DOI: https://doi.org/10.25202/JAKG.9.1.7 한국지리학회지 9권 1호 2020(103~114)

드론과 이미지 학습을 이용한 생태계 교란 식물 분포도 구축 방안 연구*

김동우** · 진대용*** · 송영명**** · 손승우***** · 윤정호****** · 김근한*******

Construction of the Invasive Alien Plants Distribution Using Drone and Image Learning*

Dongwoo Kim** · Daeyong Jin*** · Yong Myong Song**** · Seung Woo Son***** · Jeong ho Yoon****** · Geunhan Kim*******

요약 : 생태계 교란 식물은 생태적·경제적·공중보건적 피해를 입힌다. 또한 생태계 교란 식물은 번식력이 강하기 때문에 발생 초기에 대응해야 한다. 이에 본 연구에서는 생태계 교란 식물의 발생 초기 대응을 위해 드론과 CNN(Convolution Neural Network) 기반의 이미지 학습 기반 생태계 교란 식물 분포도 구축 체계를 제시하고자 했다. 이러한 체계의 적용 가능성을 검토하기 위해 공간 DBMS(Database Management System)의 활용을 검토했으며, 생태계 교란 식물 중 가시박을 대상으로 실험했다. 실험을 위해 대전 일대 중 가시박이 서식하는 2곳을 선정했으며, 해당지역에 대해 드론을 이용하여 촬영하고 정사영상을 구축했다. 이미지 학습 실험을 수행하기 위해 첫 번째 실험에서는 실험지역 ⓑ에서 촬영한 영상만을 활용한 이미지 학습과 분류 테스트를 진행하였고, 두 번째 실험에서는 실험지역 ⓑ에서 촬영한 영상을 이용한 학습을 수행하고 실험지역 a의 촬영 지역을 대상으로 분류를 수행하였으며, 마지막 실험에서는 실험지역 ⓑ에서 촬영한 영상과 웹상에 있는 가시박 이미지를 이용하여 학습을 수행하고 실험지역 ⓐ를 대상으로 분류를 수행하였다. 분석결과 첫 번째 실험에서는 평균 95%, 두 번째 실험에서는 평균 45%, 마지막 실험에서는 약 61%의 분류 정확도를 보였다. 이러한 실험 결과를 바탕으로 정확도 높은 생태계 교란 식물 분포도를 구축하기 위해서는 다양한 생태계 교란 식물이 포함된 정사영상의 메타테이블을 참조해야 할 것으로 판단된다. 그리고 추후 신규 생태계 교란 식물의 확장성을 고려하여 생태계 교란 식물 검색 대상에 대한 추가적인 정보도 공간 DBMS 기반의 관리 및 다양한 생태계 교란 식물의 자동화된 분류를 수행할 수 있을 것이라 판단되며, 이러한 분석 체계를 활용한다면 생태계 교란 식물의 방제에 큰 도움을 줄 수 있을 것이라 판단된다.
주요어 : 생태계 교란 식물, 이미지 학습, CNN(Convolution Neural Network), 드론, 공간 DBMS(Database Management System)

Abstract : The invasive alien plants that cause ecological, economic, and public health disturbances are highly reproductive and thus must be controlled at the early stage of development. This study is intended to establish the system to construct the invasive alien plant distribution map based on spatial DBMS

*본 연구는 한국환경정책 · 평가연구원(KEI) 연구 과제인 「생태계 교란 식물 분포도 구축을 위한 드론 영상과 이미지 검색 기술의 적용가능성 검토 연구」의 내용을 논문 형식으로 재편집하였으며, 한국환경정책 · 평가연구원(KEI) 연구 과제인 「국토환경정보시스템 운영 관리」의 지원으로 연구를 수행하였음.

**한국환경정책 · 평가연구원 연구원(Researcher, Korea Environment Institute, dwkim@kei.re.kr)
***한국환경정책 · 평가연구원 부연구위원(Research Fellow, Korea Environment Institute, dyjin@kei.re.kr)
****내가시스템 기술연구소 연구소장(Chief Technology Officer, Technical Research Institute NEGGA Co., Ltd., ymsong@negga.co.kr)
*****한국환경정책 · 평가연구원 전문연구원(Research Specialist, Korea Environment Institute, swson@kei.re.kr)
******한국환경정책 · 평가연구원 선임연구위원(Chief Research Fellow, Korea Environment Institute, jhyoon@kei.re.kr)
*******한국환경정책 · 평가연구원 전문연구원(Research Specialist, Korea Environment Institute, ghkim@kei.re.kr)

(Database Management System), obtain ortho-images using drones, classify invasive alien plants using CNN (Convolution Neural Network)-based image learning, and present how to generate the invasive alien plant distribution map using them. We obtained ortho-images by photographing the area where *Sicyos angulatus*, one of the invasive alien plants, inhabited in two test areas of Daejeon to examine the applicability of this system. In the first experiment, we conducted the image learning and classification using only the images photographed in test area a. In the second experiment, we conducted the image learning using the image photographed in test area a and classified the images photographed in test area b. In the last experiment, we conducted learning using the images photographed in test area a and the imagse of *Sicyos angulatus* on web sites and classified the image photographed in test area b. The analysis results showed the average classification accuracy of 95%, 45%, and 61% in the first experiment, the second experiment, and the third experiment, respectively. Construction of the distribution map of invasive alien plants requires the metatable of the ortho-images that contain various invasive alien plants. Additional information on the search targets of invasive alien plants in consideration of the expansion of new invasive alien plants can help to manage them with the spatial DBMS and carry out the automated classification of various invasive alien plants and to manage various ecosystem disturbances. Using them in the analysis system would help control invasive alien plants.

Key Words : Invasive alien plant, Image learning, CNN (Convolution Neural Network), Drone, Spatial DBMS (Database Management System)

I. 서론

생태계 교란 생물이란 위해성평가 결과 생태계 등에 미치는 위해가 큰 것으로 판단되어 환경부장관이 지정 · 고시한 외래생물이다. 위해성 평가의 기준은 「생물다양성 보전 및 이용에 관한 법률」 제2조에 따라 첫 번째, 생태계의 균형을 교란하거나 교란할 우려가 있는 생물, 두 번째, 외래생물에 해당하지 아니하는 생물 중 특정 지역에서 생태계의 균형을 교란하거나 교란할 우려가 있는 생물, 세 번째, 유전자의 변형을 통하여 생산된 유전자변형 생물체 중 생태계의 균형을 교란하거나 교란할 우려가 있는 생물 중 어느 하나에 해당하는 생물이다. 이러한 생태계 교란 생물 중 생태계 교란 식물은 생태계 교란 생물 지정고시에서 제시한 가시박 외 14종이 있으며, 이러한 생태계 교란 식물은 생태적 · 경제적 · 공중 보건적 피해를 준다(한국환경정책 · 평가연구원 편, 2011).

