

The Application Methods of FarmMap Reading in Agricultural Land Using Deep Learning

Wee Seong Seung[†] · Jung Nam Su^{††} · Lee Won Suk^{†††} · Shin Yong Tae^{††††}

ABSTRACT

The Ministry of Agriculture, Food and Rural Affairs established the FarmMap, an digital map of agricultural land. In this study, using deep learning, we suggest the application of farm map reading to farmland such as paddy fields, fields, ginseng, fruit trees, facilities, and uncultivated land. The farm map is used as spatial information for planting status and drone operation by digitizing agricultural land in the real world using aerial and satellite images. A reading manual has been prepared and updated every year by demarcating the boundaries of agricultural land and reading the attributes. Human reading of agricultural land differs depending on reading ability and experience, and reading errors are difficult to verify in reality because of budget limitations. The farmmap has location information and class information of the corresponding object in the image of 5 types of farmland properties, so the suitable AI technique was tested with ResNet50, an instance segmentation model. The results of attribute reading of agricultural land using deep learning and attribute reading by humans were compared. If technology is developed by focusing on attribute reading that shows different results in the future, it is expected that it will play a big role in reducing attribute errors and improving the accuracy of digital map of agricultural land.

Keywords : Deep Learning, Agricultural Land, FarmMap, Aviation Image

딥러닝을 이용한 농경지 팜맵 판독 적용 방안

위 성 승[†] · 정 남 수^{††} · 이 원 석^{†††} · 신 용 태^{††††}

요 약

본 논문은 농림축산식품부에서 구축한 농경지 전자지도인 팜맵을 딥러닝을 이용하여 농경지 속성정보인 논, 밭, 인삼, 과수, 시설, 비경지의 속성 정보를 판독하는 방안을 제안한다. 팜맵은 항공 및 위성 영상을 이용하여 현실 세계의 농경지를 디지털화하여 작물 생산 현황 파악과 드론 운영에 공간정보로 활용되고 있으며, 판독 매뉴얼을 작성하여 매년 사람을 통해 농경지의 경계를 구획하고 속성을 판독하여 갱신한다. 사람을 통한 농경지 속성판독은 사람의 판독 역량과 경험에 따라 차이를 보이며, 판독 오류는 예산과 공간적 시간적 한계로 직접 현장에 갈 수 없어 현실적으로 검증이 쉽지 않다. 팜맵은 5가지의 농경지 속성의 이미지에 해당 객체의 위치 정보와 클래스 정보를 가지고 있어 적합한 AI의 기법은 인스턴스 분할 모델인 ResNet50으로 실험을 진행하였으며, 딥러닝을 이용한 농경지 속성판독과 사람에 의한 속성판독 결과를 비교하여, 향후 다른 결과를 나타내는 속성판독에 집중하여 기술을 개발한다면 속성 오류를 줄이고 농경지 전자지도의 정확성 향상에 큰 역할을 할 것으로 기대된다.

키워드 : 딥러닝, 농경지, 팜맵, 항공영상

1. 서 론

우리나라 농경지 면적은 2010년 1,715ha에서 2020년 1,565ha로 최근 10년간 8.7% 정도 급속하게 감소하였다[1]. 농경지를 확보하고 보전하기 위해 다양한 정책적 노력을 하고 있는데, 이를 효과적으로 수행하기 위해서는 시기별 지역

별로 정확한 경지면적 통계를 확보하는 것이 중요하다.

우리나라 농경지의 법적 기준은 필지로 이뤄진 지적도로 현실 세계의 농경지와는 큰 괴리가 있다. 예를 들어 한 필지에 2개의 논이 존재하며, 역으로 1개의 논에 2필지가 걸쳐있는 경우 등 다양한 경우가 존재한다. 실제 작물의 수급을 위한 통계 기초자료로 작물들의 생산량과 면적 통계가 필수이지만, 필지가 기반이다 보니, 정확한 통계를 산출하기 어려운 한계가 존재한다.

농림축산식품부는 2013년 최초로 실제 농경지 전자지도에 관한 연구를 시작하였으며, 고해상도 위성·항공 영상을 활용하여 2014년부터 현재까지 농경지에 대한 면적과 속성정보를 구축하였고, 2021년부터 일반인도 활용할 수 있도록 개방하고 있다[2].

