

GK2A AMI Algorithm Theoretical Basis Document

강우강도

신동빈 (연세대학교)

서담원 (연세대학교)

김동철 (연세대학교)

Version 1.0

2019. 10. 15



국가기상위성센터
National Meteorological Satellite Center

<수정 이력>

문서 버전	수정 내용	과학코드 버전	수정일	작성자
0.1	ATBD 첫 번째 버전	0.3.0.0	2015.03.31	신동빈, 서담원
0.2	- 모의 자료를 SEVRI에서 AHI로 변경 - 보조 자료를 SSMIS에서 GPM GMI로 변경	0.3.2.1	2016.01.31	신동빈, 서담원
0.3	1절과 2절 내용 수정	0.3.2.1	2016.03.11	신동빈, 서담원
0.4	- 사전 데이터베이스에 GPM DPR 자료 추가 - 추가 적외 밝기온도차(BTD3) 자료 사용	0.3.4.1	2016.11.30	신동빈, 서담원
0.5	- 알고리즘 산출물 추가(강우 구름 유형) - 봄철 데이터베이스 추가	0.4.0.1	2017.02.15	신동빈, 서담원
0.6	- PDF 기반 데이터베이스 선택 방법 적용 - 계절 데이터베이스 및 조건표 구축(2016.03-2016.11) - 퍼지 검증 방법 적용	0.4.1.1	2017.11.20	신동빈, 서담원
0.7	- 구름탐지 산출물 적용 - 계절 데이터베이스 및 조건표 구축 업데이트(2016.03- 2017 .02)	0.4.2.1	2018.04.30	신동빈, 서담원
0.8	- PDF 기반 데이터베이스 선택 방법 개선 - 경계값 수정	0.5.1.1	2018.08.25	신동빈, 서담원
0.9	알고리즘 검증 및 최적화	0.5.4.1	2018.11.14	신동빈, 서담원, 김동철
1.0	알고리즘 기술분석서 수정 및 검토	0.5.5.1	2019.10.15	신동빈, 김동철

<목 차>

1. 개요	1
1.1. 목적	1
1.2. 사용자	1
1.3. 내용	1
1.4. 관련 문서	1
2. 알고리즘 소개	2
2.1. 알고리즘 개요	2
2.2. 알고리즘 흐름도	3
2.2.1. 산출 과정	3
2.2.2. 단계별 산출 과정	3
2.3. 입력 자료	4
2.3.1. L1B	4
2.3.2. L2	4
2.3.3. 보조 자료	4
2.4. 이론적 배경	4
2.5. 수학적 설명	8
2.5.1. 역변환 방법	8
2.5.2. PDF 기반 데이터베이스 선택	10
2.5.3. 스케일링(Scaling)	10
2.6. 산출물	11
3. 모의 자료 및 검증	12
3.1. 모의 입력 자료 및 검증 자료	12
3.1.1. 사전 데이터베이스	14
3.2. 검증 방법	18
3.2.1. 스칼라 정확도와 카테고리 정확도	18
3.2.1.1. 스칼라 정확도 검사	18
3.2.1.2. 카테고리 정확도 검사	19
3.2.2. 퍼지 검증	20
3.3. 검증 결과	21
3.3.1. 구름 유형별 검증	21
3.3.2. 지상 레이더	22
3.3.3. 천리안위성 1호	23

4. 현업운영 시 고려사항	25
4.1. 수치 계산 고려사항	25
4.2. 프로그래밍 및 절차상의 고려사항	25
4.3. 품질평가 및 진단	25
4.4. 예외사항 처리	25
4.5. 검증 알고리즘	26
5. 가정 및 제한	26
5.1. 성능	26
5.2. 예상 센서 성능	26
5.3. 개선을 위한 사전 계획	26
6. 참고문헌	27

<표 목차>

표 1. 높이가 낮은 구름과 높이가 낮지 않은 구름을 구별하는 임계값	7
표 2. 강우강도 알고리즘의 산출 결과물 및 산출값	11
표 3. AMI, AHI 및 MI 채널 비교 및 강우강도 알고리즘 채널 활용 현황	12
표 4. AHI 복사휘도를 밝기온도로 변환하기 위해 필요한 계수	13
표 5. 데이터베이스 구축 기간	14
표 6. 사전 데이터베이스의 구성 조건	14
표 7. 높이가 낮지 않은 구름 유형의 사전 데이터베이스 구성 조건	15
표 8. 강우강도 카테고리 정확도 검사 강우 유무 분할표	19
표 9. 2016년 3월부터 8월까지 산출된 강우강도를 검증한 통계값	21
표 10. 강우 구름 유형별 검증 결과	22

〈그림 목차〉

그림 1. 강우강도 산출 알고리즘 흐름도	3
그림 2. 높이가 낮은 구름 및 높이가 낮지 않은 구름 유형에 대한 BTD1, BTD2와 BTD3의 확률빈도분포도	5
그림 3. BTD1과 BTD2에 대한 강우발생빈도, 강우 구름 고도 및 지표면 강우량 분포	6
그림 4. BTD2와 BTD3에 대한 높이가 낮지 않은 구름 유형의 강우발생빈도, 강우 구름 고도와 지표면 강우량 분포	7
그림 5. 구름 상부의 수증기 양에 따른 BTD1의 상대적 비교	8
그림 6. 사전 산출된 강우강도와 GPM DPR 강우강도의 누적분포함수	11
그림 7. 구축된 데이터베이스의 R-TB 관계	16
그림 8. 그림 7과 동일. 단, 높이가 낮지 않은 4 가지 구름 유형의 경우	17
그림 9. 사전 데이터베이스 구축 흐름도	18
그림 10. 퍼지 검증 방안을 적용한 DPR 강우강도와 산출된 강우강도값의 검증 결과	20
그림 11. 10 mm/h 강우강도에 대한 절대에러 누적분포	21
그림 12. 강우 구름 유형별 검증	22
그림 13. 산출된 강우강도와 지상 레이더의 비교	23
그림 14. GK2A, COMS 그리고 GPM의 GMI 및 DPR 강우강도 산출 결과 비교 (2017년 9월 13일 1530 UTC)	24
그림 15. 그림 14와 내용 동일(2017년 7월 3일 2210 UTC)	24

약어표

ABI	: Advanced Baseline Imager
AHI	: Advanced Himawari Imager
AMI	: Advanced Meteorological Imager
BTD	: Brightness Temperature Difference
COMS	: Communication, Ocean, and Meteorological Satellite
CDF	: Cumulative Distribution Functions
DPR	: Dual-frequency Precipitation Radar
GK2A	: GEO-KOMPSAT-2A
GMI	: GPM Microwave Imager
GOES-R	: Geostationary Operational Environmental Satellite - R
GPM	: Global Precipitation Measurement
IR	: Infrared
MI	: Meteorological Imager
PDF	: Probability Density Function
RR	: Rainfall Rate
TB	: Brightness Temperature

1. 개요

1.1. 목적

본 기술 분석서는 천리안위성 1호의 후속으로 2018년 12월 5일에 발사된 정지궤도 위성 GEO-KOMPSAT-2A (GK2A)의 기상 탑재체 Advanced Meteorological Imager (AMI)를 통해 제공되는 강우강도의 산출 이론 및 과정을 설명한다.

1.2. 사용자

AMI 강우강도 산출 알고리즘의 진행 과정, 입력 및 산출 자료에 대한 정보를 포함하고 있는 문서로서 강우강도 알고리즘의 이론적 근거 및 정보를 필요로 하는 기상분야 관련자들을 대상으로 한다.

1.3. 내용

본 기술 분석서는 다음의 내용들을 포함한다.

- 시스템 개요: 강우강도 알고리즘 기술 분석서의 목적과 구성.
- 알고리즘 소개: 강우강도의 특징과 목표 정확도 그리고 사전 데이터베이스의 구축과 베이지안 역변환(Bayesian inversion) 과정을 포함한 강우강도 알고리즘의 이론 및 구성 모듈의 특성.
- 모의 자료 및 검증 결과: 알고리즘의 입력 자료 특성, 산출 결과 및 알고리즘의 성능평가를 위한 검증 결과 분석.
- 현업운영 시 고려사항: 수치계산 및 프로그램 구동 시 고려사항과 품질평가에 대한 서술.
- 가정 및 제한: 알고리즘의 개발 및 운영 단계에서 사용된 가정과 고려사항에 대하여 서술.

1.4. 관련 문서

구름 지역 선정을 위해 사용되는 선행 산출물로서 구름탐지 자료에 대한 특성은 GK2A AMI의 구름탐지 기술 분석서를 참고한다. 또한 본 알고리즘을 통해 산출된 강우강도값은 초단기 강수예측자료의 입력 자료로 사용된다. 자세한 내용은 초단기 강수예측자료 기술 분석서를 참고한다.

2. 알고리즘 소개

2.1. 알고리즘 개요

본 알고리즘은 정지궤도복합위성 천리안 2A호에 탑재된 적외 센서의 적외 밝기 온도(Brightness Temperature, TB)와 저궤도 위성에서 운영되는 마이크로파 센서의 강우강도 조합을 사전정보(사전 데이터베이스)로 활용하는 적외-마이크로파 결합 알고리즘이다. 알고리즘 사전정보에 다양한 강우 유형 사례가 포함 될수록 보다 정확한 강우강도를 산출할 가능성이 커지게 된다. 또한, 물리적 특성이 다를 수 있는 강우 구름 유형들을 분류하기 위한 방안을 고안하고 사전정보 즉, 사전 데이터베이스를 세분화하여 강우산출의 정확도 향상을 도모한다. 강우 구름 유형 분류는 AMI의 적외 채널 간의 차이를 이용해 높이가 낮은 구름(Shallow)과 낮지 않은 구름(Non-shallow)으로 구별할 수 있는 방안이 개발되었다. 높이가 낮은 구름은 구름정상온도가 높고 얼음형태의 수상체를 가지고 있지 않아 적외 밝기온도와 강우강도의 관계에서 선형성이 낮게 관측되고 있다. 반면, 높이가 높은 구름의 강우는 높이가 높을수록 또는 구름정상온도가 낮을수록 강한 강우가 관련되는 일반적인 적외 강우관측 원리가 적용될 수 있다. 따라서 높이가 낮은 구름과 낮지 않은 구름 유형의 분리는 높이가 낮지 않은 구름에 동반된 강우강도 산출의 정확도를 향상시키는 효과를 가지게 된다. 높이가 낮지 않은 구름 유형은 다시 연직 규모가 크고(Tall)/더 크고(Taller) 그리고 구름내 밝기온도 분포가 차갑고(Cold)/더 차갑고(Colder)로 나누어 총 4개의 유형으로 세분화 된다. 자세한 분류 방법에 관한 내용은 알고리즘의 이론적 배경(2.4.)에 서술하였다.