이러한 생태계 교란 식물은 번식력이 강해 개화 및 씨앗이 맺기 전 제거 작업이 필요하며, 이를 위해서는 발생 초기에 대응이 필요하며, 단발성 제초 작업이 아닌 생태계 교란 식물 제거 지역의 지속적 모니터링이 필요하다. 하지만 현재의 생태계 교란 식물의 모니터링 및 방제를 위한 관리체계는 모니터링과 제거 사업을 동시에 추진하고 있어 생태계 교란 식물의 초기 대응이 사실상 불가능하다(박상헌 · 이해승, 2018). 따라서 이러한 생태계 교란 식물의 초기대응을 위해서는 생태계 교란 식물의 발생 지역을 예측하고, 이러한 예측지역들을 중심으로 모니터링을 수행해야 하며, 생태계 교란 식물의 발생초기에 제거 작업을 수행해야 한다. 이에 본 연구에서는 드론을 이용한 고해상도 정사영상의 구축과 컨볼루션 신경망(Convolution Neural Network, 이하 CNN)을 이용한 이미지 학습 기법을 이용하여 공간 데이터 베이스 관리 시스템(Database Management System, 이하 DBMS) 기반의 생태계 교란 식물의 분포도 작성 방안을 제시하고자 한다.

이때 활용되는 드론 기반의 정사영상 제작 기술은 토지피복 분류, 폐기물 탐지 등 다양한 환경 분야에서 적용되고 있다. 드론 기반 영상 촬영은 기존 영상 촬영 방법인 항공사진, 위성영상과 비교하였을 때, 원하는 시기와 장소를 대상으로 고해상도 영상 촬영이 가능하다는 장점이 있다(김동우 등, 2019). 특히 최근 드론에 탑재된 GNSS(Global Navigation Satellite System)를 바탕으로 드론의 자동비행과 위치정확도가 확보된 영상촬영이 가능하게 되었으며, 드론 기반 고해상도 광학카메라(RGB)로 취득된 영상을 활용하여 cm급 공간해상도의 정사영상 구축이 가능하게 되었다. 이러한 고해상도 정사영상을

이용하면 식생 유형 구분 및 분포 확인이 가능하다는 장점이 있으며, 이러한 특징을 활용하여 기름 야자나무(oil palm trees) 농장에서 생산되는 기름 생산량 예상을 위한 기름 야자나무 모니터링(Wang *et al.*, 2019)과, 오스트레일리아 케이프 레인지(Cape Range) 국립공원에서 분포하고 있는 외래종 식생 탐지 연구(Sandino *et al.*, 2018)등에 활용되고 있다. 국내에서는 저수지 수생식물 분포를 분석하는 연구(이근상 등, 2017)와 우박에 의해 피해를 받은 산림의 분포 파악에 드론 기반 영상을 이용하는 연구(임종환 등, 2017)가 진행되었다. 이에 본 연구에서도 드론을 이용하여 외래종 분포 파악을 위한 촬영 및 정사영상 구축 실험을 수행하였다.

이미지 학습과 관련하여 활용한 CNN은 이미지 분류, 이미지 탐지 등에 주로 활용되고 있다. 이 과정에서 CNN은 이미지에 포함된 모양이나, 표면, 색상 등과 같은 특징을 추출하기 위한 사전 작업 없이 입력된 픽셀들로부터 자동으로 최적의 특징을 추출하고 이를 활용하여 분류를 수행한다. 주요 활용 사례로는 야생동물 식별, 식물 식별, 미세먼지 추정, 암 진단 등 다양한 분야에서 활용되고 있다(Grinblat *et al.*, 2016; Araújo *et al.*, 2017; Norouzzadeh *et al.*, 2018; Vahdatpour *et al.*, 2018).

그리고 생태계 교란 식물 분포도 구축을 위해 공간 DBMS를 활용했다. 드론 촬영을 통해 획득한 고해상도 정사영상의 저장 및 관리와 이렇게 저장된 정사영상들을 이용해 CNN 기법 기반의 이미지 학습 기법의 적용 및 결과의 도출을 통한 생태계 교란 식물 분포도 구축을 위해 공간 DBMS의 활용을 제안했다. 그리고 생태계 교란 식물의 대표 사례로 가시박을 선정하여 본 연구에서 제시한 관리체계의 활용 가능성을 검토했다.

II. 분석 데이터 및 방법론

1. 공간 DBMS를 활용한 생태계 교란 식물 분포도 적용 가능성 검토

드론을 이용해 구축한 정사영상은 해상도가 높은 대신 용량이 크고 촬영 지역이 많아질수록 정사영상의 관리가 어렵다. 그리고 이미지 학습을 적용하기 위해서는 이미지 분할 및 해당 이미지가 생태계 교란 식물인지 아닌지 분할된 이미지마다 정보를 입력하는 라벨링(0, 1) 작업이 필요하지만, 이러한 이미지 작업을 수작업으로 진행하기에는 어려움이 많다. 이에 본 연구에서는 공간 DBMS를 이용한 정사영상의 관리와 활용을 검토했다.

공간 DBMS의 활용은 다양한 유형의 공간정보를 2차원 테이블 형태로 표현하고, 데이터 간의 관계를 기본키와 외래키 값으로 연계 표현하며, 데이터의 첨가, 삭제, 수정이 쉽다. 그리고 기본키와 외래키의 설정을 통해 테이블 간 서로 연계할 수 있으며, 이러한 연계를 통해 여러 테이블에 분포되어 있는 정보를 쿼리를 통해 손쉽게 추출할 수 있다, 또한 공간 DBMS에서 제공하는 다양한 공간 분석 기능을 이용하여 분석에 활용할 수 있다(한국환경정책 · 평가연구원 편, 2018).

