

GK2A AMI Algorithm Theoretical Basis Document

초단기 강수예측

신동빈 (연세대학교)

이유리 (연세대학교)

홍석범 (연세대학교)

Version 1.0

2019. 10. 14



국가기상위성센터
National Meteorological Satellite Center

<수정 이력>

문서 버전	수정내용	과학코드 버전	수정일	작성자
0.1	원형알고리즘 작성	0.4.0.0	01/18/2017	홍석범, 신동빈
0.2	검증결과 추가	0.4.1.1	11/17/2017	이유리, 신동빈
0.3	- 강우확률 산출방법 개선 - 잠재강우량과 강우확률 ATBD 통합	0.5.1.0	11/21/2018	이유리, 신동빈
0.4	1시간 및 2시간 잠재강우량 산출물 추가	0.5.4.1	12/10/2018	이유리, 신동빈
1.0	목차수정 및 약어표 추가	0.5.4.1	04/26/2019	이유리, 신동빈

<목차>

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. 개요	2
2.2. 알고리즘 흐름도	2
2.3. 입력 자료	4
2.4. 이론적 배경	5
2.5. 수학적 설명	13
2.6. 산출물	14
??3. 모의자료 및 검증	16
3.1. 모의 입력자료 및 검증자료	16
3.2. 검증방법	18
3.3. 검증결과	18
4. 현업운영 시 고려사항	25
4.1. 수치계산 고려사항	25
4.2. 프로그래밍 및 절차상의 고려사항	25
4.3. 품질평가 및 진단	25
4.4. 예외사항 처리	25
4.5. 검증 알고리즘	25
5. 가정 및 제한	25
5.1. 성능	25
5.2. 예상 센서성능	26
5.3. 개선을 위한 사전계획	26
??6. 참고문헌	27

<표 목차>

표 1 AMI 잠재강우량 및 강우확률 알고리즘 산출 범위 및 목표 정확도	2
표 2 잠재강우량 및 강우확률 알고리즘 입력 자료	4
표 3 칼만 필터 변수	11
표 4 AMI 잠재강우량 알고리즘의 출력물	15
표 5 AMI 강우확률 알고리즘의 출력물	15
표 6 AMI 잠재강우량 알고리즘 산출 결과와 AMI 3시간 누적강우량 검증결과 ..	19
표 7 AMI 잠재강우량 산출물의 예측 시간별 검증 결과	20
표 8 2017년 7월 강수사례에서 AMI 강우확률 알고리즘 산출 결과와 AMI 3시간 누적강우량 검증결과	23

〈그림 목차〉

그림 1 AMI 잠재강우량 알고리즘 산출 흐름도	3
그림 2 AMI 강우확률 알고리즘 산출 흐름도	4
그림 3 a) Browning (1980)과 b) Wolfson et al. (2008)에서 제시한 외삽법과 수치모델법 예측 결과 비교	5
그림 4 칼만 필터 알고리즘 산출 흐름도	9
그림 5 AMI 잠재강우량 산출 알고리즘 입력 자료 예시(2017년 7월 24일 18시 50분(좌측)과 19시 00분(우측) UTC)	16
그림 6 AMI 강우확률 알고리즘 입력 자료 예시(2017년 7월 24일 19시 10분 ~ 21시 00분 UTC)	17
그림 7 2017년 7월 강수사례(2017년 7월 24일 19시, 2017년 7월 25일 03시, 2017년 7월 28일 16시, 2017년 7월 29일 03시, 2017년 7월 30일 03시, 2017년 7월 30일 16시)에서 산출된 AMI 잠재강우량과 AMI 3시간 누적강우 량 사이의 밀도산점도	19
그림 8 예측 시각이 1시간(왼쪽 열), 2시간(가운데 열), 3시간(오른쪽 열) 일 때 AMI 잠재강우량과 AMI 1시간 누적강우량의 밀도산점도	20
그림 9 AMI 잠재강우량 산출물의 예측 시간별 탐지율	21
그림 10 a) 2017년 7월 24일 19시, b) 2017년 7월 29일 03시 강수사례에서 산 출된 잠재강우량(왼쪽 열)과 AMI 3시간 누적강우량(오른쪽 열)	22
그림 11 a) 2017년 7월 24일 19시, b) 2017년 7월 2930일 16시 강수사례에서 산출된 강우확률(왼쪽 열)과 AMI 3시간 누적강우량(오른쪽 열)	24

약어표

AHI: Advanced Himawari Imager

AMI: Advanced Meteorological Imager

GK2A: GEO-KOMPSAT-2A

PAR: Potential Accumulated Rainfall

POR: Probability of Rainfall

QPN: Quantitative Precipitation Nowcasts

RR: Rainfall Rate

1. 개요

1.1. 목적

본 알고리즘 설명서는 GEO-KOMPSAT-2A (GK2A) 위성에 탑재된 Advanced Meteorological Imager (AMI)의 초단기 강수예측자료 산출 이론 및 과정을 설명한다. AMI 초단기 강수예측자료는 잠재강우량(potential accumulated rainfall, PAR) 및 강우확률(probability of rainfall, POR)의 두 가지 산출물로 구성된다. 잠재강우량 산출 알고리즘은 3시간 동안의 예측 누적 강우량을 산출하는 초단기 예보의 일종이며 강우확률은 3시간 이내에 1 mm 이상의 강우가 내릴 확률이다.

1.2. 사용자

정지궤도 기상위성을 이용하여 초단기 예보자료를 이용하고자 하는 기상분야 전문가 및 관련자이다.

1.3. 내용

본 문서는 구성과 요약은 다음과 같다.

- 관측 시스템 개요: 산출물 정의, 목표 정확도와 센서 특성의 기술.
- 알고리즘 소개: 산출 흐름도, 알고리즘 입력 자료, 알고리즘 이론적 배경, 알고리즘 수학적 설명과 알고리즘 최종 출력 자료의 기술.
- 시험자료 및 출력물: 모의 입력 자료와 알고리즘 산출결과의 기술.
- 현업운영 시 고려사항: 수치계산 및 프로그램 실행 시 고려사항, 품질평가, 알고리즘 결과물 검증알고리즘 등에 대한 서술.
- 가정 및 제한: 알고리즘의 성능, 예상되는 센서 성능과 최종 알고리즘의 개선 계획에 대한 서술.

1.4. 관련 문서

AMI 초단기 강수예측자료 산출 알고리즘의 입력자료인 강우강도에 대한 상세 특성은 AMI 강우강도 산출 알고리즘 설명서를 참조한다.

2. 알고리즘 소개

2.1. 개요

AMI 초단기 강수예측 알고리즘은 잠재강우량과 강우확률의 두 가지 알고리즘으로 구성된다. AMI 잠재강우량 알고리즘은 기본산출물인 AMI 강우강도 자료를 외삽법 기반으로 특정시각 이후 3시간 동안의 누적 강우량을 mm 단위로 예측 산출한다(Hong et al., 2016). 또한, AMI 강우확률 알고리즘은 AMI 잠재강우량 알고리즘에서 3시간 동안 생산된 매 10분 단위 잠재강우량 자료를 분석하여 3시간 동안 1 mm 이상의 강우가 존재 할 확률(%)을 산출한다.

AMI 잠재강우량 및 강우확률의 산출 범위와 목표 정확도는 표 1과 같다. 잠재강우량과 강우확률의 목표 정확도는 외삽법 기준으로 각각 평균 편차(bias) 5 mm 이하 및 25 % 이하이다.

표 1 AMI 잠재강우량 및 강우확률 알고리즘 산출 범위 및 목표 정확도

산출물	산출 범위	목표 정확도
잠재강우량	0 - 300 mm	평균 편차 $\leq$ 5 mm
강우확률	0 - 100 %	평균 편차 $\leq$ 25 %

2.2. 알고리즘 흐름도

2.2.1. 잠재강우량

AMI 잠재강우량 알고리즘은 크게 입력, 산출, 출력으로 구분되며, 산출과정은 전처리과정, 강우특징 식별, 강우특징 추적 및 후처리과정으로 세분화된다. AMI 잠재강우량 알고리즘 산출 흐름도는 그림 1과 같다.

