

정량적 강우강도 정확도 향상을 위한 단일편파와 이중편파레이더 강수량 합성

이재경* · 김지현 · 박혜숙 · 석미경

기상청 기상레이더센터

(접수일: 2014년 5월 13일, 게재확정일: 2014년 8월 27일)

Merging Radar Rainfalls of Single and Dual-polarization Radar to Improve the Accuracy of Quantitative Precipitation Estimation

Jae-Kyoung Lee*, Ji-Hyeon Kim, Hye-Sook Park, and Mi-Kyung Suk

Korea Meteorological Administration Weather Radar Center, Seoul, Korea

(Manuscript received 13 May 2014; accepted 27 August 2014)

Abstract The limits of S-band dual-polarization radars in Korea are not reflected on the recent weather forecasts of Korea Meteorological Administration and furthermore, they are only utilized for rainfall estimations and hydrometeor classification researches. Therefore, this study applied four merging methods [SA (Simple Average), WA (Weighted Average), SSE (Sum of Squared Error), TV (Time-varying mergence)] to the QPE (Quantitative Precipitation Estimation) model [called RAR (Radar-AWS Rainfall) calculation system] using single-polarization radars and S-band dual-polarization radar in order to improve the accuracy of the rainfall estimation of the RAR calculation system. As a result, the merging results of the WA and SSE methods, which are assigned different weights due to the accuracy of the individual model, performed better than the popular merging method, the SA (Simple Average) method. In particular, the results of TVWA (Time-Varying WA) and TVSSE (Time-Varying SSE), which were weighted differently due to the time-varying model error and standard deviation, were superior to the WA and SSE. Among of all the merging methods, the accuracy of the TVWA merging results showed the best performance. Therefore, merging the rainfalls from the RAR calculation system and S-band dual-polarization radar using the merging method proposed by this study enables to improve the accuracy of the quantitative rainfall estimation of the RAR calculation system. Moreover, this study is worthy of the fundamental research on the active utilization of dual-polarization radar for weather forecasts.

Key words: Merging method, radar-AWS rainrate calculation system, S-band dual-polarization radar, radar precipitation estimation

1. 서 론

우리나라는 계절적 특징과 지형적 영향으로 인하여

여름철에 연평균 70% 이상의 강수가 집중되며, 일기의 변화가 매우 심하다. 또한 여름철 국지적 호우발생 빈도와 강우강도의 증가로 돌발홍수 발생가능성도 커짐에 따라 사회경제적 피해까지 증대되고 있다. 특히 잦은 기상변화에 대한 관측의 필요성이 높아지면서 짧은 시간 안에 우리나라 전역과 해상에 대한 시공간적 고분해능 자료 생산이 가능한 기상레이더의 역할이 증대되고 있다. 이를 위해 기상청에서는 레이

*Corresponding Author: Jae-Kyoung Lee, Weather Radar Center, Korea Meteorological Administration, 61 Yeouuidaebang-ro 16-gil, Dongjak-gu, Seoul 156-720, Korea.
Phone : +82-2-2181-0877, Fax : +82-2-833-0429
E-mail : tomyroom@korea.kr

더에서 관측되는 반사도(reflectivity, Z)와 강우강도(rainrate, R)의 관계식을 각각의 강수현상에 적합하도록 Z - R 관계식의 매개변수를 자동적으로 추정하여, 실시간으로 강수량 추정이 가능한 정량적 강수량 추정(Quantitative Precipitation Estimation, QPE) 모형을 운영하고 있으며, 이 모형은 11개의 단일편파레이더를 기반으로 하고 있다. 최근 세계적으로 현업용 기상레이더가 단일편파레이더에서 이중편파레이더(dual-polarization radar)로 교체 운영되고 있는 추세이며, 이중편파레이더 자료의 활용성이 증대하면서 이를 이용한 정량적 강수량 추정 연구가 많이 수행되고 있다(Vulpiani *et al.*, 2009; Oh *et al.*, 2010; Cifelli *et al.*, 2011; Kang *et al.*, 2011; Kwon *et al.*, 2011). 특히, 이중편파레이더에서 얻어지는 반사도(reflectivity, Z_H), 차등반사도(differential reflectivity, Z_{DR}), 차등위상차(differential phase, Φ_{DP}), 비차등위상차(specific differential phase, K_{DP})와 같은 관측변수를 이용하면 강수입자분포의 특성을 반영할 수 있어, 단일편파레이더와 비교하여 보다 정확한 강수량 추정이 가능하다(Marzano, 2007; Dolan and Rutledge, 2009; Heo *et al.*, 2012; Kang *et al.*, 2012).

우리나라에서는 국토교통부에서 2009년 도입을 시작으로 운영중인 비슬산과 소백산에 위치한 S밴드 이중편파레이더가 있으며, 이러한 관측자료는 정량적 강수량 추정 및 강수형태분류 연구에 중점적으로 활용되는 한계점이 있다. 또한 기상청에서 2018년까지 단계적으로 단일편파레이더를 이중편파레이더로 교체를 추진하는 동안 국토교통부와 기상청에서 운영하는 레이더는 단일편파와 이중편파가 혼재되어 운영될 수밖에 없는 상황이다.

따라서 본 연구의 목적은 단일편파레이더 기반 QPE 모형의 강수량 추정 정확도 향상을 위해 단일편파레이더 기반 QPE 모형 추정 강수량과 이중편파레이더 추정 강수량을 다양한 합성기법에 적용하고, 합성된 강수량의 정확도 향상 여부를 검토하고자 한다. 본 논문의 2장에서는 단일편파레이더와 이중편파레이더 추정 강수량을 합성할 수 있는 다양한 합성방법을 살펴 보았다. 3장에서는 현재 기상청에서 운영중인 QPE 모형에 대해 서술하고 단일과 이중편파레이더 산출 강수량을 여러 합성방법들에 적용하여 합성방법별 강수량 정확도를 비교하고 검토하였다. 또한 위 결과들을 바탕으로 현재 운영 중인 QPE 모형에 적합한 합성방법을 제시하였다. 마지막으로 4장에서는 논문의 결론에 대하여 서술하였다.

2. 합성방법

일반적으로 기상모형에 있어서 특정한 모형이 다른

한국기상학회 대기 제24권 3호 (2014)

모형에 비해 항상 뛰어난 것은 아니며, 각 모형들의 장단점을 반영하여 모형결과를 합성한다면 더 나은 결과를 얻을 수 있다(Clemen *et al.*, 1995). 둘 혹은 그 이상의 모형결과를 합성하기 위한 기본식은 동일한 공간적·시간적 대상(지역)에 적용된 여러 모의 결과들은 식 (1)과 같이 가중값을 이용하여 결합할 수 있다(McLeod *et al.*, 1987). 실제 기상분야에서 모형 혹은 그 결과(기상변수)에 대한 합성방법을 적용하는 사례가 증가하고 있으며, 각각 다른 기상모형과 합성방법으로 생산된 결과를 산술평균하는 multi-model 앙상블 예측과 각 모형의 과거 모의정확도에 근거한 가중값 추정 후 이를 이용하여 가중평균 하는 multi-model super 앙상블 예측이 활발히 적용되고 있다(Krishnamurti *et al.*, 2000; Rajagopalan *et al.*, 2002; Kim *et al.*, 2004, Georgakakos *et al.*, 2004). 특히, 레이더 기반 추정 강수량을 합성방법에 활용한 사례는 레이더 추정 강수와 지상 관측 강수와와의 합성연구(Goudenhoofd and Delobbe, 2009; Pettazi and Salson, 2012; Martens *et al.*, 2013)가 다소 진행되었으나 레이더 산출 강수 간의 합성에 대한 연구사례는 적다.

$$R_{t,c} = \sum_{i=1}^n w_i R_{t,i} \quad (1)$$

여기서 w_i 는 각 모형 혹은 모형결과별 가중값, $R_{t,i}$ 는 합성시점 t 에서 모형 i 의 결과값, n 은 합성하기 위한 모형(결과) 수, $R_{t,c}$ 는 합성시점 t 에서의 합성된 결과(R_c)이다.

