

SAR를 이용한 토양수분 및 수문인자 산출 연구동향*

정지훈¹ · 이용관^{2*} · 김성준³

Research Trends on Estimation of Soil Moisture and Hydrological Components Using Synthetic Aperture Radar*

Jee-Hun CHUNG¹ · Yong-Gwan LEE^{2*} · Seong-Joon KIM³

요 약

영상레이더(Synthetic Aperture Radar, SAR)는 기상조건이나 주야, 일조에 상관없이 지표면을 촬영할 수 있고, 토양수분이나 지하수 등 수문인자의 탐색이 가능하여 수자원 분야에서 그 중요성이 점차 두드러지고 있다. SAR는 1970년대부터 인공위성에 탑재되기 시작하여 2020년 현재 15기 이상의 SAR 위성이 운용되고 있고 향후 5년 내에도 10기 내외의 위성이 발사될 예정이다. 최근에는 관측 폭 및 해상도 증진, 다중 편파 및 다중주파수, 관측 각도의 다양화 등 다양한 형태의 SAR 기술들이 개발 및 활용 중이다. 이에 본 고에서는 SAR 시스템의 간략한 역사와 더불어 토양수분 및 수문인자 산출과 관련된 연구동향을 조사하였다. 현재까지 SAR 위성을 활용하여 산출 가능한 수문인자는 토양수분, 해저지하수유출, 강수, 적설분포면적, 식생지수 등이 있으며, 그 중 토양수분은 물리적 모델인 IEM(Integral Equation Model)과 인공지능 기반의 ANN(Artificial Neural Network)을 대표적으로 활용하여 우리나라를 포함한 북미, 유럽, 인도 등 총 17개국에서 연구가 진행되고 있다. 위성 탑재체는 RADARSAT-1, ENVISAT ASAR, 그리고 ERS-1/2가 가장 많이 사용되었으나 현재는 운영이 종료되었으며, 현재 운영 중인 RADARSAT-2, Sentinel-1, SMAP 등의 활용도 점차 늘어나고 있는 것으로 나타났다. 우리나라는 2025년 발사를 목표로 C-band SAR를 탑재한 수자원·수재해 중형위성을 개발 중이므로, SAR를 이용한 다양한 수문인자 산출 연구가 활성화될 것으로 예상된다.

주요어 : Synthetic Aperture Radar, 수문인자, 원격탐사, 토양수분

2020년 06월 12일 접수 Received on June 12, 2020 / 2020년 07월 27일 수정 Revised on July 27, 2020 / 2020년 07월 28일 심사완료 Accepted on July 28, 2020

* 본 연구는 환경부 한국환경산업기술원의 수요대응형 물공급서비스 연구사업(2016002650003)에 의해 수행되었습니다.

1 건국대학교 일반대학원 사회환경플랜트공학과 석사과정 Dept. of Civil, Environmental and Plant Engineering, Graduate School, Konkuk University, Graduate Student

2 건국대학교 일반대학원 사회환경플랜트공학과 박사수료 Dept. of Civil, Environmental and Plant Engineering, Graduate School, Konkuk University, Ph.D. Candidate

3 건국대학교 공과대학 사회환경공학부 교수 Division of Civil and Environmental Engineering, College of Engineering, Konkuk University, Professor

* Corresponding Author E-mail : leeyg@konkuk.ac.kr

ABSTRACT

Synthetic Aperture Radar(SAR) is able to photograph the earth's surface regardless of weather conditions, day and night. Because of its possibility to search for hydrological factors such as soil moisture and groundwater, and its importance is gradually increasing in the field of water resources. SAR began to be mounted on satellites in the 1970s, and about 15 or more satellites were launched as of 2020, which around 10 satellites will be launched within the next 5 years. Recently, various types of SAR technologies such as enhancement of observation width and resolution, multiple polarization and multiple frequencies, and diversification of observation angles were being developed and utilized. In this paper, a brief history of the SAR system, as well as studies for estimating soil moisture and hydrological components were investigated. Up to now hydrological components that can be estimated using SAR satellites include soil moisture, subsurface groundwater discharge, precipitation, snow cover area, leaf area index(LAI), and normalized difference vegetation index(NDVI) and among them, soil moisture is being studied in 17 countries in South Korea, North America, Europe, and India by using the physical model, the IEM(Integral Equation Model) and the artificial intelligence-based ANN(Artificial Neural Network). RADARSAT-1, ENVISAT, ASAR, and ERS-1/2 were the most widely used satellite, but the operation has ended, and utilization of RADARSAT-2, Sentinel-1, and SMAP, which are currently in operation, is gradually increasing. Since Korea is developing a medium-sized satellite for water resources and water disasters equipped with C-band SAR with the goal of launching in 2025, various hydrological components estimation researches using SAR are expected to be active.

KEYWORDS : *Synthetic Aperture Radar, Hydrological Components, Remote Sensing, Soil Moisture*

서론

영상레이더(Synthetic Aperture Radar, SAR)는 광학 카메라나 적외선 센서와는 달리 전자파를 이용함으로써, 강우나 구름 등의 기상 조건이나 주야 관계없이 지구 표면의 고해상도 영상을 획득할 수 있어 차세대 위성 탑재체로서 주목을 받고 있다. SAR는 1978년 미국의 SEASAT-A부터 인공위성에 탑재되기 시작하여 유럽의 ERS-1, 2, ENVISAT, 일본의 JERS-1, ALOS PALSAR, 캐나다의 RADARSAT-1, 2, 독일의 TerraSAR-X, TanDEM-X, 이탈리아의 COSMO-SkyMED, 우리나라의 KompSAT-5 등 현재까지 수많은 인공위성에 탑재되어 다양

한 응용 분야에서 널리 활용되고 있다. 대표적으로는 빙하 및 해류 이동 분석, 토지피복지도 제작, 농작물 및 식생 모니터링, 재난 관리(지진 및 화산 모니터링), 토양수분, 가뭄, 홍수 및 하천 범람 모니터링 등에 활용되고 있다(Han and Lee, 2019). 특히, 수자원 분야에서 SAR는 저주파수를 이용한 표토층 하부의 얼음이나 물 등의 유무 확인과 더불어 해수나 담수의 양, 식생, 토양수분 관측 등이 가능하여 수자원의 관리 및 감시에 효과적인 활용이 가능하다(Kwak, 2011; Lim and Ahn, 2013).

토양수분은 현열과 잠열의 배분 비율을 조절하여 지구복사에너지 평형에 영향을 미치며, 강수의 유출과 침투량을 결정하여 물순환에 영향을 주는 중요한 수문인자로, 수문학 연구에 있

어 토양수분 함량을 파악하는 것은 매우 중요하다. 일부 지역에서는 관측 장비(Flux tower, TDR: Time Domain Reflectometry 등)를 통해 토양수분을 측정하고 있으나 이러한 관측기기는 관측 범위의 제한이 있고 운영을 위한 예산 및 인력 확보에 어려움이 있어 전국에 설치, 운영하기에는 한계가 있으므로 원격탐사 장비를 활용한 수문인자의 산출이 대안으로 제시되고 있다.

원격탐사 장비를 활용한 토양수분의 산출은 광학 위성 자료를 활용한 간접적인 방법과 마이크로파(Microwave) 위성 자료를 활용한 직접적인 방법 크게 2가지로 구분된다. 이 두 가지 방법은 활용하는 전자기 스펙트럼의 파장 영역, 전자기파의 에너지원, 반사파의 측정 방법, 반사파와 토양수분과의 물리적 관계에 주된 차이점이 있다. 간접적인 방법은 MODIS(MODerate-resolution Image Spectroradiometer) 위성의 정규식생지수(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI), 지표면온도(Land Surface Temperature, LST)와 같은 인자와 토양수분과의 상관관계를 활용해 토양수분을 산정하는 방법이다. 직접적인 방법은 토양 내의 수분함량에 따른 유전 상수(Dielectric constant)의 상관 특성에 따라 달라지는 후방 산란(Backscatter) 및 밝기 온도(Brightness temperature) 신호로부터 토양수분을 직접적으로 측정한다(Kim and Kim, 2011; Lee *et al.*, 2019). Microwave 위성은 능동형과 수동형 센서로 구분되며 수동형 센서는 SMOS(Soil Moisture and Ocean Salinity) 위성의 MIRAS(Microwave Imaging Radiometer with Aperture Synthesis), GCOM-W1(Global Change Observation Mission-Water) 위성의 AMSR2(Advanced Microwave Scanning Radiometer 2), 그리고 능동형 센서로는 SMAP(Soil Moisture Active Passive) 위성이 10~36km 해상도의 토양수분 자료를 제공하고 있다. Microwave 위성 자료는 매일 전 지구를 커버하지만, 저해상도 영상으로 공간적 불확실성이 크기 때문에 국지규모의 수문분석에 사용하기에는 어려움이 있다. 능동형 레이더 센

서는 송신 전파의 주파수를 조절하여 짧고 강한 마이크로파를 이용할 수 있어 고해상도의 토양수분 산출이 가능하며, SMAP 위성의 레이더가 3km 해상도의 토양수분 자료를 제공할 예정이었으나 기계적인 결함으로 2015년 발사 직후 자료 제공이 중단되었고, 현재는 유럽우주국(European Space Agency, ESA)의 Sentinel-1(C-band, 5.405GHz)이 활용 가능한 실정이다.

우리나라는 X-band(9.66GHz) 영상레이더를 탑재한 아리랑 5호(KompSAT-5)가 2013년 8월에 발사되어 고해상도, 표준, 광역 촬영 모드(mode)에서 촬영된 다양한 해상도의 영상을 제공하고 있다. 1m 공간 해상도의 고해상도 촬영 모드는 High Resolution mode(HR), Enhanced High Resolution mode(EH), Ultra High Resolution mode(UH)로 분류되며, 3m 공간 해상도의 표준 촬영 모드는 Standard mode(ST), Enhanced Standard mode(ES)로 분류되고, 20m 공간 해상도의 광역 촬영 모드는 Wide Swath mode(WS), Enhanced Wide Swath mode(EW)로 분류된다(SIIS, 2015). 현재까지 KompSAT-5 영상을 활용한 연구는 상대적 영상 세기(Intensity)를 활용한 임계값 설정 혹은 영상의 구조 및 특징 분석(Texture feature analysis) 기반 기름 유출 탐지(Harashsheh, 2016), 선박탐지 연구(Hwang *et al.*, 2017; Kim *et al.*, 2018; Kim *et al.*, 2020), 해상풍 산출(Jang *et al.*, 2018), 수치지형도(Digital Elevation Map, DEM) 제작(Lee and Jung, 2018)이 수행되었다. 하지만, 일기 및 주야의 제약이 없고 고해상도의 영상을 제공한다는 장점에도 불구하고 KompSAT-5 영상레이더를 이용한 수자원 관련 연구는 수위선 탐지(Lee, 2011), 해빙 탐지(Han *et al.*, 2017), 수체 및 수계변화 탐지(Park, 2016; Kim *et al.*, 2019) 이외에는 전무한 실정이다.

본 고에서는 간략한 SAR 시스템의 개발 역사와 현재까지 SAR를 이용한 토양수분 및 수문인자 산출에 있어 일반적으로 사용되는 방법론 및 다양한 연구사례를 조사하여 SAR 영상을 활

용하는 연구자들에게 토양수분 및 수문인자를 산출하기 위한 적절한 방법론을 식별할 수 있는 배경을 제공하고자 한다.

SAR 시스템의 개발 역사

SAR의 개념은 1950년대 Goodyear Aircraft Cooperation의 Carl Wiley에 의해 처음으로 제안되었다. 이후, SAR 영상 생성의 기본 이론이 된 Doppler beam-sharpening은 Goodyear사와 일리노이 대학에 의해 연구되었으며, 비행기에 탑재된 X-band 레이더를 이용하여 촬영하였다. 1972년에는 NASA/JPL에서 개발된 세계 최초의 위성인 SEASAT이 해양 관측을 목적으로 운용되었으며 해상의 다양한 SAR 영상을 제공하였다. 이후의 대략적인 SAR 시스템의 개발 역사는 다음의 표 1과 같다.

SAR 지구관측 위성(이하 SAR 위성)의 개발은 해양 정보수집을 목적으로 발사된 1978년 SEASAT을 시작으로 미국에 의해 주도적으로 연구되다가 1990년대에 접어들게 되면서 유럽, 일본, 캐나다에서 SAR 위성개발에 박차를 가하기 시작하였다. SAR 위성은 연구 및 활용 목적에 따라 주파수 밴드, 공간 해상도, 편파특성, 관측 범위 등을 기준으로 다양한 요구조건을 수용하여 개발되어왔다. 주로 자연환경 감시 및 자원관리에 주 활용 목적을 둔 위성은 C-band

와 L-band 탑재 센서를 개발하는 추세이고 공간 해상도의 정밀도를 기대하거나 국방 활용에 초점을 두고 개발 중인 위성은 주로 X-band 탑재 센서 개발에 주력하고 있다. 여기서, 마이크로파는 0.3GHz(100cm)에서 100GHz(0.3cm)까지의 범위를 가지고 있으며, 파장대는 장파장 대역인 L-band(0.39 - 1.55GHz), 중간 대역인 C-band(3.9 - 5.75GHz), 단파장 대역인 X-band(5.75 - 10.9GHz)로 구분된다(Ulaby *et al.*, 1981). 또한, 점차 위성 궤도의 정밀도 향상 기술을 바탕으로 한 여러 개의 위성이 하나의 군을 이루는 방식도 등장하여 재방문 주기를 증가시켜 감시능력의 극대화를 꾀하고자 하는 노력도 엿보인다. 다양한 사용자의 요구조건을 수용하기 위한 각국의 전문가로 구성된 실무그룹(Working group)을 조성하여 전 지구적인 규모의 검 보정 사이트 구축 및 상호 기술공유 또한 활성화되는 추세이다(Yoon *et al.*, 2006). 세계 각국은 경쟁적으로 SAR 탑재 인공위성을 개발하고 있으며 현재 15기 이상의 SAR 위성이 운용되고 있고 향후 5년 내에도 10기 내외의 위성이 발사될 예정이다. 더불어 우리나라에서는 수자원·수재해 전용 C-band SAR 중형위성(Compact Advanced Satellite 500-5, CAS500-5)을 개발하여 2025년 발사를 목표로 하고 있다. 현재 운용 중인 SAR 위성과 향후 발사 예정인 위성의 대략적인 정보는 다음과 같다(표 2).

TABLE 1. Development history of SAR system

Year	Content
1951	Carl Wiley proposes Doppler beam-sharpening technique
1952	Doppler beam-sharpening technique demonstrated at the University of Illinois
1957	Illinois University uses optical correlator to generate first SAR image
1964	Non-real-time analog electronic SAR developed at University of Michigan
1969	Non-real-time digital electronic SAR developed by Hughes, Goodyear, Westinghouse
1972	Real-time digital aviation SAR system developed and demonstrated
1978	SEASAT, the first satellite SAR, is launched and operated by NASA / JPL
1981	Shuttle-type SAR, SIR-A launched
1984	Shuttle-type SAR, SIR-B launched
1986	Real-time satellite SAR demonstrated by JPL
1987	Soviet 1870 SAR reached safely on Earth orbit
1990	Magellan SAR filmed Venus

TABLE 2. Brief information of now and upcoming SAR satellites

Satellite	Nation	Launch	Frequency
SRTM	USA	2000	C, X
TerraSAR-X/TanDEM-X	Germany, France	2007, 2010	X
RADARSAT-2	Canada	2007	X
COSMO-SkyMed-1, 2, 3, 4	Italy	2007, 2007, 2008, 2010	X
RISAT-1	India	2012	C
HJ-1C	China	2012	S
KompSAT-5	South Korea	2013	X
ALOS-2	Japan	2014	L
Sentinel-1A/B	EU	2014, 2016	C
SMAP	USA	2015	L
CyGNSS	USA	2016	L
ASNARO-2	Japan	2018	X
NovaSAR-S	United Kingdom	2018	S
PAZ	Spain	2018	X
SAOCOM-1	Argentina	2018	L
IceEye	Poland, Finland	2018	X
Radarsat-RCM	Canada	2019	C
COSMO-SkyMed-G2	Italy	2019	X
MicroXSAR	Japan	2020	X
KompSAT-6	South Korea	2020	X
BIOMASS	EU	2022	P
NISAR	USA, India	2022	S, L
ALOS-4	Japan	2021	L
SNoOPI	USA	2022	P
Sentinel-1C/D	EU	2022/23	C
*CAS500-5	South Korea	2025	C
Tandem-L	EU	2025	L
VERITAS	USA	2025	X
HRWS	Germany	2025	X
Mars P-band SAR	USA	2028	P

* CAS500-5: Compact Advanced Satellite 500-5(Water resources satellite)

최근 영상레이더 활용 및 기술 동향은 SAR 영상의 이용 가능한 관측량을 증대시키는 방법, 예를 들어 영상 관측 폭 및 해상도의 증가, 다중채널 운용(다중 편파 및 다중주파수), 시계열 관측(Time Series), 관측 각도와 다양화(Tomography, Multi-static SAR) 등으로 발전하고 있다. 이를 실현하기 위해 디지털 빔포밍, 다중 빔 및 채널(개구), Multi-static 영상 획득 형태, 다차원 파형 부호화 등 다양한 형태의 SAR 기술들이 개발 및 활용되고 있다(Yang, 2018).

SAR 위성을 이용한 수문인자 산출

SAR 위성을 이용한 본격적인 연구가 시작된 1980년대부터 다양한 위성을 이용한 수문인자 산출 연구가 수행되었으며, 주요 연구 분야로는 토양수분(Soil Moisture), 해저 지하수 유출(Submarine Groundwater Discharge, SGD), 강수(Precipitation), 적설 분포면적(Snow Cover Area, SCA), 엽면적지수(Leaf Area Index, LAI), NDVI가 있다. 다음의 표 3은 그 항목과 국내 및 국외 기술 수준을 간략히 정리한 것이다.