또한, 강우 구름 유형에 따른 분류는 4개의 위도밴드($80^{\circ}\text{S}\sim 30^{\circ}\text{S}$, $30^{\circ}\text{S}\sim\text{EQ}$, $\text{EQ}\sim 30^{\circ}\text{N}$, $30^{\circ}\text{N}\sim 80^{\circ}\text{N}$)에 각각 적용된다. 이는 지역에 따라 다른 강우 유형을 한 번 더 세분화하는 효과를 가지고 있다. 따라서 본 알고리즘에서 사용되는 사전 데이터베이스는 총 20개(5개 구름 유형 $\times$ 4개 위도밴드)의 세부 사전 데이터베이스로 구성되어 있다.

구성된 사전 데이터베이스는 AMI 적외 밝기온도가 주어지면 베이지안 역변환(Bayesian inversion)을 통하여 강우강도를 산출한다. 베이지안 역변환의 장점은 복수의 적외 채널을 벡터형태로 활용할 수 있으며, 사전정보에 포함된 강우강도의 확률분포와 센서 및 복사모델 등과 관련된 오차를 함께 고려하여 발생확률이 높은 강우강도를 산출하는데 있다. 본 알고리즘의 사전 데이터베이스는 2016년 3월부터 2017년 2월까지 1 년간의 자료를 데이터베이스로 사용하였고 품질이 좋지 않은 자료는 솟아내기 과정을 거쳐 데이터베이스를 구축하였다. 산출 영역은 모의 자료로 사용된 Advanced Himawari Imager (AHI) 센서의 관측 영역을 대상으로 하였고 산출 해상도는 AHI 적외 채널의 관측 해상도와 동일한 2 km이다.

2.2. 알고리즘 흐름도

2.2.1. 산출 과정

강우강도 산출 알고리즘의 개념적 흐름도는 그림 1에 제시하였다.

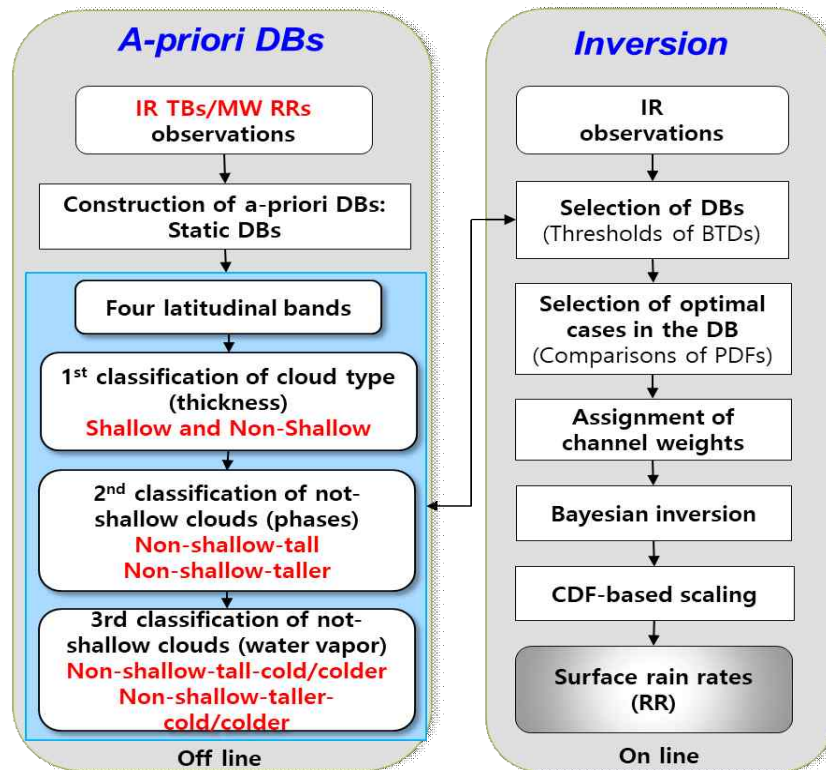


그림 1. 강우강도 산출 알고리즘 흐름도

2.2.2. 단계별 산출 과정

강우강도 알고리즘은 크게 5 단계로 구분할 수 있다.

- 첫 번째 단계 : 입력 자료를 처리하는 부분으로 AHI 복사휘도 자료를 밝기온도로 변환한다.
- 두 번째 단계 : 앞 단계에서 얻어진 밝기온도를 이용하여 3 가지 밝기온도차 (Brightness Temperature Difference, BTD) 값을 계산하고 이를 활용하여 강우 구름 유형을 구분한다. 구름 유형이 구분되면 높이가 낮은 구름 또는 높이가 낮지 않은 사전 데이터베이스를 선택한다.
- 세 번째 단계 : 입력 자료 즉, 적외 채널간의 밝기온도와 사전 데이터베이스

의 확률밀도함수(Probability Density Function, PDF) 비교를 통해 가장 유사한 세부 사전 데이터베이스가 선택된다.

- 네 번째 단계 : 선택된 데이터베이스는 베이지안 역변환 과정을 통해 강우강도가 산출된다. 산출된 강우강도는 스케일링 과정을 거쳐 보정하게 된다.
- 다섯 번째 단계 : 산출된 강우강도를 출력 및 저장한다.

2.3. 입력 자료

2.3.1. L1B

- GK2A 지리 정보를 포함한 위도 및 경도 자료.
- GK2A 채널별 밝기온도 자료 : Channel #08(6.24 μm), Channel #10(7.34 μm), Channel #11(8.59 μm), Channel #14(11.21 μm), Channel #15(12.36 μm).

2.3.2. L2

- GK2A의 AMI로부터 산출된 구름탐지 자료.

2.3.3. 보조 자료

강우강도 알고리즘에 사용된 보조 자료는 전지구 강우관측(Global Precipitation Measurement, GPM) 위성에 장착된 레이더(Dual frequency Precipitation Radar, DPR)의 강우강도 자료와 강우 구름 유형 분류의 임계값 산출을 위한 높이가 낮은 구름 유형 지수(Shallow cloud flag) 자료이다. 2016년 3월부터 2017년 2월까지 1 년간의 자료를 수집하였으며, 이렇게 수집된 자료는 강우강도 알고리즘의 사전 데이터베이스를 만드는데 사용되었다. 또한 알고리즘을 통해 산출된 강우강도의 정확성을 검증하기 위한 검증 자료로도 사용된다.

2.4. 이론적 배경

GK2A 위성의 기상 탑재체 AMI를 이용한 강우강도 산출 알고리즘은 5개의 적외 채널을 활용한다(표 3). 적외 밝기온도를 이용한 강우강도 산출은 적외 밝기온도가 낮을수록 강우강도가 강하다는 가정을 전제로 하고 있어 두 변수간의 선형성과 산출 정확도는 밀접한 관계를 가지고 있다. 이러한 점에 근거를 두어 선형성이

비교적 좋은 높이가 큰 구름 또는 대류형 구름의 정확도 개선에 본 알고리즘은 초점을 두고 있다.

본 알고리즘에서는 두 채널의 밝기온도차를 활용하여 높이가 낮은 구름과 높이가 낮지 않은 구름으로 구분하였다. 첫 번째 적외 밝기온도차(BTD1), 두 번째 적외 밝기온도차(BTD2) 그리고 세 번째 적외 밝기온도차(BTD3)는 다음과 같이 정의된다.

$$BTD1 = TB(6.24 \mu m) - TB(11.21 \mu m) \quad (1)$$

$$BTD2 = TB(8.59 \mu m) - TB(11.21 \mu m) \quad (2)$$

$$BTD3 = TB(11.21 \mu m) - TB(12.36 \mu m) \quad (3)$$

높이가 낮은 구름과 그렇지 않은 구름의 구별은 GPM DPR과 AHI 적외 밝기온도 자료를 시공간 일치하여 통계적으로 산출하였다. 높이가 낮은 구름의 정의는 DPR 산출결과에서 구름고도가 결빙고도(Freezing level)보다 1 km 이상 낮을 때를 기준으로 한다.

그림 2에서는 BTD1, BTD2 그리고 BTD3의 확률빈도분포를 제시하였다. BTD1의 분포는 높이가 낮은 구름과 낮지 않은 구름에 따라 BTD2와 BTD3의 경우보다 잘 구별됨을 확인할 수 있다.

