

# 딥러닝 모델 기반 항공사진 분석을 통한 포병 진지 적합지역 분석

김기선, 마정목\*  
국방대학교 국방과학학사

## Deep Learning-based Artillery Position Analysis Using Aerial Photographs

Kiseon Kim, Jungmok Ma\*  
Dept. of Defense Science, Korea National Defense Univ.

**요약** 본 연구는 항공사진 분석을 통해 자동으로 포병 진지 적합지역을 찾고자 하였다. 현재 군에서는 수동으로 포병 진지 위치를 분석하고 있는데 이 방법은 최종적으로 포병 진지 위치를 선정하는 데까지 시간이 오래 걸리고 사람에 따라 일관성 없는 결과를 나타낼 수 있다. 자동으로 포병 진지 위치를 선정하기 위해 첫 번째로 포병 진지 위치 선정 시 고려 사항을 구체화하였다. 구체화된 고려사항을 바탕으로 포병 진지 적합지역이미지 500장을 선정하였다. 다음으로 딥러닝 모델을 활용하여 선정된 적합지역 이미지와 임의 지역 항공사진의 지형지물 객체 분류를 실시하였다. 이미지 객체 분류에 사용한 딥러닝 모델은 항공사진 객체 분류에 뛰어난 성능을 보이는 DeepLabV3+를 사용하였다. 지형지물 객체 분류된 적합지역 이미지와 임의 지역의 항공사진을 비교하여 높은 유사도를 보이는 지역을 포병 진지 적합지역으로 선정하였다. 이미지 유사도 비교 기법으로는 이미지 간의 색상 분포를 비교하는 방법이 사용되었다. 마지막으로 본 연구의 방법론으로 선정한 포병 진지 적합지역을 포병 및 공병 장교들이 선정한 지역과 비교하였으며 81%의 일치율을 확인하였다. 본 연구의 방법론을 적용한다면 전장환경 분석과 포병 진지운용 계획 수립에 큰 도움이 될 것이다.

**Abstract** This study attempts to automatically find an area suitable for artillery positions from aerial photographs. Currently, the military manually analyzes artillery positions. This method requires a long time to select final artillery positions, and can produce inconsistent results depending on the person. In order to automatically select artillery positions, considerations are first specified. Based on the considerations, a suitable area for artillery positions is selected from suitable area images. Next, object classification from suitable images and aerial photographs of randomly selected areas is performed using the DeepLabV3+ deep learning model, which shows excellent performance. By comparing classified objects in those suitable images and aerial photographs, areas showing high similarity are selected as suitable for artillery positions. As an image similarity comparison technique, a method of comparing color distributions between images is used. Finally, the areas deemed suitable for artillery positions as selected via the methodology in this study are compared to areas selected by artillery and engineer officers, resulting in a confirmed agreement rate of 81%. Applying the methodology from this study will be of great help in analyzing battlefield environments and establishing an artillery position operations plan.

**Keywords** : Aerial Photograph, Artillery Position, Deep Learning, DeepLabV3+, Image Similarity Comparison

---

\*Corresponding Author : Jungmok Ma(Korea National Defense Univ.)

email: jxm1023@gmail.com

Received January 3, 2023

Accepted April 7, 2023

Revised March 14, 2023

Published April 30, 2023

## 1. 서론

포병부대는 가용 화력자산을 통합하여 화력을 운용하는 임무를 수행한다. 화력전투 수행 간 적의 핵심 표적을 선정하여 주 화력자산으로 타격하며 적의 중심을 파괴하고 화력우세를 달성하는 등 전쟁의 승리 달성에 큰 역할을 한다. 반면 포병부대는 사격시 발생하는 폭음과 불꽃, 연기, 기동시 발생하는 먼지 등으로 인하여 적의 표적 획득수단으로부터 위치가 쉽게 노출되는 취약점을 갖고 있다. 이러한 적의 위협으로부터 포병부대의 생존여건을 향상하기 위해서는 진지변환, 다양한 사격진지 선정, 포상구축 등의 조치가 필요하다[1]. 특히 한번 위치가 노출된 포병부대는 적의 공격을 받을 확률이 매우 높고 포상구축으로는 적의 화력자산으로부터 충분한 방어 효과를 기대하기 어렵기 때문에 다양한 사격진지 선정과 신속한 진지변환이 무엇보다 중요하다[2].

포병 진지는 포병 및 공병참모가 협조하여 도상정찰을 통해 지형 조건을 고려하여 1차적으로 진지 위치를 선정한다. 이어서 정찰대를 편성하고 현장 정찰을 실시하여 진지 위치를 확정한다. 도상정찰 단계에서 공병참모는 포병 진지 최적지 분석도를 활용하여 진지 위치를 조언한다. 그러나 현재 사용하고 있는 포병 진지 최적지 분석도는 지형 데이터가 없는 지역에 대해서는 제작이 어렵다는 단점이 있다. 또한 사람마다 진지의 위치를 선정하는 기준이 다르고 육안으로 직접 지형을 분석하고 진지 위치를 선정하는데 많은 시간이 소요될 수 있다. 따라서 포병부대의 생존성 향상을 위한 신속한 진지변환을 위해서는 포병 진지 위치 선정에 대한 조건을 구체화하고 실제 지형과 정확히 일치하는 항공사진을 활용하여 신속하게 진지 위치를 선정하는 것이 필요하다.

본 연구에서는 포병 진지 위치 선정 조건을 구체화하고 딥러닝 모델을 활용한 항공사진 지형 분석을 통해 임의 지역에서 포병 진지 위치를 찾아내는 방법을 제안하고자 한다. 포병 진지 위치 선정 조건은 현재 포병 관련 교범 및 공병 생존지원 교범에 내용이 수록 되어 있다. 본 연구에서는 야전교범 내용을 바탕으로 포병 진지 위치 선정 경험이 있는 포병 및 공병장교들을 대상으로 한 설문조사의 내용을 포함하여 포병 진지 위치 선정 조건을 구체화하였다. 또한 구체화된 내용을 바탕으로 포병 진지 위치 선정의 적합지역 이미지를 선정하였다.

