

도시 지표 특성 반영을 통한 여름철 기온 통계적 상세화 개선

양호진* · 이재연**† · 지준범**

*한국외국어대학교 대기환경연구센터 선임연구원, **한국외국어대학교 대기환경연구센터 책임연구원

Improvement of statistical downscaling for summer temperature in urban areas by considering urban surface characteristics

Yang, Ho-Jin* · Yi, Chaeyeon**† and Jee, Joon-Bum**

*Senior Researcher, Research Center for Atmospheric Environment, HUFs, Yongin, Korea

**Principle Researcher, Research Center for Atmospheric Environment, HUFs, Yongin, Korea

ABSTRACT

Due to the recent increase in heatwave intensity and frequency, there is a growing demand for high-resolution temperature information for heatwave impact assessment and response. Particularly in urban areas vulnerable to heatwaves, there is a need for high-resolution temperature information that reflects the unique characteristics of the urban surface. In this study, statistical interpolation using spatial information representing surface characteristics of urban areas in Korea was applied to downscale the 5km-resolution Korea Meteorological Administration temperature data to a finer 1km resolution. Using national spatial information, terrain variables reflecting topographical features were computed, as were urban surface variables representing the characteristics of urban areas. Applying terrain variables and urban surface variables, we statistically downscaled temperature information and analyzed temperature observations from meteorological stations operated by both the Korea Meteorological Administration and KT Telecommunication within the urban area. The temperature observation data from KT, which are from an urban environment, was more suitable for analyzing the downscaled data focusing on urban areas. In addition, the temperature downscaling results with the addition of urban surface variables produced more realistic urban temperatures compared to the temperature downscaling results using only terrain variables. The application of urban surface variables is expected to contribute to the production of realistic temperature data reflecting conditions according to the spatial distribution of urban areas. This can provide valuable information for analyzing urban heat vulnerability, establishing countermeasures, and developing plans to improve urban thermal environments.

Key words: Urban Heatwaves, Urban Temperature, Urban Surface Variables, Urban Temperature Spatial Distribution, Statistical Downscaling

1. 서론

도시지역의 대부분은 아스팔트, 콘크리트와 같은 인공 피복물로 구성되어 있으며, 산림, 초지로 이루어진 교외 지역과는 상이한 열적 특성을 가진다(Kolokotroni and Giridharan, 2008; Lee et al., 2018; Song et al, 2014). 도

시지역은 인공피복물들의 낮은 반사도와 높은 열용량으로 인해 교외 지역에 비해 상대적으로 많은 열에너지를 축적하는 구조를 가지며, 기온이 높게 나타나는 열섬현상이 발생한다. 이와 같은 이유로 최근 빈번히 발생하는 폭염, 열대야 등의 고온 관련 재난에 매우 취약하며, 피해가 집중되고 있다. 여름철 폭염과 같은 계절적, 기후적 인은

†Corresponding author : prpr2222@hufs.ac.kr (81, Oedae-ro, Mohyeon-eup, Cheoin-gu, Yongin-si, Gyeonggi-do, 17035, Korea. Tel. +82-31-8020-5586)

ORCID 양호진 0000-0001-7321-768X
이재연 0000-0003-2802-2431

지준범 0000-0002-2828-7328

도시열섬현상을 더욱 가중시킬 수 있다. 폭염시, 도시열섬의 강도는 최대 3배까지 강화될 수 있으며, 대체적으로 도시열섬 강도를 0.8~3.5°C 상승시킬 수 있다(Ao et al., 2019; Founda and Santamouris, 2017; Unger et al., 2020). 가중된 열섬현상은 도시의 온도하강 지연 등을 유발하여, 도시 내 거주민의 건강과 생활에 큰 악영향을 미친다. 한국의 기상관측 이래 역대 최고기온을 기록한 2018년 여름 기준 온열질환자의 평균 증가율은 특·광역시 269%, 도지역 205%로 특·광역시 지역이 더 높게 나타났다(Park et al., 2019). 도시지역은 여름철 내내 폭염 발생에 따른 피해가 발생하는 반면 비도시지역은 폭염 특보가 발효되는 시기에 피해가 급증하는 등 폭염에 대한 민감도는 도시지역이 상대적으로 높게 나타났다(Kim, Chung, et al., 2014). 도시폭염에 대응하고 대책수립에 대한 요구가 증대됨에 따라 도시폭염취약지역에 대한 규명과 평가가 이루어지고 있다. 도시지역은 복잡한 구조 특성상 상세 공간에서의 기상 정보와 도시의 현황이 상세히 반영된 인구·사회·경제·환경 자료 등을 종합하여 폭염 취약성을 평가하여야 한다. 도시현황정보의 축적과 활용방법의 발전에 따라 최근의 도시폭염 취약성 평가는 국가, 시도의 단위의 광역적 평가에서 읍면동 단위 규모의 취약성 평가로 점차적으로 고도화되고 있다(Choi et al., 2018; Kim et al., 2020). 도시현황정보가 세밀해짐과 동시에 폭염, 도시열섬 등의 열환경을 대표하는 기온정보의 공간세밀성도 함께 요구되고 있다. 도시폭염의 영향, 취약성 평가에 사용되는 기온정보는 주로 기상청 ASOS·AWS 관측자료로부터 많이 활용되고 있다. 하지만, 지역 기상기후의 관측을 목적으로 하는 기상청의 관측망 자료를 통해 도시 내의 세밀한 기온 정보까지 획득하기에는 어려움이 있다. 이를 보완하기 위해 위성, 드론 등의 원격탐사자료를 활용하여 도시지역 지표면 온도와 토지피복별 열분포 등의 조사연구(Cho et al., 2021; Lee and Lim, 2022)가 수행되고 있으며, 국립재난 안전연구원에서는 30 m 해상도의 여름철 평균기온의 열분포도를 제작하여 정부 부처와 지자체에 배포하고 있다. 고해상도의 열분포도는 도시지역의 열 취약지역을 구분하며, 취약지역에 대한 대응과 대책 수립에 매우 유용한 기초자료로 사용 될 수 있다. 하지만 열 분포도로부터 제공되는 기온자료는 상세공간에 대하여 상대적인 공간 취약정보만을 제공하며, 급작스럽게 변화하는 폭염과 같은 재난상황에서의 시간별 변화 등을 반영한 정보 제공이 어렵다. 공간적 취약성 뿐만 아니라 폭염 등이 미치는 영향분석과 예측을 위해서는 공간

적 열분포 뿐만 아니라 시간에 따라 변화하는 기상, 기후 요소에 대한 고려가 필요하며(Kwon, 2018), 실제적인 기온정보를 충분히 반영할 수 있어야, 폭염으로 인한 영향, 대응 정보 등을 생산하는 기초자료로 사용될 수 있다(Park and Chae, 2020). 도시지역 상세 기온정보를 획득하기 위해 국내 도시지역의 지자체에서는 자체적으로 관측망을 구축하기 시작하였으며, 국내 최대 도시지역인 서울시에서 850개의 도시관측센서를 설치하여 고밀도의 기온 자료를 수집하기 시작하였다(Kim and Kang, 2022; Park, 2021). 고밀도의 도시관측센서를 통해 생산된 기온자료는 도시지역의 특성을 반영할 수 있기 때문에 매우 유용하게 활용될 수 있지만, 대도시인 서울을 제외한 중소 도시의 지자체에서는 비용 등의 문제로 고밀도 관측망 구축과 관리가 어려운 실정이다. 기상청의 AWS 등과 같은 국가제공 기상정보의 정규성, 정밀성을 가지며, 공간적으로 상세화된 기온정보를 광범위한 지역에 대해 제공 할 수 있는 방안이 필요하다. 이를 위해서 기상청 기온관측자료에 대한 통계적 내삽을 통해 기온을 상세화 하는 연구들이 지속적으로 수행되고 있다(Jeong and Eum, 2015; Kim, Shim, et al., 2014; Yoon, 2016).

통계적 내삽 방법은 적은 생산 비용과 분석시간 대비 광범위한 지역의 고해상도 기온자료를 산출 할 수 있어 여러 한계에도 불구하고 중요한 방법론으로 자리 잡았다. 관측 자료만으로는 지형에 따른 기상의 공간적 차이를 재현하는데 한계가 있기 때문에, 고해상도 기온 상세화를 위해 지형을 비롯한 다양한 공간 정보들을 활용하는 상세화 방법론이 제시되었다(Daly et al., 1994, 2002; Park and Jang, 2016). Yi et al. (2011, 2016) 등은 도시지역의 건물, 토지피복 등의 상세 공간 자료들을 사용한 고해상도 기상 자료 생산 방안을 제시하였고, Yang et al. (2019) 등은 다양한 지형공간정보를 활용하여 기상청 동네예보 기온자료를 상세화하여 폭염영향정보 생산에 필요한 기초자료 제공 방안을 마련하였다. 이전의 통계적 내삽을 이용한 상세기온자료 생산 연구들은 주로 도시지역과 비도시 지역을 구분하는 수준의 기온자료를 생산하고 평가였다. 하지만, 도시지역을 상세히 구분하고, 도시지역 내에서 발생할 수 있는 공간적 특성을 구분한 상세기온 자료를 생산 방안을 제시하고 평가한 연구는 많지 않았다.