TABLE 3. SAR image-based research cases

Field	Primary techniques	Foreign technical level	Domestic technical level
Soil Moisture	<ul style="list-style-type: none"> - Oh/Dubois Model - Integral Equation Model - TU-Wien Change Detection Algorithm - Regression Model - Artificial Neural Network 	<ul style="list-style-type: none"> - Research on estimation of soil moisture using SAR has been conducted since the 1990s 	<ul style="list-style-type: none"> - Soil moisture estimation by using SAR image and regression model and ANN has been conducted recently
Submarine Groundwater Discharge(SGD)	<ul style="list-style-type: none"> - Oh Model - Integral Equation Model 	<ul style="list-style-type: none"> - None 	<ul style="list-style-type: none"> - In the early stages of research to distinguish SGD using SAR images
Precipitation	<ul style="list-style-type: none"> - Early stage of research 	<ul style="list-style-type: none"> - Early stages of precipitation estimation using C-band SAR 	<ul style="list-style-type: none"> - None
Snow Cover Area(SCA)	<ul style="list-style-type: none"> - Baghdadi algorithm - Nagler algorithm 	<ul style="list-style-type: none"> - Research on estimation of SCA using SAR has been conducted since the 1990s 	<ul style="list-style-type: none"> - None
Leaf Area Index(LAI)	<ul style="list-style-type: none"> - Water Cloud Model - Regression Model 	<ul style="list-style-type: none"> - Research on estimation of LAI using SAR has been conducted since the 1980s 	<ul style="list-style-type: none"> - None
Normalized Difference Vegetation Index(NDVI)	<ul style="list-style-type: none"> - Regression Model 	<ul style="list-style-type: none"> - A study of estimating NDVI using regression model between Sentinel-1 SAR image and Sentinel-2 NDVI product was conducted recently 	<ul style="list-style-type: none"> - None

1. 토양수분

다양한 수문학 및 기상학적 응용에 있어, 특히 수문인자의 산출을 위해 토양수분은 매우 중요한 상태 변수이다. 토양수분과 토양과 대기 사이의 관련된 플럭스는 지구의 기후체계에서 중요한 역할을 하며, 토양수분과 대기 사이에서 일어나는 결합은 특히 식생의 역할을 고려할 때 지구의 기후 시스템에 심각한 영향을 미칠 수 있다(Seneviratne *et al.*, 2010). 토양수분으로 인한 수문학적, 기후학적 과정의 복합적인 영향은 가뭄과 홍수와 같은 극한 현상에서 식생 및 환경 분포변화를 초래하는 등 커다란 영향을 줄 수 있다. 따라서, 토양수분 함량의 정량적인 파악은 더 나은 모델링 및 의사결정 지원 도구 개발에 기여할 수 있다.

SAR는 마이크로 방사파를 지표로 송신하고 센서로 돌아오는 반사파의 양을 측정하여 지표 특성을 추정하며, 기상 현상에 대한 영향이 적기 때문에 토양수분을 포함한 지표특성을 수 미터에서 수십 미터의 공간 해상도로 감시할 수 있다(Ulaby *et al.*, 1982). 하지만 SAR 센서로

회수된 토양수분 정보를 해석하는 것은 레이더 후방 산란 신호의 고유한 복잡성과 후방 산란 모형의 역전 현상 때문에 또 다른 어려움이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 많은 연구가 수행되었으나, 수동형 토양수분 관측자료 취득의 어려움과 동반하여 실제 SAR 영상을 활용한 고해상도 토양수분 산출연구에 제약이 되어 왔다. 자연 표면에서 후방 산란 된 에너지의 양은 레이더의 구성, 토양 및 식생 특성에 따라 다르며, 다양한 구성 요소의 영향과 상호작용은 초목과 표면을 관통하는 능력과 결합되어 레이더 원격탐사 자료의 해석을 어렵게 하는 요소가 된다. 그럼에도 불구하고, 적절한 처리로 유전계상수를 분리하고, 레이더 신호로부터 토양수분을 산정하기 위한 다양한 연구가 수행되어왔다(표 4).

연구 대상 지역을 국가별로 살펴보면, 우리나라를 포함한 17개국에서 SAR 영상을 이용한 토양수분 산출 연구가 진행되었으며 미국이 13건으로 가장 많고 프랑스와 인도가 5건, 캐나다와 이탈리아가 각 4건으로 뒤를 이어 북미와 유

TABLE 4. Case studies of SAR image-based soil moisture estimation

Reference	Study area	Data	Methods	Findings
Moran et al. (2000)	Upper San Pedro Basin, AZ, USA	ERS 2 - C-band - 23° incidence - VV polarization	- Use SAR images of dry days to eliminate the effects of soil roughness - Estimate soil moisture using least squares method	- A simple linear model is effective for drying days when the effect of roughness is eliminated. - Low correlation between backscattering and soil moisture - High correlation between back scattering of dry day and soil moisture
Zribi et al. (2000)	Orgeval, France	ERASME SIR-C - C-band - 25-50° incidence - Multiple polarizations	- Empirical correlation function definition - Comparison of Integral Equation Method(IEM) and Moment method simulation using backscattering and Fractal ACF	- Fractal dimension introduced in ACF - Fractal ACF can express Gaussian and Exponential ACF - Improved backscatter output by using Fractal ACF
Bindlish and Barros (2001)	Washita 94 Experiment, Little Washita, USA	SIR-C and X-SAR - C and X-band - Multiple configurations	- Water Cloud Model combined with IEM - Water Cloud model parameterization using NDVI	- Cross polarization increases correlation between NDVI and backscatter - Improve the accuracy of soil moisture calculation by classifying the Water Cloud Model by vegetation type
Baghdadi et al. (2002c)	Pays de Caux, France	ERS & RADARSAT 1 - C-band - 23-47° incidence - HH polarization	- Least squares method and IEM	- Surface roughness dominates at high angles of incidence - Strong influence on the incident angle with high column direction - Suggest optimal correlation length
Zribi and Dechambre (2002)	Orgeval, France; Pays de Caux, France; Alpilles-Reseda, France	SIR-C RADARSAT-1 ERASME - C-band - Multiple incidence - Multiple polarization	- Introducing new parameters to reverse surface roughness	- Zs parameter introduction - Defining the empirical relationship between Zs and backscatter changes between high and low incidence angles
Srivastava et al. (2003)	Agra, Mathura and Bharatpur, India	RADARSAT-1 - C-band - 10-23° and 41-46° incidence - HH polarization	- Estimate soil moisture using empirical model - Use low and high angle of incidence to correct surface roughness	- Eliminate the effect of surface roughness through a combination of low and high angles of incidence - Increased empirical model correlation when using surface roughness coefficients - The effect of soil moisture at different angles is negligible
Baghdadi et al. (2004)	Pays de Caux, France; Rhone Valley, France; Orgeval, France; Chateauguay, Canada; Riviere aux Brochets, Canada	ERS-1 RADARSAT-1 SIR-C ERASME - Multiple configurations	- IEM calibration - The observed correlation length replaced with a correction function	- Surface roughness can be characterized only by RMS (Root Mean Square) height through correction - Fractal ACF gives the best results
Leconte et al. (2004)	Quebec, Canada	RADARSAT-1 - C-band - Multiple incidence - Multiple polarization	- Estimate soil moisture using the soil moisture dielectric model and Dubois model	- $R^2=0.92$, $RMSE=2.2\%$ for watershed unit soil moisture calculation - The presence of vegetation does not appear to affect the backscattering coefficient

TABLE 4. Continued

Reference	Study area	Data	Methods	Findings
Wang <i>et al.</i> (2004)	Arizona, USA	ERS 2 - C-band - Multiple incidence - Multiple polarization	Optical / Microwave synergistic model using Landsat image and SAR image to estimate soil moisture in grassland / grass area	- When the soil is dry (<10%), the contribution to vegetation backscattering is large, and when the vegetation density is high, dominant backscattering occurs in vegetation, making it impossible to calculate soil moisture
Manninen <i>et al.</i> (2005)	Suonenjoki, Finland	ENVISAT ASAR - C-band - Multiple incidence - Multiple polarization	- Comparison of SPOT NDVI and depolarization ratio to calculate LAI	- LAI estimated with ASAR shows better results than LAI estimated with SPOT - HH / VV polarization ratio is sensitive to LAI
Olvarez-Mozos <i>et al.</i> (2006)	La Tejeria Watershed, Navarre, Spain	RADARSAT 1 - C-band - Low incidence - HH polarization	- Water Cloud Model(WCM) parameterization using Landsat-7 NDVI - Combine Watercloud model and IEM - IEM calculation through Newton-Raphson iteration method	- Large dispersion between IEM and measured value due to spatial variability of surface roughness - At the watershed unit scale, the IEM/WCM is relatively consistent with the measured values.
Baghdadi <i>et al.</i> (2006a)	Villablain, France; Toulouse, France;	ENVISAT ASAR - C-band - Multiple incidence - HH, HV, VV polarization	- Least squares method and IEM - Multiple polarization, multiple incident angle data	- Multi-polarized data show no significant improvement in soil moisture calculation
Lakhankar <i>et al.</i> (2006)	SGP97 Oklahoma, USA	RADARSAT-1 - C-band - HH polarization	- Comparison of artificial neural network and fuzzy logic for IEM calculation - Using NDVI to parameterize vegetation	- Neural networks provide better results but require a lot of training - Fuzzy logic is less accurate than neural networks, but produces consistent results
Mattia <i>et al.</i> (2006)	Matera, Italy	ENVISAT ASAR - C-band - 15-31° incidence - HH and VV polarization	- estimate soil moisture using Variation assimilation method and IEM and GO models - Thornthwaite-type model used for dictionary information	- Low quality dictionary information can reduce errors by 4%, while high quality dictionary information can reduce errors by 8% - Preliminary estimation of surface roughness improves soil moisture calculation results
Notarnicola <i>et al.</i> (2006)	SMEX 02 Walnut Gulch, USA	AirSAR - C and L-band - 40° incidence - HH and VV polarization	- IEM calculation using Bayesian method - Eliminate vegetation effects using NDVI and NDWI	- Removal of vegetation is more effective in C-band than in L-band - Double bounce is more pronounced in L-band, reducing soil moisture - NDWI removes vegetation effect better
Srivastava <i>et al.</i> (2006)	Agra, Mathura and Bharatpur, India	RADARSAT-1 - C-band - 10-23° incidence - HH polarization	- Empirical model using least squares method to estimate soil moisture	- The estimated soil moisture has a low correlation with weight and volume moisture content and a high correlation with free water
Kasischke <i>et al.</i> (2007)	Delta Junction, Alaska, USA	ERS 1/2 - C-band - Multiple incidence - Multiple polarization	- Calculation of soil moisture through linear regression between backscattering and actual soil moisture for forest fires	- The accuracy of calculating soil moisture varies depending on the organic layer depth, and it is most accurate when it has a layer depth between 2.5-7.5cm
Rahman <i>et al.</i> (2007)	Walnut Gulch, USA	RADARSAT-1 - C-band - 47° incidence - HH polarization	- Derivation of correlation between surface roughness and correlation length using images of dry days - IEM calculation using look-up table	- Correlation length changes with surface roughness - For dry surfaces, correlation length can be calculated only by RMS height

TABLE 4. Continued

Reference	Study area	Data	Methods	Findings
Verhoest <i>et al.</i> (2007, 2008)	Randomly generated synthetic data	ERS Configuration adopted - C-band - 15-30° incidence - VV polarization	- Estimation of soil moisture using Takagi-Sugeno Fuzzy Model and Possibility distribution	- Fuzzy approach is similar to possibilistic approach - Fuzzy approach has high computational efficiency - Soil moisture can be calculated using the limit of uncertainty
Notarnicola <i>et al.</i> (2008)	Bari University, Italy	U of Bern Truck-mounted scatterometer - Multiple configurations to simulate ERS and ASAR data	- Comparison of Bayesian method and artificial neural network (ANN) in estimating soil moisture	- ANN outperforms Bayesian method - Errors are reduced by using various incident angle data - Increasing the number of parameters improves ANN's output accuracy and reduces Bayesian
Rahman <i>et al.</i> (2008)	Walnut Gulch, USA	ENVISAT ASAR - C-band - 24-41° incidence - VV polarization	- Calculation of surface roughness using low and high angle data on dry days	- RMS height and correlation length can be calculated separately from Zs - Surface roughness and correlation length map generation - The accuracy of the soil moisture output was high at the watershed unit scale, but low at the field scale
Paloscia <i>et al.</i> (2008)	Alessandria, Italy	ENVISAT ASAR - C-band - 23° incidence - HH and HV polarization	- Estimation of soil moisture and comparison of results using artificial neural network, Nelder-Mead, Bayes, and linear regression method	- High correlation between backscattering and actual soil moisture - In terms of accuracy and safety, ANN is most suitable
Said <i>et al.</i> (2008)	Roorkee, India	ERS-2 - C-band - VV polarization	- Calculation of soil moisture using artificial neural networks and multiple inputs	- Artificial neural network shows better results than linear and multiple linear regression
Thoma <i>et al.</i> (2008)	Walnut Gulch, AZ; Little Washita, OK; Little River, GA, USA	RADARSAT-1 - C-band - 46° incidence - HH polarization	- Reduction of speckle using median filtering and spatial averaging before estimating soil moisture	- Spatial filtering improves output accuracy - The optimal surface area is 25-160 times the SAR spatial resolution - Depending on variability and roughness, the most effective spatial resolution is 162-1131m
Lievens <i>et al.</i> (2009)	Synthetic soil profiles	ENVISAT ASAR ALOS PALSAR - C and L-band - Multiple incidence - Multiple polarization	- Evaluation of the effect of various surface conditions on soil moisture estimation	- RMS height error is greater than correlation length error - C-band is less sensitive to inaccuracy than L-band - Increased effect of surface roughness error with soil moisture content - Polynomial removal of roughness tendency is the best method
Naeimi <i>et al.</i> (2009)	Global	ERS 1/2 ASCAT - C-band - Multiple incidence - Multiple polarization	- Improved parameters of WARP4 algorithm and TU-Wien Change Detection Algorithm	- New algorithm estimates spatially consistent soil moisture - In addition to the correction of vegetation, it is necessary to correct the dry area or wetland

TABLE 4. Continued

Reference	Study area	Data	Methods	Findings
Parajka <i>et al.</i> (2009)	Austria	ERS 1 - C-band - Multiple incidence - Multiple polarization	- Comparison of soil moisture estimated by TU-Wien Change Detection Algorithm and soil moisture estimated by hydrological model	- The soil moisture of the hydrological model is estimated larger - When the soil moisture estimated by the TU-Wien method differs from the measured soil moisture by 12 hours, the RMSE rapidly increases from the initial value to 50% or more
Pathe <i>et al.</i> (2009)	Oklahoma, USA	ENVISAT ASAR - GM Mode - C-band - HH polarization	- Evaluation of applicability to TU Wien Change Detection Algorithm's ASAR Global Mode (GM)	- Correlation with soil moisture is lower than Radiometer due to data noise - Improve correlation results using spatial averaging
Srivastava <i>et al.</i> (2009)	Agra, Mathura, Bharatpur, Saharanpur and Haridwar, India	RADARSAT-1 IRS LISS-III - C-band - 16-36° incidence - HH polarization	- Detailed parameterization of SM_WAP, the soil moisture estimation algorithm for bare field - Used as an index of surface roughness by using the difference between high backscattering value and low backscattering value	- Improved soil moisture estimation results using multiple linear regression including the difference in backscattering values from simple linear regression with backscattering
Dabrowska-Zielinska <i>et al.</i> (2010)	Biebrza Wetlands, Poland	ENVISAT ASAR ALOS PALSAR - Multiple band - Multiple incidence - Multiple polarization	- Estimation of soil moisture using SAR and optical images - Soil moisture is estimated by the ratio of Sensible Heat Flux and Latent Heat Flux	- Discovering high similarity between soil moisture estimated by SAR image and soil moisture estimated by optical image
Du <i>et al.</i> (2010)	Walnut Creek, USA	HJ constellation - S-band - 97.37° incidence - VV polarization	- Evaluation and simplification of the applicability of MIMICS (Michigan Microwave Canopy Scattering) model	- Backscattering increases as soil moisture or soil dielectric constant increases
Joseph <i>et al.</i> (2010)	OPE3 Experiment Beltsville, MA, USA	NASA/GWU Truck mounted Scatterometer - C and L-band - Multiple incidence - Multiple polarization	- Ratio method and Water Cloud model comparison - Estimate soil moisture using IEM	- Ratio method is more accurate than Water Cloud model - As the VWC (Vegetation Water Content) increased to 0.2 kg m ⁻¹ or higher, the measured backscatter exceeded the IEM backscatter - The difference in backscattering in plants is greater in W polarization than in HH polarization
Koyama <i>et al.</i> (2010)	SFB/TR32, Germany	ENVISAT ASAR - C-band - Multiple incidence - Multiple polarization	- Develop a simple empirical model with minimal number of parameters	- The soil moisture estimated through the empirical model is RMSE 5.0% (Vol/Vol) compared to the actual soil moisture - The variance coefficient changes according to the size of the target area, and the smaller the number of samples, the smaller the variance coefficient
Gherboudj <i>et al.</i> (2011)	Saskatchewan, Canada	RADARSAT-2 - C-band - 29-46.5° incidence - Multiple polarization	- Calculate new empirical equations to estimate vegetation height, surface roughness, and Vegetation Water Content (VWC) - Estimation of soil moisture uses Water Cloud model	- High correlation with vegetation height at 30° incident angle - Unlike other literatures, the empirical formulas appear to be independent of the type of crop

