0102] 다양한 머신러닝 기법들을 활용하여 CLO를 분류한 결과는 그림 6과 같다. 8월은 일부 비닐하우스와 비닐하우스 사이의 공간과 도로에서 CLO로 잘못 탐지(false detection)되는 것으로 나타났다. 이는 모든 머신러닝 기법을

적용하였을 때 면적의 차이는 있으나 동일한 결과를 보였다. Decision tree와 k-NN이 이러한 잘못 탐지되는 경우가 많았다. 10월은 8월보다 비닐하우스 사이의 공간이나 도로가 잘못 탐지된 지역의 면적은 적었으나, CLO가 탐지된 결과가 8월보다는 적은 것으로 나타났다. 그리고 잘못 탐지된 지역도 비닐하우스 사이의 공간보다는 비닐하우스 상부 표면으로 확인되었다. 잘못 탐지된 경우는 CLO와 유사한 식생지수와 지표면 온도의 값을 보였기 때문으로 판단된다.

[0103] 도 9는 일 실시예에 따른 머신러닝 기법별로 예측된 야적폐비 분포 결과를 나타내는 도면이다.

[0104] 도 9를 참조하면, 야적폐비를 중심으로 머신러닝 기법을 적용한 결과를 나타내며, 표 2는 머신러닝 기법별로 예측된 야적폐비 유형에 대한 면적과 본래 야적폐비 유형의 면적에 대한 차이를 분석한 결과이다.

[0105] [표 2]

Month			CLO	CLO (covered)	Others
August	Original		117.50	655.75	28,873.75
	Predicted	non SVM	104.70	426.05	29,116.25
		Decision tree	101.75	684.00	28,861.25
		Random Forest	112.25	606.25	28,928.50
		k-NN	106.20	575.05	28,965.75
	Difference	non SVM	12.80	229.70	-242.50
		Decision tree	15.75	-28.25	12.50
		Random Forest	5.25	49.50	-54.75
		k-NN	11.30	80.70	-92.00
October	Original		181.50	368.50	29,450.00
	Predicted	non SVM	18.75	164.50	29,816.75
		Decision tree	35.00	204.25	29,760.75
		Random Forest	147.75	298.75	29,553.50
		k-NN	92.50	196.50	29,711.00
	Difference	non SVM	162.75	204.00	-366.75
		Decision tree	146.50	164.25	-310.75
		Random Forest	33.75	69.75	-103.50
		k-NN	89.00	172.00	-261.00

[0106]

[0107] 8월에서 CLO는 Random forest를 적용하였을 때 면적차이가 $5.25m^2$ 가장 적은 것으로 나타났고, Decision tree가 $15.75m^2$ 가 가장 큰 차이를 보였다. 그러나 covered CLO를 탐지하였을 때는 Decision tree가 $28.25m^2$ 로 가장 적은 면적 차이를 보였고, 다음으로 Random forest가 $49.50m^2$ 로 나타났다. 그 외 유형에 대한 결과도 마찬가지로 Decision tree가 $12.50m^2$, Random forest가 $54.75m^2$ 이었다. 비선형 SVM은 다른 머신러닝 기법에 비해 면적 차이가 매우 큰 것으로 확인되었다. 면적 차이가 발생하는 이유는 앞서 도 7에서도 비닐하우스 사이의 공간과 도로 등에서 잘못 탐지된 결과 때문일 것이다. 이에, Decision tree와 Random forest 기법을 적용하였을 때 야

적외비 탐지가 효과적인 것으로 나타났으며, 그 중에서 Random forest가 CLO를 탐지하는데 유용한 것으로 판단된다.

[0108] 10월은 8월보다 머신러닝으로 탐지하였을 때 면적차이가 더욱 큰 것으로 나타났다. Random forest를 적용하였을 때 CLO는 $33.75m^2$, covered CLO는 $69.75m^2$ 로 가장 적은 차이를 보였고, 8월과 달리 k-NN이 다음으로 면적 차이가 적었다(CLO: $89.00m^2$, covered CLO: $172.00m^2$). 앞서 언급된 것처럼 10월은 8월보다 잘못 탐지되는 지역은 적었으나, CLO가 미 탐지되는 경우가 많았기 때문에 CLO의 면적 차이가 큰 것으로 나타났다. 10월의 CLO 탐지는 면적 차이가 가장 적은 Random forest가 적합한 것으로 확인되었다.