드론을 활용하여 구축한 고해상도 정사영상을 활용하기 위하여 그림 1과 같은 타일링 작업을 수행한다. 일반적으로 공간 DBMS에 파일을 업로드하게 되면 하나의 어트리뷰트에 포인트, 라인스트링, 폴리곤과 같은 지오메트리를 포함하여 저장하게 된다. 하지만 정사영상 한 장 전체를 하나의 튜플(열)에 저장하기에는 메모리상의 문제로 저장이 불가능하다. 따라서 격자 크기를 지정하여 하나의 정사영상을 여러 개의 데이터로 나누어 저장하는 방식으로, 하나의 정사영상이 여러 개로 분할되어 각각의 튜플(행)에 저장하여 분석에 활용하게 되는데, 이처럼 데이터를 분할하는 작업을 타일링이라 한다(한국환경정책 · 평가연구원 편, 2018).

이렇게 각각의 타일링된 이미지를 데이터베이스에 저장하며, 타일링된 정사영상은 촬영 정보, 좌표계 정보, 원점 정보, 타일의 가로/세로 개수 및 사이즈, 이미지 형식 같은 정보를 보유해야 한다. 이렇게 타일링 된 정사영상들을 저장하고, 효율적으로 연계 활용하기 위해 그림 2와 같은 관계도를 구성한다. 각각의 타일링된 이미

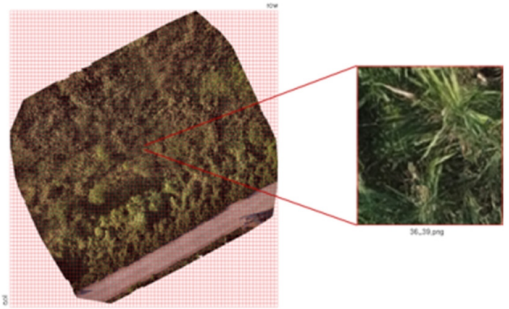

그림 1. 정사영상의 타일링 예시

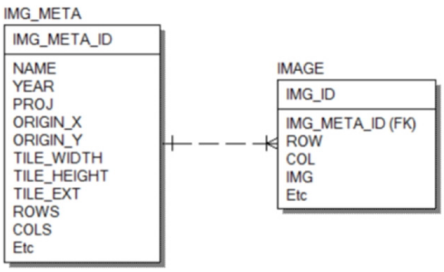

그림 2. 타일링된 정사영상 관리를 위한 관계도

지는 데이터베이스에 BLOB형태로 저장되며, 공통된 정보를 참조하는 메타테이블 ID를 외래키로 가지게 되고, 타일링된 정사영상에서는 타일링된 이미지의 가로, 세로의 순번을 속성 값으로 가지게 됨으로써 향후 해당 이미지를 활용한 생태계 교란 식물 현황지도 구축을 가능하게 한다.

공간 DBMS를 활용한 생태계 교란 식물 분포도 구축 체계의 연구 흐름은 그림 3과 같다. 드론을 이용한 실험지역 촬영 및 정사영상 구축을 구축하고, 이렇게 구축한 정사영상을 활용하여 생태계 교란 식물 서식 지역을 확인하고 해당지역을 생태계 교란 식물 서식 지역으로 저장한다. 이렇게 생태계 교란 식물 서식 지역 정보까지 포함한 정사영상을 타일링 작업을 수행하여 공간 DBMS에 저장한다. 이때 구글 등 웹상에서 수집한 생태계 교란 식물 이미지 또한 공간 DBMS에 같이 저장한다. 이렇게 공간 DBMS에 저장된 타일링 된 정사영상 이미지 중 일부를 샘플링을 통해 추출하고 해당 이미지들을 활용하여 이미지 학습(CNN 적용)을 수행한다. 이렇게 샘플링 데이터를 이용한 이미지학습을 통한 정확도를 검토하고, 정확도 충족 여부를 검토하여 정확도가 충족되었을 때 저장된 전체 정사영상 이미지에 대한 분류 수행 및 분포도 구축을 진행하며, 정확도 미 충족 시 추가 촬영 또는 웹상 이미지 확보를 통해 정확도 충족될 때까지 위 과정을 반복 수행하도록 한다.

2. 드론을 이용한 고해상도 정사영상 구축 방법론

생태계 교란 식물 분포도를 구축하기 위해 드론 기반 광학(RGB) 카메라를 이용하여 항공 촬영을 실시하고, 정사영상을 구축했다. 드론 촬영 및 정사영상 구축 대상은 생태계 교란 식물 중 하나인 가시박이며, 촬영 대상지는 대전시 침산동 유등천 일대와 삼괴동 대전천 일대의 하천습지이다(그림 4). 촬영 면적은 각각 약 6,000m^2와 약 2,500m^2이다.

드론 기체는 중국 DJI社의 Mavic pro를 활용하였으며, 해당 기체에 장착된 RGB 카메라로 영상을 취득하였다. 드론 자동비행 및 영상 촬영은 스위스 Pix4D社의 Pix4-dcapture를 사용하였다. 촬영대상지의 면적과 장애물을 고려하여, 촬영중복도, 그리고 비행경로 경로 등의 비행 변수를 설정하였는데, 특히 영상의 해상도를 높이기 위해 비행고도를 최대한 낮게 설정하였다. 대전시 침산동

