

## 고해상도 수치예측자료 생산을 위한 경도-역거리 제곱법(GIDS) 기반의 공간 규모 상세화 기법 활용

양아련<sup>1)</sup> · 오수빈<sup>1)\*</sup> · 김주완<sup>2)</sup> · 이승우<sup>3)</sup> · 김춘지<sup>1)</sup> · 박수현<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>봄인 사이언스 컨설팅, <sup>2)</sup>공주대학교 대기과학과,

<sup>3)</sup>기상청 수치모델링센터 수치자료응용과

(접수일: 2021년 2월 1일, 수정일: 2021년 3월 12일, 게재확정일: 2021년 4월 4일)

### Implementation of Spatial Downscaling Method Based on Gradient and Inverse Distance Squared (GIDS) for High-Resolution Numerical Weather Prediction Data

Ah-Ryeon Yang<sup>1)</sup>, Su-Bin Oh<sup>1)\*</sup>, Joowan Kim<sup>2)</sup>, Seung-Woo Lee<sup>3)</sup>, Chun-Ji Kim<sup>1)</sup>, and Soohyun Park<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>BomIn Science Consulting, Gongju, Korea

<sup>2)</sup>Department of Atmospheric Science, Kongju National University, Gongju, Korea

<sup>3)</sup>Numerical Data Application Division, Numerical Modeling Center,  
Korea Meteorological Administration, Seoul, Korea

(Manuscript received 1 February 2021; revised 12 March 2021; accepted 4 April 2021)

**Abstract** In this study, we examined a spatial downscaling method based on Gradient and Inverse Distance Squared (GIDS) weighting to produce high-resolution grid data from a numerical weather prediction model over Korean Peninsula with complex terrain. The GIDS is a simple and effective geostatistical downscaling method using horizontal distance gradients and an elevation. The predicted meteorological variables (e.g., temperature and 3-hr accumulated rainfall amount) from the Limited-area ENsemble prediction System (LENS; horizontal grid spacing of 3 km) are used for the GIDS to produce a higher horizontal resolution (1.5 km) data set. The obtained results were compared to those from the bilinear interpolation. The GIDS effectively produced high-resolution gridded data for temperature with the continuous spatial distribution and high dependence on topography. The results showed a better agreement with the observation by increasing a searching radius from 10 to 30 km. However, the GIDS showed relatively lower performance for the precipitation variable. Although the GIDS has a significant efficiency in producing a higher resolution gridded temperature data, it requires further study to be applied for rainfall events.

**Key words:** Spatial downscaling method, gradient and inverse distance squared, geostatistical downscaling method, limited-area ensemble prediction system

\*Corresponding Author: Su-Bin Oh, BomIn Science Consulting, 401,  
20 Maesandong-gil, Gongju-si, Chungcheongnam-do 32584, Korea.  
Phone: +82-70-4799-0215, Fax: +82-70-7610-9299  
E-mail: ohsubin112@gmail.com

## 1. 서론

한반도는 해안과 산지 등의 복잡한 지형 요소가 조밀한 지역 내에서 복합적으로 나타나며, 이로 인해 다양한 국지적 기상현상이 발생한다. 이러한 기상현상을 설명하고 예측하기 위하여 대기, 지면, 해양 등의 지구환경요소를 지배하는 방정식에 관측 자료와 강제력값들을 대입하여 기상정보를 생산하는 수치예측기법을 사용하고 있다. 특히 기후변화에 따라 급증하는 기상재해로 인하여 수치예측모델은 고도화되고 있으며, 한반도와 같이 복잡한 지형을 가지는 지역에서는 지형 특성에 따른 상세하고 균질한 고해상도의 예측자료 생산이 요구되고 있다(Case et al., 2004; Kim et al., 2012).

수치예측모델의 격자해상도를 높여 넓은 지역에 대해 사용자가 원하는 수준의 고해상도 결과를 얻기 위해서는 많은 자원과 시간이 필요하다(Heikkila et al., 2011; Cardoso et al., 2012). 이에 따라 많은 연구자들이 저해상도 자료로부터 고해상도 자료를 생산하는 공간 규모 상세화(Spatial downscaling) 방안에 대한 연구를 수행해왔다. 이러한 규모 상세화 방법은 크게 역학적 방법과 통계적 방법으로 나뉜다.

역학적 규모 상세화 방법은 저해상도의 수치예측모델로부터 초기장과 경계장을 제공받아 원하는 지역에서의 고해상도 수치모델을 수행하는 방법이다. 성능이 좋은 수치예측시스템으로부터 양질의 분석장을 제공받는다면 물리적·역학적으로 균형잡힌 높은 성능의 고해상도 예측자료 생산이 가능하다(Lo et al., 2008; Ahn et al., 2012; Lee et al., 2017). 하지만, 많은 전산자원이 요구되며, 경계조건, 해상도, 물리적 기법 등과 관련된 불확실성이 존재한다.

통계적 규모 상세화 방법은 기존자료가 가지는 통계적 특성을 활용하여 고해상도 자료를 생산하는 기법으로 추계적 방법(Stochastic method; Kwon et al., 2013; Kim et al., 2014), 주성분 모드 및 회귀분석을 사용하는 방법(von Storch, 1995; Lim et al., 2007), 거리 상관성을 이용한 내삽법 등이 사용되고 있다. 특히 거리 상관성을 이용한 내삽은 각 기상요소들의 동질성을 거리의 함수로 두고, 주변자료로부터 통계적인 수학적 공식에 의해 목표지점 자료를 산출하는 방법으로 적용이 간편하여 다수의 연구에서 활용되어 왔다. 최근접 이웃(nearest neighbor) 자료를 사용하는 방법으로는 한 지점에 대한 영향구역을 다각형으로 설정하고 이웃한 자료를 이용하여 내삽하는 Thiessen 방법 또는 보로노이 다이어그램(Voronoi diagram) (Thiessen, 1911), 목표지점을 중심으로 특정 반경 내의 자료들에 거리 가중치를 주어 내삽하는 Cressman 방법(Cressman, 1959), Barnes 방법(Barnes, 1964), 역거리 가중법(IDW;

Inverse distance weighting; Shepard, 1968) 등이 있다. 이 방법들은 다른 규모 상세화 기법에 비해 소모되는 계산비용이 적은 장점이 있어 다양한 연구에서 사용되었다(Di Piazza et al., 2011). 그러나 기상요소들은 거리뿐만 아니라 고도와 같은 지형적 특성에 의한 영향도 크게 받는다(Johnson et al., 2000). 따라서 거리만의 가중치를 이용한 상세화 방법은 한반도와 같이 산악이 많은 지역에서는 고도의 영향을 반영하지 못하는 한계를 가진다.

이러한 통계적 방법의 한계를 극복하고자 지구통계적(geostatistical) 방법이 고안되었다. 이는 거리뿐만 아니라 고도를 포함하는 지형 인자들로부터 공간적 상관성 산출을 통해 원하는 지점의 값을 생산하는 방법이다. 공간적 상관성 산출을 위해서는 다중회귀모델, 세미베리오그램(semi-variogram), 공분산 함수 등이 사용되었다(Guan et al., 2013). 대표적으로 두개 이상의 변수를 사용하는 공동 크리깅(Co-Kriging; Journel and Huijbregts, 1978; Myers, 1982)과 측고 기법(Hypsometric method; Ahrens, 2003), 베이저안 공간 선형 모델(Baysian spatial linear model), PRISM (Parameter-Elevation Regressions on Independent Slopes Model; Daly et al., 1994) 등이 있다. 이러한 지구통계적 방법은 지형에 대한 고려를 통해 통계적 방법보다 좋은 성능을 보였다(Kravchenko, 2003; Reinstorf et al., 2005).

이 연구에서는 사용하고자 하는 경도와 역거리 제곱법(GIDS; Gradient and Inverse Distance Squared)은 거리와 고도에 대하여 역거리 가중법과 다중선형회귀를 결합한 방법으로, 지형을 고려했다는 점에서는 지구통계적 방법의 범주에 속한다. GIDS는 Nalder and Wein (1998)에 의해 개발되어, 캐나다 서부지역의 지점별 관측자료를 이용한 월 기온과 강우의 기후 평균 자료 생성에 사용되었다. Nalder and Wein (1998)이 GIDS를 4개의 크리깅 기법(co-kriging, ordinary kriging, detrended kriging, universal kriging) 및 2개의 통계적 내삽법(역거리 제곱법, 최근접 이웃 기법)과 비교한 결과, 기온과 강우 모두에서 GIDS가 가장 좋은 성능을 보였다. 또한 기존의 지구통계적 방법에 비해 계산방식이 직관적이고 간단하여 적용이 편리한 장점을 가졌다.