따라서 본 연구에서는 도시지역의 지형적 공간 특성을 구분하는 도시지표면 변수를 적용한, 통계적 상세화를 통해 도시지역에서의 상세기온을 산출·평가할 수 있는 방안을 제시하고, 도시지표면 변수의 적용 결과를 분석하고

자 한다. 이를 위해서 기상청 AWS관측정보를 포함하고 있는 5 km 공간해상도의 동네예보 실황자료에 대하여 도시지표면변수를 적용한 통계적 내삽을 통해 1 km 공간해상도의 상세기온을 산출하고, 도시지표면변수의 적용결과를 분석하고 평가하였다.

2. 연구자료 및 방법

2.1. 기상청 동네예보 및 관측자료

기상청의 동네예보는 한반도 영역에 대하여 5 km 간격으로 동서 방향 149개, 남북 방향 253개 격자로 분할하여 1시간 단위 기온(일 최고, 일 최저), 습도, 강수량, 풍향, 풍속, 적설, 파고 등의 예보 요소를 생산하고 있다. 읍면동 단위의 공간 해상도를 가지고 있으므로, 도시지역의 생활과 영향 예측에 많이 활용되고 있다. 본 연구에서는 전국적으로 폭염이 가장 강하게 나타났던(Fig. 1), 2018년 여름 6월, 7월, 8월에 대한 상세 기온정보 산출을 위한 입력 자료로 동네예보 초단기 실황 분석자료를 사용하였다.

기상청의 AWS (Automated Weather System) 자료를 동네예보 자료 상세화에 대한 검증자료로 활용하였다.

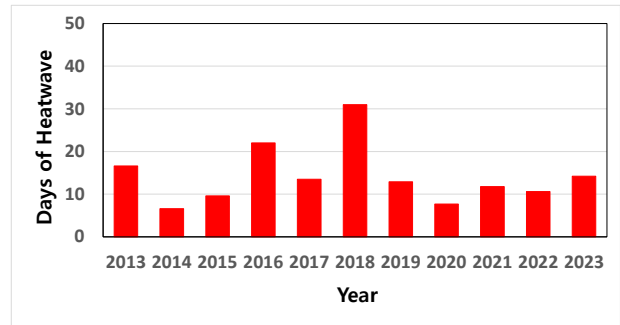
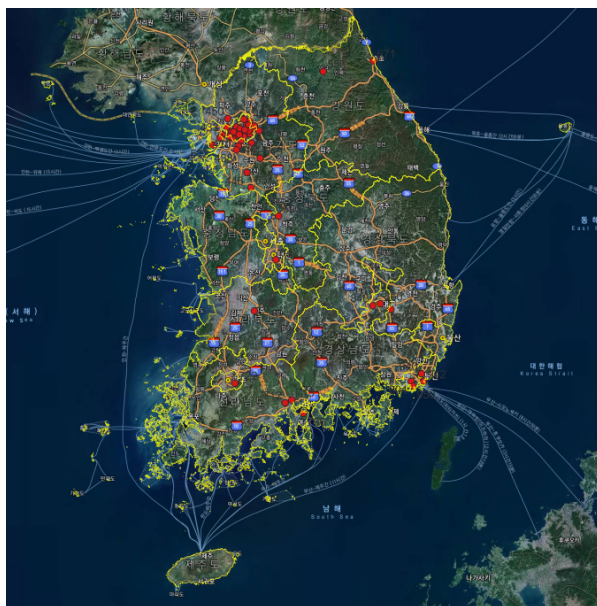


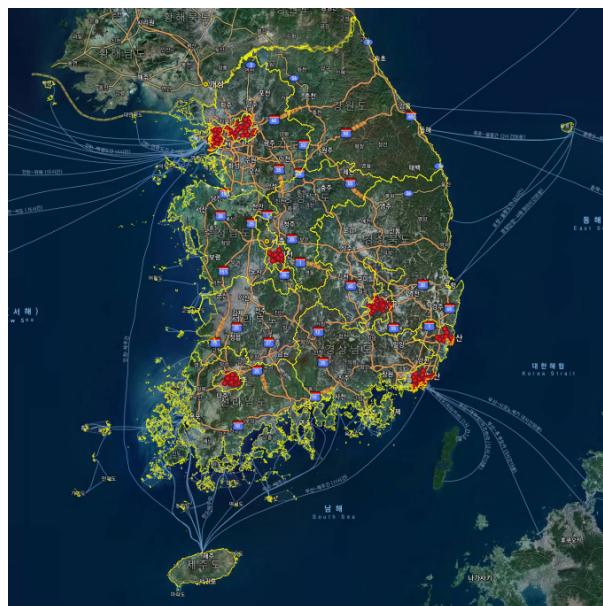
Fig. 1. Recent statistics on the number of heatwave days over the past 10 years (2013 to 2023)

AWS 관측지점은 전국 AWS 중 토지피복 비율 분류상 인공피복이 50% 이상인 시가지로 분류된 50개 지점의 자료가 사용되었다(Fig. 2(a)).

기상청 ASOS, AWS 관측자료는 지역을 대표하는 규모의 기상관측을 목적으로 하며(Fig. 3), 구조적 복잡성을 가진 도시지역 내부의 기온을 상세하게 분석하기 위해서는 고밀도의 관측자료가 필요하다. 이를 위해 KT 이동통신 관측자료를 추가로 검증에 활용하였다. 이동통신사 KT는 고밀도 미세먼지 및 기상자료를 수집하고 구축하는 에어



(a) KMA AWS observation points



(b) KT observation points

Fig. 2. The urban areas used for research analysis include Korea Meteorological Administration (KMA) AWS observation points and KT observation points (Yellow lines: administrative boundaries, Red dots: observation points)

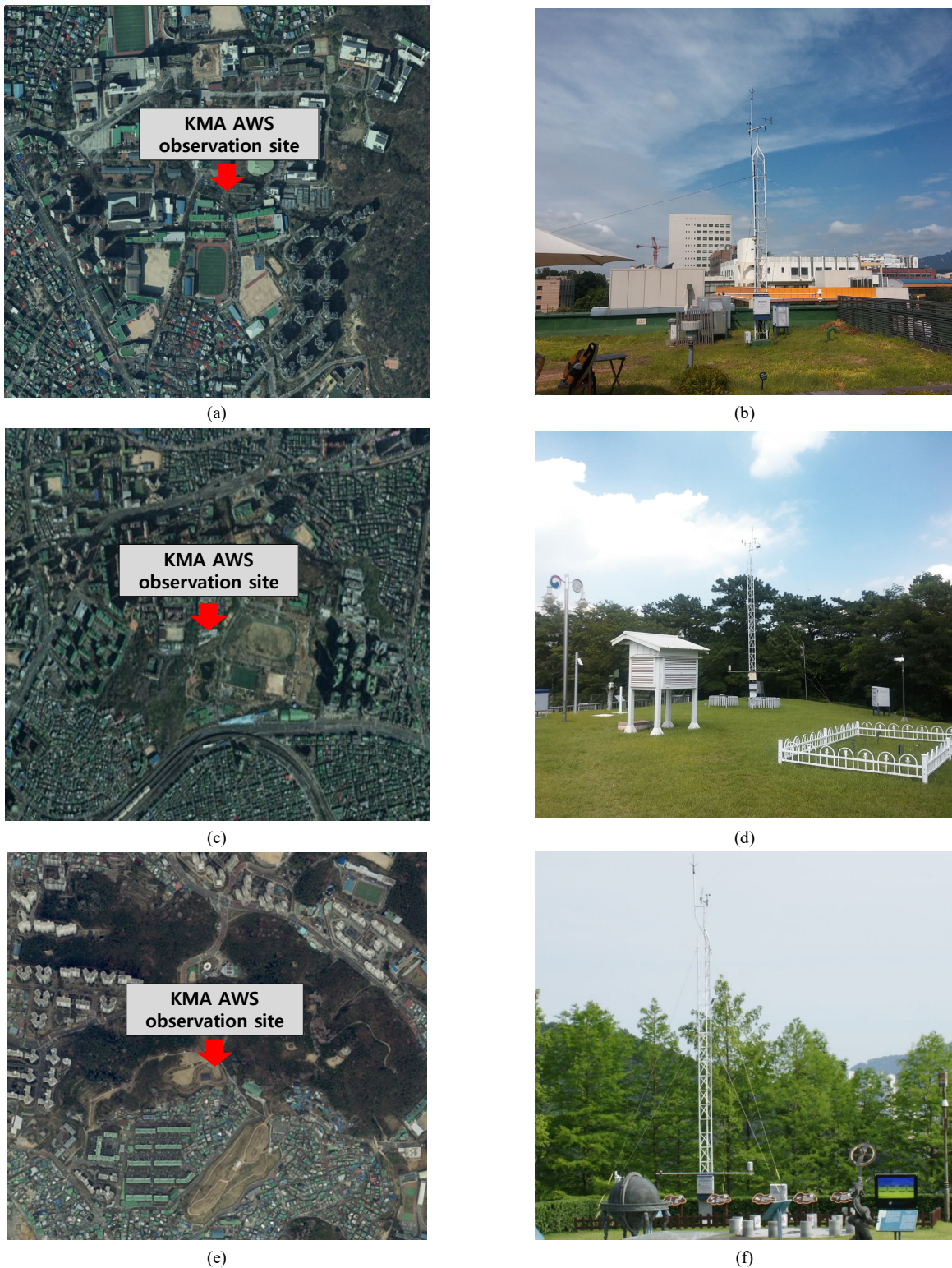


Fig. 3. Examples of urban surroundings near the KMA AWS observation station ((a), (c), (e)) and detailed views around the installed observation station ((b), (d), (f))