[0109] 따라서 다양한 머신러닝 중에서 CLO를 탐지하는데 가장 효과적인 기법은 Random forest 인 것으로 나타났으며, n estimator를 10으로 설정하는 것이 정확도가 가장 높은 예측 모델이 구축되는 것으로 확인되었다. 하지만, 정확도가 약 0.990에 가까운 예측 모델이 도출되었으나, 일부 지역에서 잘못 탐지되는 지역이 발생하는 것으로 나타났기 때문에 이러한 문제를 보완할 수 있는 방안이 필요할 것으로 보인다.

[0111] 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, 컨트롤러, 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 컨트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.

[0112] 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, 가상장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치에 구체화(embody)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.

[0113] 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.

[0114] 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.

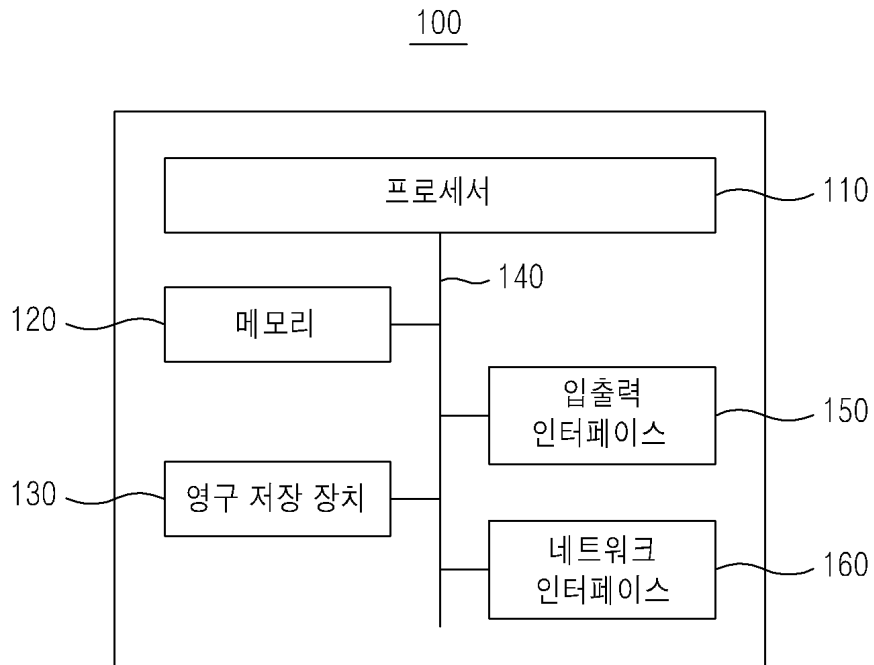
[0115] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한

다.

[0116]