GIDS는 다양한 지형 특성을 가지는 넓은 지역에서의 일 기온자료 내삽(Stahl et al., 2006), 격자 오차가 제거된 지표 온도 예측 자료의 내삽(Mohammadi et al., 2017), 월 평균 온도와 강우자료를 이용한 고해상도 자료 생산(Tang et al., 2012)에 활용되었고, 다양한 규모 상세화 기법과의 비교에서 좋은 성능을 보였다(Lin et al., 2002). 이러한 기존 연구가 지점자료를 격자화하는데 초점을 맞추었다면, Flint and Flint (2012)는 GIDS에 기반하여 저해상도 격자자료를 고해상도

**Table 1.** Description of the cases used in this study.

Case number	Case definition	Date
Case 1	Minimum temperature	2100 UTC 22 January 2017 (0600 KST 23 January 2017)
Case 2	Maximum temperature	0600 UTC 13 July 2017 (1500 KST 13 July 2017)
Case 3	Weak rainfall	2200 UTC 9 May 2017 (0700 KST 10 May 2017)
Case 4	Heavy rainfall	1500 UTC 2 July 2017 (0000 KST 3 July 2017)

격자자료로 상세화하는 수정된 방법을 고안하였다. 저해상도 도메인과 고해상도 도메인의 격자점 위치와 고도에 회귀계수를 결합함으로써, 격자 입력자료에 특화되고 자료의 불연속성으로 인한 너겟효과(nugget effect)를 고려하는 수정된 GIDS 수식을 제안하였다. 또한 수정된 GIDS를 포함한 다양한 규모 상세화 기법들을 복합적으로 사용하여 전지구 기후 모델 예측 결과로부터 고해상도 자료를 생산하고, 이를 수문학적 모델과 생태학적 모델에 적용함으로써 기후 시나리오가 적용된 지역 기후 연구를 성공적으로 수행하였다.

본 연구에서는 기상청 현업 수치예측모델의 규모 상세화를 위해 저비용으로 고해상도 자료를 생산할 수 있는 GIDS 기법을 다양한 지표면 변수에 적용하여 그 효용성을 살펴보고자 한다. 사용된 모델은 한반도 영역에서의 3 km 해상도 예측을 수행하는 국지 앙상블 예측 시스템(LENS; Limited-area Ensemble Prediction System)이다. LENS는 격자별 예측 자료를 생산하므로, 이러한 격자 입력 자료에 특화된 수정된 GIDS (Flint and Flint, 2012)의 이론을 활용하였다. 이를 통해 한반도의 지형적 특성이 고려된 고해상도 예측자료를 신속하고 효과적으로 생산할 수 있는 방안과 그 적용범위를 제시하고자 한다.

## 2. 분석 자료 및 사례

GIDS 기반 공간 규모 상세화 기법의 입력자료로 기상청에서 현업운영 중인 LENS 예측자료를 사용하였다. LENS는 기상청 전지구 앙상블 예측 시스템(EPSC; Ensemble Prediction System for Global)에서 산출된 3 시간 예보장에 가변 격자 체계를 적용하여 경계장을 제공받는다. 회전된 위/경도 투영법(rotated latitude/longitude projection)을 이용하여 서울을 중심으로 한 한반도 영역의 3 km 수평 해상도(460 × 482개 격자), 연직 70개 층 자료가 생산된다. 모델 적분 시간은 45 분이며, 1시간 단위의 72시간 예측이 일 2회(0000, 1200 UTC) 수행된다. 1개의 기준멤버(control member)

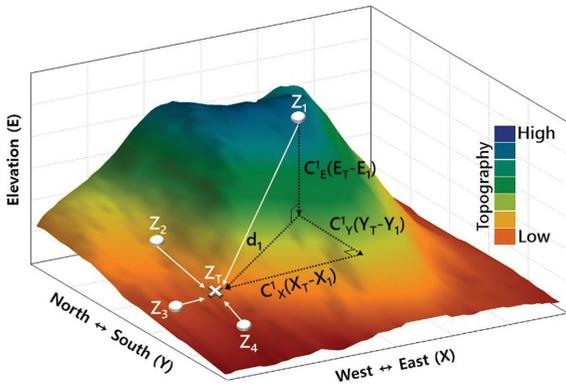
와 12개의 섭동멤버(perturbation member)로 구성되어 있으며, 이 연구에서는 섭동멤버로부터 예측된 1.5 m 고도 기온(단위: °C)과 3시간 누적 강수[단위: mm (3 h)<sup>-1</sup>]를 사용하였다. 3시간 누적 강수는 LENS로 모의된 비대류성 강우(large-scale rain), 대류성 강우(convective rain), 비대류성 눈(large-scale snow), 대류성 눈(convective snow) 변수의 합으로 계산하였다.

공간 규모 상세화 기법의 성능 평가를 위해 기상청에서 운영 중인 자동기상관측장비(AWS; Automatic Weather System)의 기온과 3시간 누적 강수자료를 사용하였다. 또한 AWS 자료를 기반으로 이 연구에서 사용할 최저 기온, 최고 기온, 약한 강수, 강한 강수 사례를 선정하였다(Table 1). 각 사례에 대한 자세한 설명은 공간 규모 상세화 기법 적용에서 서술하였다.

이 연구에서 사용된 GIDS 기반 공간 규모 상세화 기법은 위치와 고도에 대한 정보를 변수화하여 지형 효과를 반영하는데 목적이 있으므로, 우리나라의 섬 지역(제주도, 울릉도, 독도 등)을 제외한 한반도 내륙에 초점을 맞추었다. 따라서 분석영역은 위도 34~38.5°N, 경도 125~130°E로 제한하였다.

## 3. GIDS 기반의 공간 규모 상세화 기법

LENS에서 생산된 기상청 현업 예측 자료를 이용하여 신속하고 정확하게 고해상도 자료를 생산하기 위해 수정된 GIDS (Flint and Flint, 2012)를 사용하였다. 이 방법은 목표로 하는 지점을 기준으로 일정한 검색반경을 설정하여, 이 검색반경 이내의 격자 지점들에 대한 모델자료로 동-서, 남-북, 고도에 대한 다중선형회귀분석을 수행하고 그 회귀계수를 경도값(gradient)으로 이용하여 원하는 지점 자료를 산출한다. 저해상도 격자자료(LG; Low resolution Grids)를 고해상도 격자자료(HG; High resolution Grids)로 상세화하기 위한 공간 규모 상세화 수식은 식(1)과 같다.



**Fig. 1.** 3-Dimensional schematic diagram of the spatial downscaling method.

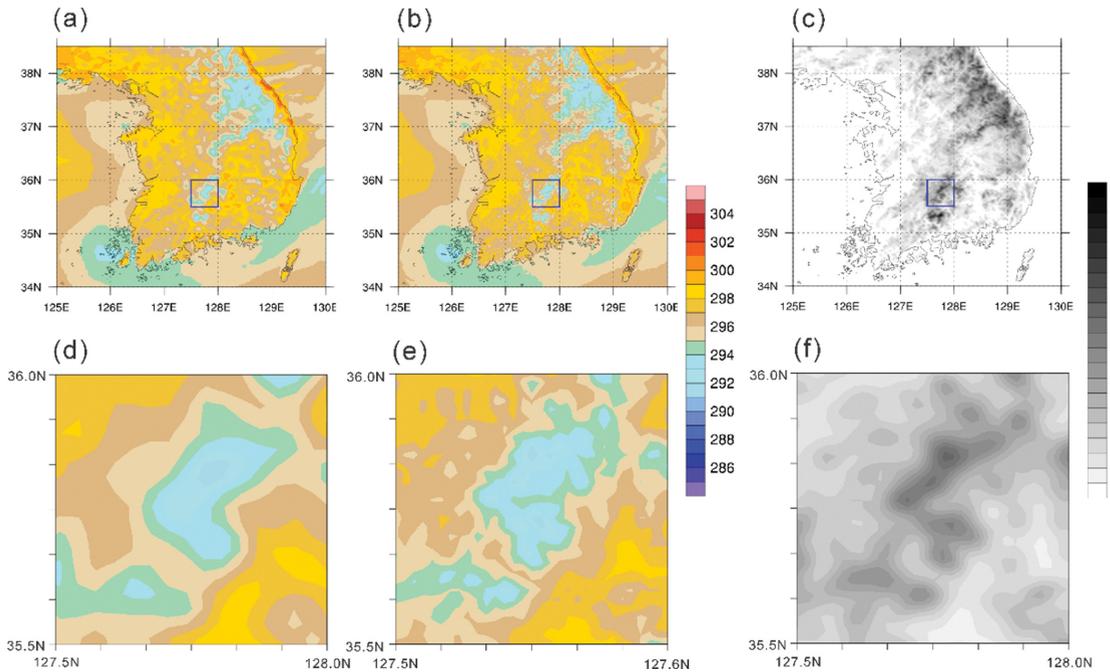
$$Z_T = \left[ \frac{\sum_{i=1}^N Z_i + C_X^i(X_T - X_i) + C_Y^i(Y_T - Y_i) + C_E^i(E_T - E_i)}{d_i^2} \right] \left[ \frac{\sum_{i=1}^N \frac{1}{d_i^2}}{d_i^2} \right] \quad (1)$$

