

# 태양객체 정보 및 태양광 특성을 이용하여 사용자 위치의 자외선 지수를 산출하는 DNN 모델<sup>☆</sup>

## DNN Model for Calculation of UV Index at The Location of User Using Solar Object Information and Sunlight Characteristics

가 덕 현<sup>1</sup>                      오 승 태<sup>2</sup>                      임 재 현<sup>1\*</sup>  
Deog-hyun Ga                      Seung-Taek Oh                      Jae-Hyun Lim

### 요 약

자외선은 노출 정도에 따라 인체에 유익 또는 유해한 영향을 미치므로 개인별 적정 노출을 위해서는 정확한 자외선(UV) 정보가 필요하다. 국내의 경우 기상청에서 생활기상정보의 한 요소로 자외선 정보를 제공하고 있으나 지역별 자외선 지수(UVI, Ultraviolet Index)로 사용자 위치의 정확한 UVI를 제공하지는 못하고 있다. 일부에서는 정확한 UVI의 취득을 위해 직접 계측기를 운용하지만 비용이나 편의성에 문제가 있고, 태양의 복사량과 운량 등 주변 환경요소를 통해 자외선 양을 추정하는 연구도 소개되었으나 개인별 서비스 방법을 제시하지는 못하였다. 이에 본 논문에서는 각 개인별 위치에서의 정확한 UVI 제공을 위한 태양객체 정보와 태양광 특성을 이용한 UVI 산출 딥러닝 모델을 제안한다. 기 수집한 하늘이미지 및 태양광 특성을 분석하여 태양의 위치 및 크기, 조도 등 UVI와 상관도가 높은 요소들을 선정한 후 DNN 모델을 위한 데이터 셋을 구성한다. 이후 하늘이미지로부터 Mask R-CNN을 통해 추출한 태양객체 정보와 태양광 특성을 입력하여 UVI를 산출하는 DNN 모델을 구현한다. 국내 UVI 권고기준을 고려, UVI 8이상과 미만인 날에 대한 성능평가에서는 기준장비 대비 MAE 0.26의 범위 내 정확한 UVI의 산출이 가능하였다.

☞ 주제어 : 자외선 지수, 이미지, 태양 객체특성, 사용자 위치, 태양광 특성, 딥러닝

### ABSTRACT

UV rays have beneficial or harmful effects on the human body depending on the degree of exposure. An accurate UV information is required for proper exposure to UV rays per individual. The UV rays' information is provided by the Korea Meteorological Administration as one component of daily weather information in Korea. However, it does not provide an accurate UVI at the user's location based on the region's Ultraviolet index. Some operate measuring instrument to obtain an accurate UVI, but it would be costly and inconvenient. Studies which assumed the UVI through environmental factors such as solar radiation and amount of cloud have been introduced, but those studies also could not provide service to individual. Therefore, this paper proposes a deep learning model to calculate UVI using solar object information and sunlight characteristics to provide an accurate UVI at individual location. After selecting the factors, which were considered as highly correlated with UVI such as location and size and illuminance of sun and which were obtained through the analysis of sky images and solar characteristics data, a data set for DNN model was constructed. A DNN model that calculates the UVI was finally realized by entering the solar object information and sunlight characteristics extracted through Mask R-CNN. In consideration of the domestic UVI recommendation standards, it was possible to accurately calculate UVI within the range of MAE 0.26 compared to the standard equipment in the performance evaluation for days with UVI above and below 8.

☞ keyword : UVI, Image, Solar object characteristics, User location, Sunlight characteristics, DNN

## 1. 서 론

<sup>1</sup> Department of Computer Science & Engineering, Kongju National University, Cheonan, 31080, Korea.

<sup>2</sup> Smart Natural Space Research Center, Kongju National University, Cheonan 31080, Korea.

\* Corresponding author (defacto@kongju.ac.kr)

[Received 27 August 2021, Reviewed 7 September 2021(R2 21 December 2021), Accepted 1 January 2022]

☆ 이 논문은 2020년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단

과거에는 자외선이 피부암, 백내장, DNA 손상 등을 유

의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(2019R1A6A1A03032988). 이 논문은 2020년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(2020R111A3073320).

☆ 본 논문은 2021년도 인터넷정보학회 춘계학술발표대회 우수 논문 추천에 따라 확장 및 수정된 논문임.

