

# 인공위성 영상을 이용한 하천 재난 상황 인식 기술

고 병 철\*, 김 형 훈

## 1. 서 론

지구 온난화로 인해 엘니뇨와 라니뇨 현상의 빈도수가 증가함에 따라 홍수, 가뭄, 산사태, 해일, 산불 등의 다양한 자연재해의 발생 또한 증가하고 있다. 자연재해는 발생하기 전부터 전조현상을 보임으로 전조현상을 효과적으로 발견하고 분석할 수 있다면, 자연재해로 인한 막대한 재산 피해와 인명피해를 사전에 방지할 수 있다.

다양한 자연재해 중에서 강, 호수, 저수지와 같은 하천에서 발생할 수 있는 홍수, 가뭄, 수질 오염과 같은 재해는 농업과 공업뿐만 아니라 식수원을 하천에서 공급받고 있는 국민들의 안전과도 직결되어 있는 중요한 문제이다.

우리나라에서는 매년 지역적인 가뭄뿐만 아니라 하천에 설치된 댐 및 보 등이 영향으로 강, 저수지, 호수 등을 포함하는 하천의 오염도가 증가하고 있다. 특히 하천의 수온이 상승하면서 부영양화의 가장 큰 원인이 되는 엽록소 (클로로필)의 증가는 식수원의 오염뿐만 아니라 수중 생태계를 교란 시키는 큰 원인으로 지적되고 있다.

현재 하천의 수질은 한국 환경 공단 및 각 지자

체에서 주요 하천 영역에 측정기기를 설치하고 측정소에 원격으로 측정된 정보를 전달하여 오염도를 감시하는 방식으로 운영되고 있다. 이러한 시스템은 하천 수계로부터 정확한 측정값을 얻을 수 있다는 장점이 있지만, 광범위한 하천의 모든 위치에 측정기기를 설치할 수 없고, 측정기기의 오작동이 빈번하여 유지비용이 많이 든다는 단점이 있다 [1]. 따라서, 이러한 문제점을 해결하기 위해 최근에는 인공위성 영상과 기계학습(machine learning)을 접목하여 인공위성 영상을 분석하고 자동으로 하천 오염도 추정하는 연구가 진행되고 있다. 인공위성은 넓은 지역에서 수집된 다양한 센서 정보를 제공함으로써 현장에 가지 않고도 넓은 범위의 하천오염도를 효과적으로 측정할 수 있기 때문에 인력과 장비로 인한 유지비용을 획기적으로 줄일 수 있다.

본 논문에서는 원격탐사용 인공위성의 종류에 대해 알아보고, 기계학습 알고리즘을 통해 하천 영역을 자동으로 찾아냄과 동시에 오염도를 예측하는 연구동향을 소개하고자 한다.

## 2. 원격탐사 인공위성의 종류

원격 탐사용 인공위성은 목적에 다양한 해상도와 센서 정보 제공하여 자연생태계 변화를 분석할 수 있도록 하고 있다. 표 1은 인공위성을 이용

\* 교신저자(Corresponding Author): 고병철, 주소: 대구광역시 달서구 신당동 1000, 계명대학교 공과대학 컴퓨터공학과  
전화: 053)580-5235 E-mail : niceko@kmu.ac.kr

한 원격탐사 연구에서 주로 사용되고 있는 인공 위성의 종류와 특성을 보여주고 있다.

표 1. 원격탐사용 인공위성의 종류와 특성[2-3]

Satellite Name	Resolution	Revisit time	Spectrum
IKONOS (USA)	1~4m	140 days	Band 1~4
SPOT5(France)	10 m	26 days	Band 1~4
ERS(EU)	1km	35 days	Band 1~4
EpidEye	6.5m	5.5 days	Band 1~5
Landsat 5, 7, 8 (USA)	15~30m	16 days	Band 1~7/ 8/11
Kompsat 5 (S.KOREA)	1m	28 days	1 (x-band)
Terra/Aqua (USA)	250m~1000m	16 days	36-bands

표-1에서 알 수 있듯이, 인공위성 영상은 대규모 지형에 대해 다양한 형태의 센서 정보를 제공하고 이렇게 얻어진 다채널 스펙트럼 영상을 이용한 영상 분석 가능하다는 장점이 있지만, 인공위성의 재방문 주기(revisit time), 영상의 해상도 차이와 같이 센서 정보의 시공간적 제약이 있다는 단점이 있다.