항공사진의 지형을 분류하고 적합지역 이미지와 유사한 이미지를 찾아내기 위해 FASCAM 투발 적합지역을 선정하는 연구를 참고하였다[3]. 먼저 항공사진의 지형을

분류하는 방법은 픽셀 단위로 객체를 분류하는 의미론적 분할(Semantic Segmentation)이 가장 효과적인 방법으로 알려져 있다. 의미론적 분할 모델을 활용한 항공사진 객체 분류의 여러 연구가 진행되었고 분류 결과 높은 정확도를 보였다[4,5]. 본 연구에서는 이러한 선행 연구들의 결과를 참고하여 항공사진의 지형지를 객체 분류에 효과적인 딥러닝 모델을 선정하였고 딥러닝 모델 학습 후 정확도 분석을 실시하여 신뢰성을 확인하였다.

객체 분류가 완료된 항공사진을 앞서 선정한 적합지역 이미지와 비교하여 임의의 지역에서 포병 진지에 적합한 지역을 찾아냈다. 이미지 유사도를 비교하는 방법으로는 관련 선행 연구들을 참고하여 이미지의 색상 정보를 이용하는 방법을 사용했다[6,7]. 이미지의 색상 정보를 이용하는 방법은 비교하는 대상의 형태가 일정하지 않거나 변화하는 환경에서 좋은 성능을 갖는 특성이 있어 지형의 유사성을 비교하는데 가장 적절한 방법이다[8,9]. 본 연구에서는 이미지의 색상 정보를 이용하는 방법을 사용하여 임의 지역에서 포병 진지 적합지역을 찾아내고, 찾아낸 포병 진지 적합지역을 포병 및 공병장교들이 선정한 포병 진지 적합지역과 비교함으로써 본 연구에서 제안한 방법의 정확도를 검증하였다.

## 2. 연구방법

본 연구의 전체적인 흐름은 Fig. 1과 같다.

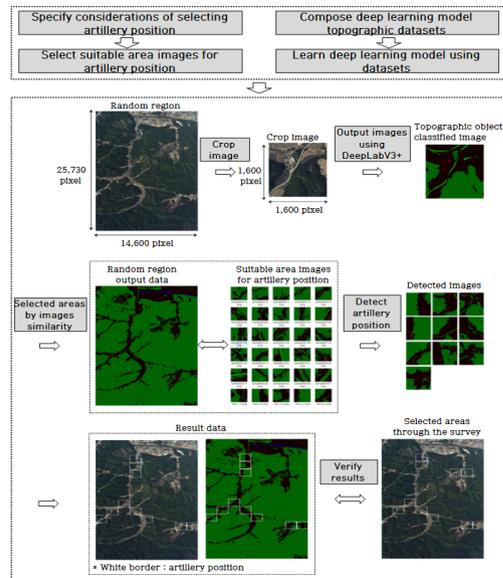


Fig. 1. Research flow

첫 번째로 야전 교범의 내용과 포병 및 공병장교들을 대상으로 실시한 설문조사의 내용을 포함하여 포병 진지 선정 시 고려사항을 구체화한다. 구체화된 고려사항을 바탕으로 국토지리정보원에서 제공하는 항공사진에서 포병 진지 위치 선정 조건과 일치하는 이미지를 찾아 포병 진지 적합지역 이미지로 선정한다. 적합지역 이미지 선정은 공간해상도 25cm급의 항공사진을 활용하고 찾아낸 적합지역 이미지는 1,600 × 1,600 픽셀의 크기로 저장한다.

이어서 항공사진 지형지물 객체 분류를 위한 딤러닝 모델의 학습 데이터셋을 구성한다. 학습 데이터는 한국 지능정보사회진흥원(NIA)에서 운영하는 AI허브의 홈페이지에서 다운받을 수 있는 수도권 토지 피복 AI 학습 데이터셋을 기본으로 사용한다. 수도권 토지 피복 AI 학습 데이터셋의 분류된 클래스 중 본 연구에서 불필요한 주차장, 가로수 등을 제외하고 하천과 개활지를 추가하여 건물, 도로, 산림, 하천, 개활지 등 총 5가지 클래스로 색상 구분을 실시한다. 구성된 데이터셋을 활용하여 딤러닝 모델 학습을 진행하고 학습된 객체 분류 모델의 정확도를 확인한다.

다음으로 포병 진지 위치를 선정하고자 하는 임의 지역을 선택하고 해당 지역의 항공사진을 포병 진지 구축 범위인 가로 400m 세로 400m의 크기로 바둑판식 분할한다. 분할된 이미지들은 앞서 학습한 객체 분류 딤러닝 모델을 활용하여 5가지 클래스로 분류한다. 앞서 선정한 적합지역 이미지들도 같은 방법으로 객체 분류를 실시하고 출력된 결과를 저장한다.

마지막 단계로 포병 진지 위치를 선정하고자 하는 임의 지역의 항공사진과 적합지역 이미지를 이미지의 색상 정보를 이용하는 방법을 통해 비교하여 이미지 유사도가 높은 지역을 찾아낸다. 이미지 유사도 비교 결과가 0에 가까울수록 적합지역의 이미지와 유사한 이미지가 된다. 본 연구의 방법론을 통해 찾아낸 지역은 흰색 테두리로 표시하여 최종 결과로 원본 이미지에 나타내고 포병 및 공병장교들이 선택한 포병 진지 위치와 비교하여 정확도를 검증한다.