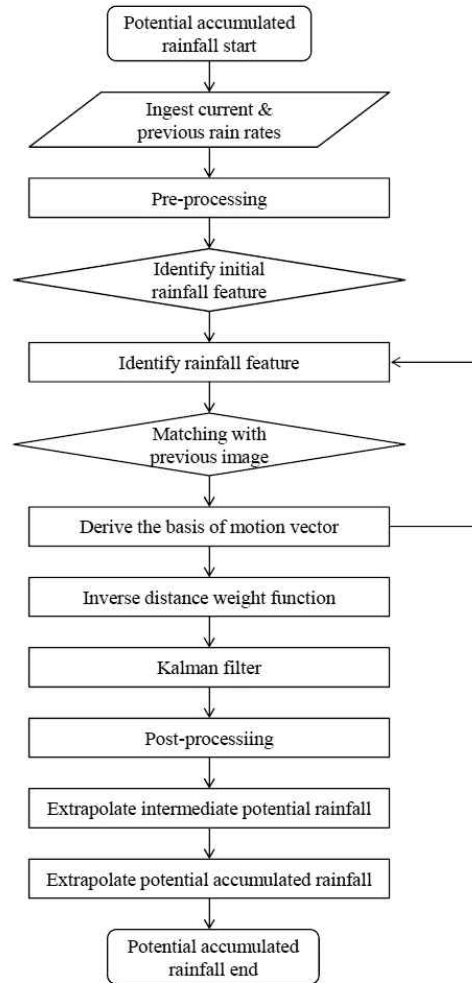


그림 1 AMI 잠재강우량 알고리즘 산출 흐름도

2.2.2. 강우확률

AMI 강우확률 알고리즘 산출 흐름도는 그림 2와 같다. 강우확률 산출 알고리즘은 크게 3단계로 구분 된다. 첫 번째 단계는 강우빈도에 근거하여 강우확률을 계산하고, 두 번째 단계는 산출 목표지역 주위의 강우특징을 반영하여 강우확률을 보정한 뒤 최종적으로 후처리과정을 통하여 강우확률을 산출한다.

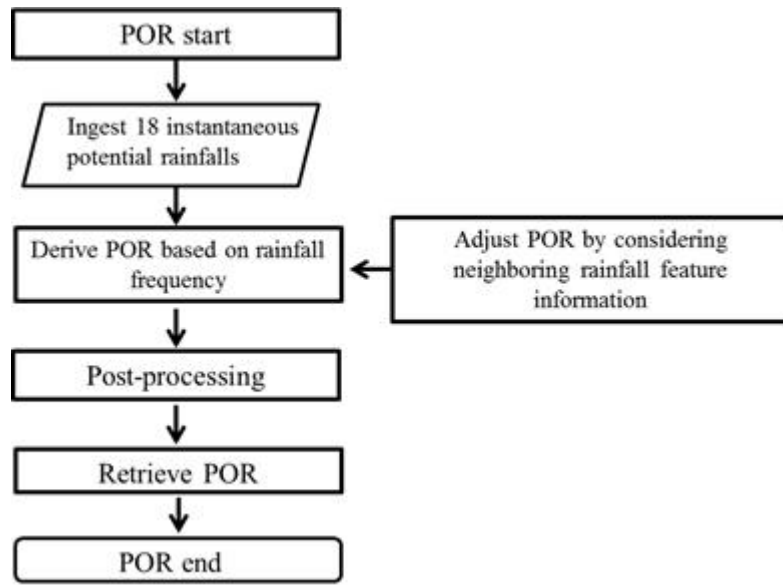


그림 2 AMI 강우확률 알고리즘 산출 흐름도

2.3. 입력 자료

AMI 잠재강우량 알고리즘은 연속된 2 개의 관측 시각에서의 AMI 강우강도 산출물을 입력 자료로 사용한다. AMI 강우강도 산출물의 해상도는 AMI 해상도와 같은 2 km이다. AMI 강우확률 산출 알고리즘은 잠재강우량 알고리즘에서 3시간 동안 생산된 10분 단위 잠재강우량과 강우특징 정보를 입력 자료로 사용한다. AMI 잠재강우량 및 강우확률 알고리즘의 입력 자료를 표 2에 요약하였다.

표 2 잠재강우량 및 강우확률 알고리즘 입력 자료

구분 산출물	입력 자료	입력 자료 범위
잠재강우량	강우강도 (rainfall rate)	0.5 - 100 mm/h
강우확률	10분 단위 잠재강우량 (10 minunte PAR)	0 - 100 mm/h
	강우특징 반경 (radius of rainfall feature)	화소(pixel) 단위: 10 - 50
	강우특징 중심 (center of rainfall feature)	지점 위치

2.4. 이론적 배경

2.4.1. 잠재강우량

초단기 강수 예측 방법은 크게 외삽법과 수치모델 예보법으로 나뉜다. 일반적으로 중관규모에서 수치모델을 이용하였을 때 강수를 잘 예측하는 것으로 알려져 있다(Cuo et al., 2011). 그러나 수치모델은 고유의 초기 물리화 과정(spin-up)의 단점과 초기조건의 민감성으로 인해 초단기 강수예측에서는 좋은 성능을 보이지 못하는 것으로 연구되었다(Lin et al., 2005; Cuo et al., 2011; Zahraei et al., 2012; Wang et al., 2015). 그림 3에 제시되는 바와 같이, 초단기 예보에서는 수치모델을 이용한 방법에 비해 외삽법이 우수한 결과를 보였다. 그러나 외삽법을 이용한 강수예측에서는 강수의 발달과 소멸을 고려하기 어려워 예측시간이 길어질수록 성능이 떨어진다(Zahraei et al., 2012; Wang et al., 2015). 본 잠재강우량 알고리즘에서는 외삽법을 이용하여 향후 3시간 동안의 누적강우량을 예측한다.

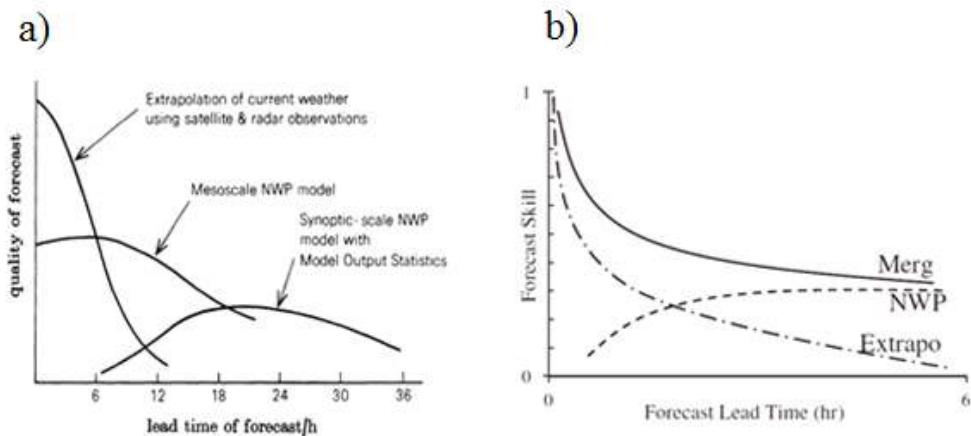


그림 3 a) Browning (1980)과 b) Wolfson et al. (2008)에서 제시한 외삽법과 수치모델법 예측 결과 비교

외삽법에 기반을 둔 초단기 강수예측 연구에서는 공간 해상도가 좋고, 정확도가 높은 레이더 기반의 외삽법이 주로 개발되었다. 하지만 위성의 공간 해상도의 발전과 더불어 관측영역이 넓은 위성의 장점을 이용한 초단기 예보도 시도되고 있다. 높은 공간해상도를 이용한 초단기 강수예보의 핵심은 강수를 식별한 후, 강수의 이동을 추적하는 것이다. 일반적인 강수식별은 레이더 반사도나 위성관측 밝기온도의 특정 임계값을 이용하는 방법이 주로 사용된다. 강수의 추적방법은 크게 면적추적법과 세포추적법을 들 수 있다. 면적추적법의 대표적인 예로 Rinehart and Garvey (1978)의 Tracking Radar Echo by Correlation (TREC)과 Germann and Zawadzki (2002)의 McGill Algorithm for precipitation Nowcasting Using Semi-Lagrangian Extrapolation (MAPLE)이 있다. 주요 세포추적방법으로는 Dixon and Wiener (1993)의 Thunderstorm Identification Tracking Analysis and Nowcasting (TITAN)과 Johnson et al. (1998)의 Storm Cell

Identification and Tracking (SCIT)이 있다. 면적추적법은 영상을 격자로 분할하여, 두 영상에서의 가장 유사한 격자를 상관관계로 찾는 방법으로 층운형과 같은 넓은 면적의 강수형태를 추적하는데 유리하다. 반면, 세포추적법은 강수중심을 찾아 두 영상간의 교차 상관을 통해 강수이동을 추적하는 방법으로 대류형과 같은 강한 강수형태를 추적하는데 유리하다. 면적추적법과 세포추적법은 적용되는 강우영역에 있어 차이점을 가지고 있으나 두 방법 모두 교차상관을 이용하는 유사점이 있다.

