

아시아/태평양 지역 이상기후 분석 및 감시 기술 개발
Attribution and Monitoring of Extreme Climates in
the Asia-Pacific Regions

김선태, 전종안, 명복순, 김대하, 이진영, 신용희, 이성규,
이은정

기후사업본부 기후분석과

2019.12.

APEC기후센터

평문 초록

기후변화로 인해 과거에 나타나지 않았던 이상기후 현상이 전 세계적으로 빈번하게 발생하며, 이와 관련한 피해는 많이 증가하고 있습니다. 최근에 지구 평균 온도가 가파르게 상승하고 있어서, 이상기후는 더 자주 발생할 것으로 예상되며 뒤따르는 사회·경제적 피해를 줄이려는 노력이 필요합니다. 이러한 노력의 일환으로 이상기후현상을 상시 감시하고 이에 대한 원인을 분석하여, 미리 이상기후현상을 예측하고 이에 대한 피해를 줄이는 대책을 마련하는 게 효과적입니다.

이상기후를 감시하기 위해서는 이상기후현상을 잘 나타내는 지수를 활용하게 됩니다. 이 연구에서는 세계적으로 널리 사용하고 있는 기온과 강수를 기반으로 한 지수뿐만 아니라 대기와 지면이 서로 주고받는 작용이 이상기후현상에 대해 영향을 주기 때문에 토양수분을 활용하여 전 세계 폭염이나 가뭄과 같은 이상기후를 감시하는 기법을 개발하였으며, 최근 주목을 받고 있는 소셜네트워크서비스(SNS)를 활용하여 일반 사람들이 반응하는 이상기후에 대한 영향을 알아보는 기법을 개발하였습니다. 대거나 해양의 상태와 이상기후와의 상관성을 분석하여 이상기후에 대한 원인을 효율적으로 분석하는 기법을 개발하여 신속하게 대응할 수 있는 토대를 마련하였습니다.

이렇게 생산되는 이상기후 감시정보를 동아시아 지역에 준실시간으로 웹 서비스를 제공하고 있습니다. 이 연구에서 생산한 폭염을 나타내는 지수는 우리나라에서 폭염이 강하게 발생한 1994, 2016, 2018년의 폭염을 잘 보여주고 있어서 우리나라에 적용성이 매우 클 것으로 판단됩니다. 일반 사람들의 즉각적인 반응을 잘 나타내는 소셜미디어 자료는 기존 이상기후 지수가 사회·경제적 영향을 보여주는 한계가 있는 단점을 보완해 줄 수 있을 것으로 기대됩니다. 이 연구에서 제시한 이상기후의 원인을 분석하는 방법은 신속하게 원인을 찾을 수 있는 장점이 있는 반면, 기후변화의 이상기후현상에 대한 기여 정도 등의 해석에는 한계가 있어, 개선해야 할 여지가 있습니다. 이와 같이, 이 연구가 우리나라를 포함한 아태지역의 이상기후를 효과적으로 감시하고 신속한 원인 분석을 통해 이상기후에 대한 피해를 줄이는 대책을 마련하는데 도움을 줄 것으로 기대됩니다.

Executive Summary

The objective of this report is to develop a monitoring and attribution method of extreme climate events. Each monitoring and attribution method developed in this study are summarized as followings:

The 90th and 10th percentile valued of the past 30 years (1981-2010) of global reanalysis data are calculated to monitor in semi real time the extreme climate on the globe. Using this percentile as a criterion for occurrence of extreme climate events on the globe and the East Asian region, frequency (occurrence days) and intensity indices for extremely high temperature, low temperature and rainfall are counted for every weeks and months. Also, monthly characteristics of spatial distribution of frequency and intensity indices on the globe are analyzed. both frequency and intensity indices for extremely hot days are more higher than of extremely cold days. Using average and standard deviation during past 30 years, climatology and interannual variability are calculated. Climatology of frequency index shows different characteristics for each month. On the other hand, interannual variability of frequency indices shows regional difference. For intensity index, both climatology and interannual variability are different monthly distribution. Using hot, cold, wet and dry extreme events, global extreme climate map is produced. Also, an automation system for web service provides semi real-time monitoring information on the globe and the East Asian region.