Fig. 4. Examples of urban surroundings near the KT observation station ((a), (c), (e)) and detailed views around the installed observation station ((b), (d), (f))

Table 1. Terrain and urban surface variables

Scale	Variable	Description	Unit
Terrain variables (Yang et al., 2019)	Latitude/Longitude	Spatial features	-
	Elevation	Temperature lapse rate with altitude	m
	East-west/North-south slopes	Time and intensity affected by the sun	m/m
	Slope angle/Aspect	Surface thermal emission based on solar incidence angle	deg
	Hollow depth	Thermal trapping	m
	Distance from the coastline	Marine influence	km
	Land cover	Categorization by land cover	-
Urban surface variables	Land cover rate	Quantitative assessment and effects quantification of land cover rate	%
	Building height	Application of building effects	m
	Sky view factor	Intensity influenced by the sun	-
	Distance from the river	Inland water influence	km

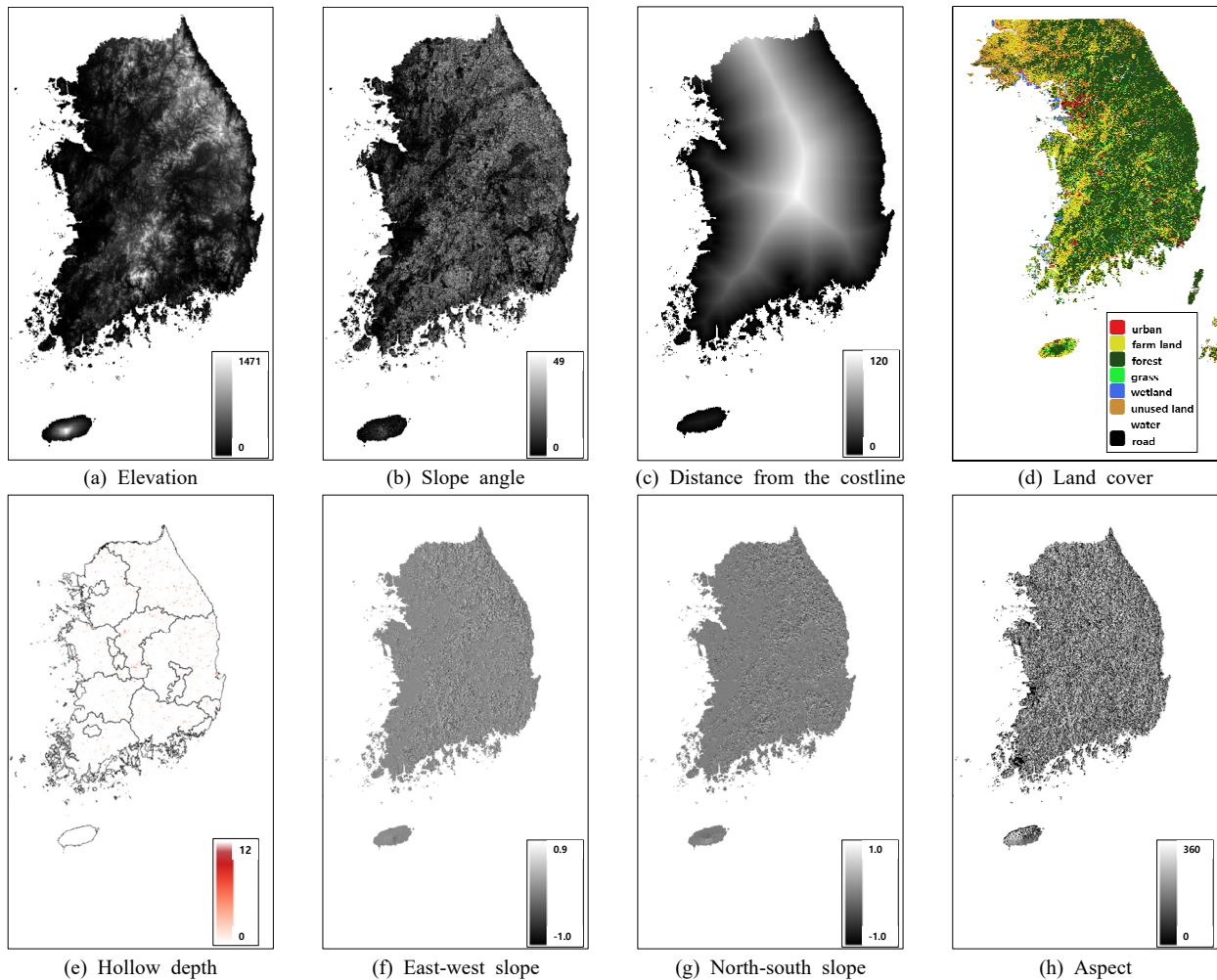


Fig. 5. Terrain variables used in this study adapted from Yang et al. (2019)