TABLE 4. Continued

Reference	Study area	Data	Methods	Findings
Lawrence <i>et al.</i> (2011)	Synthetic Data	Laboratory radar data	- Apply FEM model to estimate backscattering on rough surfaces	- FEM is not more accurate than MoM, but provides an alternative to multi-layer structures
Balenzano <i>et al.</i> (2012)	Demmin, Germany; Flevoland, Netherlands; Matera, Italy	ENVISAT ASAR RADARSAT-2 - C-band - Multiple incidence - HH and VV polarization	- Applying SMOSAR Algorithm based on temporal change of backscattering in a short revisit cycle	- VV polarization in the back scattering at low spatial resolution has lower soil moisture estimation accuracy than HH polarization
Crooks and Cheke (2014)	Karoo, South Africa	RADARSAT-2 ERS-2 - C-band - 19.4–31.0° incidence - HH polarization	- Estimate soil moisture using IEM and Water Cloud model	- If only the standard deviation of the surface is the variable, the accuracy of calculating soil moisture is $\pm 0.06\text{cm}^3\text{cm}^{-3}$ - The accuracy of RADARSAT is lower as $\pm 0.14\text{cm}^3\text{cm}^{-3}$
Vreugdenhil <i>et al.</i> (2016)	Global	ASCAT AMSR-E - C-band - Multiple incidence Multiple polarization	- Analysis of vegetation correction method of TU-Wien Change Detection Algorithm - Estimation of vegetation optical depth of water cloud model	- High temporal correlation of vegetation optical depth in temperate and continental climate regions - In arid regions and tropical climates, the correlation is low or negative
Alexakis <i>et al.</i> (2017)	Chania, Greece	Sentinel-1 - C-band - 38–41° incidence - HH and VV polarization	- Combination of Dubois model and Topp model to apply vegetation and surface roughness effects - Estimate soil moisture using ANN	- Nonlinear approach to actual soil moisture accounts for about 89.5% uncertainty - When estimating soil moisture, the angle of incidence is the least sensitive and the NDVI is the most sensitive
Kim <i>et al.</i> (2017)	Global	SMAP - L-band - Multiple incidence - HH, VV, and HV polarization	- Global soil moisture mapping considering various soil moisture, surface roughness, and vegetation conditions - Using forward model that considers different radar mechanisms between vegetation types	- After optimizing the model, the evaluation results for 14 verification areas around the world show that the soil moisture recovery rate is $0.052\text{m}^3/\text{m}^3$
Lee <i>et al.</i> (2017)	South Korea	Sentinel-1 - C-band - 30–45° incidence - VV and VH polarization	- Estimation of soil moisture using linear regression and SVR (Support Vector Machine) - Comparison of estimation results according to polarization, angle of incidence, and precipitation	- Overall Root Square Error (RMSE) 6.5% occurred - The estimation accuracy is high when there is sufficient and evenly distributed moisture on the ground
Bauer-Marschalinger <i>et al.</i> (2018)	Umbra, Italy	Sentinel-1 - C-band - 30–45° incidence - VV polarization	- Estimation of high-resolution, high-frequency soil water index product named Scatterometer Synthetic Aperture Radar Soil Water Index (SCATSAR-SWI) by fusion of Metop ASCAT and Sentinel-1 SAR image	- Estimated SCATSAR-SWI yields comprehensively high agreement with the reference data (Median R = 0.61 vs. in situ; 0.71 vs. model; 0.83 vs. ASCAT SSM). - With SM2RAIN approach, SCATSAR-SWI shows good capability to estimate 5-day accumulated rainfall with R=0.89

TABLE 4. Continued

Reference	Study area	Data	Methods	Findings
Esch <i>et al.</i> (2018)	Germany, Netherland, Belgium	ERS-1/2 - C-band - 23° incidence - VV polarization	- TU-Wien change detection algorithm and 7-day antecedent precipitation was used to estimate Soil Moisture Index (SMI)	- Soil moisture changes due to precipitation are well represented in most SMI maps - The relationship between SMI and 7-day antecedent precipitation is comparable to the relationship of in-situ soil moisture and 7-day antecedent precipitation
Santi <i>et al.</i> (2019)	Manitoba, Canada	RADARSAT-2 - C-band - Multiple incidence - Multiple polarization	- Joint use of Artificial Neural Network (ANN) and Compact Polarimetry (CP) for improving the retrieval of Soil Moisture Content (SMC)	- The correlation between other surface parameters such as the soil texture and surface roughness was low ($0.21 \leq R \leq 0.28$) - Purposed ANN algorithm retrieved SMC with correlation with 0.67 to 0.92 and RMSE with 7% to 3.8%
Punithraj <i>et al.</i> (2020)	Yanco, Australia	Sentinel-1 - C-band - 30-45° incidence - VV, VH polarization	- Estimate surface soil moisture using Topp model and semi-empirical model	- Topp model derived soil moisture was validated with the ground truth soil moisture with $R^2=0.7$ - Developed semi-empirical model, dependent on only backscattering coefficient, performed $R^2=0.6$
Yadav <i>et al.</i> (2020)	Varanasi, India	Sentinel-1 - C-band - 30-45° incidence - VV, VH polarization	- Modified Water Cloud Model (MWCM) and Multi-Target Random Forest Regression (MTRFR) was used to estimate soil moisture	- MTRFR algorithm has capability to reduce the outlier noise and required minimum hyper-parameters as compared to other inversion algorithms - MTRFR based inversion algorithm developed in present study provided the better inversion results

럽, 그리고 인도에서 주도적으로 연구가 진행되고 있음을 알 수 있다(그림 1). 위성 탑재체의 경우 RADARSAT-1이 11건으로 가장 많이 사용되었고 ENVISAT ASAR가 9건, ERS-1과 ERS-2가 각 6건과 7건, SIR-C/X-SAR가 4건으로 나타났으나 5개의 위성 탑재체들은 모두 운영이 종료되었고, 현재 운영 중인 RADARSAT-2, Sentinel-1, SMAP 등을 활용한 연구는 각 4건, 5건 및 1건으로 상대적으로 그 수가 많지 않으나 점차 증가할 것으로 보인다(표 5). 근미래(2025년)에 발사될 예정인 차세대 중형위성에 탑재될 센서가 C-band SAR임을 고려할 때 국내를 대상으로 한 토양수분 산출 선행 연구에 활용될 여지가 있는 위성 탑재체는 RADARSAT-2와 Sentinel-1이라고 할 수 있다. Sentinel-1은 ESA에서 무료로 영상

을 제공하고 있지만, RADARSAT-2의 경우 캐나다의 MDA社에서 영상 1장당 최소 \$3,600, 최대 \$7,800에 판매하고 있어(MDA, 2020) 개인 연구자들에게 있어 활용하기 어려워 보인다. 또한, 산출 토양수분의 검증에 활용되는 실측 토양수분 자료의 경우 우리나라에서는 대표적으로 기상청, 한국수자원조사기술원, K-water, 농촌진흥청에서 실측을 수행하고 있으며(Lee *et al.*, 2019), 4개 기관 중 가장 많은 200여 관측지점에서 토양수분을 측정하는 농촌진흥청의 경우 2014년부터 자료의 획득이 가능하여 Sentinel-1의 발사 시기인 2014년과 비교적 일치한다. 위성영상과 실측 토양수분 자료의 접근성 및 활용성을 고려했을 때 Sentinel-1 위성이 국내를 대상으로 한 연구에 가장 활용 가치가 높을 것으로 판단된다.

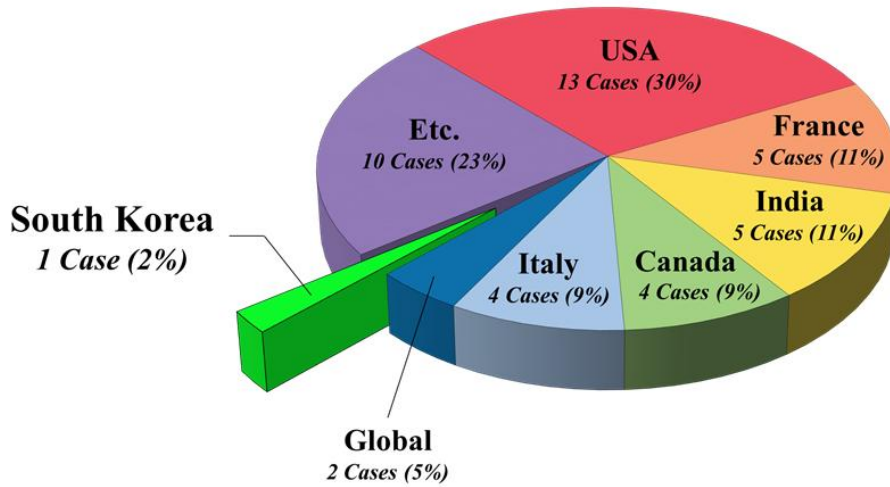


FIGURE 1. Current status of research on estimating soil moisture by country

토양수분 산출연구에 사용된 모델은 물리적 모델인 IEM(Integral Equation Model)이 10건으로 가장 많이 사용되었으며, ANN(Artificial Neural Network)과 WCM(Water Cloud Model)이 각 7건과 6건씩으로 나타나 이론적 모델이나 물리적 모델 이외에도 인공지능을 이용한 연구가 점차 증가함을 시사한다(표 6). IEM이나 WCM의 표면 매개 변수인 지표면 표

준편차, 상관 길이, 토양 유전 상수는 보통 미지수로 간주 되거나 실측을 통해 얻어진다. 실험실 환경이 아닌 광범위한 현장에서의 표면 매개 변수의 실측은 토양의 자연적 변동성으로 특성화하기 어렵고 실측이 이루어지지 않은 경우, 모형의 적용이 어려운 한계점이 있다(Srivastava *et al.*, 2008). 따라서, 현장조사가 필요치 않은 TU-Wien Change Detection Algorithm이나

TABLE 5. Satellites used for SAR image-based soil moisture estimation

Observing system	Launch date	Frequency band	Temporal resolution (days)	Spatial resolution (m)	Operation status	Cases
RADARSAT-1	1995	C	24	10~100	End (2013.03)	11
ENVISAT ASAR	2002	C	35	30~150	End (2012.04)	9
ERS-2	1995	C	35	30	End (2011.07)	7
ERS-1	1991	C	35	30	End (2000.03)	6
Sentinel-1	2014/16	C	12	5~100	O	5
SIR-C/X-SAR	1994	L, C, X	-	10~30	End (1994.04)	4
RADARSAT-2	2007	C	24	3~100	O	4
ERASME	at times	at times	at times	at times	at times	2
ALOS PALSAR	2006	L	46	7~100	End (2011.04)	2
Truck Mounted Scatterometer	at times	at times	at times	at times	at times	2
AirSAR	at times	at times	at times	at times	at times	1
HJ-1C	2012	S	4	20	O (2012~2019)	1
NASA/GWU	at times	at times	at times	at times	at times	1
SMAP	2015	L	1	3~36km	O	1

TABLE 6. A models used to estimate soil moisture based on SAR images

Soil Moisture Estimation Models	Cases
Integral Equation Model	10
Artificial Neural Network	7
Water Cloud Model	6
Empirical Model	4
Linear Regression Model	4
TU-Wien Change Detection Algorithm	4
Fuzzy Logic	2
Dubois Model	2
Bayesian Method	2
Topp's Model	2
GO Model	1
Nelder-Mead Method	1
Bayes' Theorem	1
MIMICS	1
FEM Model	1
SMOSAR Algorithm	1
Support Vector Machine	1
Forward Model	1
Optical/Microwave Synergistic Model	1
Variation Assimilation Method	1
Ratio Method	1
SCATSAT-SWI	1

Regression Model, ANN이 비교적 간단하게 국내에 적용 가능할 것으로 보이며, 표면 매개 변수의 실측이 수반될 경우 IEM과 WCM 등의 이론적 모델도 활용 가능할 것으로 판단된다.

SAR를 이용해 산출된 토양수분 자료(이하 토양수분 자료)는 수문학 및 기상 응용 분야에 활용 가치가 높은 것으로 알려져 있다. 특히, 수문학적 모델은 지표수나 에너지 플럭스의 시뮬레이션을 위해 기상 데이터나 토양수분의 초기 상태 등의 다양한 입력 데이터의 가용성과 정확성에 의존되는데, 토양수분 자료는 동화(Assimilation)를 통해 모델에 존재할 수 있는 불확실성을 줄일 수 있다(Merlin *et al.*, 2006.; Lowe *et al.*, 2009; Bolten *et al.*, 2010). 또한, 흐름이 일시적이거나 매우 가변적인 유역(Wooldridge *et al.*, 2003), 혹은 기후변화의 영향을 받는 유역(Merz *et al.*, 2011; Peel and Blöschl, 2011; Ahn *et al.*, 2013)에 대해

토양수분 자료가 수문학적 모델의 매개 변수화 및 교정(Calibration)에 도움을 줄 수 있으며, 전 지구에 달하는 SAR 위성의 촬영 범위는 미세측 유역의 매개 변수화에 대한 잠재적 이점을 가진다.

토양수분 자료는 데이터의 가용성 부족과 산출된 토양수분 자료의 정확도가 높지 않다는 단점이 있지만, 이는 토양수분 산출에서의 성능 지표가 실측 토양수분과의 단순 비교에 초점이 맞춰져 있고 토양수분의 공간적 이질성(Spatial heterogeneity)이나 응용 단계에서의 장점을 설명하지 않기 때문이다(Konelsen *et al.*, 2013). 토양수분의 공간적 패턴은 유출 면적과 같은 중요한 패턴을 잘 식별할 수 있어 다수의 연구에서 수문학적 모델의 시뮬레이션 성능이 토양수분의 산출 정확도보다 공간적 이질성에 더 영향을 받는 것으로 나타났다(Bronstert and Bardossy, 1999; Pan and Wood, 2010). 따라서, 토양수분 자료의 이점은 토양수분 산출 자체보다는 유역 단위의 공간적 패턴 식별에 있다고 할 수 있다(Parada and Liang, 2008; Wagner *et al.*, 2008).

1) 반경험적 모델

많은 논문에서 레이더의 후방산란계수(Backscattering coefficient)와 토양수분 간 경험적 모델을 제시하였다(Oh *et al.*, 1992; Wang *et al.*, 1997; Quesney *et al.*, 2000; Le Hegarat-Masclé *et al.*, 2002; Zribi and Dechambre, 2002; Zribi *et al.*, 2005). 이러한 경험적 모델들은 후방산란계수로부터 토양수분을 적절히 산출 가능하나, 일반적으로 적용이 불가능한 단점이 있는데(Oh *et al.*, 1992; Dubois *et al.*, 1995 a,b; Moran *et al.*, 2000; Le Hegarat-Masclé *et al.*, 2002), 반경험적 모델은 광범위하게 분포된 경험적 모델의 단순성과 이론적/물리적 기초를 결합한 절충점을 제공할 수 있다. 일반적으로 사용되는 반경험적 모델은 Oh model(Oh *et al.*, 1992)과 Dubois model(Dubois *et al.*, 1995a)이 있다.

(1) Oh Model

Oh model은 편파비를 이용한 후방 산란의 특성 조사를 통해 개발되었으며, 다양한 토양 및 수분 조건에 걸쳐 적용되었다(Alvarez-Mozos *et al.*, 2007). Oh model은 공동 편파비(Co-polarized ratio) p 와 교차 편파비(Cross-polarized ratio) q 를 입사각(θ), 지표면의 표준편차($Hrms$), 상관길이(L), 토양수분(mv)이나 토양 유전 상수(ϵ_r)의 함수로 표현하며 유효 범위는 $4 < mv(\text{vol. } \%) < 29.1$, $0.13 < kHrms < 6.98$, $10^\circ \leq \theta \leq 70^\circ$ 이다.

높은 입사각과 거친 표면을 대상으로 한 경우, Oh model은 RADARSAT-1의 모든 편파 자료를 대상으로 후방 산란을 높은 정확도로 추정하였지만, 일부 연구에서는 Oh model이 교차 편파 혹은 모든 편파에 대해 후방 산란을 과소/과대평가하는 경향을 보이는 것으로 나타나(van Oevelen and Hoekman, 1999; Baghdadi and Zribi, 2006; Merzouki *et al.*, 2010), 몇몇 연구자들은 Oh model의 개선을 위해 보정계수의 개발이 필요하다고 언급하였다(Merzouki *et al.*, 2010).

(2) Dubois Model

Dubois model은 다양한 표면 조건과 레이더의 구성을 고려할 수 있도록 설계된 경험적 모델로 입사각(θ), 지표면의 표준편차($Hrms$), 유전 상수(ϵ) 및 파장(k)의 함수로 표현되며, 유효 범위는 $kHrms \leq 2.5$, $mv(\text{vol. } \%) \leq 35$, $\theta \geq 70^\circ$ 이다(Dubois *et al.*, 1995a).

Dubois model은 식생이 적은 표면에 적용할 수 있도록 설계되어 식생이 많을 경우, 표면 거칠기가 과대추정되고 토양수분이 과소평가되는 경향이 있다. 또한, 매끄러운 표면의 경우 표면 거칠기가 과소평가되며 중간 거칠기의 표면과 토양수분이 있는 토양에 대해서는 합리적인 후방산란계수를 생성한다. Wang *et al.*(1997)은 Dubois 모델이 관측치와 비교적 잘 일치하지만, 모델의 오류와 유효 범위로 인해 많은 픽셀이 제거되었다고 지적한 바 있으며 모델의 정확도

향상을 위해 새로운 계수가 개발되기도 하였다(Sahebi and Angles, 2010).

2) 분석적 후방 산란 모델

다양한 분석적 후방 산란 모델이 존재하지만, 그중에서도 1992년에 도입된 IEM(Integral Equation Model)은 지난 10년간 논문에서 가장 널리 사용된 이론적 모델이며, 모델의 유효 범위와 대표성을 개선하기 위한 논의와 연구가 지속되고 있다(Fung *et al.*, 1992, 1994; Hsieh *et al.*, 1997; Mattia and Le Toan, 1999; Chen *et al.*, 2000, 2003; Wu *et al.*, 2001; Liu *et al.*, 2003; Fung and Chen, 2004). IEM에서 토양은 유전 상수(ϵ_r), 지표면의 표준편차($Hrms$), 상관 함수의 형태와 상관 길이(L)로 특징 지워지며, 입사각(θ), 편파, 파장(k) 등의 레이더 매개 변수를 고려하며 식 1과 같은 유효 범위를 가진다.

$$\left(\frac{(kHrms \cos\theta)^2}{\sqrt{0.46kL}} \right) \exp\{-\sqrt{0.92kL}(1-\sin\theta)\} < 0.25 \quad (1)$$

여기서, $kHrms \leq 3$ 이다.