[†] 준 회 원 : 숭실대학교 IT정책경영학과 박사과정
^{††} 비 회 원 : 공주대학교 지역건설공학과 교수
^{†††} 준 회 원 : 농림축산식품부 정보통계정책담당관
^{††††} 종신회원 : 숭실대학교 컴퓨터공학부 교수
Manuscript Received : May 11, 2022
First Revision : August 3, 2022
Second Revision : September 13, 2022
Accepted : September 18, 2022

* Corresponding Author : Shin Yong Tae(shin@ssu.ac.kr)

팜맵은 현실 세계의 농경지와 일치하는 전자지도로 법적 기준인 필지보다 작물의 재배면적과 생산량 산출에 유리한 면이 있으며, 팜맵을 기반으로 여러 행정정보와 공간정보를 연계하여 공간정보 유통 창구를 일원화하면 공간정보 플랫폼 기반의 자료를 공유 갱신 등 윈스톱 서비스 구축이 가능하다[3].

최근 팜맵을 기반으로 농경지 면적 좌표를 이용하여 무인 드론 또는 무인 트랙터가 운영되고 있으며, 팜맵을 활용하여 마늘 또는 양파 농가에 대한 작물 조사를 하였다. 제주특별자치도는 제주도 농경지 전수조사에 대해 팜맵을 활용하여, 팜맵의 실 농경지의 면적과 좌표를 동시에 활용하였다. 또한, 통계청의 경지면적 총조사는 2020년에 팜맵을 기반으로 조사하였고 2021년 작물에 대한 표본조사구도 팜맵 기반으로 농경지 면적 및 작물 조사를 한다[4].

팜맵의 활용이 증대됨에 따라, 농경지에 대한 속성판독이 매우 중요한 요소로 대두되고 있으나, 농경지의 속성판독은 매년 사람이 의해 판독과 갱신을 하고 있다. 사람을 통한 속성판독은 판독하는 사람의 역량과 경험에 따라 차이를 보이며, 판독 오류는 예산과 공간적, 시간적 한계로 직접 현장에 가지 않고는 검증할 방법이 쉽지 않다.

본 연구에서는 인공지능 발달로 영상자료를 학습하여 판독할 수 있으므로, 딥러닝을 이용하여 농경지의 논, 밭, 시설, 인삼, 과수의 속성을 판독하여 속성분류의 오류를 감소시킬 수 있다고 판단된다. 농경지 속성판독을 위해 딥러닝의 적용 모델들을 살펴보고 사례를 통해 적용 가능 방안을 제시하며 모의실험 통해 적용 가능 여부를 파악하고자 한다.

2. 관련 연구

2.1 팜맵 구축 동향

팜맵은 2013년에 도별 한 면 구축사업을 시작으로, 2014년부터 3년간 3개도 권역으로 전국 구축을 완료하였으며, 2017년부터 당해 입수 가능한 항공 영상을 활용하여 1년에 반 판씩(좌·우판) 2년 주기로 전국 팜맵을 현행화하고 있다 [5]. 팜맵은 최신 항공 영상을 활용하여 국토 서부권 7개 시도의 팜맵을 갱신하여 구축했으며, 20년에 구축한 9개 시도 동부권 중 변화가 큰 지역을 선정하여 위성영상 등 수시 촬영 영상을 활용하여 갱신하고 있다.

팜맵 속성정보는 Fig. 1과 같이 논, 밭, 인삼, 시설, 과수 등 총 5개의 정보로 구성된다.

2.2 딥러닝을 이용한 판독사례

인공지능을 이용한 영상판독은 변화탐지, 객체감지, 영상 분류 등으로 정리할 수 있다.

최호길[6] 연구는 작물 생산을 증가를 위한 생장 환경 변화 탐지 연구에서 GAN을 이용하여 동일한 입출력을 가진 딥러닝 모델을 설계하고 농작물을 인식하는 것에 대한 정확도를 비교하였다.