2.1 단순평균 방법과 최대값 방법

가장 간단한 합성방법은 모든 모형 혹은 모형결과에 동등한 가중값을 부여하는 단순평균(Simple Average, SA) 방법이다. 이 방법은 식 (1)의 가중치 w_i 는 $1/n$ 로 동일한 가중치를 가지게 된다. 다음으로 본 연구에서 합성한 방법은 주어진 모형 중 가장 최대값(Maximum Value, MV)을 선정하는 방법이며, 식 (2)와 같다.

$$R_{t,c} = \text{Max}(R_{t,i}). \quad (2)$$

2.2 가중평균 방법

각 모형결과의 오차에 대한 통계적 특성을 파악하고 이를 가중값에 반영한다면 더 우수한 합성결과를 얻을 수 있다. 이러한 오차의 통계적 특성에 따라 모형별로 다른 가중값을 부여하게 되는 방법을 가중평균(Weighted Average, WA) 방법이라 한다. 본 연구에서는 가중평균 방법 중 가장 대표적인 Variance-Covariance 방법(Bates and Granger, 1969)을 적용하였으며, 이 방법은 합성결과의 오차분산(variance of error, σ_c^2)이 최소가 되도록 두 개의 불편모의결과(unbiased

simulated result)를 합성하는 방법이다. 식 (3a)와 (3b)와 같이 R_1 과 R_2 두 기상모형이 임의의 t 시간에 실측값 R_t 를 나타낸다고 가정하자. 두 모형은 가중값(w_1 와 w_2)으로 결합하면 식 (3c)와 같이 나타낼 수 있다.

$$R_t = R_{t,1} + e_{t,1}, \tag{3a}$$

$$R_t = R_{t,2} + e_{t,2}, \tag{3b}$$

$$R_{t,c} = w_1 R_{t,1} + w_2 e_{t,2}. \tag{3c}$$

이에 대한 결합에 의한 오차분산은 다음과 같이 유도할 수 있다.

$$\begin{aligned} \sigma_c^2 &= E(R_t - R_{t,c})^2 \\ &= E[w_1 E_{t,1} + (1 - w_1) e_{t,2}]^2 \\ &= w_1^2 \sigma_1^2 + 2w_1(1 - w_1)\sigma_{12} + (1 - w_1)^2 \sigma_2^2 \\ &= w_1^2(\sigma_1^2 + \sigma_2^2 - 2\sigma_{12}) - 2w_1(\sigma_2^2 - \sigma_{12}) + \sigma_2^2. \end{aligned} \tag{4}$$

식 (4)에서 σ_c^2 를 최소가 되는 각 모형에 대한 가중값을 추정하면 식 (5)와 같다(Jeong *et al.*, 2009).

$$w_1 = \frac{\sigma_2^2 - \sigma_{12}}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 - 2\sigma_{12}}, \quad w_2 = \frac{\sigma_1^2 - \sigma_{12}}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 - 2\sigma_{12}}, \tag{5}$$

여기서 σ_c^2 는 합성결과의 오차분산, σ_1^2 은 모형 R_1 의 오차분산($= E(e_1^2)$), σ_2^2 은 모형 R_2 의 오차분산($= E(e_2^2)$), σ_{12} 는 모형 R_1 과 R_2 의 공분산($= E(e_1, e_2)$)이며, 두 가중값의 합은 1이다.

2.3 제곱근오차합 방법

제곱근오차합(Sum of Squared Error, SSE) 방법은 각 모형의 결과오차 분산의 역수에 비례하도록 모형의 가중값을 추정하는 방법으로서 두 모형의 합성을 위한 가중치는 식 (6)과 같다(Jeong *et al.*, 2009).

$$w_1 = \frac{1/\sigma_1^2}{1/\sigma_1^2 + 1/\sigma_2^2} = \frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}, \quad w_2 = \frac{\sigma_1^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}. \tag{6}$$

제곱근오차합 방법의 가중치는 가중평균 방법의 가중치에서 모형 R_1 과 R_2 의 공분산인 σ_{12} 를 제외하면 동일하다는 것을 알 수 있다.

2.4 시간변동 합성 방법

앞서 살펴본 모든 합성방법은 과거 일정기간 동안의 자료를 이용하여 가중치를 추정하게 되며, 시간이 지나도 동일한 가중값을 가지게 된다. 하지만 시간에 따라 모든 자료는 시시각각 변하게 되며, 이에 따른 각 모형결과의 정확도도 변할 수 있다. 따라서 합성시점이 변함에 따라 각 모형에 대한 가중치도 변하는 시간변동 합성(Time-Varying merge, TV) 방법을 이

용한다면 시간 변동을 고려하는 합성결과를 산출할 수 있다.

본 연구에서는 시간변동에 따른 합성가중값을 추정하는 다양한 방법 중 Granger and Newbold (1977)가 제안한 시간변동 제곱근오차합 방법(Time-Varying SSE, TVSSE)에서 각 모형의 오차분산을 구하는 방법을 살펴보면 식 (7)과 같다.

$$\hat{\sigma}_1^2 = \sum_{s=t-v}^{t-1} (e_{s,1})^2, \tag{7}$$

여기서 v 는 반영할 관측오차 범위를 나타낸다. 예를 들어 현시점 t 에서 과거 5개의 오차를 반영하고자 하면 $v=5$ 가 되며, 이 범위는 경험적으로 결정된다. 마지막으로 본 연구에서는 시간변동 합성방법에 가중평균방법을 결합하는 시간변동 가중평균(Time-Varying WA, TVWA) 방법도 적용하였다.

3. 단일편파와 이중편파레이더의 강우강도 합성

3.1 단일편파레이더기반 정량적 강수량 추정 모형을 활용한 강수량 산출

본 연구에서 적용한 단일편파레이더 기반 QPE 모형은 기상청에서 현업운영 중인 Radar-AWS Rainfall 산출 시스템(이하 RAR 시스템)이다. RAR 시스템은 기상청의 11개 단일편파레이더를 기반으로 운영되며, 레이더 반사도 산출, AWS 강우강도 변환, Z-R 관계식 산출 등 여러 단계를 수행하여 최종적으로 범정부적 레이더 합성우량을 생성한다. RAR 시스템은 실시간 강우강도 산정을 위하여 10분 단위 레이더 사이트별 반사도와 시간당 우량계 관측 강우강도를 WPMM(Window Probability Matching Method) (Rosenfeld *et al.*, 1993)에 입력하여 Z-R 관계식의 매개변수를 결정한다. 추정된 Z-R 관계식을 이용하여 각 레이더 사이트별로 강우강도를 산정하고 이를 최종적으로 합성하여 한반도 강우장을 생성하게 된다. WPMM의 기본식은 다음과 같다.

$$\int_0^\infty f(Z_e) P_c(Z_e) dZ_e = \int_0^\infty R P_c(R) dR, \tag{8}$$

$$P_c(R) = P(R|R > R_T), \tag{9}$$

$$P_c(Z_e) = P(Z_e|Z_e > Z_{eT}), \tag{10}$$

여기서 Z_e 는 레이더 반사도, P_c 는 조건부 확률, R 은 강우강도, T 는 임계값을 나타낸다. 식 (9)와 (10)을 이용하여 식 (8)의 조건부 확률을 추정하며, 이에 대한 강우강도와 레이더 반사도의 임계값은 각각 0.1 mm hr⁻¹와 10 dBZ이다. 이 때 각 강수현상에 따른 Z-R 관

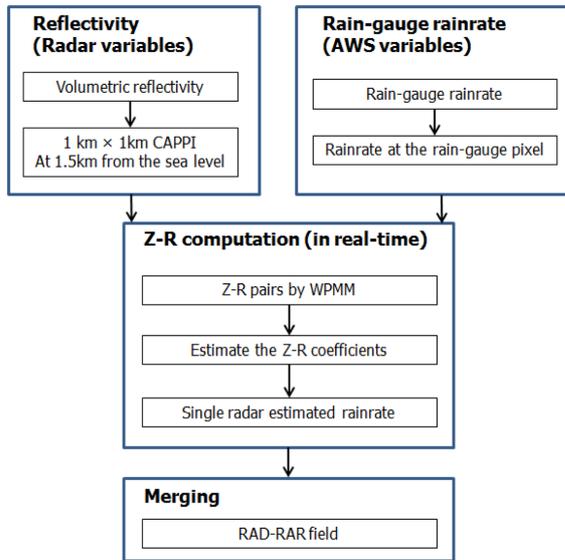


Fig. 1. Flowchart of the Radar-AWS Rainrate calculation system.

계식의 매개변수를 보다 정확하게 추정하기 위해서는 일정한 개수 이상의 강수와 반사도 자료가 확보되어야 하며, 그렇지 않을 경우 불확실한 Z-R 관계식의 매개변수가 추정될 수 있다. 이러한 문제점을 보완하기 위해 RAR 시스템에서는 각 레이더 사이트별로 100 km 이내 존재하는 유효 우량계 기준 개수를 선정하였다. 각 사이트별로 동일한 기준을 부여하기 위해 해당 지점 전체 우량계 중 유효우량계 개수가 30% 이상인 경우에 새로운 Z-R 관계식의 매개변수를 추정하도록 하였다(Korea Meteorological Administration, 2012). 만약 유효 우량계 개수가 30% 이하가 되면, $Z=200R^{1.6}$ (Marshall *et al.*, 1947)을 적용하도록 하였다. 마지막으로 각 레이더 사이트별로 강우강도가 산출되면 이를 하나의 전국 합성우량으로 생성하여야 한다. 레이더 사이트의 관측범위가 중첩되는 영역에 대한 합성방법에는 최대값(maximum value) 방법, 평균값(average value) 방법, 근거리(close range) 방법, 거리 가중(distance weighting) 방법이 있으며, 기상청 현업에서 적용하는 최대값 방법을 사용하였다(Korea Meteorological Administration, 2012). Figure 1은 RAR 시스템의 수행 흐름도이며, Fig. 2는 RAR 시스템에서 사용하는 11개 단일편파레이더의 위치와 관측반경을 나타낸다.