도면

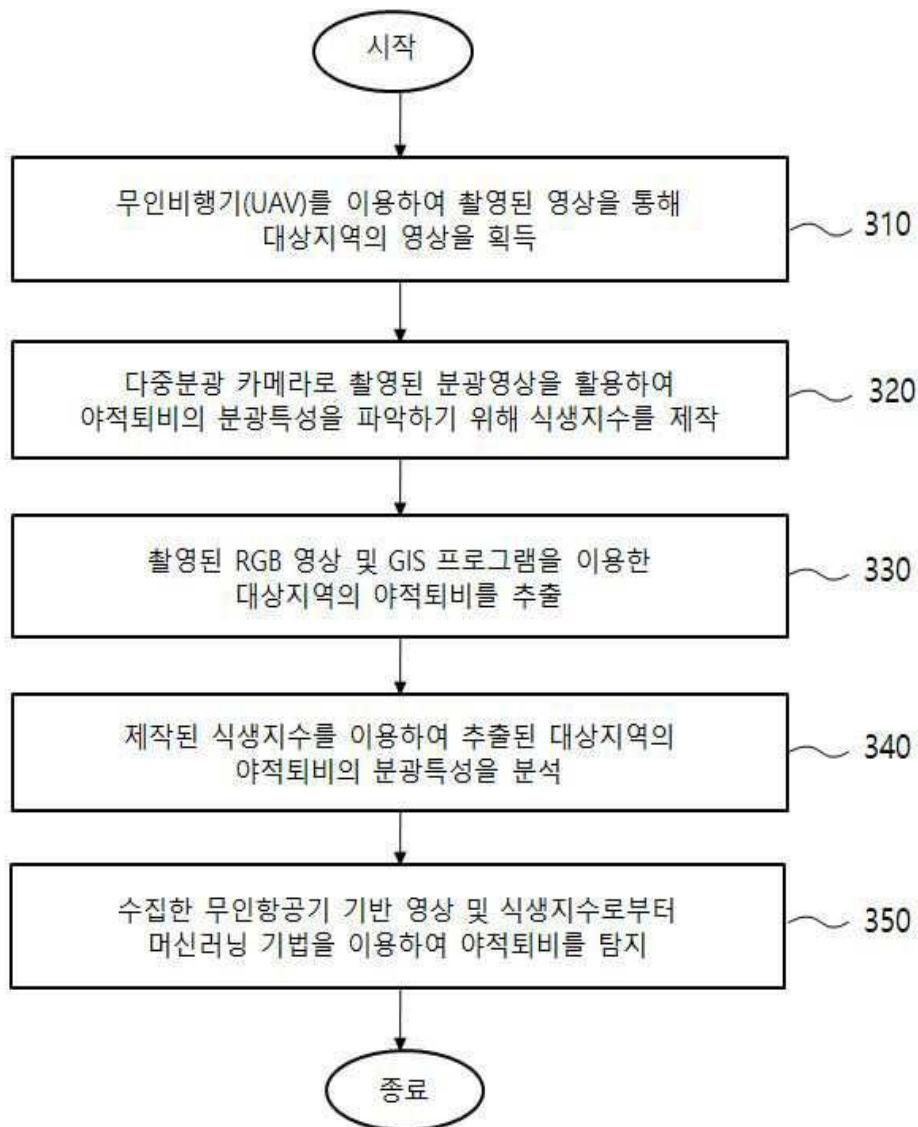
도면1