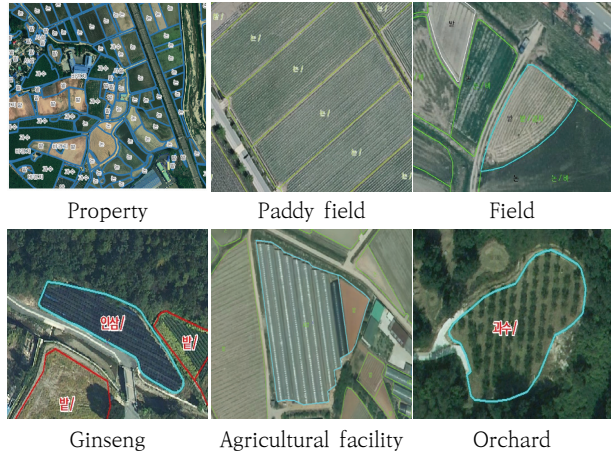


Fig. 1. Property of Farm Map

한국항공우주연구원은 ResNet-101 모델을 적용하여 위성영상, 항공사진에서 비행기, 차량, 건물 등을 인식하는 알고리즘을 구현하였고 객체 검출의 성능을 보면 일반적으로 학습데이터가 많을수록 성능이 향상되는 것을 확인하였고 선박 및 차량과 같이 회전 각도가 중요한 물체도 상대적으로 정확한 성능으로 검출 가능함을 확인하였다[7][8].

국토교통과학기술원은 터널 내에서 발생하는 유고 상황을 인공지능 딥러닝 기반 객체 추론기에 의해 개발하고 성능을 검증하였다[9]. 객체 추적 알고리즘은 정지영상의 픽셀 정보를 사용하지 않고 순수하게 객체의 위치 정보만을 이용하는 Simple Online and Realtime Tracking을 사용하였다[10].

이상혁[11]과 송아람[13] 연구는 항공 정사 영상을 이용하여 SegNet 기반의 의미 분할을 수행하고, 토지 피복 분류에서의 그 성능을 평가하였고 의미 분할을 위한 분류 항목으로 4가지(시가화 건조지역, 농지, 산림, 수역)로 선정하였다. 그 결과 기존의 항공 영상을 활용한 토지피복분류 연구보다 향상된 정확도를 나타냈다.

Qin, R, Huang[14] 연구는 의사결정나무 모델(Decision tree)와 서포트 벡터 머신(Support vector machine)을 결합한 인공지능 알고리즘 모형을 활용하여 항공 정사 영상의 객체 기반 건축물 객체를 추출하고 영상분류를 수행하였다.

서흥덕[16] 연구는 객체의 색상 및 형상 정보를 포함한 3차원 포인트 클라우드를 딥러닝에 적용하여 도로, 식생을 분류하고 변화탐지를 하였다. 학습데이터는 포인트 클라우드 3차원 객체의 형상 및 색상 정보를 활용하였다[15].

3. 연구 방법

3.1 팜맵의 AI 적용 기법

통상적인 AI 모델의 활용 측면을 보면, RetinaNet과 PointNet, ResNet, HQ-ISNet은 인스턴스 분할에 자주 활용되는 모델이며, 특히 PointNet은 드론 영상과 같은 3D 모델에 적용되는 이미지 분할 모델이다[12][19]. SegNet, U-net,

Deep U-net은 구획 판독으로 변화탐지 분야에 많이 쓰는 알고리즘으로 평가받고 있다[17].

팜맵은 5가지 농경지 속성의 이미지 영상에 해당 객체의 위치 정보(polygon)와 클래스 정보를 가지고 있어 적합한 AI의 기법은 인스턴스 분할 모델이다. 팜맵의 클리핑한 이미지를 인스턴스 분할 모델로 선정해야 하므로 유의미한 성능이 검증된 모델이어야 하고, 팜맵 데이터의 특징에 맞게 CNN 구조를 개량할 수 있어야 하며, 많은 종류의 클래스가 존재하는 학습데이터를 학습하는 경우 그에 충분한 컨볼루션 레이어(convolution layer)가 필요하다. AlexNet 모델의 경우 초기 모델인 만큼 정확도 면에서 낮은 성능을 보이고, GoogleNet은 팜맵의 클리핑에 적용하기 복잡하다. ResNet의 경우 위 조건에 부합하여 본 알고리즘을 이용하여 모의실험을 진행하였다.