3.2 이중편파레이더를 활용한 강수량 산출

본 연구에 적용된 이중편파레이더는 2009년 국토교통부에서 도입한 비슬산에 위치한 S-밴드 이중편파

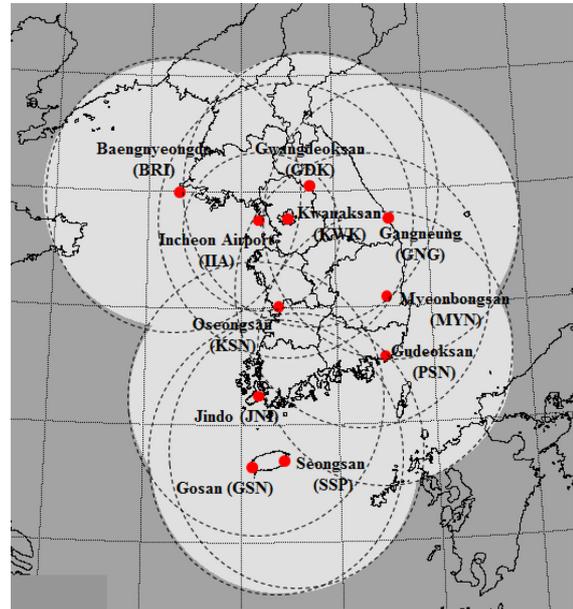


Fig. 2. Location and observation range of eleven operational weather radars in the RAR calculation system.

레이더이다. 강수량 추정을 위해 Bringi and Chandrasekar (2001)이 제안한 반사도와 차등반사도를 이용하는 강수량 산출식을 적용하였으며, 식은 다음과 같다.

$$R(Z_H, Z_{DR}) = 0.0067 \times (Z_H^{0.93}) \times (10^{(0.1 \times -3.43 \times Z_{DR})}), \quad (11)$$

여기서 Z_H 는 반사도($\text{mm}^6 \text{m}^{-3}$), Z_{DR} 는 차등반사도(dB), R 은 강우강도(mm hr^{-1})를 나타낸다. 지상관측된 강수량 자료와 단일 및 이중편파레이더로부터 추정된 강수량을 정량적으로 상호비교하기 위한 대상지점으로 비슬산 이중편파레이더 관측반경에 속한 대구 AWS 지점(위도: $38^\circ 87' 82''$ N, 경도: $128^\circ 65' 28''$ E)과 진주 AWS 지점(위도: $35^\circ 09' 02''$ N, 경도: $128^\circ 02' 02''$ E)을 선정하였다. 비슬산 이중편파레이더 강수량은 대구와 진주 AWS 지점을 중심으로 $25(5 \times 5)$ 개 격자의 반사도와 차등반사도를 추출하고 평균한 후, 식 (11)에 대입하여 추정하였다. RAR 시스템은 10분마다 결과를 산출하므로 AWS와 이중편파레이더 추정 강수량 모두 10분 강수량($\text{mm } 10\text{-min}^{-1}$)으로 변환하여 정확도를 검증하였다. 정확도 검증지표로 편차(Bias), 제곱근 오차(Root Mean Square Error, RMSE), 상관계수(correlation coefficient)를 이용하였다. 적용사례는 2012년 6월과 8월 여름철 강수량 사례 중 세 개의 사례를 선정하였으며, Table 1과 같다. 사례 2012630은 중부지역에 위치한 장마전선으로 우리나라 전역에 강수가

Table 1. Radar events for merging methods.

Event	Period	Type	AWS precipitation accumulation
20120630	0000~2400 LST	Changma front	Daegu: 29 mm hr ⁻¹ /Jinju: 20.5 mm hr ⁻¹
20120823	0000~2400 LST	Low pressure	Daegu: 146 mm hr ⁻¹ /Jinju: 70 mm hr ⁻¹
20120828	0000~2400 LST	Typhoon	Daegu: 21.5 mm hr ⁻¹ /Jinju: 48 mm hr ⁻¹

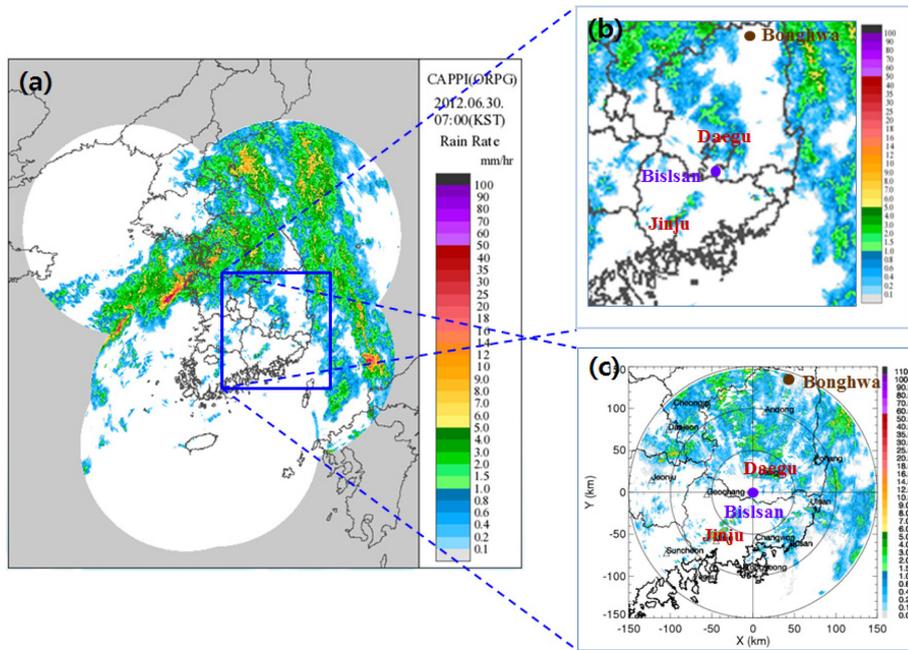


Fig. 3. Comparison of precipitation images in Event20120630 0700 LST (the rectangular represents the study area): (a) Precipitation image of the RAR calculation system in the Korean Peninsula; (b) Extended precipitation image of the study area in (a); (c) Location of the Bislsan dual-polarization radar & Daegu AWS station and precipitation image of the Bislsan dual-polarization radar.

발생한 사례이며, 사례 20120823은 기압골 영향으로 충청이남 전역에 강한 강수가 발생한 사례이다. 마지막으로 사례 20120828은 15호 태풍 불라벤이 제주도 남쪽해상으로부터 우리나라 서해상으로 지나가는 사례다.

Figure 3은 2012. 06. 30. 0700 LST (Local Standard Time)에 RAR 시스템과 비슬산 이중편파레이더에서 산출한 강수량 영상이다. Figure 3a는 우리나라 전역에 대한 RAR 시스템 합성 강수량 영상, Fig. 3b는 비슬산 이중편파레이더와 비교를 위해 Fig. 3a의 비슬산 인근 영역을 확대한 영상, Fig. 3c는 비슬산 이중편파레이더 강수량 영상이다. Figure 3b에서 경북지역(비슬산 이중편파레이더의 북동쪽)에 강수예코가 잘 나타나지 않으나 Fig. 3c에서는 전반적으로 강수예코가 관측되고 있다. 또한 대구 AWS 지역에서 Fig. 3b가 Fig. 3c보다 상대적으로 강한 강수예코를 나타내고 있어, 두 강수량 영상에 차이를 보였다. 또한 봉화

AWS 지점에서는 1시간 누적강수로 2 mm를 기록하고 있었으나 Fig. 3b에서는 강수예코가 존재하지 않고 Fig. 3c에서는 강수예코가 나타나고 있다. 이 결과는 단일편파레이더와 이중편파레이더 기반 추정 강수량을 합성하여 보다 정확한 강수량을 산출할 필요가 있음을 나타내는 단적인 예라 할 수 있다.