### 2.1 포병 진지 위치 선정 조건

아군 포병부대에 가장 큰 위협은 적 포병부대의 대포병 사격이며 이에 대응하기 위한 포병 진지 구축은 아군 포병부대에 가장 최소한의 생존성을 보장한다. 포병부대의 생존성을 증가시키기 위해서는 신속한 진지변환과 포상구축이 진행되어야 하며 지형조건을 고려하여 적절한

지역을 포병 진지로 선정하는 것이 중요하다[2]. 본 연구에서는 포병 진지 위치 선정과 관련된 야전교범과 평균 10년의 군 경력이 있는 평균 33세의 포병장교 5명, 공병장교 5명을 대상으로 실시한 설문을 바탕으로 포병 진지 위치 선정 시 고려사항을 구체화한다.

먼저 야전교범의 내용을 분석하여 포병 진지 위치 선정 조건을 Table 1과 같이 도출하였다. 첫 번째로 포병 진지의 위치는 진지로 출입 가능한 포장된 도로가 있는 지역이어야 한다. 포병 진지는 포대 및 대대 단위로 통합된 진지를 편성한다. 편성된 진지는 포상을 포함하여 지휘소, 사격지휘소, 교환대, 탄약고, 차량호 등 기타 지원 시설이 구축된다. 견인포의 경우 차륜형이기 때문에 비포장도로의 기동이 제한되며 궤도형인 자주포의 경우에도 작전지속지원에 필요한 차량의 기동이 원활하게 이루어지기 위해서는 진지로 출입하는 포장 도로가 필수적이다.

Table 1. Conditions of selecting artillery positions in the field manual

No.	Contents
1	Areas with paved roads accessible to and from the position
2	Areas where forests are located near the position and camouflage is possible
3	Areas that can supply the soil necessary for the establishment of artillery positions

두 번째로 포병 진지는 진지 근처 산림이 위치하여 위장이 가능한 지역이어야 한다. 적의 대포병 사격으로부터 아군 부대가 타격받지 않기 위해서는 적에게 아군 부대의 위치가 노출되지 않는 것이 가장 중요하다. 적의 정보수집은 주로 공중 또는 특수전 부대에 의해서 이루어진다. 진지 근처 산림이 위치하고 있어 아군 부대 장비의 적절한 배치가 이루어진다면 아군 부대 위치 노출을 최소화 할 수 있다.

세 번째로 포상 구축에 필요한 토사를 충분히 공급할 수 있는 지역이다. 포병 진지는 크게 견인포 진지와 자주포 진지로 구분된다. 견인포 진지는 성토진지로 높이 1.2m, 폭 1m 이상의 흙을 성토한 방호벽을 구축한다. 자주포 진지는 상황 여건에 따라 굴토진지와 성토진지를 구축하며 성토진지 구축시 높이 1.9m, 폭 3m 이상의 방호벽을 구축한다[10]. 포상 구축 외에도 탄약고, 차량호, 지휘소, 교환대 등의 방호를 위한 방호벽을 구축하며 이를 위해 진지 주변 충분한 토사를 공급할 수 있는 토취장이 있어야 한다.

다음으로 포병 및 공병장교들을 대상으로 실시한 설문 조사의 내용은 Table 2와 같다. 첫 번째로 포병 진지는 차량 및 장비의 진출입이 용이한 지역이어야 한다. 앞서 야전교범을 분석한 내용과 같이 포병 진지 편성에 필요한 차량과 장비의 원활한 통행이 가능하도록 진출입로가 확보된 지역이어야 한다.

Table 2. Conditions of selecting artillery positions in the survey

No.	Contents
1	Accessible areas for vehicles and equipment
2	Areas where friendly equipment can be camouflaged and dissipated
3	Areas where damage to the private sector is minimized

두 번째는 아군 장비의 위장 및 소산이 가능한 지역이어야 한다. 위장을 통해 적의 관측을 회피하는 것 이외에도 아군 장비가 소산할 수 있는 넓은 지역이 있어야 한다. 아군 장비가 좁은 지역에 밀집해 있을 경우 적의 집중사격에 의해서 큰 피해를 입을 가능성이 높다. 또한 포병 진지 내에 탄약고가 위치하고 있어 폭발시 피해감소를 위한 적절한 소산 공간이 반드시 필요하다.

세 번째는 민간 피해가 최소화되는 지역이다. 적의 입장에서 아군 포병부대는 핵심표적으로 선정되어 우선적으로 타격할 가능성이 높다. 아군 포병부대가 민간 지역에 위치하고 있다면 적 타격수단에 의한 민간 피해가 발생할 가능성이 높다. 따라서 민간 철수가 완전히 이루어지지 않은 지역에서는 포병 진지의 위치를 민간 시설과 이격된 지역으로 선정하여 민간 피해를 최소화해야 한다.

Table 3. Conditions of selecting artillery positions

No.	Contents
1	Areas with paved roads accessible to and from the position
2	Areas where forests are located near the position and camouflage is possible
3	Areas with room to disperse in case of an enemy attack
4	Areas that can supply the soil necessary for the establishment of artillery positions
5	Areas where damage to the private sector is minimized

포병 진지와 관련된 야전교범과 포병 및 공병장교들을 대상으로 실시한 설문조사의 내용을 바탕으로 Table 3과 같이 포병 진지 위치 선정 조건을 도출하였다. Table 3에서 제시한 조건 외에도 포병 진지 위치 선정 시 저사계 사격이 가능한 지역인지 판단해야 한다. 그러나 저사계 사격이 가능한지 판단하기 위해서는 도상정찰 뿐만 아니라 정찰대를 편성하여 현장 정찰을 실시해야 하므로 본 연구에서 제시한 조건에서는 제외하였다.

