

레이더와 지상관측소 강우자료를 이용한 시공간 강우 조정 모형^{†‡}

신태성¹ · 이규원² · 김용구³

¹³경북대학교 통계학과 · ²경북대학교 지구시스템과학부

접수 2016년 12월 8일, 수정 2017년 1월 2일, 게재확정 2017년 1월 9일

요약

현재 국내에는 무인 관측소인 AWS를 포함하여 많은 지상 강우 관측소를 통해 강우 데이터를 생성하고 있으며, 최근 국토해양부에서는 국내 최초로 대구 비슬산에 이중편파 강우레이더를 설치하여 운영 중에 있으며 이를 통해 전국적으로 강우강도와 강우의 분포를 추정하고 있다. 일반적으로 AWS의 경우 실제 지면에 내린 강우량을 직접 측정하므로 실제 강우량과 근사한 값을 갖지만 AWS의 개수가 적어 강우의 공간분포를 확인하기에는 불충분하다. 반면에 레이더의 경우 광범위하게 측정할 수 있으나 강우 강도와 반사율의 관계식을 통해 강우량을 측정하기 때문에 실제 지면에 내린 강우량과는 다소 차이가 있을 수 있다. 본 논문에서는 시간적 공간적 강우강도 및 분포를 확인하는데 이점이 있는 레이더 강우 자료와 실제 강우량과 근접한 지상 관측소에서 측정된 강우자료를 사용하여 두 자료에 대한 선형모형을 적용하고, 이 선형모형으로 설명되지 않는 오차에 대해서 공간구조를 가정하여 AWS의 강우자료가 없는 지역의 지상강우량을 추정하여 지상 강우 필드를 생성하였다.

주요용어: 계층적 베이저안 모형, 공간 분석, AWS 강우자료, radar 강우자료.

1. 서론

우리나라의 경우 강우가 여름철에 집중되는 경향이 있다. 장마, 태풍과 더불어 최근 국지적이며 단시간에 발생하는 국지성 집중호우로 인한 인명, 재산피해가 커지면서 기상 레이더를 통한 실시간 강우량 감시 및 예보의 중요성이 높아지고 있으며 신뢰성 높은 강우량 데이터 생성이 요구된다. 강우를 측정하는 방법에는 Auto Weather Station (이하 AWS)에서 측정된 방법과 레이더를 통해서 측정하는 방법 등 여러가지 방법이 있다 (Kim과 Kim, 2012, Lee와 Kim, 2016). 먼저 AWS에서 측정하는 경우 실제 지면에 내린 강우량을 직접 측정하기 때문에 실제 강우와 근사한 값을 가지지만 AWS의 개수가 적어 강우의 공간분포를 확인하기에는 불충분하다. 이에 반해서 Radar의 경우 공간적으로 광범위하게 측정할 수 있으나 강우 강도와 반사율의 관계식으로 강우를 측정하기 때문에 실제 지면에 내린 강우량과는 다소 차이가 있을 수 있다.

현재 국내에는 무인 관측소인 AWS를 포함하여 많은 지상 강우 관측소를 보유하고 강우 자료를 생성하고 있으며, 또한 여러 개의 레이더를 사용하여 전국적으로 강우강도와 강우의 분포를 추정하고 있

[†] 본 연구는 국토교통부 물관리연구사업의 연구비지원 (16AWMP-B079625-03)에 의거하여 수행되었습니다.

[‡] 본 논문은 제1 저자인 신태성의 석사학위 논문 중 일부를 정리한 것임.

¹ (41566) 대구광역시 북구 대학로 80, 경북대학교 통계학과, 석사과정.

² (41566) 대구광역시 북구 대학로 80, 경북대학교 지구시스템과학부, 부교수.

³ 교신저자: (41566) 대구광역시 북구 대학로 80, 경북대학교 통계학과, 부교수.