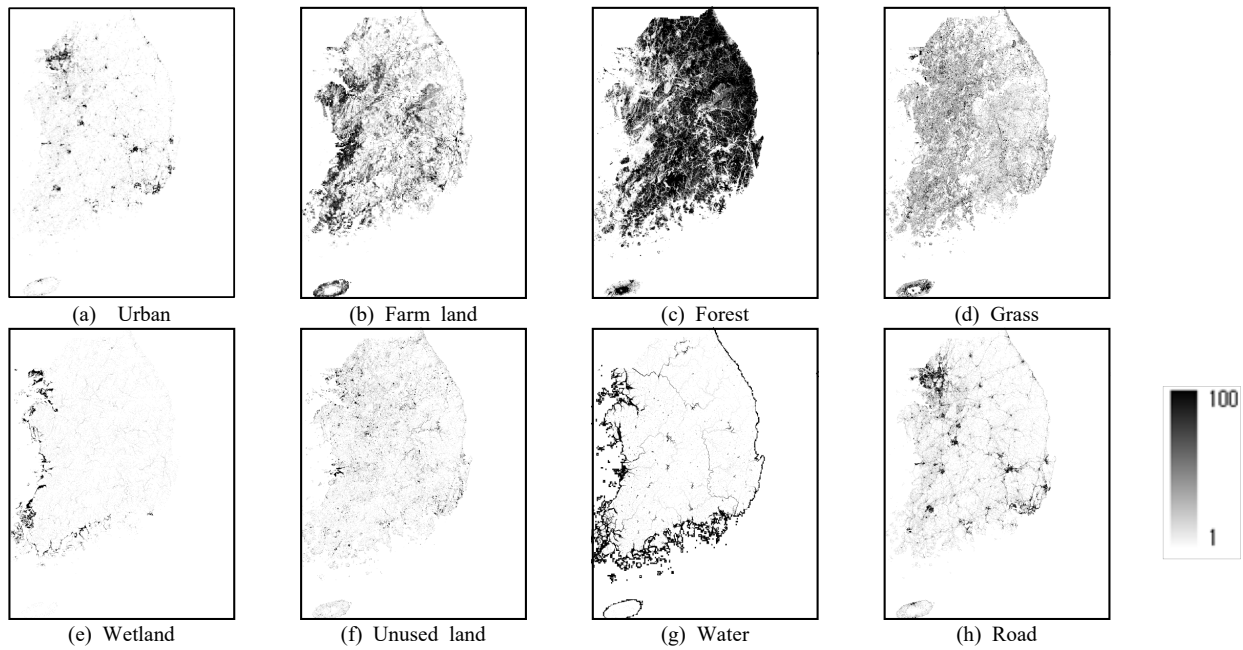


Fig. 6. Land cover rate

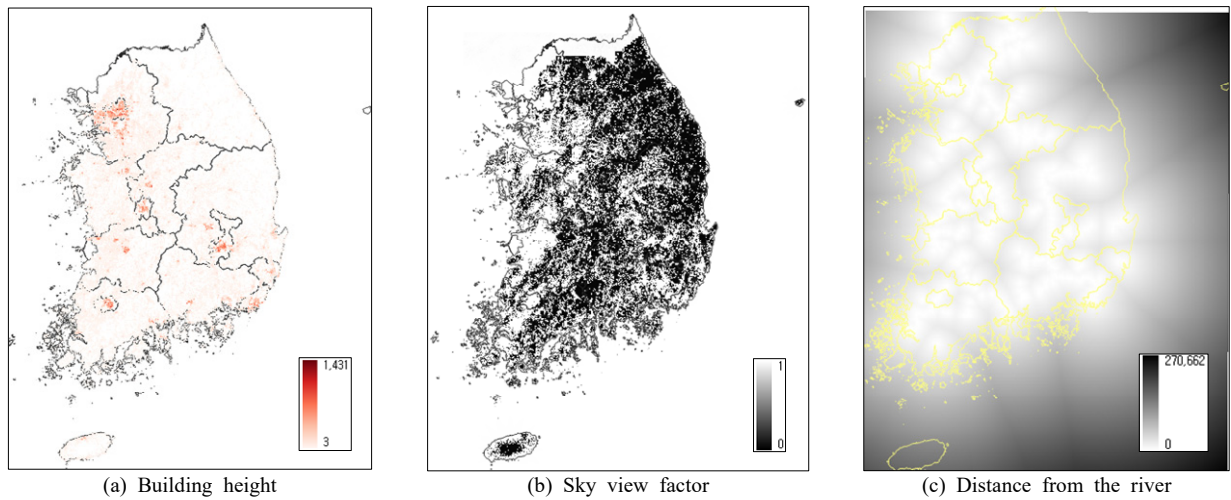


Fig. 7. Urban surface variables used in this study

Table 2. Experimental design

Experiment name	Used variables
Control (Yang et al., 2019)	Latitude, Longitude, Elevation, Distance from the coastline, Land cover, East-west, North-south slopes, Hollow depth, Slope angle, Aspect
Urban_var	Latitude, Longitude, Elevation, Distance from the coastline, East-west, North-south slopes, Hollow depth, Slope angle, Aspect, Land cover ratio, Building height, Sky view factor, Distance from the river

맵 코리아 프로젝트를 2017년부터 수행하였으며, 서울, 인천 대전, 대구, 광주, 울산, 부산 등 7개 도시에 2,400개 소의 관측지점을 구축하였다(KT, 2019).

KT 이동통신 관측소는 건물 옥상(지면으로부터 3 m ~ 15 m)과 공중 전화부스(지면으로부터 2.5 m) 위에 설치되어 있으며, 본 연구에서는 보행자 고도에 가장 근접한 공

중 전화부스에 설치된 자료만을 선별하여 사용하였다. 각 도시별로 관측지점들 사이의 거리가 약 1 km 이격되어 있는 133개 지점 자료를 선별하였다(Fig. 2(b)). KT 관측자료는 대부분이 도시중심 지역에 설치되어 수집되고 있으며, 사람들이 생활하는 공간과 높이의 기상을 반영하고 있는 자료이다(Fig. 4).

2.2. 지표면변수

본 연구에서는 공간 상세화의 주 독립변수인 동네예보 기온자료 외의 국지적 기온분포에 영향인자로 작용할 수 있는 지표면 변수들을 부 독립변수 입력자료로 사용하였다(Table 1). 국지적 기온은 규모에 따라 영향인자가 달라지며, 지표에 따라 기온에 미치는 영향인자의 정도가 다르므로, 도시의 고유한 국지성을 적용하고자 지형지표면 변수와 도시지표면 변수들을 이용하였다. 중규모 적 기상과 관련된 지형지표면 변수들은 Yang et al. (2019)에서 사용한 지표면 자료를 채택하여, 위도, 경도, 고도, 경사도, 해안선으로부터의 거리, 토지피복, 남북/동서 방향 경사, 우묵한 깊이, 경사길이 등으로 구성하였다(Fig. 5.), 도시지표면 변수로는 미규모 도시기상과 관련된 건물높이, 천개지수, 토지피복면적비율, 강과의 거리로 구성하였다(Fig. 6). 지형, 도시지표면 변수들은 기온감율(고도), 태양으로부터의 영향(경사도, 경사길이, 남북/동서방향 경사), 열 간섭 현상(우묵한 깊이), 도시 열교환(건물높이, 천개지수), 해양과 강의 영향(해양 및 강으로 부터의 거리)을 고려하기 위하여 사용되었다(Table 1).

2.3. 상세화 내삽기법 및 평가방법

본 연구에서는 통계적 상세화를 위한 내삽기법으로 GPRM (Gaussian Process Regression Model)을 사용하였다. GPRM은 가우시안 확률과정을 이용한 회귀분석 방법이며, 데이터 레이블을 평균과 분산의 확률 분포로 예측하여 예측정능이 높다. 가우시안 프로세스는 하이퍼 파라미터(Hyper-Parameter)로 규정되며, 학습시에 대수 한계우도(Log marginal likelihood)를 최소화하면서 반복적인 계산을 통해 최적의 하이퍼 파라미터를 찾는 학습과정을 가진다(Lee et al., 2016).

GPRM은 다양한 변수 활용이 가능한 것이 장점이며, 동네예보 상세화에서 IDW, Co-kriging 등과 같은 공간통계기법들에 비해 우수한 모의효율을 가지고 있어, 동네예보 상세화시 유용하게 사용되는 기법이다(Yang et al.,

2019). 도시지표면 변수를 적용한 도시지역 기온상세화 결과를 분석하기 위하여, 지형지표면 변수만을 사용한 동네예보 기온 상세화 결과와 지형지표면 변수에 도시지표면 변수를 추가적으로 활용하여 산출한 동네예보 기온 상세화 결과를 비교할 수 있도록 하였다.

각각의 상세화 결과는 관측자료(AWS, KT)와 비교하여 RMSE (Root Mean Square Error) 상관계수(Correlation), Bias(편향)를 통해 정량적 평가를 수행하고, 지도화한 결과로 지형에 따른 기온의 공간적 분포 타당성, 차이 등의 정성적 평가를 함께 수행하였다. RMSE는 잔차의 곱합을 산술평균한 값의 제곱근으로서 관측값 간의 편차를 의미하며, 표준편차를 일반화시킨 척도로서 실제값과 추정값의 차이가 얼마나 나타나는지 알려주는 척도로 많이 사용된다. 상관계수는 두 변수간에 선형관계의 정도를 수량화하는 척도로, 관측값과 예측값의 공간적 분포의 관계를 파악하기 위하여 사용하였다. Bias를 통해 실제값에 비해 통계적 상세화 결과가 과소, 과대 추정되었는지를 파악하였다.

3. 연구결과 및 고찰

3.1. 일 최고기온 및 일 최저기온 공간분포

지형지표면 변수를 사용한 Control 실험 상세화 결과와 도시지표면 변수를 추가한 Urban_var 실험의 상세화 결과를 권역별로 구분하여, 일 최고기온, 최저기온 분포를 통해 정성적으로 비교분석하였다. 권역별 대표도시로 수도권 권의 서울시, 충청권의 대전시, 영남권의 대구시, 호남권의 광주시를 분석지역으로 선정하였다. 연구대상 기간 중 가장 강한 폭염(서울 기준)이 나타났었던 2018년 8월 1일의 일 최고, 최저 기온 분포 상세화 결과를 비교하였다. 도시규모가 가장 큰 수도권 서울의 일 최고, 최저기온의 분포를 살펴보면 도시지표면 변수를 적용한 결과(Urban_var)에서 도심지의 형태와 강의 형태 등을 보다 분명하게 나타내는 것을 확인할 수 있다(Fig. 8 (a, b), Fig. 9 (a, b)). 지형지표면 변수만을 사용할 경우, 밀집된 도시의 형태를 뚜렷하게 나타내지 못했으며, 특히 서울을 가로지르는 한강의 영향을 반영하지 못하였다. 도시지표면 변수를 반영하였을 경우, 건물 등이 밀집된 도심지의 집중도를 반영한 기온분포 형태를 잘 모사하였으며, 강변과의 기온 차이를 재현하는 특성이 기온분포도 전반에서 확인된다.