3.3 레이더 추정 강수의 합성

본 연구에서는 RAR 시스템과 비슬산 이중편파레이더에서 산출된 강수량을 단순평균(SA), 최대값(MV), 가중평균(WA), 제곱근오차합(SSE) 방법을 적용하여 합성하였으며, 이중 WA와 SSE는 자료기간을 고정하여 가중치를 추정하는 방법(이하 WA와 SSE)과 매 시각 새롭게 관측되는 자료를 업데이트하여 가중치를 추정하는 시간변동합성 방법(이하 TVWA와 TVSSE)으로 나누어 적용하였다.

Table 2. Application results in each merging method for all events.

(a) Daegu AWS station

Event	Merging method	Bias (mm 10-min ⁻¹)	RMSE (mm 10-min ⁻¹)	Correlation Coefficient
20120630	RAR	0.867	1.489	0.468
	MV	0.898	1.497	0.458
	SA	0.423	0.779	0.565
	WA	0.143	0.442	0.708
	SSE	0.139	0.458	0.710
	TVWA	0.141	0.419	0.718
	TVSSE	0.118	0.441	0.694
20120823	RAR	2.776	5.011	0.275
	MV	2.951	4.944	0.409
	SA	1.269	2.480	0.527
	WA	-0.317	1.315	0.786
	SSE	-0.219	1.236	0.803
	TVWA	0.241	1.038	0.836
	TVSSE	0.201	1.050	0.828
20120828	RAR	0.751	2.067	0.230
	MV	0.806	2.126	0.370
	SA	0.392	1.107	0.255
	WA	0.278	0.905	0.278
	SSE	0.284	0.919	0.278
	TVWA	0.211	0.618	0.332
	TVSSE	0.232	0.676	0.305

(b) Jinju AWS station

Event	Merging method	Bias (mm 10-min ⁻¹)	RMSE (mm 10-min ⁻¹)	Correlation Coefficient
20120630	RAR	0.066	0.376	0.717
	MV	0.111	0.348	0.872
	SA	0.006	0.228	0.903
	WA	-0.008	0.436	0.863
	SSE	0.046	0.294	0.863
	TVWA	-0.004	0.219	0.915
	TVSSE	-0.004	0.219	0.914
20120823	RAR	0.507	1.094	0.662
	MV	0.561	1.090	0.698
	SA	0.157	0.547	0.781
	WA	0.075	0.513	0.697
	SSE	0.134	0.562	0.770
	TVWA	0.039	0.447	0.816
	TVSSE	0.061	0.464	0.810
20120828	RAR	-0.142	0.650	0.310
	MV	0.210	0.558	0.585
	SA	-0.146	0.512	0.615
	WA	-0.357	0.934	0.497
	SSE	-0.149	0.533	0.222
	TVWA	-0.129	0.479	0.532
	TVSSE	-0.130	0.481	0.525

* MV: Maximum Value; SA: Simple Average; WA: Weighted Average; SSE: Sum of Squared Error; TVWA: Time-Varying Weighted Average; TVSSE: Time-Varying Sum of Squared Error.

** **Bold:** The best result in each accuracy measure.

합성방법별로 강수량 정확도를 평가하였으며, 결과는 Table 2와 같다. 대부분의 결과에서 합성된 단일/이중편파레이더 강수량이 RAR 시스템 추정 강수량 정확도보다 뛰어났으며(MV 방법 제외), 강수량이 누적될수록 강수량 추정 정확도의 향상 폭도 비례하는 특징을 보였다. 합성방법별로 결과를 보면, MV 합성 결과는 대구지점의 사례 20120823과 사례 20120828에서 상관계수를 제외한 Bias와 RMSE에서 RAR 추정 강수량보다 정확도가 낮았으며, 진주지점에서는 평균적으로 MV 합성결과가 RAR 시스템보다 정확도가 높았다. 반면에 SA 합성결과를 보면, 대구지점의 사례 20120630에서 Bias는 0.867에서 0.423 mm 10 min⁻¹, RMSE는 1.489에서 0.779 mm 10 min⁻¹, 상관계수는 0.468에서 0.565로 강수량 추정 정확도가 향상되었다. 마찬가지로 사례 20120823에서 RMSE는 5.011에서 2.480 mm 10 min⁻¹, 상관계수는 0.275에서 0.527로 개선 폭이 컸으며, 사례 20120828에서도 RMSE는 2.067에서 1.107 mm 10 min⁻¹, 상관계수는 0.230에서 0.255로 향상되었다. 진주지점에서도 동일하게 모든 사례에서 SA 합성결과의 RMSE와 상관계수가 MV 합성결과보다 개선되었다. 예를 들어, 사례 20120823에서 RMSE는 1.090에서 0.547 mm 10 min⁻¹, 상관계수는 0.698에서 0.781로 정확도가 증가하였다. 따라서 단순 평균하는 SA 합성방법의 강수량 정확도가 최대값만을 선택하는 MV 방법보다 우수하였다.

다음으로 WA와 SSE 합성결과를 보면, MV와 SA 합성방법보다 WA와 SSE 합성방법으로 합성한 경우에 강수량 추정 정확도가 개선되었다. 대구지점의 모든 사례 20120630, 20120823, 20120828에서 강수량 추정 정확도가 향상되었다. 예를 들어, 사례 20120630의 WA (SSE) 합성결과를 SA 결과와 비교하면, RMSE는 1.489에서 0.442 (0.458) mm 10 min⁻¹, 상관계수는 0.468에서 0.708 (0.710)로 개선 폭이 상당히 컸다. 하지만 진주지점에서 WA와 SSE 합성결과는 SA 합성결과보다 강수량 추정 정확도가 비슷하거나 오히려 낮은 사례(20120630, 20120828)도 발생하였다. 이는 진주지점에서 RAR 시스템과 비슬산 이중편파레이더 강수량이 과소추정되면서 정확도가 상대적으로 낮아졌기 때문이다. 이러한 결과는 모형의 과거 강수량 추정 정확도가 뛰어나면 모형마다 다른 가중값을 부여하는 WA와 SSE 합성결과가 MV나 SA 합성결과보다 우수하지만 모형의 정확도가 낮다면 SA 방법이 더 우수할 수 있음을 의미한다.

다음으로 TVWA와 TVSSE 합성결과를 RAR 시스템 결과와 비교해 보면, 대구지점의 사례 20120630에서 RMSE는 1.489에서 0.419 (TVWA)와 0.441 (TVSSE) mm 10 min⁻¹, 상관계수는 0.468에서 0.718 (TVWA)과 0.694 (TVSSE)로 나타나 강수량 추정 정확도가 개선

됨을 보였다. 사례 20120823에서는 RAR 시스템의 RMSE 기준 5.011에서 1.038 (TVWA)과 1.050 (TVSSE) mm 10 min⁻¹, 사례 20120828에서는 2.067에서 0.618 (TVWA)과 0.676 (TVSSE) mm 10 min⁻¹로 크게 개선되는 결과가 나타났다. 진주지점에서도 RAR 시스템의 RMSE 기준으로 사례별 0.376, 1.094, 0.650 mm 10 min⁻¹에서 각각 0.219 (TVWA)와 0.219 (TVSSE) mm 10 min⁻¹, 0.447 (TVWA)와 0.464 (TVSSE) mm 10 min⁻¹, 0.479 (TVWA)와 0.418 (TVSSE) mm 10 min⁻¹로 강수량 추정 정확도가 향상되었다. 특히, 앞서 살펴보았던 MV, SA, WA, SSE 합성결과의 강수량 정확도보다 TVWA와 TVSSE 합성결과 정확도가 큰 폭으로 증가하였다. 이는 모형결과를 단순평균하는 SA 합성방법과 과거 고정된 범위 내 자료의 오차를 이용하여 가중값을 구하는 WA와 SSE 합성방법보다 모형의 정확도 오차를 시간에 따라 새롭게 반영하여 가중값을 추정하는 TVWA와 TVSSE 합성방법이 강수량 합성에 가장 적합함을 의미한다.