AMI 잠재강우량 알고리즘은 크게 강우식별 및 강우추적의 2단계로 나뉘지며, 초기 강우특징은 특정 임계값에 의해 식별될 수 있다(Johnson et al., 1998). 또한, 평탄화(smoothing) 과정을 통하여 강우특징을 개선한다(Panofsky and Brier 1958, Van Horne et al., 2006). 현재와 과거의 강우강도 영상에서 식별된 강우특징은, 교차 상관법에 의해 강우특징 중심의 이동벡터를 계산한다. 강우특징 중심 이동벡터는 역거리 비중함수로 각 화소(pixel)의 이동벡터 계산에 활용된다. 모든 화소에 대한 이동벡터가 계산되면, 후처리과정을 통하여 10분 간격의 최종 강우 이동벡터가 산출된다. 산출된 강우 이동벡터를 10분 간격으로 3시간 동안 이루어진 10분 단위의 예측 강우강도(단위 잠재강우량)가 계산되며 이 자료를 이용하여 3시간 예측 누적강우량(잠재강우량)을 산출한다.

2.4.2. 강우확률

강우확률을 예보하는 가장 일반적인 방법으로는 관측과 수치모델의 자료를 통계적 분석하여 산출하는 방법이다. 대표적인 방법인 Perfect Prognosis Model (PPM, Klein et al., 1971)과 Model Output Statistics (MOS, Glahn and Lowry, 1972) 방법이 있다. 이 두 방법은 관측과 수치모델의 자료를 사용하고, 강수와 밀접한 예보인자들과의 관계를 다중 회귀법으로 표현하여 강우확률을 산출한다. 두 방법의 가장 큰 차이는 PPM은 과거 관측 자료를 예측인자로 활용하고, MOS는 수치모델자료를 예측인자로 활용함에 있다. 특히, MOS의 경우 수치모델을 활용하여 오차를 포함시킨 방법으로 PPM의 단점을 보완하였다.

AMI 강우확률 알고리즘은 관측자료를 이용한 통계적인 방법으로 분류될 수 있다. 본 알고리즘은 외삽법을 통하여 예측된 자료에 대한 통계분석이 강우확률로 직접 산출된다는 장점이 있어, 예보인자들 사이의 불확실성을 줄이고, 기존의 방법에 비해 산출시간이 짧다.

2.5. 수학적 설명

2.5.1. 잠재강우량

2.5.1.1. 초기 강우특징 식별

AMI 강우강도 입력 자료는 임계값을 이용하여 초기 강우특징을 선정한다. 본 알고리즘에서 사용된 강우특징은 식(1)과 같이 1 mm/h 이상의 강우 화소로 이루어진 특정 지역으로 정의된다.

$$r(x,y) \geq 1mm/h \quad (1)$$

AMI 강우강도 산출자료에 포함되어 있는 결측값(missing value)은 초기 강우특징 단계에서 0 값으로 변환된다.

2.5.1.2. 전처리과정

초기 강우특징은 미세한 강우특징들을 가지고 있어, 강우특징 식별이나 추적단계에서 오차를 발생 시킬 수 있다. 이러한 문제는 중간값 평탄화 필터를 통하여 개선되며, 본 알고리즘에서 사용된 중간값 평탄화 필터는 다음과 같다.

$$\hat{r}[x,y] = Median[r(x-m,y-m), \dots, r(x,y), \dots, r(x+m,y+m)] \quad (2)$$

즉, 목표화소(x,y)의 강우강도($\hat{r}$)는 중간값 평탄화 필터 격자 $((2m+1) \times (2m+1))$ 화소) 내 강우강도(r)의 중간 값(median)으로 대체된다. 평탄화 필터의 격자 크기는 실험결과를 통하여, 처리시간과 강우특징 식별 결과에 우수한 값으로 선정하였다(평탄화 격자크기 지수 $m=5$). 중간값 평탄화 결과는 평균값 평탄화를 통하여, 강우특징의 불규칙한 형태를 개선하여 강우 중심과 크기를 측정하는데 도움을 준다. 본 알고리즘에서 사용된 평균값 평탄화 필터는 식(3)과 같으며, 중간값 평탄화 필터 격자와 같은 크기 내의 강우강도 평균값으로 목표 화소 값이 대체된다.

$$\bar{r}[x,y] = \frac{1}{(2m+1) \times (2m+1)} \left[\sum_{i=-m}^m \sum_{j=-m}^m \hat{r}(x+i,y+j) \right] \quad (3)$$

2.5.1.3. 강우특징 식별

평탄화 과정과 임계값을 활용 한 전처리과정을 거친 후, 강우특징 중심과 중심크기를 계산한다. 강우특징 중심은 강우특징 내의 최대 강우강도 값으로부터 좌우상하를 측정하여 중심값을 찾고, 강우특징 중심크기는 강우특징의 중심으로 원의 면적을 증가시켜, 강우특징의 강우화소와 비강우화소 비율이 특정 값에 이르는 반경을 강우특징의 중심크기로 정한다. 본 알고리즘에서는 강우특징 중심크기를 위한 강우화소와 비강우화소 비율은 0.7로 사용하였다. 여러 지역의 강우특징을 식별하

기 위해, 식별된 강우특징은 차폐를 통해 현재 영상에서 제거되며, 강우특징 중심과 크기는 반복을 통하여 순차적으로 식별된다. 본 알고리즘에서는 25개의 강우특징을 선정하여 추적하였다.

2.5.1.4. 강우특징 추적

강우특징 식별 후 강우특징의 중심 추적은 교차 상관관계를 이용하여 이루어진다.

$$C(r, r') = \frac{\sum_{i,j=1}^M [(r_{i,j} - \bar{r})(r_{i,j} - \bar{r}')] }{\sqrt{\sum_{i,j=1}^M (r_{i,j} - \bar{r})^2} \sqrt{\sum_{i,j=1}^M (r_{i,j} - \bar{r}')^2}} \quad (4)$$

여기에서 r 는 현재 위성 영상 강우특징 내의 화소 값이며, r' 는 과거 영상의 화소 값이다. $\bar{r}$ 와 $\bar{r}'$ 는 현재 영상과 과거 영상의 강우특징 내의 평균 화소값이다. M 은 강우특징의 크기이며, 강우화소와 비강우화소의 비율이 0.7에 이르는 반경으로 최소 6화소에서 최대 101화소의 범위를 가진다.

강우특징의 이동속도를 추정하기 위해 현재와 과거의 강우강도 영상을 비교하여 교차상관계수가 가장 높은 영역을 찾아 강우특징 중심의 이동벡터를 계산한다. 계산된 강우특징 중심의 이동벡터를 이용하여 각 화소의 이동벡터($v(x, y)$)가 계산된다(식 5).

$$v(x, y) = \frac{\sum_{k=1}^{25} v_k w_k(x, y)}{\sum_{k=1}^{25} w_k(x, y)} \quad (5)$$

여기에서 비중함수(w_k)는 각 화소에서 강우특징 중심과의 거리와 강우특징 내의 모든 강우화소의 수(n_k)로 계산된다.

$$w_k(x, y) = \frac{n_k}{\sqrt{(x - x_{c_k})^2 + (y - y_{c_k})^2}} \quad (6)$$

여기에서 x_{c_k} 와 y_{c_k} 는 강우특징의 중심이며, n_k 는 k 번째 강우특징 내의 모든 강우

화소의 수이다. 각 화소의 이동벡터($v(x,y)$)는 강우특징 중심의 이동벡터를 이용하여 계산되며 거리에 반비례하고, 강우특징 내의 총 강우화소의 수(n_k)에는 비례한다. 모든 화소는 근접 강우특징이 하나 이상일 경우, 여러 강우특징 들에게 영향을 받으며, 본 알고리즘에서는 계산시간을 고려하여 주요 강우 특징을 25개로 분류되는 다중 강우장(k)이 사용되었다 ($k=1, 2, 3, \dots, 25$).

2.5.1.5. 후처리과정

모든 화소에서 강우 이동벡터를 산출 한 이후, 시간에 따른 이동벡터의 오차를 고려하기 위해 후처리 과정인 칼만 필터와 근접화소의 평균필터로 오차를 최소화시킨다. 칼만 필터 알고리즘의 기본 원리는 특정 시각 t 에서 측정값(z_t)과 예측값($\hat{v}_t^-$)을 이용하여, 최종 추정값($\hat{v}_t$)을 출력한다. 본 알고리즘에서 적용된 칼만 필터는 그림 4와 같으며, 칼만 필터에서 사용되는 변수를 표 3에 정리하였다.