Warm Spell Duration Index(WSDI) and Cold Spell Duration Index(CSDI), which are indexes developed by the WMO(World Meteorological Organization)' s ETCCDI(Expert Team on Climate Change Detection and Indices), were used to produce and in order to quantitatively monitor the number of consecutive days of abnormal temperatures. WSDI was calculated as the sum of the number of days for which the maximum daily temperature(Tmax) is higher than Tmax 90th percentile lasts six consecutive days or more. CSDI was calculated as the sum of the number of days for which the minimum daily temperature(Tmin) is lower than Tmin 10th percentile and lasts six consecutive days or more. Here, the Tmax 90th and Tmin 10th percentiles have a 5-day windows for each day of 1981-2010. We will provide timely information on the occurrence of abnormal temperature by producing region WSDI/CSDI monitoring information. Monthly average values for days above the Tmax 90th percentile(Tmax_avg_90th) and Monthly average values for days above the Tmin 10th percentile(Tmin_avg_10th) were used for the analysis of return periods of abnormal temperatures. Monthly return periods information of abnormal temperature can be used for regional disaster impact analysis.

Monthly, seasonal, and annual consecutive dry days (CDD) are produced based on global Climate Prediction Center (CPC) precipitation data. Droughts in March and May tend to

decrease over time in East Asia, and droughts in November and DJF (December–January–February) have an upward trend in South Korea based on the Mann–Kendall test. More recently, serious droughts were observed in the summer of 2018, winter of 2018–2019, and spring of 2019 based on CDD. High resolution daily temperature is estimated from remote sensing data using a data-driven model. High resolution climate extreme indices of the SU (Summer days), TR (Tropical nights), TXx (Warmest daily TX), and DTR (Daily Temperature Range) are estimated and show closer values to observations with a better spatial representation compared to reanalysis data. Global and South Korean heatwave events are monitored using the HWMId (Heat Wave Magnitude Index daily) and recent events of 2018 Europe and East Asia as well as 2019 southern Alaska are successfully detected. The percent of land area experienced heatwave has increased in East Asia, South Asia and South Korea during 1981–2010. The most obtrusive events in South Korea occurred in 1994, 2016, and 2018.

For operational drought monitoring, the latest generalized complementary relationship (GCR) was used to estimate terrestrial evapotranspiration (ET_a). The GCR enabled to quantify ET_a and evaporative demand under wet environment (ET_w) with routine meteorological data alone. It was confirmed that the GCR ET_a estimates can acceptably reproduce long-term mean values of interpolated latent heat flux observations. The ET_a and ET_w estimates from GCR were input to the standardized precipitation–evapotranspiration index (SPEI) and the standardized evapotranspiration deficit index (SEDI). To track agricultural droughts, the timescales of the two drought indices were adjusted toward maximizing their Pearson correlation coefficients to remote-sensing-based soil moisture data. The results showed that the SPEI and SEDI timescales were diverse and presumably related to climate classification by aridity levels. This highlights that the use of a fixed ostensible timescale for those drought indices may not properly track surface moisture conditions affected by heterogeneity of land surface properties. The correlation analysis of SPEI to the Gravity Recovery & Climate Experiment (GRACE) total water storage data provided an implication that much longer timescales were needed for SPEI to track water storage in the entire soil column than when tracking soil moisture. The multi-timescale drought indices proposed in this report could lead to better tracking of terrestrial moisture conditions using common meteorological data only.

In this study, the global soil moisture datasets were simulated with the Noah Land Surface Model (LSM) in the Land Information System (LIS). The nine meteorological variables of the Global Data Assimilation System (GDAS) near-realtime analysis was used for the meteorological forcing. The Noah LSM soil moisture datasets were compared with a remote-sensing based soil moisture dataset (European Space Agency Climate Change Initiatives (ESA CCI) SM v04.4) and gridded soil moisture datasets (ERA-interim and Global Land Evaporation Amsterdam Model (GLEAM)). In addition, we selected the five major basins (Yangtze, Mekong, Mississippi, Murray–Darling, Amazon) for the assesment with the land surface water budget and energy budget. The Noah LSM-based TWSA (Total Water Storage

Anomaly) and TWSC (Total Water Storage Change) were also compared with the GRACE-based TWSA and TWSC for the five major basins. Two drought indices (soil moisture percentile and soil moisture index, SMI) were produced and the near-real time weekly root-zone SMIs are currently serviced through an extreme climate monitoring web-service operated by the APEC Climate Center (APCC).