다음으로 각 사례에 따른 합성방법별 강수량 시계열을 비교하였다. 우선 Fig. 4a의 대구지점 사례 20120630을 보면, 2000 LST에 가장 강한 강수가 발생하였다. 하지만 RAR 시스템의 강수량 과대추정(overestimation)에 의해 MV 합성결과도 관측 강수량에 비해 크게 나타나며, SA 합성방법이 앞선 두 결과보다 작으나 여전히 관측 강수량과 차이가 컸다. 반면 SSE, WA, TVSSE, TVWA 합성 강수량 시계열은 상대적으로 대구지점 관측 강수량과 비슷한 경향성을 나타냈으나, 부분적으로 크게 산출되었다. 사례 20120823 (Fig. 4b)는 강수발생이 0700~1000 LST에 집중되었으며, 사례 20120630과 동일하게 RAR 시스템 강수량, MV와 SA 합성결과가 상당히 과대추정되었다. 특히 대구지점에서 0600~0700 LST 동안 무강수로 관측되었으나 RAR 시스템의 강수량 과대추정으로 인하여 MV와 SA 합성결과까지 크게 산출되었으며, 그 원인은 RAR 시스템 내에서 반사도 관측에서의 오차, Z-R 관계식 매개변수 추정에서의 오차 등에 기인하는 것으로 판단된다. 이와 반대로 SSE와 WA 합성방법은 MV와 SA 합성방법에 비해 관측 강수 경향은 잘 나타내었으며, TVSSE와 TVWA 합성결과가 관측 강수량과 정량적으로 가장 가깝게 산출되어 정확도가 가장 높았다. 특히, 0600~0700 LST 강수량을 보면, RAR 시스템과 MV 및 SA 합성결과는 강수량을 과대추정하고 있으나 TVSSE와 TVWA 합성방법은 RAR 강수량 추정 정확도가 낮아짐에 따라 가중치를 낮게 하고 비슬산 이중편파레이더 추정 강수량의 가중치를 높여 합성 강수량을 산출함으로써 AWS 관측 강수량과 비슷한 결과를 나타냈다. 사례 20120828 (Fig. 4c: RAR와 MV 강수 시계열 제외)는 약한 강수

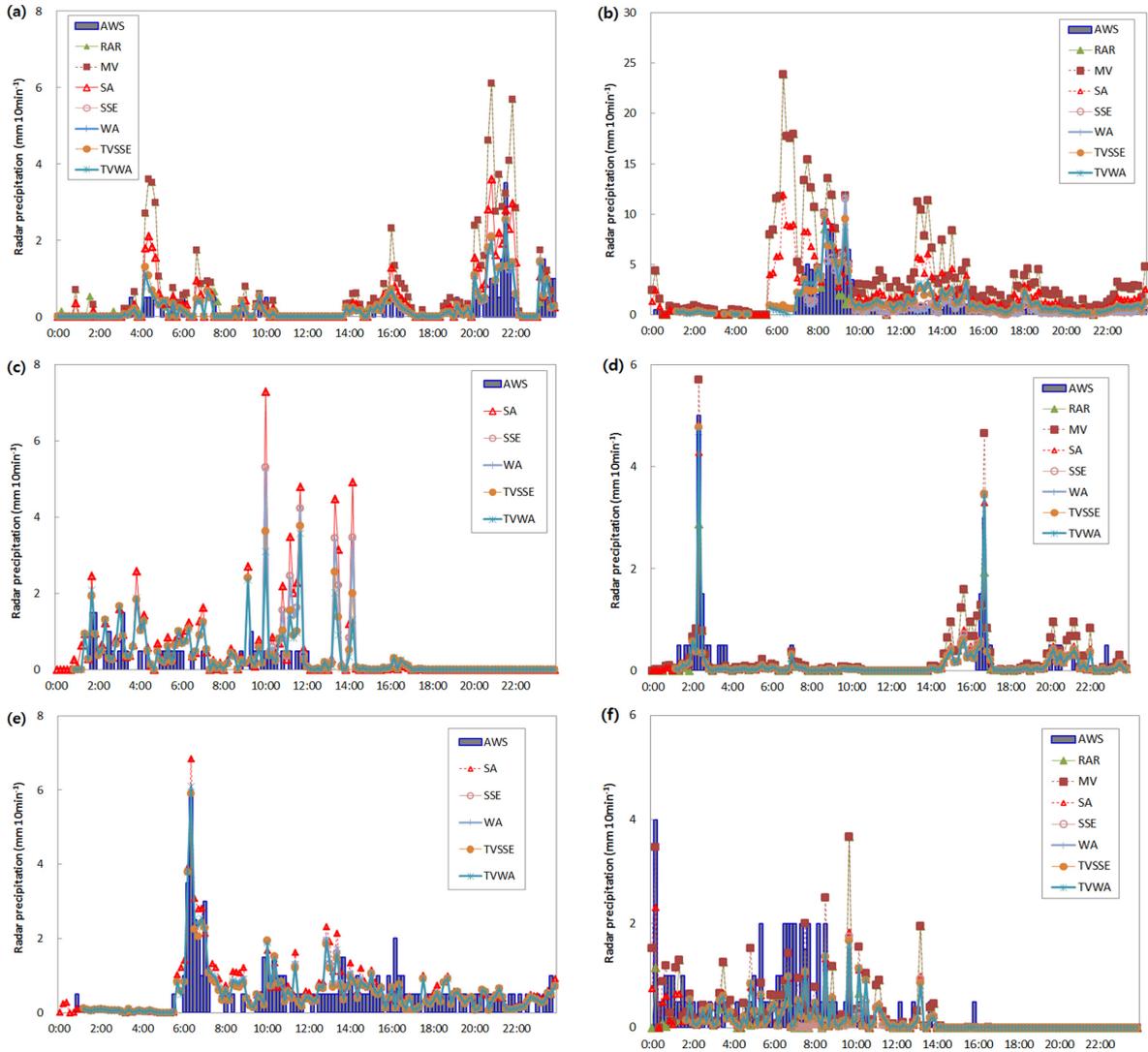


Fig. 4. Time series of radar precipitation for each merging method: (a) Event20120630; (b) Event20120823; (c) Event20120823 in Daegu; (d) Event20120630; (e) Event20120823; (f) Event20120828 in Jinju.

가 발생한 사례이며, 모든 합성결과가 대구지점 관측 강수량보다 과대추정하고 있어 정확도가 낮았다. 특히 1000 LST경 발생한 강수량에 대하여 모든 합성 강수량이 과대산출되었으며, 원인은 RAR 시스템의 과대 강수량 추정과 비슬산 이중편파레이더 추정 강수량의 정확도가 낮았기 때문이다.

다음으로 진주지점 사례 20120630는 0200와 1700 LST에 강한 강수가 발생한 사례이며(Fig. 4d), 두 시각에 발생한 강수는 그림에는 나타내지 않았으나 비슬산 이중편파레이더 추정 강수량이 과대추정되었으며, 강수량이 적은 시간대(1400~1600 LST, 2000~2200

LST)에는 RAR 시스템 추정 강수량이 과대추정되었다. 비슬산 이중편파레이더의 강수 과대추정으로 강수량 추정 정확도가 낮아져 비슬산 이중편파레이더와 RAR 시스템의 가중치가 각각 0.52~0.55와 0.45~0.48로서 비슷하게 추정되었다. 이로 인하여 SA 합성결과가 WA와 SSE 합성결과와의 정확도가 유사하였다. 합성방법 중 TVSSE와 TVWA 합성 강수량 시계열이 상대적으로 진주AWS 관측 강수량과 제일 근접하였다. 사례 20120823(Fig. 4e: RAR와 MV 강수 시계열 제외)는 강수가 초반(0600~0800 LST)에 집중되고 이후 약한 강수가 발생하는 사례이다. RAR 시스템의 영향