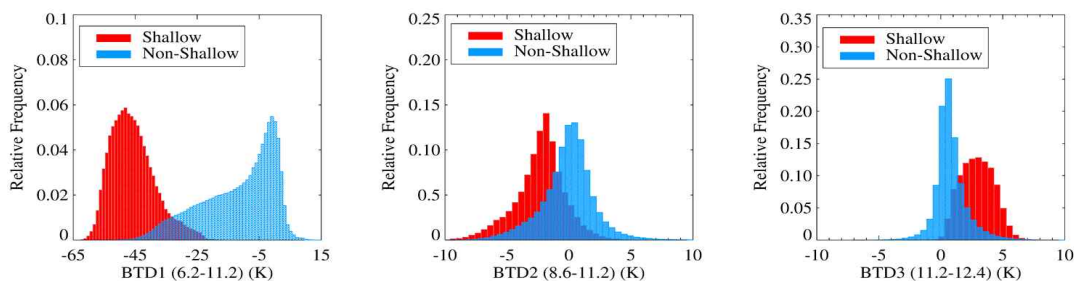


그림 2. 높이가 낮은 구름 및 높이가 낮지 않은 구름 유형에 대한 BTD1, BTD2와 BTD3의 확률빈도분포도

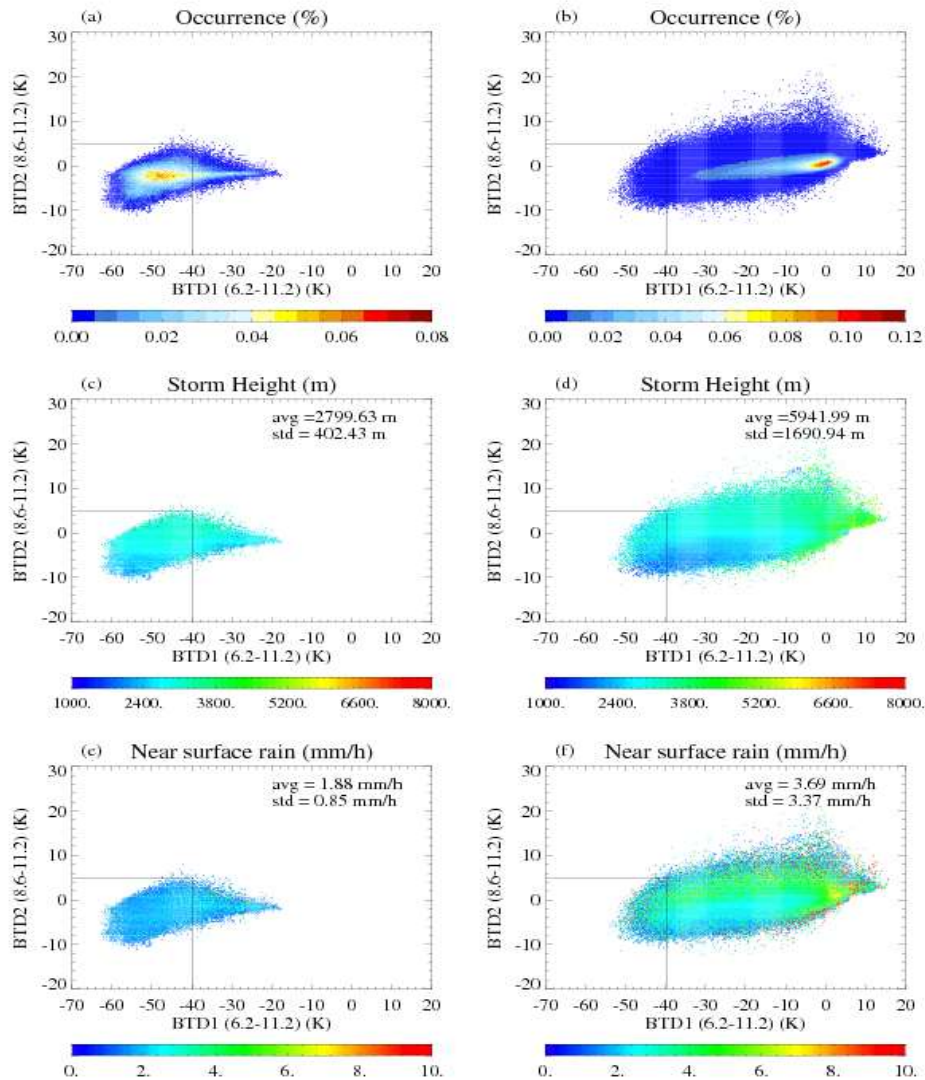


그림 3. BTD1과 BTD2에 대한 강우발생빈도, 강우 구름 고도 및 지표면 강우량 분포. 왼쪽 열은 높이가 낮은 구름, 오른쪽 열은 높이가 낮지 않은 구름 유형을 표현.

그림 3은 DPR로부터 산출된 높이가 낮은 구름 유형 지수 자료를 이용하여 구별된 높이가 낮은 구름과 높이가 낮지 않은 구름 유형을 BTD1과 BTD2 공간에서 강우발생빈도(Occurrence of rain), 강우 구름 고도(Storm height), 지표면 강우량(Near surface rain)을 나타낸 것이다. 그림 3의 첫 번째 패널에서 볼 수 있듯이 BTD1과 BTD2를 이용해 높이가 낮은 구름과 높이가 낮지 않은 구름 유형을 구별할 수 있음을 알 수 있다.

이에 따라, 두 구름의 유형을 최적으로 구별할 수 있는 임계값(Threshold)을 한 개의 BTD만을 사용한 경우와 두 개의 BTD를 사용한 경우에 대해 Heidke Skill Score(HSS)를 활용하여 산출하였고 그 결과는 표 1에 제시하였다. 결과에 따라

두 개의 BTD를 사용하는 것이 두 가지 유형의 구름을 구분하는데 적합한 것으로 나타났다. 따라서 본 알고리즘에서는 사전 데이터베이스가 구성된 기간에 대하여 $BTD1 = -39.8$ K 그리고 $BTD2 = 4.9$ K을 구름 유형 분류의 임계값으로 사용하였다. 이러한 구름 유형의 분리는 여러 많은 알고리즘과는 다른 본 알고리즘만의 특징 중 하나이며 두 채널의 방출률과 구름 두께의 차이를 활용한 복사에너지 관계로 얻을 수 있는 결과이다.

표 1. 높이가 낮은 구름과 높이가 낮지 않은 구름을 구별하는 임계값

	BTD1	BTD2	BTD1, BTD2
Threshold (K)	-39.8	-1.7	-39.8, 4.9
HSS	0.818	0.256	0.819

물과 얼음의 굴절 지수(Index of Refraction)는 적외 영역 채널($8-12 \mu m$)에서 뚜렷한 차이를 보이고 있다(예, Inoue (1987), Ackerman et al. (1990), Strabala et al. (1994)). 이러한 특성을 기초로 BTD2와 BTD3을 이용해 높이가 낮지 않은 구름 유형을 세분화하였다. 그림 4에서는 BTD2와 BTD3을 사용하여 강우발생빈도, 강우 구름 고도와 지표면 강우량을 나타내었다. 이를 통해 BTD3가 BTD2 보다 큰 경우는 연직 규모가 큰 구름, 반대의 경우에는 연직 규모가 더 큰 구름으로 분류하였다.

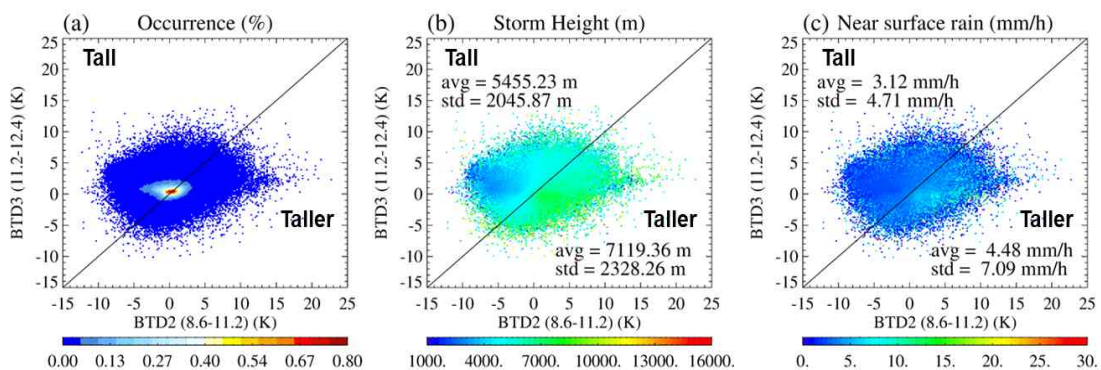


그림 4. BTD2와 BTD3에 대한 높이가 낮지 않은 구름 유형의 강우발생빈도, 강우 구름 고도와 지표면 강우량 분포

마지막으로, 연직 규모로 분류된 높이가 낮지 않은 강우 구름 유형에 대하여 수증기 채널과 적외 채널의 특성을 이용해 차가운 구름과 더 차가운 구름으로 추가 분류하였다. 그림 5는 구름 위에 존재하는 수증기의 양에 따라 달라지는 BTD1값을 나타내었다. 그림에서 제시하는 바와 같이 더 많은 수증기가 구름 위에 존재 할

경우 수증기 채널(Channel #06)과 적외 채널(Channel #14)의 밝기온도 차이가 발생할 수 있다. 이러한 차이의 상대적 크기에 따라 차가운 구름과 더 차가운 구름으로 추가 분류하였다. BTD1의 임계값은 강우강도와 밝기온도(Rainfall rate-Brightness temperature, R-TB)관계를 기반으로 하여 경험적으로 산출되었으며, 연직 규모가 큰 구름과 연직 규모가 더 큰 구름의 경우에는 각각 -20 K과 -5 K의 임계값이 설정되었다. 자세한 관계성은 사전 데이터베이스 항목(3.1.1.)에 기술하였다.

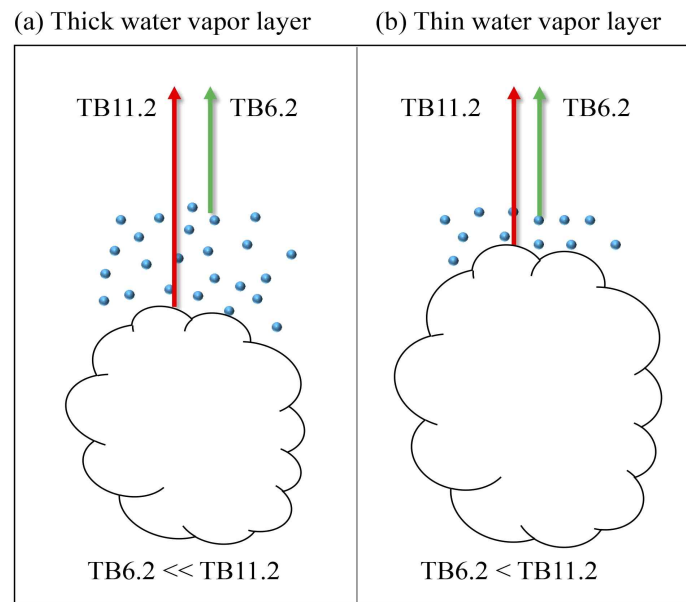


그림 5. 구름 상부의 수증기 양에 따른 BTD1의 상대적 비교

이러한 임계치 방법(Threshold method)을 이용하여 강우 구름 유형을 분리하고 알고리즘 산출에 활용되는 사전정보를 생산하게 된다. 이들 사전정보가 포함하는 적외 밝기온도와 강우강도의 관련성을 구름의 물리적 특성에 따라 분리하여 이용되는 것이 적외 채널에 기반을 둔 본 알고리즘의 불확실성을 완화하는 방안이다. 강우 구름 유형 분류 방안에 대한 보다 상세 내용은 So and Shin (2018)에 제시되었다.