IEM은 모델 자체의 결함이 아닌 토양 표면의 부실한 특성화에서 비롯되는 자연 지표면 조건에 모델을 적용하는 과정에서의 어려움이 토양 수분 산출 시 문제가 되는 것으로 알려져 있다(Altese *et al.*, 1996; Baghdadi *et al.*, 2002b,c; Zribi and Dechambre, 2002; Baghdadi and Zribi, 2006). 보다 정확한 토양 수분의 산출을 위해 많은 연구자가 IEM을 변형하여 사용하였는데, 표면 거칠기를 더 세세하게 표현하거나 IEM 자체를 보정 하기도 하였다(Mattia and Le Toan, 1999; Zribi *et al.* 2000; Baghdadi *et al.*, 2006b). 여러 연구에서 IEM으로 시뮬레이션 된 후방산란계수와 SAR 센서로 측정된 후방산란계수 사이의 불일치가 보고되었는데(Rakotoarivony *et al.*, 1996; Boisvert *et al.*, 1997; Zribi *et al.*, 1997; Baghdadi *et al.*, 2002a; Panciera *et*

TABLE 7. Comparison between each versions of Dubois, Oh, and Integral Equation Model (IEM)' s simulation result and observation soil moisture data

Model	Polarization	Statistics	All Data	L-band	C-band	X-band
Dubois	HH	*Bias (dB)	-1.0	-1.0	-1.1	-0.9
		*RMSE (dB)	4.0	3.0	4.1	4.1
	VV	Bias (dB)	0.7	-0.2	0.4	1.8
		RMSE (dB)	2.9	2.5	2.8	3.1
Oh et al. (1992)	HH	Bias (dB)	0.4	2.5	0.1	0.0
		RMSE (dB)	2.6	3.7	2.4	2.5
	VV	Bias (dB)	0.1	2.1	0.4	-1.2
		RMSE (dB)	2.4	3.4	2.3	2.1
Oh et al. (1994)	HH	Bias (dB)	-0.9	1.3	-1.2	-1.2
		RMSE (dB)	2.8	2.8	2.7	2.8
	VV	Bias (dB)	-1.3	0.7	-1.3	-2.1
		RMSE (dB)	2.6	2.6	2.6	2.7
Oh et al. (2002)	HH	Bias (dB)	-0.3	2.1	-0.9	-1.0
		RMSE (dB)	2.7	3.2	2.7	2.8
	HV	Bias (dB)	0.7	1.5	1.0	-0.9
		RMSE (dB)	2.9	3.1	2.7	3.8
	VV	Bias (dB)	-0.6	1.8	-1.2	0.4
		RMSE (dB)	2.5	2.9	2.7	2.0
Oh (2004)	HH	Bias (dB)	-0.5	2.1	-1.0	-0.6
		RMSE (dB)	2.6	3.3	2.7	2.3
	VV	Bias (dB)	-1.1	1.4	-1.5	-1.4
		RMSE (dB)	2.6	2.8	2.8	2.1
*IEM using *GCF	HH	Bias (dB)	0.8	-0.9	0.7	1.5
		RMSE (dB)	10.5	3.6	11.2	10.6
	HV	Bias (dB)	17.2	5.2	11.8	46.3
		RMSE (dB)	38.4	14.5	26.7	74.0
	VV	Bias (dB)	0.4	-2.5	0.7	3.5
		RMSE (dB)	9.2	5.0	8.6	11.3
IEM using *ECF	HH	Bias (dB)	0.8	0.6	-1.0	4.2
		RMSE (dB)	5.6	2.9	4.1	8.3
	HV	Bias (dB)	-15.8	1.2	-19.9	0.0
		RMSE (dB)	31.4	6.8	25.1	54.4
	VV	Bias (dB)	2.2	-1.3	0.5	6.7
		RMSE (dB)	6.5	3.5	4.9	9.4
IEM_B with *Lopt using GCF	HH	Bias (dB)	-0.3	-0.1	-0.6	0.3
		RMSE (dB)	2.0	2.3	2.1	1.8
	HV	Bias (dB)	-	-	-1.3	-
		RMSE (dB)	-	-	3.1	-
	VV	Bias (dB)	0.1	0.2	0.0	0.3
		RMSE (dB)	1.9	2.3	1.9	1.8

* Bias: Observation data - simulations, RMSE: Root Mean Square Error, IEM: Integral Equation Model, GCF: Gaussian Correlation Function, ECF: Exponential Correlation Function, Lopt: Fitting Parameter

al., 2014; Gorrab *et al.*, 2015), Baghdadi *et al.*(2000)과 Baghdadi *et al.*(2002)은 관측된 계수와 IEM 시뮬레이션 계수 사이의 차이가 주로 상관길이(L)에 기인한다는 것을 밝혀내어 두 계수 사이의 불일치를 줄이기 위한 반경험적 보정방법인 IEM_B를 제안하였다(Baghdadi *et al.*, 2006c, 2011a,b, 2015). Choker *et al.*(2017)은 다양한 SAR 영상(AIRSAR, SIR-C, JERS-1, PALSAR-1, ESAR, RADARSAT, ASAR, TerraSAR-X)을 이용하여 반경험적 모델(Oh model, Dubois model)과 이론적 모델(IEM, IEM_B)의 성능을 비교하였을 때 IEM_B의 성능이 가장 좋은 것으로 평가하였다(표 7).

3) 변화 감지 모델

반경험적 모델과 IEM 사용에서 발생하는 어려움은 표면 거칠기와 식생의 매개 변수화이다(Dubois *et al.*, 1995a,b; Baghdadi *et al.*, 2006c; Merzouki *et al.*, 2010). 변화 감지 모델은 표면 거칠기의 규모 및 균질한 분포에 대한 선형 가정은 하지 않으면서 시간에 따라 일정하게 가정되는 표면 거칠기 매개 변수의 영향을 제거한다. 레이더 영상에서 이러한 효과를 제거하면 토양수분과의 경험적 관계를 설정할 수 있다(Moran *et al.*, 2000; Kim and van Zyl, 2009; Kurucu *et al.*, 2009; Pathe *et al.*, 2009).

대표적인 변화 감지 모델인 TU-Wien Change Detection Algorithm은 Wagner *et al.*(1999a,b,c), Wagner and Scipal(2000), Wagner *et al.*(2003), Naeimi *et al.*(2009a,b)이 제시한 방법으로, 이미 ENVISAT ASAR나 ASCAT 위성의 토양수분 산출 알고리즘에 주요 방법으로 적용되어있다. 이 방법은 reference incidence angle에서 측정된 후방산란계수 $\sigma^0(\theta, t)$ 를 이용하며, 장기적으로 관측된 자료에서 가장 낮은 후방 산란 값과 가장 높은 후방 산란 값을 추출하여 사용한다. 토양이 건조할 때 후방 산란이 낮고 토양이 포화 되는 경

우 후방 산란이 높게 측정된다는 사실에 근거하여 기간 내에서 후방 산란이 가장 높은 값을 $\sigma_{wet}^0(\theta)$, 가장 낮은 값을 $\sigma_{dry}^0(\theta)$ 로 표현한다. 건조일에 대한 후방 산란 값 $\sigma_{dry}^0(\theta, t)$ 가 획득되면, 후방 산란에 대한 토양 유전 상수의 영향이 제거되어 표면 거칠기의 함수가 되며 표면 거칠기는 시간에 따라 변하지 않기 때문에 $\sigma_{wet}^0(\theta)$ 에서 $\sigma_{dry}^0(\theta)$ 를 빼주는 것으로 표면 거칠기의 영향을 제거할 수 있다. 지표가 얼거나 눈에 덮여 있지 않다면, 토양수분량은 식 2와 같이 계산될 수 있다(Wagner *et al.*, 1999b).

$$m_s(t) = \frac{\sigma^0(\theta, t) - \sigma_{dry}^0(\theta)}{\sigma_{wet}^0(\theta) - \sigma_{dry}^0(\theta)} \quad (2)$$

여기서, $m_s(t)$ 는 t 시간에서의 토양수분량이다.

변화 감지 모델은 반경험적 모델이나 분석적 후방산란모델보다 간단하며(Zribi *et al.*, 2007), 후방 산란과 토양수분 사이에 간단한 선형적 관계를 허용할 수 있다(Moran *et al.*, 2000). Moran *et al.*(2000)은 식생 피복의 변화가 거의 없는 반건조지역에서 도출된 경험적 관계는 토양수분이 20% 이상일 때 정확한 결과를 보이고 토양이 상대적으로 건조하면 변화 감지 모델이 1dB 미만의 더 작은 차이를 보이는 것을 확인하였으며 다음 그림 2와 같은 토양수분 분포 결과를 도출하였다.

4) 선형 및 비선형 회귀 모델

선형회귀를 이용한 토양수분 산출은 원하는 변수와 후방산란계수에 대한 최소자승법을 기반으로 하며, 종종 큰 규모의 연구에 적용되기도 하였다(Baghdadi *et al.*, 2006a, 2007; Baup *et al.*, 2007; Bourgeau-Chavez *et al.*, 2007; Anguela *et al.*, 2010). 후방산란계수와 토양수분 사이의 관계는 비선형이지만, Quesney *et al.*(2000)은 규모가 충분히 크면(>100km²) 후방산란계수와 토양수분 간의 관계가 선형 함수에

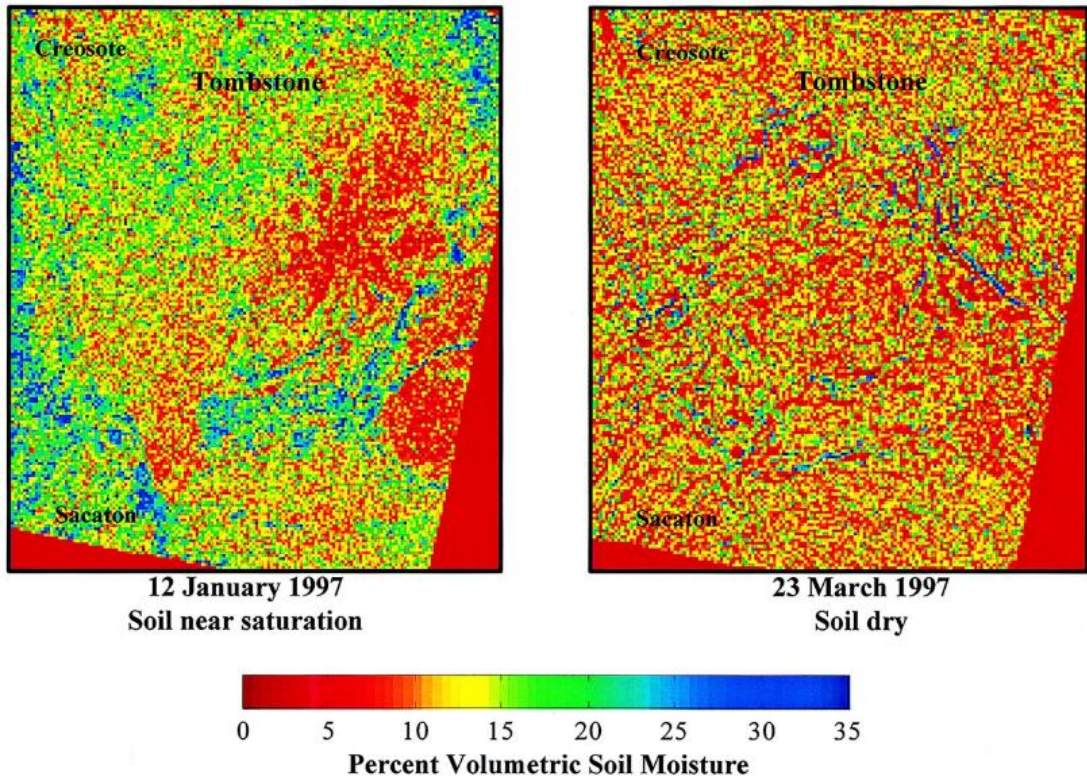


FIGURE 2. Regional maps of surface volumetric soil moisture based on ERS-2 C-band SAR images (Moran *et al.*, 2000)

의해 근사 될 수 있음을 발견하였다. 토양수분의 산출에 사용되는 비선형모델은 Exponential (Baghdadi *et al.*, 2006a)이나 Polynomial (Altese *et al.*, 1996; Shi *et al.*, 1997; Su *et al.*, 1997; De Roo *et al.*, 2001) 등 다양하며 지표 조건과 후방 산란의 관계에 따라 달라진다. 선형 및 비선형 회귀 모델 모두 오직 하나의 토양 매개 변수(토양수분)에만 적용 가능하다 (Kornelsen and Coulibaly, 2013).

5) 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN)

ANN(Artificial Neural Network)은 weight matrix를 통해 정의된 일련의 훈련 데이터 세트와 인공 뉴런으로 구성된 hidden layer를 연결해주는 기계학습 기법이다. Feedforward ANN

은 비선형함수의 범용 근사법으로써 이미 토양수분 산출에 성공적으로 사용된 바 있다(Fung, 1994; Baghdadi *et al.*, 2002a; Satalino *et al.*, 2002; Lakhankar *et al.*, 2006; Notarnicola *et al.*, 2008; Pierdicca *et al.*, 2008; Said *et al.*, 2008). ANN과 다른 모델의 비교 연구에서 ANN은 선형 또는 다중회귀(Said *et al.*, 2008), 퍼지 논리(Lakhankar *et al.*, 2006), 베이지안 분석(Notarnicola *et al.*, 2008; Pierdicca *et al.*, 2008)을 활용한 토양수분 산출결과보다 좋은 정확도를 보였으며 베이지안 분석과 비교했을 때, Notarnicola *et al.*(2008)은 산출에 사용된 매개 변수 수의 증가가 베이지안 분석의 정확도를 감소시킨 반면 ANN의 정확도가 증가한다는 것을 발견하였다. NDVI, LAI, 광학 깊이 및 토지 피복 등의 보조 데이터를 사용하여

후방 산란과 표면 거칠기를 보완하면 토양수분 산출결과가 개선되기도 하였다(Lakhankar *et al.*, 2006; Notarnicola *et al.*, 2008; Said *et al.*, 2008). ANN을 각 계절에 대해 훈련했을 때 토양수분의 산출 성능이 향상되는 것이 밝혀져(Said *et al.*, 2008) 일반적인 조건이 아닌 특정 조건에 대해 훈련된 ANN이 토양수분을 산출하는데 더 유용할 수 있음을 시사하였다.

2. 해저 지하수 유출(Submarine Groundwater Discharge, SGD)

SGD는 주로 대수층이 바다에 연결되어 있고 지하수의 수두가 해수면보다 높은 지역에서 발생하는데, 일반적으로 해안지역에서 발생하며 전 세계의 많은 해안지역에서 관찰되었다. 최근 다수의 연구에 따르면(Burnett *et al.*, 2003; Slomp and Van Cappellen, 2004; Moore, 2006), SGD는 무기 영양소를 육지에서 바다로 운송하는 중요한 역할을 하며 지하수에 포함된 무기 영양소의 농도는 해수에 용해된 영양소의 농도보다 훨씬 높아 SGD가 발생하는 지역에는 다양한 동식물종이 서식할 수 있다. 하지만, Kim *et al.*(2011)의 연구에 따르면 SGD의 영향은 물웅덩이(Water puddle) 형태로 나타나기

때문에 현장에서의 실측이 필수적이라고 할 수 있다(그림 3).

3. 강수

1980년대 이래로 강수의 원격탐사는 수동 마이크로파 방사계를 이용해 측정되어왔는데, 이러한 방사계 데이터로부터의 강수 추정은 구름 상층부 얼음의 산란 특성에 의존하기 때문에 제한적인 추정만이 이루어졌다(Weinman *et al.*, 2009). 이 제한은 X-band 혹은 Ku-band Radar를 사용함으로써 극복 가능한 것으로 알려져 있으며, TRMM(Tropical Rainfall Measurement Mission) 위성에 탑재된 Ku-band 강수량 레이더(Precipitation Radar, PR)는 육지에 대한 강수량 측정을 지속해서 수행하였다(그림 4). 하지만 강수 셀이 4km 미만인 얇은 강수가 발생하면 PR은 이러한 강수 이벤트를 놓치거나 과소평가할 수 있다(Durden *et al.*, 1998). X-band SAR는 높은 공간 해상도(~100m)를 가지기 때문에 PR이 측정하지 못하는 작은 강수 셀들을 식별 가능하여 많은 연구에서 X-band SAR를 이용한 강우 추정을 시도하였다(Atlas and Moore, 1987; Jameson *et al.*, 1997; Moore *et al.*, 1997; Melsheimer *et al.*, 1998; Alpers and Melsheimer, 2004).

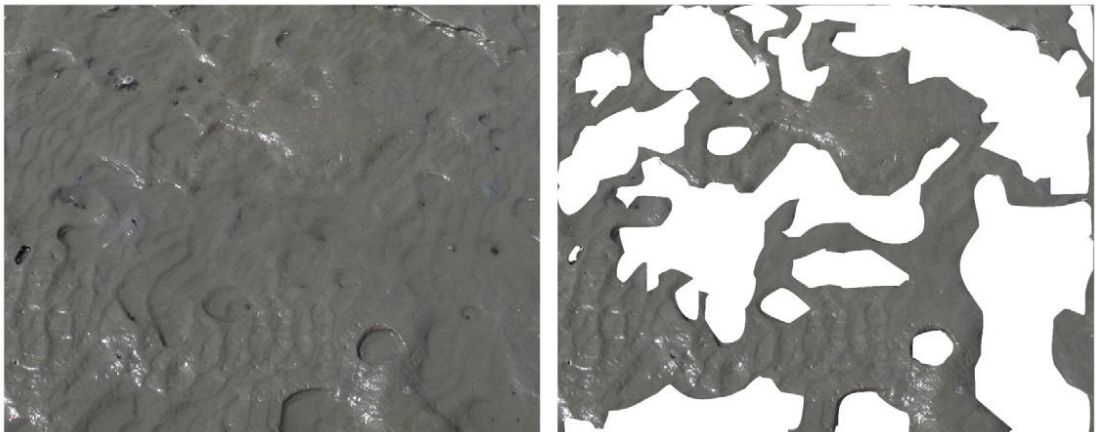


FIGURE 3. Close-up photographs of Area A. The same images with water masking are shown in the right side of this figure (Kim *et al.*, 2011)

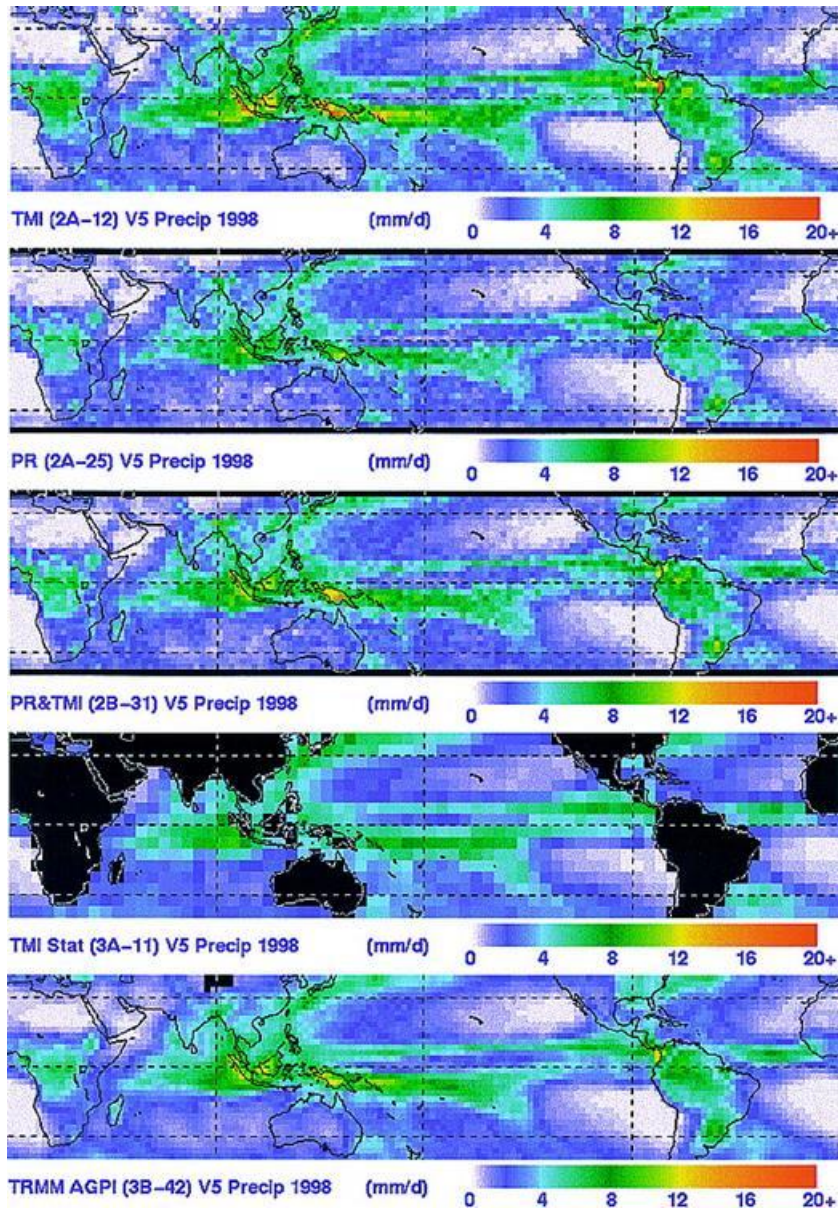


FIGURE 4. Rainfall maps(mm month^{-1}) for 1998(version 5) comparing independent TRMM rainfall estimates(Kumerow *et al.*, 2000)

C-band 및 L-band는 지구의 관측에 있어 오랫동안 사용되었으나 강수에 상대적으로 둔감하며, 특히 C-band SAR는 강수 추정에서 L-band

혹은 X-band 레이더보다 훨씬 복잡해 C-band SAR를 이용한 강수의 추정은 초기 단계에 머물고 있다(Alpers *et al.*, 2016).