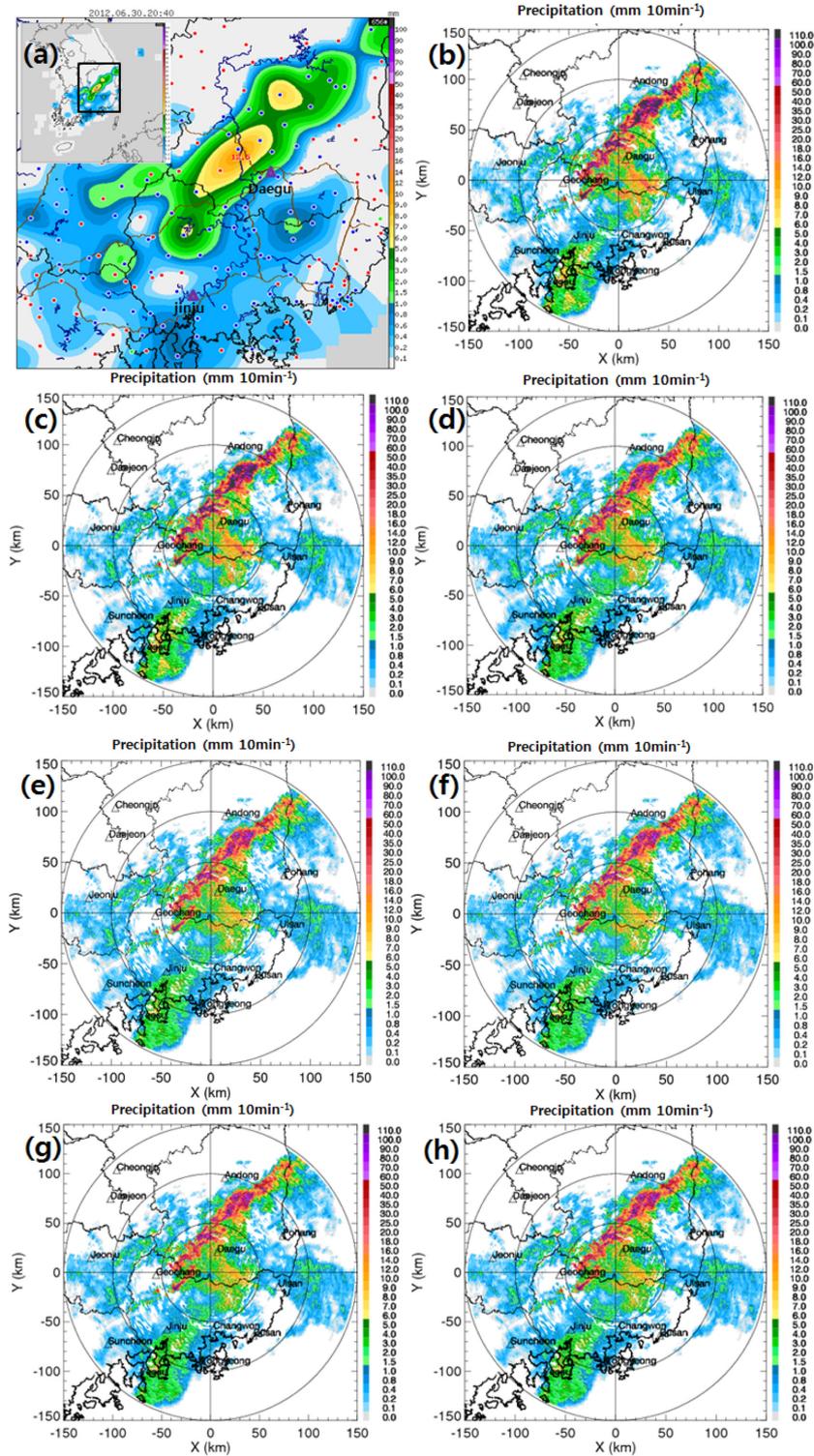


Fig. 5. Comparison of merging precipitation images in Event20120630 2040 LST: (a) AWS; (b) RAR system; (c) MV method; (d) SA method; (e) WA method; (f) SSE method; (g) TVWA method; (h) TVSSE method.

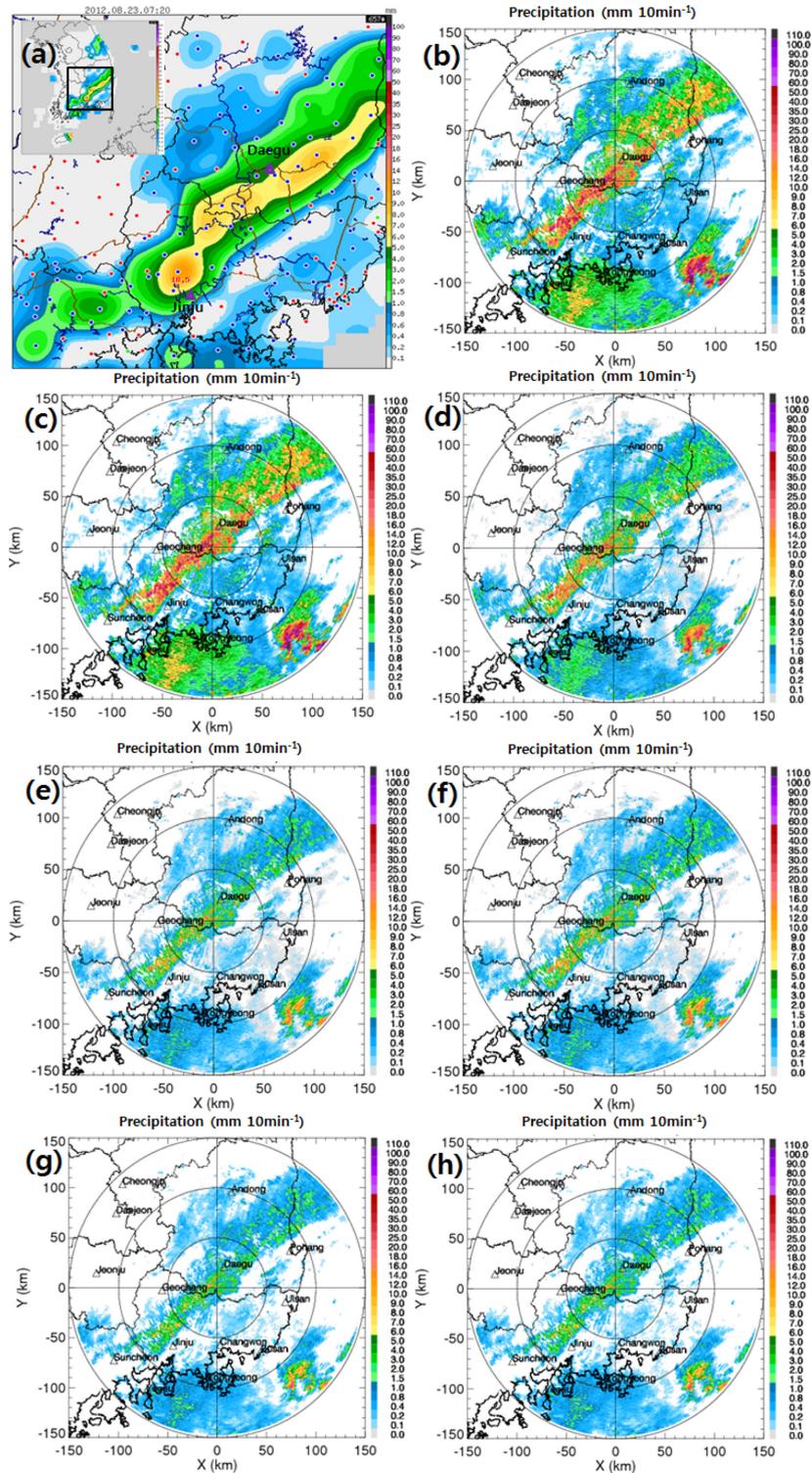


Fig. 6. Comparison of merging precipitation images in Event20120823 0720 LST: (a) AWS; (b) RAR system; (c) MV method; (d) SA method; (e) WA method; (f) SSE method; (g) TVWA method; (h) TVSSE method.

으로 MV 합성 강수량이 과대산출되었으며, 특히 1200 LST 이후 모든 합성 강수량이 과대 혹은 과소하게 산출되는 것으로 나타났다. 마지막으로 사례 20120828 (Fig. 4f)는 0010 LST에 가장 큰 강수가 발생하고 1200 LST에 강수가 끝나는 사례이다. 관측 강수량보다 RAR 시스템과 MV 합성결과는 과대산출, 다른 합성방법에 의한 강수량은 과소산출되어, 관측 강수량을 잘 모의하지 못했다. 합성방법별 강수량 정확도를 비교하면, TVSSE와 TVWA 합성 강수량의 정확도가 상대적으로 가장 우수하였다.

다음으로 두 사례에 대하여 합성결과를 영상으로 살펴보았다. 우선 Fig. 5는 사례 20120630 2040 LST 강수영상을 나타내고 있다. 대구 AWS 지점에서는 약 $1 \text{ mm } 10 \text{ min}^{-1}$ 강수량이 발생하였으나 RAR 시스템과 MV 합성결과(Figs. 5b, c)에서는 $4 \text{ mm } 10 \text{ min}^{-1}$ 가 넘는 강수량이 산출되었다. 또한 대구 북쪽에 위치한 남서에서 북동으로 이어지는 강수대의 최대 강수량은 $12.5 \text{ mm } 10 \text{ min}^{-1}$ 이었으나 RAR 시스템과 MV 방법에서는 3배 이상 크게 산출되어 대상영역에서 전 영역에서 과대추정하였다. SA 합성결과(Fig. 5d)는 약 $3 \text{ mm } 10 \text{ min}^{-1}$ 로 MV 합성 강수량보다 작았으나 동일하게 전 영역에 대하여 과대추정하였다. WA, SSE, TVWA, TVSSE 합성결과에서 RAR 시스템과 비슬산 이중편파레이더 산출 강수량에 대한 가중치가 비슷하게 추정되어 합성방법별 강수량이 1.64, 1.73, 1.62, $1.70 \text{ mm } 10 \text{ min}^{-1}$ 로 큰 차이없이 산출되었으며, 그 중 TVWA 합성결과가 관측 강수량과 가장 비슷하였다. 다음으로 Fig. 6에서 사례 20120823 0720 LST 강수영상을 나타내고 있으며, 대구 AWS 관측지점에서는 약 $4 \text{ mm } 10 \text{ min}^{-1}$ 강수량이 발생하였다. RAR 시스템과 MV 합성결과는 약 $13 \text{ mm } 10 \text{ min}^{-1}$ 강수량으로 매우 크게 나타났으며, 대구를 중심으로 남서와 북동으로 이어진 강수대도 과대추정하였다. SA 합성결과는 앞선 두 방법에 비해 다소 관측 강수영상에 가깝게 표출되었으나 대구 지점에서 $8 \text{ mm } 10 \text{ min}^{-1}$ 로 두 배 차이를 보였다. WA와 SSE 합성결과는 가중값이 비슷하게 추정되어 각각 합성 강수량은 3.12, $3.23 \text{ mm } 10 \text{ min}^{-1}$ 로서 MV와 SA 합성결과보다 관측 강수량에 가깝게 나타났다. 특히, TVWA와 TVSSE 합성 강수량은 각각 $3.52, 3.34 \text{ mm } 10 \text{ min}^{-1}$ 로서 대구 AWS 관측 강수에 가장 가깝게 추정되어 RAR 추정 강수량을 매우 개선하였다. 진주 AWS 관측지점에서는 $1 \text{ mm } 10 \text{ min}^{-1}$ 이나 RAR와 MV 합성 강수량은 $1.55 \text{ mm } 10 \text{ min}^{-1}$ 로 산출되어 약간 과대산출되었다. 반면 SA 합성 강수량은 $1.20 \text{ mm } 10 \text{ min}^{-1}$ 이며, WA, SSE, TVWA, TVSSE 합성 강수량은 $1.07\sim 1.12 \text{ mm } 10 \text{ min}^{-1}$ 로 관측 강수량에 매우 가깝게 산출되었다. 하지만 전체영상에서도 대구를 중심으로 북동쪽으로 늘어선 강수대의