본 논문에서는 하천영역의 오염도를 측정하기 위한 연구 소개가 목적임으로 인공위성 중에서 비교적 재방문 주기가 짧고 높은 해상도와 다양한 스펙트럼 영상을 제공하는 Landsat 8 위성을 중심으로 설명하도록 한다.

### 2.1 Landsat 8 위성 소개

Landsat 위성은 미국의 NASA에서 개발 되었으며 1972년 1호를 발사한 이래 현재 7, 8호가 운영 중이다. Landsat 프로젝트는 농업관련 산업, 지구 기상 변화 연구, 행정부, 상업사용자, 국가안보기관, 의사결정권자 및 일반대중들을 위해 미국 지질 조사국(U. S. Geological Survey, USGS)[4]에서 고해상도 데이터를 무료로 제공 중이다. Landsat 위성영상은 지구상의 토지 표면

변화를 지속적인 관찰하여 과학, 교육, 행정, 안보, 환경 등에 필요한 다양한 정보를 제공하고 있다 [5].

Landsat 8의 위성영상은 11개 밴드로 구성되어 있다. 이중 1번부터 9번까지 밴드는 OLI센서로서 그림 1에서 보듯이 가시광선대역을 포함하고 있다. OLI센서에서 팬크로매틱(Panchromatic) 영상인 8번 밴드만 공간해상도가 픽셀당 15m이며, 8번 밴드를 제외하고는 모두 공간해상도가 30m이다.

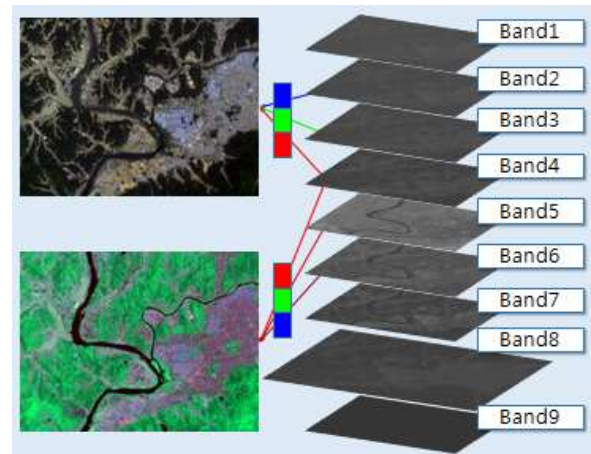


그림 1. Landsat8의 OLI 센서의 주파수대역 구성: 1 Band - coastal /aerosol, Band 2,3,4 - 가시광선대역(청,녹,적), Band 5,6,7 - Near-IR, SWIR-1&2, Band 8 - Panchromatic, Band 9 - 구름.

### 2.2 Landsat 8 위성영상 변환

Landsat 8위성의 OLI 센서 영상들은 대기권 밖에서 촬영된 것으로, 촬영시차에 따른 태양각, 지구와 태양간 거리 변동, 대기권 안팎의 스펙트럼 차이에 의해 왜곡이 발생한다. 이러한 영상왜곡을 보정하기 위해 TOA (Top-Of-Atmosphere) 반사율 변환을 적용해야 한다. 이를 위해 먼저 원본영상의 데이터를 태

양각을 고려하지 않은 TOA 반사율  $\rho\lambda'$ 로 변환하고, 다시  $\rho\lambda'$  값을 변환 수식을 이용하여 태양각이 고려된 TOA 반사율 영상을 생성 한다 [4]. 하천 영역의 오염도를 측정하기 위해서는 가시광선과 적외선 신호를 포함하는 2번 밴드부터 7번 밴드를 이용한다.