3.2 ResNet50 모델

ResNet모델은 Fig. 2와 같이 CNN 기반의 인공신경망 모형이며, Residual Block을 기반인 네트워크 구조이다. CNN 신경망은 영상의 특징을 추출하기 위해서 컨볼루션 레이어와 풀링(pooling) 레이어를 여러 겹으로 구성하여 연산을 수행하며, 이후 완전히 연결된 레이어(fully connected layer)를 구성하여 추출한 특징에 대해 분류를 수행하는 방식이다.

ResNet50은 Fig. 3과 같이 $F(x)+x$ 을 최소화하는 것을 목적으로 하며 x 는 현실점에서 변할 수 없는 값이므로 $F(x)$ 를 0에 가깝게 만드는 것이 목적이다.

$F(x)$ 가 0이 되면 출력과 입력이 모두 x 로 같아지게 되며, $F(x)=H(x)-x$ 이므로 $F(x)$ 를 최소로 해준다는 것은 $H(x)-x$ 를 최소로 해주는 것과 같은 의미를 지니고 결국 $H(x)-x$ 를 잔차라고 하며 잔차를 최소화되도록 학습하는 것이 ResNet50의 방식이다[18].

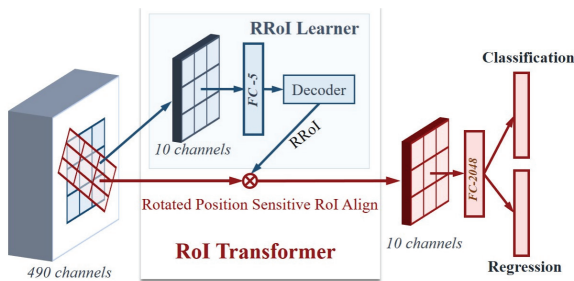


Fig. 2. Conceptual Image of ResNet Model

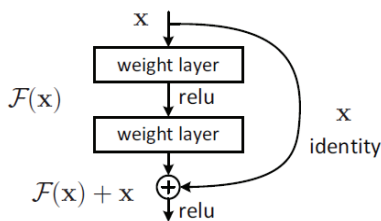


Fig. 3. Image Classification Process

4. 모의 실험

4.1 농경지 이미지 특징

팜맵은 5가지 속성 즉 논, 밭, 시설, 인삼, 과수로 분류되어 있으나 같은 속성의 이미지가 일정한 형태를 가지고 있지 않다. 논갈이가 진행된 논과 밭 패턴이 비슷한 경우, 나무와 유사한 패턴의 작물을 재배하는 밭과 과수가 같은 형태를 보이는 경우 등이 존재한다.

농경지의 경우 Fig. 4와 같이 촬영 시기마다 이미지적 특징이 다르며, 재배되는 작물에 따라도 이미지적 특징이 다르므로 속성마다 형태와 색상의 패턴 등 이미지적 특징이 다른 것들이 다수 존재한다.

4.2 실험 과정

본 실험의 모델은 ResNet50 모델이며, 입력데이터는 128×128 크기의 컬러 이미지, 출력 데이터는 15클래스의 확률값이며 손실함수는 Categorical Cross Entropy, 최적화 기법은 Adam(Adaptive Moment estimation), 신경망 활성화함수는 ReLu(Rectified Linear Unit), Classification 활성화 함수는 softmax 이다.

시범지역 3개의 시군구(당진시, 고창군, 의성군)의 팜맵 구획에서 추출한 이미지를 통한 학습데이터를 구축하여 Table 1과 같이 80%를 Train set과 나머지 20%를 Test set를 구축하여 40 epoch 학습을 진행하였다. 총 사용 이미지는 409,939개이며 Train data는 321,834개, Test data는 88,105개이다.