발시키는 유해요소로 인식되었으나[1], 최근에는 비타민 D 합성 및 근골격계에 미치는 긍정적 영향이 알려지면서 자외선에 대한 적정 노출을 권장하고 있다[2, 3]. 이러한 인식의 변화로 인해 자외선에 대한 관심 및 관련 정보에 대한 중요성도 부각되고 있다. 가장 대표적인 자외선 관련 정보는 지표면에 도달하는 태양 복사에너지 중 자외선(280~380nm) 영역에 해당하는 복사에너지의 양을 지수(1~15)의 형태로 나타낸 자외선 지수(UVI, Ultraviolet Index)이다[4]. 국내 기상청에서는 UVI를 건강관리를 위한 필수 환경인자로 선정하여 생활기상정보의 한 요소로 관련 정보를 제공하고 있다[5]. 그러나 기상청에서 제공하는 UVI는 지역(행정구역) 단위의 값이라는 한계가 있어 각 개인별 위치에서 구름, 날씨 등 환경적인 요인에 의해 달라지는 정확한 UVI 수치를 제공하지는 못하고 있다[6, 7]. 개인별 UV 정보 취득의 중요성을 강조하는 일부 연구에서는 태양광의 분광(Spectral Irradiance) 측정 결과로부터 UVI를 산출하는 방법을 소개하였고 소형의 UV센서를 적용하여 휴대가 가능한 UVI 측정기를 제안하였다[8]. 그러나 일반인이 태양광의 분광데이터를 수집 및 처리하는 것은 매우 어려우며 소형의 UVI 측정기도 휴대의 불편함 및 별도의 비용 발생 문제로 인하여 쉽게 사용할 수 없다. 최근에는 데이터의 분석 기술이 발전하면서 대기, 환경, 기후 관련 다량의 영상 및 센서 데이터를 취득한 후 분석을 통해 유의미한 날씨 및 환경 정보를 도출하고 있다. Sabburg와 Wong(1997)은 태양 중심 전천 카메라(all-sky camera) 시스템을 통해 전천 영상(all-sky image)과 태양복사 에너지를 함께 관측하여 연관 분석을 시도하였다[9]. 이들은 전천 카메라를 이용하여 하늘 영상을 취득한 후 운량 등의 날씨 관련 정보를 도출하였다[10]. 또한 총 오존의 환경 요소와 태양 천정각을 이용하여 UV 관련 정보를 추출하려는 연구도 소개되었다[11]. 그러나 이러한 연구 노력에도 불구하고 UVI와 관련이 높은 것으로 알려진 태양광의 특성과 하늘 이미지를 동시에 고려하여 자외선 관련 정보를 도출하려는 시도는 없었다. 또한 사용자 위치에서 주변 환경정보를 이용하여 자외선 정보를 산출하는 방법은 제시하지 못하였다.

본 논문에서는 각 개인별 위치에서의 정확한 자외선 지수를 제공하기 위해 하늘이미지 내 태양객체 정보와 태양광 특성을 이용하여 UVI를 산출하는 딥러닝 모델을 제안한다. 먼저 약 10개월 동안 촬영 및 측측을 통해 수집한 하늘이미지와 태양광 특성을 분석하여 UVI의 산출을 위해 필요한 상관 요소들을 선정한다. 이후 선정된 태양객체 정보(태양의 크기와 위치)와 태양광 특성(조도, 태양

천정각)의 요소들을 입력하여 UVI산출하는 딥러닝 모델을 구현하고 데이터 셋 기반의 학습을 수행한 후 실험을 통해 제안 방법의 성능을 확인한다. 이를 통해 사용자 주변의 환경정보(하늘이미지, 태양광 특성)와 딥러닝 모델을 연계 적용함으로써 개인 위치별 정확한 UVI 정보의 산출이 가능함을 제시한다.