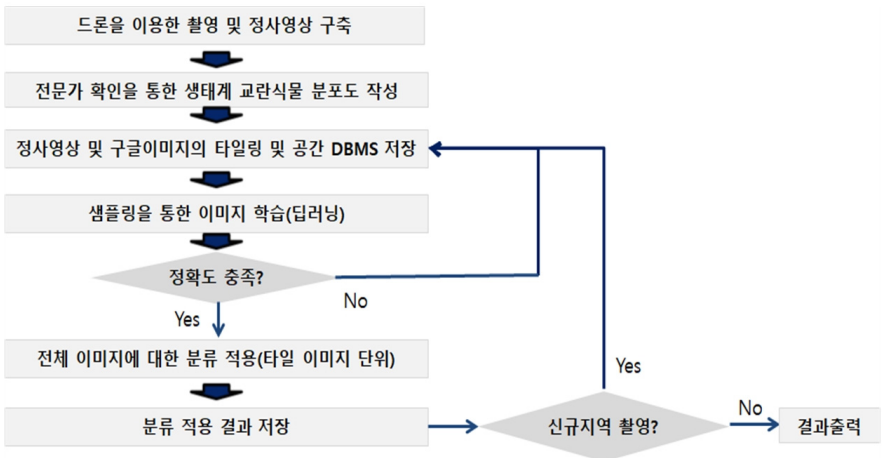

그림 3. 생태계 교란 식물 모니터링 체계

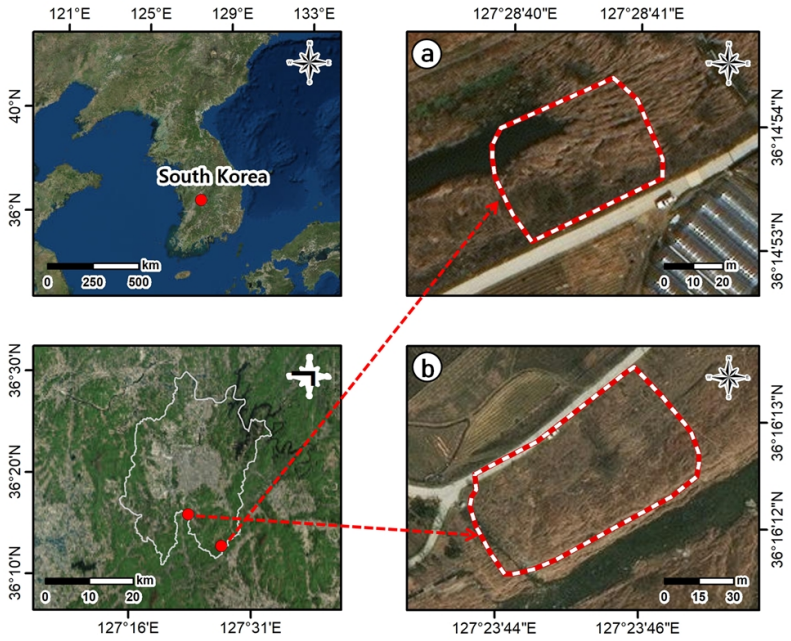

그림 4. 실험지역

* ⓐ는 대전시 삼괴동 일대; ⓑ는 대전시 침산동 일대.

일대(실험지역 ⓐ)는 2019년 10월 15일 오후 1시부터 비행고도 14m에서 촬영중복도(종횡중복도) 85%로 RGB 영상을 촬영하였다. 대전시 삼괴동 일대(실험지역 ⓑ)는 2019년 9월 16일 오후 4시부터 비행고도 10m에서 촬영중복도(종횡중복도) 85%로 영상을 취득하였다. 정합된 정사영상의 위치 정확도를 보정하기 위해서는 지상기준점을 활용할 수 있지만 본 연구에서는 정합된 정사영상 구축이 주요 목적이었기 때문에 해당 과정은 생략하였다.

촬영된 드론의 RGB 영상은 스위스 Pix4D社의 Pix4-Dmapper 프로그램을 활용하여 영상 정합을 실시, 정사영상을 구축하였다. 정사영상의 좌표체계는 Korea 2000/ Central Belt 2010(EPSG:5186)좌표계로 설정하였다. 정사영상은 SIFT(Scale Invariant Feature Transform) 알고리즘과 SfM(Structure from Motion) 알고리즘을 기반으로 구축하였다. SIFT 알고리즘은 인접한 다중 영상에서 도출된 동일한 특징점(keypoint)을 중심으로 영상을 매칭시키는 기술이며, SfM 알고리즘은 영상이 촬영된 카메라의 위치와 방향을 재구성하여 촬영 대상과 장면을 3차원으로 구축하는 기술이다(손승우 등, 2017).

3. CNN을 활용한 이미지 학습 기반의 생태계 교란 식물 판독 방법론

CNN은 그림 5와 같이 이미지 학습 및 분류에서 가장 많이 활용되는 모델로서 컨볼루션 층(Convolution Layer)과 풀링층(Pooling Layer)이 반복되고 이후 최종 분류층으로 구성된다. 먼저 컨볼루션 층에서는 다양한 필터(Filter) 적용을 통해 이미지의 특징을 추출한다. 다음으로 풀링층에서는 크기를 줄이거나(압축) 특정 데이터를 강조(중요한 부분만 활용)하는 용도로 주로 활용되고 있다. 마지막으로 최종 분류층 에서는 앞단에서 처리된 데이터를 신경망(Fully connected layer)를 통해 최종 분류를 수행한다.

본 연구에서는 그림 6과 같이 가시박 이미지를 활용해 가시박을 식별하는 분류기를 구축했다. 드론으로부터 수집된 실험지역 ⓐ(대전 삼괴동 일대)와 실험지역 ⓑ(대전 침산동 일대)의 정사영상 이미지 데이터와 다양한 가시박의 이미지를 확보하기 위해 구글/네이버와 같은 웹상으로부터 생태계 교란 식물(가시박)의 이미지 데이터를 다운로드 받아 분석에 활용했다. 이때 활용되는 영상은 그림 2의 데이터 모델 기반의 공간 DBMS에 저장한

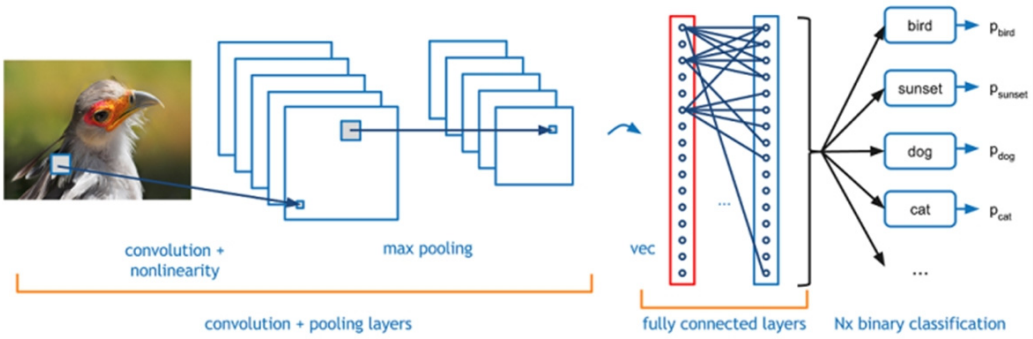

그림 5. 컨볼루션 신경망 구조

출처 : Deshpande, 2016.