## 2.2 포병 진지 적합지역 이미지 선정

색상 정보를 이용한 이미지 유사도 비교 기법으로 임의 지역에서 포병 진지 적합지역을 찾아내기 위해서는 비교 대상이 되는 적합지역 이미지가 필요하다. 적합지역 이미지 선정을 위해 국토지리정보원 웹사이트에서 공간해상도 25cm급의 항공사진을 활용한다. 국토지리정보원에서 항공사진을 다운받고 항공사진을 포병 진지 구축 범위인 가로 400m, 세로 400m로 분할 저장한다. 저장된 이미지는 Table 1과 같이 포병 진지 선정 조건과 연구자의 육안으로 비교하여 선정 조건과 부합하는 이미지 500장을 적합지역 이미지로 선정한다. 포병 진지 적합지역으로 선정한 이미지의 예시는 Fig. 2와 같다.



Fig. 2. Suitable images for artillery positions

적합지역 이미지는 진지를 편성할 수 없는 산림 및 하천만 있는 지역과 민간 피해가 발생할 수 있는 도심지는

제외한다. 적합지역 이미지 선정은 포병 부대가 접근할 수 있는 포장된 도로가 존재하고 진지 편성을 위한 충분한 공간과 토사를 공급할 수 있는 밭, 나지와 같은 장소가 있으며 장비의 위장이 가능한 산림이 있는 지역을 선정한다.

### 2.3 이미지 객체 분류 딥러닝 모델 선정

이미지의 지형지물이 클래스별로 같은 색상을 갖고 있어야 색상 정보를 이용한 이미지 유사도 비교 기법에서 정확한 결과를 얻을 수 있다. 본 연구에서는 항공사진 이미지 내의 객체를 클래스별로 구분하기 위하여 딥러닝 모델의 문제해결 방식 중 의미론적 분할 방식을 사용하였다. 의미론적 분할 방식은 이미지를 픽셀별로 인식하여 객체를 분리하는 방법으로 대표적인 알고리즘으로는 CNN(Concolutional Naural Network)과 SAE(Stacked Auto Encoder), DBN(Deep Belief Networks) 등이 있다. 위와 같은 알고리즘 중 본 연구에서는 이미지 객체의 특징을 추출하고 분류하는데 일반적으로 활용하는 CNN을 기반으로 고안된 알고리즘 중 선행연구들을 참고하여 항공사진 객체 분류에 높은 정확도를 보이는 DeepLabV3+를 딥러닝 모델로 선정하였다[4,5].

DeepLabV3+ 알고리즘의 전체적인 수행 모습은 Fig. 3과 같다. DeepLabV3+는 CNN 알고리즘 연산의 파라미터 수와 연산량을 감소시키기 위해 Atrous Convolution을 활용한다. Atrous Convolution은 필터와 픽셀 사이에 간격을 추가하여 연산 시 Receptive Field를 확장한다. Atrous Convolution에 의해 확장된 구조는 기존 CNN 알고리즘에 의해 Convolution 연산을 수행하는 것보다 연산에 소요되는 시간과 메모리 사용량을 감소시키는 장점이 있다. 또한 ResNet을 Backbone 네트워크로 사용하여 입력 데이터와 산출 데이터 간의 차이를 학습에 반영함으로써 딥러닝 모델의 정확도를 향상시켰다[11].

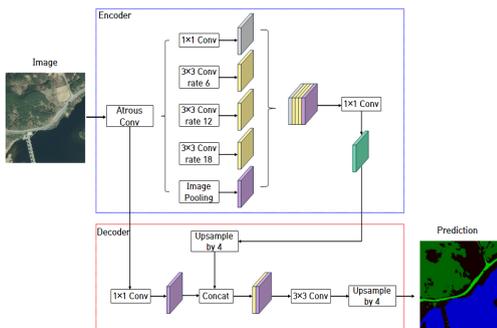


Fig. 3. DeepLabV3+ algorithm

### 2.4 딥러닝 모델의 학습 데이터 구성

딥러닝 모델의 학습 데이터는 기본적으로 AI허브에서 수도권 토지 피복 AI학습데이터셋을 다운받아 사용한다. 수도권 토지 피복 AI학습데이터셋은 공간해상도 51cm급의 512 × 512 픽셀의 15,210장의 항공사진과 해당 이미지를 건물, 도로, 산림, 가로수, 주차장, 논, 밭, 나지, 비대상지 등 9가지 클래스로 라벨링한 데이터로 구성된다. 51cm급의 고해상도 항공사진과 라벨링된 데이터를 활용하면 지형지물에 대한 구체적이고 세분화된 객체 분류가 가능하다.

수도권 토지 피복 AI학습 데이터셋의 클래스 중에서 포병 진지 위치 선정에 영향이 적은 주차장, 가로수 등의 2가지 클래스를 제외하고 지형 조건으로 고려해야 할 하천을 클래스에 추가한다. 논, 밭, 나지, 비대상지 등 포병 부대 장비가 위치 가능한 지형을 개활지 클래스에 포함한다. QGIS 프로그램을 사용하여 논, 밭, 나지, 비대상지 등의 클래스를 개활지로 변경하고 추가적으로 하천에 해당하는 부분을 색상 구분하여 저장한다. 원본 이미지와 색상 구분 이미지의 모습은 Fig. 4와 같다. 원본 이미지에서 건물, 도로, 산림, 하천, 개활지 등 5가지 클래스 객체의 외각경계를 기준으로 분류하였다. 색상 구분 이미지에서 클래스의 색상은 하천(0, 0, 0), 건물(10, 10, 10), 도로(30, 30, 30), 산림(70, 70, 70), 개활지(100, 100, 100)으로 구분한다.

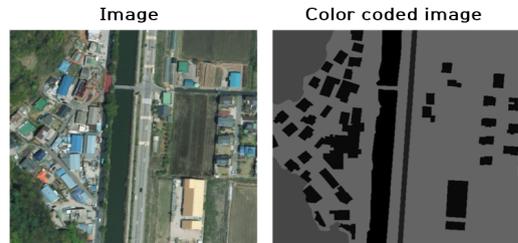


Fig. 4. Learning dataset of deep learning model

딥러닝 모델의 학습 데이터셋 구성은 Table 4와 같다. 딥러닝 모델을 학습하고 결과를 검증하기 위해서는 훈련셋과 검증셋이 필요하다. 검증셋은 딥러닝 모델의 객체 분류 정확도를 판단하는데 활용되며 설정한 목표 달성 여부에 따라 훈련셋과 검증셋의 비율을 조절할 수 있다. 일반적인 훈련셋과 검증셋의 비율은 8:2로 구성되어 있으나 본 연구에서는 딥러닝 모델의 성능을 최대한으로 높이기 위하여 훈련셋의 비중을 높여 훈련셋과 검증셋의 비율을 88.89%, 11.11%로 설정하였다.