2.5. 수학적 설명

2.5.1. 역변환 방법

AMI의 채널별 밝기온도 자료를 활용한 강우강도 산출은 앞서 설명된 사전 데이

터베이스를 근거로 베이저안 역변환 방법에 적용되어 이루어진다. 베이저안 역변환 방법에서 관측변수 b 에 대한 상태변수 h 가 얻어질 사후 확률(Posterior probability)은 다음과 같은 식으로 표현된다.

$$P(h|b) \propto P(b|h) P(h) \quad (4)$$

여기에서 $P(b|h)$ 는 주어진 상태변수 h 에 대하여 관측변수 b 가 얻어질 조건부 확률이며, $P(h)$ 는 상태변수 h 의 발생빈도를 나타내는 사전 확률이다. 상태변수 h 와 관측변수 b 는 산출하고자 하는 복수의 상태변수값과 관측값을 적용할 수 있다. 즉, 각각의 벡터형태로 고려될 수 있다. 본 알고리즘에서 h 는 강우강도 그리고 관측변수 b 는 AMI로부터 관측된 복수의 적외 밝기온도로 설정된다.

Rodgers (2000)에 따르면, 조건부 확률 $P(b|h)$ 은 관측 오차와 전방모델(Forward model)로부터 모의된 값의 불확실성과 관련되며 이는 다차원 정규분포로 가정할 수 있다. 이에 대한 식은 다음과 같다.

$$P(b|h) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |C_b|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} [b - b_m(h)]^T C_b^{-1} [b - b_m(h)] \right\} \quad (5)$$

P 는 관측벡터 b 의 차원(Dimension)이고, C_b 는 관측 오차(Observation error or Instrumental noise) 및 전방모델에 의한 모의 오차(Forward simulation error)와 관련되어 관측과 모의벡터 간의 차이벡터 $[b - b_m(h)]$ 의 오차 공분산 행렬(Error covariance matrix)이다. 행렬의 역(Inverse) 및 전치(Transpose) 행렬은 $^{-1}$ 과 T 로 각각 표현한다. 관측 오차는 각 채널들 간에 상관관계가 없는 반면, 전방모델은 채널들 간의 상관관계가 있을 수 있다. 또한 공분산 행렬 C 는 관측영역에 대하여 실험한 사전정보가 있다면 계산될 수 있다. 본 알고리즘은 직접 관측된 밝기온도 자료를 사용하기에 전방모델의 오류는 공분산 행렬의 오류 요소가 아니며, 공분산 행렬은 각 채널에 대한 관측 오차의 대각선 요소(Diagonal element)만을 포함한다.

$P(h)$ 는 사전 확률(Priori probability)로서 h 는 실제 강우강도값을 가지는 상태변수이다. GPM DPR에서 산출된 강우강도값을 기본으로 하는 사전 분포의 경우, 각각의 상태변수는 $P(h) = 1/N$ 으로서 동등하게 다루어진다. 여기서 N 은 데이터베이스에 포함된 강우강도값의 총 개수를 의미한다. 물론, 사전 데이터베이스의 상태변수가 실제 강우강도값을 충분히 설명할 수 있다면 베이저안 이론의 타당성은 증가하게 된다. 따라서 사후 확률은 다음과 같은 식으로 표현된다.

$$P(b|h)P(h) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2}|C_b|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2}[b-b_m(h)]^T C_b^{-1}[b-b_m(h)] \right\} \cdot \frac{1}{N} \quad (6)$$

산출 결과는 다음 식으로부터 주어진 h 에 대하여 기대값(Expectation)을 평가한다.

$$E(h) = \frac{\int hP(h|b) dh}{\int P(h|b) dh} \quad (7)$$

2.5.2. PDF 기반 데이터베이스 선택

알고리즘의 사전 데이터베이스 수가 늘어날수록 강우강도 산출에 소요되는 시간은 증가하고 늘어난 데이터베이스가 모두 산출에 사용된다고 하여도 강우강도 산출 정확도가 증가하는 것은 아니다. 이러한 점을 고려하여 입력된 채널별 밝기온도의 PDF 분포와 사전 데이터베이스의 PDF 분포를 비교하여 입력 자료와 가장 유사한 PDF 분포를 가지는 세부 데이터베이스들을 선택한 후에 이를 강우강도 산출의 사전 데이터베이스로 활용된다. 현재 본 알고리즘에서는 입력 자료와 유사한 5개의 세부 데이터베이스를 선택해 사용하고 있다.

2.5.3. 스케일링(Scaling)

AMI 강우강도 알고리즘으로 산출된 강우강도는 GPM DPR 강우강도에 비해 저 추정되는 경향을 보인다. 이는 사전 데이터베이스 구성 시 참조된 DPR 강우강도의 공간규모가 적외 채널의 공간규모보다 크기 때문에 발생할 수 있다. 따라서 이를 개선하기 위해 확률분포 일치 방법(Probability Matching Method, PMM)을 적용하였는데 이는 Calheiros and Zawadzki (1987)에서 레이더 반사도와 우량계의 강우강도 관계를 구하기 위해 사용한 방법과 유사하다. 즉, 아래의 식에 따라 산출된 강우강도의 PDF와 사용된 DPR 관측 강우강도의 PDF가 동일하다는 조건하에서 일정크기의 강우강도 구간에 대한 변환 계수를 설정하는 방법이다. 변환 계수는 위·경도를 10도 간격으로 구성하였다.

$$\int_0^{R_s} P(R_s) dR_s = \int_0^{R_0} P(R_0) dR_0 \quad (8)$$

여기에서 R_s 는 산출된 강우강도값이며 R_0 는 DPR 강우강도값을 의미한다.

그림 6은 산출된 강우강도와 DPR 강우강도 간의 누적분포함수(Cumulative Distribution Functions, CDF)로서 동일한 빈도에 대한 각각의 강우강도 비율이 조건표(Look-Up Table)로 저장되어 최종적으로 강우강도값이 산출된다.

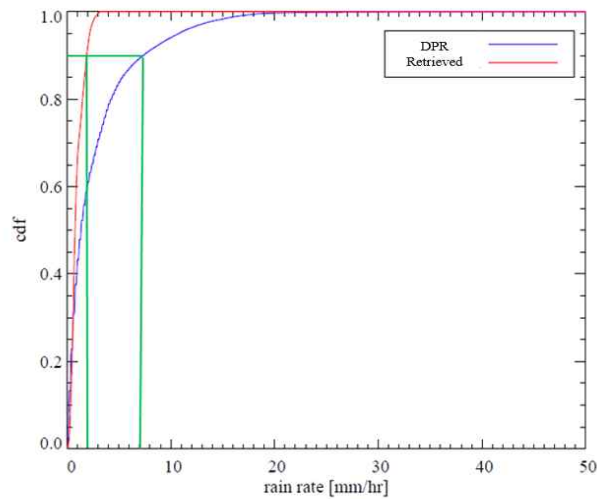


그림 6. 사전 산출된 강우강도와 GPM DPR 강우강도의 누적분포함수

2.6. 산출물

본 알고리즘의 산출물인 강우강도의 정의는 적외 채널 관측화소(Field of View)에서 시간 당 관측되는 강우량을 의미하며 단위는 mm/h이다. 또한 목표 정확도는 10 mm/h에서 편차(Bias)가 9 mm/h 이내이다. AHI와 동일한 해상도인 2 km 화소로 산출되며 강우 구름 유형 지수(Rain Flag)도 산출물에 포함되어 5 가지 강우 구름 유형에 대한 정보가 함께 제공된다(표 2).

표 2. 강우강도 알고리즘의 산출 결과물 및 산출값

산출 결과물		산출값
강우강도		0.5 ~ 100 mm/h
구름 유형 지수 (1 - 20)	Shallow	1 - 4
	Non shallow	5 - 8 : Tall cold
		9 - 12 : Tall colder
		13 - 16 : Taller cold
		17 - 20 : Taller colder

3. 모의 자료 및 검증

3.1. 모의 입력 자료 및 검증 자료

GK2A 위성의 AMI 센서와 유사한 채널을 보유하고 있는 일본 기상청(Japan Meteorological Agency, JMA)의 정지궤도 Himawari-8 위성 탑재된 AHI 센서의 복사휘도 자료를 모의 자료로서 사용하였다. 표 3은 AMI의 중심 파장과 이에 대응하는 AHI의 중심 파장 및 채널 번호를 나타내었다. 추가적으로 천리안위성 1호 (Communication, Ocean and Meteorological Satellite, COMS)의 MI (Meteorological Imager) 센서 채널정보도 추가 비교하였다. 모의 자료를 만들기 위해 AHI의 16개의 채널 중 08, 10, 11, 14, 그리고 15번 채널을 사용하며, 중심 파장은 수증기 채널의 경우 $6.24\ \mu\text{m}$, $7.34\ \mu\text{m}$, 적외 채널의 경우 $8.59\ \mu\text{m}$, $11.21\ \mu\text{m}$, $12.36\ \mu\text{m}$ 이다. AHI의 관측 영역은 60°W – 220°E , 80°S – 80°N 으로 동아시아 지역을 포함한다.