강수에코가 TVWA와 TVSSE 합성방법에 의해 과대 추정되었던 영역이 매우 줄어들어 관측 강수량 영상과 비슷하게 표출되었으나 부분적으로 관측 강수량보다 약하게 나타나는 영역도 발생하였다.

종합적으로 모든 합성방법의 결과를 살펴보면, 전반적으로 시간에 따라 가중값을 달리하여 적용하는 TVWA와 TVSSE 합성방법에 의한 강수량 추정 정확도가 다른 합성방법들보다 우수한 것으로 나타났다. 특히, TVWA 합성결과가 가장 뛰어난 결과를 나타내었으며, 이는 시간에 따라 변하는 두 모형결과의 오차와 오차에 대한 공분산(covariance)을 반영하여 가중값을 재추정하는 방법이 가장 정확함을 의미한다. TVSSE 합성방법은 TVWA 합성방법과 마찬가지로 시간에 따라 가중값을 재추정하여 반영하나 두 모형결과의 오차가 독립적이므로 오차의 공분산을 가중치에 반영하지 않기 때문에 TVWA 합성방법보다 강수량 추정 정확도가 낮다고 판단된다.

3.3 시간변동합성 방법의 민감도 분석

합성방법별 강수량 정확도 결과를 살펴본 바와 같이, 합성시점에 따라 가중값을 달리하는 TVWA와 TVSSE 합성방법이 상대적으로 높은 정확도를 보였다. 하지만 시간변동합성 방법에서 설명한 바와 같이, 반영하는 과거 관측오차 범위는 경험에 의해 결정되며, 이는 적용하는 사람에 따라 정확도가 달라질 수 있음을 의미한다. 따라서 본 절에서는 TVWA와 TVSSE 합성방법에 의한 합성결과가 과거 관측오차 범위(v)에 따라 얼마나 민감한지 분석하였다.

Figure 7은 대구 지점 사례 20120823에 대하여 관측오차 범위를 달리하며 TVWA와 TVSSE 합성방법을 적용한 강수량 시계열을 나타내고 있다. 우선 TVWA 합성방법을 적용한 결과를 살펴보면(Fig. 7a), 관측오차 범위에 따른 강수량 시계열의 차이는 있으나 전반적으로 대구 AWS 관측 강수량 시계열 경향성을 잘 나타내고 있다. Figure 7a에서 TVWA-6(관측오차 범위 $v=6$ 인 경우)은 부분적으로 다른 결과에 비해 과대추정하고 있으며, TVWA-8도 TVWA-6보다 작긴 하나 부분적으로 과대추정하고 있다. 이는 관측오차 범위가 작은 경우에 오차반영 기간이 짧아 모형오차에 따른 가중치 산정이 잘 되지 않음을 의미한다. 반면 모형오차 범위를 증가시킬수록 TVWA 합성방법의 합성결과가 상대적으로 AWS 관측 강수량에 가깝게 나타나고 있으나 v 가 24 이상으로 증가하면서 부분적으로 강수 최대값이 TVWA-6과 비슷하게 증가하는 것으로 나타났다. 이는 관측오차 범위가 일정기간 넘어 가면 가중치가 과거 검증기간에 적합하게 되어 가중치를 실제 적용하는 검증기간 자료에 대하여 과대적합(overfitting)하게 합성결과가 산출되기 때문으로 판

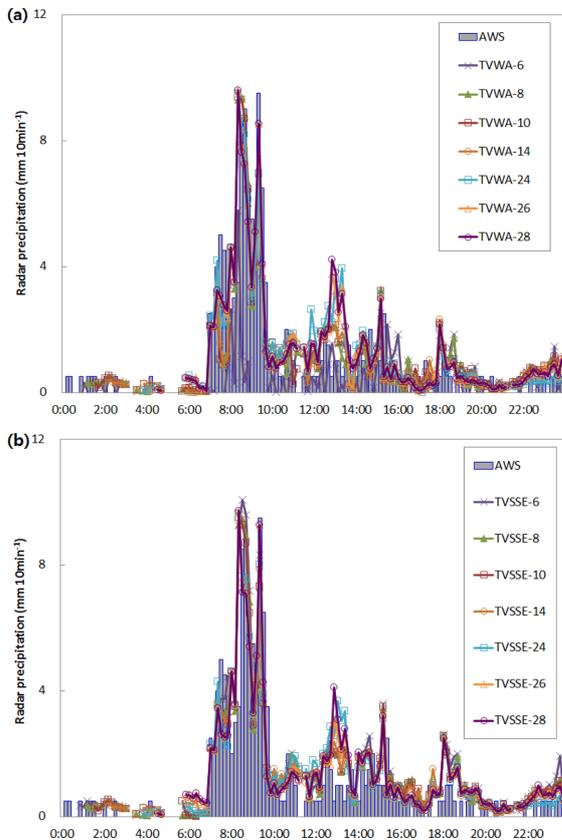


Fig. 7. Time series of radar precipitation due to the reflected error bound (2012.08.23. 0000~2400 LST): (a) TVWA method; (b) TVSSE method.

단된다. 다음으로 Fig. 7b를 살펴보면, 전반적으로 관측오차 범위별 TVSSE 합성결과는 AWS 관측 강수량 시계열 경향을 잘 따르는 것으로 나타났다. TVSSE-6 합성결과가 부분적으로 과대추정되었으며, 관측오차 범위가 증가하면서 AWS 관측 강수량에 가까워지는 것으로 나타났다. 하지만 TVWA 합성방법과 동일하게 ν 가 24보다 커지는 경우에 ν 가 작은 경우와 비슷한 경향을 나타내었다.

이를 자세히 살펴보기 위해 TVWA와 TVSSE 합성방법의 합성결과에 대한 Bias와 RMSE를 관측오차 범위에 따라 나타내었으며, Fig. 8과 같다. Bias를 보면, TVWA와 TVSSE 합성방법 모두 ν 가 작은 경우에 Bias가 상대적으로 크지만 ν 가 증가할수록 감소하였다가 ν 가 24에서 다소 증가하는 것으로 나타났다. RMSE에서는 두 방법 모두 증가폭이 크지는 않으나 ν 가 증가할수록 비례하여 증가하는 경향을 나타내고 있다. 관측오차 범위 ν 가 너무 짧거나 너무 긴 경우, TVWA와 TVSSE 합성방법에서 각 모형에 대하여 가중치가

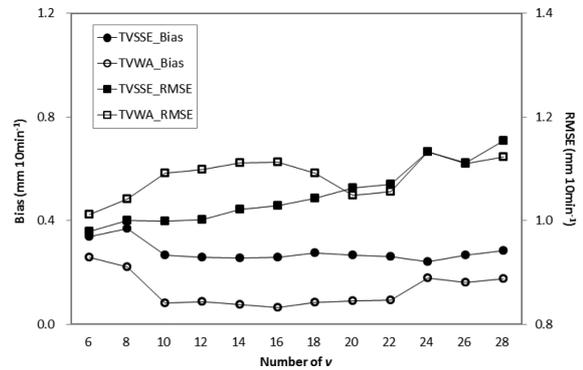


Fig. 8. Plot of the Bias and RMSE due to the reflected error bound.