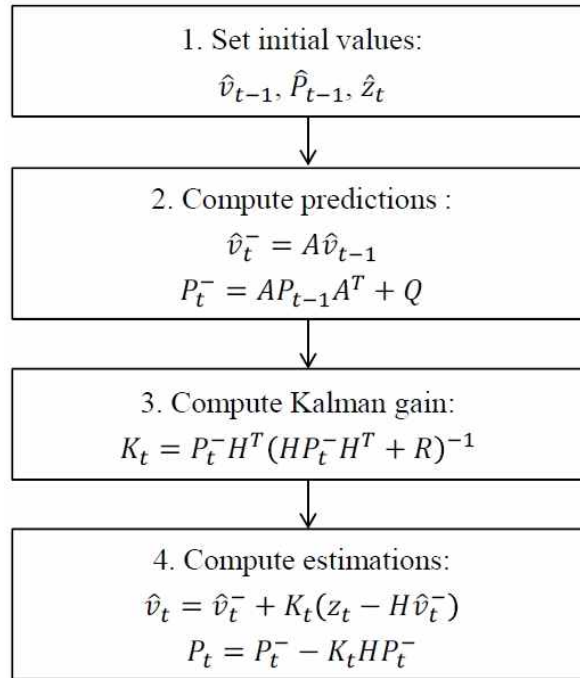


그림 4 칼만 필터 알고리즘 산출 흐름도

먼저 예측값($\hat{v}_t^-$)을 산출하기 위해서는 추정하고자 하는 물리적 변수의 특성을 시스템 모델(A)로 선정해야 한다. 본 알고리즘에 사용되는 칼만 필터 내의 시스템 모델(A)은 강우특징의 이동을 표현하는 모델이며, Lagrangian persistence의 정의에 따라 시간에 따른 시스템 모델(A)의 변화가 없다고 가정하였다. 이동벡터의 예측값($\hat{v}_t^-$)은 시스템 모델(A)과 초기 입력값($\hat{v}_{t-1}$)으로 산출된다.

$$\hat{v}_t^- = A\hat{v}_{t-1} \quad (7)$$

초기 입력값($\hat{v}_{t-1}$)은 이전 시간의 이동벡터가 사용되며, 이전 시간의 이동벡터가 존재 하지 않을 경우는 0값을 이용하였다. 예측 오차 공분산 행렬(P_t^-)은 시스템 모델(A), 초기 오차 공분산 행렬(P_{t-1}), 예측 공분산 행렬(Q)로 산출한다.

$$P_t^- = AP_{t-1}A^T + Q \quad (8)$$

초기 오차 공분산 행렬(P_{t-1}) 값은 초기 입력값($\hat{v}_{t-1}$)의 오차가 이동벡터의 최대 크기보다 작다는 가정 하에 경험적으로 설정하였다. 예측 공분산 행렬(Q)은 시스템 모델(A)의 변화가 없다는 가정 하에 이동벡터의 최소값으로 사용하였다.

칼만 이득은 계산된 초기 오차공분산 행렬을 이용하여 측정 민감도 행렬(H), 측정 오차 공분산 행렬(R)을 추가적으로 이용하여 계산된다.

$$K_t = P_t^- H^T (HP_t^- H^T + R)^{-1} \quad (9)$$

측정 민감도 행렬(H)은 측정값과 시스템 모델간의 관계를 나타낸다. 측정 오차 공분산 행렬(R)은 이동벡터의 크기가 클수록 측정 오차가 클 것으로 가정하여 이동벡터 크기의 제곱으로 설정하였다.

예측값($\hat{v}_t^-$)과 칼만 이득(K)이 모두 산출되면, 최종 추정값($\hat{v}_t$)은 예측값($\hat{v}_t^-$)과 측정값(z_t)에 칼만 이득(K)의 비중을 적용하여 산출한다.

$$\hat{v}_t = \hat{v}_t^- + K_t(z_t - H\hat{v}_t^-) \quad (10)$$

추정 오차 공분산 행렬(P_t)은 예측 오차 공분산 행렬(P_t^-)과 칼만 이득(K), 측정 민감도 행렬(H)을 이용하여 계산된다.

$$P_t = P_t^- - K_t H P_t^- \quad (11)$$

표 3 칼만 필터 변수

Symbol	Name	Values
A	State transition matrix	$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$
P	Error covariance matrix	$\begin{pmatrix} 6 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 6 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 6 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 6 \end{pmatrix}$
Q	Process Error covariance matrix	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$
H	Measurement sensitivity matrix	$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$
R	Measurement Error covariance matrix	$\begin{pmatrix} \Delta x_t^2 & 0 \\ 0 & \Delta x_t^2 \end{pmatrix}$
v	System state vector	$(v_{x,t} \ v_{y,t})$
z	Measurement vector	$(\Delta x_t \ \Delta y_t)$
K	Kalman gain matrix	$\begin{pmatrix} k_{11} & k_{12} & k_{13} & k_{14} \\ k_{21} & k_{22} & k_{23} & k_{24} \end{pmatrix}$

시스템 모델 변수인 A, H, P와 Q에 따라 예측 이동 벡터의 값이 달라지기 때문에, 위에서 사용되는 칼만 필터의 입력 값들의 여러 가지 변수를 조합하여 실험 한 후 최종 상수 값을 사용하였다. 현재 영상의 강우강도 값은 칼만 필터로 개선된 이동벡터를 이루시킨 후 후처리 과정인 평탄화를 통해 10분 간격의 단위 잠재강우량과 AMI 잠재강우량을 산출한다.

2.5.2. 강우확률

2.5.2.1. 강우빈도에 근거한 강우확률 계산

AMI 강우확률 알고리즘은 10분 간격의 18개의 연속된 AMI 단위 잠재강우량을 빈도수로 변환하여 강우확률을 산출한다. 특정 화소에 강우가 존재할 확률은 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$P = \left(\sum_{t=1}^{18} \alpha_t n_t \right) \times 100(\%) \quad (12)$$

여기에서 n_t 은 특정 시각 t 에서의 강우 유무를 나타내며 다음과 같이 정의된다.

$$n = 1, \text{ 강우강도} \geq 1 \text{ mm/h}$$

$$n = 0, \text{ 강우강도} < 1 \text{ mm/h}$$

또한, 본 알고리즘과 같은 외삽법 기반의 강우예측 알고리즘은 예측시간이 길어질수록 정확도가 떨어지는 특징이 있다. 매 10분 단위로 취합된 18개의 예측 강우강도(단위 잠재강우량)가 시간에 따라 정확도가 감소하는 점을 고려하여 가중치(α_t)를 시간에 따라 다르게 적용하였다. 시간에 따른 가중치(α_t)는 과거 관측 자료를 이용하여 사전에 산출하여 알고리즘에 적용한다. 본 알고리즘에서 사용한 가중치 함수는 다음과 같이 정의한다.

$$\alpha_t = \frac{\frac{1}{\sigma_t^2}}{\sum_{t=1}^4 \frac{1}{\sigma_t^2}} \quad (13)$$

이때 테스트를 통해 탐지율(probability of detection, POD)이 0.5 이상의 정확도가 높은 단위 잠재강우량 자료만을 α_t 계산에 활용하였다. 본 알고리즘에서는 2017년 7월 24일 - 26일 기간에 6개의 강수 사례를 선정하여 테스트 한 결과 POD가 0.5 이상인 경우는 40분까지의 예측 단위 잠재강우량이었다. 따라서 α_t 계산에는 예측 시각이 짧아서 정확도가 높은 40분 예측까지의 단위 잠재강우량을 사용하였다. 식 13에서 σ 는 과거 관측자료와 과거시점의 예측자료를 이용하여 다음과 같이 산출된다.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum (rr - par)^2} \quad (14)$$

여기에서 rr 은 실제 관측된 강우강도이고, par 는 예측 강우강도인 단위 잠재강우량이다.

2.5.2.2. 주위 강우특징을 고려한 강우확률 보정

강우 빈도에 기반한 강우확률은 AMI 잠재강우량 알고리즘 내의 강우특징 식별 단계에서 발생하는 오차를 포함하고 있다. 이러한 문제를 보완하기 위해서 강우확률 식을 보완하는 ΔP 를 설정하였다. 본 알고리즘에서 강우확률은 주변 강우특징의 크기 및 강우량에 비례하고, 거리에 반비례하게 영향을 받는다고 가정하였다. 이러한 가정에 기반하여 강우확률을 보완하는 ΔP 는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\Delta P = \frac{\sum_{k=1}^{25} F_k(x,y) \omega_k(x,y)}{\sum_{k=1}^{25} \omega_k(x,y)} \quad (15)$$

여기에서, F 는 강우특징의 크기를 고려한 함수로, 다음과 같이 정의한다.

$$F_k = \frac{\sum_{i'} \sum_j n'^{i,j}}{N_2} \quad (16)$$

여기에서 N_2 는 k 번째 강우특징 내의 총 화소 수를 나타낸다. n' 은 k 번째 강우특징 내의 각 화소의 강우 유무를 나타내며 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} n' &= 1, \quad P \geq 50\% \\ n' &= 0, \quad P < 50\% \end{aligned}$$

또한 i 및 j 는 k 번째 강우특징의 x 와 y 방향의 지수를 나타낸다. 만약 강우특징 내에서 강우가 존재하는 화소의 비율이 10% 미만일 경우($F < 0.1$)에는 $F-1$ 을 F 값으로 대체하여 F 값이 음수가 되도록 조정함으로써 강우확률이 감소할 수 있도록 설정한다. w_k 는 거리에 따른 가중함수로써 강우특징 중심으로부터의 거리와 역의 관계를 가지며 다음과 같다.

$$w_k(x,y) = \frac{1}{\sqrt{(x-x_{c_k})^2 + (y-y_{c_k})^2}} \quad (17)$$

여기에서 x_{c_k} 와 y_{c_k} 는 k 번째 강우특징의 중심이다.