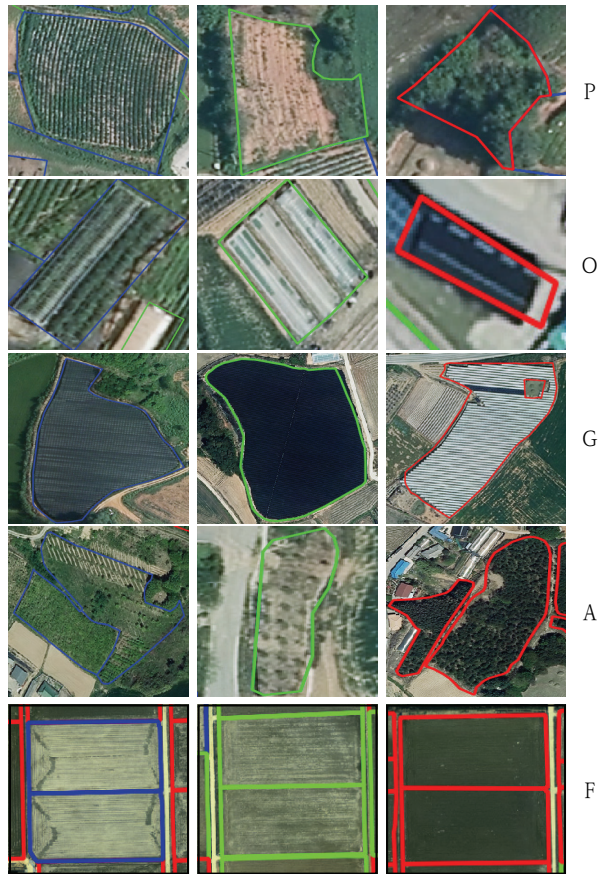
팜맵의 농경지 이미지 특징으로 동일 농경지 일지라도 색상 특징이 다르므로 데이터 학습 과정에서 악영향이 발생할 가능성이 있어 농경지마다 색상(R,G,B)의 평균값과 표준편차 값을 기준으로 클러스터링하여 군집화하였다. 군집화는 각 농경지 속성별로 3개의 군집을 분류하여 총 15개의 군집을



Fig. 4. Various Forms of Field

Table 1. Image Sets for Test

Type	Train set	Test Set	Total Set
Total	321,834	88,105	409,939
Field	148,774	37,214	185,988
Orchard	17,278	4,320	21,598
Ginseng	2,537	635	3,172
Paddy field	128,856	32,215	161,071
Agri. facility	24,389	13,721	38,110



Where, P: Paddy field, F: Field, O: Orchard, A: Agricultural facility, G: Ginseng, T: Total

Fig. 5. Image Examples of Training Set

적용하였다. 밭, 과수, 인삼, 논, 시설의 군집화에 사용한 이미지 자료 예시는 Fig. 5와 같으며 파란색, 연두색, 빨간색은 팜맵 구획을 나타내고 있으며 색상은 편의상 3개의 색상으로 사용한다.

4.3 실험 결과 및 평가

Table 2의 결과를 보면 3개 시군의 ResNet50 모델 적용 결과 당진시는 89.20%, 고창군은 89.33%로 거의 90%대의 일치율을 보였으나, 의성군은 77.87%의 일치율을 보였다.

세부별로 보면 당진시의 과수와 고창군의 과수, 의성군의 과수, 시설, 인삼은 불일치 하는 경우가 다수 발생하였다.

당진시의 과수의 일치율은 61.22%이며, 고창군의 과수는 17.7%, 의성군의 과수는 69.81%로 낮은 일치율을 보였다. 또한 의성군의 시설은 58.3%, 의성군의 인삼은 31.34%로 매우 많이 낮은 일치율을 보였다.

또한, Table 3은 속성별 불일치 결과를 보여주고 있으며, 과수와 밭, 시설과 밭의 경우 불일치 하는 경우 다수 발생하였고, 불일치 결과 중 과수를 밭으로 판독하는 비율이 26.17%이며, 시설을 밭으로 예측한 비율이 11.01%로 가장 많았다.

Table 2. Resnet Model Application Results

SiGun	Property	Total	Match	Mismatch	Percent(%)
DangjinSi	P	67,654	58,650	9,004	86.69
	F	59,444	55,184	4,260	92.83
	O	1,470	900	570	61.22
	A	16,386	14,528	1,858	88.66
	G	868	807	61	92.97
	T	145,822	130,069	15,753	89.20
GochangGun	P	45,110	40,819	4,291	90.49
	F	57,499	52,321	5,178	90.99
	O	2,916	516	2,400	17.70
	A	16,242	15,093	1,149	92.93
	G	2,103	1,899	204	90.30
	T	123,870	110,648	13,222	89.33
EuseongGun	P	48,307	38,948	9,359	80.63
	F	69,045	54,585	14,460	79.06
	O	17,212	12,015	5,197	69.81
	A	5,482	3,196	2,286	58.30
	G	201	63	138	31.34
	T	140,247	109,207	31,040	77.87