Abnormal climate monitoring uses abnormal climate monitoring indices produced using various climate data. These indices have disadvantages that does not take into account human responses to weather and climate change. And previous studies have limitations in that do not take into account the language ambiguity because the heat-wave-related data is classified using a filtering method with heat-wave-related keywords. To overcome the limitations, this study uses text mining and machine learning techniques to build a binary classification model considering the limitations of keyword filtering and language ambiguity. In order to build the binary classification model, we collected social media data twitted during various past heat wave periods and directly classified non- and heat-wave-related data. And the classified data used to build the model by using text mining (e.g., tokenization, emoji extraction, keyword filtering, etc.) and machine learning (e.g., support vector machine, etc.) techniques. Also, we generated monthly abnormally high temperature monitoring index with the classification model using social media data collected from April to December, 2019. The monthly abnormally high temperature monitoring index generated by the SVM-based binary classification model was compared with the monthly abnormally high temperature frequency index and intensity index. The proposed index in this study showed a similar spatial pattern to the existing indices, and it can be used in conjunction with the existing climate data-based indices due to the characteristics of social media data including human responses.

Although quick and accurate information for causes of extreme climate events is required urgently, effective attribution systems have not been yet established. This study proposes the analysis method to identify the cause of extreme climate events occurring over the Asia-Pacific regions through utilizing the Empirical Orthogonal Function (EOF) and the linear correlation analysis. With this method, we can roughly understand the atmospheric wave-like pattern, which is associated with the extreme event occurrence, and its related forcing region. In 2019, the Asia-Pacific regions including East Asia experienced the unprecedented extremely hot summer and particularly, the extremely hot summer in the East Asian region is caused by a multi-decadal climate change and the atmospheric wave-like pattern crossing the Eurasian region which is possibly forced with the North Atlantic sea surface temperature anomalies. For helping us to identify the reason of the extreme event occurrence, we develop an El Nino-Southern Oscillation (ENSO) development index that can approximately monitor the ENSO-related air-sea coupling intensity and produce the global map of the ENSO impact on the regional extreme climate with the reference to the correlation and composite analysis. Most of the Asia-Pacific regions with significant correlations between the extremely hot days and ENSO show a non-linear relationship, while

as for the extremely wet days, a linear relationship is dominant in most of the regions which have significant correlation coefficients with Nino 3.4 index. The proposed method in this study is good for the timely-analysis of understanding the reason of the extreme climate occurrence but there is room for improvement regarding the identification of the climate change contribution and the problem with the use of the high EOF mode.

In this study, we develop a simple but informative drought attribution methodology which is based on EOF analysis. The methodology first finds the EOF mode (primary mode, hereafter) that mostly resembles the spatial pattern of the drought index (SPEI) of the target month (i.e., the EOF mode in which pattern correlation coefficient, PCC, is highest as well as greater than 0.4). Second, the atmospheric/oceanic anomaly patterns of the target month are compared to those of the primary mode in the past 30 years (1981-2010). As such, the regions that are found in common are expected to be associated with the drought event. This methodology was applied to the drought events in East Asia in 2019. With PCC greater than 0.5, reliable results were obtained: For example, the drought in the central-eastern China in May was caused by the cyclonic circulation in East Asia that is associated with the atmospheric teleconnection in Eurasia, and that the droughts in the western Mongolia and northeastern China in September were caused by the anti-cyclonic circulation in East Asia that is associated with the abnormal warming in Chukchi Sea. An attribution methodology for extreme rainfall events is also developed. This is weekly-mean analogy analysis based on low-tropospheric circulation characteristics (i.e., PCC of 850 hPa geopotential height anomalies greater than 0.3) of the extreme rainfall events in the past (i.e., greater than 0.7σ). This methodology was applied to the extreme rainfall events in East Asia in 2019 and found that the extreme event in the northeastern China during the third week of August was caused by northward moving of Typhoon Lekima and Krosa and that the extreme event in the central China during the second week of September was caused by south-eastward propagation of a cyclone from the western Mongolia.

It is concluded that the proposed monitoring and attribution methods in this study can be helpful to reduce damages from extreme climate events by timely providing an efficacious strategy.

국문 요약

기후변화로 인해 이상기후의 발생 빈도와 강도가 더 강해지고 관련한 피해는 급증한 것으로 알려져 있다. 따라서 이상기후를 감시하고 이상기후에 대한 원인을 신속하게 분석을 통해 사회·경제적 피해를 줄이려는 노력이 필요하다. 이 연구의 목적은 다양한 이상기후 감시기법을 개발하고, 신속하고 효율적인 이상기후 발생원인 분석 기법을 개발을 하는데 있으며, 주요한 감시와 원인 분석기법과 그에 대한 결과를 다음과 같이 요약하였다.