식(1)에 대한 이해를 돕기 위해 각 항을 3차원 도식으로 시각화하였다(Fig. 1). 여기서,  $Z_T$ 는 공간 규모

상세화를 적용하여 산출한 HG의 격자 자료 값을 의미하며,  $Z_i$ 는 검색반경 이내에 위치하는 LG의  $i$  격자에서의 자료 값이다.  $N$ 은 검색반경 이내에 속하는 LG 격자자료의 갯수를 나타낸다. 이때, 검색반경은 LG 해상도보다 같거나 크게 설정한다.  $d_i$ 는  $Z_T$ 와  $Z_i$ 의 수평적 거리이며, 단위는 km로 통일하였다.  $X, Y, E$ 는 동-서, 남-북, 고도의 위치값으로, 아래첨자  $T$ 는 HG에서의 목표 격자, 아래첨자  $i$ 는 LG에서의  $i$  격자를 의미한다. 즉,  $(X_T - X_i)$ 는 동-서 방향에서의  $Z_T$ 와  $Z_i$ 의 위치 차이를 나타낸다.  $C_X^i, C_Y^i, C_E^i$ 는 LG의  $i$  격자에 대한 동-서, 남-북, 고도의 경도 값이다. 공간에 대한 자료의 경도 값은 식(2)와 같은 1차원 선형모델을 가정한 뒤, 다중 선형 회귀 분석을 통해 각 차원에 대한 회귀계수를 추정하는 방식으로 얻어진다.

$$REF = REF_o + C_X^i(X_i - X_o) + C_Y^i(Y_i - Y_o) + C_E^i(E_i - E_o) + \varepsilon \quad (2)$$

REF는 참고 값으로, 일정 기간동안 누적된 관측 값(아래첨자  $o$ )을 사용할 수 있다. 선형회귀분석은 최소 제곱법을 통해 관측값과 추정값의 오차값( $\varepsilon$ )의 평균 제곱근 오차(RMSE; Root Mean Square Error)를 최소화하는 방법으로 수행하였다. 해당 방법은 시간이 변



**Fig. 2.** Distribution maps of surface temperature (unit: K) predicted by LENS of (a) before spatial downscaling (SD) method and (b) after SD method on 0000 UTC 12 July 2015 (forecasting time: 48 hours) and (c) topography above sea level (m) of the Korean peninsula. (d), (e), and (f) are same as (a), (b), and (c) but for selected area (35.5~36.0°N, 127.5~128.0°E) indicated by the rectangles with black line in (a), (b), and (c).

하더라도 공간적 경도가 크게 변하지 않는다는 가정 하에 필요한 시기의 과거 관측 자료를 이용하여 회귀 계수를 산출해둠으로써 계산 시간을 줄이는 것도 가능하다. 이 연구에서는 2015년 AWS 관측 자료를 이용하여 회귀계수를 산출했다. 한반도는 계절 변화로 인하여 기온과 강수의 월별 특성이 다르게 나타나므로, 회귀계수 산출을 위하여 사례일이 속하는 월의 시간 별 기온과 3시간 누적 강수의 평균을 참고값으로 사용하였다.

앞서 설명한 GIDS 기반의 공간 규모 상세화 수식과 2015년 월 참고 값을 이용한 회귀 계수가 지형이 반영된 고해상도 자료를 효과적으로 생산하는지 살펴보기 위하여, 고도에 높은 의존성을 가지는 변수에 적용하여 효용성을 살펴보았다. 적용을 위해 48시간 예측이 수행된 2015년 7월 12일 0000 UTC의 LENS 지표면 온도 예측 결과를 사용하였다. 검색반경은 30 km로 설정하였고, 회귀 계수 산출을 위한 참고 값으로 시간별 AWS 지표면 온도의 2015년 7월 평균 값을 사용하였다. 지표면 온도는 고도에 크게 의존하는 변수이므로, 3 km 해상도의 LENS 지표면 온도(Fig. 2a)는 한반도 지형고도(Fig. 2c)와 유사한 분포를 보인다. 그러나 모델 해상도의 한계로 산악지역(위도 35.5~36.0°N, 경도 127.5~128.0°E; Fig. 2f)의 온도(Fig. 2d)는 지형의 형태보다 평활화되어 나타나는 것을 볼 수 있다. 공간 규모 상세화 기법을 적용하여 1.5 km의 고해상도 자료를 생산한 결과(Fig. 2b), 적용 전보다 더 세밀하고 지형과 유사한 온도 분포를 보였으며, 이러한 결과는 덕유산이 위치한 산악지형의 확대에서 더 뚜렷하게 나타났다. 공간 규모 상세화된 지표면 온도는 산악지형의 등고선과 유사한 형태를 보여, 고도에 따라 변화하는 지표면 온도를 더 뚜렷하게 반영함을 알 수 있다. 따라서 이 연구에서 사용하고자 하는 GIDS 기반 공간 규모 상세화 기법은 한반도와 같이 복잡한 지형 특성을 갖는 지역에 효과적인 방법으로 판단하였다. 그러나 이는 지형에 큰 의존성을 가지는 단일 지표면 온도 사례에 대한 것으로, 추가적인 사례 분석을 통해 수치예측모델의 주요 예측 변수인 기온과 강수에서의 효용성을 구체적으로 살펴보려고 한다.

#### 4. 공간 규모 상세화 기법 적용 결과

공간 규모 상세화 기법의 효용성 검증을 위해 최저 온도, 최고온도, 약한강수, 강한강수의 4가지 사례를 선정하였다(Table 1). 목표 해상도는 기상청에서 현업 운영 중인 초단기예보시스템(VDAPS; Very short range Data Assimilation and Prediction System)과 동일한 1.5 km로 설정하였다. 과도한 공간 규모 상세화로 인한 오류를 최소화하면서 VDAPS 자료 생산을 위한 적용

가능성을 살펴보기위해 해당 격자를 사용하였다. 공간 규모 상세화(SD; Spatial Downscaling)를 적용한 LENS 예측결과는 SD로 명명하였고, 성능 차이 분석을 위해 검색반경을 각각 10 km (SD10), 20 km (SD20), 30 km (SD30)로 변경하여 적용하였다. 동일한 격자에서의 값을 비교하기 위하여 지형을 고려하지 않은 단순 내삽 방법인 이중선형내삽법(BI; Bilinear Interpolation)을 적용하여 SD와 동일한 1.5 km 해상도의 BI를 생산하였다.

관측에 대한 BI와 SD의 성능 평가를 위한 통계치로 공간 분포에 대한 평균제곱오차(MSE; Mean Square Error)와 다중상관계수(r; Multiple correlation coefficient)를 산출하였다. MSE는 절대값이 작을수록, r은 1에 근접할수록 높은 상관성을 의미한다. 분석 영역에 속하는 AWS 491개 관측 지점을 기준으로, 이 지점의 위치와 가장 가까운 격자점의 자료를 이용하여 분석하였다.

##### 4.1 최저기온 사례

최저기온 사례(Case 1)는 2017년 1월의 서울(지점 번호: 47108) AWS 관측자료를 이용하여 강수가 발생하지 않은 날 중에서 가장 낮은 최저기온이 발생한 2017년 1월 22일 2100 UTC (2017년 1월 23일 0600 KST)로 선정하였다(Table 1). 이 사례의 서울 최저기온은 -12.6°C이며, 전국이 영하의 최저기온을 보였고 특히 강원도 횡성군 안흥(지점번호: 47583)에서 -22.7°C의 가장 낮은 최저기온이 관측되었다.

LENS의 수행시간에 따른 예측 정확도를 같이 고려하기 위하여 case 1을 목표시각으로 했을 때 최대 72 시간 이내의 예측시간을 가지는 LENS 결과를 사용하였다. 최소 9시간 예측(초기시각 2017년 1월 22일 1200 UTC)부터 최대 69시간 예측(초기시각 2017년 1월 20일 0000 UTC)까지 12시간 간격의 6개 LENS 수행 결과를 수집하여, 각각 h09, h21, h33, h45, h57, h69로 명명하였다. 수집된 LENS 자료를 사용하여 이중선형내삽법이 적용된 BI와 10, 20, 30 km의 검색반경으로 공간 규모 상세화된 SD10, SD20, SD30을 생산하였다.

이후, 정량적인 통계치로 예측성능을 평가하기 위해 AWS 기온에 대한 MSE와 r을 산출하였다. Figure 3은 BI와 SD10~30의 예측시간 별 MSE와 r의 변화이다. 모든 예측시간에 대해 BI와 SD10~30은 0.86 이상의 r 값을 보여 99% 신뢰도에 유의한 높은 상관을 보였다(Fig. 3b). 이는 case 1에 대한 LENS의 기온 예측 성능이 기본적으로 우수함을 의미한다. 예측시간에 따른 결과를 살펴보면, 가장 짧은 예측시간을 가지는 h09에서 MSE는 최소값을 보이고 r은 가장 1에 유사한 값을 보여 예측성능이 가장 높음을 확인할 수

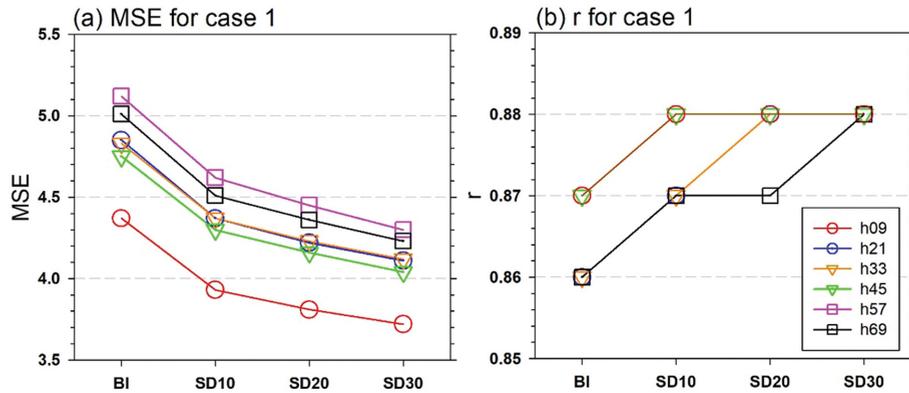


Fig. 3. (a) MSE and (b) r performance of AWS observation verse BI, SD10, SD20, and SD30 with different forecasting times for case 1.