E-mail: kim.1252@knu.ac.kr

다 (Seo, 1998). 특히 국토해양부에서는 국내 최초 대구 비슬산에 이중편파 강우레이더를 설치하여 현재 운영 중에 있는데, 이 레이더는 이중 편파 레이더로 2분 30초 마다 150km 이내의 강우 상황을 실시간으로 관측하며 1km × 1km의 격자 형태로 관측하여 지상 관측소보다 넓은 지역을 높은 밀도로 관측하고 있다. 이런 격자 형태의 레이더 강우 자료를 활용한 연구로서 Yoon 등 (2002)은 지상 강우 관측 자료를 단순 kriging 기법을 이용하여 생성된 강우 자료를 수정하는 Clark방법에 의해 유출계산을 수행하였다. 이후 레이더의 발달로 레이더 자료와 지상 관측 자료의 합성을 통해 지상 우량계 수준의 레이더 강우 자료를 얻고자 하는 연구가 활발히 진행되고 있다 (Ahn 등, 2005). 일반적으로 지상 관측 자료를 kriging하고, 레이더 관측 자료에서 kriging한 자료의 오차를 사용하여 레이더 자료에 보정한다. 이 경우 지상 관측소의 위치에서는 지상 관측 자료가 사용되고 그 외 지역에서는 레이더 자료에서 보정된 자료의 값을 가지게 된다 (Kim 등, 2007). Bae 등 (2010)은 레이더 자료를 Kalman Filter를 사용하여 보정한 후 모의 홍수에 적용하였다. 또한 여러가지 강우 보정 방법을 비교하는 연구 결과도 있는데, 레이더 자료와 지상 관측 자료의 비를 이용하여 보정하는 기법인 MFB 혹은 G/R 보정 기법이 있고, 레이더 자료와 지상 관측 자료의 오차에 IDW 방법 (Inverse Distance Weighting method, 역거리 가중법)을 이용하여 보정하는 SOA 기법 (Statistical Objective Analysis, 통계적 객관 분석법)이 있다 (Lim 등, 2013). Noh 등 (2012)은 Vflo 유출 분석을 통해 레이더 자료의 활용성을 알아 보고 이를 통해 G/R 보정 기법과 SOA 보정 기법을 비교하였다. 이처럼 많은 연구에서 격자 형태의 레이더 강우 자료에 여러가지 보정 기법들이 적용되고 있다.

본 연구에서는 시간적 공간적 강우강도 및 분포를 확인하는데 이점이 있는 레이더 강우 자료와 실제 강우량과 근접한 지상 관측소에서 측정된 강우자료에 대한 선형모형을 고려하고 이 선형모형에 의해서 설명되지 않는 모형오차에 대해서는 공간구조를 가정하여 AWS의 강우자료가 없는 지역의 지상강우량을 추정하여 지상 강우 필드를 생성하였다.

2. 통계적 강우 조정 모형

일반적으로 수문학적 연구에서는 강우 필드 생성을 위해 단순 kriging (공간예측) 기법을 사용하여 지상 강우 자료와 레이더 자료를 합성하였다. 즉, 지상 강우 자료를 단순 kriging하고 AWS와 같은 위치의 레이더 강우 자료도 단순 kriging한 후 두 예측값의 차를 이용하여 레이더 자료를 보정한다. 이 경우, 각 지상 강우 센터가 있는 지역의 자료는 실제 내린 강우량과 같아지게 된다 (Kim 등, 2007). 하지만 같은 날, 같은 지역의 강우 자료 임에 불구하고 AWS 자료를 사용하여 보정하였지만 단순 kriging을 통해 생성된 강우 자료간의 상관관계 설명에 부족함이 있다. 따라서 본 연구에서는 지상 강우 자료와 같은 지점의 레이더 자료에 대한 선형 모형을 통해 두 자료의 상관관계를 설명하고, 이 선형 모형으로 설명되지 않는 부분을 Kriging을 통해 보정하여 조정된 강우를 생성하는 합성강우 통계적 조정기술 모형을 구축하고자 한다.

앞에서 소개한 합성강우 통계적 조정기술 모형을 위해서 계층적 베이지안 모형을 고려하였다. 임의의 s 지점에서의 AWS 강우 관측값을 $Z(s)$, s 지점에서의 레이더 강우 관측값을 $X(s)$ 그리고 s 지점에서의 (관측되지 않는) 실제 강우량을 $Y(s)$ 라고 하면 다음과 같은 통계적 모형을 가정할 수 있다.