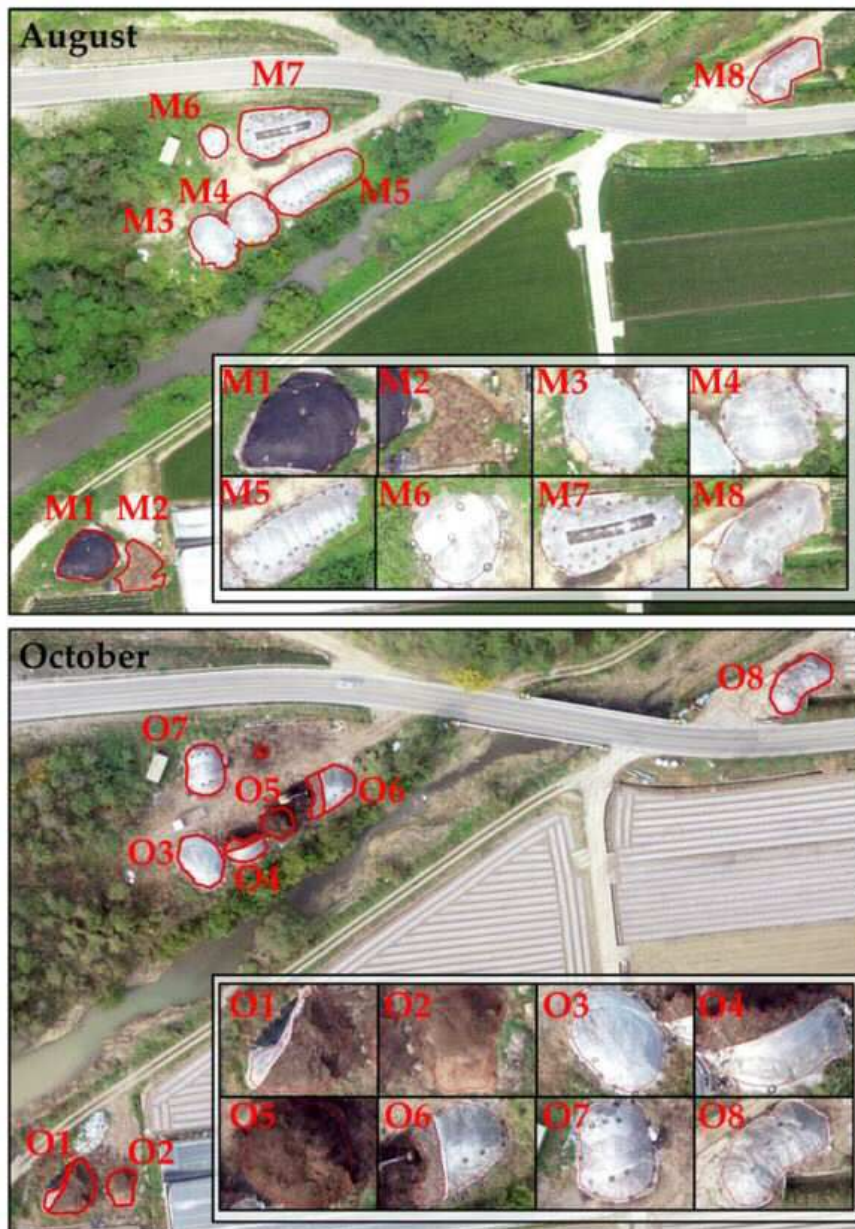
도면2



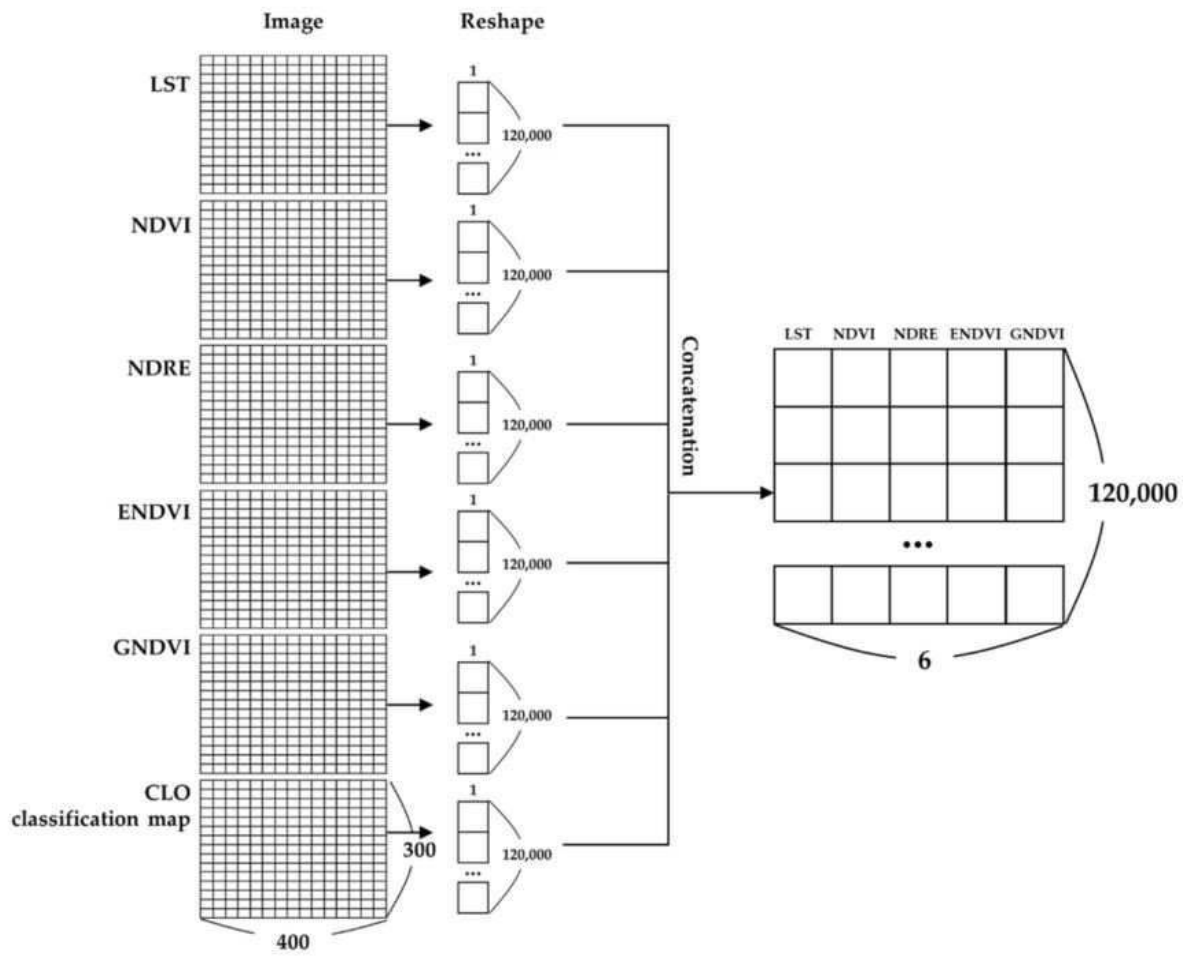