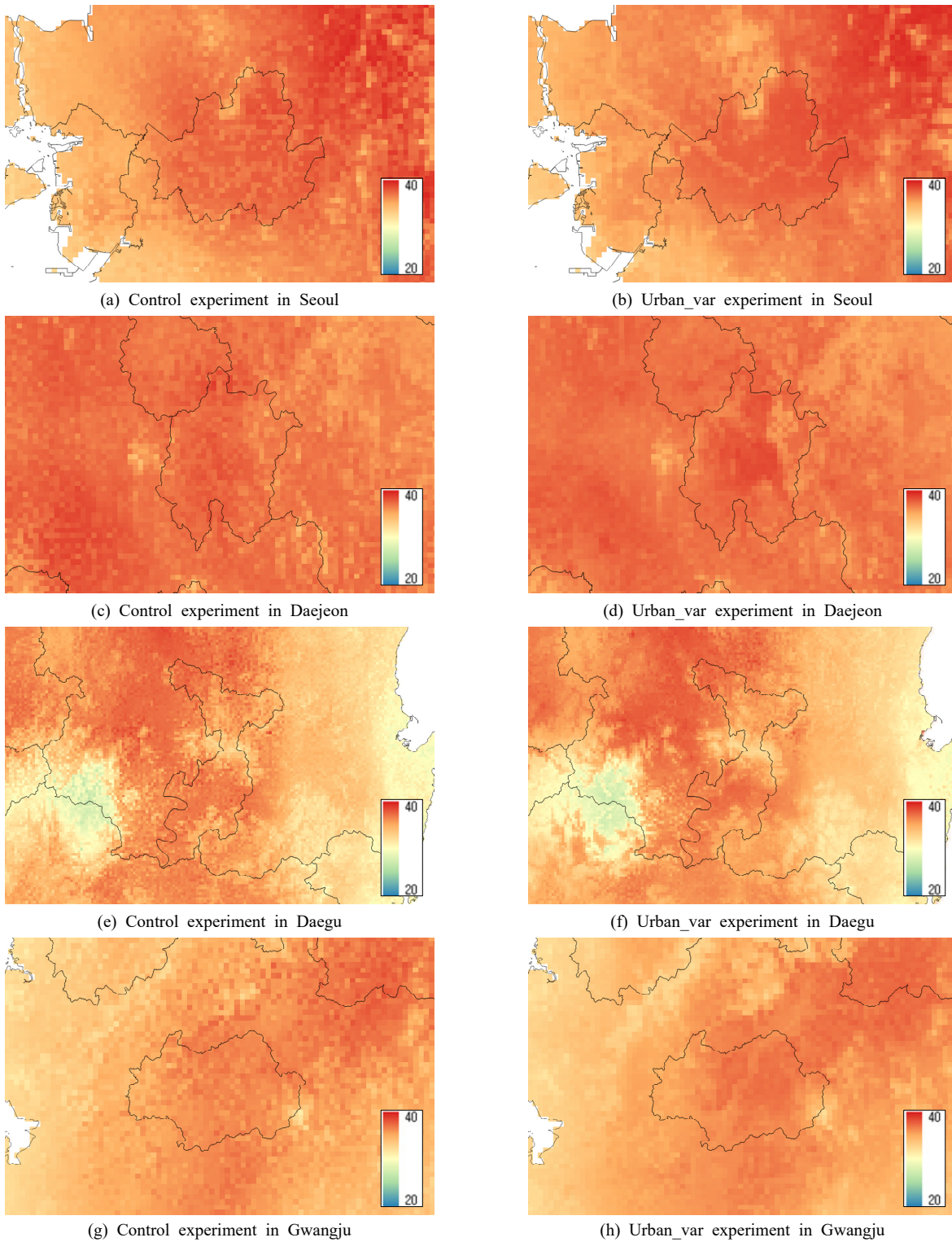


Fig. 8. Spatial distribution of daily maximum temperature obtained from control and urban_var experiments in major South Korean metropolitan cities on August 1, 2018.

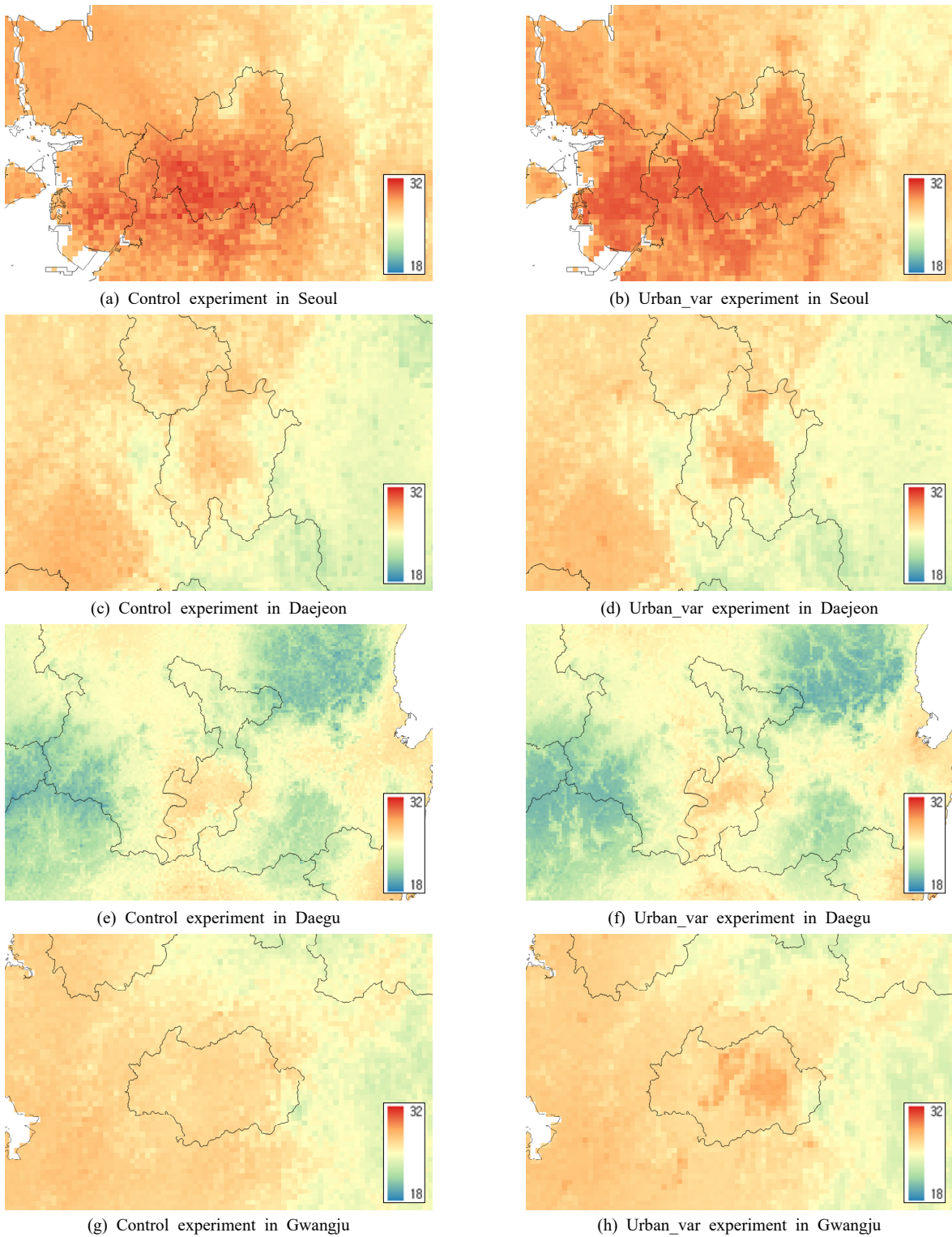


Fig. 9. Spatial distribution of daily minimum temperature obtained from control and urban_var experiments in major South Korean metropolitan cities on August 1, 2018.

다른 권역의 도시지역에서도 도시지표면 변수를 적용한 경우에서, 서울과 유사한 결과를 나타내었다. 대전, 대구시의 일 최고기온, 최저기온 분포에서 주거, 상업지, 공장지대가 밀집된 지역의 형태를 분명히 나타내었으며, 상대적으로 높은 기온의 분포를 나타내었다. 밀집된 도시지역의 구분과 녹지지역과의 경계를 뚜렷하게 재현함이 확인되었다(Fig. 8(c, d, e, f), Fig. 9(c, d, e, f)). 광주시의 북에서 남으로 위치한 영산강에 의한 기온 차이를 도시지표면 변수를 적용한 경우에서 잘 재현하고 있으며, 불분명하던 도시지역과 산림지역의 경계를 분명하게 재현함을 확인하였다(Fig. 8(g, h), Fig. 9(g, h)).

3.2. AWS 관측자료 이용 검증결과

지형지표면 변수를 사용한 Control 실험 상세화 결과와 도시지표면 변수를 추가한 Urban_var 실험의 상세화 결과를 도시지역 대상으로 정량적으로 비교 및 평가하였다. 정량적 비교를 위하여 도시지역에 설치된 기상청 AWS 관측자료와 KT 관측자료를 활용하였으며, 비교를 위한 척도로 관측자료와 상세화결과의 RMSE, Correlation (COR), Bias값을 사용하였다. 일 최고기온과 최저기온에 대한 RMSE, COR Bias값을 산출하고 대상 기간에 대한 분포를 확인하였다(Fig. 10). 기상청의 AWS관측자료와 비교한 결과, 연구대상 기간인 2018년 6월에서 8월까지의 Control, Urban_var 실험의 일 최고기온 평균 RMSE는 각각 1.41℃, 1.40℃, 평균 COR은 0.81, 0.80, 평균 Bias는 -0.68℃, -0.54℃, 일 최저기온 평균 RMSE는 1.50℃, 1.83℃, 평균 COR은 0.76, 0.75, 평균 Bias는 1.14℃, 1.43℃로 나타났다.

AWS 관측자료와의 비교 검증에서는 두 실험 모두에서 일 최고, 최저기온의 관측값과의 상관도가 0.7~0.8 수준으로 도시지역의 기온분포형태를 실제적으로 잘 재현하였다. 이를 통해 두 실험에서 사용한 지표면변수(지형, 도시지표면 변수)들이 국지적 공간적 특성에 따른 기온 차이를 대표할 수 있음을 확인할 수 있다. 일 최고기온의 RMSE는 두 실험에서 큰 차이가 나타나지 않았으나, Bias 값을 통해 두 실험 모두 일 최고기온을 과소 추정하고 있음을 확인할 수 있다. Urban_var 실험이 Control 실험에 비해 평균적으로 0.14℃ 높게 일 최고기온값을 추정하였다. Bias에서는 Urban_var 실험이 Control 실험에 비해 비교적 높게 기온을 측정하고 있는 것으로 나타났다. 일 최저기온에서는 Urban_var 실험에서 RMSE가 0.33℃ 높게

나타났으며, Bias 값은 두 실험 모두 과대 추정하였지만, Urban_var 실험이 Control 실험에 비해 상대적으로 더 높게(0.29℃) 추정하였다.