Where, P: Paddy field, F: Field, O: Orchard, A: Agricultural facility, G: Ginseng, T: Total

Table 3. ResNet Model Application Results with Property

Property	Result of Prospect				
	P	F	O	A	G
P	89.66	9.96	0.33	0.02	0.03
F	4.14	91.23	4.38	0.17	0.07
O	0.79	26.17	72.96	0.04	0.04
A	0.59	11.01	0.19	88.17	0.03
G	0.82	7.85	0.66	0.22	90.45

Where, P: Paddy field, F: Field, O: Orchard, A: Agricultural facility, G: Ginseng, T: Total

본 실험의 평가는 낮은 정확도와 일치율이 나타나는 원인으로 당진시와 고창군의 과수, 의성군의 시설과 인삼의 학습 데이터가 충분하지 못하여 학습이 제대로 되지 못하여 나온 결과라고 판단하였다.

이를 개선하기 위해서 첫 번째는 다른 지역의 농경지 데이터를 이용하여 학습데이터를 추가하여 정확도를 개선하는 방안이 있으며, 두 번째로 속성과 AI 판독 결과가 일치하는 데이터를 통한 학습데이터의 재정제가 필요할 것으로 보인다. 세 번째는 기존 군집화 개수를 더 세밀히 분류하여 농경지 속성의 특성을 좀 더 학습할 수 있는 환경을 만들어 주는 방안이 필요하다.

5. 결 론

본 연구는 딥러닝을 이용하여 농경지의 논, 밭, 시설, 인삼, 과수의 속성을 판독하여 속성분류의 오류를 감소시킬 수 있다고 판단하여, 딥러닝의 적용 모델들을 살펴보고 사례를 통해 적용 가능 방안을 제시하였으며 모의실험 통해 적용 가능 여부를 파악하였다.

팜맵은 5가지의 농경지 속성의 이미지 영상에 해당 객체의 위치 정보(polygon)와 클래스 정보를 가지고 있어 클리핑한 이미지를 인스턴스 분할 모델로 선정해야 하므로 유의미한 성능이 검증되고, 팜맵 데이터의 특징에 맞게 CNN 구조를 개량할 수 있어야 한다. 따라서, 충분한 컨볼루션 레이어를 구성할 수 있는 ResNet50으로 모의실험을 진행하였으며, 3개 시군에 시범 적용하였다.

실험 결과, 당진시, 고창군, 의성군 3개 시군의 자료 중 대부분은 일치율을 보였으나, 과수에서 낮은 일치율이 보였고, 특히, 의성군의 시설과 인삼에서 낮게 일치율이 나타났다. 또한, 과수를 밭으로 판독하는 비율과 시설을 밭으로 판독한 비율이 가장 많이 나타났다.

좀 더 정확한 판독을 위해서 첫 번째는 낮은 정확도를 보인 시설과 인삼 등에서 추가적인 학습데이터가 필요하며, 두 번째는 속성별 군집을 만들어 각 속성의 특징에 적합한 데이터를 학습시킬 방법, 마지막으로 학습데이터의 영상의 질을 높이기 위해 오염을 제거하는 학습데이터의 재정제가 필요할 것으로 보인다.