4. 적설분포면적(Snow Cover Area, SCA)

적설 탐지 기술은 광학 영상을 이용한 감지 방법과 마이크로파 영상을 이용한 방법이 있으며 각각의 방법마다 장점과 한계가 있다. 1980년대부터 광학 영상을 이용한 적설 탐지가 이루어지기 시작하였으며(Dahnju, 1983; Matson *et al.*, 1986; Dozier and Marks, 1987; Hall *et al.*, 2002; Dozier and Painter, 2004; Kulkarni *et al.*, 2010), 수동 마이크로파 영상(Hallikainen, 1984; Walker and Goodison, 1993)과 능동 마이크로파 영상의 조합을 이용한 탐지도 수행되었다(Hallikainen *et al.*, 2003). 산지의 그림자, 구름, 그리고 눈의 물리적 특성 추정에는 광학 및 수동 마이크로파 영상을 이용한 적설 탐지 기술에서의 주요 이슈이다. 따라서, 날씨에 구애받지 않으며 높은 해상도와 다중 편광을 가지는 SAR 영상은 적설 및 눈의 물리적 특성 추정에 더 나은 대안을 제공할 수 있다(Goodison *et al.*, 1980; Rott and Matzler, 1987; Koskinen *et al.*, 1997; Dozier, 1998; Nagler and Rott, 2004; Bartsch *et al.*, 2007).

눈 표면의 레이더 후방 산란은 표면 및 눈 자체의 유전 상수, 거칠기 특성 및 산란 요소들의 기하학적 구조에 의존되며(Ulaby and Stiles, 1980; Tiuri *et al.*, 1984; Hallikainen *et al.*, 1986; Matzler, 1987), 전형적인 스노우 팩(Snowpack)으로부터의 후방 산란은 눈의 표면, 눈 층의 체적산란, 그리고 토양 기여의 총합으로 적절히 모델링 될 수 있다(Strozzi and Matzler, 1998). 젖은 눈에 대한 총 후방 산란(σ_{ws})은 주로 표면 및 부피산란에서만 발생하는 반면, 마른 눈(σ_{ds})에서는 눈-지면의 표면 산란이 지배적이다. 젖은 눈의 경우, 부피산란은 눈의 습윤 정도와 반비례 관계를 보이는데, 액체 상태의 물이 얼음과 물 사이의 높은 유전성 대조(Dielectric contrast)로 인해 눈의 유전율을 증가시키기 때문이다(Ambach, 1980).

Baghdadi algorithm(Baghdadi *et al.*, 1997; Baghdadi *et al.*, 1999)과 Nagler algorithm

(Nagler, 1996)은 SCA(Snow Cover Area)를 산출하는데 사용된 주요 알고리즘이다. Baghdadi algorithm과 Nagler algorithm은 변화 감지 알고리즘으로 현재 시점(용융 기간)의 후방 산란 σ_{ws} 와 기준 영상 σ_{ref} , 즉 마른 눈이나 눈이 덮여 있지 않은 맨땅의 후방 산란과의 비교를 통해 적설을 분류한다.

Baghdadi algorithm의 분류 규칙은 다음의 식 3과 같다.

$$\text{Wet snow if: } \begin{cases} \sigma_{ref}^0 - \sigma_{ws}^0 \geq \alpha \\ \gamma \leq \sigma_{ws}^0 \leq \beta \end{cases} \quad (3)$$

여기서, α, β, γ 은 관측을 통해 산정되는 매개 변수로 γ 와 β 는 σ_{ws} 의 임계값(Threshold)이다.

Baghdadi algorithm과 유사하게, Nagler algorithm은 다음과 같이 σ_{ws} 와 σ_{ref} 의 비율 산정을 통해 적설을 분류한다(식 4a-c).

$$\begin{aligned} &\text{if:} \\ &(L = \text{True or } S = \text{True or } I = \text{True}) \text{ then,} \\ &\text{No information can be derived} \end{aligned} \quad (4a)$$

$$\begin{aligned} &\text{else if:} \\ &(\sigma_{ws}^0 / \sigma_{ref}^0 < TR) \text{ then,} \\ &\text{wet snow} \end{aligned} \quad (4b)$$

$$\begin{aligned} &\text{else:} \\ &\text{snow free} \end{aligned} \quad (4c)$$

여기서, L, S, I 는 적설 분류에 부적합한 픽셀로 L 은 레이오버(Layover), S 는 레이더의 그림자, I 는 입사각이 낮은 지역(다중 편파의 경우, $< 17^\circ$)이나 높은 지역($> 78^\circ$), TR 은 임계값(-3dB)이다.

Nagler(1996)은 현장 실측 및 광학 영상을 이용하여 알프스 지역의 적합 임계값 $TR = -3\text{dB}$ 을 도출하였고, Nagler and Rott(2000)은 오스트리아 지역에 대해 $TR = -3\text{dB}$

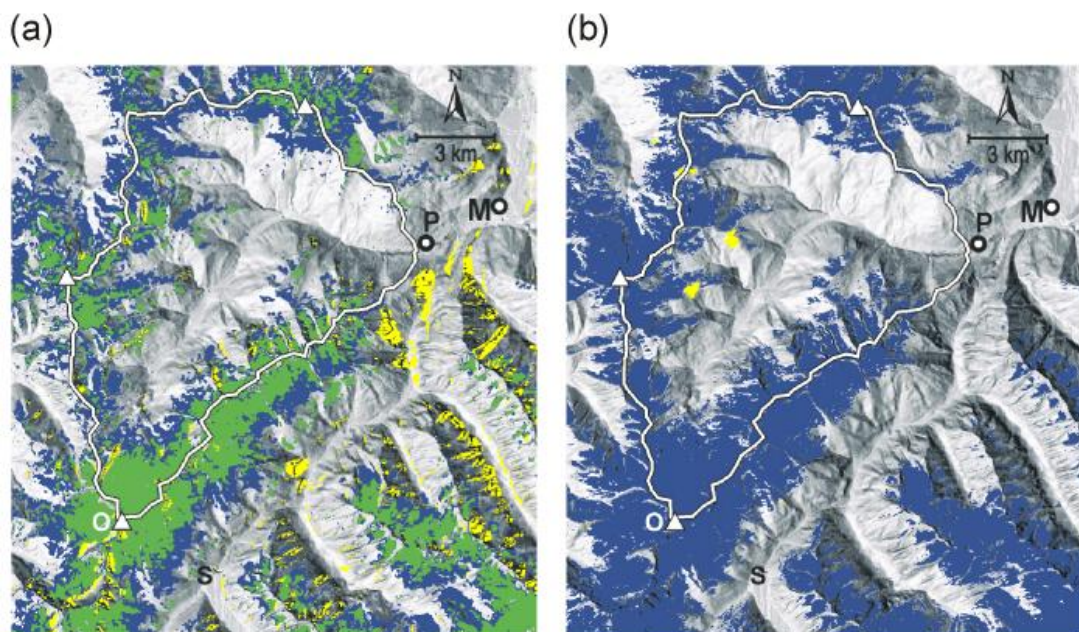


FIGURE 5. Snow maps of the basin Tuxbach, Zillertal (a) from descending Radarsat SAR Beam Mode S7 image: change of snow extent from 11 May to 4 June 1998(blue), snow extent on 4 June 1998(green); areas of no information(yellow); snow free at both dates(grey); (b) from Landsat-5 TM data, 13 May 1998: snow(blue), clouds(yellow); snow free(grey) (Nagler and Rott, 2000)

를 적용했을 때 광학 영상의 적설 분포와 좋은 일치를 보임을 발견하였다(그림 5). Harold *et al.* (2000)은 변화 감지 알고리즘을 사용하여 RADARSAT-1 ScanSAR 영상으로부터 SCA를 산출하였는데, 여기서 겨울철의 SAR 영상을 여름철의 SAR 영상으로 나누고, 해당 비율로 적설을 분류하기도 하였다.

5. 식생지수

농작물 식별 및 농작물 재배지의 매핑(Mapping)은 가장 기본적인 SAR의 농업적 응용 분야이며, 작물의 위치 및 분포는 작물 매개 변수 추정 및 작물 수확량 예측, 가뭄, 홍수 및 질병 위험 분석(Inoue *et al.*, 2002; Stankiewicz, 2006; Kussul *et al.*, 2017)과 같은 많은 응용 분야에서 사용될 수 있다. 작물에서 산란된 SAR 신호는 바이오매스 구조, 토

양상태, 표면 거칠기 및 센서 구성(주파수, 편광 및 입사각)의 영향을 받으며(Stankiewicz, 2006), 계절에 따라 성장하며 변화하는 구조를 가지는 작물은 다양한 편광과 주파수에 대해 서로 다른 산란 반응을 보인다. 작물의 시간적 변화는 작물 식별에서 가장 눈에 띄는 특징이며, 다수의 연구에 따르면 다중 시간, 다중 분극 및 다중주파수의 SAR 영상을 사용했을 때 작물의 식별 및 작물 성장 모니터링에 대해 더 나은 결과가 산출되는 것으로 나타났다(Stankiewicz, 2006; Chen *et al.*, 2007; Mcnairn *et al.*, 2009; Lopez-Sanchez *et al.*, 2011, 2012). 작물 모니터링이나 수확량 예측, 토양수분 산출 정확도 향상을 위해 사용되는 추가적인 매개 변수로 식생지수인 LAI, NDVI가 많이 사용되고 있다.

1) 엽면적지수(Leaf Area Index, LAI)

LAI는 한 군락의 총 잎 면적을 해당 군락의 재배면적으로 나눈 값(LAI = leaf area / ground area, m^2/m^2)으로 식생 캐노피 구조의 기본적인 표현이며 작물의 성장 단계 및 수확량과 직접 관련이 있는 것으로 알려져 있다. SAR 영상에서 LAI를 추정하는 데 사용되는 두 가지 주요 모델은 경험적 모델과 반경험적 모델이다.

경험적 모델은 회귀 분석을 이용하여 SAR 후방산란계수로부터 LAI를 추정하며 특정 지역과 작물에 대해 확립되었기 때문에 범위가 제한적일 수 있다(Beauregard *et al.*, 2016). Paloscia(1995)는 HV 편파에서 P/L/C-band 후방산란계수와 LAI 사이의 경험적 관계를 확립하였고, Paloscia *et al.*(2002)는 LAI와 다중주파수 및 다중 편파 SAR 영상 사이의 관계를 분석하였다. Chen *et al.*(2009)는 쌀의 LAI와 ENVISAT ASAR VV/HH 편파 간 관계를 조사하여 ASAR 교차 편파 데이터가 쌀의 LAI를 추정할 수 있음을 시사하였으며, Jiao *et al.*(2010, 2014)는 TerraSAR 이중 편파 X-band 데이터, RADARSAT-2 사중 편파 C-band 데이터, 그리고 ALOS PALSAR 이중 편파 L-band 데이터를 이용하여 콩과 옥수수 LAI에 대한 반응을 분석하여 L 및 C-band의 저주파 대역이 LAI와 밀접한 상관관계가 있음을 밝혔다. Fontanelli *et al.*(2013)은 COSMO-SkyMed 및 TerraSAR-X 데이터를 사용하여 Merguellil 유역에서 밀과 보리의 LAI에 대한 후방산란계수의 명확한 상관성을 발견하였다.

반경험적 모델은 실제 산란 모델과 통계분석을 결합하여 경험적 모델보다 더 넓은 적용 범위를 가진다. Water Cloud Model(WCM)은 최근 LAI 추정에 많이 사용되는 반경험적 모델이며, 주어진 편파(pp)에서 WCM의 기본적인 형태는 다음의 식 5와 같다(Attema and Ulaby, 1978).

$$\sigma_{pp}^0 = \sigma_{veg}^0 + \sigma_{veg+soil}^0 + T^2\sigma_{soil}^0 \quad (5)$$

여기서, σ_{pp}^0 는 동일편파의 총 후방산란계수, σ_{veg}^0 는 식생의 후방산란계수, $\sigma_{veg+soil}^0$ 은 식생과 토양을 포함한 후방산란계수, σ_{soil}^0 은 토양의 후방산란계수, T^2 은 식생에 의한 양방향 감쇠이다.

이러한 단순화된 식생 모델을 실제 SAR 영상에 적용하기 위해 많은 연구에서 식 6과 같은 일반적인 형식의 식을 사용하기도 하였다(Prevot *et al.*, 1993; Bindlish *et al.*, 2001; Dabrowsak-Zielinska *et al.*, 2007; Oh, 2008; Liu *et al.*, 2016; Baghdadi *et al.*, 2017; Bai *et al.*, 2017; Chauhan *et al.*, 2018; Dabrowsak-Zielinska *et al.*, 2018).

$$\sigma^0 = A_2 V_1 \cos\theta_i (1 - \exp(-2B_2 V_2 / \cos\theta_i)) (6) + \sigma_s^0 (\exp(-2B_2 V_2 / \cos\theta_i))$$

일반적인 WCM에서 미지수로 간주 되는 A_2 와 B_2 는 캐노피 형식에 따라 다르며, 이론적 배경이 따로 없어 경험적으로 결정되어야 한다. 산란 및 소멸계수는 대규모의 식생 매개 변수 V_1 과 V_2 로 표현되며, 식생 구조의 이질성으로 인해 VWC(Vegetation Water Content), LAI(Leaf Area Index), Canopy height(h), 입자 수분함량(m_g)과 같은 몇 가지 식생 파라미터가 제시된 바 있다.

Beriaux *et al.*(2013)은 WCM을 사용하여 C-band 및 VV 편파 SAR 영상에서 옥수수의 LAI 산출연구를 수행하였으며 Hosseini *et al.*(2015)는 다중 편파 C-band RADARSAT-2 및 L-band UAVSAR를 사용하여 LAI를 추정하였다. 기존의 두 가지 모델을 결합한 새로운 LAI 추정법이 개발되기도 하였는데, Beriaux *et al.*(2015)은 WCM과 Bayesian fusion 방법을 사용하여 옥수수의 LAI를 추정하였고 그 결과 모델의 결합이 LAI 추정의 정확도와 신뢰도를 향상하는데 큰 잠재력이 있음을 보여주었다.

2) 정규식생지수(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)

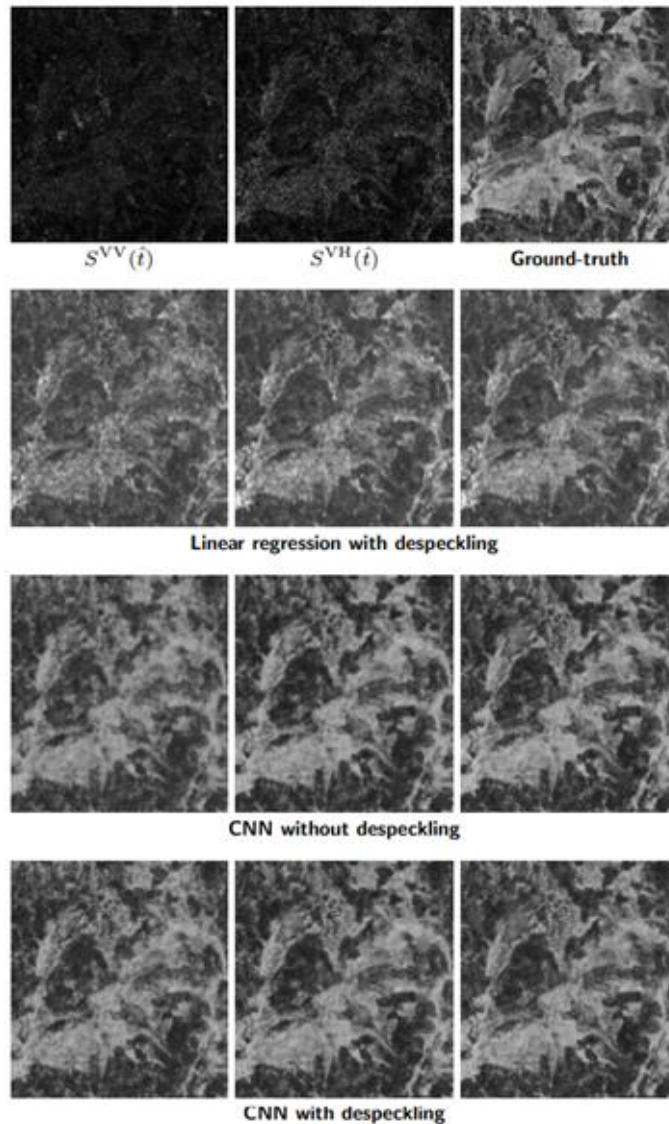


FIGURE 6. Results obtained on the test image of June 4th. Sample SAR bands and target y on the top left row. NDVI estimations with three compared methods in the next three rows.