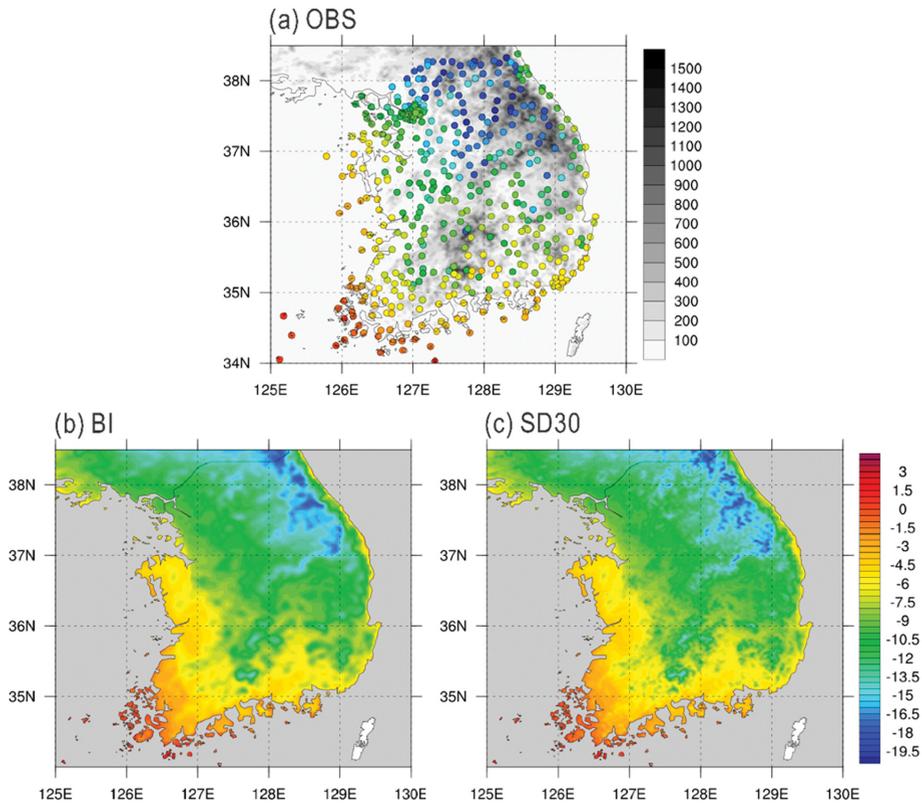
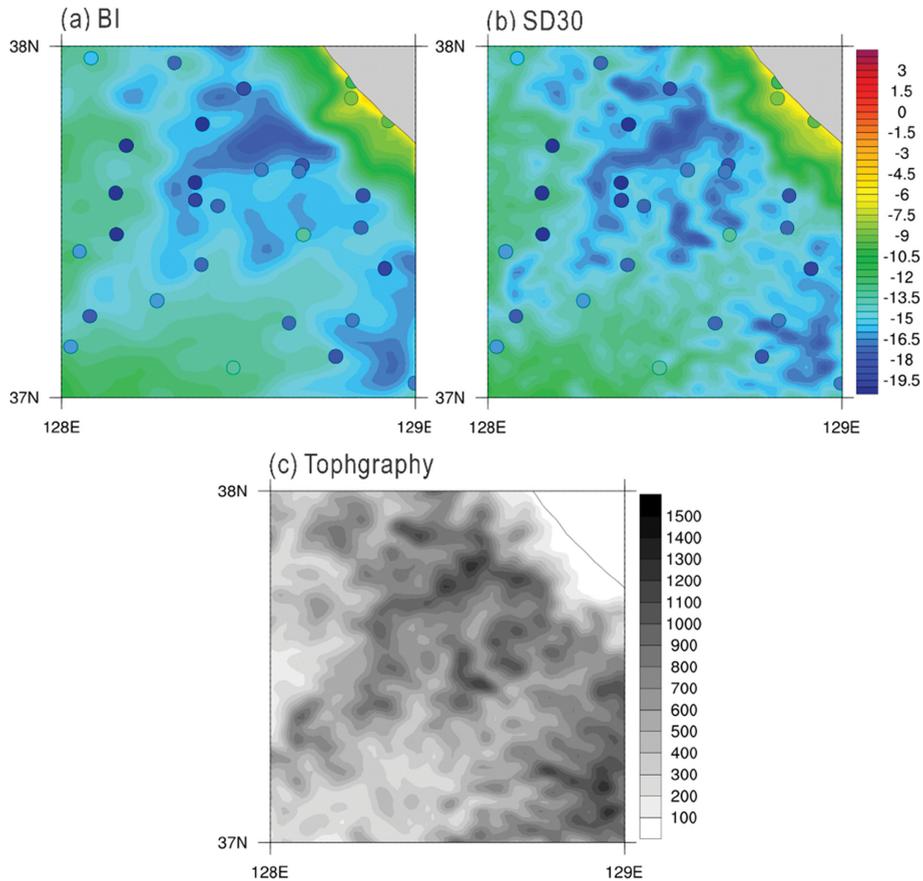


Fig. 4. Distribution maps of 1.5 m temperature (unit: °C) of (a) AWS observation (OBS) denoted by circles with topography above sea level (unit: m, gray shading) and (b) BI and (c) SD30 for h09 of case 1.

있었고, 예측시간이 길어질수록 예측정확도는 낮아지는 경향을 보였다. 공간 규모 상세화 적용 여부를 비교한 결과, 모든 예측시간에서 SD10~30이 BI보다 좋은 예측성능을 보여, 고해상도로 상세화를 수행할 때

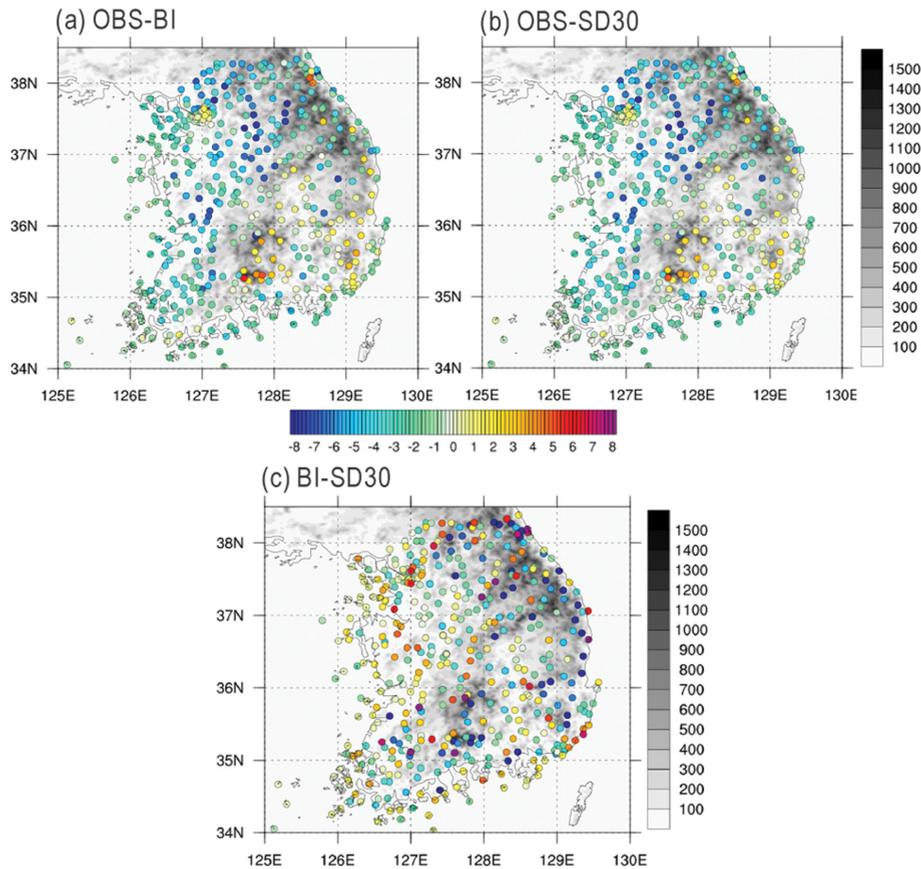
지형효과를 고려한다면 실제 관측자료와 더 유사해짐을 확인할 수 있다. 특히 GIDS 수행 시의 검색반경이 10, 20, 30 km로 넓어질수록 더 높은 상관성을 보였다.



**Fig. 5.** Distribution maps of 1.5 m temperature (unit: °C) of (a) BI and (b) SD30 with AWS observations denoted by circles, and (c) topography above sea level (unit: m) of the selected area (37.0~38.0°N, 128.0~129.0°E) for h09 of case 1.