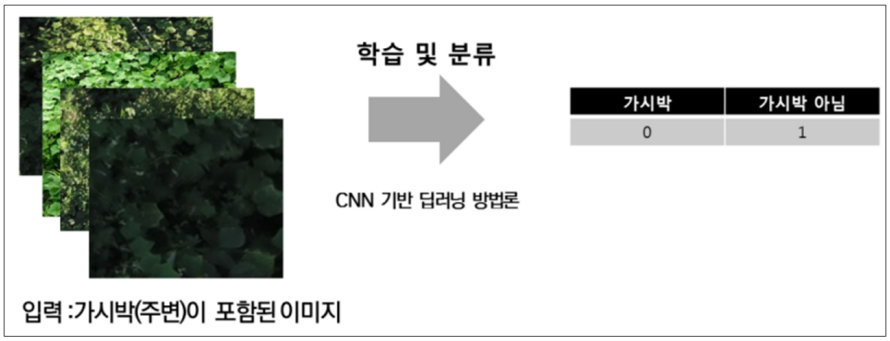

그림 6. 가시박 이미지 분류기 구축 과정

후 쿼리를 이용하여 해당 이미지들을 추출하여 이미지 학습에 활용하였다.

이러한 과정을 통해 추출된 이미지들을 이용하여 학습 데이터를 구축하기 위해 먼저 그림 7의 a)와 같이 수집 된 데이터에서 가시박인 부분과 아닌 부분을 및 샘플링 하여 레이블링(0 or 1) 수행하였다. 다음으로는 레이블링 된 가시박 이미지를 64×64 픽셀로 분할하여 학습 데이터로 구축하였으며, 최종적으로는 그림 7의 b)와 같은 형태로 이미지를 CNN 모델 학습 전 원래 이미지에 회전, 굽힘, 밀림, 뒤집기, 회전 등의 연산을 적용하여 샘플수를 늘리는 이미지 향상기법(Image augmentation)을 활용하여 샘플 수 문제를 보완했다.

실제 구성된 CNN 모델은 그림 8과 같이 4개의 컨볼루션, 2개의 최대 폴링 계층과 분류를 위한 분류층을 가지고, 최종적으로는 0~1 사이의 값을 가지는(0에 가까울수록 가시박, 1에 가까울수록 가시박이 아님) CNN 모델을 구성했고, 구축된 이미지 데이터 학습을 수행하여 분류기를 구축하고 분류를 수행한다.

먼저 실험 1은 동일지역 촬영 영상에 같이 포함된 가시박 이미지의 분류 가능성을 확인했다. 이를 위해 실험지역 ⓑ의 정사영상의 샘플링 및 분할을 통해 가시박 이미지 375장과 가시박이 아닌 이미지 375장, 총 750장의 이미지를 활용하여 분류기를 구축하였다. 먼저 전체 데이터를 학습 데이터(80%, 600장), 실험 데이터(20%, 150장)로 분할했다. 그리고 학습 데이터로 활용할 600장의 이미지에 대해 이미지 향상 기법을 적용하여 10,000장의 이미지로 만들어 학습에 활용하였다.

실험 2에서는 실험지역 ⓑ 데이터를 학습 데이터로 활용하고, 실험지역 ⓐ 데이터를 분류 테스트 데이터로 적용했다. 실험지역 ⓑ의 정사영상의 샘플링 및 분할을 통해 가시박 이미지 375장과 가시박이 아닌 이미지 375장, 총 750장의 이미지를 활용하여 이미지 향상 기법을 적용하여 10,000장의 이미지로 만들어 학습에 활용하였으며, 실험지역 ⓐ의 정사영상의 샘플링 및 분할을 통해 가시박 이미지 450장과 가시박이 아닌 이미지 450장, 총 900장의 이미지를 활용하여 분류 테스트를 수행하였다.

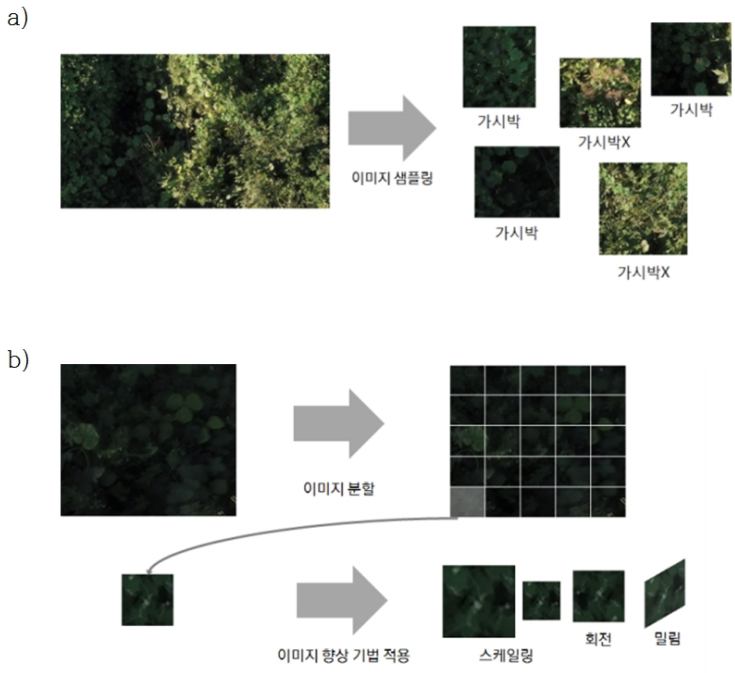

그림 7. 학습 데이터 구축 과정

* a)는 이미지 샘플링; b)는 이미지 분할 및 이미지 향상 기법.

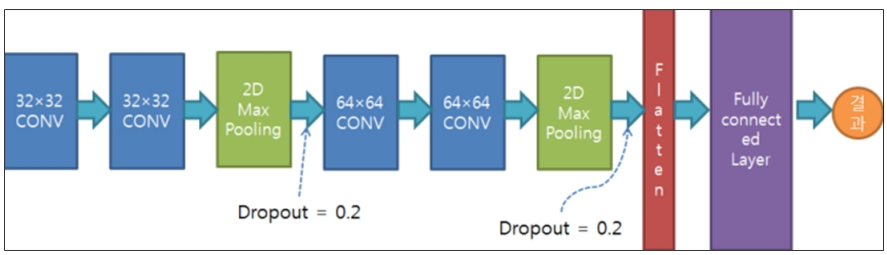

그림 8. 학습에 활용된 CNN 모델

마지막으로는 실험 3에서는 실험지역 ⓑ의 정사영상과 구글과 네이버와 같은 웹에서 수집한 이미지를 합쳐서 데이터를 학습 데이터로 활용하고, 실험지역 ⓐ의 정상영상 이미지를 테스트 데이터로 활용하였다. 실험지역 ⓑ와 웹으로부터 수집된 가시박 및 주위의 이미지 샘플링 및 분할을 통해 가시박 이미지 550장과 가시박이 아닌 이미지 550장을 학습 및 분류에 활용하였다. 실제로는 전체 데이터인 1,100장의 이미지를 10,000장의 이미지로 만들어 학습에 활용하고, 실험지역 ⓐ 이미지 분류를 수행하였다.