## 2. 자외선 지수 산출 모델의 데이터 셋 구성

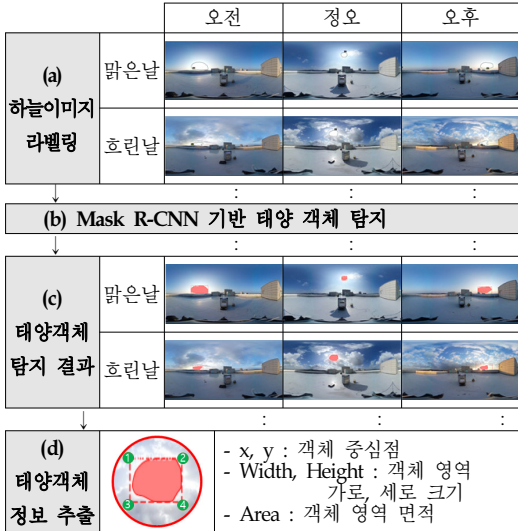
사용자 위치에서 취득 가능한 환경 정보를 이용하여 UVI 정보를 산출하기 위해 UVI와 연관이 있는 환경 요소들을 특정하였다. 자외선의 세기는 태양의 위치 및 태양 주변의 구름과도 밀접한 영향이 있으므로[12] 하늘 영상을 통해 태양객체에 대한 정보들을 추출하였다. 또한 하늘이미지의 취득과 함께 동시간대에 동일 지점에서 측정된 태양광의 조도를 함께 고려하였다. 본 연구에 적용된 데이터셋은 미공개 데이터로, 2019.10 ~ 2020.7의 기간 동안 위도 36.8522, 경도 127.1508에 위치한 대학 건물의 옥상층에서 매 1분 마다 전방향 카메라(Gear 360:2017, Samsung, Korea)를 통해 직접 촬영한 하늘이미지와 분광복사계(CAS 140CT, Instruments, Germany)를 통해 측정된 태양광의 조도를 누적 수집하여 구성하였다.

### 2.1 하늘이미지 내 태양객체 정보 추출

하늘이미지의 측정에 사용한 전방향카메라는 사용자 위치에서의 전체 하늘 영상을 취득할 수 있다는 장점이 있다[13]. 그러나 UVI는 태양과 그 주변의 구름의 영향을 받으므로 하늘이미지 전체 보다는 태양과 그 주위의 일정 영역에 대한 이미지를 추출하여 사용하였다[14]. 이를 위해 영상 내 특정 객체의 검출에 유용한 딥러닝 알고리즘인 Mask R-CNN(Region-Convolution Neural Network) 모델을 적용하였다[14, 15]. 그림 1은 하늘이미지로부터 태양객체 정보를 추출하는 과정을 단계별로 나타낸 것이다.

그림 1에서 표시된 Mask R-CNN 모델은 검출하고자 하는 객체뿐만 아니라 해당 객체 영역의 크기 및 좌표 정보를 함께 확보할 수 있어 유리하였다. Mask R-CNN 모델은 적용 전 검출하고자 하는 객체에 대한 사전 정보가 입력되어야 하므로 그림 1의 (a)와 같이 다양한 기상 조건을 고려하여 총 200장의 하늘이미지를 선정한 후 라벨링을 수행하였다. (b)는 라벨링 데이터 셋을 이용하여 학습을 수행한 Mask R-CNN 모델을 실행시키는 단계이며 (c)는 태양객체의 탐지 결과이다. Mask R-CNN 모델을 통해 탐

은 날과 흐린 날의 오전, 정오, 오후의 하늘 영상 내에서 정확하게 태양 객체를 탐지하였다. 이후 (d)에서는 태양객체 정보를 추출하는 과정으로 태양객체의 중심점(x, y)과 태양객체의 Width, Height, 태양객체 영역의 면적(Area) 정보를 추출하였다.



(그림 1) 태양객체 정보 추출 과정

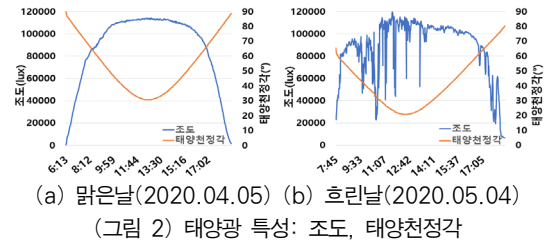
(Figure 1) Process of extracting solar object information

## 2.2 태양광 특성 정보 수집 및 데이터 셋 구성

사용자 위치의 UVI 산출을 위해 필요한 주변의 환경 정보로써 태양광 특성을 함께 수집하였다. 태양광 특성으로는 자외선의 세기와 밀접한 연관이 있는 태양광의 시간별 조도를 선정하였고 한국천문연구원에서 제공하는 태양천정각의 값을 추가하였다. 이때 태양광의 조도는 분광복사계를 태양 트래킹 장비에 적용하여 측정하였고 측정 시점에서의 태양천정각과 시간의 정보를 함께 누적 기록하였다. 그림 2는 시간별 조도와 태양천정각의 수집 현황을 표시하기 위하여 각각 맑은 날과 흐린 날 하루에 대한 예를 시각화 한 것이다.