Table 4. Dataset composition of deep learning model

Category	Value
The number of datasets	15,210 set
Dataset size	512 × 512 pixel
The number of classes	5 (Building, Road, Forest, River, Open area)

딥러닝 모델의 학습을 위하여 구글에서 개발한 딥러닝 분야 라이브러리인 Tensorflow를 활용하였으며, Python 3.6을 통해 구현하였다. 딥러닝 모델 학습에 사용된 컴퓨터의 환경은 Table 5와 같다. 하이퍼 파라미터는 컴퓨터 성능을 고려하여 Batch size 6, Train epoch는 17로 설정하고 Learning rate는 1.00e-06으로 정하였다. 나머지 파라미터는 DeepLabV3+ 알고리즘의 기본값을 사용하였다.

Table 5. Computer environment

CPU	Intel Core i7-10750H CPU @ 2.60Hz
GPU	NVIDIA GeForce RTX 2070
RAM	32.0 GB
OS	Windows 10 Pro 64bit

## 2.5 딥러닝 모델 학습 결과

DeepLabV3+ 모델의 학습 후 픽셀단위로 정확도를 측정하는 Pixel accuracy를 적용하여 클래스별 객체 분류 정확도를 측정하였다. DeepLabV3+ 모델의 정확도 측정 결과는 Table 6과 같으며 클래스별로 건물 75.61%, 도로 75.78%, 산림 92.78%, 하천 78.88%, 개활지 92.25%의 정확도를 나타낸다. DeepLabV3+의 전체 정확도는 82.82% 이다.

Table 6. DeepLabV3+ pixel accuracy for each class

Classes	Pixel accuracy
Building	75.61%
Road	75.78%
Forest	92.78%
River	78.88%
Open area	92.25%
Overall	82.82%

## 2.6 적합지역 이미지 객체 분류

앞서 선정된 포병 진지 적합지역의 이미지를 학습된 딥러닝 모델을 활용하여 객체 분류를 실시한다. 적합지역 이미지를 객체 분류한 결과는 Fig. 5와 같으며 클래스별 RGB 색상은 건물(100, 0, 0), 도로(0, 200, 0), 산림(0, 100, 0), 하천(0, 0, 200), 비대상지(20, 0, 0)이다.

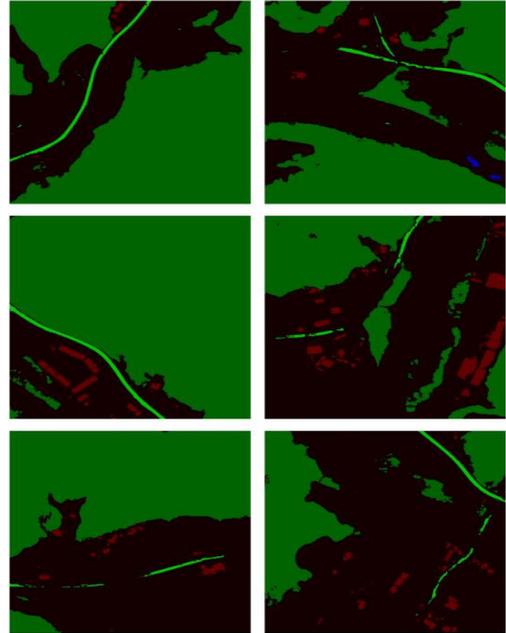


Fig. 5. Object classified images using DeepLabV3+

## 2.7 이미지 색상 정보 추출

본 연구에서는 적합지역 이미지와 임의 지역 항공사진의 지형조건 유사도를 비교하기 위하여 이미지의 색상 정보를 이용한다. 이미지의 색상 정보를 이용하는 기법은 이미지의 픽셀 값을 비교하는 기법과 이미지 픽셀 분포를 비교하는 기법이 있다. 이미지의 픽셀 값을 비교하는 기법은 두 이미지에서 서로 같은 위치에 있는 픽셀 간의 차이를 계산하여 평균 값으로 유사도를 파악한다. 이 방법을 사용하면 동일 위치에 있는 픽셀의 차이를 계산함으로써 정확하게 유사도를 구할 수 있지만 이미지 유사도를 한번 실행할 때마다 수십만 개의 픽셀 값을 계산해야 하기 때문에 많은 시간이 소요된다. 또한 비교하고자 하는 객체가 이미지마다 다른 위치에 있을 경우 제대로 된 비교가 이루어지기 어렵다. 반면 이미지 픽셀 분포를 비교하는 기법은 이미지의 전체적인 색상 분포를 추출하여 비교하는 것으로 비교하고자 하는 객체가 각 이

이미지마다 동일한 곳에 위치하지 않아도 이미지의 유사도를 비교하여 파악할 수 있다. 본 연구에서는 비교하고자 하는 지형지물의 위치가 이미지마다 다른 곳에 위치하고 있기 때문에 이미지의 픽셀 분포를 이용하여 이미지 유사도를 분석한다.

OpenCV의 함수 CalcHist를 사용하여 이미지의 픽셀 분포를 색상 히스토그램으로 나타낼 수 있다[12,13]. Fig. 6은 원본 이미지와 객체 분류된 이미지의 색상 히스토그램을 나타낸 것이다. 색상 히스토그램의 가로축은 픽셀 색상 정보값이고 세로축은 해당 색상 정보값을 갖는 픽셀의 수를 나타낸다.