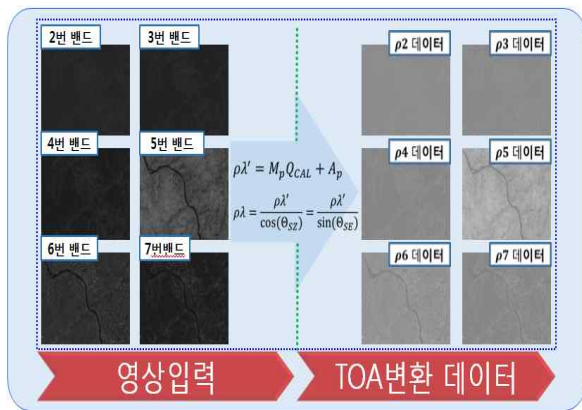


그림 2. OLI 밴드별 TOA 영상 변환 [5]

### 3. Landsat 8 영상과 인식 알고리즘을 이용한 자동 하천 영역 탐지

Landsat 8 위성 영상에서 하천 영역을 검출하기 위해서 두 가지 특징을 사용한다. 첫 번째 특징으로는 2, 3, 4, 5, 6, 7번 밴드에서 추출된 TOA 반사율 값을 이용한다. 두 번째 특징은 습윤 지수를 나타내는 NDWI (Normalized Difference Water Index)[6], MNDWI(Modified Normalized Difference Water Index) [7], AWEI<sub>nsh</sub>(Automated Water Extraction Index with No Shadow), AWEI<sub>sh</sub>(Automated Water Extraction Index with Shadow) [8]를 이용하여 특징벡터로 사용한다.

특징추출 후에, 하천 영역을 탐지하기 위해 기계학습 알고리즘을 이용한다. 인공신경망 (artificial neural network), SVM (support vector machine), Adaboost, random forest 등

이 다양한 분류기가 존재하지만, 가장 최근에 발표된 Ko 등[10]에서 사용한 boosted random forest [11]를 이용한 하천 탐지 알고리즘을 간단히 소개한다.

랜덤 포레스트 분류기는 이진결정트리를 기본으로 하는 분류기로 높은 차원의 특징 벡터에 대해서 빠른 속도로 분류할 수 있다는 장점을 가지고 있다. [10]의 연구에서는 학습을 위해 OLI 센서 영상에서 하천 영역 2,500픽셀, 도심 영역 2,500 픽셀, 산 영역 2,500픽셀씩 총 7,500픽셀을 추출 하였다. 추출된 픽셀은 TOA변환과 NDWI, NMDWI, AWEI 특징으로 변환되고 랜덤 포레스트에 적용되어 각 결정 트리 100개가 구축 되도록 설계되었다. 랜덤하게 생성된 트리가 모두 우수한 결과를 나타낸 것은 아니므로 분류 성능이 상대적으로 뛰어난 N개의 트리를 선택할 필요가 있다. 상위 N개의 트리를 선택하기 위해 Adaboost와 유사한 방법으로 boosted random forest 를 적용한다. [10]의 연구에서는 80개의 결정 트리를 결합하여 포레스트를 구성하였다. 초기 포레스트에서 결정트리가 생성되면 분류 성능이 떨어지는 트리를 반복적으로 제거하는 방식으로 트리의 수를 최적화 하여 분류 성능을 높이고 분류 시간을 줄이도록 하였다. boosted random forest가 구성된 이후에 새롭게 입력된 테스트 영상에 대해서 동일한 특징벡터를 생성하고 각 트리에 값을 입력 시켜 나온 확률 값들을 누적하여 하천, 도심, 산 영역으로 결정하도록 하였다. 그림 3은 OLI센서 영상을 이용하여 하천 영역을 자동으로 탐지하는 과정을 보여준다.

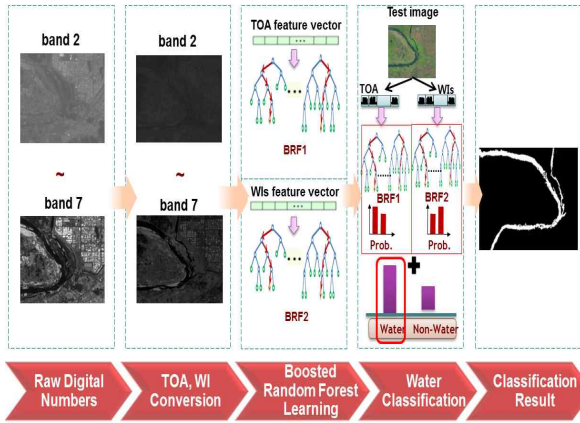


그림 3. OLI 센서 영상을 이용한 하천 영역 탐지 주요 알고리즘 [10]

이렇게 학습된 분류 알고리즘을 테스트 영상에 적용한 결과는 그림 4와 같다.