그림 2는 비슷한 시기의 맑은 날(a)과 흐린 날(b)에 대한 조도와 태양천정각의 시간별 변화를 나타낸 것이다. 태양천정각의 값은 맑고 흐림의 날씨와 무관하게 일정한 패턴을 보였지만 조도는 날씨나 구름 등의 영향 탓으로 매우 불규칙한 모습을 보였다. 이러한 특징을 고려할 경우 조도, 태양천정각 등의 태양광 특성과 구름이나 날씨 등의 영향을 파악할 수 있는 태양객체 정보를 함께 고려

할 경우 보다 정확한 UVI의 산출이 가능할 것으로 판단하였다. 이후 UVI 산출 딥러닝 모델의 설계 및 구현을 위해 필요한 데이터 셋을 구성하였고 표 1은 데이터 셋의 일부를 나타낸 것이다.



(Figure 2) Sunlight characteristics: illuminance and solar zenith angle

(표 1) 자외선 지수 산출을 위한 데이터 셋

(Table 1) Data set for calculation of UVI

시간	태양객체 정보					태양광 특성		
	x	y	Width	Height	Area	조도 (lux)	UVI (1-15)	Solar_Zenith(°)
20.04.08 6:36	1182	1228	920	243	102637	10939	0.1499	85.117
20.04.08 6:37	1198	1218	875	258	112616	11921	0.1365	84.918
20.04.08 6:38	1184	1217	828	256	107097	12918	0.1678	84.718
20.04.08 6:40	1198	1231	754	234	95676	14977	0.1936	84.319

표 1과 같이 태양객체 정보는 태양객체의 중심 좌표인 x, y, 가로와 세로축의 크기인 Width, Height, 태양객체 영역의 면적으로 구성하였다. 태양광 특성은 조도, UVI, 태양천정각이다. 이후 동시간에 대한 이미지를 함께 구성하여 총 59,155건의 데이터를 누적 수집하였고, 표 2는 데이터셋 구성을 위한 각 단계별 데이터의 처리 수량이다.

(표 2) 수집 데이터 셋의 각 단계별 수량

(Table 2) Quantity of each step in the collected dataset

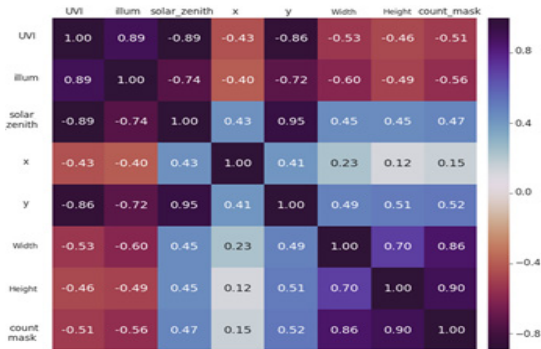
구분	수량
하늘이미지 라벨링	200개(맑은날, 흐린날100개씩)
태양객체 탐지 결과	73,450건
태양객체정보+태양광특성	59,155건

### 3. 자외선 지수 산출 딥러닝 모델

하늘이미지의 태양객체 정보와 태양광 특성을 이용하여 사용자 위치에서 자외선 지수(UVI, Ultraviolet Index)를 산출하였다. 이를 위해 UVI와 각 데이터 셋 요소들 간의 상관도를 분석한 후 UVI 산출 딥러닝 모델을 설계하였다. 또한 UVI의 산출 정확도의 향상을 위한 모델의 최적화를 수행하였다. 이후 데이터 셋 기반의 학습을 수행함으로써 사용자 위치에서 UVI를 산출하는 딥러닝 모델을 구현하였다.

#### 3.1 자외선 지수 산출 모델의 설계

사용자 주변의 환경 요소들을 이용하여 UVI를 산출하는 딥러닝 모델의 구현을 위해서는 출력 값인 UVI와 상관도가 높은 입력 인자들의 선정이 필요하였다. 2장에서 제시한 태양객체 정보와 태양광 특성요소의 상관도를 분석하였고 그 결과는 그림 3과 같다.