표 3. AMI, AHI 및 MI 채널 비교 및 강우강도 알고리즘 채널 활용 현황

Channel	Center Wavelength(μm)			Used in the algorithm
	AMI	AHI	MI	
1(VIS) Blue	0.470	0.470		
2(VIS) Green	0.511	0.510		
3(VIS) Red	0.640	0.639	0.675	
4(VIS)	0.856	0.857		
5(NIR)	1.38			
6(NIR)	1.61	1.61		
NIR		2.26		
7(IR)	3.83	3.89	3.75	
8(WV)	6.24	6.24		○
9(WV)	6.95	6.94	6.75	
10(WV)	7.34	7.35		○
11(IR)	8.59	8.59		○
12(IR)	9.62	9.64		
13(IR)	10.40	10.40	10.8	
14(IR)	11.21	11.23		○
15(IR)	12.36	12.38	12.0	○
16(IR)	13.31	13.28		

데이터베이스를 구축하기 위해 식 (9)와 (10)을 이용하여 AHI 복사휘도 자료를 밝기온도로 변환한다. 이를 위해 사용되는 계수들은 표 5와 같다.

$$B_i(T_b) = \frac{2hc^2\nu_i^3}{\exp(hc\nu_i/k(a_{1i} + a_{2i}T_b) - 1)} \quad (9)$$

B_i	:	Sensor Planck function of band i
T_b	:	Brightness temperature
ν_i	:	Central wavenumber of band i
a_{1i}, a_{2i}	:	Correction coefficients of band i
h	:	Planck constant
k	:	Boltzmann constant
c	:	Speed of light

$$T_b = b_{1i} + b_{2i}T_e + b_{3i}T_e^2, \quad T_e(B_i) = \frac{\frac{hc}{k}\nu_i}{\ln\left(\frac{2hc^2\nu_i^3}{B_i} + 1\right)} \quad (10)$$

T_b	:	Brightness temperature of band i
T_e	:	Effective temperature
B_i	:	Spectral radiance
b_{1i}, b_{2i}, b_{3i}	:	Correction coefficients of band i

표 4. AHI 복사휘도를 밝기온도로 변환하기 위해 필요한 계수

채널 번호 (Channel ID)	파수 (Wavenumber)	보정 계수(Correction coefficients)				
	$\nu (cm^{-1})$	a1	a2	b1	b2	b3
WV6.2	1609.241	-0.004786	9.572537	-1.661818	1.008333	-8.0E-06
WV7.3	1361.387	-0.003065	12.412561	-0.062996	1.000365	0.0E+00
IR8.6	1164.443	-0.004001	16.202870	-0.159165	1.001134	-2.0E-06
IR11.2	890.741	-0.003503	14.185946	-0.242670	1.002263	-4.0E-06
IR12.3	809.242	-0.003117	12.625359	-0.351247	1.003623	-8.0E-06

3.1.1. 사전 데이터베이스

AMI 강우강도 알고리즘은 사전 데이터베이스를 이용한 베이지안 역변환을 통해 강우강도를 산출한다. 모의 자료인 AHI 밝기온도와 보조 자료인 GPM DPR 강우강도 자료를 사용하여 계절별 데이터베이스를 구축하였다(표 5). 즉, 4계절에 대한 데이터베이스 구축을 완료하여 계절별로 다양한 사례의 강우강도 산출이 가능하다. 또한 2015년 8월 기간의 낮은 구름 유형 지수 자료는 구름 유형을 분류하기 위한 임계값을 산출하는데 사용되었다.

모의 자료인 AHI 관측 시간에 해당하는 GPM 강우 자료를 선택하고 GPM 산출 격자에 맞추는 시공간 일치 작업이 수행되었다. 사전 데이터베이스는 4개의 위도밴드와 5개의 강우 구름 유형으로 구성되어 있으며, 적외 밝기온도차의 경계값에 따라 구분된다(표 6과 표 7).

표 5. 데이터베이스 구축 기간

계절	기간
봄	2016.03.01 ~ 2016.05.31
여름	2016.06.01 ~ 2016.08.31
가을	2016.09.01 ~ 2016.11.30
겨울	2016.12.01 ~ 2017.02.28

표 6. 사전 데이터베이스의 구성 조건

#	Latitude	Classification	
		Cloud Types	TB
1	80 ° S ~ 30 ° S	Shallow	BTD1 ≤ -39.8 K & BTD2 ≤ 4.9 K
2	30 ° S ~ EQ		
3	EQ ~ 30 ° N		
4	30 ° N ~ 80 ° N		
5-8	80 ° S ~ 30 ° S	Non-shallow	그 외의 경우
9-12	30 ° S ~ EQ		
13-16	EQ ~ 30 ° N		
17-20	30 ° N ~ 80 ° N		

표 7. 높이가 낮지 않은 구름 유형의 사전 데이터베이스 구성 조건

#	Latitude	Classification			
		Cloud Types	TB	Cloud Types	TB
5	80 ° S ~ 30 ° S	Tall	$\Delta\text{BTD} \leq 0 \text{ K}$	Cold	$\text{BTD1} \leq -20 \text{ K}$
6	30 ° S ~ EQ				
7	EQ ~ 30 ° N				
8	30 ° N ~ 80 ° N				
9	80 ° S ~ 30 ° S				
10	30 ° S ~ EQ	Taller	$\Delta\text{BTD} > 0 \text{ K}$	Colder	$\text{BTD1} > -20 \text{ K}$
11	EQ ~ 30 ° N				
12	30 ° N ~ 80 ° N				
13	80 ° S ~ 30 ° S				
14	30 ° S ~ EQ				
15	EQ ~ 30 ° N	Taller	$\Delta\text{BTD} > 0 \text{ K}$	Cold	$\text{BTD1} \leq -5 \text{ K}$
16	30 ° N ~ 80 ° N				
17	80 ° S ~ 30 ° S				
18	30 ° S ~ EQ				
19	EQ ~ 30 ° N				
20	30 ° N ~ 80 ° N	Taller	$\Delta\text{BTD} > 0 \text{ K}$	Colder	$\text{BTD1} > -5 \text{ K}$

그림 7과 8은 구축된 데이터베이스를 이용하여 각 구름 유형별 R-TB 관계를 4개의 위도별로 나타낸 것이다. 그림 7은 BTD2와 BTD3을 이용하여 높이가 낮지 않은 구름 유형을 세분화한 것으로서 사전 데이터베이스를 높이가 낮은 구름, 높이가 낮지 않고 연직 규모가 큰 구름 그리고 높이가 낮지 않고 연직 규모가 더 큰 구름에 대하여 표현한 것이다. 그림 8은 높이가 낮지 않은 구름의 4 가지 유형에 대한 R-TB 관계를 표현한 것이다. 차가운 구름과 더 차가운 구름을 비교해보면 밝기온도값에 차이가 있음을 확인할 수 있다. 적외 채널(Channel #14)의 밝기온도가 상대적으로 더 낮을수록 더 차가운 구름으로 분류된다.

사전 데이터베이스의 구축 흐름도는 그림 9에 표현하였다.

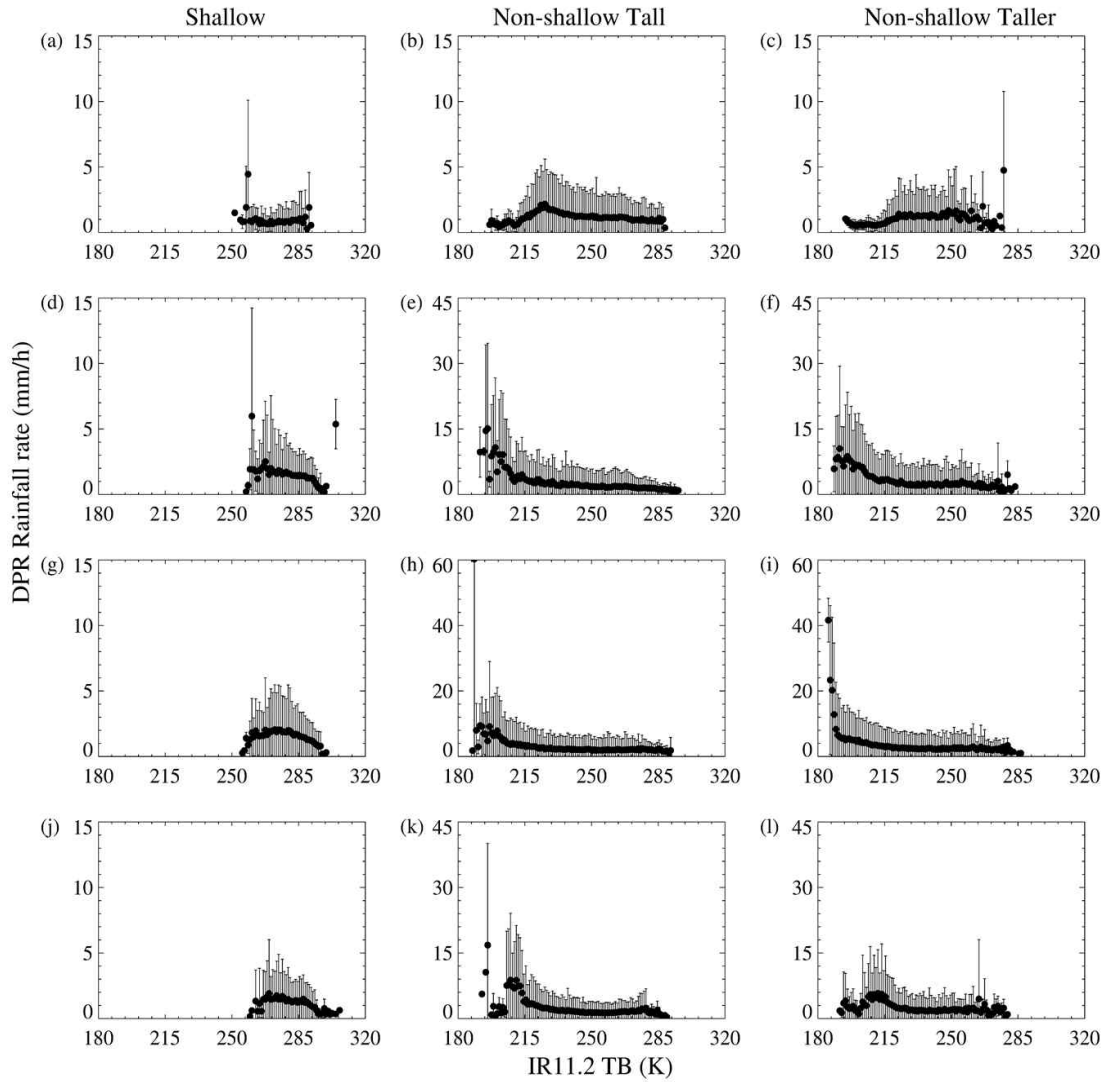


그림 7. 구축된 데이터베이스의 R-TB 관계. 열은 왼쪽부터 높이가 낮은 구름, 높이가 낮지 않고 연직 규모가 큰 구름 그리고 높이가 낮지 않고 연직 규모가 더 큰 구름을 표현. 행은 위에서부터 $80^{\circ}\text{S}\sim 30^{\circ}\text{S}$, $30^{\circ}\text{S}\sim\text{EQ}$, $\text{EQ}\sim 30^{\circ}\text{N}$, $30^{\circ}\text{N}\sim 80^{\circ}\text{N}$ 으로 위도밴드를 표현. 각 점은 평균 강우강도, 실선은 ± 1 표준편차.