전지구 지역 및 동아시아 지역에서 발생하는 이상기후 현상을 준 실시간으로 감시하기 위해 전지구 재분석자료의 과거 30년 일자료를 기반으로 90 백분위 값과 10 백분위 값을 계산하고, 이를 이상기후 발생 기준으로 하여, 이상고온, 이상저온 이상강수 빈도 지수 및 강도 지수를 생산하였다. 빈도 지수와 강도 지수를 이용하여, 전지구 지역에서 나타나는 공간 분포를 월별로 살펴보았다. 이상저온 보다는 이상고온의 빈도가 전지구 지역 골고루 월별로 나타나는 특징을 보이고 있으며, 이상고온의 강도 또한 높은 값이 많은 지역에서 나타났다. 빈도 지수와 강도 지수의 기후값과 표준편차를 살펴봄으로써, 평균적인 특성과 경년변동성도 함께 살펴보았다. 빈도지수의 기후값은 지역적인 특성 보다는 월별로 차이가 뚜렷하며, 경년변동은 지역적인 특성이 더욱 뚜렷한 차이를 보였다. 하지만 강도 지수는 평균과 표준편차 모두 월별 특성이 더욱 뚜렷한 차이를 보였다. 이렇게 매월, 매주 생산되는 이상기후 감시정보를 이용하여 월별 특성을 살펴볼 뿐만 아니라 이상기후 발생 정보를 한 눈에 볼 수 있도록 통합맵을 생산하였고, 전지구 및 동아시아 지역에 대해 준실시간 감시 정보를 제공하는 웹 서비스 자동화 시스템을 구축하였다.

이상기온 현상의 연속적인 발생에 대해 정량적으로 모니터링 하고 월별 이상기온 연속발생 일수 정보 생산을 위해 WMO(World Meteorological Organization)의 ETCCDI(Expert Team on Climate Change Detection and Indices)에서 개발된 지수인 WSDI(Warm Spell Duration Index)와 CSDI(Cold Spell Duration Index)를 적용했다. WSDI는 일최고기온(T_{max})이 T_{max} 90th 퍼센타일보다 높은 날이 6일 이상 연속으로 지속되는 날수의 합으로 산정되며 CSDI는 일최저기온(T_{min})이 T_{min} 10th 퍼센타일보다 낮은 날이 6일 이상 연속으로 지속되는 날수의 합으로 산정된다. 여기서 T_{max} 90th와 T_{min} 10th 퍼센타일은 1981-2010의 각 날에 대해 5-day window가 적용된다. 지역별 WSDI와 CSDI의 감시정보 생산을 통해 이상기온 발생에 대한 시의적절한 정보를 제공하고자 한다. 또한 이상기온 발생에 대한 격자별 재현기간 분석을 위해 T_{max} 90th 퍼센타일 이상인 날에 대한 월 평균 값($T_{max_avg_90th}$) 정보와 T_{min} 10th 퍼센타일 미만인 날에 대한 월 평균 값($T_{min_avg_10th}$) 정보를 이용했다. 매월 산정되는 이상기온의 재현기간 정보는 지역별 재해 영향 분석에 활용 가능하다.

이상기후 감시 지수 확대를 위해 월별, 계절별, 연간 연속무강우일수를 생산하여 전 지구, 동아시아와 우리나라에서의 가뭄 발생 현황 및 추세를 분석하였다. Mann-Kendall 테스트로 도출한 과거 추세를 보면 동아시아의 경우 3월과 5월에 가뭄 사상이 감소하였으며, 우리나라의 경우 11월 또는 겨울철에 가뭄 사상이 증가하였음을 알 수 있다. 최근(2018-2019년)의 월별 연