(그림 3) UVI와 수집 정보간 상관도 분석

(Figure 3) Analysis of correlation between UVI and collected data

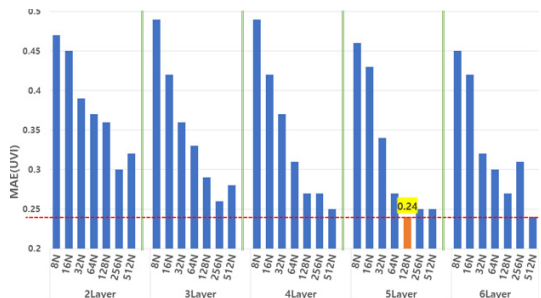
상관도 분석 결과 UVI는 태양광 특성인 조도(illum)와 상관도가 0.89로 가장 높았고 태양천정각(Solar\_Zenith)과도 -0.89로 가장 높은 음의 상관도를 보였다. 또한 태양객체 정보 중에서는 태양의 y축 위치와 -0.86으로 높은 음의 상관도를 보였고 x축 위치 등의 나머지 태양 객체 요소들과도 최소 -0.43 이상의 높은 음의 상관도를 보였다. 상관도 분석시 x는 하늘 이미지 중심으로부터 태양 객체간의 중심까지의 거리를 적용하였다. 그림 3의 상관도 분석 결과 데이터 셋 내의 모든 구성요소가 UVI 산출 정확도 향상에 도움이 되는 것으로 확인하였다. 이러한

분석 결과를 토대로 태양객체 정보와 태양광 특성을 입력으로 하여 UVI를 산출하는 초기 딥러닝 모델을 설계하였다. 이때에는 각 월에 대한 정보가 UVI의 산출 정확도 향상에 기여한다는 사전 연구[16]를 고려하여 월에 대한 정보를 One-Hot Encoding 기법을 통해 추가로 적용하였다.

#### 3.2 자외선 지수 산출 모델의 구현 및 학습

자외선 지수 산출 DNN 모델의 구축을 위해 Ubuntu OS에 제플린(Zeppelin)을 설치하였고, 딥러닝 오픈소스 프레임워크인 텐서플로우(TensorFlow)와 케라스(Keras)를 이용하여 자외선 지수 산출 모델을 구현하였다[17].

초기 딥러닝 모델은 한 개의 입력층, 각각 128개의 노드를 가지는 세 개의 은닉층, 한 개의 출력층으로 구성하였다. 이때 입력층에 적용될 각 인자 값들을 0~1사이의 값으로 변환하는 전처리를 수행하였고 전체 데이터 셋의 약 49%를 학습, 21%를 검증, 30%를 테스트 데이터 셋으로 랜덤 분할한 후 사용하였다. 이때 최적화함수는 Adam, 활성화함수 ReLU, Epoch는 500, 손실 함수는 MAE(Mean Absolute Error)로 설정하였고, 초기 딥러닝 모델은 테스트 셋 내의 데이터를 이용한 평가 수행 시 MAE가 0.27로 확인되었다. 이후 UVI 산출 딥러닝 모델의 최적화를 위하여 레이어의 개수와 노드의 개수를 변경해 가며 최적의 파라미터 값을 찾는 그리드 서치를 수행하였고[18], 그 결과는 그림 4와 같다.

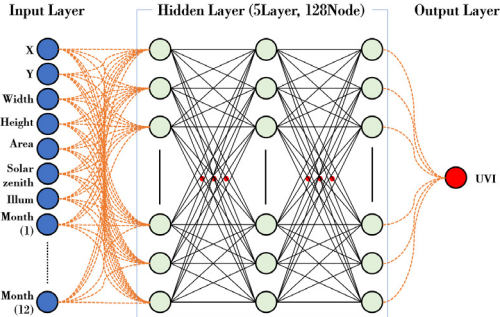


(그림 4) 모델 최적화를 위한 그리드 서치 결과

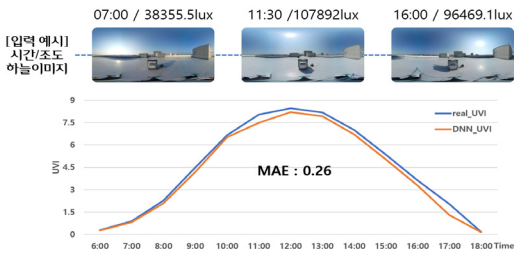
(Figure 4) Grid search results for optimization of the model