GIDS를 통한 지형효과 반영을 확인하기 위해, 가장 관측과의 상관성이 높게 나타난 h09에서의 BI와 SD 기온 분포를 살펴보았다(Figs. 4b, c). 이때, 실제 관측값과의 비교를 위해 각 AWS 별 기온 값을 지형고도에 중첩하여 나타냈다(Fig. 4a). AWS 관측을 살펴보면, 한반도 전체에서 0°C 이하의 기온 분포가 나타났다. 중부지역에서 -15°C 이하의 낮은 기온이 관측되었고, 특히 강원 영서지역에서 -20°C 이하의 가장 낮은 기온이 나타났다. 위도가 낮아질수록 기온이 높아졌고, 전라남도 남서쪽 해안에서 가장 높은 -2°C 이상의 기온이 관측되었다. 기온은 고도의 영향을 받기 때문에 같은 위도에서는 태백산맥과 소백산맥을 비롯한 산악 지형에서 비교적 낮은 기온 분포를 보였다. 이러한 관측에서의 기온 분포는 BI와 SD30에서도 유사하여, 앞서 정량적으로 살펴본 관측과의 높은 상관(Fig. 3b)이 분포도에서도 명확히 나타남을 확인할 수 있다. 그러나 SD30은 공간 규모 상세화를 통해 지형효과를 반

영한 결과로, 같은 해상도인 BI보다 한반도 지형고도 분포와 더 유사하고 세밀한 기온 분포를 보여준다. 특히 SD30은 태백, 차령 및 소백산맥 등의 산악지역에서 지형고도가 높을수록 기온이 낮아짐이 더 뚜렷하게 나타나, 고도에 따른 기온 변화를 명확히 보여준다. 지형을 고려한 규모 상세화 효과를 더 면밀하게 확인하기 위하여, 대관령 주변 산악 영역(37~38°N, 128~129°E)에서의 BI와 SD30을 지형고도와 비교하였다(Fig. 5). 앞서 한반도 전체 영역에서 살펴본 바와 같이(Fig. 4), BI보다 SD30에서 지형고도 분포와 더 유사하고 세밀한 분포가 나타났다. 특히 지형고도가 높은 지역에서는 SD30이 BI보다 더 낮은 기온 값을 보이고, 지형고도가 낮은 지역에서는 SD30이 BI보다 더 높은 기온을 보여, 고도 증가에 따라 낮아지는 기온의 특성이 공간 규모 상세화를 통해 더 뚜렷하게 나타났다. 지형고도에 따른 BI와 SD30의 성능차이를 AWS 관



**Fig. 6.** Distribution maps of 1.5 m temperature (unit:  $^{\circ}\text{C}$ ) differences between (a) AWS observaion (OBS) and BI, (b) OBS and SD30, and (c) BI and SD30 for h09 in case 1. The shading denotes topography above sea level (unit: m).

측자료와의 비교를 통해 살펴보았다. 먼저, AWS 지점에서 가장 가까운 격자의 BI와 SD30 값을 이용하여 관측기온에 대한 BI와 SD30의 기온 편차 분포를 지형고도에 중첩하여 나타냈다(Figs. 6a, b). 관측에 대한 BI와 SD30의 편차는 LENS의 예측결과에 크게 의존하므로, AWS 관측 기온에 대한 BI와 SD30 편차는 유사한 분포를 보였다. 전반적으로 음의 편차가 우세하게 나타났으며, 이는 LENS에서 모의된 기온이 관측보다 낮음을 의미한다. 태백산맥과 소백산맥 및 영남지방의 지형고도가 높은 지역에서는 양의 편차가 나타나 LENS 기온이 관측에 비해 높게 모의된 것을 확인할 수 있었다. 공간 규모 상세화로 인한 효과를 살펴보기 위하여 BI에 대한 SD30의 차이를 살펴보았다(Fig. 6c). 앞서 LENS에서 기온이 낮게 모의된 지역에서는 양의 편차가 주로 나타났으며, 기온이 높게 모의된 지형고도가 높은 지역에서는 음의 편차가 뚜렷하게 나타나, 지형을 고려한 공간 규모 상세화를 통해 SD30에서 관측과의 편차가 완화되었음을 확인할

수 있다. 이는 앞서 통계치를 사용한 평가에서 BI보다 SD30의 예측성능이 높았던 결과와 일치한다. 결과적으로, 고해상도 기온 자료 생성 시에 지형을 고려한 GIDS를 적용할 경우, 일반적인 이중선형내삽법보다 세밀할뿐만 아니라 관측과도 더 유사하도록 효과적인 상세화가 이루어짐을 확인할 수 있다.

#### 4.2 최고기온 사례

최고기온 사례(Case 2)는 2017년 7월의 무강수일 중 전국이 대부분  $30^{\circ}\text{C}$  이상의 기온 분포를 보이며, 특히 경주(지점번호: 47283)에서 7월 중 가장 높은 최고온도인  $39.7^{\circ}\text{C}$ 가 나타난 2017년 7월 13일 0600 UTC(2017년 7월 15일 1500 KST)로 선정하였다(Table 1). 이후, case 2를 목표 시각으로 했을 때 최대 72시간 이내의 예측 시간을 가지는 LENS 결과를 사용하였다. 최소 18시간 예측(초기시각 2017년 7월 12일 1200 UTC)부터 최대 66시간 예측(초기시각 2017년 7월 10일 1200 UTC)까지 12시간 간격으로 5개의 LENS 수행

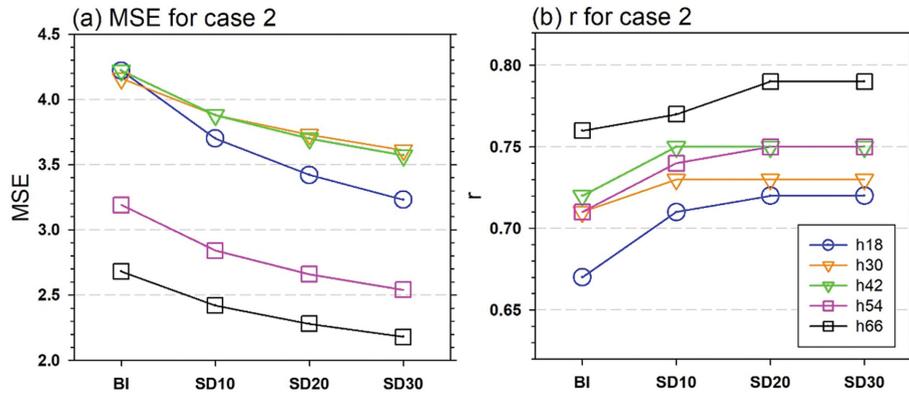


Fig. 7. Same as Fig. 4 but for case 2.

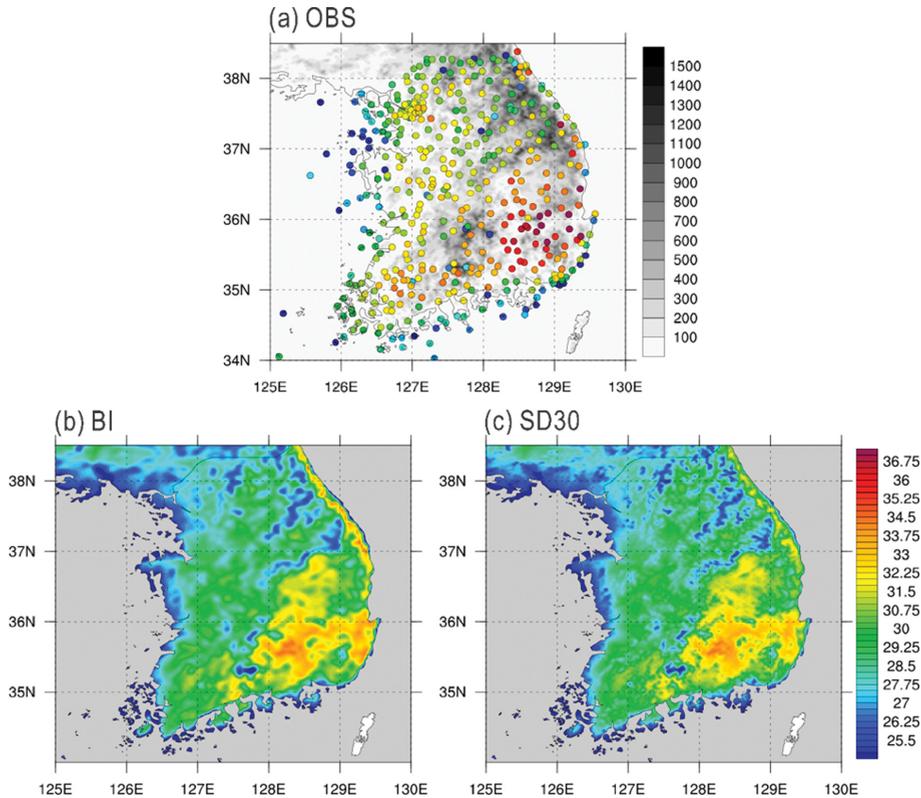


Fig. 8. Same as Fig. 4 but for h66 of case 2.

결과를 수집하였으며, 각각 h18, h30, h42, h54, h66으로 명명하였다. 이후, 수집된 LENS 자료를 사용하여 BI와 10, 20, 30 km의 검색반경에 대한 SD10~30을 생산하였다.