최종적으로 강우확률(POR)은 다음과 같은 식에 의해 계산된다:

$$POR = P(1 + \Delta P) \quad (18)$$

즉 강우확률은 시간(강우의 빈도를 이용한 P)과 공간(인접한 영역에 위치한 강우특징에서 강우 존재영역의 크기를 고려한 ΔP)을 모두 고려하여 산출된다.

2.5.2.3. 후처리과정

본 알고리즘에서 후처리과정은 강우확률 자료를 평탄화 하는 과정이다. 평탄화는 반경 18화소 격자내의 평균 강우확률(μ_{POR})과 표준편차(σ_{36})의 합으로 산출된다.

$$\mu_{POR} = \frac{\sum_{i,j=1,1}^{36,36} POR_{i,j}}{N} \quad (19)$$

$$\sigma_{36} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i,j=1,1}^{36,36} (POR_{i,j} - \mu_{POR})^2} \quad (20)$$

$$< POR > = \mu_{POR} + \sigma_{36} \quad (21)$$

여기에서 N 은 반경 18화소에 해당하는 모든 화소의 개수이다.

2.6. 산출물

2.6.1. 잠재강우량

AMI 잠재강우량 알고리즘 산출물을 표 4에 요약하였다. 잠재강우량 알고리즘에서는 3시간 동안의 예상 누적강우량인 잠재강우량을 주 산출물로 제공한다. 부가적으로 1시간 및 2시간 동안의 잠재강우량도 출력한다. 3시간에 대한 잠재강우량에 비해 1시간 및 2시간 잠재강우량은 예측 시각(lead time)이 짧아 정확도가 높으며 3시간 이내의 초단기 강우예측에 활용 가능하다. 잠재강우량 및 1시간, 2시간 잠재강우량의 정확도는 3절의 모의자료 및 검증 부분에 제시하였다. 또한 강우강도가 증가 또는 감소하는 상황에서 잠재강우량이 산출되었는지를 알려주는 경향 지수(flag) 정보도 함께 출력한다.

표 4 AMI 잠재강우량 알고리즘의 출력물

알고리즘 산출물	산출 범위
잠재강우량 (3시간)	0.0 - 300 mm
1시간 잠재강우량	0.0 - 100 mm
2시간 잠재강우량	0.0 - 200 mm
경향 지수	-1 = 산출대상시각 10분전에 비해 강우강도가 감소 0 = 산출대상시각 10분전과 산출대상시각의 강우강도가 같음 1 = 산출대상시각 10분전에 비해 강우강도가 증가

2.6.2. 강우확률

AMI 강우확률 알고리즘 산출물을 표 5에 요약하였다.

표 5 AMI 강우확률 알고리즘의 출력물

알고리즘 산출물	산출 범위
강우확률	0.0 - 100 %

3. 모의자료 및 검증

3.1. 모의 입력자료 및 검증자료

AMI 초단기 강수예측 알고리즘의 모의 입력자료로는 AMI와 유사한 채널을 보유하고 있는 일본기상청(JMA, Japan Meteorological Agency)의 정지궤도위성인 Himawari-8 위성에 탑재된 AHI 센서의 자료를 이용하여 산출되는 연속된 2개 시점의 AMI 강우강도 자료를 사용한다(그림 5). 입력자료인 강우강도 산출물의 산출 방법 및 특징 등은 AMI 강우강도 알고리즘 설명서(Yonsei University, 2019)를 참고한다.

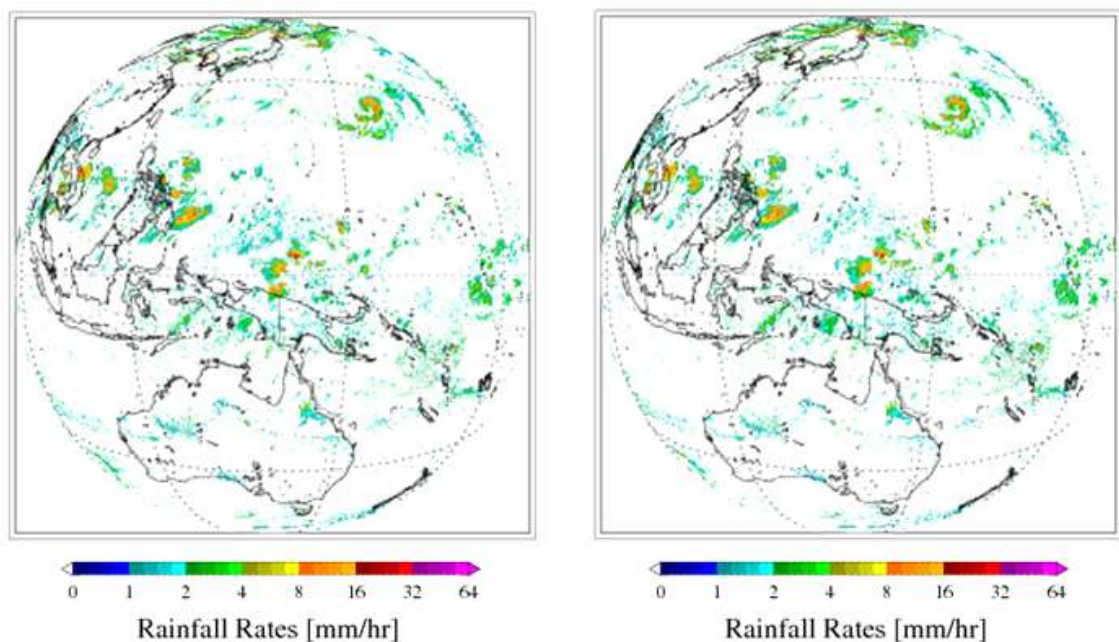


그림 5 AMI 잠재강우량 산출 알고리즘 입력 자료 예시(2017년 7월 24일 18시 50분(좌측)과 19시 00분(우측) UTC)

또한 강우확률 알고리즘은 18개의 매 10분 단위 잠재강우량 자료를 사용 한다(그림 6). 산출된 잠재강우량과 강우확률 자료는 실제 AMI 3시간 누적강우량을 비교하여 외삽관점의 정확도를 검증한다.

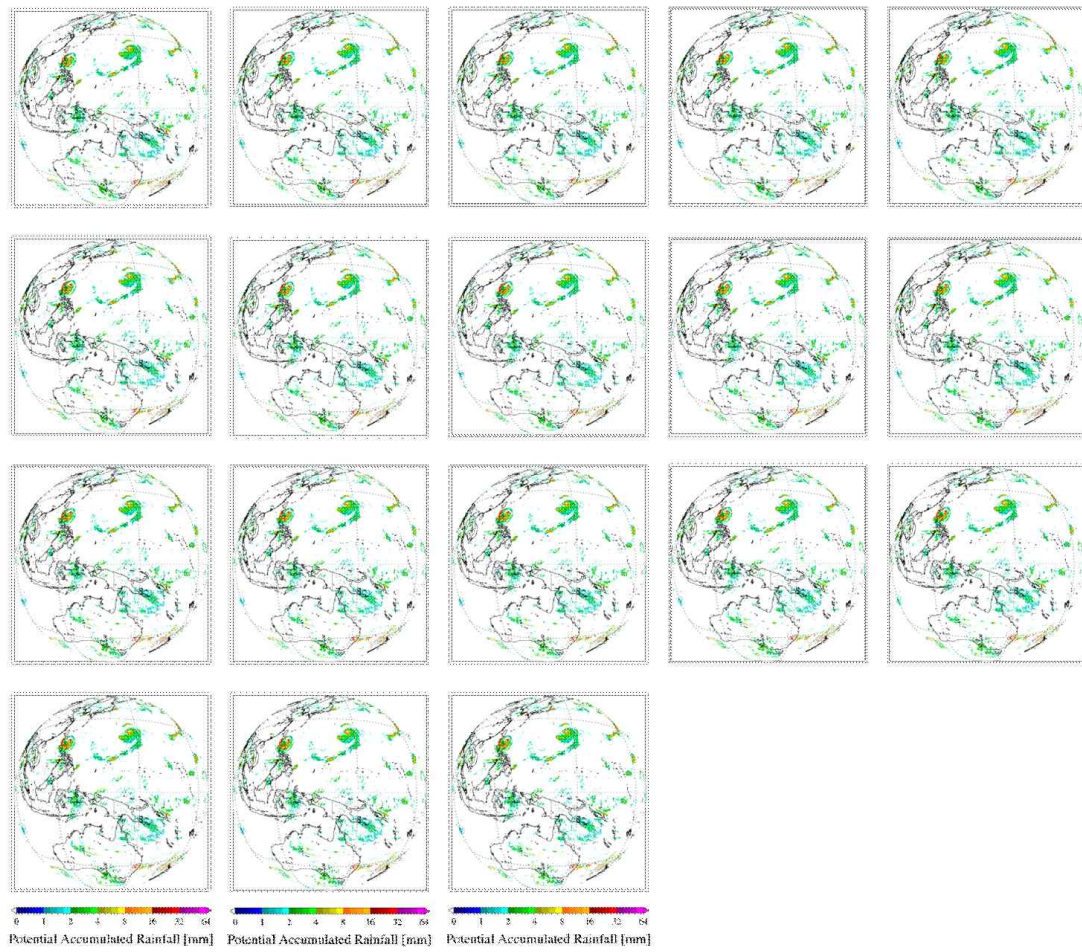


그림 6 AMI 강우확률 알고리즘 입력 자료 예시(2017년 7월 24일 19시 10분 ~ 21시 00분 UTC)