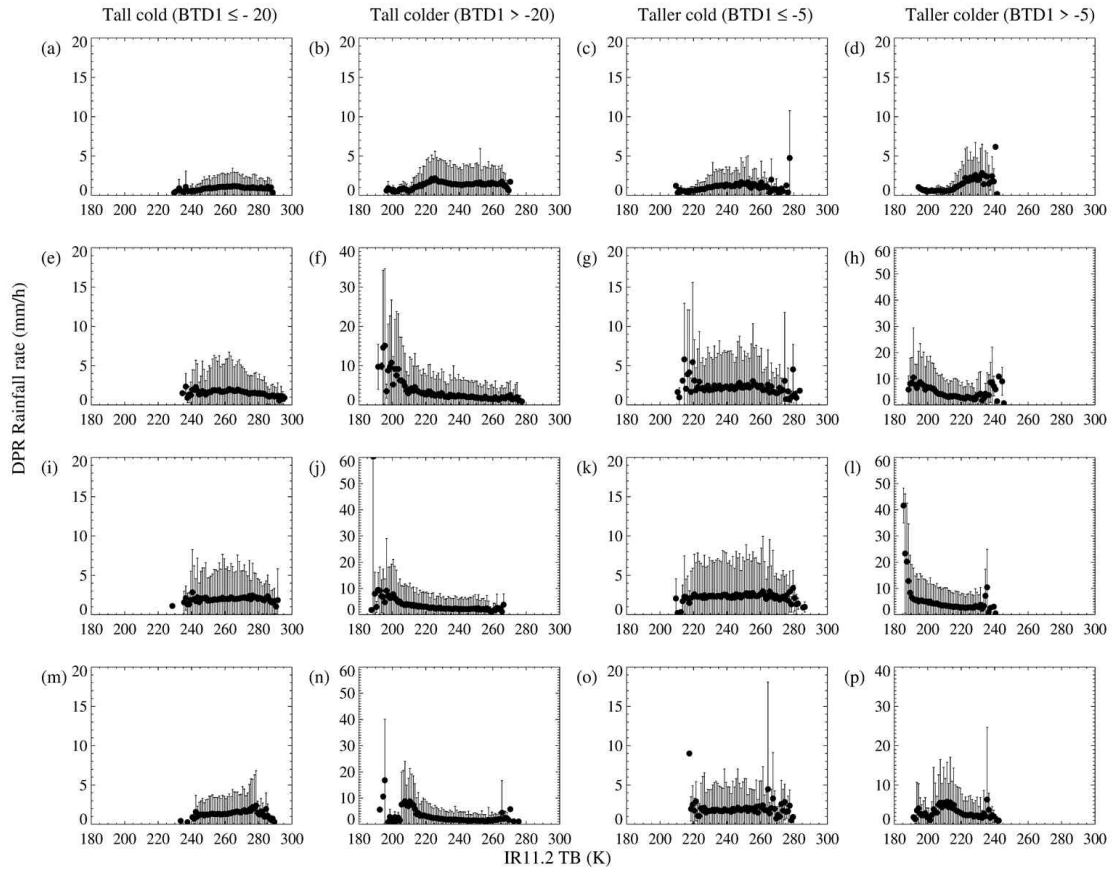


그림 8. 그림 7과 동일. 단, 높이가 낮지 않은 4 가지 구름 유형. 왼쪽 열부터 각각 높이가 낮지 않으며 연직 규모가 크고 차가운/더 차가운 구름, 높이가 낮지 않으며 연직 규모가 더 크고 차가운/더 차가운 구름을 표현.

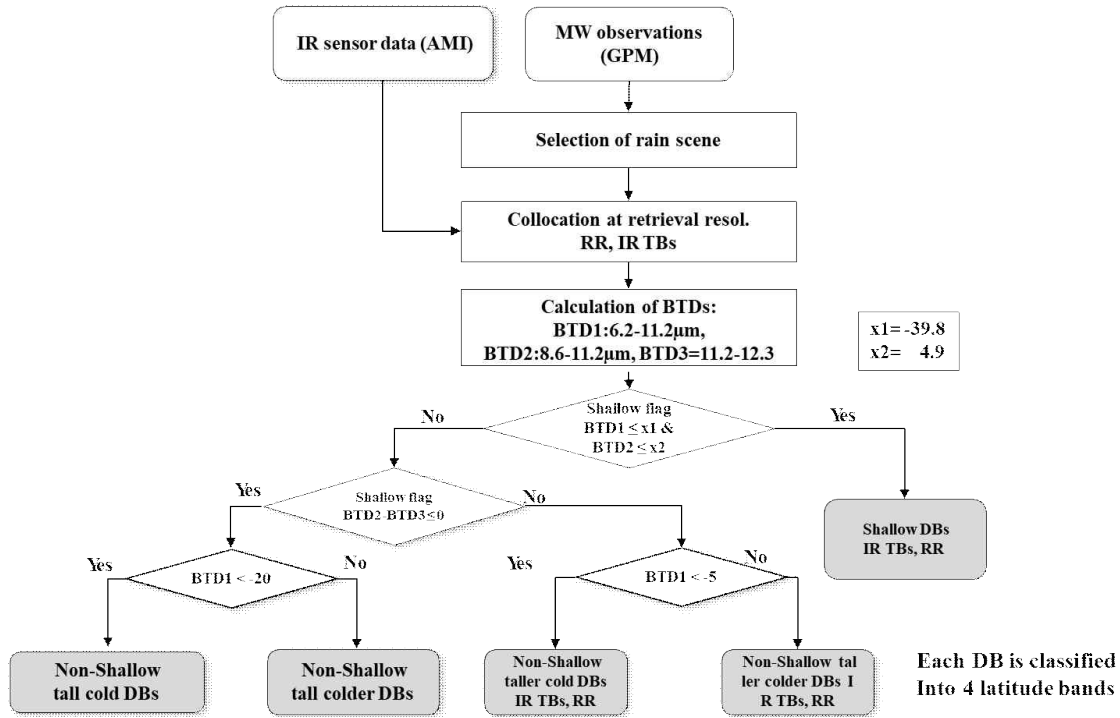


그림 9. 사전 데이터베이스 구축 흐름도

3.2. 검증 방법

3.2.1. 스칼라 정확도와 카테고리 정확도

산출된 강우강도의 검증을 위해 정량적인 정확성을 검사하는 스칼라(Scalar) 정확도 검사 방법과 강우화소 구분의 정확성을 검사하는 카테고리(Categorical) 정확도 검사 방법을 사용한다. 스칼라 정확도 검사 방법에는 상관계수(Correlation coefficient, Corr), 편차(Bias), 평방근 오차(Root Mean Square Error, RMSE)가 포함되며, 카테고리 정확도 검사 방법(표 8)에는 탐지율(Probability of Detection, POD)과 가탐지율(False Alarm Rate, FAR)이 활용된다.

3.2.1.1. 스칼라 정확도 검사

– 상관계수

$$Corr = \frac{\sigma_{oe}}{\sigma_o \sigma_e} = \frac{\sum_{i=1}^n (o_i - \bar{o})(e_i - \bar{e})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (o_i - \bar{o})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (e_i - \bar{e})^2}} \quad (11)$$

- 편차

$$Bias = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (e_i - o_i) = \bar{e} - \bar{o} \quad (12)$$

- 평방근 오차

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (e_i - o_i)^2} \quad (13)$$

- 각각의 식에서 e 는 산출된 강우강도값이며, o 는 검증 자료의 강우강도값 그리고 n 은 전체 픽셀 수를 의미한다. $\bar{e}$ 와 $\bar{o}$ 는 앞서 언급한 강우강도값들의 평균을 의미한다.

3.2.1.2. 카테고리 정확도 검사

표 8. 강우강도 카테고리 정확도 검사 강우 유무 분할표

	e=0	e=1
o=0	A	B
o=1	C	D

- 탐지율 : 검증 자료의 강우 화소에서 산출된 강우 화소의 비율

$$POD = \frac{D}{C+D} \quad (14)$$

- 가탐지율 : 산출된 강우 화소 중 검증 자료에서 무 강우인 비율

$$FAR = \frac{B}{B+D} \quad (15)$$

3.2.2. 퍼지 검증

시공간 규모가 일치하지 않는 고해상도의 두 강우 자료에 대하여 일반적인 화소 대 화소의 일대일 비교를 할 경우, 알고리즘 관련 오차 이외의 시공간 불일치로 인한 부가적 불확실성이 포함될 수 있다. 따라서 이러한 두 자료간의 공간 불일치로 인한 오차를 완화시킬 수 있도록 Ebert (2008)에 의해 제안된 퍼지 검증(Fuzzy verification) 방법을 활용하여 강우강도의 성능을 검증하였다. 퍼지 검증은 주어진 공간 윈도우(Spatial window)에서 가장 유사한 값을 비교하여 검증하는 방안이다. 퍼지 검증 방안은 GOES-R (Geostationary Operational Environmental Satellites) 위성의 ABI (Advanced Baseline Imager) 센서를 통해 산출된 강우강도 검증 방법으로도 사용되고 있다(Kuligowski 2002). 퍼지 검증에서 공간 윈도우의 크기 설정은 중요한 부분이다. 본 검증에서는 강우강도 산출 해상도가 2 km 임을 고려하여 5개 화소에 해당하는 10 km를 공간 윈도우로 설정하였다. 즉, 각각의 산출 강우강도 화소의 반경 10 km 내에서 가장 유사한 검증 자료값과 비교하여 검증 통계값을 산출하였다. 그림 10과 표 9는 검증 자료인 DPR 강우강도에 퍼지 검증 방안을 적용한 결과이다. 검증 결과를 살펴보면, 전체 구간에 대한 편차와 평방근오차는 각각 0.593 mm/h, 4.157 mm/h이며, 목표 정확도인 10 mm/h 구간에서는 4.648 mm/h, 6.065 mm/h으로 각각 계산되었다. 또한 탐지율과 가탐지율의 경우 각각 0.848, 0.180으로 계산되었다. 강우강도의 절대예러 누적분포는 그림 11에 나타내었다.