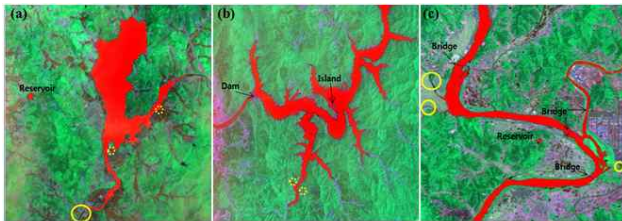


그림 4. 자동 하천 탐지 알고리즘에 의해 검출된 하천 영역, (a) 충남 예당 저수지, (b) 춘천 소양강, (c) 낙동강 대구 유역 [10]

#### 4. Landsat 8 영상과 회귀 알고리즘을 이용한 자동 하천 오염도 측정

하천 오염도를 가늠할 수 있는 여러 가지 척도 중에서 클로로필-a (Chlorophyll-a)는 총인 (Total Phosphorus)이나 세키판 (Secchi disk) 투명도와 더불어 수계환경 부영양화의 지표가 될 수 있다. OLI 센서 영상에서 분별력 있는 분류기를 모델링을 위하여 TOA 반사율 영상 중 2번, 4번, 5번 밴드를 사용하는 청색-적색-적외선 다중 대역비 수치 [12]가 주로 사용된다.

Kim 등[13]의 연구에서는 수집한 위성영상의

데이터에 실제 클로로필-a 관측데이터를 매핑하기 위해, 환경부와 국립환경과학원이 운영하는 실시간 수질정보시스템에서 실제 클로로필-a 관측데이터를 수집하였다. 위성영상과 실측 클로로필-a 데이터 모두 같은 시간 및 위치에서 측정된 데이터를 찾아 모두 18개의 데이터를 낙동강유역의 다산, 왜관, 고령 측정소에서 2014년 9월 5일, 21일, 28일, 10월 7일, 14일, 23일에 각각 수집하였다.



그림 5. 클로로필-a 수질 데이터 측정소 [13]

[13]의 연구에서는 Landsat 8 OLI 위성영상의 다중 대역비 수치와 실제 클로로필-a의 수치의 상관관계를 반영하기 위해 다항 곡선 피팅 (Polynomial Curve Fitting, PCF) 기반의 비선형 RANSAC (RANdom SAMpling Consensus)방법을 이용하였다. RANSAC 알고리즘은 입력한 샘플집합에서 데이터를 무작위로 선택하여 N차 함수를 생성하고, 선택하지 않은 나머지 샘플집합을 이용하여 생성한 함수를 평가하는 것을 반복하여 아웃라이어 데이터를 배제하면서도 가장 평가가 좋은 함수를 추론한다. 하지만 위성데이터와 실제 측정된 클로로필-a 데이터 간 상관관계는 반드시 선형패턴을 보이지 않을 수가 있어 실험을

통해 적합한 다항함수를 선정하여 하고 있다.[13]의 연구에서는 여러 차원의 다항식 중에서 2차 다항식이 측정된 수치에서 오차가 가장 적음을 확인하였다. 특히 아웃라이어가 다수 존재함에도 불구하고 주요 데이터의 특성을 잘 반영하는 비선형 2차 회귀 모델을 생성하고 있다.

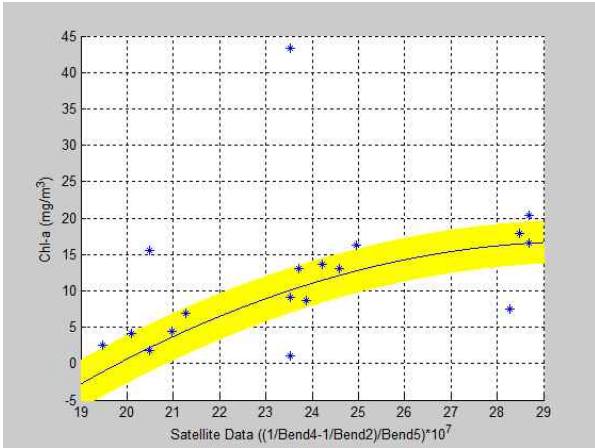


그림 6 . 비선형 RANSAC 알고리즘으로 생성된 2차 다항 곡선의 데이터 포함결과

그림 7은 학습단계에서 추정된 비선형 다항식을 검증(validation) 데이터에 적용시킨 결과를 보여 주고 있다. 그림 7에서 o는 회귀함수 모델 추정을 위해 사용된 데이터를 의미하고 \*는 검증 데이터를 의미한다.