- AWS 관측 모형 : $Z(s) = Y(s) + \epsilon(s)$
- AWS - Radar 모형 : $Y(s) = \beta_0 + \beta_1 X(s) + \eta(s)$
- 공간모형 : $(\eta(s_1), \eta(s_2), \dots, \eta(s_n)) \sim MVN(0, \Sigma(\sigma^2, \nu, \rho))$

여기에서 $\epsilon(s)$ 는 AWS 자료의 관측오차이고 $\epsilon(s) \sim N(0, \sigma_\epsilon^2)$ 이고 $\beta_0 + \beta_1 X(s)$ 는 레이더 자료와 AWS 자료 간의 선형 모형이며 $\eta(s)$ 는 강우 필드의 공간구조를 설명하는 오차항 (spatial random effects)이

다. 마지막으로 $\Sigma(\sigma^2, \nu, \rho)$ 는 공간구조를 설명하는 공분산행렬이며 분산과 상관함수의 곱의 형태로 표현된다. 즉 $\Sigma(\sigma^2, \nu, \rho) = \sigma^2 R_{\rho, \nu}(s, s')$ 이다. 참고로 상관함수로는 Exponential correlation function, Matérn correlation function 등이 고려될 수 있는데, 본 연구에서는 등방성 (Isotropic)을 가진 Matérn 상관함수 (Matérn, 1986)를 고려하였다.

$$R_{\rho, \nu}(s, s') = \frac{\left(\frac{d(s, s')}{\rho}\right)^\nu}{2^{\nu-1} \Gamma(\nu)} K_\nu \left(\frac{d(s, s')}{\rho}\right)$$

Matérn 상관함수는 smoothness 모수인 ν , scale 모수인 ρ 를 가지며 거리 $d(s, s')$ 에 따라 계산된다. 만일 모수 ν 가 0.5 이면, Matérn 상관함수는 exponential 상관함수가 된다. 일반적으로 모수 추정시 모수 ν 값은 고정 후 분석하는 것이 일반적이다. 따라서, 위의 모형은 다음과 같이 베이지안 계층모형으로 표현할 수 있다.

- Data 모형

$$\begin{aligned} [(Z(s_1), Z(s_2), \dots, Z(s_n)) | (Y(s_1), Y(s_2), \dots, Y(s_n)), \sigma_\epsilon^2] &= \prod_{i=1}^n [Z(s_i) | Y(s_i), \sigma_\epsilon^2] \\ &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_\epsilon^2}} \exp\left\{-\frac{(Z(s_i) - Y(s_i))^2}{2\sigma_\epsilon^2}\right\} \end{aligned}$$

- Process 모형

$$\begin{aligned} [(Y(s_1), \dots, Y(s_n)) | X(s_1), \dots, X(s_n), \beta_0, \beta_1] \\ = (2\pi)^{-\frac{n}{2}} |\Sigma(\rho, \sigma^2)|^{-\frac{1}{2}} \exp\left((\mathbf{Y} - \beta_0 - \beta_1 \mathbf{X})' \Sigma(\rho, \sigma^2)^{-1} (\mathbf{Y} - \beta_0 - \beta_1 \mathbf{X})\right) \end{aligned}$$

- Prior 모형

$$[\beta_0], [\beta_1], [\rho], [\sigma^2], [\sigma_\epsilon^2]$$

여기에서 $(\beta_0, \beta_1, \rho, \sigma_\epsilon^2, \sigma^2)$ 의 사전분포에 대해서 서로 독립인 무정보 사전분포를 사용하였다.

3. 계층적 베이지안 모형 분석

앞에서 제시한 통계적 강우 조정 모형의 베이지안 모수를 추정하기 위한 결합사후분포는 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} \pi(\mathbf{Y}, \beta_0, \beta_1, \boldsymbol{\eta}, \theta, \sigma_\epsilon^2, \sigma^2 | \mathbf{X}, \mathbf{Z}) &\propto p(\mathbf{Z} | \mathbf{Y}, \sigma_\epsilon^2) \times \pi(\mathbf{Y} | \mathbf{X}, \beta_0, \beta_1, \rho, \sigma^2) \\ &\times \pi(\beta_0) \times \pi(\beta_1) \times \pi(\rho) \times \pi(\sigma^2) \times \pi(\sigma_\epsilon^2) \end{aligned} \quad (3.1)$$