도면3



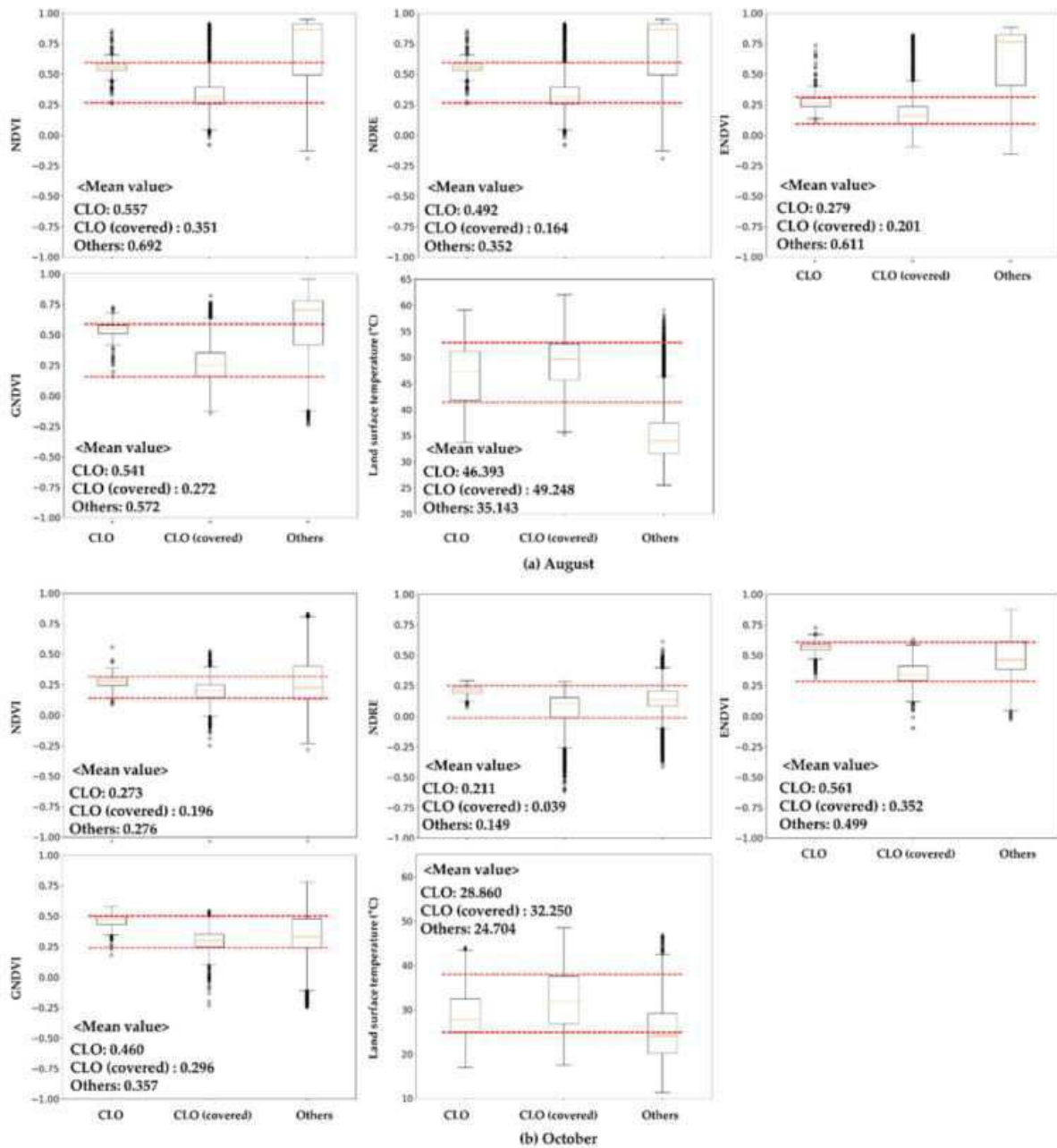