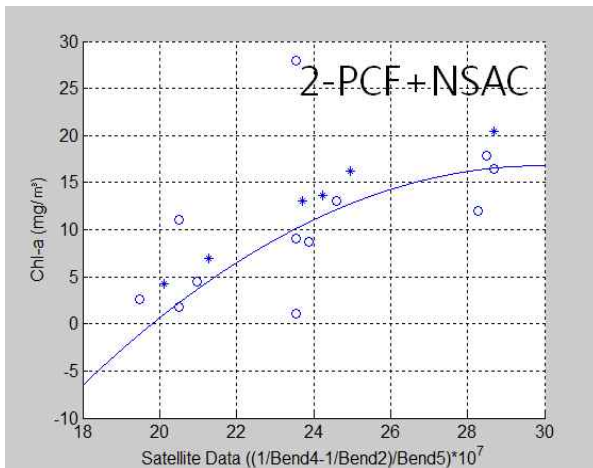


그림 7. 비선형 2차 회귀모델에 검증데이터를 적용한 결과

그림 8은 실험을 통해 선정된 수식인 비선형 2차 회귀 모델을 이용하여 추정한 낙동강 유역의 클로로필-a를 보여준다. 짙은 청색일수록 클로로필a가 낮은 농도를 보이고, 적색에 가까울수록 녹조수치가 높음을 보여준다. 결과영상에 따르면 산이나 숲 주변에서는 낮은 수치 ( $< 13.2\text{mg}/\text{m}^3$ )를 보이는 반면, 산업지역에서는 높은 농도( $> 16.4\text{mg}/\text{m}^3$ )를 보이고 있다. 또한 강정-고령보와 다리 주변에서 물 흐름의 정체 때문에 생기는 부영양화에 의해 클로로필-a 농도가 다른 지역에 비해 높게 나온 것을 알 수 있다.

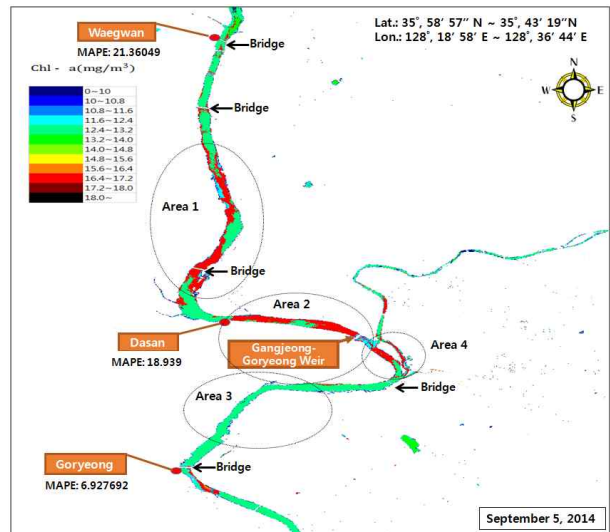


그림 8. 비선형 2차 회귀모델을 실제 Landsat 8 OLI 영상에 적용하여 측정된 클로로필 농도

## 5. 결론

지금까지 살펴본 바와 같이 인공위성 영상은 탐지 범위가 넓고 다양한 스펙트럼 정보를 제공함으로 환경 및 재난 감시에 유용하게 사용될 수 있다. 특히 기계학습 알고리즘을 인공위성 영상과 결합할 경우 센서 정보를 자동으로 분석하여 다양한 상황에 대한 분석 및 예측이 가능하다는 장점이 있다.

인공위성의 유일한 단점은 재방문 주기가 길고, 많은 개선이 있었음에도 불구하고 기상상태에 따라 지표면의 정보가 변형될 수 있다는 점이다. 따라서, 각국에서는 최근 방문 주기가 짧고 해상도가 높은 인공위성을 개발하기 위해 계속 노력 중이다.