여기서 $p(\mathbf{Z} | \mathbf{Y}, \sigma_\epsilon^2)$ 는 관측된 AWS 강우 자료 $\mathbf{Z} = (Z(s_1), \dots, Z(s_n))'$ 와 실제의 강우량 $\mathbf{Y} = (Y(s_1), \dots, Y(s_n))'$ 와의 관계를 보여주는 확률분포함수이고, $\pi(\mathbf{Y} | \mathbf{X}, \beta_0, \beta_1, \rho, \sigma^2)$ 는 실제 내린 강우량 \mathbf{Y} 와 레이더 자료 $\mathbf{X} = (X(s_1), \dots, X(s_n))'$ 와의 선형결합과 공간구조에 대한 확률분포함수이다. 마지막으로 $\pi(\beta_0), \pi(\beta_1), \pi(\rho), \pi(\sigma^2), \pi(\sigma_\epsilon^2)$ 은 모형에 사용된 모수들의 사전 분포이다. 따라서 결합사후분포는 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned}
\pi(\mathbf{Y}, \beta_0, \beta_1, \boldsymbol{\eta}, \theta, \sigma_\epsilon^2, \sigma_\epsilon^2 | \mathbf{X}, \mathbf{Z}) &\propto \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_\epsilon^2}} \exp \left\{ -\frac{(Z(s_i) - Y(s_i))^2}{2\sigma_\epsilon^2} \right\} \\
&\times 2\pi^{-\frac{n}{2}} |\Sigma(\rho, \sigma^2)|^{-\frac{1}{2}} \\
&\times \exp \left(-\frac{1}{2} (Y(s_i) - \beta_0 - \beta_1 X(s))' \Sigma(\rho, \sigma^2)^{-1} (Y(s_i) - \beta_0 - \beta_1 X(s)) \right) \\
&\times [\beta_0] \times [\beta_1] \times [\rho] \times [\sigma^2] \times [\sigma_\epsilon^2] \times [\sigma_\epsilon^2] \quad (3.2)
\end{aligned}$$

본 연구에서 제안한 모델의 관심 모수에 대한 결합사후분포가 일반적으로 알려진 분포가 아니므로 각 변수의 조건부 확률분포로부터 표본을 반복적으로 생성하여 적절한 조건 하에 이들의 극한분포가 결합 확률밀도함수가 된다는 점에 근거하여 난수 추출이 용이한 Gibbs 표집기를 형성한다. Gibbs 표집기를 수행하기 위한, 결합사후분포에 기초한 각 모수의 조건부사후분포를 계산하면 다음과 같다.

- \mathbf{Y} 의 조건부 사후분포

$$[Y|rest] \sim MVN \left(((\sigma_\epsilon^2 I_n)^{-1} + \Sigma^{-1})^{-1} ((\sigma_\epsilon^2 I_n)^{-1} Z + \Sigma^{-1} (\beta_0 + \beta_1 X)), ((\sigma_\epsilon^2 I_n)^{-1} + \Sigma^{-1})^{-1} \right)$$

- β_0 의 조건부 사후분포

$$[\beta_0|rest] \sim N \left((1'_n \Sigma^{-1} 1_n)^{-1} (Y - \beta_1 X) \Sigma^{-1} 1_n, (1'_n \Sigma^{-1} 1_n)^{-1} \right)$$

- β_1 의 조건부 사후분포

$$[\beta_1|rest] \sim N \left((X' \Sigma^{-1} X)^{-1} (Y - \beta_0) \Sigma^{-1} X, (X' \Sigma^{-1} X)^{-1} \right)$$

- σ_ϵ^2 의 조건부 사후분포

$$[\sigma_\epsilon^2|rest] \sim IG \left(\frac{n-2}{2}, \frac{\sum_{i=1}^n (Z_i - Y_i)^2}{2} \right)$$

- σ^2 의 조건부 사후분포

$$[\sigma^2|rest] \sim IG \left(\frac{n-2}{2}, \frac{\sum_{i=1}^n (Z_i - Y_i)^2}{2} \right)$$

- ρ 의 조건부 사후분포

$$[\rho|rest] \propto |\Sigma(\rho, \sigma^2)|^{-\frac{1}{2}} \exp \left(-\frac{1}{2} (Y - \beta_0 - \beta_1 X)' \Sigma(\rho, \sigma^2)^{-1} (Y - \beta_0 - \beta_1 X) \right)$$

결과적으로 초모수 β_0 와 β_1 은 정규분포를 따르고, σ_ϵ^2 , σ_ϵ^2 그리고 σ^2 는 역감마분포를 따른다. 하지만 (ρ)의 경우 그 조건부 사후분포가 일반적으로 잘 알려져 있는 분포에 속하지 않는다. Gibbs 표집기를 위한 조건부 분포가 잘 알려진 분포족이 아닌 경우, 정규화 상수의 계산에도 무리가 따르게 되므로 Gibbs 표집기 내부에 정규화 상수의 계산없이 목표함수를 따르는 표본 추출이 가능한 메트로폴리스-헤스팅스 (Metropolis-Hastings) 알고리즘을 삽입해 모수를 추정한다. 이러한 방법을 사용하기 위해 후보 생성 밀도 함수 $q(y|x)$ 를 결정해야 하는데, 일반적으로 후보 생성 밀도 함수는 확률 보행 연쇄 $q(y|x) = q_1(|y-x|)$ 를 사용하여 목표함수가 가지는 경험적 밀도함수와 유사한 형태의 절단 정규분포를 후보 생성 밀도 함수로 설정한다.