III. 실험결과

1. 드론을 이용한 고해상도 정사영상 구축 결과

대전시 삼괴동 대전천, 침산동 유등천 일대 가시박 분포지를 대상으로 드론 자동비행 및 RGB 촬영을 약 10분과 15분 동안 실시하였다. 촬영 결과 각각 260매와 266매의 영상을 획득하였다. Pix4Dmapper 프로그램을 활용한 영상 정합 과정에서는 삼괴동에서는 260매 가운데 254매가 특징점 도출과 정합에 성공하였으며, 침산동은 266매 가운데 255매가 특징점 도출과 정합에 성공하였

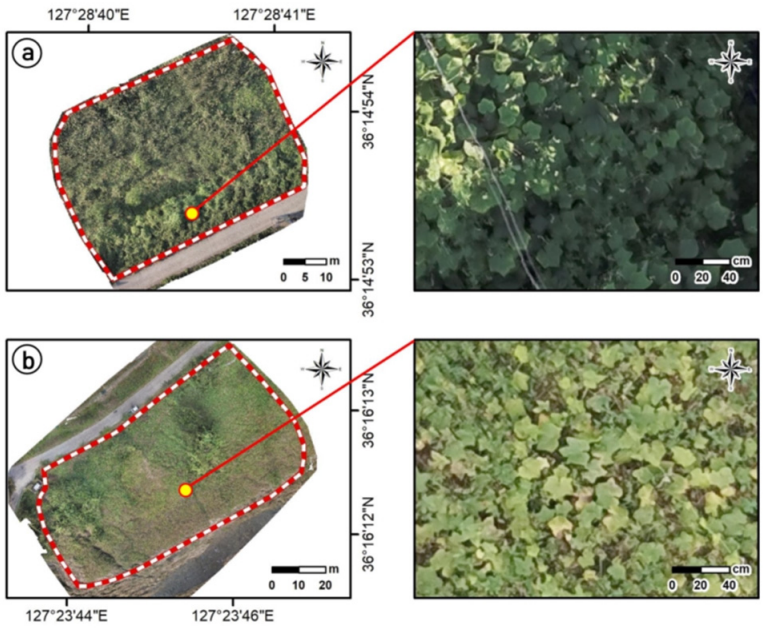

그림 9. 실험지역의 정사영상 구축

* ⓐ는 대전시 삼괴동 대전천; ⓑ는 대전시 침산동 유등천.

다. 영상 정합 결과 그림 9와 같이 잎의 크기가 약 15~20cm인 가시박 잎의 형태와 특징점이 구분이 가능한 공간해상도 약 0.35cm과 약 0.48cm의 정사영상을 구축하였다.

2. CNN을 이용한 생태계 교란 식물 판독 결과

그림 10은 실험 1의 테스트 결과 분류기의 학습 진행 및 성능 테스트를 나타낸 것이다. 실험 결과 학습 데이터는 거의 100%, 테스트 데이터에 대해 95% 정도의 정확도로 빠르게 수렴하는 것을 확인할 수 있으며, 이는 학습에 이용된 이미지들이 포함된 동일한 장소의 가시박에 대해서는 학습 데이터의 이미지 데이터와 유사한 분포를 지니고 있어 분류를 잘 수행할 수 있음을 의미한다. 이는 동일 장소에 대해 가시박이 포함된 이미지를 촬영한 결과를 이용하여 이미지 학습에 이용한다면 큰 변화가 없는 이상 가시박을 인식할 수 있을 것으로 기대할 수 있다.

그림 12는 실험 3의 테스트 결과 분류기의 학습 진행 및 성능 테스트를 나타낸 것이다. 그림과 같이 테스트 데이터에 대해서 평균 약 61%, 최고 성능은 82.13%의 정확도 성능을 나타냈다. 그리고 향상이 최고 성능(82.13%)을 가질 때의 분류기를 활용하여 실제 분류결과를 확인한 결과, 육안으로 가시박으로 확실히 분류할 수 있는 경우만을 가시박으로 분류하고 있었다. 예를 들어 테스트 이미지에 가시박이 가득 차 있는 경우에는 가시박으로 분류했지만, 듬성듬성하게 있는 경우에는 가시박이 아닌 것으로 판단하는 경우가 많았다. 이러한 결과는 실험 2와 결과를 비교했을 때 다른 지역에서 촬영한 영상을 이용하여 가시박의 분류를 수행하기 위해서는 학습 데이터 분포에 다양한 가시박 이미지의 추가 등을 통해 실험지역 ⓑ에서만 나타나는 가시박 이미지의 특징이 아닌 일반화된 가시박의 특징을 활용하는 분류기 구성을 통해 전반적인 성능 향상을 도모할 수 있을 것으로 판단된다.

3. 생태계 교란 식물 분포도 작성

본 연구에서는 생태계 교란 식물 분포도 구축을 위해 위 실험 3의 적용 결과 중 이미지 학습 결과 최고성능

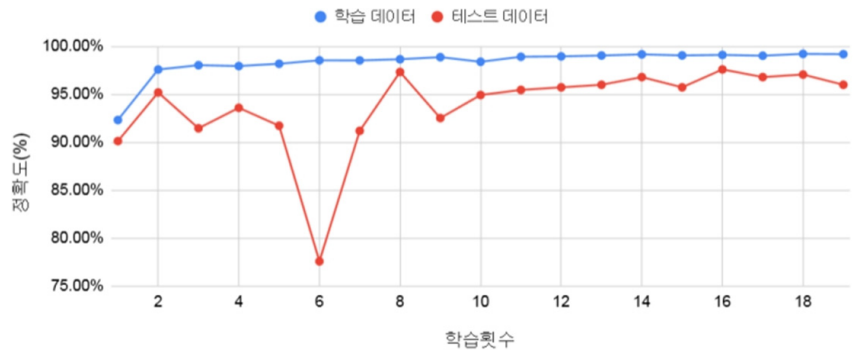

그림 10. 실험 1: 성능테스트 결과

그림 11. 실험 2: 성능테스트 결과

그림 12. 실험 3: 성능테스트 결과

(82.13%) 일 때의 분류기를 활용하여 그림 13과 같이 실험지역 ⓐ의 한 장소에 대해 실제 이미지(252개의 분할 이미지) 적용하여 결과를 확인하였다. 기본적으로 분류기의 결과 값은 0~1사이의 값으로 나타나는데 분류기의 값이 0에 가까울수록 가시박, 1에 가까울수록 가시박이 아닌 것으로 인식하며, 실제로는 0.5를 기준으로 하여 가시박 또는 가시박이 아님을 정한다.