3.2. 검증방법

AMI 잠재강우량 산출물은 AMI 강우강도 검증과 유사하게, 정량적인 정확성을 검사하는 스칼라 정확도 검사지표와 화소 구분의 정확성을 검사하는 카테고리 정확도 검사지표를 사용하여 산출된 잠재강우량을 검증한다. 스칼라 정확도 검사지표에는 상관계수(correlation coefficient, Corr), 편차(bias) 및 평방근 오차(root mean square error, RMSE)가 활용되며, 카테고리 정확도 검사지표에는 탐지율(probability of detection, POD), 가탐지율(false alarm rate, FAR)과 Heidke Skill Score (HSS)가 포함된다. 산출된 AMI 강우확률은 AMI 3시간 누적강우량의 유무 여부로 검증하였다. 검증대상인 AMI 3시간 누적강우량이 1 mm 이상인 경우에는 100 %로, 그렇지 않은 경우에는 0 %로 강우확률을 설정하여 개발된 강우확률 알고리즘 산출물과 비교된다.

3.3. 검증결과

3.3.1. 잠재강우량 검증결과

2017년 7월 강수사례(2017년 7월 24일, 25일, 28일, 29일, 30일)에서 산출된 AMI 잠재강우량을 실제 AMI 3시간 누적강우량과 비교하였다. 산출된 AMI 잠재강우량과 AMI 3시간 누적강우량 간의 산점도를 그림 7에 나타내었다. 또한 표 6에 스칼라 및 카테고리 정확도 검사 결과를 제시하였다. 본 알고리즘의 목표정확도는 AMI 3시간 누적강우량과 비교하여 편차 5 mm 이하로 설정되었다. 산출된 잠재강우량의 편차는 -0.153에서 0.460 mm 사이에 분포하고 있으며, 여섯 강수사례의 평균 편차는 0.167 mm 로 목표정확도를 달성하였다. 산출된 잠재강우량을 AMI 3시간 누적강우량과 비교했을 때 0.641에서 0.754 사이의 상관관계를 보였다(표 6).

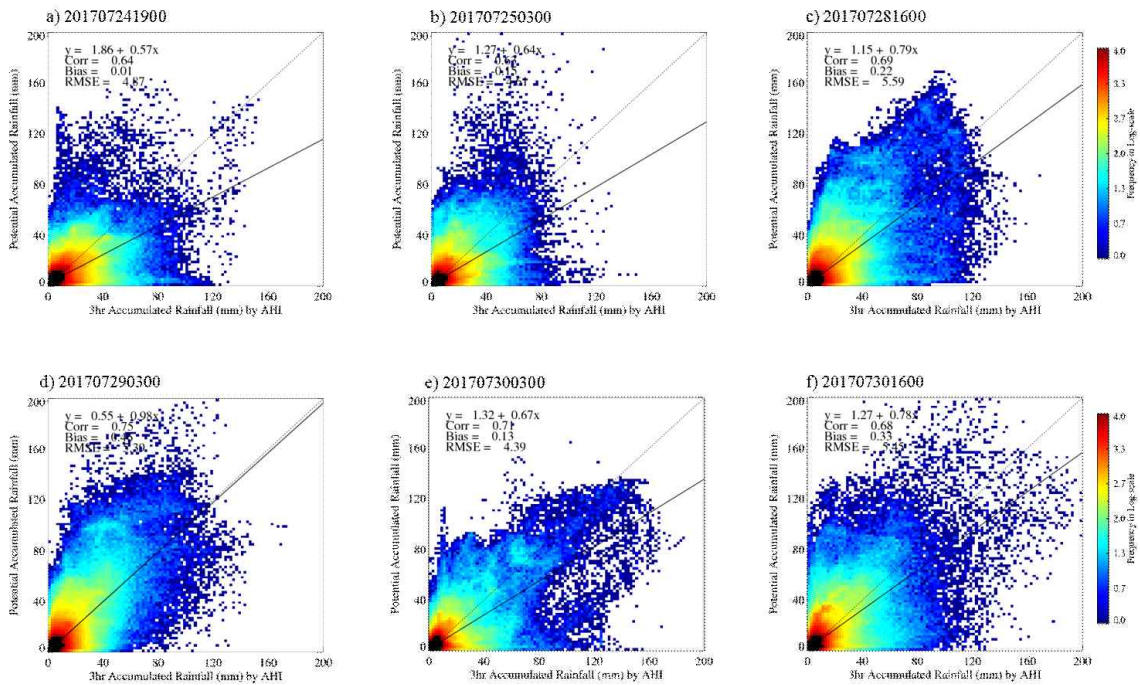


그림 7 2017년 7월 강수사례(2017년 7월 24일 19시, 2017년 7월 25일 03시, 2017년 7월 28일 16시, 2017년 7월 29일 03시, 2017년 7월 30일 03시, 2017년 7월 30일 16시)에서 산출된 AMI 잠재강우량과 AMI 3시간 누적강우량 사이의 밀도산점도

표 6 AMI 잠재강우량 알고리즘 산출 결과와 AMI 3시간 누적강우량 검증결과

Type Case	Scalar Accuracy Measure			Categorical Accuracy Measure		
	Corr	Bias (mm)	RMSE (mm)	POD	FAR	HSS
2017.07.24. 19:00~22:00	0.641	0.009	4.867	0.717	0.290	0.636
2017.07.25. 03:00~06:00	0.630	-0.153	4.609	0.659	0.292	0.606
2017.07.28. 16:00~19:00	0.699	0.218	5.584	0.702	0.290	0.621
2017.07.29. 03:00~06:00	0.754	0.460	5.385	0.726	0.258	0.665
2017.07.30. 03:00~06:00	0.714	0.133	4.390	0.703	0.279	0.641
2017.07.30. 16:00~19:00	0.684	0.334	5.442	0.713	0.284	0.637
Average	0.687	0.167	5.046	0.703	0.282	0.634

예측 시간(lead time)에 따른 알고리즘의 정확도를 살펴보기 위해 한 시간 간격의 잠재강우량과 누적강우량을 비교하였다. 그림 8은 총 6개 사례를 합하여, 한 시간 간격의 검증결과를 나타낸다. 예상대로 예측 시간이 길어질수록 상관관계가 감소하고, 편차는 증가하는 경향을 보이고 있다. 즉, 알고리즘의 정확도는 예측 시간이 증가함에 따라 감소하였다. 이처럼 잠재강우량의 정확도가 예측 시간이 길어지면서 감소하는 것은 외삽법 기반 통계적 강수 예측방법의 특징이다. 산출된 잠재강우량의 예측 시간별 통계적 검증결과를 표 7에 나타내었다. 또한 예측 시간이 길어짐에 따라 잠재강우량의 탐지율이 감소하였다(그림 9).