도면4



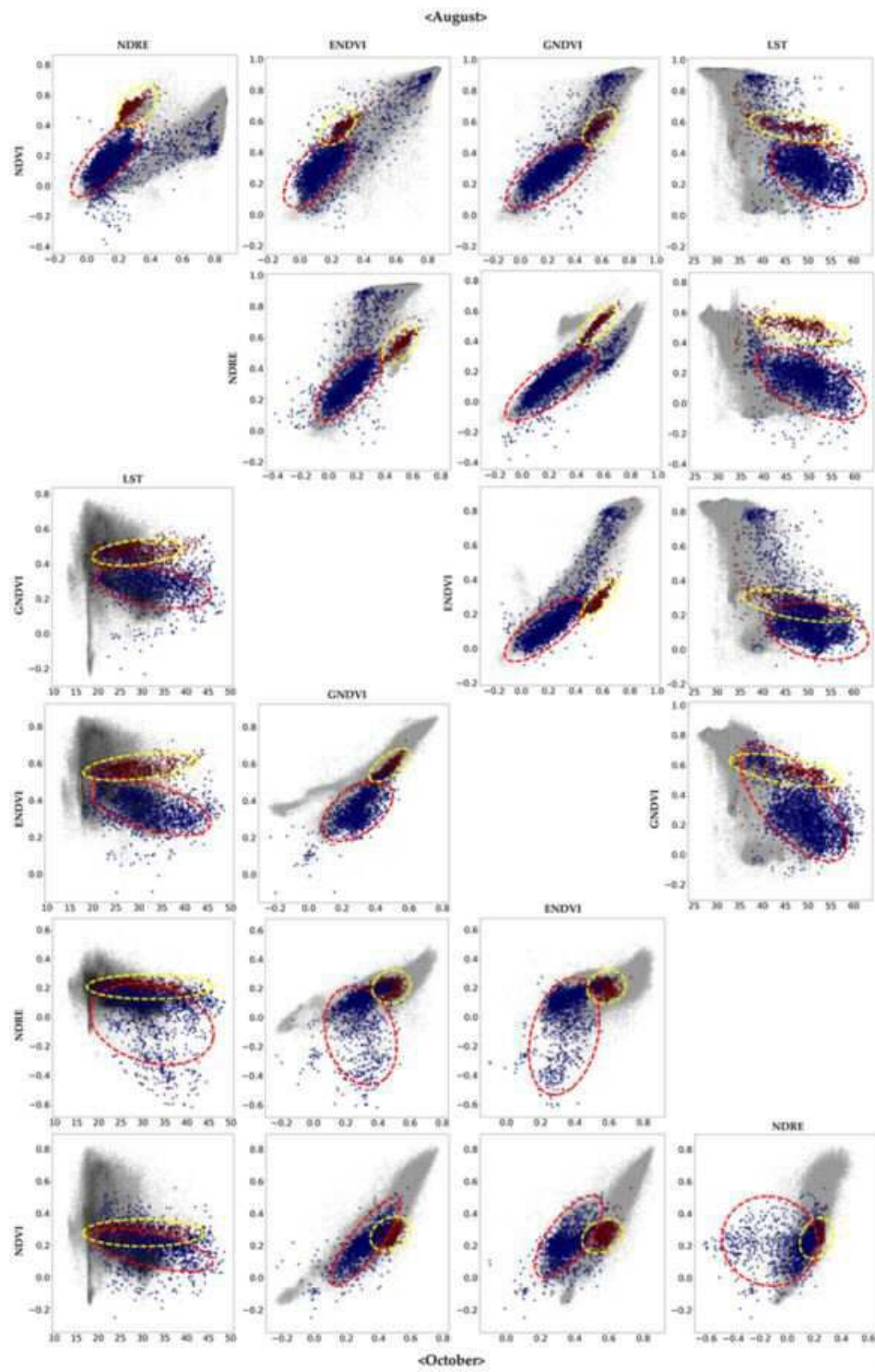
도면5