과대 혹은 과소하게 추정된다. 이는 ν 가 작은 경우에는 짧은 시간에 대한 변동성을 반영하기는 좋으나 통계적인 특성을 잡아내지 못하고, ν 가 너무 커지면 짧은 시간 동안 변동이 큰 강수의 특성을 반영하지 못하기 때문에 판단된다. 따라서 정확도 평가지표가 가장 최소가 되는 최적화된 관측오차 범위 ν 를 선정하고 적용할 필요가 있을 것으로 판단된다.

4. 결 론

현재 우리나라에서 S-밴드 이중편파레이더만을 실제 강수량 관측 및 예측에 적용하기에는 많은 시간과 연구가 필요하며, 단일편파에서 이중편파레이더로 교체되는 기간 동안 단일편파와 이중편파레이더가 혼재되어 운영될 수밖에 없다. 이에 본 연구에서는 이중편파레이더를 활용하여 현업에서 강수량 추정에 활용 중인 단일편파레이더 기반의 RAR 시스템을 보완하여 강수량 추정 정확도를 향상시키기 위한 방법으로 이중편파레이더 추정 강수량과 RAR 시스템 추정 강수량을 합성하는 방법을 적용하고 결과를 검토하였다.

본 연구에서는 RAR 시스템과 비슬산 S-밴드 이중편파레이더 산출 강수량을 대구와 진주 AWS 관측지점에 대하여 합성하고 2012년 여름철 3개 사례에 대하여 비교하였으며, 합성방법으로는 단순평균(SA), 최대값(MV), 가중평균(WA), 제곱근오차합(SSE), 시간변동합성(TV) 방법을 이용하였다. 합성결과를 살펴보면, 대부분 합성방법이 RAR 시스템 산출 강수량 정확도보다 결과가 향상되었으며, 누적강수량이 많을수록 강수량 정확도 개선이 높아지는 것으로 나타났다. MV 합성결과는 RAR 추정 강수량보다 정확도가 낮고 SA 합성결과는 정확도가 높게 나타났다. 대구지점에서 WA와 SSE 합성결과가 RMSE와 상관관계수에서 MV와 SA 합성결과보다 강수량 추정 정확도가 향상되었으

나 진주시점에서는 비슷하거나 정확도가 낮은 사례도 발생하였다. 이는 모형의 과거기간 강수량 추정 정확도가 WA와 SSE 합성결과에 중요한 역할을 하고 있음을 의미한다. TVWA와 TVSSE 합성결과는 단순 평균하는 SA 합성방법이나 과거 고정된 범위 내 오차를 이용하여 가중값을 구하는 WA와 SSE 합성방법보다 시간에 따라 변하는 오차를 반영하여 이에 따라 가중값을 시시각각 달리하는 TVWA와 TVSSE 합성방법이 우수하였다. 모든 합성방법의 결과를 보면, 두 모형결과의 오차에 대한 공분산(covariance)과 시간에 따라 변하는 오차를 반영하여 합성시점마다 가중값을 달리하는 방법인 TVWA 합성방법에 의해 산출된 강우량이 가장 정확하였다.

따라서 본 연구에서 적용한 합성방법들을 이용하여 RAR 시스템과 이중편파레이더 산출 강수량을 합성한다면 정확도가 향상된 강수량 산출이 가능하며, 이중편파레이더를 강수량 예측에 적극 활용할 수 있는 기초 연구로서 가치가 있다고 사료된다.

감사의 글

이 연구는 기상청 기상레이더센터 2014년도 R&D 연구개발사업 “범부처 융합 이중편파레이더 활용 기술개발(WRC-2013-A-1)”의 지원으로 수행되었습니다.

REFERENCES

- Bates, J. M., and C. W. J. Granger, 1969: The combination of forecasts. *Oper. Res. Quart.*, **20**, 451-468.
- Bringi, V. N., and V. Chandrasekar, 2001: *Polarimetric doppler weather radar: Principal and applications*. Cambridge University Press, p. 636.
- Cifelli, R., V. Chandrasekar, S. Lim, P. C. Kennedy, Y. Wang, and S. A. Rutledge, 2011: Dual-polarization radar rainfall algorithm: Application in Colorado precipitation events. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, **28**, 352-364.
- Clemen, R. T., A. H. Murphy, and R. L. Winker, 1995: Screening probability forecasts: contrasts between choosing and combining. *Int. J. Forecasting*, **11**, 133-146.
- Dolan, B., and S. Rutledge, 2009: A theory-based hydrometeor identification algorithm for X-band polarimetric radars. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, **26**, 2071-2088.
- Georgakakos, K. P., D. J. Seo, H. Gupta, J. Schaake, and M. B. Butts, 2004: Towards the characterization of streamflow simulation uncertainty through multimodel ensembles. *J. Hydrol.*, **298**, 222-241.
- Goudenhoofd, E., and L. Delobbe, 2009: Evaluation of radar-gauge merging methods for quantitative precipitation estimates. *Hydrol. Earth Syst. Sc.*, **13**, 195-203.
- Granger, C. W. J., and P. Newbold, 1977: *Forecasting Economic Time Series*. Academic Press, New York, U. S. A.
- Heo, S.-I., M. Kang, K.-Y. Nam, H.-J. Ko, C.-K. Lee, C.-K. Lee, J.-C. Choi, and Y.-J. Choi, 2012: Case study of hydrometeor classification using dual-polarization radar. *Proceeding of Spring Meeting of Korean Meteorological Society*, 50.
- Jeong, D.-I., and Y.-O. Kim, 2009: Combining single-value streamflow forecasts - A review and guidelines for selecting techniques. *J. Hydrol.*, **377**, 284-299.
- Kang, M., K.-Y. Nam, J.-C. Choi, and Y.-J. Choi, 2011: Rainfall estimation case study with the NIMR X-POL radar. *Proceeding of Annual Meeting of Korea Water Resources Association 2011*, 358-359.
- _____, _____, S.-I. Heo, J.-C. Choi, and Y.-J. Choi, 2012: Rainfall estimation and hydrometeor classification with the NIMR X-POL radar. *Proceeding of the Annual Meeting of Korea Water Resources Association 2012*, 277.
- Kim, M. K., I. S. Kang, C. K. Park, and K. M. Kim, 2004: Superensemble prediction of regional precipitation over Korea. *Int. J. Climatol.*, **24**, 777-790.
- Korea Meteorological Administration, 2012: Radar rainfall estimation comparison and verification joint experiment report, Weather Radar Center and Meteorological Advancement Council, Korea Meteorological Administration.
- Krishnamurti, T. N., C. M. Kishtawal, T. E. Larow, D. R. Bachiochi, Z. Zhang, C. E. Williford, S. Gadgil, and S. Surendran, 1999: Improved weather and seasonal climate forecasts from multimodel superensemble. *Science*, **285**, 1548-1550.
- Kwon, S.-H., G. Lee, Y.-H. Cho, Y.-A. Oh, and C.-K. Lee, 2011: Rainfall estimation from an operational S-band dual-polarization radar measurement. *Proceeding of the Autumn Meeting of Korea Meteorological Society, 2011*, 182-183.
- Marshall, J. S., R. C. Langille, and W. McK. Palmer, 1947: Measurement of rainfall by radar. *J. Meteor.*, **4**, 186-192.
- Martens, B., P. Cabus, I. De Jongh, and N. E. C. Verhoest, 2013: Merging weather radar observations with ground-based measurements of rainfall using an adaptive multiquadric surface fitting algorithm. *J.*

- Hydrol.*, **500**, 84-96.
- Marzano, F. S., 2007: Supervised fuzzy-logic classification of hydrometeors using C-band weather radar. *Geosci. Remote Sens.*, **45**, 3784-3799.
- McLeod, A. I., D. J. Noakes, K. W. Hipel, and R. M. Thompson, 1987: Combining hydrologic forecast. *J. Water Res. Plann. Manage.*, **113**, 29-41.
- Oh, Y.-A., G. Lee, S.-H. Jung, Y.-H. Cho, and K.-Y. Nam, 2010: Quantitative rainfall estimation with the NIMR X-POL radar. *Proceeding of the Autumn Meeting of Korea Meteorological Society, 2011*, 412-413.
- Pettazzi, A., and S. Salson, 2012: Combining radar and rain gauges rainfall estimates using conditional merging: a case study. *Proceeding of the ERAD 2012 - The 7th European Conference on Radar in Meteorology and Hydrology*, 2012.
- Rajagopalan, R., U. Lall, and S. E. Zebiak, 2002: Categorical climate forecasts through regularization and optimal combination of multiple GCM ensembles. *Mon. Wea. Rev.*, **130**, 1792-1811.
- Vulpiani, G., S. Giangrande, and F. S. Marzano, 2009: Estimation from polarimetric S-band radar measurement: Validation of a neural network approach. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, **48**, 2022-2036.