생산된 자료를 사용하여 AWS 기온에 대한 BI와 SD10~30의 예측시간 별 MSE와 r 값을 그래프로 나

타냈다(Fig. 7). 모든 예측시간과 BI, SD10~30에서 99% 신뢰도에 유의한 0.67 이상의 r 값이 산출되었으며(Fig. 7b), 이는 case 1 보다는 낮지만 case 2의 LENS 기온 모의 결과도 관측과 유의미하게 높은 상관관계를 보여준다. 예측 시간에 따른 결과를 MSE와 r 값을 통해 살펴보면, case 1과는 반대로 가장 긴 예측시

간인 h66에서 좋은 성능을 보였다. 그러나 예측시간에 관계없이 SD10-30이 BI보다 좋은 성능을 보이며, 검색반경이 10, 20, 30 km으로 넓어질수록 관측과의 상관성이 높아지는 결과는 case 1과 동일하게 나타났다.

Case 2에서 가장 관측과의 상관성이 높게 나타난 h66에서의 AWS 관측과 BI, SD30의 기온 분포를 살펴본다(Fig. 8). AWS 관측을 살펴보면, 전국 대부분이 30°C 이상의 기온 분포를 보였다. 중부지방에서는 서울 경기를 중심으로 고온역이 위치하였으며, 지형고도가 높은 강원 지역에서는 비교적 낮은 기온이 관측되었다. 위도가 낮아질수록 기온이 높아졌고, 경상도를 중심으로 35°C 이상의 높은 기온이 관측되었다. BI와 SD30은 AWS 관측에 비해 한반도 대부분의 지역에서 더 낮은 기온이 나타나 LENS의 기온이 낮게 모의됨을 확인하였고, 지형고도가 높은 태백, 차령, 소백산맥 등의 산지에서는 LENS의 기온이 높게 모의되어 case 1과 유사한 결과를 보였다. 관측과 BI, SD30 간 기온값의 차이는 있었지만 한반도에서의 공간적 기온분포가 관측과 유사하여, r이 0.76 이상인 높은 상관성이 나타난 것으로 보인다(Fig. 7b). BI와 SD30을 비교한 결과도 case 1과 동일하게 SD30에서 한반도 지형이 반영된 더 세밀한 기온 분포가 나타났다. 본 연구에서 나타내지는 않았지만 SD30과 BI 사이의 차이 값 분포에서는 최저기온 사례(case 1)와 마찬가지로 산악지역에서 음의 편차가 주로 나타났고 나머지 지역에서는 양의 편차가 나타나, 공간 규모 상세화를

통해 낮거나 높게 모의되었던 오차가 완화되었음을 확인할 수 있었다(Figures not shown), 또한 SD의 검색반경이 10 km에서 30 km로 커질수록 더 세밀한 분포를 보였으며, 관측과의 오차가 완화되는 정도도 커졌다(Figures not shown). 이를 통해 최고기온 사례에서도 위치와 고도를 변수로 하는 공간 규모 상세화 기법이 거리만을 고려한 내삽방법보다 더 좋은 성능을 보임을 확인할 수 있었다.

### 4.3 강수 사례

강수에 대한 공간 규모 상세화 효과를 확인하기 위하여, 강우 강도에 따른 사례를 선정한 뒤 기온 사례들과 동일한 방법으로 분석하였다(Table 1). 약한 강수 사례(Case 3)는 서울 경기 및 충청도, 전라북도를 중심으로 약 5 mm (3 h)<sup>-1</sup> 이하의 강수가 넓게 발생한 2017년 5월 9일 2200 UTC (2017년 5월 10일 0700 KST)로 선정하였다. 강한 강수 사례는 한반도 중부에 10 mm (3 h)<sup>-1</sup> 이상의 강수대가 발생하고, 특히 경기 동부와 강원도를 중심으로 30 mm (3 h)<sup>-1</sup> 이상의 강한 강수가 발생한 2017년 7월 2일 1500 UTC (2017년 7월 3일 0000 KST)로 선정하였다.

강수 예측은 모델 수행 시간이 길어질수록 오차가 많이 발생하기 때문에 최대 36시간 이내의 예측 시간을 가지는 LENS 결과를 사용하였다. 약한 강수 사례는 22시간 예측(h22, 초기시각 2017년 5월 9일 0000 UTC)과 34시간 예측(h34, 초기시각 2017년 5월 8일

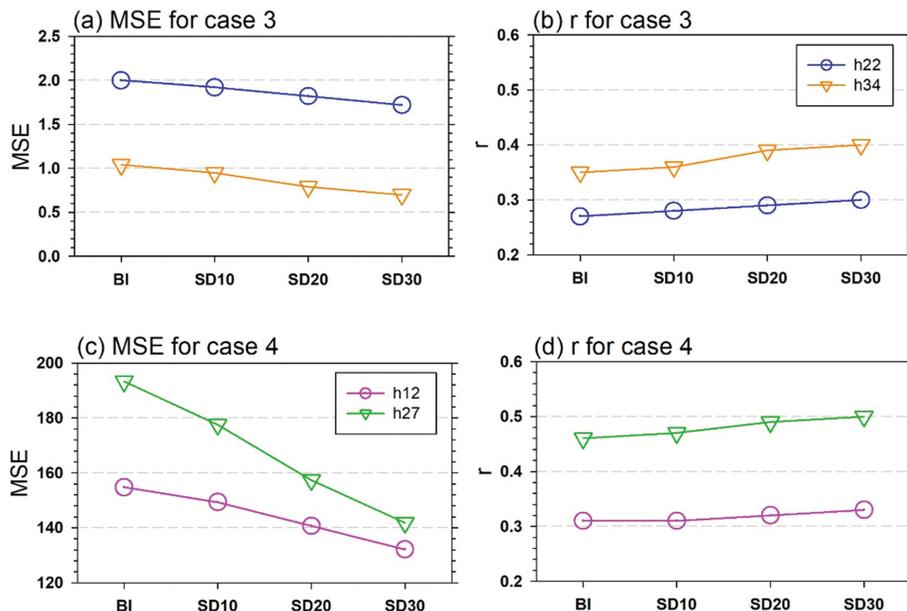
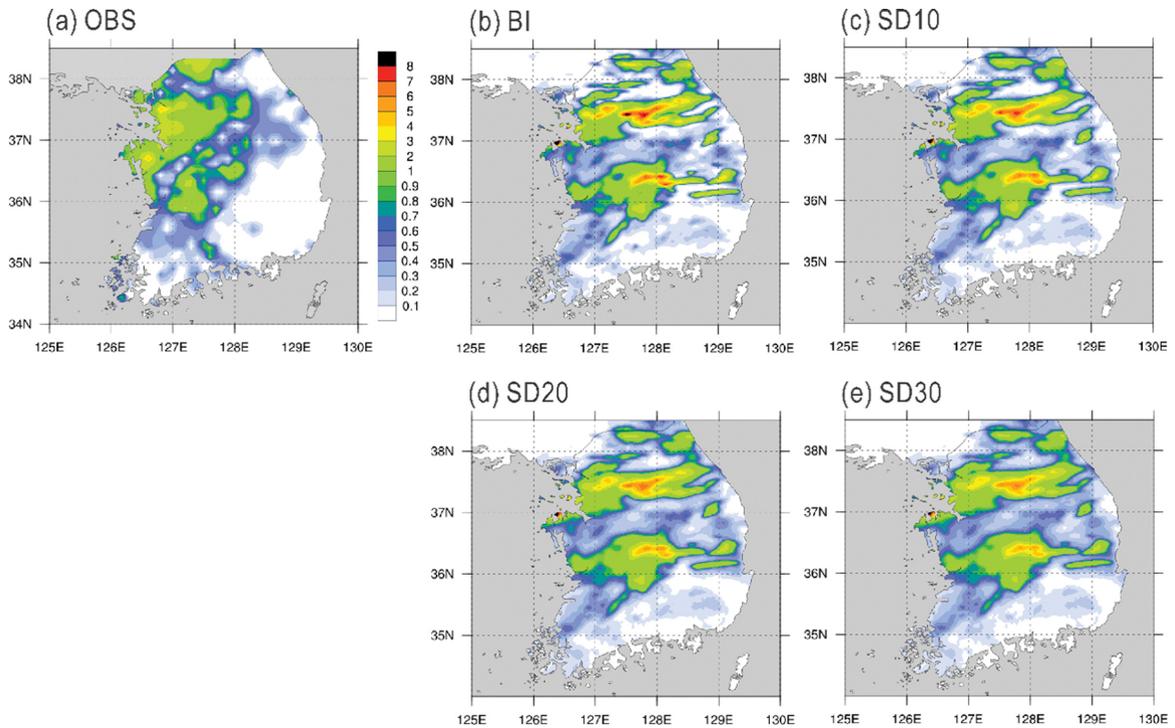


Fig. 9. Same as Fig. 3 but (a) and (b) for case 3 and (c) and (d) for case 4.



**Fig. 10.** Distribution maps of 3 hours accumulated rainfall [unit: mm (3 hr)<sup>-1</sup>] of (a) AWS observations (OBS), (b) BI, (c) SD10, (d) SD20, and (e) SD30 for h34 in case 3.