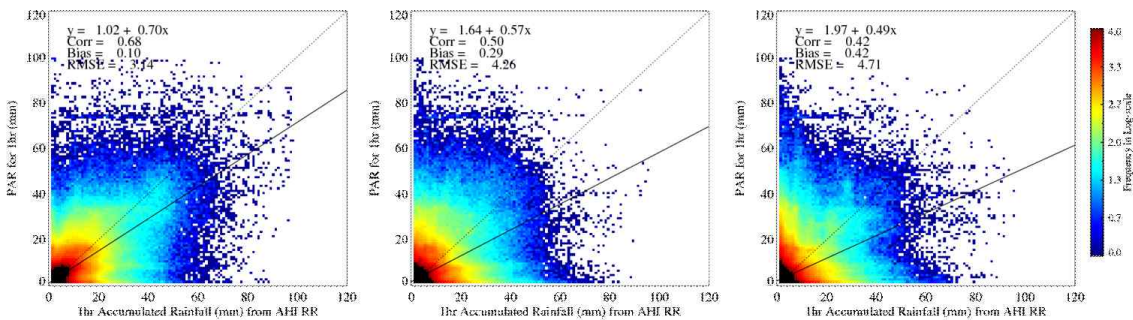


그림 8 예측 시각이 1시간(왼쪽 열), 2시간(가운데 열), 3시간(오른쪽 열) 일 때 AMI 잠재강우량과 AMI 1시간 누적강우량의 밀도산점도

표 7 AMI 잠재강우량 산출물의 예측 시간별 검증 결과

Forecasting lead time Type	Scalar Accuracy Measure			Categorical Accuracy Measure		
	Corr	Bias (mm)	RMSE (mm)	POD	FAR	HSS
0 ~ 1	0.678	0.102	3.145	0.766	0.199	0.644
1 ~ 2	0.497	0.292	4.257	0.694	0.277	0.518
2 ~ 3	0.419	0.421	4.714	0.654	0.316	0.453

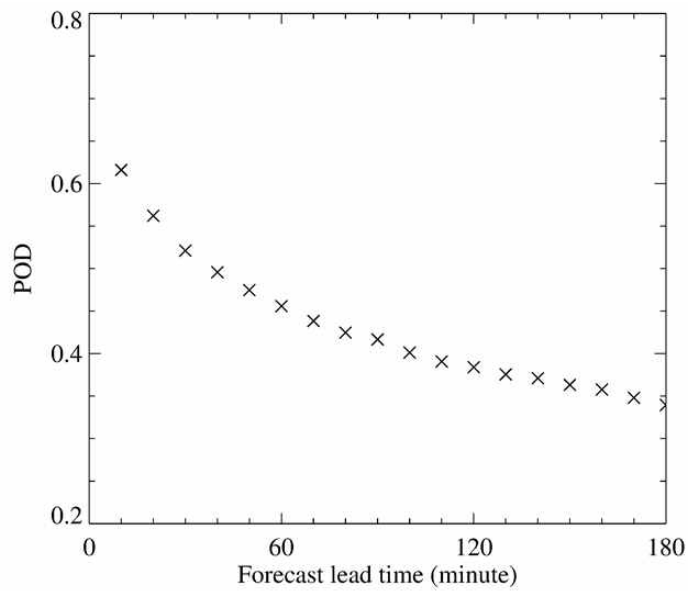


그림 9 AMI 잠재강우량 산출물의 예측 시간별 탐지율

2017년 7월 24일과 29일 강수사례에서 산출된 AMI 잠재강우량과 AMI 3시간 누적강우량을 그림 10에 나타내었다. 해당 강수사례에서 편차는 0.009와 0.460 mm 이었으며, 실제 AMI 3시간 누적강우량에서 나타난 강우의 형태가 산출된 잠재강우량에서도 매우 유사하게 제시되고 있다.

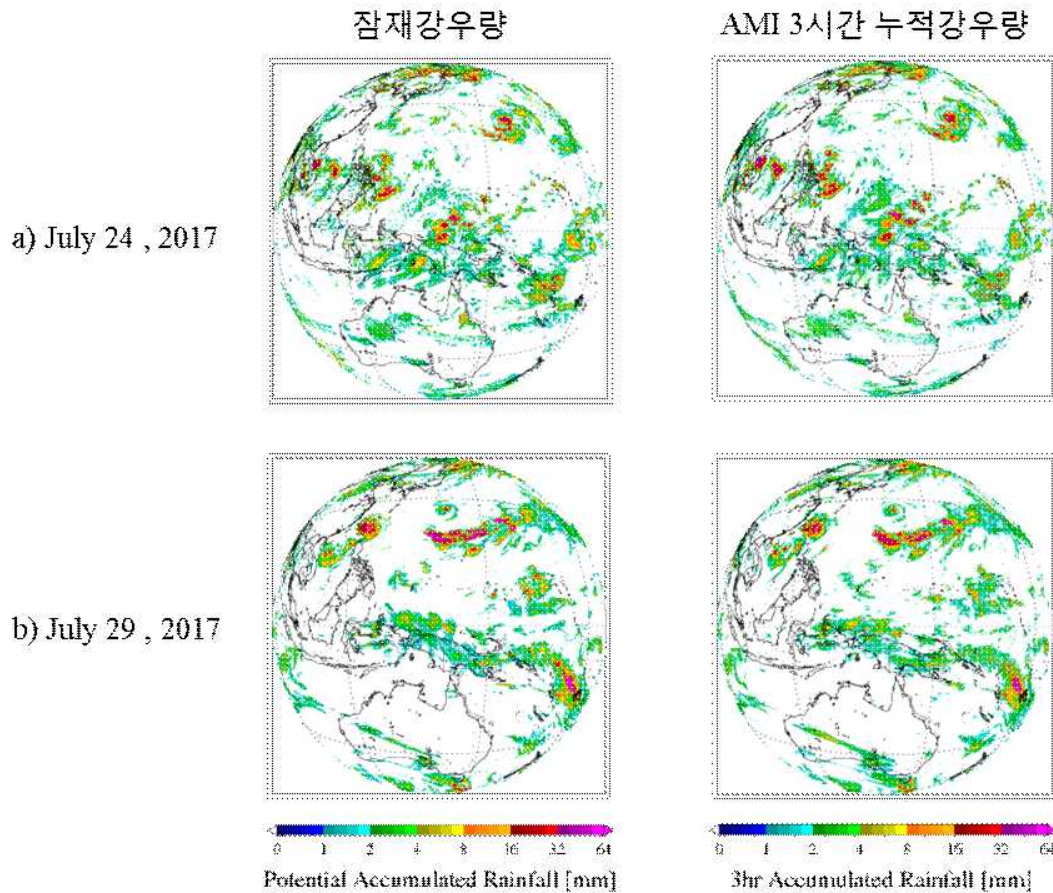


그림 10 a) 2017년 7월 24일 19시, b) 2017년 7월 29일 03시 강수사례에서 산출된 잠재강우량(왼쪽 열)과 AMI 3시간 누적강우량(오른쪽 열)

3.3.2. 강우확률 검증결과

산출된 강우확률은 AMI 3시간 누적강우량의 유무 여부로 검증하였다. 검증대상인 AMI 3시간 누적강우량이 1 mm 이상인 경우에는 100 %로, 그렇지 않은 경우에는 0 %로 강우확률을 설정하여 개발된 강우확률 알고리즘 산출물과 비교하였다. 2017년 7월 강수사례(2017년 7월 24일, 25일, 28일, 29일, 30일)에서 AMI 강우확률 알고리즘 산출물 검증결과를 표 8에 나타내었다. 본 알고리즘의 목표정확도는 AMI 3시간 누적강우량과 비교했을 때 편차 25 % 이하로 설정되었다. 여섯 강수사례에서 평균 편차는 -10.68 %로서 목표정확도를 만족하였다. 또한 여섯 강수사례의 편차는 -10.20에서 -12.18 % 사이에 분포하고 있어 목표정확도를 벗어난 강수사례는 없었다(표 8).

표 8 2017년 7월 강수사례에서 AMI 강우확률 알고리즘 산출 결과와 AMI 3시간 누적강우량 검증결과

Type Case	Scalar Accuracy Measures			Categorical Accuracy Measures		
	Corr	Bias (%)	RMSE (%)	POD	FAR	HSS
2017.07.24. 19:00~22:00	0.627	-10.200	41.058	0.510	0.191	0.552
2017.07.25. 03:00~06:00	0.509	-12.176	41.404	0.446	0.174	0.510
2017.07.28. 16:00~19:00	0.562	-10.563	41.854	0.524	0.184	0.560
2017.07.29. 03:00~06:00	0.566	-10.275	39.569	0.523	0.159	0.578
2017.07.30. 03:00~06:00	0.537	-10.500	39.933	0.491	0.176	0.548
2017.07.30. 16:00~19:00	0.634	-10.347	40.776	0.514	0.180	0.560
Average	0.573	-10.677	40.766	0.501	0.177	0.551

2017년 7월 24일과 30일 강수사례에서 산출된 AMI 강우확률과 AMI 3시간 누적강우량을 그림 11에 나타내었다. 산출된 강우확률이 50 % 이상인 영역, 즉 강우가 나타날 확률이 높은 영역만 그림 11에 나타내었다. 산출된 강우확률이 50 % 이상인 영역과 실제로 AMI 3시간 누적강우량이 나타난 영역이 잘 일치하고 있다.