$$q(y|x) = \frac{\phi(y|x, \tau^2)}{1 - \Phi(0|x, \tau^2)}$$

여기서 $\phi(y|x, \tau^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\tau^2}} \exp\{-\frac{1}{2\tau^2}(y-x)^2\}$ 이며, $\Phi(0|x, \tau^2) = \int_{-\infty}^0 \pi(y|x, \tau^2)dy$ 이다. 목표함수가 가지는 확률변수의 범위는 0 이상의 범위를 감안하여 하위 구간을 0으로 설정하였다. 이때 분산 τ^2 을 조율모수라 정의하고, 조율모수를 사용해 후보생성 밀도함수를 조정하여 적절한 채택-기각률을 가지는 효율적인 메트로폴리스-헤스팅스 알고리즘을 형성한다. 알고리즘이 잘 형성되었는지 확인하기 위해서는 병렬적 구조를 갖춘 시뮬레이션 체인을 형성한 후, 메트로폴리스-헤스팅스 알고리즘의 기각률과 겔만-루빈 통계량 (Gelman-Rubin, G-R statistics)을 각각 확인하여 그 통계량이 1에 근사할수록 잘 수렴하였다고 판단할 수 있다.

4. 자료분석

본 연구에서는 2012년 08월 23일 11시부터 2012년 08월 23일 12시까지 1시간 동안 관측된 자료를 사용하였으며, 비슬산 레이더 관측소에서 관측된 레이더 강우 자료와 반경 150km 이내 193개의 AWS에서 측정된 지상 강우 자료를 이용하여 제안된 합성강우 통계적 조정기술 모형에 적용하였다. 참고로 비슬산 레이더의 반경 150km 이내 193개의 AWS에서 1분마다 강우 강도 (mm/hr)를 측정하고 있으며, 각 193개의 위치정보 (위도, 경도 그리고 해발고도)도 함께 제공된다.

Table 4.1 Information for Biseulsan Radar center

Antenna latitude (°)	35.69
Antenna longitude (°)	128.53
Antenna height (m)	1085
Max. observation distance (km)	150
Beam width (°)	1.0
Frequency (MHz)	2795
Gate size (m)	125
Number of gate	1195

비슬산 레이더는 2.5분마다 레이더 강우강도(mm/hr) 자료를 생성하며, 생성된 데이터는 301×301행렬의 데이터를 가지며, 칸마다 1km×1km 크기의 격자형 데이터를 생성한다. 그리고 각 격자마다의 위도, 경도의 데이터를 가지고 있으며 레이더 관측소의 제원은 Table 4.1과 같다.

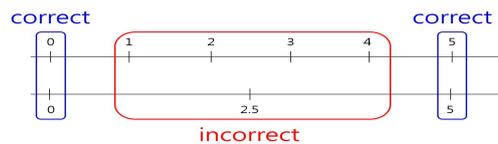


Figure 4.1 Time gap between Radar data and AWS data

자료분석에 앞서 AWS 자료의 위치 및 측정시간이 레이더 자료의 위치 및 측정시간과 서로 일치하지 않기 때문에 이 부분에 대한 조정이 필요하다. 예를 들어, AWS 자료는 매 1분마다 관측이 되는 반면 레이더 자료는 매 2.5분마다 관측된다 (Figure 4.1 참조). 그리고 AWS 자료의 경우 누적된 자료의 값을 사용할 때 실제 강우와 근사한 값을 가진다는 점이다. 이는 AWS에서 강우량을 측정할 때 측정되는 최소의 단위가 3mm이고 측정단위 기간동안 3mm를 넘는 비가 오지 않으면 비가 오지 않은 것으로 측정되기 때문이다. 이러한 이유에서 AWS 자료의 경우 한 시간 누적 강우자료가 실제 강우와 근사한 값을 가진다. 따라서 본 연구에서는 1시간 누적 AWS 강우자료와 레이더 강우자료를 사용하였다 (Figure 4.2).