속무강우일수와 누적확률을 보면 2018년 여름, 2018-19년 겨울과 2019년 봄에 계속 가뭄이 발생하였음을 알 수 있다. 또한 위성자료와 자료기반 모델을 통해 고해상도 일간 기온자료를 추정, 우리나라에 대한 고해상도 이상기후지수를 생산하여 이상고온 감시 품질 향상의 가능성을 보여주었다. 생산된 SU (Summer days), TR (Tropical nights), TXx (Warmest daily TX), DTR (Daily Temperature Range)의 고해상도 이상기후지수는 재분석 자료를 이용한 경우보다 관측에 가까우며 공간 분포도 비교적 잘 모의하여 적절한 이상고온 감시 및 대응을 위해서는 고해상도 자료가 필요함을 보였다. 폭염강도지수인 HWMId (Heat Wave Magnitude Index daily)로 전 지구 및 우리나라의 폭염사상을 감시하였는데 최근 2018년 유럽, 동남아시아의 폭염과 2019년 알래스카 남부 등지의 폭염 발생을 잘 도출할 수 있었다. WMO의 6개 감시지역 중 동아시아, 남아시아와 우리나라의 시간에 따른 폭염 발생의 변화를 살펴보았는데 폭염에 해당하는 면적의 백분율이 증가함을 볼 수 있었다. 우리나라의 경우 1994, 2016, 2018년의 폭염이 두드러지게 나타났다.

다중시간규모 가뭄감시를 위해 이 보고서에는 최근 개발된 대기-지면 상호보완이론 (Generalized complementary relationship; GCR)을 이용하여 지표 증발산량과 습윤증발산량을 산정하였다. GCR은 대기증발요구량이 증폭되는 정도와 토양수분 부족을 연결한 이론으로 기상 자료만으로 지표 증발산량의 추정을 가능하게 하였다. 기후 재분석자료를 GCR의 입력으로 사용해 추정된 지표 증발산량은 기계학습으로 공간 보간된 Eddy covariance 관측자료의 공간변동성을 잘 재현하는 것으로 나타났다. 추정된 지표증발산량과 습윤증발산량은 재분석 강수량과 함께 표준 강수-증발산 지수 (Standardized Precipitation-Evapotranspiration Index; SPEI)와 표준 증발산부족지수 (Standardized Evapotranspiration Deficit Index; SEDI)의 입력으로 사용되었다. 농업가뭄 감시를 위해 먼저 원격탐사기반 근역층 토양수분자료와 상관계수가 최대가 되도록 SPEI와 SEDI의 시간규모를 결정하였다. SPEI와 SEDI의 시간규모는 지표와 기후특성에 따라 매우 다양하게 나타났고 이는 가뭄감시 서비스에 통상적으로 사용되는 고정된 시간규모는 지표특성의 공간적 변동성을 반영하지 못함을 의미한다. Gravity Recovery & Climate Experiment (GRACE) Total Water Storage와의 추가적인 상관분석에서도 SPEI는 다양한 시간규모에서 최대상관을 보였으며 많은 지역에서 12개월 이상의 긴 시간규모가 나타났고 이는 토양 Column 전체의 저수량은 깊은 층에서의 느린 지하수 흐름에 큰 영향을 받는 것을 의미한다. 이 보고서의 다중 시간규모 가뭄감시기법은 지표와 기후특성의 공간변동성을 고려한 가뭄감시기법이며 기존의 고정된 시간규모로 이루어지는 가뭄감시보다 보다 현실적인 가뭄감시를 가능하게 한다.

이 보고서는 Global Data Assimilation System (GDAS)자료 9개 기상변수를 NASA LIS의 Noah LSM의 입력변수로 사용하여, ECV중의 하나인 토양수분을 산정하였다. Noah LSM은 총 4개층, 2m깊이까지 토양수분을 모의할 수 있는데, 처음 3개층(즉, 표층으로부터 1m 깊이까지) 함수비를 깊이가중으로 평균하여 근역층 함수비를 산정하였다. 이렇게 산정한 함수비는 위성기반 표층 토양수분 자료인 (European Space Agency Climate Change Initiatives (ESA CCI) Soil Moisture v04.4와 Global Land Evaporation Amsterdam Model (GLEAM)과 ERA-interim 표층 및 근역층 함수비와 비교·검증하였다. 함수비를 사용한 직접비교를 통한 검증 외에도 물수지 및 에너지수지를 이용하여 Noah Land Surface Model (LSM) 토양수분 자료를 검증하였다. 이를 위해 전지구의 주요 5개 유역(Yangtze, Mekong, Mississippi, Murray-Darling, Amazon)을 선정하고,

각 유역별 물(즉 증발산)과 에너지수지(즉 현열) 성분을 이용하여 검증하였다. 주요 5개 유역에 대해 TWSA (Total Water Storage Anomaly)와 TWSC (Total Water Storage Change)를 산정해서 GRACE TWSA와 TWSC를 이용하여 검증하였다. Noah LSM으로 추정된 토양수분은 위의 각 자료들과 비교적 높은 상관성을 보였으며, 이 연구에서는 주요 가뭄지수인 토양수분 백분위와 주별 근역층 Soil Moisture Index (SMI)를 산정하였다. 주별 근역층 SMI는 APCC가 운영하고 있는 동아시아 이상기후 모니터링 웹에 매주 준 실시간으로 서비스하고 있다.