1200 UTC), 강한 강수 사례는 15시간 예측(h15, 초기 시각 2017년 7월 2일 0000 UTC)와 27시간 예측(h27, 초기시각 2017년 7월 1일 1200 UTC)의 각각 2개의 LENS 수행 결과를 수집하고, 이를 사용하여 이중선 형내삽법이 적용된 BI와 10, 20, 30 km의 검색반경으로 공간 규모 상세화된 SD10~30을 생산하였다.

이후, 각 사례 별 예측성능을 판단하기 위해 AWS 3시간 누적 강수에 대한 MSE와 r 값을 산출하였다(Fig. 9). Case 3은 MSE와 r 값 모두에서 h34가 h22보다 좋은 성능을 보였으나, 모든 예측 시간이 0.4 이하의 r 값을 보여 99% 신뢰도에 유의하나 낮은 상관성이 나타났다(Figs. 9a, b). Case 4는 MSE 값에서는 h15가 h27보다 좋은 성능을 보였으나, r 값은 h27에서 더 높은 상관성이 나타났다(Figs. 9c, d). 그러나 모든 예측시간에서 0.5 이하의 r 값을 보여 99% 신뢰도에 유의하나 낮은 상관성이 나타났다. 그러나 BI보다 SD10~30이 관측과 더 유사하며 검색반경이 커질수록 유사성이 더 커지는 특성은 앞선 기온 사례와 동일했다.

이러한 통계적 수치를 설명하기 위해 AWS 관측과 BI, SD10~30의 3시간 누적 강수 분포를 살펴보았다. Figure 10은 case 3에서 r 값이 비교적 높게 나타난 h34의 강수 분포이다. AWS 분포도에서 경기도와 충

청도를 중심으로하는 2개의 넓은 강수 영역에서 5 mm (3 h)<sup>-1</sup> 미만의 약한 강수가 관측되었다(Fig. 10a). BI와 SD10~30에서도 2개의 강수 영역이 나타나지만, 관측에 비해 동서로 길게 뻗은 형태를 보여 강원도와 경상북도에서도 강수가 예측되었다. 또한 경기 동부 및 강원 서부 지역과 충청북도를 중심으로 7 mm (3 h)<sup>-1</sup> 이상의 강수나 나타나 LENS의 강수가 과대모의됨을 볼 수 있다. Figure 11은 case 4에서 r 값이 높게 나타난 h27의 강수분포이다. AWS 분포에서는 한반도 중부를 중심으로 1개의 넓은 강수 영역이 존재하며 30 mm (3 h)<sup>-1</sup> 이상의 강한 강수 영역이 동서 방향으로 위치하였다. BI와 SD10~30에서는 관측보다 동서 방향으로 길고 남북 방향으로 좁은 형태의 강수 영역이 한반도 중부에 나타났고, 특히 70 mm (3 h)<sup>-1</sup> 이상의 강한 강수영역이 동서로 길게 위치했다. 또한 실제로는 강수가 관측되지 않은 경상북도와 전라북도에서도 35 mm (3 h)<sup>-1</sup> 이상의 강수가 예측되어, case 3와 같이 LENS의 강수예측이 과대모의됨을 보였다. 이러한 강수분포와 강수량의 차이로 인해 case 3와 4에서의 상관성이 낮게 산출되었음을 확인할 수 있다.

GIDS를 수행한 경우, case 3와 4 모두 강수량의 과대모의가 완화되는 것을 볼 수 있다. 특히, 검색반경

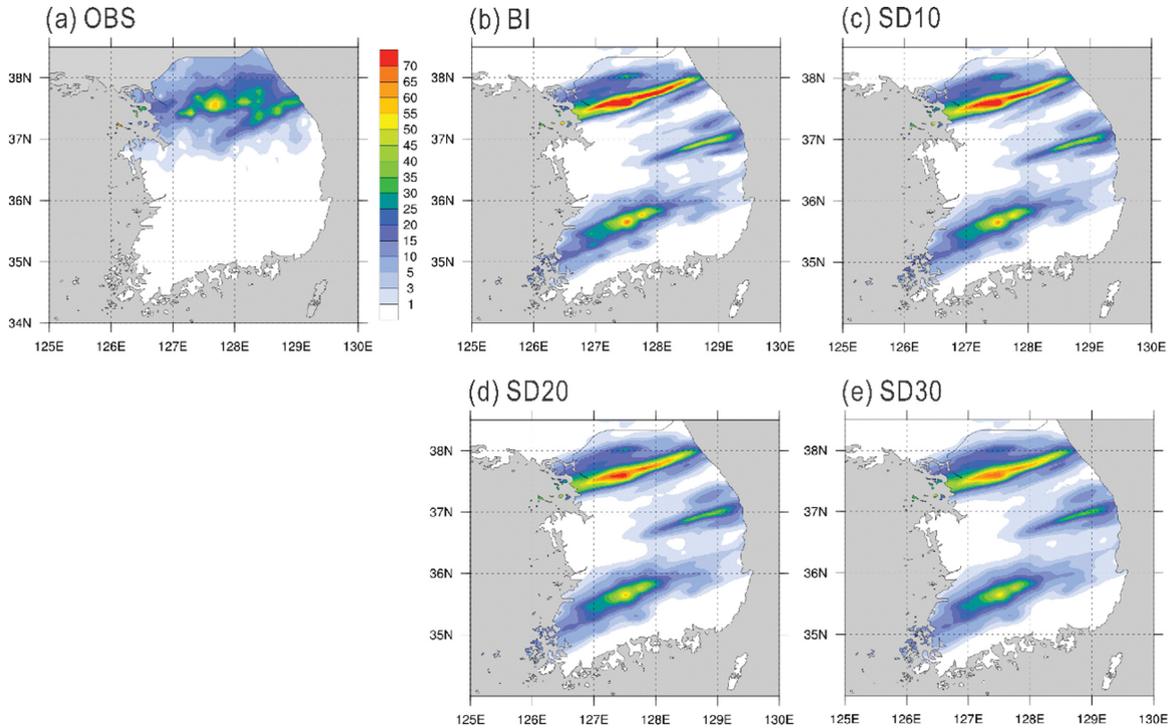


Fig. 11. Same as Fig. 10 but for h27 in case 4.

이 넓어질수록 완화된 정도가 커졌다. 이러한 결과는 앞선 MSE와 r 값 그래프에서 BI보다 SD10~30이 관측가 더 유사하며, 검색반경이 클수록 상관성이 더 높아짐을 설명할 수 있다. 하지만 강수분포는 자료의 공간적 특성보다는 LENS 결과에 크게 의존하므로 큰 개선의 효과가 나타나지는 않았다. 또한, 강수량의 과대모의 완화로 인한 SD30의 성능개선은 강수값이 낮은 주변 격자 자료를 사용함으로써 나타난 평활화 효과로 해석 가능하여, 온도 자료에서 얻어진 GIDS의 효과를 일반적으로 기대하기에는 무리가 있는 것으로 판단된다.

### 5. 요약 및 결론

이 연구는 복잡한 지형적 특성을 반영하여 신속하고 정확한 고해상도 수치예측자료를 생산하기 위해 GIDS 기반의 공간 규모 상세화 방법을 검토하였다. GIDS는 목표 격자 값 산출을 위해 주변 격자와의 지형적 위치 차이와 관측으로부터 얻어진 자료의 공간 경도를 이용한다. 이는 간단한 구현방법을 통해 지형을 고려한 지구통계적 규모 상세화가 가능하다는 장점이 있다. 주요 예측 변수에 대한 효용성 검증을 위해, GIDS를 기상청 현업 LENS의 기온과 강수 예측

값에 적용하였고, 단순 내삽법인 이중선형내삽법과 비교하여 성능을 평가하였다.

최저기온과 최고기온 사례 분석 결과, LENS 온도 예측 결과의 고해상도 격자 자료 생산에 있어서 GIDS 기반 공간 규모 상세화 기법이 단순 내삽에 비해 우수한 성능을 보였다. 지형이 고려된 세밀한 형태의 기온 분포 자료가 생산되었으며, 최저기온과 최고기온 사례 모두에서 산악 지형을 중심으로 나타난 최저값의 모의가 향상되었고, 검색반경을 10, 20, 30 km로 변경하며 적용한 결과, 검색반경이 커질수록 개선 효과가 컸다.

강수 사례에서도 통계적 상관성 분석에서는 공간 규모 상세화 기법이 단순 내삽에 비해 좋은 성능을 가지며, 검색반경이 커질수록 개선 효과가 크게 나타났다. 하지만 강수 분포를 살펴보면, 공간 규모 상세화 기법 수행 시 강수량의 과대모의가 완화된 것으로 보이지만, 이는 강수가 적은 주변격자의 영향으로, 지형효과를 고려한 GIDS 적용 결과로 보기에는 해석에 무리가 있다. 또한 LENS가 예측한 강수량과 강수분포에 의존하기 때문에, 이미 발생한 오차를 극복하는 데는 한계를 보였다.