원본 이미지는 색상 히스토그램을 통해 이미지의 전체적인 색상 분포를 알 수 있지만 같은 클래스의 객체라도 다른 색상을 갖기 때문에 색상 히스토그램으로 이미지의 지형 유사도를 정확히 비교하기는 어렵다. 딥러닝 모델을 통해 객체 분류된 이미지는 클래스별로 같은 색상을 갖기 때문에 원본 이미지의 색상 히스토그램보다 단순한 모습을 보인다. 때문에 객체 분류된 이미지의 색상 히스토그램을 사용하여 이미지를 비교할 경우 클래스별 픽셀의 색상 분포를 정확히 비교할 수 있다.

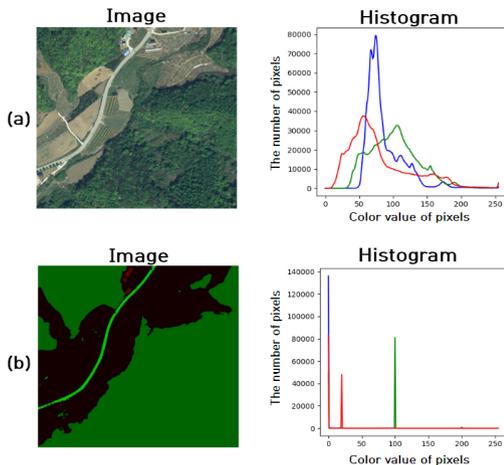


Fig. 6. Color histogram  
(a) original image  
(b) object classified image using DeepLabV3+

$$d(H_1, H_2) = \sum_I \frac{(H_1(I) - H_2(I))^2}{H_1(I)} \quad (1)$$

OpenCV의 CompareHist 함수를 활용하면 서로 다른 이미지의 색상 히스토그램 정보를 비교할 수 있다. CompareHist 함수의 계산 방법은 Eq. (1)과 같으며

$H_1$ 과  $H_2$ 는 비교하고자 하는 서로 다른 두 개의 이미지의 히스토그램을 의미하고  $H_1(I)$ 와  $H_2(I)$ 는 해당 이미지의 히스토그램 정보값이다. Eq. (1)을 적용하면 구간 별로 저장된 색상 히스토그램 정보값을 비교하여 결과값을 출력한다[12].

### 3. 분석결과

#### 3.1 임의 지역에서 포병 진지 위치 선정

앞서 선정한 적합지역 이미지와 학습된 딥러닝 모델을 활용하여 임의 지역에서 포병 진지 적합지역을 찾아내고자 한다. 먼저 임의 지역의 공간해상도 25cm 급의 항공사진을 국토지리정보원에서 다운받는다. 다운 받은 임의 지역의 항공사진은 포병 사격 진지 구축 범위인 가로 400m, 세로 400m로 바둑판식 분할한다. 바둑판식 분할이 완료된 이미지는 딥러닝 모델을 통하여 객체 분류하여 저장한다. 임의 지역 항공사진을 바둑판식 분할한뒤 객체 분류 완료한 모습은 Fig. 7과 같다.

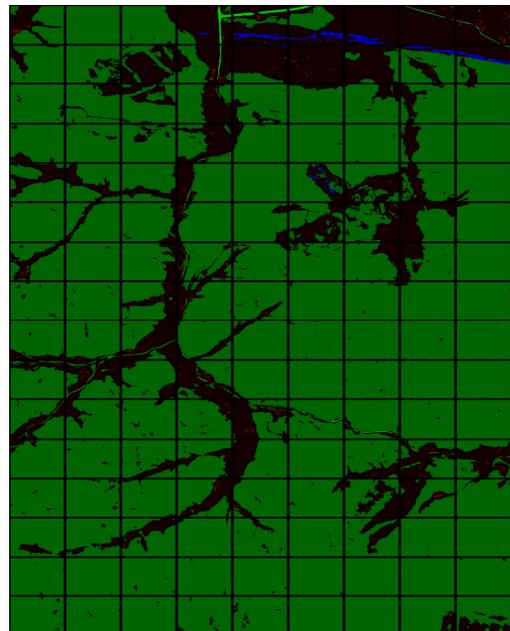


Fig. 7. Object classified random areas using DeepLabV3+

객체 분류된 임의 지역의 항공사진은 앞서 선정한 적합지역 이미지와 이미지 유사도 비교를 실시한다. 이미지 유사도 비교의 방법으로는 이미지 색상 정보를 이용

하여 이미지의 색상별 픽셀 분포를 비교하는 방법을 사용한다. 이미지의 색상별 픽셀 분포를 비교하기 위해서는 먼저 이미지의 색상 분포를 데이터화 해야 한다. OpenCV 함수 ClacHist를 사용하면 이미지의 색상 분포 정보를 데이터로 저장할 수 있다. 0부터 256까지의 이미지 색상 정보값을 RGB 3채널별로 257개의 구간으로 나누어 저장한다. 먼저 적합지역 이미지의 색상 분포 정보를 저장하고 이어서 임의 지역 항공사진의 색상 분포 정보를 데이터로 저장한다.

다음으로 OpenCV 함수 CompareHist를 사용하여 적합지역 이미지와 임의 지역 항공사진의 색상 분포 유사도를 비교한다. 두 개의 이미지가 서로 유사도가 높을 수록 결과값이 0에 가까워진다. 적합지역 이미지 500장과 임의 지역 항공사진의 색상 분포 유사도를 비교하여 나타난 결과값을 오름차순으로 정리한다. 본 연구에서는 지역별로 10개의 포병 진지 적합지역을 찾아내고자 한다. 오름차순으로 정리한 이미지 유사도 비교 결과값에서 0에 가까운 10개의 지역을 포병 진지 적합지역으로 정한다. 본 연구의 방법론을 통해 찾아낸 포병 진지 적합지역은 Fig. 8과 같다.