이상기후 감시에는 기후데이터를 이용하여 생성된 이상기후 감시 지수들이 활용되고 있다. 이러한 이상기후 감시 지수는 기상/기후변화에 대한 인간의 반응을 고려하지 못하는 단점이 있다. 그리고 이전 연구에서 주로 폭염 관련 자료를 폭염 관련 키워드로 분류함으로써 언어의 중의성을 고려하지 못하는 한계가 있다. 이러한 한계를 극복하기 위해 이 연구에서는 텍스트 마이닝과 기계학습 기법을 활용함으로써 키워드 분류의 한계와 언어의 중의성을 고려한 이진 분류 모델을 구축하고자 한다. 이진 분류 모델 구축을 위해 과거 폭염 사례 기간 동안 발생한 소셜미디어 자료를 수집하고 폭염 관련 자료를 직접 분류하였다. 분류된 자료는 토큰화, 이모티콘 추출, 키워드 필터링 등 텍스트 마이닝 기법과 서포트 벡터 머신 등 기계학습 기법을 이용하여 모델을 구축하였다. 구축된 모델을 이용하여 2019년 4월부터 12월까지 수집된 소셜미디어 자료를 이용하여 월별 이상고온 감시 지수를 생산하였다. SVM 기반 이진 분류 모델을 이용한 월별 이상고온 감시 지수는 월별 이상고온 빈도 지수, 강도 지수 등과 비교하였다. 기존 두 지수와 유사한 패턴을 보였으며, 인간의 반응을 포함한 소셜미디어 자료의 특성으로 인해 기존 기후자료 기반 지수와 함께 활용함으로써 상호보완이 가능할 것으로 판단된다.

이 연구에서 아태지역 월별 이상기후 발생원인 규명을 위해서 주성분 및 상관관계 분석을 활용하는 방법을 개발하였으며, 이를 통해 이상 기후 발생 원인이 되는 대기 파동전과 패턴과 관련된 강제력 위치를 대략적으로 파악할 수 있도록 하였다. 올해 동아시아를 포함하는 아태지역은 여름철에 전례 없이 이상 고온이 많이 발생하였는데, 특히 동아시아 이상 고온의 주요한 원인으로 트렌드로 설명되는 장기 변동 신호와 유라시아를 거쳐 오는 파동 전파에 의한 것으로 분석 되었고, 그 파동 전파의 강제력으로서 북대서양의 해수면 온도가 역할을 하였다는 결론을 얻었다. 그리고 이상 기후 원인 분석에서 활용하기 위해서 ENSO (El Nino-Southern Oscillation)의 발달에 영향을 미치는 대기 및 해양 상호작용 강도를 감시 할 수 있는 ENSO 발달 감시 지수를 개발 하였으며, 상관관계와 합성장 분석을 통해서 지역별 이상기후 발생의 ENSO 영향을 분석하여 영향 지도를 생산하였다. 이상 고온의 경우, ENSO와 유의한 상관관계를 갖는 지역은 러시아의 중남부 및 북동부 지역, 한반도에서 북부지역, 인도네시아와 인도차이나, 호주의 서부 지역, 캐나다의 서부, 미국의 남동부, 남미의 북중부 지역이었으며, 선형에 가까운 반응을 보인 호주의 서부와 캐나다의 서부 지역을 제외 모든 지역에서 비선형성의 관계를 보였다. 이상 강수의 경우 유라시아의 남서부 지역, 중국 남부, 미국 남부 및 멕시코, 호주 서부 지역, 남미 지역에서 아르헨티나 주변과 남미 북부 지역에서 유의한 상관관계를 보였는데, 이상 고온과는 달리, 유라시아 지역을 제외하고 ENSO와의 관계에서 모두 선형 관계를 보였다. 시의성 있는 이상 기후 원인 규명을 위한 주성분 분석이 갖는 장점이 있지만, 기후 변화의 기여의 해석, 높은 EOF 모드의 사용의 문제점 등 개선해야 할 여지가 많이 남아 있다.