From left to right one, two and three adjacent SAR acquisitions are considered in input, respectively (Mazza et al., 2019)

위성 원격탐사 영상 기반의 식생지수 중 하나인 NDVI는 가장 잘 알려진 식생지수로 식생을 정량화하기 위한 단순하지만 효과적인 식생지수이며, 식생에서 나타나는 근적외선 영역에서의 반

사율(ρ_{NIR})과 가시광선 영역 중 적색광 영역(ρ_{RED})에서의 반사도의 변화를 이용해 식 7과 같이 나타낼 수 있다(Lee et al., 2017).

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + \rho_{RED}} \quad (7)$$

NDVI의 범위는 -1에서 1로, NDVI가 음수인 경우 물에 해당하며 0에 가까운 경우(-0.1~0.1)는 일반적으로 바위, 모래 또는 눈이 많은 불모 지역에 해당한다. 낮은 양수 값은 관목과 초원(0.2~0.4)이며 1에 가까운 값들은 온대 및 열대우림을 나타낸다. 토양 및 식생의 수분함량과 관련하여 마이크로파에서 발생하는 전자기파의 높은 감도는 다른 잡음들과 함께 NDVI와 같은 식물에 관련된 정보를 추출하는데 어려움을 준다(Vreugdenhil *et al.*, 2018). 이러한 어려움에도 불구하고, 식생 모니터링에서 잡신호나 구름에 의한 영향을 해결하기 위해 레이더 영상을 사용하는 연구가 계속되었다(Frison *et al.*, 2018).

Navarro *et al.*(2016)은 NDVI의 시계열과 농작물에 대한 능동 센서와 후방 산란 사이에 높은 상관관계가 있음을 발견하여 구름이 있을 때 SAR 영상이 광학 영상을 대체 할 수 있음을 보였으며, Frison *et al.*(2018)은 Sentinel-1 SAR 영상의 후방산란계수(VV 및 VH 편파)가 Landsat-8 영상을 이용해 산출된 NDVI 사이의 강한 관계가 있음을 증명하였다. Vreugdenhil *et al.*(2018)은 농작물과 후방산란계수 사이의 상관관계와 이들 사이의 비율을 발견하여 레이더 영상의 식생 모니터링에 대한 잠재력을 확인한 바 있다.

NDVI의 산출은 NDVI와 후방산란계수 간의 상관관계를 바탕으로 한 회귀식 기반의 NDVI 산출이 대부분이다. Mazza *et al.*(2018)은 광학 위성영상의 NDVI 산출물에서 구름으로 오염된 픽셀의 NDVI 추정을 위해 인접한 시계열의 NDVI 영상과 SAR 영상을 이용해 선형회귀 및 CNN(Convolutional Neural Network)을 이용하여 NDVI 산출을 수행하였다(그림 6). Filgueiras *et al.*(2019)는 Sentinel-2 광학 위성으로 산출한 NDVI와 Sentinel-1 SAR 영상의 후방산란계수 사이의 7가지 회귀식을 산정하여 각각의

성능을 비교하였고 SAR 데이터가 구름이 많은 지역의 농업 모니터링에 지속적으로 사용될 수 있음을 시사하였다.

적 요

현재 전 세계적으로 다양한 영상레이더 시스템이 개발되어 국방 및 보안, 환경 감시, 민수 분야 등 폭넓은 분야에서 많은 활용이 이루어지고 있다. 특히, 수자원 분야에서 토양수분 등 수문인자의 산출을 위한 SAR 위성 영상의 활용이 적극적으로 도입되고 있다. 그러나 레이더 기술은 전자기학적 지식을 바탕으로 두며 광학 영상보다 처리 과정이 복잡하고, 국내에서 이용 가능한 레이더 영상이 많지 않아 광학 영상에 대한 의존도가 높은 상황이었으나(Jang, 2011), 최근 ESA에서 발사 및 운영하는 Sentinel-1 위성의 SAR 영상을 온라인에서 무료로 제공하기 시작함에 따라 SAR를 활용한 수문인자 산출 연구가 점차 활발해질 것으로 전망된다.

우리나라에서는 국내 수자원 및 물 재해 관련 뿐 아니라 물 산업 해외 진출에 필요한 글로벌 수문 정보의 요구가 크게 증가함에 따라 이러한 수요의 충족을 위한 맞춤형 수문 정보 제공 체계의 구축을 위한 수자원·수재해 전용 C-band SAR 중형위성을 개발하여 2025년 발사를 계획하고 있다. 수자원·수재해 위성은 이·치, 수·생태환경 등 물 관리 분야에서 광범위의 실시간 정보를 주기적으로 제공하고, 위성 운영을 통해 수자원 관련 정보의 획득 범위를 한반도 전역으로 확대하여 미계측 지역의 수자원 정보를 파악하는 등 수자원의 효율적 관리에 중요한 역할을 할 것으로 기대되어 위성을 활용한 수문인자 산출 기술의 선행 개발은 매우 시급한 과제라고 할 수 있다(Hwang *et al.*, 2018).

이에, 본 고에서는 국내·외 참고문헌을 검토를 통해 영상레이더를 활용한 토양수분 및 수문인자 산출에 일반적으로 사용되는 방법론 및 연구동향을 분석하여 우리나라의 차세대 중형 5호 위성의 수자원 및 수재해 분야에서의 활용뿐만 아니라 수문인자 산출 기술의 선행 개발에 초석

을 다지고자 하였다. 하지만, 본 고에서 검토한 국내·외 참고문헌에서 우리나라를 대상으로 한 수문인자 산출연구는 1건에 지나지 않아 국내 연구진들의 많은 관심이 필요할 것으로 보인다.

본 고에서 소개한 기존 연구사례들과 기술들을 참고하여 국내에서도 SAR 영상을 활용한 다양한 수문인자 산출 연구가 활성화되고, 선진국 위주였던 수자원 분야의 우주기술의 독자 개발을 바탕으로 국가 발전 및 성장 동력의 밑거름이 되기를 기대해본다. **KAGIS**

REFERENCES

- Ahn, S.R., G.A. Park, C.H. Jang and S.J. Kim. 2013. Assessment of climate change impact on evapotranspiration and soil moisture in a mixed forest catchment using spatially calibrated SWAT model. *Journal of Korea Water Resources Association* 46(6):569–583 (안소라, 박근애, 장철희, 김성준. 2013. SWAT 모형을 이용한 미래 기후변화가 설마천 혼효림 유역의 증발산과 토양수분에 미치는 영향 평가. *한국수자원학회논문집* 46(6):569–583).
- Alexakis, D.D., F.K. Mexis, A.K. Vozinaki, I.N. Daliakopoulos and I.K. Tsanis. 2017. Soil moisture content estimation based on Sentinel-1 and auxiliary earth observation products. A Hydrological Approach. *Sensors* 17(6):1455.
- Alpers, W. and Melsheimer, C. 2004. *Rainfall, Synthetic Aperture Radar marine users manual*, U.S. Department of Commerce, NOAA, Washington DC, U.S. pp.353–372.
- Alpers, W., B. Zhang, A. Mouche, K. Zeng and P.W. Chan. 2016. Rain footprints on C-band synthetic aperture radar images of the ocean – Revisited. *Remote Sensing of Environment* 187(15):169–185.
- Altese, E., O. Bolognani, M. Mancini and P.A. Troch. 1996. Retrieving soil moisture over bare soil from ERS 1 synthetic aperture radar data: sensitivity analysis based on a theoretical surface scattering model and field data. *Water Resources Research* 32(3):653–661.
- Alvarez-Mozos, J., J. Casali, M. Gonzalez-Audicana and N.E.C. Verhoest. 2006. Assessment of the operational applicability of RADARSAT-1 data for surface soil moisture estimation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 44(4):913–924.
- Alvarez-Mozos, J., M. Gonzalez-Audicana and J. Casali. 2007. Evaluation of empirical and semi-empirical backscattering models for surface soil moisture estimation. *Canadian Journal of Remote Sensing* 33(3):176–188.
- Ambach, W.D. 1980. The dielectric behavior of snow: A study versus liquid water content. NASA workshop on microwave remote sensing of snowpack properties, A. In Rango (Ed.), NASA Conference Publication, 2153, pp.59–62.
- Anguela, T.P., M. Zribi, N. Baghdadi and C. Loumagne. 2010. Analysis of local variation of soil surface parameters with TerraSAR-X radar data over bare agricultural fields. *IEEE Transactions of Geoscience and Remote Sensing* 48(2): 874–881.
- Atlas, D. and R.K. Moore. 1987. The measurement of precipitation with synthetic aperture radar. *Journal of Atmospheric and Ocean Technology* 4:368–376.

- Attema, E.P.W. and F.T. Ulaby. 1978. Vegetation modeled as a watercloud. *Radio Science* 13:357–364.
- Baghdadi, N., Y. Gauthier and M. Bernier. 1997. Capability of multitemporal ERS-1 SAR data for wet-snow mapping. *Remote Sensing of Environment* 60(2):174–186.
- Baghdadi, N., J.A. Chaaya and M. Zribi. 2011a. Semiempirical calibration of the integral equation model for SAR data in C-band and cross polarization using radar images and field measurements. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 8(1):14–18.
- Baghdadi, N., M. El Hajj, M. Zribi and S. Bousbih. 2017. Calibration of the water cloud model at C-band for winter crop fields and grasslands. *Remote Sensing* 9(9):969.
- Baghdadi, N., J.P. Fortin and M. Bernier. 1999. Accuracy of wet snow mapping using simulated Radarsat backscattering coefficients from observed snow cover characteristics. *International Journal of Remote Sensing* 20(10):2049–2068.
- Baghdadi, N., S. Gaultier and C. King. 2002a. Retrieving surface roughness and soil moisture from Synthetic Aperture Radar(SAR) data using neural networks. *Canadian Journal of Remote Sensing* 28(5):701–711.
- Baghdadi, N., I. Gherboudj, M. Zribi, M. Sahebi, C. King and F. Bonn. 2004. Semi-empirical calibration of the IEM backscattering model using radar images and moisture and roughness field measurements. *International Journal of Remote Sensing* 25(18):3593–3623.
- Baghdadi, N., N. Holah and M. Zribi. 2006a. Soil moisture estimation using multi-incidence and multi-polarization ASAR data. *International Journal of Remote Sensing* 27(10):1907–1920.
- Baghdadi, N., N. Holah and M. Zribi. 2006b. Calibration of the integral equation model for SAR data in C-band and HH and VV polarizations. *International Journal of Remote Sensing* 27(4):805–816.
- Baghdadi, N., C. King and L. Bonnifait. 2002b. An empirical calibration of the integral equation model based on SAR data and soil parameters measurements. *Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium and 24th Canadian Symposium on Remote Sensing, Toronto, Ontario, Canada. June 24–28, 2002. pp.2646–2650.*
- Baghdadi, N., C. King, A. Bourguignon and A. Remond. 2002c. Potential of ERS and RADARSAT data for surface roughness monitoring over bare agricultural fields: application to catchments in Northern France. *International Journal of Remote Sensing* 23(17):3427–3442.
- Baghdadi, N., E. Saba, M. Aubert, M. Zribi and F. Baup. 2011. Evaluation of radar backscattering models IEM, Oh, and Dubois for SAR data in X-band over bare soils. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 8(6): 1160–1164.
- Baghdadi, N. and M. Zribi. 2006. Evaluation of radar backscatter models IEM, OH and Dubois using experimental observations. *International Journal of Remote Sensing* 27(18):3831–3852.

- Baghdadi, N., M. Zribi, S. Paloscia, N.E.C. Verhoest, H. Lievens, F. Baup and F. Mattia. 2015. Semi-empirical calibration of the integral equation model for co-polarized L-band backscattering. *Remote Sensing* 7(10):13626-13640.
- Bai, X., B. He, X. Li, J. Zeng, X. Wang, Z. Wang, Y. Zeng and Z. Su. 2017. First assessment of Sentinel-1A data for surface soil moisture estimations using a coupled water cloud model and advanced integral equation model over the Tibetan plateau. *Remote Sensing* 9(7):714.
- Balenzano, A., F. Mattia, G. Satalino, V. Pauwels and P. Snoeij. 2012. SMOSAR algorithm for soil moisture retrieval using Sentinel-1 data. 2012 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Munich, Germany, July 22-27, 2012. pp.1200-1203.
- Bartsch, A., J. Jansa, M. Schoner and W. Wagner. 2007. Monitoring of spring snowmelt with Envisat ASAR WS in the Eastern Alps by combination of ascending and descending orbits. *Proceedings of Envisat Symposium, Montreux, Switzerland, April 23-27, 2007.* pp.1-6.
- Baup, F., E. Mougin, P. de Rosnay, F. Timouk and I. Chenerie. 2007. Surface soil moisture estimation over the AMMA Sahelian site in Mali using ENVISAT/ASAR data. *Remote Sensing Environment* 109(4):473-481.
- Bauer-Marschallinger, B., C. Paulik, S. Hochstoger, T. Mistelbauer, S. Modanesi, L. Ciabatta, C. Massari, L. Brocca and W. Wagner. 2018. Soil moisture from fusion of scatterometer and SAR: Closing the scale gap with temporal filtering. *Remote Sensing* 10(7):1030.
- Beauregard, V., K. Goita and R. Magagi. 2016. Empirical model for surface soil moisture estimation over wheat fields using C-band polarimetric SAR. 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Beijing, China, July 10-15, 2016. pp.1695-1698.
- Beriaux, E., C. Lucau-Danila, E. Auquier and P. Defourny. 2013. Multiyear independent validation of the water cloud model for retrieving maize leaf area index from SAR time series. *International Journal of Remote Sensing* 34(12):4156-4181.
- Beriaux, E., F. Waldner, F. Collienne, P. Bogaert and P. Defourny. 2015. Maize leaf area index retrieval from synthetic quad pol SAR time series using the water cloud model. *Remote Sensing* 7(12):16204-16225.
- Bindlish, R. and A.P. Barros, 2001. Parameterization of vegetation backscatter in radar based, soil moisture estimation. *Remote Sensing of Environment* 76(1): 130-137.
- Boisvert, J.B., Q.H.J. Gwyn, A. Chanzy, D.J. Major, B. Brisco and R.J. Brown. 1997. Effect of surface soil moisture gradients on modeling radar backscattering from bare fields. *International Journal of Remote Sensing* 18(1):153-170.
- Bolten, J.D., W.T. Crow, X. Zhan, T.J. Jackson and C.A. Reynolds. 2009. Evaluating the utility of remotely sensed soil moisture retrievals for operational agricultural drought monitoring. *IEEE*

- Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing 3(1):57–66.
- Bourgeau-Chavez, L.L., E.S. Kasischke, K. Riordan, S. Brunzell, M. Nolan, E. Hyer, J. Slawski, M. Medvecz, T. Walters and S. Ames. 2007. Remote monitoring of spatial and temporal surface soil moisture in fire disturbed boreal forest ecosystems with ERS SAR imagery. *International Journal of Remote Sensing* 28(10):2133–2162.
- Bronstert, A. and A. Bardossy. 1999. The role of spatial variability of soil moisture for modelling surface runoff generation at the small catchment scale. *Hydrology and Earth System Sciences* 3(4):505–516.
- Burnett, W., H. Bokuniewicz, M. Huettel, W. Moore and M. Taniguchi. 2003. Groundwater and pore water inputs to the coastal zone. *Biogeochemistry* 66: 3–33.
- Champion, I. and G. Gyt. 1992. Generalised formulation for semi-empirical radar models representing crop backscattering. *Proceedings of the 5th International Colloquium, Courchevel, France, January 14–18, 1991.* pp.269–272.
- Chauhan, S., H.S. Srivastava and P. Patel. 2018. Wheat crop biophysical parameters retrieval using hybrid-polarized RISAT-1 SAR data. *Remote Sensing of Environment* 216:28–43.
- Chen, J., H. Lin and Z. Pei. 2007. Application of ENVISAT ASAR data in mapping rice crop growth in southern China. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 4(3):431–435.
- Chen, K.S., T.D. Wu, L. Tsang, Q. Li, J.C. Shi and A.K. Fung. 2003. Emission of rough surfaces calculated by the integral equation method with comparison to three-dimensional moment method Simulations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 41(1): 90–101.
- Chen, K.S., T.D. Wu, M.K. Tsay and A.K. Fung. 2000. A note on the multiple scattering in an IEM model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 38(1):249–256.
- Choker, M., N. Baghdadi, M. Zribi, M.E. Hajji, S. Paloscia, N.E.C. Verhoest, H. Lievens and F. Mattia. 2017. Evaluation of the Oh, Dubois and IEM backscatter models using a large dataset of SAR data and experimental soil measurements. *Water* 9(1):38.
- Crooks, W.T.S. and R.A. Cheke. 2014. Soil moisture assessments for brown locust *Locustana pardalina* breeding potential using synthetic aperture radar. *Journal of Applied Remote Sensing* 8(1): 084898.
- Dabrowska-Zielinska, K., M. Budzynska, W. Kowalik and K. Turlej. 2010. Soil moisture and evapotranspiration of wetlands vegetation habitats retrieved from satellite images. *Hydrology and Earth System Science* 7(1):5929–5955.
- Dabrowska-Zielinska, K., Y. Inoue, W. Kowalik and M. Gruszczynska. 2007. Inferring the effect of plant and soil variables on C- and L-band SAR backscatter over agricultural fields,

- based on model analysis. *Advances in Space Research* 39(1):139–148.
- Dabrowska–Zielinska, K., J. Musial, A. Malinska, M. Budzynska, R. Gurdak, W. Kiryla, M. Bartold and P. Grzybowski. 2018. Soil Moisture in the Biebrza wetlands retrieved from Sentinel–1 imagery. *Remote Sensing* 10(12):1979.
- Dahnju, M.S. 1983. Studies of Himalayan snow cover area from satellites. *Hydrological Applications of Remote Sensing and Remote Data Transmission, Proceedings of the Hamburg Symposium, Hamburg, Germany.* 145:401–409.
- De Roo, R.D., Y. Du, F.T. Ulaby and M.C. Dobson. 2001. A semi–empirical backscattering model at L–band and C–band for a soybean canopy with soil moisture inversion. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing* 39(4):864–872.
- Dozier, J. 1998. Remote sensing of the Alpine snow cover: A review of techniques and accomplishments from the visible wavelengths through the microwave. *International Conference on Snow Hydrology, the Integration of Physical, Chemical, and Biological Systems*, 6.9 October 1998, Brownsville, Vermont, USA. U.S. Army Cold Regions Research and Engineering Laboratory Hanover, New Hampshire 03755–1290, Special Report 98–10.
- Dozier, J. and D. Marks. 1987. Snow mapping and classification from Landsat thematic mapper data. *Annals of Glaciology* 9:97–103.
- Dozier, J. and H.T. Painter. 2004. Multispectral and hyperspectral remote sensing of alpine snow properties. *Annual Reviews of Earth and Planetary Science* 32:465–494.
- Du, J., J. Shi and R. Sun. 2010. The development of HJ SAR soil moisture retrieval algorithm. *International Journal of Remote Sensing* 31(14):3691–3705.
- Dubois, P.C., J. van Zyl and T. Engman, 1995a. Measuring soil moisture with imaging radars. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 33(4): 915–926.
- Dubois, P.C., J. van Zyl and T. Engman. 1995b. Corrections to “Measuring soil moisture with imaging radars”. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 33(6):1340.
- Durden, S.L., Z.S. Haddad, A. Kitiyakara and F.K. Li. 1998. Effects of non–uniform beam filling on rainfall retrieval for the TRMM precipitation radar. *Journal of Ocean and Atmospheric Technology* 15:635–646.
- Esch, S., W. Korres, T.G. Reichenau and K. Schneider. 2018. Soil moisture index from ERS–SAR and its application to the analysis of spatial patterns in agricultural areas. *Journal of Applied Remote Sensing* 12(2):022206.
- Filgueiras, R., E.C. Mantovani, D. Althoff, E.I.F. Filho and F.F. da Cunha. 2019. Crop NDVI monitoring based on Sentinel–1. *Remote Sensing* 11(12):1441.
- Fontanelli, G., S. Paloscia, M. Zribi and A. Chahbi. 2013. Sensitivity analysis of X–band SAR to wheat and barley leaf area index in the Merguellil basin. *Remote Sensing Letters* 4(11):1107–1116.