그림 4와 같이 은닉층을 2~6개, 각 레이어의 노드수를 8~512개로 점진적으로 변화시켜 가며 각 설정 상태에서의 MAE를 확인하였다. 그 결과 은닉층 5개, 각 레이어의 노드 개수가 128개 일 때가 최적의 MAE 수치를 보였고 그 이상으로 은닉층과 노드의 개수를 증가시켜도 성능에

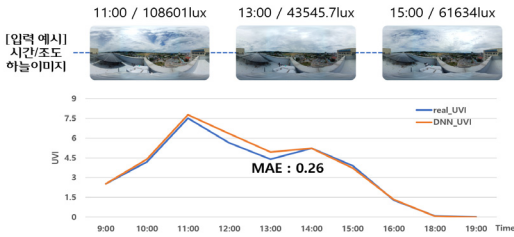
는 큰 변화가 없었다. 이러한 그리드 서치의 결과를 반영하여 UVI 산출 모델을 확정 구현하였고 그림 5는 UVI 산출 모델의 구현 결과이다.



(그림 5) UVI 산출 DNN 모델  
(Figure 5) DNN model for UVI calculation



(a) 2020년 04월 29일(최대 UVI 8이상, 맑음)



(b) 2020년 07월 03일(최대 UVI 8미만, 흐림)

(그림 6) 성능 실험 결과

(Figure 6) Result of performance experiments

#### 4. 실험 및 평가

국내 UVI의 권고 기준을 고려하여 자외선지수가 매우 높음(최대 UVI 8 이상)에 해당하는 날과 그렇지 않은 날 하루씩을 선정한 후, 제안모델의 성능 실험을 수행하였다. 실험 대상일의 선정은 객관적 평가를 위해 테스트 셋에서 배제된 날들을 대상으로 하였고, 각 일별 일출~일몰

간 하늘이미지와 조도 값을 이용하였다. 이때 기준 UVI는 동일 시간, 장소에서 분광복사계 (CAS 140CT, Instruments, Germany)를 통해 취득한 UVI의 계측 결과를 비교하였고 그 결과는 그림 6과 같다.

(a)는 UVI가 “매우 높음”, (b)는 “높음”에 해당하는 날에 대한 결과이며 두 날짜에서 모두 평균절대오차(MAE)가 0.26으로 나타나 보여 제안방법은 MAE 0.26의 평균 오차범위 내에서 정확한 UVI 산출이 가능함을 확인하였다. 또한 이전의 연구를 토대로 태양의 조도를 기반으로 UVI 산출 딥러닝 모델을 구현하여[18], 동일 날짜에 대한 비교 성능 평가를 수행하였고 그 결과는 표 3과 같다.

(표 3) 제안 모델의 비교 성능 평가

(Table 3) Comparative performance evaluation

날짜	구분	MAE	
		(기준) 조도 기반 uvi 산출	(제안) 태양객체+조도 기반 uvi 산출
'2020.04.29. (UVI 매우높음)		0.31	0.26
'2020.07.03. (UVI 높음)		0.69	0.26
평균		0.50	0.26

기존 방법과 제안하는 태양객체정보 기반 UVI 산출 방법은 평균 MAE가 각각 0.50과 0.26으로 나타나 제안방법이 보다 우수한 성능을 보였다. 특히 UVI가 “높음”에 해당하는 날(2020.07.03. 여름, 흐림)에서 성능 차이가 컸다. 이를 통해 구름 및 날씨의 변화가 있는 경우에도 이전의 방법보다 태양의 객체 정보를 함께 사용한 제안방법이 보다 강건한 UVI의 산출 성능을 보임을 확인하였다.