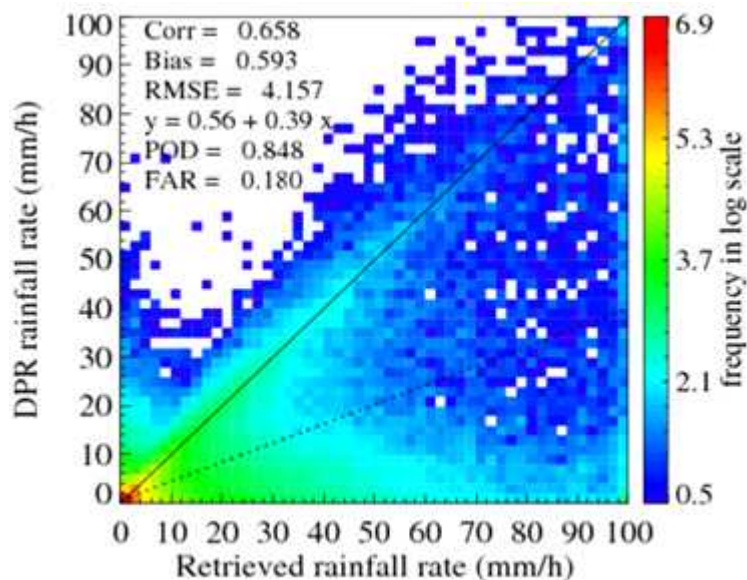


그림 10. 퍼지 검증 방안을 적용한 DPR 강우강도와 산출된 강우강도값의 검증 결과

표 9. 2016년 3월부터 8월까지 산출된 강우강도를 검증한 통계값

Scalar accuracy					Categorical accuracy	
Corr	Bias	Bias at 10 mm/h	RMSE	RMSE at 10 mm/h	POD	FAR
0.658	0.593	4.648	4.157	6.065	0.848	0.180

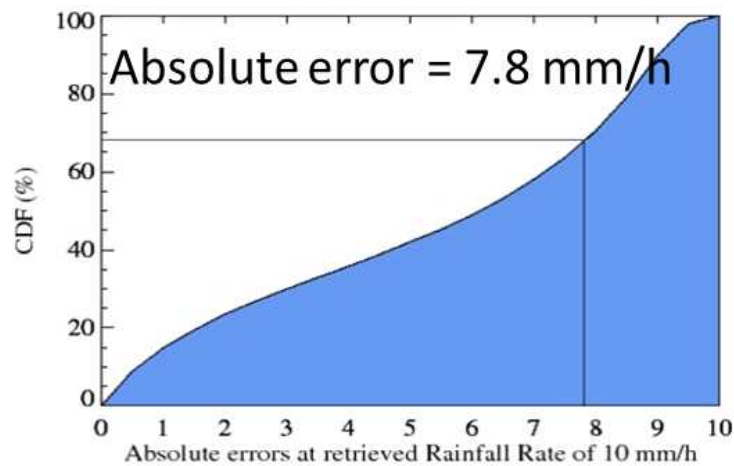


그림 11. 10 mm/h 강우강도에 대한 절대에러 누적분포

3.3. 검증 결과

산출물의 정확도 검증을 위한 비교 자료는 GPM DPR의 강우강도 자료이며 10 km 내의 공간 윈도우를 이용한 퍼지 검증 방안이 적용되었다. 또한 본 알고리즘에서 사용되는 강우 구름 유형별 정확도 검증 그리고 지상 레이더와 천리안위성 1호의 강우강도 자료를 활용한 비교 및 검증이 수행되었다.

3.3.1. 구름 유형별 검증

GK2A 강우강도 알고리즘에서는 5 가지의 강우 구름 유형을 구분하여 강우강도를 산출한다. 강우 구름 유형별 R-TB 관계식이 다른 만큼 그에 따라 산출된 강우강도의 정확도가 다르게 나타날 수 있다. 그림 12와 표 10에서는 5 가지의 구름 유형에 따른 강우강도의 비교 검증 결과를 나타내고 있다. R-TB 관계식에서 예상할 수 있듯이 높이가 낮지 않은 구름 유형으로부터의 강우강도 검증 결과가 낮은 구름 유형에서 보다 비교값에 더 근접하게 나타나고 있다.

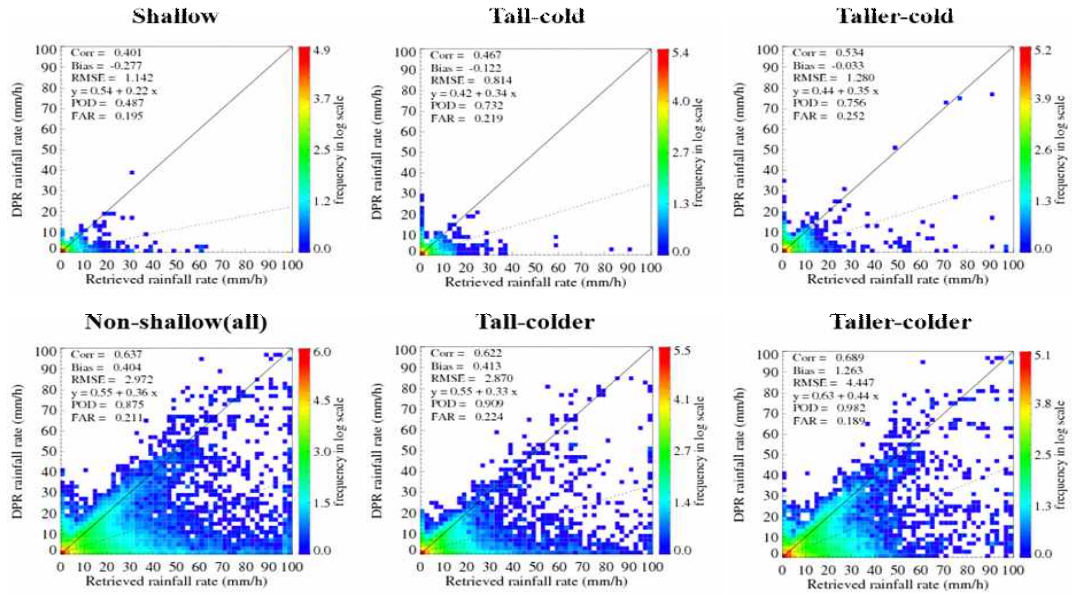


그림 12. 강우 구름 유형별 검증

표 10. 강우 구름 유형별 검증 결과

Cloud Types	Corr	Bias	RMSE	POD	FAR
Shallow	0.401	-0.277	1.142	0.487	0.195
Non - shallow	0.637	0.404	2.972	0.875	0.211
- tall cold	0.467	-0.122	0.814	0.732	0.219
- tall colder	0.622	0.413	2.870	0.909	0.224
- taller cold	0.534	-0.033	1.280	0.756	0.252
- taller colder	0.689	1.263	4.447	0.982	0.189

3.3.2. 지상 레이더

한반도 지역에 대해서 지상 레이더와 정량적 분석을 시행하였다(그림 13). 분석 기간은 2017년 9월 10일 0000 UTC에서 2017년 9월 11일 2350 UTC 사이로 이틀간 수행하였다. 24시간 누적 강우(24h Accumulation), 1시간 누적 강우(1h Accumulation) 및 순간(Instantaneous) 강우에 대하여 상관계수, 탐지율, 가탐지율, 편차 그리고 평방근 오차를 각각 비교하였다.

순간 강우의 경우 누적 강우보다 상대적으로 낮은 상관성과 높은 가탐지율을 보이고 있다. 이는 적외 센서의 특징으로 인해 두 자료간의 강우 지역에 대한 시공간 불일치가 오차에 큰 기여를 한 것으로 분석된다. 24시간 누적 강우 경우, 상관계수는 약 0.8, 탐지율은 0.9 이상, 가탐지율은 0.1 이하로 지상 레이더와 비교하여 상당히 일치하는 결과를 보였다.

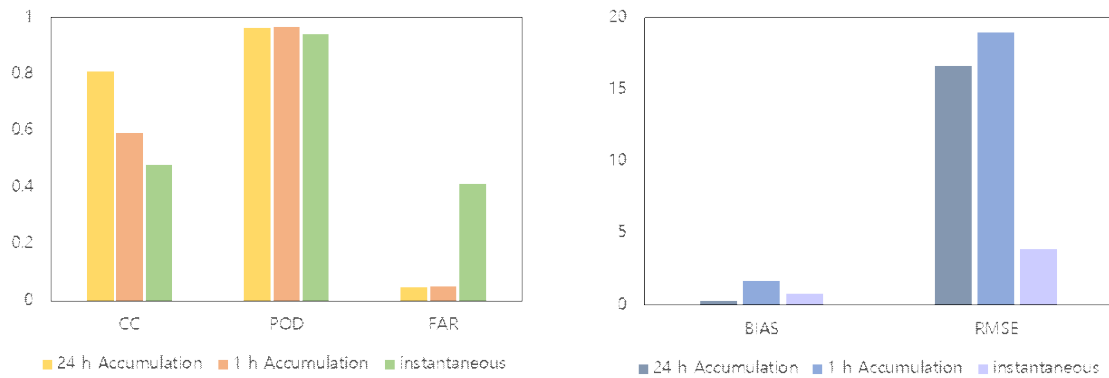


그림 13. 산출된 강우강도와 지상 레이더의 비교

3.3.3. 천리안위성 1호

천리안위성 1호에서 산출한 강우강도와 GK2A에서 산출한 강우강도를 정성적으로 비교하였으며 GMI 및 DPR 센서의 강우강도 자료도 함께 비교 하였다. 첫 번째 사례는 2017년 9월 13일 1530 UTC 결과로서 그림 14에 나타냈다. 천리안위성 1호의 최대 강우강도값이 17.62 mm/h인 반면, GK2A에서는 46.50 mm/h으로 산출되었다. GMI 및 DPR과 비교시 천리안위성 1호에서는 저추정 하는 경향을 보이고 있지만 GK2A 강우강도 알고리즘 결과에서는 강한 강우강도 패턴을 잘 모의하고 있음을 확인할 수 있다. 두 번째 사례는 2017년 7월 3일 2210 UTC 결과로 그림 15에 나타냈다. 첫 번째 사례와 유사하게 GMI 및 DPR에서 나타난 강한 강우값들이 천리안위성 1호에서는 모의되고 있지 않지만 본 알고리즘을 통해 산출된 강우강도 패턴은 상당히 유사한 것을 확인할 수 있다.