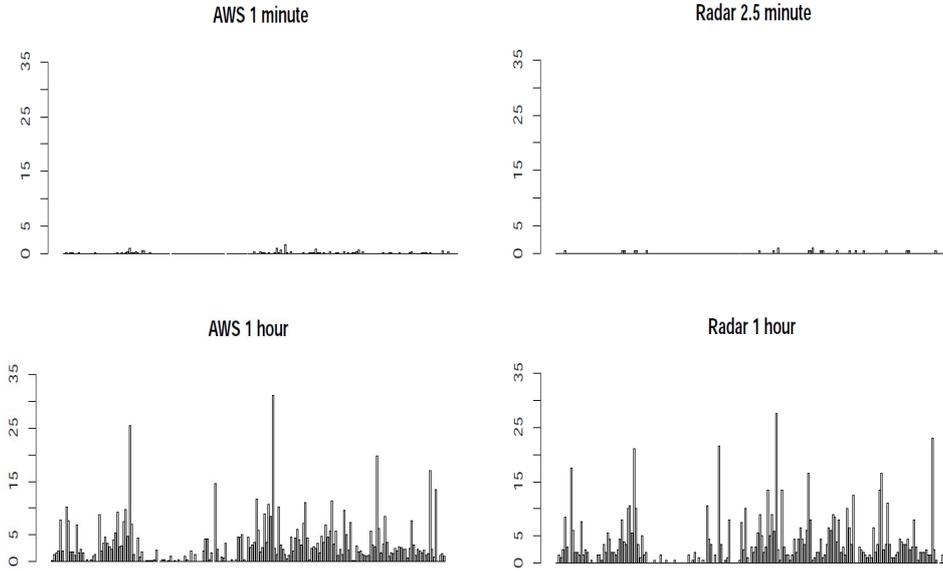


Figure 4.2 1 minute (top) and 1 hour (bottom) accumulated data from AWS (left) and Radar (right)

베이지안 모형 분석에 앞서 Figure 4.3에서는 비슬산 레이더 자료와 AWS 자료 사이의 선형관계와 간차에 대한 간단한 공간 모형을 보여준다.

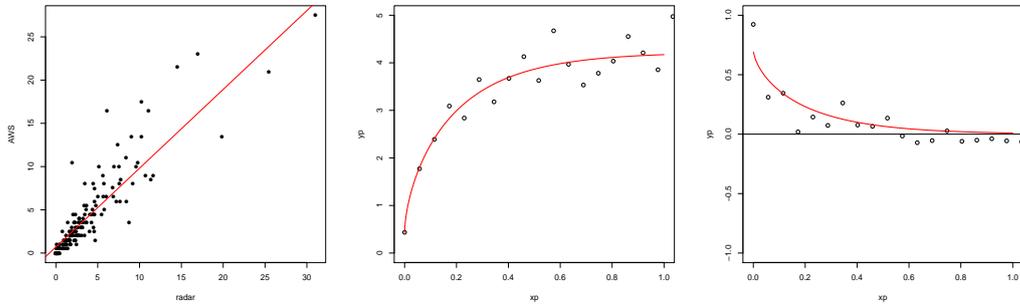


Figure 4.3 linear fit between radar data and AWS data (left), estimated variogram (middle) and correlogram(right) of error terms

앞에서 제안한 계층적 베이지안 모형을 비슬산 인근 지역의 AWS 자료와 Radar 자료에 적용한 후, Monte Carlo Markov Chain (MCMC) 방법을 이용하여 모형 모수에 대한 사후분포를 추정하였다. MCMC 방법을 통해 추출된 20000개의 표본을 추출한 후 초기값의 영향을 막기 위해서 10000개를 (burn in) 제거하고 나머지 표본 중 매 10번째 표본을 뽑아서 모수의 사후분포 추정에 사용하였다. Table 4.2에서는 계층적 베이지안 모형의 모수에 대한 사후분포의 평균과 표준편차 그리고 겔만-루빈 통계량을 보여준다. 모든 모수들의 겔만-루빈 통계량을 확인한 결과 1 ~ 1.2의 값으로 잘 수렴한다고 판단할 수 있으며, gelma.plot을 통해서 이러한 사실을 확인할 수 있었다.

Table 4.2 Posterior means, posterior standard errors and G-R statistics of model parameters

parameters	β_0	β_1	ρ	σ_ϵ^2	σ^2
estimator	0.691	0.910	0.274	0.713	3.824
s.e.	0.326	0.024	0.054	0.216	3.286
\hat{G}	1	1	1.06	1.01	1.01

Figure 4.4에서는 관측된 레이더 자료, 선형모형만을 고려한 강우필드 그리고 선형모형과 공간모형을 모두 고려한 강우필드를 각각 보여준다. 제안된 계층적 베이지안 모형에 의해 추정된 강우필드는 정확도가 높은 AWS 자료값에 의한 강우 필드의 조정과 레이더 자료와 비슷한 공간적 특성을 함께 보여주는 것을 확인할 수 있었다.