#### 5. 결 론

본 논문에서는 각 개인의 건강 관리를 위해 태양객체 정보와 태양광 특성에서 UVI를 산출하는 딥러닝 모델을 제안하였다. 제안 방법은 사용자 주변에서 취득 가능한 하늘이미지와 태양광 특성을 이용하여 해당 위치에서 UVI를 산출하였다. 이를 위해 약 10개월간 전방향카메라를 사용하여 하늘이미지를 촬영하였고 동위치, 동시간대에서 분광복사계를 통해 태양광의 조도 및 UVI의 광특성을 수집하였다. 이후 하늘이미지에서 태양객체정보를 취득하기 위하여 Mask R-CNN 모델을 적용하였고 태양객체의 x, y 좌표와 크기 정보 width, height 및 면적 정보 Area를 도출하였다. 또한 동일 시점에서의 태양광 특성인

조도(illum), UVI, 태양천정각(Solar\_Zenith)의 값을 수집하여 데이터 셋을 구성하였다. 이후 상관 분석을 통해 정확한 UVI 산출을 위한 입력 요소를 선정한 후 Zeplin 환경에서 TensorFlow 기반 UVI 산출 딥러닝 모델을 설계 및 구현하였다. 태양객체 정보(x, y, width, height, area)와 태양광 특성(illum, Solar\_Zenith)에 월의 정보를 추가로 입력하여 UVI를 산출하는 딥러닝 모델을 구축하였다. 이후 그리드서치 방법을 이용한 모델의 최적화를 수행하여 5개의 히든레이어, 각 레이어마다 128개의 노드를 가지는 UVI 산출 딥러닝 모델을 최종 구현하였다. 국내 UVI 권고기준을 고려하여 UVI가 8이상(매우높음)과 미만에 해당하는 날을 각각 하루씩 선정하여 수행한 제안 방법의 성능 평가에서는 평균절대오차 0.26의 범위 내에서 정확한 UVI를 산출하여 사용자 위치에서의 UVI 정보의 제공이 가능함을 확인하였다.

향후 연구에서는 하늘이미지와 태양광 특성의 실측 자료를 보강하여 제안 방법의 추가적인 성능 향상을 위한 노력을 계속할 것이다. 또한 UVI의 미세먼지 등 다른 환경 요소의 산출을 위해 사용자 주변 환경 요소들의 추가 분석을 시도할 계획이다.

## 참고문헌(Reference)

- [1] G. M. Hong, and B. C. Choi, "Characteristics of Erythral Ultraviolet Irradiance operating at Korea Meteorological Administration.", *Journal of Korean Society for Atmospheric Environment*, Vol.22, No.2, pp.223-233. 2006.
- [2] J. Reichrath, "The challenge resulting from positive and negative effects of sunlight: how much solar UV exposure is appropriate to balance between risks of vitamin D deficiency and skin cancer?.", *Progress in biophysics and molecular biology*, Vol.92, No.1 pp.9-16, 2006.  
<https://doi.org/10.1016/j.pbiomolbio.2006.02.010>
- [3] S. K. Cho, S. Koo, and K. Park, "Vitamin D and depression.", *Journal of the Korean Society of Food Science and Nutrition*, Vol.43, No.10, pp.1467-1476, 2014. <https://doi.org/10.3746/jkfn.2014.43.10.1467>
- [4] M. K. Kwak, and J. H. Kim, "The radiative characteristics of EUV-B over the Korean peninsula and exposure time for synthesizing adequate vitamin D.", *Atmosphere*, Vol.21, No.1, pp.123-130, 2011.  
<https://doi.org/10.14191/Atmos.2011.21.1.123>
- [5] B. H. Song, G. M. Hong, B. C. Choi and H. K. Cho, "Recent EUV-B Observation at KGAWO : A Summary Report.", *Asia-Pacific Journal of Atmospheric Sciences*, Vol.41, No.3, pp.461-471, 2005.
- [6] H. K. Cho, B. Y. Lee, J. S. Lee and S. W. Park, "A Seasonal Climatology of Erythral Ultraviolet Irradiance over Korea.", *Asia-Pacific Journal of Atmospheric Sciences*, Vol.37, No.5, pp.525-539, 2001.
- [7] H. S. Kim, S. T. Oh, J. H. Lim, "Development of local area alert system against particulate matters and ultraviolet rays based on open IoT platform with P2P.", *Peer-to-Peer Networking and Applications*, Vol.11, No.6, pp.1240-1251, 2018.  
<https://doi.org/10.1007/s12083-017-0592-2>
- [8] S. T. Oh, D. H. Park, and J. H. Lim, "Designing safe general LED lighting that provides the UVB benefits of sunlight.", *Applied Sciences*, Vol.9 No.5 pp.826, 2019. <https://doi.org/10.3390/app9050826>
- [9] J. Sabburg, and J. Wong, "Development of a Sun centred sky camera for use in UV measurements.", *International Workshop on Image Analysis and Information Fusion (IAIF 1997)*. Cooperative Research Centre for Sensor Signal and Information Processing, pp.113-118, 1997.
- [10] Y. M. Kim, J. Kim, and H. K. Cho, "Development of objective algorithm for cloudiness using all-sky digital camera.", *Atmosphere*, Vol.18, No.1, pp.1-14, 2008.
- [11] M. Allaart, M. van Weele, P. Fortuin, and H. Kelder, "An empirical model to predict the UV-index based on solar zenith angles and total ozone.", *Meteorological Applications*, Vol.11, No.1, pp.59-65, 2004. <https://doi.org/10.1017/S1350482703001130>
- [12] A. R. Webb, "Who, what, where and when - influences on cutaneous vitamin D synthesis.", *Progress in biophysics and molecular biology*, Vol.92, No.1, pp.17-25, 2006.  
<https://doi.org/10.1016/j.pbiomolbio.2006.02.004>
- [13] M. Šinko, P. Sýkora, P. Kamencay, and R. Hudec, "Development of a system for collecting and