정확하고 신속한 이상기후의 원인 분석은 그 필요성이 날로 고조됨에도 불구하고 효과적

인 분석 체계가 부족한 실정이다. 이 연구에서는 가뭄 발생시 신속한 원인 분석을 수행할 수 있는 방법론을 개발하였는데 이는 경험적 직교함수(Empirical Orthogonal Function, EOF) 모드 중 해당 월의 가뭄지수 공간 패턴과 가장 유사한 모드(pattern correlation coefficient, PCC의 절대값이 0.4이상이며 최고인 모드)를 주요모드로 선정하고 주요모드와 관련된 과거 대기/해양 패턴과 해당 월의 대기/해양 패턴과의 비교를 통하여 가뭄의 원인을 추정하는 방법이다. 이 방법을 2019년에 동아시아에 발생한 가뭄 사상에 적용한 결과 PCC가 0.5 이상인 경우 믿을만한 결과를 보였는데 5월 중국 중동부 지역의 가뭄은 유라시아 지역의 파동전파와 관련된 중국 동부 및 한반도 지역의 저기압성 편차에 기인한 것으로 추정되고, 9월의 몽고 및 중국 북동부 가뭄 현상은 척치해의 고온현상과 일부 연관되어 있는 동아시아 지역 고기압성 흐름과 관련된 것으로 추정되었다. 이상강수 원인 분석의 경우 주별 시간 스케일에서 과거 극한 강수 사례($> 0.7\sigma$ 이상) 중 저층 대기의 순환장 관점의 유사 사례(i.e., 850 hPa 지위고도 편차의 $PCC > 0.3$)를 선정하여 그 합성장과의 비교를 통해 원인을 분석하는 기법을 개발하였다. 2019년에 동아시아에 발생한 폭우에 적용한 결과 8월 셋째 주 중국 북동부 이상강수 현상은 태풍 레끼마와 크로사의 북상으로 인해, 9월 둘째 주 중국 중부의 이상강수 현상은 몽고 서쪽으로부터 이동성 저기압의 남동진에 따른 결과임을 밝혀냈다.

이 연구를 통해 개발한 이상기후에 대한 감시와 원인 분석 기법은 이상기후에 대한 이해를 높일 뿐만 아니라, 이상기후에 대한 피해 규모를 줄이는 대책 마련 등에 기여가 클 것으로 기대된다.

Table of Contents

평문 초록	i
Executive Summary	ii
국문 요약	vi
목차	x
표 차례	xv
그림 차례	xvi
1. 서론	1
2. 방법 및 자료	3
가. 이상기후 감시	3
(1) 준 실시간 이상기후 감시 정보 생산 및 표출 체계 구축	4
(가) 이상기후 감시를 위한 기준 설정	4
① 일 기온자료를 이용한 이상고온 및 이상저온 감시 기준 계산	4
② 일 강수자료를 이용한 이상강수 기준 계산	5
(나) 전지구 월별 이상기후 감시 정보 생산	6
① 월별 이상기후 빈도 지수 계산 및 가시화	6
② 월별 이상기후 강도 지수 계산 및 가시화	6
(다) 동아시아 주별 이상기후 감시 정보 생산	7
① 월별 이상기후 빈도 지수 계산 및 가시화	7
② 주별 이상기후 빈도 지수 계산 및 가시화	9
(라) 준 실시간 이상기후 감시 정보 생산 및 표출 체계 구축	10
① 이상기후 통합맵 생산	10
(2) 이상기온 연속 발생 감시 및 재현기간	10
(가) 연속 이상기온 감시	10
① WSDI 및 CSDI 정의	10
② 월별 WSDI 및 CSDI 생산	11
③ 지역별 WSDI 및 CSDI 분석	11
(나) 이상기온의 재현기간	13
① 이상고온의 재현기간	13
② 이상저온의 재현기간	14
(3) 연속무강우일수를 이용한 가뭄 감시 및 고해상도 이상기후지수를 이용한 이상고온 감시	15