3.3. AWS 관측자료 이용 검증결과 고찰

Urban_var 실험에 추가적으로 사용된 도시지표면 변수인 토지피복비율(land cover rate), 건물높이(building height), 천개지수(sky view factor), 내륙수 거리(distance from the river)들이 상세화를 위한 관계식 학습과정에서 높은 기온에 대한 설명력이 높은 변수들로 채택되었고, 이를 통해 공간내삽상에서 독립변수로 고려 되었을 때, 상대적으로 높은 기온대로 재현된 것으로 사료 된다. 최저기온의 경우도 마찬가지로 도시지표면변수들의 영향으로 기온값을 더 높게 추정되었다. 도시지표면 변수는 기온냉각 지연에 대한 설명력도 가지며, 비교적 높은 기온 분포로 추정된 것으로 사료된다. 도시지표면 변수는 전반적으로 기온의 분포 폭을 상향시켜 추정했으나, Control 실험과 큰 차이는 나타나지 않았다. AWS 관측자료는 상세화의 종속변수인 동네예보 실험분석자료 기온값에 동화되어 있어, AWS 지점과 근접한 상세화 격자값에서도 동일하게 AWS 관측값에 근사한 값이 나타난 것으로 판단된다.

이와 같은 이유로 도시지표면 변수 적용의 효과를 판단하기 위해서는 종속변수에 동화되지 않은 지점의 기온 분포값과의 비교가 필요하다고 판단하였다.

3.4. KT 관측자료 이용 검증결과

종속변수에 동화되지 않은 관측값과 비교를 위하여 KT 관측소 자료를 사용하여 정량적 비교분석을 수행하였다. 일 최고기온과 일 최저기온에 대한 RMSE, COR, Bias 값을 산출하고 대상기간에 대한 분포를 확인하였다(Fig. 11). Control, Urban_var 실험의 일 최고기온 평균 RMSE는 각각 2.97℃, 2.72℃, COR은 0.82, 0.81, Bias -2.63℃, -2.30℃, 일 최저기온 평균 RMSE는 각각 1.63℃, 1.34℃, COR은 0.64, 0.65, Bias -1.24℃, -0.80℃로 나타났다.

일 최고기온 경우, Control, URNAM_var 실험사이에서 비교적 뚜렷한 차이가 나타났다. Urban_var 실험이 Control 실험에 비해 평균적으로 0.25℃ 높게 일 최고기온값을 추정하였다. Bias 값을 통해 두 실험 모두 일 최고기온을 과소 추정하고 있음을 확인할 수 있으며, Urban_var 실험이 Control 실험에 비해 비교적 높게 기온을 측정하

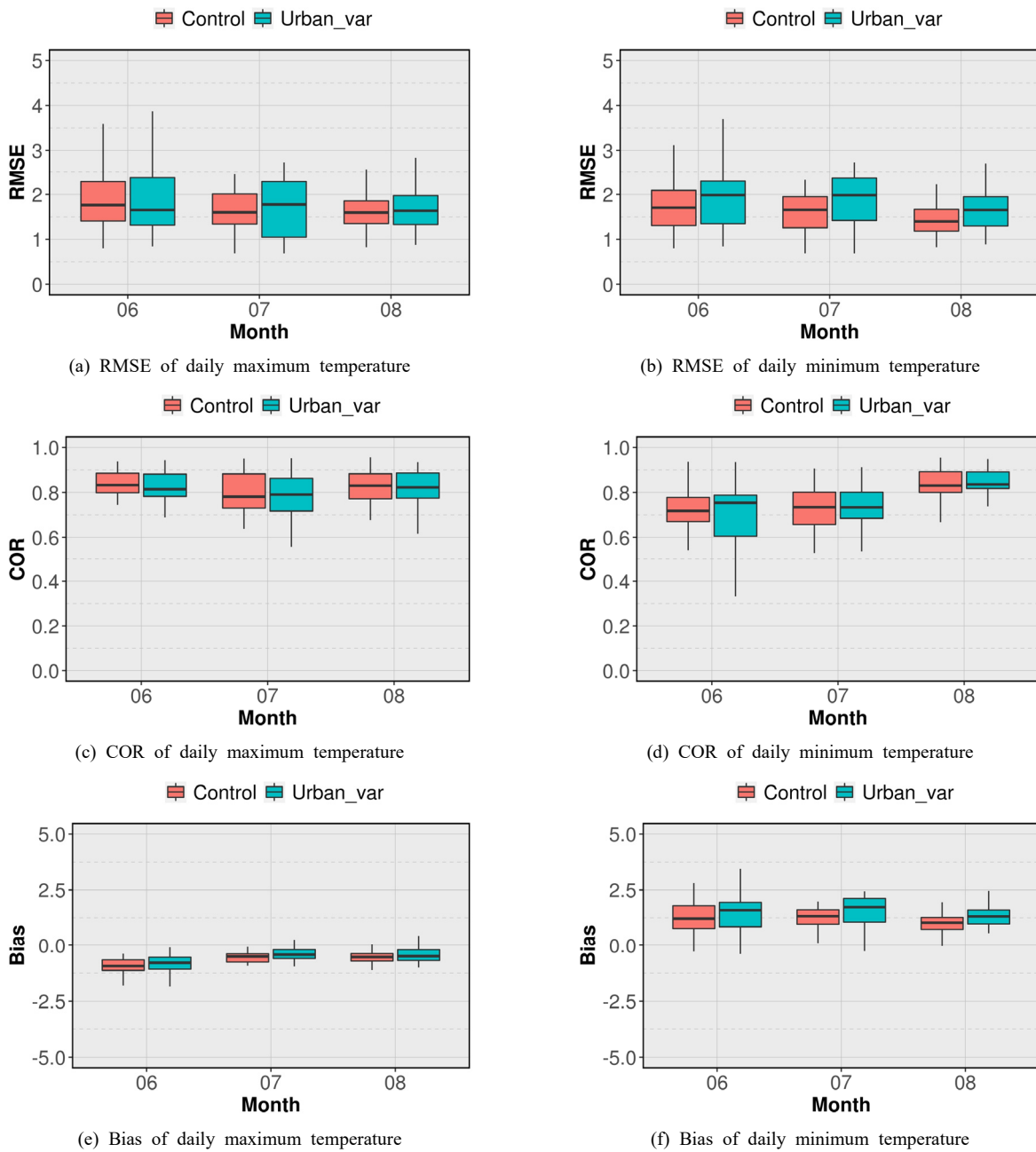


Fig. 10. Statistical comparison (root mean square error (RMSE), correlation (COR), Bias) between Korea Meteorological Administration's AWS observational data and the results of each experiment (control, urban_var) for June, July, and August of 2018)

고 있는 것으로 나타났다. 일 최저기온에서는 Urban_var 실험에서 RMSE가 0.29℃ 높게 나타났으며, Bias 값은 두 실험 모두 과소 추정 하였지만, Urban_var 실험이 Control 실험에 비해 상대적으로 더 높게(0.44℃) 추정하여 KT 관

측값에 가깝게 나타났다.

기상청 AWS자료를 통한 비교검증결과에 비하여 KT 관측자료를 통한 비교검증결과의 일 최고기온 RMSE와 Bias가 전반적으로 높게 나타났다. 일 최저기온의 경우,