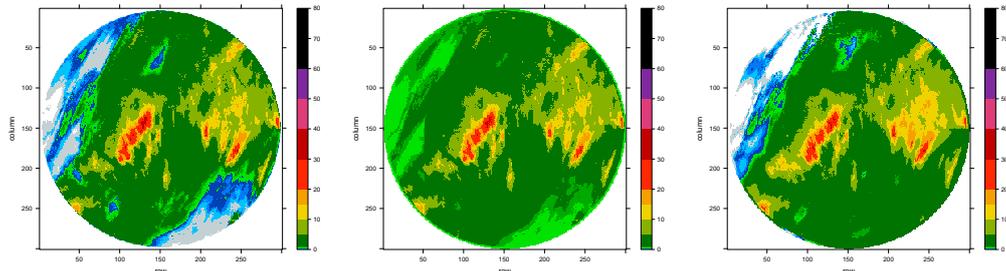


Figure 4.4 Observed precipitation field (left), linear fitted precipitation field (middle), adjusted precipitation field (right)

마지막으로 실제 강우조정은 실시간으로 짧은 시간 동안의 강우필드 변화를 보여주어야 하므로 추정된 1시간 누적강우 필드를 다시 2.5분 단위의 강우필드로 재구성할 필요가 있고, 이를 위해서는 각 지점의 누적 강우량을 2.5분 간위의 강우량으로 재분배해야 한다. 일반적으로 레이더 자료는 실제 강우량과 차이가 있을 수 있지만 강우 강도의 변화와 분포에 대한 특성을 잘 보여주므로 조정된 1시간 누적 강우를 위치별로 2.5분 단위 레이더 강우에 비례하여 재분배하였다. 이 경우 2.5분 단위의 강우필드도 여전히 공간적인 분포 특성을 가지고 있음을 Figure 4.5에서 확인할 수 있었다.