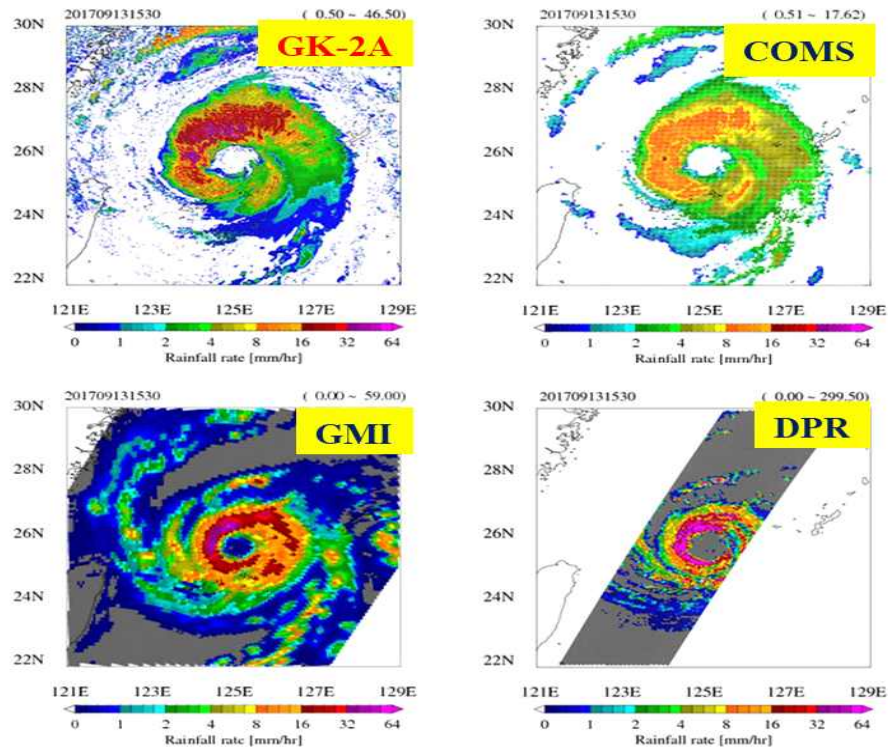


그림 14. GK2A, COMS 그리고 GPM의 GMI 및 DPR 강우강도 산출 결과 비교(2017년 9월 13일 1530 UTC)

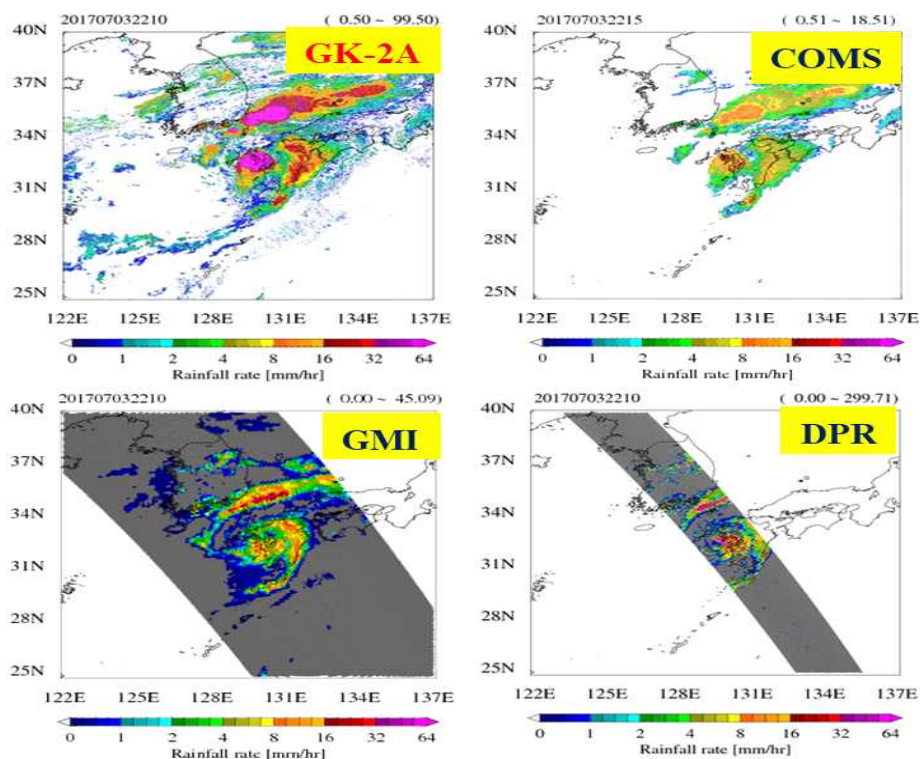


그림 15. 그림 14와 내용 동일(2017년 7월 3일 2210 UTC)

4. 현업운영 시 고려사항

4.1. 수치 계산 고려사항

본 알고리즘은 5개의 적외 채널 밝기온도를 입력 자료로 사용한다. 이들 중 1~2개의 적외 채널 자료가 센서 또는 검보정 문제로 인해 이상이 발생한 경우 역변환 산출과정이 진행될 수 있다. 이러한 경우, 문제가 발생한 채널의 가중치(Channel weight)를 "0" 으로 설정하여 강우강도를 산출한다.

또한, BTD1, BTD2와 BTD3에 사용되는 채널 08, 11, 14의 입력 자료에 문제가 생길 경우 강우 구름 유형에 따른 데이터베이스의 선택이 불가능하게 된다. 이러한 경우에는 구름 유형 구분 없이 해당 위도영역의 사전 데이터베이스 내에서 충분한 양의 세부 데이터베이스를 무작위로 선택하고 PDF 일치 과정으로 전달하여 강우강도를 산출한다.

4.2. 프로그래밍 및 절차상의 고려사항

AMI 강우강도 알고리즘은 사전 데이터베이스와 밝기온도의 PDF 정보를 활용한다. AHI 자료를 모의 자료로 사용한 기존의 사전 데이터베이스를 AMI 자료로 전환하는 것이 필요하다. 또한 충분한 강우사례에 대한 사전 데이터베이스 구축이 필수적이며 정기적인 사전 데이터베이스 추가 및 업데이트가 필요하다. 향후 GK2A로부터 생산되는 채널별 밝기온도 자료를 사용하여 계절별 데이터베이스가 업데이트될 예정이다.

4.3. 품질평가 및 진단

일반적으로, 높이가 낮지 않은 구름 유형보다 높이가 낮은 구름 유형으로 분류되어 산출된 강우강도값이 더 낮은 정확성을 보였다. 센서 고유의 한계에 따른 높이가 낮은 구름 및 높이가 낮지 않은 구름 중에서 구름정상온도와 강우강도의 선형성이 극히 떨어질 경우 강우강도 산출 결과에 보다 많은 불확실성이 포함될 수 있다.

4.4. 예외사항 처리

AMI 강우강도 알고리즘에서 강우강도가 산출되지 않은 화소들은 -999.0의 값을 가진다.

4.5. 검증 알고리즘

AMI 강우강도 알고리즘 산출물을 검증하기 위해 사용된 자료는 위성 자료는 GPM의 GMI와 DPR, 천리안위성 1호, 지상 자료는 레이더 자료이다.

5. 가정 및 제한

5.1. 성능

- 적외 센서를 이용한 강우강도 산출은 구름정상의 밝기온도가 낮을수록 강한 강우강도를 갖는다는 가정을 전제로 하고 있다.
- 강우강도 산출은 GK2A로부터 산출된 구름탐지 지역에서 수행된다.
- 사전 데이터베이스에 사용된 GPM DPR의 강우강도 자료는 적외 밝기온도와 이에 해당하는 강우강도의 참고 자료로서 사용된다.

5.2. 예상 센서 성능

AMI 센서가 현재 알고리즘 성능에 만족한 사양을 갖췄다고 가정한다.

5.3. 개선을 위한 사전 계획

가탐지율을 줄이기 위한 노력으로 사전 데이터베이스가 지속적으로 업데이트 될 계획이다.

6. 참고문헌

- Ackerman, S. A., Smith, W. L., Revercomb, H. E., & Spinhirne, J. D., The 27–28 October 1986 FIRE IFO cirrus case study: Spectral properties of cirrus clouds in the 8–12 μ m window, *Monthly Weather Review*, vol. 118, pp. 2377–2388, 1990.
- Calheiros, R. V., and I. Zawadzki, Reflectivity–Rain rate relationships for radar hydrology in Brazil, *J.Climate and Appl. Meteor.*, 26, 118–132, 1987.
- Daniel S. W.: *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*, 3ed edition, Academic Press, 2011.
- Ebert, E. E., Fuzzy verification of high–resolution gridded forecasts: A review and proposed framework. *Meteor. Appl.*, 15, 51–64, 2008.
- Feidas H, Giannakos A. 2012. Classifying convective and stratiform rain using multispectral infrared Meteosat Second Generation satellite data. *Theor. Appl. Climatol.* 108: 613–630.
- Fritz S, Laszlo I. 1993. Detection of water vapor in the stratosphere over very high clouds in the tropics. *J. Geophys. Res.*98: 22959–22967.
- Giannakos A, Feidas H. 2013. Classification of convective and stratiform rain based on the spectral and textural features of Meteosat Second Generation infrared data. *Theor. Appl. Climatol.* 113: 495–510.
- Inoue, T., A cloud type classification with NOAA 7 split-window measurements. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 92(D4), 3991–4000., 1987.
- Kuligowski, R. J., A self–calibrating real–time GOES rainfall algorithm for short–term rainfall estimates. *Journal of Hydrometeorology* 3.2 : 112–130, 2002.
- Kurino T., A satellite infrared technique for estimating “deep/shallow” precipitation. *Adv. Space Res.* 19: 511–514. 1997a.
- Kurino T., A rainfall estimation with the GMS–5 infrared split–window and water vapour measurements,’ *Technical Note*, 91pp. Meteorological

- Satellite Center, Japan Meteorological Agency, Tokyo, Japan., 1997b.
- Lutz H.J., Inoue T, Schmetz J., Comparison of a split-window and a multi-spectral cloud classification for MODIS observations. J. Meteorol. Soc. Japan. 81: 623–6313, 2003.
- Rodgers C. D., 2000: Inverse methods for atmospheric sounding: Theory and Practice. Singapore: World Scientific, ch. 3.
- So D., Shin D.-B.: Classification of precipitating clouds using satellite infrared observations and its implications for rainfall estimation, Quarterly J. of the Royal Meteorological Society, 144(Suppl. 1), 133–144, 2018.
- Strabala K.I., Ackerman S.A. and Menzel W.P., Cloud properties inferred from 8–12 data, J.Applied Meteorology,33,212–229, 1994.
- Thies B, Nauss T, Bendix J., Precipitation process and rainfall intensity differentiation using Meteosat Second Generation Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager data. J. Geophys. Res. 113: D23206., 2008.
- Tjemkes SA, Van de Berg L, Schmetz L., Warm Water Vapor Pixels over High Clouds as Observed by METEOSAT. Beitr. Phys. Atmosph. 70:15–21., 1997.