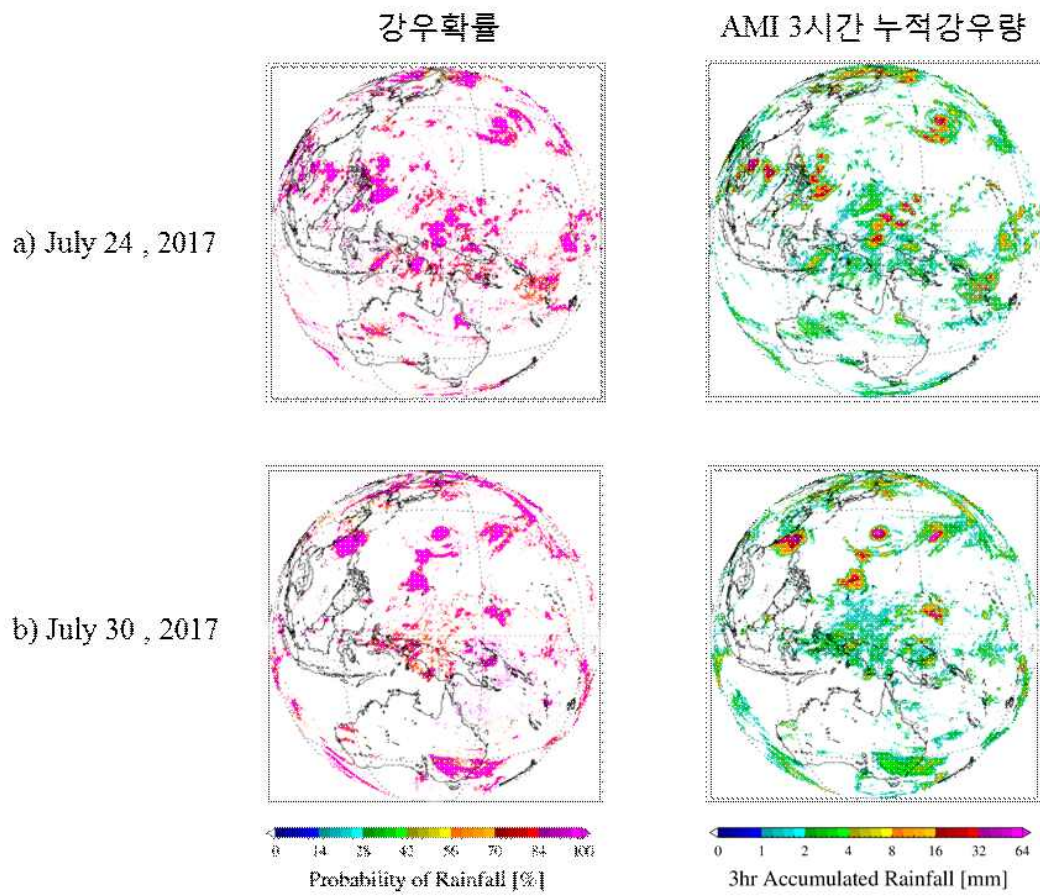


그림 11 a) 2017년 7월 24일 19시, b) 2017년 7월 30일 16시 강수사례에서 산출된 강우확률(왼쪽 열)과 AMI 3시간 누적강우량(오른쪽 열)

4. 현업운영 시 고려사항

4.1. 수치계산 고려사항

AMI 잠재강우량 알고리즘을 실행하기 위해서는 연속된 2개의 시점에서 AMI 강우강도 산출물이 입력 자료로 요구된다. 또한 AMI 강우확률 알고리즘의 입력 자료로는 잠재강우량 알고리즘에서 생산한 3시간 동안 매 10분 단위 잠재강우량정보가 사용된다. 입력자료 중 일부가 없다면 초단기 강수예측자료는 산출되지 않는다.

4.2. 프로그래밍 및 절차상의 고려사항

AMI 잠재강우량 및 강우확률 알고리즘은 포트란 90으로 작성되었으며 ifort 포트란 컴파일러에서 최적화되었다. AMI 강우확률 알고리즘은 잠재강우량 알고리즘의 산출물을 입력 자료로 사용하므로 잠재강우량 알고리즘이 강우확률 알고리즘 보다 선행되어야 한다.

4.3. 품질평가 및 진단

AMI 초단기강수 예측자료는 입력 자료인 AMI 강우강도 알고리즘으로부터 산출된 강우강도 자료를 기반으로 생산된다. 이에 따라 예측된 잠재강우량과 강우확률의 정확도는 강우강도자료와 밀접한 관계를 가지고 있다.

4.4. 예외사항 처리

AMI 잠재강우량 알고리즘의 입력 자료인 AMI 강우강도가 결측값(missing value)인 경우에 0 mm/h 로 변환하여 처리하였다.

4.5. 검증 알고리즘

AMI 초단기 강수예측 알고리즘의 검증자료로 AMI 3시간 누적강우량이 사용된다. 검증 알고리즘에서는 AMI 강우강도 자료를 이용하여 AMI 3시간 누적강우량을 계산하는데, 이때 3시간 동안의 18개 강우강도자료가 모두 존재해야만 검증 알고리즘이 실행된다.

5. 가정 및 제한

5.1. 성능

초단기 예측시간이 길어질수록 잠재강우량 알고리즘의 정확도는 감소할 수 있다. 또한 시작시각과 예측시각 내 강우의 돌발 발달과 소멸이 발생 할 경우 누적강우량을 각각 과소 혹은 과대 모의 할 수 있다. AMI 강우확률 알고리즘은 AMI 잠재강우량 알고리즘에서 생산되는 10분 단위 잠재강우량 자료를 입력 자료로 사용하여 강우확률 산출물의 정확도는 잠재강우량 알고리즘의 정확도와 연관되어 있다.

5.2. 예상 센서성능

AMI 잠재강우량 알고리즘의 성능은 입력 자료인 AMI 강우강도 알고리즘 산출물의 정확도와 밀접한 연관이 있다. AMI 강우확률 알고리즘은 AMI 잠재강우량 알고리즘의 산출물을 입력 자료로 사용하기 때문에 AMI 강우확률 알고리즘의 성능은 잠재강우량 알고리즘의 성능과 연관되어 있다.

5.3. 개선을 위한 사전계획

AMI 잠재강우량 알고리즘은 강우특징이 소멸하는 단계인지, 발달하는 단계인지를 고려할 수 있다면 산출물의 정확도가 향상될 것이다. 그리고 입력자료인 AMI 강우강도 산출물 중 강수의 유형에 대한 정보를 이용하여 강우특징 추적을 최적화할 수 있다.

6. 참고문헌

- Browning, K. A., 1980: Local weather forecasting, Proceedings of the Royal Society of London Series A, 371, 179–211.
- Cuo, L., T. C. Pagano and Q. J. Wang, 2011: A review of quantitative precipitation forecasts and their use in short- to medium-range streamflow forecasting. *J. Hydrometeorol.*, 12, 713–728.
- Dixon, M., and G. Wiener, 1993: TITAN: Thunderstorm Identification, Tracking, Analysis, and Nowcasting—A radar-based methodology. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 10, 785–797.
- Germann, U., and I. Zawadzki, 2002: Scale-dependence of the predictability of precipitation from continental radar images. Part I: Description of the methodology. *Mon. Wea. Rev.*, 130, 2859–2873.
- Glahn, H. R., and D. A. Lowry, 1972: The use of Model Output Statistics (MOS) in objective weather forecasting. *J. Appl. Meteor.*, 11, 1203–1211.
- Hong, S., D.-B. Shin, B. Park, and D. So, 2016: Development of prototype algorithms for quantitative precipitation nowcasts from AMI onboard the GEO-KOMPSAT-2A satellite. *IEEE T. Geosci. Remote.*, 54, 7149–7156.
- Johnson, J. T., P. L. MacKeen, A. Witt, E. D. Mitchell, G. J. Stumpf, M. D. Eilts, and K. W. Thomas, 1998: The storm cell identification and tracking algorithm: An enhanced WSR-88D algorithm. *Wea. Forecasting*, 13, 263–276.
- Klein, W. H., 1971: Computer prediction of precipitation probabilities in the United States. *J. Appl. Meteor.*, 10, 903–915.
- Lin, C., S. Vasic, A. Kilambi, B. Turner and I. Zawadzki, 2005: Precipitation forecast skill of numerical weather prediction models and

radar nowcasts. Geophys. Res. Lett., 32, L14801,
doi:10.1029/2005GL023451.

Panofsky, H. A. and G. W. Brier, 1958: Some Applications of Statistics to Meteorology, Pennsylvania State University, 1st ed.

Van Horne, M. P., E. R. Vivoni, D. Entekhabi, R. N. Hoffman, and C. Grassotti, 2006: Evaluating the effects of image filtering in short-term radar rainfall forecasting for hydrological applications. Meteor. Appl., 13, 289–303.

Wang, G., W.-K. Wong, Y. Hong, L. Liu, J. Dong and M. Xue, 2015: Improvement of forecast skill for severe weather by merging radar-based extrapolation and storm-scale NWP corrected forecast. Atmos. Res., 154, 14–24.

Yonsei University, 2019: GEO-KOMPSAT-2A Algorithm Theoretical Basis Document for Rainfall Rate: version 1.0.

Zahraei, A., K.-L. Hsu, S. Sorooshian, J. J. Gourley, V. Lakshmanan, Y. Hong and T. Bellerby, 2012: Quantitative precipitation nowcasting: A Lagrangian pixel-based approach. Atmos. Res., 118, 418–434.