화석에너지가 지금과 같은 수준으로 사용되고 무분별한 환경오염이 지속되는 한 다양한 자연재해로부터 인류는 자유스러울 수 없을 것이다. 자연재해를 감시하기 위해 IoT기술을 바탕으로 연구들이 진행되고 있지만 센서 기반의 재난 감지는 광범위한 감시 영역으로 인한 유지비용이 가장 큰 걸림돌이다. 인공위성을 이용할 경우 초기 비용은 많이 들지만 이후 광범위한 영역을 적은 비용으로 효과적으로 감시할 수 있다는 장점이 있다.

미국, 중국, EU와 같이 국토가 넓은 나라에서는 인공위성을 이용한 다양한 재난감시 연구가 활발히 이루어지고 있지만 우리나라에서는 아직 초보적인 수준에 머물고 있다. 정부와 학계에서 인공위성을 이용한 환경 및 재난 감시분야에 대한 투자와 관심을 더 기울였으면 하는 바람이다.

## 참 고 문 헌

[1] 김형훈, 곽준영, 고병철, 남재열, 박상원 "Landsat 위성영상을 이용한 하천의 오염도 자동 예측", 2015년

한국컴퓨터종합학술대회(KCC 2015), pp. 829-831, 2015.

[2] 고병철, "생태계 감시를 위한 Landsat 위성 영상의 분석," 계명대학교 산업기술연구소 논문집, 33권 2호, pp. 1-4, 2014.

[3] Satellite image, <http://www.pixoneer.co.kr/ko/>, Accessed 2014. 10.24.

[4] USGS, Using the USGS Landsat 8 Product. USGS, [http://landsat.usgs.gov/Landsat8\\_Using\\_Product.php](http://landsat.usgs.gov/Landsat8_Using_Product.php). Accessed 2014, 11. 24.

[5] 김형훈, Landsat 8 영상에서 비선형 RANSAC을 이용한 낙동강의 클로로필-a 농도 추정 방법, 계명대학교 컴퓨터공학과 석사학위 논문, 2015.

[6] Mcfeeters, S., "The use of the normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features," International Journal of Remote Sensing, Vol. 17, pp. 1425-1432, 1996.

[7] Xu, H., "Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery," International Journal of Remote Sensing, Vol. 27, pp. 3025-3033, 2006.

[8] Feyisa, G. L., Meilby, H., Fensholt, R., and Proud, S. R., "Automated water extraction index: a new technique for surface water mapping using Landsat imagery," Remote Sensing Environment, Vol. 140, pp. 23-35, 2014.

[9] 김형훈, 정미라, 고병철, 남재열, "Landsat-8 영상에서 랜덤 포레스트를 이용한 수역 검출 및 수질 측정", 2015년 제27회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵, pp. 192-193, 2015.

[10] Ko, B. C., Kim, H. H., Nam, J. Y., "Classification of potential water body using Landsat 8 OLI and

combination of two boosted random forest classifiers," Sensors, Vol. 15, No., 6, pp. 13763 - 13777, 2015.

[11] Mishina, Y., Tsuchiya, M. Fujiyoshi, H. "Boosted Random Forest," International Conference on Computer Vision Theory and Applications (ICCVTA), pp. 594 - 598, 2014.

[12] Singh, K., Ghosh, M., Sharma, S., Kumar, P., "Blue-red-NIR model for chlorophyll-a retrieval in Hypersaline-Alkaline water using Landsat ETM+ sensor," IEEE Journal on Selected Topics in Application of Earth Observation and Remote Sensing, Vol. 7, No. 8, pp. 3553-3559, 2014.

[13] Kim, H. H., Ko, B. C., Nam, J. Y., Predicting Chlorophyll-a using Landsat 8 OLI Sensor Data and Nonlinear RANSAC Method - A Case Study of Nakdong River, South Korea," Internal Journal of Remote Sensing, submitted, 2015.



김 형 훈

- 2014년 계명대학교, 컴퓨터공학과 학사
- 2014년 ~ 2015 현재 계명대학교, 컴퓨터공학과 석사과정
- 관심분야 : 인공위성 영상 분석



고 병 철

- 1998년 경기대학교, 전자계산학과 학사
- 2000년 연세대학교, 컴퓨터과학과 석사
- 2004년 연세대학교, 컴퓨터과학과 박사
- 2004년~2005년 8년 삼성전자 통신연구소 책임연구원
- 2005년.8월 ~현재 계명대학교 컴퓨터공학과 교수
- 관심분야 : Vision기반 ADAS, Fire detection, Video surveillance, 인공위성 분석, Medical image processing