결과적으로, GIDS 기반의 공간 규모 상세화 기법은 공간적으로 자료가 연속적이며 지형에 의한 영향

이 큰 지표면 온도와 기온과 같은 변수에 대해서는 좋은 결과를 보였다. 이러한 결과는 기온이 공간에 대한 의존도가 균일하기 때문에 판단된다. 하지만 넓은 영역에서 발생한 강수는 지역적으로 불연속하게 발생하고 온도에 비해 지형에 의한 영향이 적기 때문에 큰 개선 효과를 보이지 못했다. 이는 월 평균 이상으로 장기 누적된 강수량은 고도와 유관하지만 단기 누적된 강수량은 고도와 상관관계가 낮다는 기존의 연구 결과로 설명할 수 있다(Daly, 2002). 그러나 단기로 발생한 강수량하더라도 산악 영역에서는 고도와 같은 지형인자에 의해 영향을 받을 수 있으므로 (Kim and Chun, 2000), 제한된 산악 영역에서의 단기 누적 강수에 대해서는 추가 분석이 필요할 것으로 보인다.

이 연구는 최근 기후 변화 및 기상 재해 급증에 따른 고해상도 예측 자료 요구에 따라, GIDS 기반의 공간 규모 상세화 기법을 통해 고해상도 수치예측시스템 결과를 생산하는 방법을 제시하였다. 이 방법을 통해 고해상도 예측을 위한 과다한 계산 자원과 연산 시간을 효과적으로 줄일 수 있을 것으로 보인다. 특히 지형 특성의 영향을 받는 기온 변수에 대해 좋은 효과를 보였으므로, 폭염, 냉해 등 기온 변화와 관련된 재해의 시나리오 작성 및 정책 수립에 활용함으로써, 농업 및 사회 전반에서 발생하는 재해에 대한 방재효과를 높일 것으로 기대된다.

## 감사의 글

이 연구는 기상청 <「기상지진See-At기술개발연구사업」(KMI2020-01412)>의 지원으로 수행되었습니다.

## REFERENCES

- Ahn, J.-B., J. Lee, and E.-S. Im, 2012: The reproducibility of surface air temperature over South Korea using dynamical downscaling and statistical correction. *J. Meteor. Soc. Japan Ser. II*, **90**, 493-507, doi:10.2151/jmsj.2012-404.
- Ahrens, C. D., 2003: *Meteorology today: An introduction to weather, climate, and the environment*. 7th ed. Brooks Cole, 624 pp.
- Barnes, S. L., 1964: A technique for maximizing details in numerical weather map analysis. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, **3**, 396-409.
- Cardoso, R. M., P. M. M. Soares, P. M. A. Miranda, and M. Belo-Pereira, 2012: WRF high resolution simulation of Iberian mean and extreme precipitation climate. *Int. J. Climatol.*, **33**, 2591-2608, doi:10.1002/joc.3616.
- Case, J. L., J. Manobianco, J. E. Lane, C. D. Immer, and F. J. Merceret, 2004: An objective technique for verifying sea breezes in high-resolution numerical weather prediction models. *Wea. Forecasting*, **19**, 690-705.
- Cressman, G. P., 1959: An operational objective analysis system. *Mon. Wea. Rev.*, **87**, 367-374.
- Daly, C., 2002: Variable influence of terrain on precipitation patterns: Delineation and use of effective terrain height in PRISM. *Oregon State University*, 1-7.
- \_\_\_\_\_, R. P. Neilson, and D. L. Phillips, 1994: A statistical-topographic model for mapping climatological precipitation over mountainous terrain. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, **33**, 140-158.
- Di Piazza, A., F. Lo Conti, L. V. Noto, F. Viola, and G. La Loggia, 2011: Comparative analysis of different techniques for spatial interpolation of rainfall data to create a serially complete monthly time series of precipitation for Sicily, Italy. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.*, **13**, 396-408, doi:10.1016/j.jag.2011.01.005.
- Flint, L. E., and A. L. Flint, 2012: Downscaling future climate scenarios to fine scales for hydrologic and ecological modeling and analysis. *Ecol. Process.*, **1**, 2, doi:10.1186/2192-1709-1-2.
- Guan, H., X. Zhang, O. Makhnin, and Z. Sun, 2013: Mapping mean monthly temperatures over a coastal hilly area incorporating terrain aspect effects. *J. Hydrometeorol.*, **14**, 233-250, doi:10.1175/JHM-D-12-014.1.
- Heikkila, U., A. Sandvik, and A. Sorterberg, 2011: Dynamical downscaling of ERA-40 in complex terrain using the WRF regional climate model. *Climate Dyn.*, **37**, 1551-1564, doi:10.1007/s00382-010-0928-6.
- Johnson, G. L., C. Daly, G. H. Taylor, and C. L. Hanson, 2000: Spatial variability and interpolation of stochastic weather simulation model parameters. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, **39**, 778-796.
- Journel, A. G., and C. J. Huijbregts, 1978: *Mining Geostatistics*. Academic Press, 600 pp.
- Kim, D.-K., and H.-Y. Chun, 2000: A numerical study of the orographic effects associated with a heavy rainfall event. *J. Korean Meteor. Soc.*, **36**, 441-454 (in Korean with English abstract).
- Kim, M.-K., M.-S. Han, D.-H. Jang, S.-G. Baek, W.-S. Lee, Y.-H. Kim, and S. Kim, 2012: Production technique of observation grid data of 1km resolution. *J. Clim. Res.*, **7**, 55-68 (in Korean with English abstract).
- Kim, T.-J., H.-H. Kwon, D.-R. Lee, and S.-K. Yoon, 2014: Development of stochastic downscaling method for rainfall data using GCM. *J. Korea Water Resour. Assoc.*,

- 47, 825-838, doi:10.3741/JKWRA.2014.47.9.825 (in Korean with English abstract).
- Kravchenko, A. N., 2003: Influence of spatial structure on accuracy of interpolation methods. *Soil. Sci. Soc. Amer. J.*, **67**, 1564-1571.
- Kwon, H.-H., T. J. Kim, S.-H. Hwang, and T.-W. Kim, 2013: Development of daily rainfall simulation model based on homogeneous hidden markov chain. *J. Korean Soc. Civ. Eng.*, **33**, 1861-1870, doi:10.12652/Ksce.2013.33.5.1861 (in Korean with English abstract).
- Lee, J., J.-B. Ahn, M.-P. Jung, and K.-M. Shim, 2017: A study on the method of producing the 1 km resolution seasonal prediction of temperature over South Korea for boreal winter using genetic algorithm and global elevation data based on remote sensing. *Korean J. Remote Sens.*, **33**, 661-676, doi:10.7780/kjrs.2017.33.5.2.6 (in Korean with English abstract).
- Lim, Y.-K., D. W. Shin, S. Cocke, T. E. LaRow, J. T. Schoof, J. J. O'Brien, and E. P. Chassignet, 2007: Dynamically and statistically downscaled seasonal simulations of maximum surface air temperature over the southeastern United States. *J. Geophys. Res. Atmos.*, **112**, D24102. doi:10.1029/2007JD008764.
- Lin, Z.-H., X.-G. Mo, H.-X. Li, and H.-B. Li, 2002: Comparison of three spatial interpolation methods for climate variables in China. *Acta Geogr. Sin.*, **57**, 47-56.
- Lo, J. C.-F., Z.-L. Yang, and R. A. Pielke Sr., 2008: Assessment of three dynamical climate downscaling methods using the weather research and forecasting (WRF) model. *J. Geophys. Res. Atmos.*, **113**, D09112.
- Mohammadi, S. A., M. Azadi, and M. Rahmani, 2017: Comparison of spatial interpolation methods for gridded bias removal in surface temperature forecasts. *J. Meteor. Res.*, **31**, 791-799, doi:10.1007/s13351-017-6135-1.
- Myers, D. E., 1982: Matrix formulation of co-kriging. *J. Int. Ass. Math. Geol.*, **14**, 249-257.
- Nalder, I. A., and R. W. Wein, 1998: Spatial interpolation of climatic normals: test of a new method in the Canadian boreal forest. *Agr. Forest Meteorol.*, **92**, 211-225.
- Reinstorf, F., M. Binder, M. Schirmer, J. Grimm-Strele, and W. Walther, 2005: Comparative assessment of regionalisation methods of monitored atmospheric deposition loads. *Atmos. Environ.*, **39**, 3661-3674.
- Shepard, D., 1968: A two-dimensional interpolation function for irregularly-spaced data. *Proc. The 23rd ACM National Conference*. New York, Association for Computing Machinery, 517-524.
- Stahl, K., R. D. Moore, J. A. Floyer, M. G. Asplin, and I. G. McKendry, 2006: Comparison of approaches for spatial interpolation of daily air temperature in a large region with complex topography and highly variable station density. *Agric. Forest Meteorol.*, **139**, 224-236.
- Tang, L., X. Su, G. Shao, H. Zhang, and J. Zhao, 2012: A Clustering-Assisted Regression (CAR) approach for developing spatial climate data sets in China. *Environ. Modell. Softw.*, **38**, 122-128, doi:10.1016/j.envsoft.2012.05.008.
- Thiessen, A. H., 1911: Precipitation averages for large areas. *Mon. Wea. Rev.*, **39**, 1082-1089.
- von Storch, H., 1995: Spatial patterns: EOFs and CCA. In H. von Storch et al. Eds., *Analysis of Climate Variability: Applications of Statistical Techniques*, Springer, 231-263.