그런데 실제 결과는 가시박 이미지가 다수 포함되어 있지만 해당 이미지의 분류 결과 값이 대부분 0.5 이상의 값이 나타났다. 즉 가시박이 아니라고 판단하는 경우

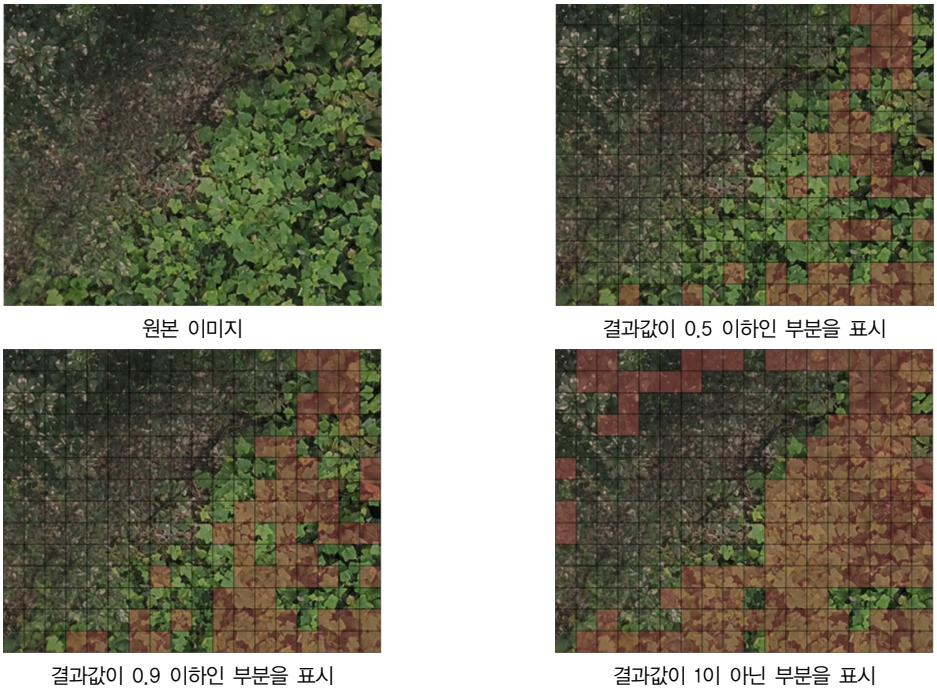

그림 13. 실제 가시박 이미지 분류 결과

가 대부분이었으며 0.5 이하의 값은 거의 나타나지 않았다.

이는 이미지 학습을 통한 분류기가 가시박이 가득 차 있는 이미지 위주로 학습을 진행하여 분류기가 매우 보수적(가시박이 가득찬 이미지에 대해서만)으로 가시박을 인식하기 때문이다. 이런 점을 감안하여 가시박으로 인식하는 분류기준을 0.5이하, 0.9이하, 1이 아닌 모든 값 3가지로 경계 값을 완화하여 가시박 영역을 분류하여 붉은색으로 표시하여 나타낸 것이다. 0.5와 0.9 이하의 값을 활용할 경우 가시박이 이미지 포함되어 있음에도 가시박으로 인식하지 못한 부분이 많이 있었지만 대부분 경우 가시박으로 인식한 부분은 가시박이 포함되어 있었고, 가시박이 아닌 부분에 대해서는 붉은색이 나타나지 않았다. 따라서 그림 13과 같이 1 이외의 모든 지역을 붉은색으로 표시할 경우에도 대부분 가시박인 부분에 대해서만 붉은색으로 나타나게 되어, 가시박 분포도 구축 시에 활용할 수 있는 성능을 나타낸 것을 확인할 수 있다. 따라서 분류기의 결과 값이 1이 아닌 지역으로 예측된 타일링된 이미지의 행과 열의 번호를 공간 DBMS에 저장하고 추후 해당 행과 열의 공간정보를 활용한다면 생태계 교란 식물의 분포도를 구축할 수 있다.

IV. 결론

생태계 교란 식물은 번식력이 강해 발생 초기에 대응하여 개화 및 씨앗이 매기 전에 제거 작업을 수행해야 하지만 생태계 교란 식물의 모니터링과 제거사업을 동시에 진행하는 기존의 관리체계에서는 이러한 제거 작업이 불가하다. 따라서 본 연구에서는 드론을 이용하여 정사영상을 구축하고, CNN 기반의 이미지 학습을 통하여 생태계 교란 식물을 탐지하여, 생태계 교란 식물 분포도의 구축할 수 있는 공간 DBMS 기반의 구축 체계를 제시하고자 한다. 이를 위해 생태계 교란 식물 중 가시박을 대상으로 대전의 2곳의 시범지역에서 드론을 이용하여 가시박 분포 지역을 촬영하여 정사영상을 획득하고, 해당 정사영상과 웹상의 가시박 이미지를 활용하여 이미지 학습을 통해 가시박의 분류 테스트를 수행하였다.

실험은 실험지역 ⓑ에서 촬영한 영상만을 활용한 이미지 학습과 분류 테스트를 진행하였으며, 두 번째 실험에서는 실험지역 ⓑ에서 촬영한 영상을 이용한 학습을 수행하고 실험지역 ⓐ를 대상으로 분류를 수행하였으며, 마지막 실험에서는 실험지역 b에서 촬영한 영상과

웹상에 있는 이미지를 이용하여 학습을 수행하고 실험 지역 ⓐ를 대상으로 분류를 수행하였다. 분석결과 첫 번째 실험에서는 평균 95%, 두 번째 실험은 평균 45%, 마지막 실험은 약 61%의 분류 정확도를 보였다. 이러한 실험결과는 다양한 이미지들을 활용하여 일반화된 가시박의 특징을 활용하는 분류기를 구성할 수 있다면 전반적인 성능 향상을 도모할 수 있을 것이라 판단된다.