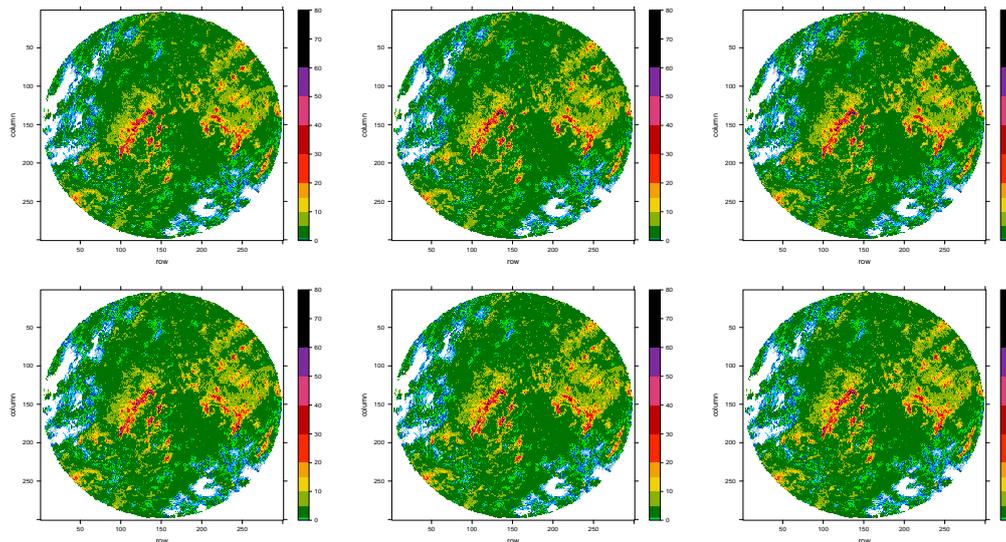


Figure 4.5 Predicted precipitation field redistributed in 2.5 minute scale

5. 결론

일반적으로 AWS 강우자료는 실제 강우량과 근사한 값을 갖지만 강우의 공간분포를 알아보기 어려운 반면 레이더 강우자료는 실제 강우량과 차이가 있지만 광범위하게 관측되는 상반된 특성을 가지고 있다. 본 논문은 관측된 시간과 위치가 서로 다른 레이더 강우자료와 AWS 강우를 이용하여 조정된 강우필드를 추정하였다. 두 자료 간의 선형모형과 모형 오차의 공간구조를 설명하기 위해 계층적 베이지안 모형을 소개하였고, 제안된 모형을 비슬산에 위치한 레이더를 사용하여 관측된 150km 반경 내의 강우량 자료와 인근 193개 지역의 AWS에서 측정된 지상 강우량 자료에 적용하였다. 이러한 접근은 AWS 자료의 정확성과 레이더 자료의 공간구조라는 각 자료의 장점을 이용하여 보다 향상된 강우필드 추정 결과를 보여주었다. 또한 이러한 결과를 바탕으로 동일 지역의 위성자료를 함께 고려할 경우 보다 정확도가 높은 조정 강우필드를 추정할 수 있을 것으로 기대된다.

References

- Ahn, S. J., Yoon, S. H. and Hahm, C. H. (2005) Runoff analysis using spatial distributed rainfall. *Proceedings of Korea Water Resources Association*, Korea Water Resources Association, Iksan, 80–84.
- Bae, Y. H., Kim, B. S. and Kim, H. S. (2010) The study on flood runoff simulation using runoff model with gauge-adjusted radar data. *Journal of Wetlands Research*, **12**, 51–61.
- Kim, Y. and Kim, H. J. (2012) Stochastic precipitation modeling based on Korean historical data. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **23**, 1309–1317.
- Kim, B. S., Hong, J. B., Kim, H. S. and Choi, K. H. (2007) Combining radar and rain gauge rainfall estimates for flood forecasting using conditional merging method. *Journal of The Korean Society of Civil Engineers B*, **27**, 255–265.
- Lee, J. J. and Kim, Y. (2016) A spatial analysis of Neyman-Scott rectangular pulse model. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **27**, 1119–1131.
- Lim, J. H., Sung, J. H., Hwang, S. H. and Kim, B. S. (2013) Flood runoff simulation using S-RAT model and radar rainfall. *Journal of Korean Society of Hazard Mitigation*, **13**, 307–315.
- Matérn, B. (1986) *Spatial Variation*, 2nd Ed., Springer-Verlag, Berlin Heidelberg.
- Noh, H. S., Kim, B. S., Kang, N. R. and Kim, H. S. (2012) Flood simulation using Vflo and radar rainfall adjustment data by statistical objective analysis. *Journal of Wetlands Research*, **14**, 243–254.
- Seo, D. J. (1998) Real-time estimation of rainfall fields radar rainfall and rain gage data. *Journal of Hydrology*, **208**, 37–52.
- Yoon, Y. N., Kim, J. H., Yoo, C. and Kim, S. (2002) Runoff parameter estimation using spatiality distributed rainfall and an anaysis of the effect of rainfall errors on runoff computation. *Journal of Korea Water Resources Association*, **35**, 377–382.

A spatiotemporal adjustment of precipitation using radar data and AWS data^{†‡}

Tae Sung Shin¹ · Gyuwon Lee² · Yongku Kim³

^{1,3}Department of Statistics, Kyungpook National University

²School of Earth System Sciences, Kyungpook National University

Received 8 December 2016, revised 2 January 2017, accepted 9 January 2017

Abstract

Precipitation is an important component for hydrological and water control study. In general, AWS data provides more accurate but low dense information for precipitation while radar data gives less accurate but high dense information. The objective of this study is to construct adjusted precipitation field based on hierarchical spatial model combining radar data and AWS data. Here, we consider a Bayesian hierarchical model with spatial structure for hourly accumulated precipitation. In addition, we also consider a redistribution of hourly precipitation to 2.5 minute precipitation. Through real data analysis, it has been shown that the proposed approach provides more reasonable precipitation field.

Keywords: AWS data, hierarchical Bayesian model, precipitation, radar data, spatial analysis.

[†] This research was supported by a grant (16AWMP-B079625-03) from Water Management Research Program funded by Ministry of Land, Infrastructure and Transport of Korea government.

[‡] This paper is based on part of Tae Sung Shin's Master thesis.

¹ Graduate Student, Department of Statistics, Kyungpook National University, Daegu 41566, Korea.

² Associate professor, School of Earth System Sciences, Kyungpook National University, Daegu 41566, Korea.

³ Corresponding author: Associate professor, Department of Statistics, Kyungpook National University, Daegu 41566, Korea. E-mail: kim.1252@knu.ac.kr