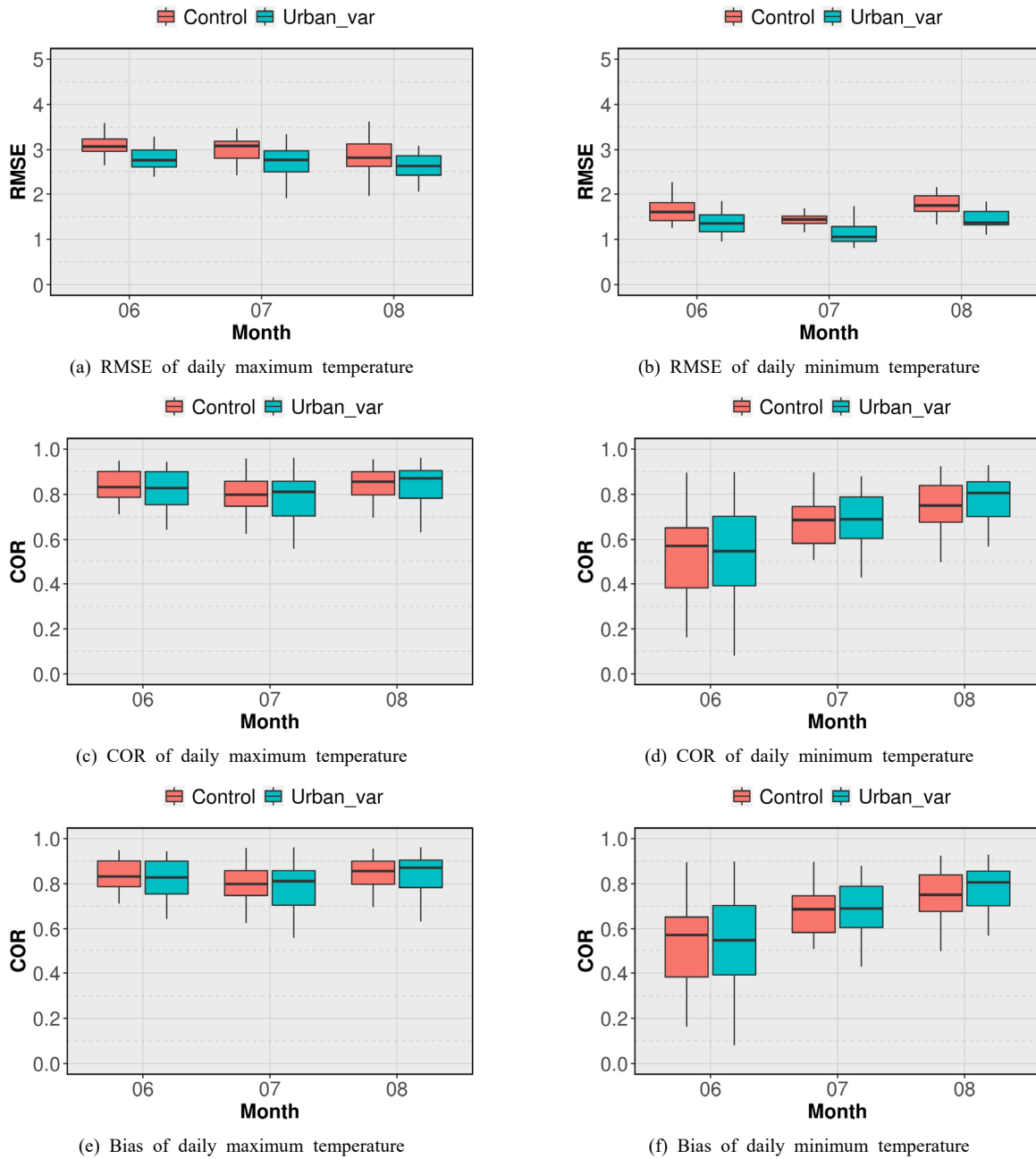


Fig. 11. Statistical comparison (root mean square error (RMSE), correlation (COR), Bias) between KT observational data and the results of each experiment (control, urban_var) for June, July, and August of 2018)

RMSE는 낮아지고 Bias는 과소 추정하는 것으로 나타났으며, 상관성은 다소 낮게 나타났다. 이와 같은 검증 지수의 차이는 관측환경의 차이에 의해 나타난 결과로 판단된다. 일 최저, 최고 기온분포에서 AWS관측자료에 비해

KT 관측자료에서 비교적 고온의 비율이 높게 나타난다 (Fig. 12). 일 최고기온은 KT 과측자료에는 기상청 AWS 자료에 비해 평균적으로 1.03℃ 높게 관측되었고, 일 최저기온도 1.41℃ 높게 관측되었다.



Fig. 12. Differences in the distribution of (a) daily maximum temperature and (b) daily minimum temperature between Korea Meteorological Administration's AWS and KT observational data

3.5. KT 관측자료 이용 검증결과 고찰

KT 관측지는 기상청 AWS 관측지와 달리 별도의 관측 노장이 없이 거리에 설치된 공공전화 부스 등에 설치되어 도시지역 구조물과 환경의 직접적인 영향을 반영한다 (Fig. 4). 반면 기상청 AWS는 지역 대표성을 반영하기 위한 관측목적의 특성상 최소한의 노장과 규격화된 관측환경이 구성되어 있다(Fig. 3). 기상청 AWS 도시관측의 경우 주로 고지대나, 건물의 옥상 등에서 수행되고 있기 때문에, 거리수준의 고도에 설치된 KT 관측자료에 비해 비교적 낮은 기온이 관측되었다. 비교적 도시의 영향을 직접적으로 반영하며, 상세화 과정에 동화되지 않은 KT 관측자료를 사용하여 지형, 도시지표면 변수 상세화 결과를 분석 하는것이 적절할 것으로 사료된다.

기상청 AWS와 검증시 Control 실험에 비해 뚜렷한 차이가 나지 않았던 Urban_var 실험의 최고기온은 KT 관측과 비교에서는 RMSE가 9.21%, Bias 13.96% 수준으로 개선되었으며, 일 최저기온에서도 도시지형변수를 사용하였을 때, RMSE가 21.24%, Bias가 55.77% 수준으로 개선된 결과가 나타났다. 도시지역내부의 공간특성을 구분 짓는 도시지표면 변수가 상대적으로 고온분포의 도시기온 특징을 잘 재현한 것으로 판단된다. 특히 일 최저기온에 대한 개선율이 높기 나타났는데, 최저기온이 나타나는 야간, 새벽 시간대에는 주간과 달리 기온을 상승시키는 태양복사 등과 같은 원천적인 열에너지의 유입이 없다. 이 때문에 일 최저기온의 경우 주간에 가열된 지표면이 얼마나 빨리 냉각되는지에 영향을 크게 받는다. 열용량이 큰 콘크리트 등으로 이루어진 건물 밀도가 높은 지역(관련 도시지표면 변수: land cover rate, building height), 녹음 등의 그림자가 없어 하늘이 상대적으로 많이 열려있어 주간

동안 태양복사 에너지가 많이 유입된 지역(관련 도시지표면 변수: sky view factor) 등은 상대적으로 더 늦게 냉각된다. 이는 도시지역에서의 일 최저기온에 도시의 공간적 특성이 지배적으로 작용함을 뜻한다. 도시지표면 변수에 의해 도시지표특성에 지배받는 야간기온분포의 특성이 설명됨에 따라 일 최저기온이 상대적으로 더 잘 재현된 것으로 판단된다. 일 최고기온의 경우, 도시지표면 변수로 인한 개선효과는 나타났지만, RMSE 값이 전반적으로 높게 나타났다. 통계적 상세화를 위해 사용한 종속변수 기온값인 동네예보 실험자료는 기상청 AWS 자료에 근거하고 있으므로 최고기온에 대한 과소추정이 이루어진 것으로 사료된다. 통계적 상세화 과정에서 종속변수의 기온값을 도시지역에서 수행된 다양한 형태의 관측 혹은 분석자료를 포함해 필요가 있으며, 도시미규모 영향을 반영한 관측자료 확보를 통해 1 km 이하의 도시지표면변수를 활용한 수m 수준의 상세화 연구가 추가적으로 필요할 것으로 사료된다.

4. 요약 및 결론

본 연구에서는 기상청에서 제공하는 5 km 공간 해상도의 동네예보자료를, 지형지표면변수와 도시지표면 변수를 이용한 통계적 내삽을 통해 1 km 공간해상도로 상세화하였다. 권역별 도시지역의 일 최고기온과 일 최저기온 분포 분석을 통해 도시지표면 변수가 도시지역의 상세화에 미치는 영향을 정성적으로 분석하였으며, 도시지표면 변수적용을 통해 도시지역 도심지와 수역 지역의 상세기온분포를 보다 실제적으로 재현함을 확인하였다.

기상청의 AWS 관측자료를 이용하여 정량적 비교분석을 수행한 결과, 지형지표면 변수를 적용한 Control, 도시

지표면 변수를 추가 적용한 Urban_var 두 실험 모두 일 최고기온을 과소 추정하였으며, RMSE 차이가 0.1로 거의 유사했으며, 일 최저기온은 두 실험 모두 과대 추정하였고, Urban_var 실험이 Control 실험에 비해 RMSE가 0.3℃ 더 높게 나타났다.

기상청 AWS 관측자료를 이용한 분석결과에서는 도시 지표면 변수를 통한 일 최저, 최고기온 추정 개선 효과가 뚜렷하게 나타나지 않았다. 기상청 AWS 관측자료는 상세화의 종속변수인 동네예보 실험분석자료 기온값에 동화되어 있으므로, 도시지표면 변수 적용의 효과를 판단하기 위해서 종속변수에 동화되지 않은 KT 관측자료를 이용한 추가분석을 수행하였다.

KT 관측자료를 활용하여 정량적 비교검증 결과, 일 최고기온 경우, 두 실험 모두 일 최고기온을 과소 추정하였으며, Urban_var 실험이 Control 실험에 비해 RMSE가 0.25℃ 낮게 나타났으며, 일 최저기온에서는 두 실험 모두 과소 모의하였고, Urban_var 실험에서 RMSE가 0.29℃ 낮게 나타났다. 기상청 AWS자료 분석 결과에 비해 KT 관측자료를 사용하여 분석한 결과에서 도시지표면변수 적용의 효과가 비교적 명확하게 나타났다. 이를 통해 상세화 과정에서 동화되지 않은 도시의 영향을 직접적으로 반영한 KT 관측자료를 사용한 분석이 보다 적절함을 확인하였다.