- processing sky images and meteorological data used for weather prediction.”, Transportation Research Procedia, Vo.40, pp.1548-1554, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2019.07.214>
- [14] D. H. Ga, I. S. Shin, S. T. Oh, J. H. Lim, “The Method of Producing Ultraviolet Index Using The RGB Color of Solar Image”, Korean Society for Internet Information(ksii) 2021 spring conference, Vol.22, No.1, pp.275-276, 2021.
- [15] K. He, G. Gkioxari, P. Dollár, and R. Girshick, “Mask r-cnn.”, Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, pp.2961-2969, 2017. <https://doi.org/10.1109/iccv.2017.322>
- [16] D. H. Park, S. T. Oh, and J. H. Lim, “Development of a UV index sensor-based portable measurement device with the EUVB ratio of natural light.”, Sensors, Vol.19, No.4, pp.754, 2019. <https://doi.org/10.3390/s19040754>
- [17] S. R. Stanly Wilson, “Twitter data analysis using hadoop ecosystems and apache zeppelin.”, Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, Vol.16, No.3, pp.1490-1498, 2019. <http://doi.org/10.11591/ijeecs.v16.i3.pp1490-1498>
- [18] S. T. Oh, D. H. Ga, and J. H. Lim, “Mobile Deep Learning System That Calculates UVI Using Illuminance Value of User’s Location.”, Sensors, Vol.21, No.4 pp.1227, 2021. <https://doi.org/10.3390/s21041227>

## ● 저 자 소 개 ●



### 가 덕 현(Deog-Hyeon Ga)

2020년 공주대학교 컴퓨터공학부 소프트웨어전공(공학사)

2020년~현재 공주대학교 대학원 소프트웨어학과 / 도시융합시스템공학과 석사과정 재학중  
관심분야 : 딥러닝, 데이터마이닝, 자연광, 이미지 분석, etc.

E-mail : bigstring@smail.kongju.ac.kr



### 오 승 택(Seung-Taek Oh)

2000년 공주대학교 전자계산학과(이학사)

2002년 공주대학교 대학원 컴퓨터 공학과(이학석사)

2015년 공주대학교 대학원 컴퓨터 공학과(공학박사)

2016년~현재 공주대학교 스마트자연공간연구센터 연구교수

관심분야 : 컴퓨터 비전, 머신 비전 검사 시스템, IoT, 웨어러블 컴퓨팅, etc.

E-mail : ost73@kongju.ac.kr



### 임 재 현(Jae-Hyun Lim)

1986년 중앙대학교 전자계산학과(이학사)

1988년 중앙대학교 대학원 전자계산학과(이학석사)

1998년 중앙대학교 대학원 컴퓨터공학과(공학박사)

1998년~현재 공주대학교 컴퓨터공학과 교수

관심분야 : 상황인식, 건물에너지관리, 상황조명, 식물공장, 모바일서비스, USN Service, etc.

E-mail : defacto@kongju.ac.kr