따라서 생태계 교란 식물의 분포도 구축을 위해서는 구축하고자 하는 생태계 교란 식물들을 대상으로 학습 이미지를 다양화하고 해당 생태계 교란 식물들이 많이 포함된 이미지, 듬성듬성 포함된 이미지, 반쪽만 있는 이미지, 빛에 반사된 이미지, 촬영 시기의 날씨에 따른 이미지, 여러 식물들과 어우러진 이미지 등 다양한 경우를 고려하여 생태계 교란 식물의 분류기를 구성 및 활용이 필요할 것으로 판단된다.

이때 생태계 교란 식물 분포도 구축을 위해서는 다양한 생태계 교란 식물이 포함된 정사영상의 메타테이블을 참조하여야 하며, 추후 신규 생태계 교란 식물의 확장성을 고려하여 생태계 교란 식물 검색 대상에 대한 추가적인 정보도 공간 DBMS 기반의 관리 및 다양한 생태계 교란 식물의 자동화된 분류를 수행할 수 있도록 공간 DBMS 기반의 생태계 식물 분포도 구축 체계의 마련이 필요하며, 이러한 분석 체계의 적용은 생태계 교란 식물의 방제에 큰 도움을 줄 수 있을 것이라 판단된다.

향후 연구에서는 본 연구에서 활용한 가시박을 포함하여 더 다양한 생태계 교란 식물들을 대상으로 이미지를 다양화하고 해당 생태계 교란 식물들이 많이 포함된 이미지, 듬성듬성 포함된 이미지, 반쪽만 있는 이미지, 빛에 반사된 이미지, 촬영 시기의 날씨에 따른 이미지, 여러 식물들과 어우러진 이미지 등 다양한 경우를 고려하여보다 다양한 샘플을 활용해 보다 일반화 된 생태계 교란 식물 분류기를 구성, 더 나아가 생태교란종 식별기 구성 및 활용이 가능할 것으로 기대한다.

그리고 가시박뿐만 아니라 다양한 유형의 생태계 교란 식물 분포도 구축을 위해서는 공간 DBMS 기반의 관리 및 다양한 생태계 교란 식물의 자동화된 분류를 수행할 수 있도록 다양한 생태계 교란 식물에 대한 정보를 관리하고, 해당 정보를 이용한 이미지 학습을 수행하고, 수행된 결과를 저장하고, 이를 이미지 학습에 다시 참조할 수 있는 생태계 교란 식물 분포도 구축 체계의 마련이 필요하다.

참고문헌

김근한·전철민·정휘철·윤정호, 2016, “공간 빅데이터의 개념 및 요구사항을 반영한 서비스 제공 방안,” 대한공간정보학회지, 24(4), 89-96.

김동우·유재진·윤정호·손승우, 2019, “UAV 열적외 카메라를 활용한 폭염 시 시가지의 표면온도 변화 분석,” 한국지리학회지, 8(1), 47-60.

박상헌·이해승, 2018, “외래식물 분포 및 관리방안,” 한국산학기술학회 논문지, 19(11), 488- 496.

손승우·유재진·전형진·임성하·강영은·윤정호, 2017, “UAS 기반 대형 폐기물 발생량 측정 가능성 모색,” 대한원격탐사학회지, 33(5), 809-820.

이근상·김성욱·이길하, 2017, “드론원격정보를 활용한 저수지 수생식물 분포 파악: 경북 문천저수지에서의 적용예,” 한국환경과학회지, 26(5), 685-689.

임종환·김은숙·이보라·김선희·장근창, 2017, “2017년 우박에 의한 산림피해의 기상, 수종 및 지형 특성 분석,” 한국농림기상학회지, 19(4), 280-292.

한국환경정책·평가연구원 편, 2011,「외래종 생태계위해 관리 기본계획 수립 연구」, 서울: 한국환경정책·평가연구원.

한국환경정책·평가연구원 편, 2018,「토지피복지도와 국토환경성평가지도의 정책적 활용 기반 마련 연구」, 세종: 한국환경정책·평가연구원.

환경부, 2018,「생물다양성 보전 및 이용에 관한 법률」(2018년 10월 16일 일부개정).

Araújo, T., Aresta, G., Castro, E., Rouco, J., Aguiar, P., Eloy, C., Polónia, A., and Campilho, A., 2017, Classification of breast cancer histology images using convolutional neural networks, *PloS ONE*, 12(6) (doi: 10.1371/journal.pone.0177544).

Deshpande, A., 2016, A beginner's guide to understanding convolutional neural networks (https://adeshpande3.github.io/A-Beginner%27s-Guide-To-Understanding-Convolutional-Neural-Networks).

Grinblat, G.L., Uzal, L.C., Larese, M.G., and Granitto, P.M., 2016, Deep learning for plant identification using vein morphological patterns, *Computers and Electronics in Agriculture*, 127, 418-424.

Norouzzadeh, M.S., Nguyen, A., Kosmala, M., Swanson, A., Palmer, M.S., Packer, C., and Clune, J., 2018,

Automatically identifying, counting, and describing wild animals in camera-trap images with deep learning, *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 115(25), E5716-E5725 (doi: 10.1073/pnas.1719367115).

Sandino, J., Gonzalez, F., Mengersen, K., and Gaston, K.J., 2018, UAVs and machine learning revolutionising invasive grass and vegetation surveys in remote arid lands, *Sensors*, 18(2), 605 (doi: 10.3390/s18020605).

Vahdatpour, M.S., Sajedi, H., and Ramezani, F., 2018, Air pollution forecasting from sky images with shallow and deep classifiers, *Earth Science Informatics*, 11(3), 413-422.

Wang, Y., Zhu, X., and Wu, B., 2019, Automatic detection of individual oil palm trees from UAV images using HOG features and an SVM classifier, *International Journal of Remote Sensing: Oil Palms*, 40(19), 7356-7370.

법제처 국가법령정보센터, www.law.go.kr

교신 : 김근한, 30147, 세종특별자치시 시청대로 370, 세종국책연구단지 B동, 한국환경정책 · 평가연구원 (이메일: ghkim@kei.re.kr)

Correspondence : Geunhan Kim, 30147, Bldg. B, 370 Sicheong-daero, Sejong Special Self-Governing City, Korea, Korea Environment Institute (Email: ghkim@kei.re.kr)

투고접수일: 2019년 11월 27일
심사완료일: 2020년 2월 11일
게재확정일: 2020년 3월 24일