- Frison, P.L., B. Fruneau, S. Kmiha, K. Soudani, E. Dufrene, T.L. Toan, T. Koleček, L. Villard, E. Mougín and J.P. Rudant. 2018. Potential of Sentinel-1 data for monitoring temperate mixed forest phenology. *Remote Sensing* 10(12):2049.
- Fung, A.K. 1994. Microwave scattering and emission models and their applications. Artech House Inc., Norwood, MA. pp. 573.
- Fung, A.K. and K.S. Chen. 2004. An update on the IEM surface backscattering model. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 1(2):75-77.
- Fung, A.K., Z.Q. Li and K.S. Chen. 1992. Backscattering from a randomly rough dielectric surface. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 30(2): 356-369.
- Gherboudj, I., R. Magagi, A.A. Berg and B. Toth. 2011. Soil moisture retrieval over agricultural fields from multi-polarized and multi-angular RADARSAT-2 SAR data. *Remote Sensing of Environment* 115(1):33-43.
- Goodison, B.E., S.E. Waterman and E.J. Langham. 1980. Application of synthetic aperture radar data to snow cover monitoring. In *Sixth Canadian Symposium on Remote Sensing*, at Halifax, Nova Scotia, pp.263-271.
- Gorab, A., M. Zribi, N. Baghdadi, B. Mougénot, P. Fanise and Z.L. Chabaane. 2015. Retrieval of both Soil Moisture and texture using TerraSAR-X images. *Remote Sensing* 7(8):10098-10116.
- Hall, D.K., G.A. Riggs, V.V. Salomonson, N.E. DiGirolamo and K.A. Bayr. 2002. MODIS snow-cover products. *Remote Sensing of Environment* 83:181-194.
- Hallikainen, M.T. 1984. Retrieval of snow water equivalent from nimbus-7 SSMR data: effect of land cover categories and weather conditions. *IEEE Journal of Oceanic Engineering* 9(5):372-376.
- Hallikainen, M.T., J. Sokol, T.J. Pultz and A.E. Walker. 2003. Passive and active microwave remote sensing of snow cover. *International Journal of Remote Sensing* 24(24):5327-5344.
- Hallikainen, M.T., F.T. Ulaby and M. Abdelrazik. 1986. Dielectric properties of snow in the 3 to 37GHz range. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation* 34(11):1329-1339.
- Han, H.G. and M.J. Lee. 2019. A Study on the Environmental Application of Image Radar for Expanding the Use of Next Generation Medium Satellite 5. *Korean Journal of Remote Sensing* 35(6-3): 1251-1260 (한현경, 이명진. 2019. 차세대 중형위성 5호 활용 확대를 위한 영상레이더의 환경분야 활용 방안 연구. *대한원격탐사학회지* 35(6-3):1251-1260).
- Harahsheh, H.A. 2016. Oil spill detection and monitoring of Abu Dhabi coastal zone using KOMPSAT-5 SAR imagery. *Proceedings of XXIII International Society for Photogrammetry and Remote Sensing Congress*, Prague, Czech Republic, July 12-19, 2016. pp.1115-1121.
- Harold, H., D. Small, S. Biegger, H. Hilko and N. Daniel. 2000. Small-Scale monitoring of wet snow cover with Radarsat-ScanSAR data. In *proceedings of EARSELSIG Workshop of Land Ice and Snow*,

- Dresden, Germany, June 16–17, 2000. pp.339–347.
- Hwang, E.H., H.S. Chae and W.S. Yu. 2018. Development plan of compact satellite for water resources and water-related disaster management. *Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies* 21(4):218–237 (황의호, 채효석, 유완식. 2018. 수자원·수재해 중형위성 개발 방안. *한국지리정보학회지* 21(4):218–237).
- Hwang, J.I., S.H. Chae, D. Kim and H.S. Jung, 2017. Application of Artificial Neural Networks to ship detection from X-band Kompsat-5 imagery. *Applied Sciences* 7(9):961.
- Hosseini M., H. McNairn, A. Merzouki and A. Pacheco. 2015. Estimation of Leaf Area Index(LAI) in corn and soybeans using multi-polarization C- and L-band radar data. *Remote Sensing of Environment* 170:77–89.
- Hsieh, C.Y., A.K. Fung, G. Nesti, A.J. Sieber and P. Coppo. 1997. A further study of the IEM surface scattering model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 35(4):901–909.
- Inoue, Y., T. Kurosu, H. Maeno, S. Uratsuka, T. Kozu, K. Dabrowska-Zielinska and J. Qi. 2002. Season-long daily measurements of multifrequency(Ka, Ku, X, C, and L) and full-polarization backscatter signatures over paddy rice field and their relationship with biological variables. *Remote Sensing of Environment* 81:194–204.
- Jameson, A.R., F.K. Li, S.L. Durden, Z.S. Haddad, B. Holt, T. Fogarty, E. Im and R.K. Moore. 1997. SIR-C/X-SAR observations of rain storms. *Remote Sensing of Environment* 59(2):267–279.
- Jang, J.C., K.A. Park and D.C. Yang. 2018. Validation of sea surface wind estimated from KOMPSAT-5 backscattering coefficient data. *Korean Journal of Remote Sensing* 34(6-3):1383–1398 (장재철, 박경애, 양도철. 2018. KOMPSAT-5 후방산란계수 자료로 산출된 해상풍 검증. *대한원격탐사학회지* 34(6-3):1383–1398).
- Jang, M.W. 2011. Water resource monitoring using synthetic aperture radar. *Magazine of the Korean Society of Agricultural Engineers* 53(3):18–28 (장민원. 2011. 영상레이더 SAR를 이용한 수자원 관측. *한국농공학회지* 53(3):18–28).
- Jiao, X., J.M. Kovacs, J. Shang, H. McNairn, W. Dan, B. Ma and X. Geng. 2014. Object-oriented crop mapping and monitoring using multi-temporal polarimetric RADARSAT-2 data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 96:38–46.
- Jiao, X., H. McNairn, J. Shang and J. Liu. 2010. The sensitivity of multifrequency (X, C and L-band) radar backscatter signatures to bio-physical variables(LAI) over corn and soybean fields. *The ISPRS TC VII Symposium – 100 Years ISPRS, Vienna, Austria, 2010.* pp.317–325.
- Joseph, A.T., R. van der Velde, P.E. O’Neill, R. Lang and T. Gish. 2010. Effects of corn on C-and L-band radar backscatter: a correction method for soil moisture retrieval. *Remote Sensing of Environment* 114(11):2417–2430.
- Kasischke, E.S., L.L. Bourgeau-Chavez, and J.F. Johnstone. 2007. Assessing spatial

- and temporal variations in surface soil moisture in fire-disturbed black spruce forests in Interior Alaska using spaceborne synthetic aperture radar imagery – Implications for post-fire tree recruitment. *Remote Sensing of Environment* 108(1): 42–58.
- Kim, D.H., Y.K. Lee and S.W. Kim. 2020. Ship detection based on KOMPSAT-5 SLC image and AIS data. *Korean Journal of Remote Sensing* 36(2-2):365–377 (김동한, 이윤경, 김상완. 2020. KOMPSAT-5 SLC 영상과 AIS 데이터에 기반한 선박탐지. *대한원격탐사학회지* 36(2-2):365–377).
- Kim, G.S. and J.P. Kim. 2011. Correlation analysis between soil moisture retrieved from satellite images and ground network measurements. *Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies* 14(2):69–81 (김광섭, 김중필. 2011. 위성관측 토양수분과 지상관측망 자료의 상관성 분석. *한국지리정보학회지* 14(2):69–81).
- Kim, S.B., J.J. van Zyl, J.T. Johnson, M. Moghaddam, L. Tsang, A. Colliander, R.S. Dunbar, T.J. Jackson, S. Jaruwatanadilok, R. West, A. Berg, T. Caldwell, M.H. Cosh, D.C. Goodrich, S. Livingston, E. Lopez-Baeza, T. Rowlandson, M. Thibeault, J.P. Walker, D. Entekhabi, E.G. Njoku, P.E. O' Neill and S.H. Yueh. 2017. Surface soil moisture retrieval using the L-band Synthetic Aperture Radar onboard the Soil Moisture Active Passive satellite and evaluation at core validation sites. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 55(4):1897–1914.
- Kim, S.W., D.H. Kim and Y.K. Lee, 2018. Operational ship monitoring based on integrated analysis of KOMPSAT-5 SAR and AIS data. *Korean Journal of Remote Sensing* 34(2):3327–3338 (김상완, 김동한, 이윤경. 2018. Kompsat-5 SAR와 AIS 자료 통합분석 기반 운영레벨 선박탐지 모니터링. *대한원격탐사학회지* 34(2):3327–3338).
- Kim, Y. and J.J. van Zyl. 2009. A time-series approach to estimate soil moisture using polarimetric radar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 47(8):2519–2527.
- Konelsen, K.C. and P. Coulibaly. 2013. Advances in soil moisture retrieval from synthetic aperture radar and hydrological applications. *Journal of Hydrology* 476(7): 460–489.
- Koskinen, J.T., J.T. Pulliainen and M.T. Hallikainen. 1997. The use of ERS-1 SAR data in snow melt monitoring. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 35(3):601–610.
- Koyama, C., W. Korres, P. Fiener and K. Schneider. 2010. Variability of surface soil moisture observed from multitemporal C-band synthetic aperture radar and field data. *Vadose Zone Journal* 9(4): 1014–1024.
- Kulkarni, A., B.P. Rathore, S.K. Singh and A. Ajai. 2010. Distribution of seasonal snow cover in central and western Himalaya. *Annals of Glaciology* 51(54): 121–128.
- Kumerow, C., J. Simpson, O. Thiele, W. Barnes, A.T.C. Chang, E. Sotcker, R.F. Adler, A. Hou, R. Kakar, F. Wentz, P. Ashcroft, T. Kozu, Y. Hong, K. Okamoto, T. Iguchi, H. Kuroiwa, E. Im, Z. Haddad, G. Huffman, B. Ferrier, W.S. Olson, E.

- Zipser, E.A. Smith, T.T. Wilheit, G. North, T. Krishnamurti and K. Nakamura. 2000. The status of the Tropical Rainfall Measuring Mission(TRMM) after two years in orbit. *Journal of Applied Meteorology and Climatology* 39(12): 1965–1982.
- Kurucu, Y., F.B. Sanli, M.T. Esetlili, M. Bolca and C. Goksel. 2009. Contribution of SAR images to determination of surface moisture on the Menemen Plain, Turkey. *International Journal of Remote Sensing* 30(7):1805–1817.
- Kussul, N., G. Lemoine, F.J. Gallego, S.V. Skakun, M. Lavreniuk and A.Y. Shelestov. 2017. Parcel-based crop classification in Ukraine using Landsat-8 data and sentinel-1A data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 9(6):2500–2508.
- Kwak, Y.K. 2011. Satellite Synthetic Aperture Radar(SAR) technology trends. *The Proceedings of the Korea Electromagnetic Engineering Society* 22(6):4–16 (곽영길. 2011. 위성 영상 레이더(SAR) 기술 동향. *전자파기술* 22(6):4–16).
- Lacoste, R., F. Brissette, M. Galarneau and J. Rousselle. 2004. Mapping near-surface soil moisture with RADARSAT-1 synthetic aperture radar data. *Water Resources Research* 40(1):W01515.
- Lakhankar, T., H. Ghedira and R. Khanbilvardi. 2006. Soil moisture retrieval from RADARSAT data: a Neuro-Fuzzy approach. *Proceedings of the IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing*, July 31–August 4, 2006. pp. 2328–2331.
- Lawrence, H., F. Demontoux, J. Wigneron, P. Paillou, T. Wu and Y.H. Kerr. 2011. Evaluation of a numerical modeling approach based on the finite-element method for calculating the rough surface scattering and emission of a soil layer. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 8(5):953–957.
- Le Hegarat-Masclé, S., M. Zribi, F. Alem, A. Weisse and C. Loumagne. 2002. Soil moisture estimation from ERS/SAR data: Toward an operational methodology. *IEEE Transactions on Geoscience Remote Sensing* 40(12):2647–2658.
- Lee, J.W., Y.G. Lee and S.J. Kim. 2017. The possibility of drought expression by late march dryness in rice paddy areas using Terra MODIS NDVI. *Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies* 20(3):27–41 (이지완, 이용관, 김성준. 2017. Terra MODIS NDVI를 활용한 3월말 논지역 건조상태에 따른 가뭄표현 가능성 연구. *한국지리정보학회지* 20(3):27–41).
- Lee S.J., S.W. Hong, J.I. Cho and Y.W. Lee. 2017. Experimental retrieval of soil moisture for cropland in South Korea using Sentinel-1 SAR data. *Korean Journal of Remote Sensing* 33(6-1): 947–960 (이수진, 홍성욱, 조재일, 이양원. 2017. Sentinel-1 SAR 데이터를 이용한 우리나라 농지의 토양수분 산출 실험. *대한원격탐사학회지* 33(6-1):947–960).
- Lee, Y.G., C.G. Jung and S.J. Kim. 2019. Spatial distribution of soil moisture estimates using a multiple linear regression model and Korean geostationary satellite (COMS) data. *Agricultural Water Management* 213(1):580–593.

- Lievens, H., H. Vernieuwe, J. Alvarez-Mozos, B. De Baets and N.E.C. Verhoest. 2009. Error in radar-derived soil moisture due to roughness parameterization: an analysis based on synthetical surface profiles. *Sensors* 9(2):1067-1093.
- Lim, B.G. and O.S. Ahn. 2013. A Study on R&D policy implications and future challenges using SWOT analysis and Technology-Trends analysis in SAR satellite field. *Current Industrial and Technological Trends in Aerospace* 11(1):122-141 (임병균, 안오성. 2013. 위성 SAR 기술 SWOT 분석과 개발 동향 분석을 통한 기술적 정책적 시사점 도출과 향후 과제에 대한 소고. *항공우주산업기술동향* 11(1):122-141).
- Liu, C. and J. Shi. 2016. Estimation of vegetation parameters of water cloud model for global soil moisture retrieval using time-series L-band Aquarius observations. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 9(12):5621-5633.
- Liu, W.Y., K.S. Chen, M.K. Tsay and T.D. Wu. 2003. A re-examination of the IEM model for microwave scattering from randomly rough boundary. *Journal of Chinese Institute of Engineers* 26(3): 271-277.
- Lopez-Sanchez, J.M., J.D. Ballester-Berman and I. Hajnsek. 2011. First results of rice monitoring practices in Spain by means of time series of TerraSAR-X Dual-Pol images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 4(2): 412-422.
- Lopez-Sanchez, J.M., S.R. Cloude and J.D. Ballester-Berman. 2012. Rice phenology monitoring by means of SAR polarimetry at X-band. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 50(7): 2695-2709.
- Lowe, A., M. Schwank and F. Schlenz. 2009. Assimilation of an L-band microwave soil moisture proxy to compensate for uncertainties in precipitation data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 47(8):2606-2616.
- Manninen, T., P. Stenberg, M. Rautiainen, P. Voipio and H. Smolander. 2005. Leaf area index estimation of boreal forest using ENVISAT ASAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 43(11):2627-2635.
- Matson, M., C.F. Roepilewski and M.S. Varnadore. 1986. An atlas of satellite-derived northern hemisphere snow cover frequency. National Weather Service, Washington D.C. pp.75.
- Mattia, F. and T. Le Toan. 1999. Backscattering properties of multi-scale rough surfaces. *Journal of Electromagnetic Waves and Applications* 13(4):493-527.
- Mattia, F., G. Satalino, L. Dente and G. Pasquariello. 2006. Using a priori information to improve soil moisture retrieval from ENVISAT ASAR AP data in semiarid regions. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 44(4):900-912.
- Matzler, C. 1987. Applications of the interaction of microwaves with the natural snow cover. *Remote Sensing Reviews* 2(2): 259-387.
- Mazza, A., M. Gargiulo, R. Gaetano and G.