References

- [1] Statistics Korea 2010, Agricultural area Survey, 2020.
- [2] Ministry of Agriculture, Food and Rural Affairs, Press Release, "Anyone can use the electronic map farm map of agricultural land," 2021.
- [3] K. J. Son, "Study on applying spatial information to agriculture based on the farm map," *Journal of the Korea Society of Informaion Technology Policy & Managment*, '21-13, Vol.13, No.1, pp.2229-2235, 2021.
- [4] Statistics Korea, "2020 Total Cultivated Land Survey using Farm Map data," 2020.
- [5] Ministry of Agriculture, Food and Rural Affairs, "Establishment of Smart Farm Map Construction Plan," 2017.
- [6] H. K. Choi, B. K. Lee, S. R. Son, and H. H. Ahn, "CCMS (Crop Classification Management System) detecting growth environment changes to improve crop production rate," *The Journal of Korea Institute of Information, Electronics, and Communication Technology*, Vol.13, No.2, pp.145-152, 2020.
- [7] J. M. Koo, "Introduction of detector analysis and large data sets for object detection in satellite images," *Korean Society for Remote Sensing Fall Conference*, 2020.
- [8] K. Kim, S. Hong, B. Choi, and E. Kim, "Probabilistic ship detection and classification using deep learning," *Applied Sciences*, Vol.8, No.6, pp.936, 2018.
- [9] Institute for Land, Infrastructure and Transport Science and Technology Promotion, "Final report on the development of deep learning-based CCTV image retention system for initial response to accidents in tunnels," 2019.
- [10] A. Bewley, Z. Ge, L. Ott, F. Ramos, and B. Upcroft, "Simple online and realtime tracking," In: *Proceedings of the Image Processing (ICIP) IEEE International Conference*, pp.3464-3468, 2016.
- [11] S. H. Lee, "Land cover classification using sematic image segmentation with deep learning," *Korean Journal of Remote Sensing*, Vol.35, No.2, pp.279-288, 2019.
- [12] H. Su, S. Wei, S. Liu, J. Liang, C. Wang, J. Shi, and X. Zhang, "HQ-ISNet: High-quality instance segmentation for remote sensing imagery," *Remote Sens*, Vol.12, No.6, pp.989, 2020.
- [13] A. R. Song and Y. I. Kim, "Deep learning-based hyperspectral image classification with application to environmental geographic information systems," *Korean Journal of Remote Sensing*, Vol.33, No.6, pp.1061-1073, 2017.
- [14] R. Qin, X. Huang, and A. Gruen, "Object-Based 3D building change detection on multitemporal stereo images," *IEEE, Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol.8, No.5, pp.2125-2137, 2017.
- [15] C. Qi, H. Su, K. Mo, and L. J. Guibas, "Pointnet: Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation," In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.652-660, 2017.
- [16] H. D. Seo and Y. M. Kim, "Object classification and change detection in point clouds using deep learning," *Journal of Cadastre & Land InformatiX*, Vol.50, No.2, pp.37-51, 2020.
- [17] K. H. Seo, C. H. Oh, D. W. Kim, M. Y. Lee, Y. J. Yang, and Y. K. Lee, "Monitoring method of land use and land cover change using deep learning algorithm," Sejong: KRIHS, 2018.
- [18] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.770-778, 2016.
- [19] C. N. Lim, Y. S. Park, and J. W. Lee, "Deep learning model validation method based on image data feature coverage," *KIPS Transactions on Software and Data Engineering*, Vol.10, No.9, pp.375-384, 2021.



위 성 승

<https://orcid.org/0000-0003-1005-6203>
e-mail : sswee93@korea.kr
2022년 ~ 현 재 숭실대학교
IT정책경영학과 박사과정
2008년 ~ 현 재 농림축산식품부
정보통계정책담당관실 사무관

관심분야: 인공지능, 빅데이터



이 원 석

<https://orcid.org/0000-0003-3430-7150>
e-mail : wsmjmy@naver.com
1985년 아주대학교 산업공학과(학사)
2002년 아주대학교 정보통신학과(석사)
2022년 숭실대학교 IT정책경영학과(박사)
2018년 ~ 현 재 농림축산식품부
정보통계정책담당관

관심분야: IT/Biz 전략, 빅데이터, 사물인터넷, 데이터 아키텍처, AI/Chatbot



정 남 수

<https://orcid.org/0000-0002-7980-1294>
e-mail : ruralplan@kongju.ac.kr
1997년 서울대학교 농공학과(학사)
1999년 서울대학교 농공학과(석사)
2003년 서울대학교 농공학과(박사)
2006년 ~ 현 재 공주대학교
지역건설공학과 교수

관심분야: 지역계획, 농업정보



신 용 태

<https://orcid.org/0000-0002-1199-1845>
e-mail : shin@ssu.ac.kr
1985년 한양대학교 산업공학과(학사)
1990년 Univ. of Iowa, 컴퓨터학과(석사)
1994년 Univ. of Iowa, 컴퓨터학과(박사)
1995년 ~ 현 재 숭실대학교 컴퓨터학부
교수

관심분야: 정보보호, 인터넷 프로토콜, IoT, 가상융합기술