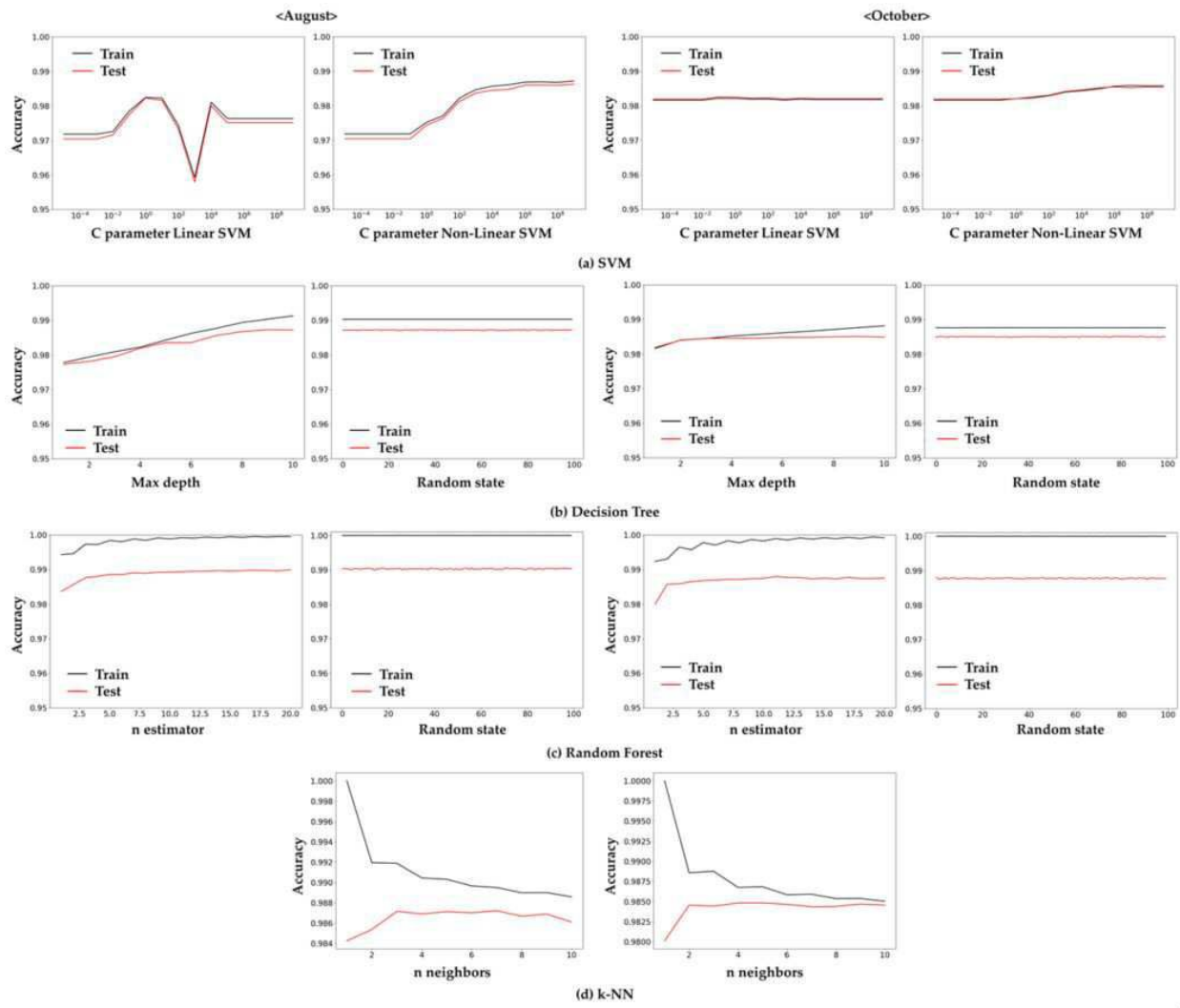
도면6



도면7



도면8



도면9