- Scarpa. 2018. Estimating the NDVI from SAR by convolutional neural networks. IGARSS 2018 - 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Valencia, Spain, July 22-27, 2018. pp.1954-1957.
- McNairn, H., C. Champagne, J. Shang, D. Holmstrom and G. Reichert. 2009. Integration of optical and Synthetic Aperture Radar (SAR) imagery for delivering operational annual crop inventories. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 64(5):434-449.
- MDA Corporation. 2020. RADARSAT-2 Pricing Information. <https://mdacorporation.com/docs/default-source/product-spec-sheets/geospatial-services/pricelist.pdf?sfvrsn=12> (Accessed July 24, 2020).
- Melsheimer, C., W. Alpers and M. Gade. 1998. Investigation of multifrequency/multipolarization radar signatures of rain cells over the ocean using SIR-C/X-SAR data. Journal of Geophysical Research: Oceans 103(C9):18867-18884.
- Merlin, O., A. Chehbouni, Y.H. Kerr and D.C. Goodrich. 2006. A downscaling method for distributing surface soil moisture within a microwave pixel: Application to the Monsoon '90 data. Remote Sensing of Environment 101(3): 379-389.
- Merz, R., J. Parajka and G. Blöschl. 2011. Time stability of catchment model parameters: implications for climate impact analyses. Water Resources Research 47(2):W02531.
- Merzouki, A., H. McNairn and A. Pacheco. 2010. Evaluation of the Dubois, Oh, and IEM radar backscatter models over agricultural fields using C-band RADARSAT-2 SAR image data. Canadian Journal of Remote Sensing 36(2):274-286.
- Moore, R.K., A. Mogili, Y. Fang, B. Beh and A. Ahmad. 1997. Rain measurement with SIRC/X-SAR. Remote Sensing of Environment 59(2):280-293.
- Moore, W.S. 2006. The role of submarine groundwater discharge in coastal biogeochemistry. Journal of Geochemical Exploration 88(1-3):389-393.
- Moran, M.S., D.C. Hymer, J.G. Qi and E.E. Sano. 2000. Soil moisture evaluation using multi-temporal synthetic aperture radar (SAR) in semiarid rangeland. Agricultural and Forest Meteorology 105(1-3):69-80.
- Naeimi, V., Z. Bartalis and W. Wagner. 2009a. ASCAT Soil Moisture: An assessment of the data quality and consistency with the ERS scatterometer heritage. Journal of Hydrometeorology 10(2):555-563.
- Naeimi, V., K. Scipal, Z. Bartalis, S. Hasenauer and W. Wagner. 2009b. An improved soil moisture retrieval algorithm for ERS and METOP scatterometer observations. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 47(7): 1999-2013.
- Nagler, T. 1996. Methods and analysis of synthetic aperture radar data from ERS-1 and X-SAR for snow and glacier applications. Ph.D. dissertation, Univ. Innsbruck, Innsbruck, Austria. pp.183.
- Nagler, T. and H. Rott. 2000. Retrieval of

- wet snow by means of multitemporal SAR Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 38(2): 754–765.
- Nagler, T. and H. Rott. 2004. Snow classification algorithm for Envisat ASAR. *Proceedings of the 2004 Envisat and ERS Symposium, Salzburg, Austria, September 6–10, 2004.* pp.8.
- Navarro, A., J. Rolim, I. Miguel, J. Catalao, J. Silva, M. Painho and Z. Vekerdy. 2016. Crop monitoring based on SPOT-5 Take-5 and Sentinel-1A data for the estimation of crop water requirements. *Remote Sensing* 8(6):525.
- Notarnicola, C., M. Angiulli and F. Posa. 2006. Use of radar and optical remotely sensed data for soil moisture retrieval over vegetated areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 44(4):925–935.
- Notarnicola, C., M. Angiulli and F. Posa. 2008. Soil moisture retrieval from remotely sensed data: neural network approach versus Bayesian method. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 46(2):547–557.
- Oh, Y. 2004. Quantitative retrieval of soil moisture content and surface roughness from multipolarized radar observations of bare soil surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 42(3): 596–601.
- Oh, Y. 2008. Radar remote sensing of soil moisture and surface roughness for vegetated surfaces. *Korean Journal of Remote Sensing* 24(5):427–436.
- Oh, Y., K. Sarabandi and F.T. Ulaby. 1992. An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 30(2): 370–381.
- Oh, Y., K. Sarabandi and F.T. Ulaby. 1994. An inversion algorithm for retrieving soil moisture and surface roughness from polarimetric radar observation. *Proceedings of the IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing, Pasadena, CA, USA, August 8–12, 1994.* pp.1582–1584.
- Oh, Y., K. Sarabandi and F.T. Ulaby. 2002. Semi-empirical model of the ensemble-averaged differential Mueller matrix for microwave backscattering from bare soil surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 40(6):1348–1355.
- Paloscia, S. 1995. An empirical approach for retrieving leaf area index from multifrequency SAR data. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Quantitative Remote Sensing for Science and Applications, Firenze, Italy, August 6, 2002.* pp.967–969.
- Paloscia, S. 2002. A summary of experimental results to assess the contribution of SAR for mapping vegetation biomass and soil moisture. *Canadian Journal of Remote Sensing* 28(2):246–261.
- Paloscia, S., P. Pampaloni, S. Pettinato and E. Satni. 2008. A comparison of algorithms for retrieving soil moisture from ENVISAT/ASAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 46(10):3274–3284.
- Pan, E. and E.F. Wood. 2010. Impact of

- accuracy, spatial availability, and revisit time of satellite-derived surface soil moisture in a multiscale ensemble data assimilation system. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 3(1): 49–56.
- Panciera, R., M.A. Tanase, K. Lowell and J.P. Walker. 2013. Evaluation of IEM, Dubois, and Oh radar backscatter models using airborne L-band SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 52(8):4966–4979.
- Parada, L.M. and X. Liang. 2008. Impacts of spatial resolutions and data quality on soil moisture data assimilation. *Journal of Geophysical Research Atmospheres* 113 (D10):D10101.
- Parajka, J., V. Naeimi, G. Bloschl and J. Komma. 2009. Matching ERS scatterometer based soil moisture patterns with simulations of a conceptual dual layer hydrologic model over Austria. *Hydrology and Earth System Sciences* 13:259–271.
- Pathe, C., W. Wagner, D. Sabel, M. Doubkova and J.B. Basara. 2009. Using ENVISAT ASAR global mode data for surface soil moisture retrieval over Oklahoma, USA. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 47(2):468–480.
- Peel, M.C. and G. Bloschl. 2011. Hydrological modelling in a changing world. *Progress in Physical Geography: Earth and Environment* 35(2):249–261.
- Pierdicca, N., P. Castracane and L. Pulvirenti. 2008. Inversion of electromagnetic models for bare soil parameter estimation from multifrequency polarimetric SAR data. *Sensors* 8(12):8181–8200.
- Prevot, L., I. Champion and G. Guyot. 1993. Estimating surface soil moisture and leaf area index of a wheat canopy using a dual-frequency (C and X bands) scatterometer. *Remote Sensing of Environment* 46(3): 331–339.
- Punithraj, G., U. Pruthviraj and A. Shetty. 2020. Surface soil moisture retrieval using C-band Synthetic Aperture Radar (SAR) over Yanco study site, Australia—A preliminary Study. *Applications of Geomatics in Civil Engineering* 33:107–121.
- Quesney, A., S. Le Hegarat-Masclé, O. Taconet, D. Vidal-Madjar, J.P. Wigneron, C. Loumagne and M. Normand. 2000. Estimation of watershed soil moisture index from ERS/SAR data. *Remote Sensing of Environment* 72(3):290–303.
- Rahman, M.M., M.S. Moran, D.P. Thoma, R. Bryant, C.D.H. Collins, T. Jackson, B.J. Orr and M. Tischler. 2008. Mapping surface roughness and soil moisture using multi-angle radar imagery without ancillary data. *Remote Sensing of Environment* 112(2):391–402.
- Rahman, M.M., M.S. Moran, D.P. Thoma, R. Bryant, E.E. Sano, C.D.H. Collins, S. Skirvin, C. Kershner and B.J. Orr. 2007. A derivation of roughness correlation length for parameterizing radar backscatter models. *International Journal of Remote Sensing* 28(18):3995–4012.
- Rakotoarivony, L., O. Taconet, D. Vidal-Madjar, P. Bellemain and M. Benallegue. 1996. Radar backscattering over agricultural bare soils. *Journal of Electromagnetic*

- Waves and Applications 10(2):187–209.
- Rott, H. and C. Matzler. 1987. Possibilities and limitations of synthetic aperture radar for snow and glacier surveying. *Annals of Glaciology* 9:195–199.
- Sahebi, M. and J. Angles. 2010. An inversion method based on multi-angular approaches for estimating bare soil surface parameters from RADARSAT-1. *Hydrology and Earth System Sciences* 14(11):2355–2366.
- Said, S., U.C. Kothyari and M.K. Arora. 2008. ANN-based soil moisture retrieval over bare and vegetated areas using ERS-2 SAR data. *Journal of Hydrologic Engineering* 13(6):461–475.
- Santi, E., M. Dabboor, S. Pettinato and S. Paloscia. 2019. Combining machine learning and compact polarimetry for estimating soil moisture from C-band SAR data. *Remote Sensing* 11(20):2451.
- Satalino, G., F. Mattia, M.W.J. Davidson, T. Le Toan, G. Pasquariello and M. Borgeaud. 2002. On current limits of soil moisture retrieval from ERS-SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 40(11):2438–2447.
- Seneviratne, S.I., T. Corti, E.L. Davin, M. Hirschi, E.B. Jaeger, I. Lehner, B. Orlowski and A.J. Teuling. 2010. Investigating soil moisture-climate interactions in a changing climate: a review. *Earth-Science Review* 99(3–4):125–161.
- Shi, J.C. and J. Dozier, 1997. Mapping seasonal snow with SIR-C/X-SAR in mountainous areas. *Remote Sensing of Environment* 59(2):294–307.
- SIIS(SI Imaging Services Co., LTD). 2015. KOMPSAT-5 Product Specifications. <https://www.si-imaging.com/products/#1478507064219-34e51d03-67d9>. (Accessed July 25, 2020).
- Slomp, C. P. and P. Van Cappellen. 2004. Nutrient inputs to the coastal ocean through submarine groundwater discharge: controls and potential impact. *Journal of Hydrology* 295(1–4):64–86.
- Srivastava, H.S., P. Patel and R.R. Navalgund. 2006. Incorporating soil texture in soil moisture estimation from extended low-1 beam mode RADARSAT-1 SAR data. *International Journal of Remote Sensing* 27(12):2587–2598.
- Srivastava, H.S., P. Patel, R.R. Navalgund and Y. Sharma. 2008. Retrieval of surface roughness using multi-polarized Envisat-1 ASAR data. *Geocarto International* 23(1): 67–77.
- Srivastava, H.S., P. Patel, Y. Sharma and R.R. Navalgund. 2009. Large-area soil moisture estimation using multi-incidence-angle RADARSAT-1 SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 47(8):2528–2535.
- Stankiewicz, K.A. 2006. The efficiency of crop recognition on Envisat ASAR images in two growing seasons. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 44(4):806–814.
- Strozzi, T. and C. Matzler. 1998. Backscattering measurements of alpine snow covers at 5.3 and 35GHz. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 36(2): 838–848.
- Su, Z., P.A. Troch and F.P. De Troch. 1997. Remote sensing of bare surface soil moisture using EMAC/ESAR data.

- International Journal of Remote Sensing 18(10):2105–2124.
- Thoma, D.P., M.S. Moran, R. Bryant, M.M. Rahman, C.D.H. Collins, T.O. Keefer, R. Noriega, I. Osman, S.M. Skrivin, M.A. Tischler, D.D. Bosch, P.J. Starks and C. Peters–Lidard. 2008. Appropriate scale of soil moisture retrieval from high resolution radar imagery for bare and minimally vegetated soils. *Remote Sensing of Environment* 112(2):403–414.
- Tiuri, M., A. Sihvola, E. Nyfors and M. Hallikainen. 1984. The complex dielectric constant of snow at microwave frequencies. *IEEE Journal of Oceanic Engineering* 9(5):377–382.
- Ulaby, F.T., C.T. Allen, G. Eger and H. Kanemasu. 1984. Relating the microwave backscattering coefficient to leaf area index. *Remote Sensing of Environment* 14(1–3):113–133.
- Ulaby, F.T., R.K. Moore and A.K. Fung. 1982. *Microwave remote sensing: active and passive*, vol. 2. Addison–Wesley Publishers, Reading, Mass. pp.2162.
- Ulaby, F.T. and W.H. Stiles. 1980. The active and passive microwave response to snow parameters: 2. Water equivalent of dry snow. *Journal of Geophysics Research* 83(C2):1045–1049.
- Van Leeuwen, H.J.C. and J.G.P.W. Clevers. 1994. Synergy between optical and microwave remote sensing for crop growth monitoring. *Proceedings of the 6th Symposium of Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing*, Val d’ Isere, France, 1994. pp.1175–1182.
- van Oevelen, P.J. and D.H. Hoekman. 1999. Radar backscatter inversion techniques for estimation of surface soil moisture: EFEDA–Spain and HAPEX– Sahel case studies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 37(1): 113–123.
- Verhoest, N.E.C., B. De Baets, F. Mattia, G. Satalino, C. Lucau and P. Defourny. 2007. A possibilistic approach to soil moisture retrieval from ERS synthetic aperture radar backscattering under soil roughness uncertainty. *Water Resources Research* 43(7):W07435.
- Verhoest, N.E.C., H. Lievens, W. Wagner, J. Alvarez–Mozos, M.S. Moran and F. Mattia. 2008. On the soil roughness parameterization problem in soil moisture retrieval of bare surfaces from synthetic aperture radar. *Sensors* 8(7):4213–4248.
- Vreugdenhil, M., A. Dorigo, W. Wagner, R.A.M. de Jeu, R., S. Hahn and M.J.E. van Marle. 2016. Analyzing the vegetation parameterization in the TU–Wien ASCAT soil moisture retrieval. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 54(6):3513–3531.
- Vreugdenhil, M., W. Wagner, B. Bauer–Marschallinger, I. Pfeil, I. Teubner, C. Rudiger and P. Strauss. 2018. Sensitivity of Sentinel–1 backscatter to vegetation dynamics: An Austrian case study. *Remote Sensing* 10(9):1396.
- Wagner, W., C. Pathe, M. Doubkova, D. Sabel, A. Bartsch, S. Hasenauer, G. Bloschl, K. Scipal, J. Martinez–Fernandez and A. Low. 2008. Temporal stability of soil moisture and radar backscatter observed by the Advanced Synthetic Aperture

- Radar (ASAR). *Sensors* 8(2):1174-1197.
- Wagner, W., G. Lemoine, M. Borgeaud and H. Rott. 1999a. A study of vegetation cover effects on ERS scatterometer data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 37(2):938-948.
- Wagner, W., G. Lemoine and H. Rott. 1999b. A method for estimating soil moisture from ERS scatterometer and soil data. *Remote Sensing of Environment* 70(2): 191-207.
- Wagner, W., J. Noll, M. Borgeaud and H. Rott. 1999c. Monitoring soil moisture over the Canadian Prairies with the ERS scatterometer. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 37(1): 206-216.
- Wagner, W. and K. Scipal. 2000. Large-scale soil moisture mapping in western Africa using the ERS scatterometer. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 38(4):1777-1782.
- Wagner, W., K. Scipal, C. Pathe, D. Gerten, W. Lucht and B. Rudolf. 2003. Evaluation of the agreement between the first global remotely sensed soil moisture data with model and precipitation data. *Journal of Geophysical Research Atmospheres* 108(D19):4611.
- Walker, E. and B.E. Goodison. 1993. Discrimination of a wet snow cover using passive microwave satellite data. *Annals of Glaciology* 17:307-311.
- Wang, C., J. Qi, J. Moran and R. Marsett. 2004. Soil moisture estimation in a semiarid rangeland using ERS-2 and TM imagery. *Remote Sensing of Environment* 90(2):178-189.
- Wang, J.R., A. Hsu, J.C. Shi, P.E. O'Neill and E.T. Engman. 1997. A comparison of soil moisture retrieval models using SIR-C measurements over the little Washita River watershed. *Remote Sensing of Environment* 59(2):308-320.
- Weinman, J.A., F.S. Marzano, S. Mori, W.J. Plant, Z.S. Haddad, S.L. Durden and A. Mugnai. 2009. Rainfall measurement with space-borne X-band synthetic aperture radars: A new opportunity. *Proceedings of 16th Conference on Satellite Meteorology and Oceanography, Phoenix, AZ, USA, January 12-15, 2009. pp.1-9.*
- Wooldridge, S.A., J.D. Kalma and J.P. Walker. 2003. Importance of soil moisture measurements for inferring parameters in hydrologic models of low-yielding ephemeral catchments. *Environmental Modelling and Software* 18(1):35-48.
- Wu, T., K.S. Chen, J. Shi and A.K. Fung. 2001. A transition model for the reflection coefficient in surface scattering. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 39(9):2040-2050.
- Wu, T.D. and K.S. Chen. 2004. A reappraisal of the validity of the IEM model for backscattering from rough surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 42(4):743-753.
- Xu, H., M.D. Steven and K.W. Jaggard. 1996. Monitoring leaf area of sugar beet using ERS-1 SAR data. *International Journal of Remote Sensing* 17(17):3401-3410.
- Yadav, V.P., R. Prasad, R. Bala and A.K. Vishwakarma. 2020. An improved inversion algorithm for spatio-temporal retrieval

- of soil moisture through modified water cloud model using C-band Sentinel-1A SAR data. *Computers and Electronics in Agriculture* 173:105447.
- Yang, D.C. 2018. Recent trends in Synthetic Aperture Radar(SAR) applications and technology. *Current Industrial and Technological Trends in Aerospace* 16(1):127-135 (양도철. 2018. 최근 영상레이더(SAR) 활용 및 기술 동향. *항공우주산업기술동향* 16(1):127-135).
- Yoon, B.Y., G.J. Lee, Y.S. Kim and Y.S. Kim. 2006. Development trend of SAR earth observation satellite. *Current Industrial and Technological Trends in Aerospace* 4(2):40-48 (윤보열, 이광재, 김윤수, 김용승. 2006. SAR 지구관측 위성의 개발 동향. *항공우주산업기술동향* 4(2):40-48).
- Zribi, M., N. Baghdadi, N. Holah and O. Fafin, 2005. New methodology for soil surface moisture estimation and its application to ENVISAT-ASAR multi-incidence data inversion. *Remote Sensing of Environment* 96(3-4):485-496.
- Zribi, M., V. Ciarletti and O. Taconet. 2000. Validation of a rough surface model based on fractional Brownian geometry with SIRC and ERASME radar data over Orgeval. *Remote Sensing of Environment* 73(1):65-72.
- Zribi, M. and M. Dechambre. 2002. A new empirical model to inverse soil moisture and roughness using two radar configurations. *Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Toronto, Ontario, Canada, June 24-28, 2002. pp.2223-2225.
- Zribi, M., S. Saux-Picart, C. Andre, L. Descroix, C. Otte and A. Kallel. 2007. Soil moisture mapping based on ASAR/ENVISAT radar data over a Sahelian region. *International Journal of Remote Sensing* 28(16):3547-3565.
- Zribi, M., O. Taconet, S. Le Hegarat-Masclé, D. Vidal-Madjar, C. Emblanch, C. Loumagne and M. Normand. 1997. Backscattering behavior and simulation comparison over bare soils using SIR-C/X-SAR and ERASME 1994 data over Orgeval. *Remote Sensing of Environment* 59(2):256-266. **KAGIS**