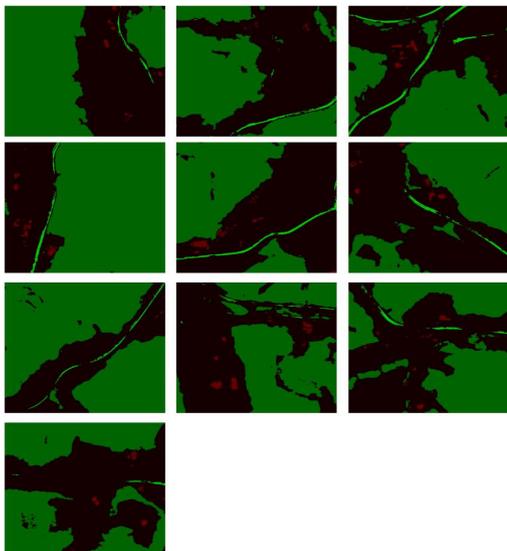


Fig. 8. Detected images by the methodology of this study

찾아낸 포병 진지 적합지역을 흰색 테두리로 표시하여 원본 항공사진에 나타낸다. 포병 진지 적합지역이 표시된 임의 지역 항공사진은 Fig. 9와 같다.

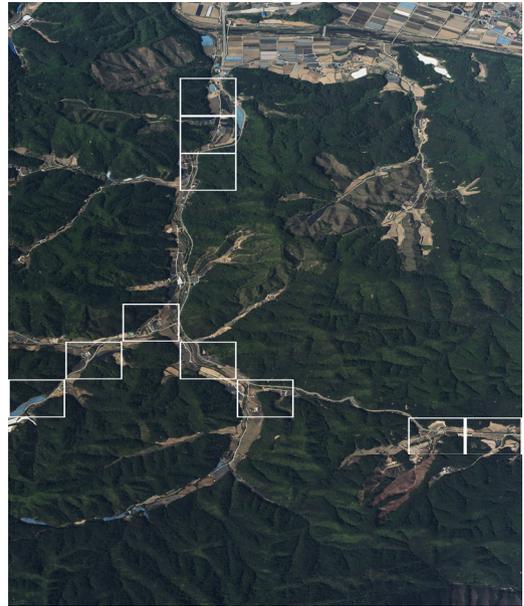


Fig. 9. Artillery positions by the methodology of this study

### 3.2 포병 진지 적합지역 선정 결과 비교

본 연구의 방법론으로 찾아낸 포병 진지 적합지역이 사람이 선정한 포병 진지 적합지역과 일치하는지 확인할 필요가 있다. 10개의 임의 지역을 선정하고 포병 진지 위치 선정 경험이 있는 포병장교 5명, 공병장교 5명을 대상으로 포병 진지 적합지역을 선정하는 설문조사를 진행하였다. 설문조사 결과에서 장교들이 선택한 지역을 내림차순으로 정리하여 임의 지역별로 10개소를 포병 진지 적합지역으로 선정하였다.

설문조사 결과 데이터에 대하여 다중대응일치분석을 실시하여 유의성을 확인하였다. 다중대응일치분석은 개체와 범주에 계량적 수치를 부여하여 개체들 간의 동질성을 분석하는 기법이다. 다중대응일치분석을 사용하여 설문조사 참여자들 간의 응답 유사성을 확인할 수 있다. 다중대응일치분석의 분석도구로는 IBM사의 SPSS Statistics을 사용하였다. 설문조사를 실시한 지역별로 응답 간의 상관계수의 평균을 구하여 나타난 결과는 Table 7와 같으며 설문조사 전체의 평균은 0.528으로 나타났다. 다중대응일치분석 결과를 통해 설문조사 결과에서 참여자들의 응답 사이에 다소 높은 상관관계가 있다는 것을 알 수 있으며 설문조사에 참여한 장교들이 서로 비슷한 기준을 갖고 임의 지역에서 포병 진지 적합지역을 선택했을 가능성이 높다.

Table 7. Average of correlation coefficients

No.	Average of correlation coefficients
1	0.573
2	0.482
3	0.559
4	0.459
5	0.555
6	0.545
7	0.510
8	0.543
9	0.519
10	0.533
overall	0.528

다음으로 본 연구의 방법론으로 설문조사에서 사용한 10개의 임의 지역에서 포병 진지 적합지역을 찾아냈다. 설문조사와 본 연구의 방법론의 결과 비교는 Table 8과 같다.

Table 8. Artillery position comparison

No.	Test image size (pixel)	Agreement
1	14,600 × 25,730	70%
2	14,400 × 16,000	80%
3	12,187 × 12,152	80%
4	14,016 × 16,768	90%
5	14,016 × 16,768	70%
6	14,144 × 15,552	80%
7	12,800 × 14,400	100%
8	12,800 × 14,400	80%
9	11,200 × 16,000	80%
10	11,200 × 16,000	80%
overall		81%

일치율은 설문조사 결과와 본 연구의 방법론으로 찾아낸 지역 중 같은 지역의 수를 10으로 나누어 계산한다. 10개의 임의 지역에 대해 일치율의 평균은 81%로 나타났다. 전반적으로 장교들이 선택한 대부분의 지역을 본 연구의 방법론이 포병 진지 적합지역으로 찾아냈다. 일치율이 70%로 낮은 1번과 5번은 비포장 도로를 다수 포함하고 있는 지역이다. 본 연구에서는 견인포 및 차량화 장비가 진입하기 위해서 기동 조건이 양호한 포장된 도로를 진입로로 선정하였다. 포병 진지 적합지역 이미지 선정에서 기동조건이 좋지 않은 비포장 도로를 포함한 제외하였고 본 연구 방법론의 최종 결과에서도 비포장

도로만 있는 지역은 적합지역으로 선정되지 않았다. 반면 포병 및 공병장교들 중에서 일부는 비포장도로를 진입로로 판단하여 적합지역을 선정하였기 때문에 비포장 도로가 다수 포함된 1번과 5번 지역의 일치율이 다소 낮게 나타났다. 1번과 5번 지역을 제외하고는 전체적으로 80% 이상의 일치율을 나타냈고 본 연구의 방법론을 사용한 결과는 포병 진지 적합지역을 선정하는 참고 자료로 활용할 수 있을 것으로 판단한다.