KT 관측자료를 활용한 분석에서 도시지표면변수를 사용한 Urban_var 실험의 RMSE가 Control실험에 비해 9.21%, Bias가 13.96% 수준으로 개선되었으며, 일 최저기온에서도, RMSE가 21.24%, Bias가 55.77% 수준으로 개선된 결과가 나타났다. 이를 통해서 Land cover rate, Building height, Sky view factor 등의 도시지표면 변수들이 도시지표면의 열용량, 열전도율, 태양복사에너지 저장 등과 같은 도시지역 기온분포에 영향을 줄 수 있는 특성과 현상을 충분히 대변할 수 있는 유용한 변수임을 확인하였다. 상세화결과를 평가하는 과정에서 도시관측의 주변환경은 기온분포분석에 영향을 미치는 요소이며, 도시 지표면 변수들은 도시지역 기온 상세화에 주요한 영향으로 작용함을 확인하였다.

본 연구에서 생산된 도시지역 일 최고, 최저기온 상세화에 대한 분석과 평가는 폭염과 관련된 영향예측, 폭염 재해 취약성 분석 등의 연구를 수행하는데 중요한 기초 자료로서 활용될 수 있을 것으로 기대된다. 추후 도시기온 상세화의 고려요소로서 관측소 주변 환경이 정량적으로 평가되고, 공간 상세화 자료생산에 변수로서 반영이

될 수 있는 방안을 연구하는 것도 의미가 있을 것이다. 또한 본연구에서 수행한 1km보다 직접적인 도시효과를 반영할 수 있는 상세화에 대한 지속적인 연구는 폭염과 같은 극한 기상재해에서 취약한 지역을 식별하고 이를 대응할 수 있는 정책, 대응 방안 수립 등에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

사사

본 연구는 행정안전부 자연재난 정책연계형 기술개발사업의 지원을 받아 수행된 연구입니다(2020-MOIS35-001).

References

- Ao X, Wang L, Zhi X, Gu W, Yang H, Li D. 2019. Observed synergies between urban heat islands and heat waves and their controlling factors in Shanghai, China. *J Appl Meteorol Climatol* 58(9): 1955-1972. doi: 10.1175/JAMC-D-19-0073.1
- Cho YI, Yoon DH, Shin JY, Lee MJ. 2021. Comparative analysis of the effects of heat island reduction techniques in urban heatwave areas using drones (in Korean with English abstract). *Korean J Remote Sens* 37(6_3): 1985-1999. doi: 10.7780/kjrs.2021.37.6.3.7
- Choi YS, Kim JW, Lim U. 2018. An analysis on the spatial patterns of heat wave vulnerable areas and adaptive capacity vulnerable areas in Seoul (in Korean with English abstract). *J Korea Plan Assoc* 53(7): 87-107. doi: 10.17208/jkpa.2018.12.53.7.87
- Daly C, Gibson WP, Taylor GH, Johnson GL, Pasteris P. 2002. A knowledge-based approach to the statistical mapping of climate. *Clim Res* 22(2): 99-113.
- Daly C, Neilson RP, Phillips DL. 1994. A statistical-topographic model for mapping climatological precipitation over mountainous terrain. *J Appl Meteorol Climatol* 33(2): 140-158.
- Founda D, Santamouris M. 2017. Synergies between urban heat island and heat waves in Athens (Greece), during an extremely hot summer (2012). *Sci Rep* 7: 10973. doi: 10.1038/s41598-017-11407-6
- Jeong YM, Eum HI. 2015. Application of a statistical

- interpolation method to correct extreme values in high-resolution gridded climate variables (in Korean with English abstract). *J Clim Chang Res* 6(4): 331-344. doi: 10.15531/ksccr.2015.6.4.331
- Kim DW, Chung JH, Lee JS, Lee JS. 2014. Characteristics of heat wave mortality in Korea (in Korean with English abstract). *Atmosphere* 24(2): 225-234. doi: 10.14191/Atmos.2014.24.2.225
- Kim JS, Kang MG. 2022. A study on the micro-scale heat wave vulnerability assessment using urban data sensors (S-DoT) in Seoul (in Korean with English abstract). *J Korea Plan Assoc* 57(5): 215-234. doi: 10.17208/jkpa.2022.10.57.5.215
- Kim K, Park BC, Heo J, Kang JY, Lee I. 2020. Assessment of heat wave vulnerability in Busan Using the IPCC Climate change vulnerability assessment framework (in Korean with English abstract). *Korea Spat Plan Rev* 104: 23-38. doi: 10.15793/kspr.2020.104..002
- Kim YS, Shim KM, Jung MP, Choi IT. 2014. Accuracy comparison of air temperature estimation using spatial interpolation methods according to application of temperature lapse rate effect (in Korean with English abstract). *J Clim Chang Res* 5(4): 323-329. doi: 10.15531/ksccr.2014.5.4.323
- Kolokotroni M, Giridharan R. 2008. Urban heat island intensity in London: An investigation of the impact of physical characteristics on changes in outdoor air temperature during summer. *Sol Energy* 82(11): 986-998. doi: 10.1016/j.solener.2008.05.004
- KT. 2019. KT AirMapKorea; <https://iot.airmapkorea.kt.com/info/>
- Kwon YS. 2018. Estimation and countermeasure of the heat wave cause of Daegu metropolitan basin from the urban structural dimension (in Korean with English abstract). *Korea Spat Plan Rev* 98: 23-35. doi: 10.15793/kspr.2018.98..004
- Lee H, Jee JB, Min JS, Kim S, Chae JH. 2018. Analysis of meteorological and radiation characteristics using WISE observation data (in Korean with English abstract). *J Korean Earth Sci Soc* 39(1): 89-102. doi: 10.5467/JKESS.2018.39.1.89
- Lee K, Lim CH. 2022. Analysis of the surface urban heat island changes according to urbanization in Sejong city using landsat imagery (in Korean with English abstract). *Korean J Remote Sens* 38(3): 225-236. doi: 10.7780/kjrs.2022.38.3.1
- Lee KM, Kim KY, Oh U, Yoo SK, Song BS. 2016. Prediction of multi-physical analysis using machine learning (in Korean with English abstract). *J Inst Korean Electr Electron Eng* 20(1): 94-102. doi: 10.7471/ikeee.2016.20.1.094
- Park HK. 2021. Comparison of temperatures and spatial resolutions between urban sensors and national weather observations (ASOS, AWS) for urban heat island intensity analysis (in Korean with English abstract). *J Korean Soc Hazard Mitig* 21(3): 39-48. doi: 10.9798/KOSHAM.2021.21.3.39
- Park J, Jang DH. 2016. Application of MK-PRISM for interpolation of wind speed and comparison with co-kriging in South Korea. *GISci Remote Sens* 53(4): 421-443. doi: 10.1080/15481603.2016.1192373
- Park JC, Chae Y. 2020. Analysis of heat-related illness and excess mortality by heat waves in South Korea in 2018 (in Korean with English abstract). *J Korean Geogr Soc* 55(4): 391-408. doi: 10.22776/kgs.2020.55.4.391
- Park SW, Jo HJ, Baek SJ, Yoo HS, Woo KM. 2019. Analysis of heat-related illness surveillance in 2018 (in Korean with English abstract). *Public Health Wkly Rep* 12(20): 630-638.
- Song Y, Chae JH, Choi MH, Park MS, Choi YJ. 2014. Standardization of metadata for urban meteorological observations (in Korean with English abstract). *J Korean Soc Atmos Environ* 30(6): 600-618. doi: 10.5572/KOSAE.2014.30.6.600
- Unger J, Skarbit N, Kovács A, Gál, T. 2020. Comparison of regional and urban outdoor thermal stress conditions in heatwave and normal summer periods: A case study. *Urban Clim* 32: 100619. doi: 10.1016/j.uclim.20.100619

- Yang HJ, Yi C, Chae Y, Park J. 2019. Comparison of statistical interpolation methods for downscaling of summer temperature data from the Korea Meteorological Administration's digital forecasts (in Korean with English abstract). *J Assoc Korean Photo Geogr* 29(4): 19-32. doi: 10.35149/jakpg.2019.29.4.002
- Yi CY, Eum JH, Choi YJ, Kim KR, Scherer D, Fehrenbach U, Kim GH. 2011. Development of Climate Analysis Seoul(CAS) maps based on landuse and meteorological model (in Korean with English abstract). *J Korean Assoc Geogr Inf Stud* 14(1): 12-25. doi: 10.11108/kagis.2011.14.1.012
- Yi CY, An SM, Kim K, Kwon HG, Min JS. 2016. Surface micro-climate analysis based on urban morphological characteristics: Temperature deviation estimation and evaluation (in Korean with English abstract). *Atmosphere* 26(3): 445-459. doi: 10.14191/Atmos.2016.26.3.445
- Yoon S. 2016. Generating high resolution of daily mean temperature using statistical models (in Korean with English abstract). *J Korean Data Inf Sci Soc* 27(5): 1215-1224. doi: 10.7465/jkdi.2016.27.5.1215