#### 4. 결론

본 연구는 포병부대의 생존성 향상을 위하여 딥러닝 모델과 이미지의 유사도 분석 기법을 통해 포병 진지 적합지역을 찾기 위한 연구이다. 포병 진지 위치 선정 조건을 객관화하기 위하여 포병 진지 관련 야전교범과 포병 및 공병장교들을 대상으로 설문을 실시하였다. 딥러닝 모델은 항공사진 객체 분류에 우수한 성능을 갖는 DeepLabV3+를 선정하여 활용하였고 픽셀 정확도로 딥러닝 모델의 학습 정확도를 확인하였다. 이미지 유사도 분석 방법은 이미지의 색상 분포별 픽셀값을 비교하는 방법을 사용하였고 OpenCV의 함수를 활용하였다. 딥러닝 모델을 사용하여 클래스별 객체 분류된 적합지역 이미지와 임의 지역 항공사진의 이미지 유사도를 분석하여 유사도가 높은 지역을 포병 진지 적합지역으로 선정하였다. 마지막으로 포병 및 공병장교들이 선정한 포병 진지 적합지역과 본 연구의 방법론의 결과를 비교하고 81%의 일치율을 확인하였다.

하지만 설문에 참여하는 장교 선정에 대한 어려움과 시간적 제약으로 인하여 다수의 지역과 장교들을 대상으로 설문을 실시하지 못한 제한사항이 있었다. 또한 지형 분석에 사용된 딥러닝 모델의 정확도가 건물, 도로, 하천과 같은 일부 클래스에서는 80%에 미치지 못해 이미지 내에서 정확히 객체 분류되지 못한 부분들이 존재할 수 있다. 향후 딥러닝 모델의 정확도를 높이기 위한 연구가 진행된다면 보다 정확한 지형 분석이 가능할 것이다.

자체적인 방호능력이 부족하고 적에게 위치 노출이 쉬운 포병부대의 특성상 생존성 향상을 위해서 다양한 사격진지 선정과 신속한 진지변환이 필수적이다. 본 연구의 방법론을 활용한다면 복잡한 전장환경에서 지형지물의 분석과 신속한 포병 진지변환 계획 수립을 통해 포병부대 생존성 향상에 큰 도움이 될 것이다.

## References

- [1] Republic of Korea Army, Artillery management, 2018.
- [2] Republic of Korea Army, 155mm Artillery Battalion, 2016.
- [3] K.S. Kim, J.M. Ma, "Deep Learning-based FASCAM Areas Analysis Using Aerial Photographs", *Korean Journal of Computational Design and Engineering*, pp.1-12, 2022.  
DOI: <https://doi.org/10.7315/CDE.2022.177>
- [4] K.H. Seo, C.W. Oh, D. Kim, M.Y. Lee, Y.J. Yang, "An Empirical Study on Automatic Building Extraction from aerial Images Using a Deep Learning Algorithm", *Proceedings of Korean Society for Geospatial Information Science*, pp.243-252, 2019.
- [5] S.H. Lee, M.J. Lee, "A Study of Establishment and application Algorithm of Artificial Intelligence Training Data on Land use/cover Using Aerial Photograph and Satellite Images", *Korean Journal of Remote Sensing*, 37(5), pp.871-884, 2021.  
DOI: <https://doi.org/10.7780/kirs.2021.37.5.1.4>
- [6] C.L. Su, C. Lursinsap, "Face Recognition by Feature Orientation and Feature Geometry Matching", *IEEE Proceeding of ICPR'96*, pp.401-405, 1996.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/ICPR.1996.546978>
- [7] R. Brunelli, T. Poggio, "Face Recognition: Features Versus Template", *IEEE Trans. PAMI*, pp.9-14, 1998.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/34.254061>
- [8] D.Y. Ryu, "A User Authentication System Using Face Analysis and Similarity Comparison", *Journal of Korea Multimedia Society*, pp.1439-1448, 2005.
- [9] S.G. Kwon, "Face Detection Algorithm Using Color Distribution Matching", *Journal of Korea Multimedia Society*, pp.927-933, 2013.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.9717/kmms.2013.16.8.927>
- [10] Republic of Korea Army, Support for survival, 2012.
- [11] L. Chen, G. Papandreou, "DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets and Atrous Convolution and Fully Connected CRFs", *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 40(4), pp.834-848, 2018.  
DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1606.00915>
- [12] OpenCV Histogram Comparison, [https://docs.opencv.org/3.4/d8/dc8/tutorial\\_histogram\\_comparison.html](https://docs.opencv.org/3.4/d8/dc8/tutorial_histogram_comparison.html) (accessed Feb. 20, 2022)
- [13] S.W. Lee, OpenCV Project Made of Python, Insight, 2019, pp.120-144.

김기선(Kiseon Kim)

[정회원]



- 2013년 3월 : 육군사관학교 토목공학 학사
- 2023년 1월 : 국방대학교 국방과학과 석사

<관심분야>

인공지능, 무기체계 획득관리

마정목(Jungmok Ma)

[정회원]



- 2002년 2월 : 육군사관학교 운영분석 학사
- 2008년 8월 : 미국 펜실베이니아주립대(PSU) 산업공학 석사
- 2015년 5월 : 미국 일리노이대(UIUC) 산업공학 박사
- 2015년 9월 ~ 현재 : 국방대학교 국방과학학과 교수

<관심분야>

국방 모델링 및 데이터 분석학, 무기체계 획득관리