(가) 연속무강우일수를 이용한 가뭄 감시	15
① 연속무강우일수 정의	15
② 연속무강우일수 생산 및 분석	15
③ 연속무강우일수 추세 분석	16
(나) 고해상도 이상기후지수를 이용한 이상고온 감시	16
① 고해상도 일 기온자료 구축 방법	16
② 고해상도 일 기온자료 생산	17
③ 고해상도 이상기후지수 생산	18
(다) 폭염지수를 이용한 이상고온 감시	19
① 폭염강도지수의 정의	19
② 폭염강도지수 생산 및 분석	19
(4) 지표특성을 고려한 다중시간규모 가뭄 감시기법 개발	19
(가) 지면-대기 상호작용 (Generalized Complementary Relationship) 이론	19
(나) 다중시간 규모 가뭄지수	22
① 표준강수증발산지수	22
② 표준증발산부족지수	24
(다) 수집자료 및 분석방법	24
① 기후 재분석 자료 및 격자 증발산 자료	24
② 토양수분 및 지표저수량 자료	25
③ 상관분석	25
(5) 지면과정 상세정보 활용 이상기후 감시기법 개발	26
(가) 자료수집	26
① 지면모형 입력자료	26
② 토양수분자료	29
③ 증발산 및 현열자료	30
(나) 근역층 토양수분산정	31
① 지면모형 선정	31
② 토양수분의 검증	35
(다) 토양수분 활용 이상기후 지수 산정	36
① 토양수분 백분위 산정	36
② 동아시아지역 토양수분지수(Soil Moisture Index) 산정	37
(6) 소셜미디어 자료 기반 이상기온 탐지	38

(가) 트위터 데이터	38
(나) 기계학습 기반 이상고온 탐지 기법	39
나. 이상기후 원인분석	41
(1) 원인 분석 관측 및 재분석 자료	41
(가) 대기, 해양 변수	41
(나) 대기, 해양 변동 지수	42
① ENSO 발달 감시 지수	43
(2) 주성분 활용 원인 분석 방법	44
(가) 이상 고온 원인 분석 방법	44
(나) 가뭄/풍수 원인 분석 방법	44
① 주성분 분석을 통한 주요 모드 선정	44
② 주요모드와 관련된 대규모 순환 분석	45
(3) 주별 발생 이상 강수 원인 분석 방법	45
① 통계적 분석	45
② 유사성 분석	45
3. 결과	47
가. 이상기후 감시	47
(1) 준 실시간 이상기후 감시 정보 생산 및 표출 체계 구축	47
(가) 이상기후 빈도 지수 및 강도 지수의 전지구 공간 분포	47
① 월별 이상기후 빈도 지수 전지구 공간 분포	47
② 월별 이상기후 강도 지수의 전지구 공간 분포	52
(나) 이상기후 빈도 지수 및 강도 지수의 기후값 계산 및 유의성 검증	56
① 이상기후 빈도 지수의 기후값 계산 및 유의성 검증	56
② 이상기후 강도 지수의 기후값 계산 및 유의성 검증	59
(다) 이상기후 감시 정보 통합 맵 생산	62
① 월별 이상기후 감시 정보 통합 맵 생산 및 가시화	62
(라) 이상기후 감시 정보 표출 자동화 구축	62
(2) 이상기온 연속 발생 감시 및 재현기간	65
(가) WSDI 및 CSDI 감시	65
① WSDI를 이용한 이상고온 감시	65
② WSDI를 이용한 이상고온 감시	66
③ 지역별 WSDI 발생 분석	67

④ 지역별 CSDI 발생 분석	71
(나) 이상기온의 재현기간	75
① 이상고온의 재현기간	75
② 이상저온의 재현기간	76
(3) 연속무강우일수를 이용한 가뭄 감시 및 고해상도 이상기후지수를 이용한 이상고온 감시	77
(가) 연속무강우일수를 이용한 가뭄 감시	77
① 연속무강우일수 생산 및 분석	77
② 연속무강우일수 추세 분석	82
(나) 고해상도 이상기후지수를 이용한 이상고온 감시	85
① 고해상도 일 기온자료 정확도 비교	85
② 고해상도 이상기후지수 생산	87
(다) 폭염지수를 이용한 이상고온 감시	92
① 폭염강도지수 생산 및 분석	92
(4) 지표특성을 고려한 이용한 다중시간규모 가뭄 감시기법 개발	96
(가) GCR을 이용한 ETa 추정 및 성능 검증	96
(나) 다중시간규모 가뭄지수를 이용한 가뭄감시	102
① 토양수분-가뭄지수 상관분석	102
② 지표저수량-SPEI 상관분석	112
③ 현업운영을 위한 유의사항	115
(5) 지면과정 상세정보 활용 이상기후 감시기법 개발	116
(가) 근역층 토양수분산정	116
① 토양수분 검증	116
② 물 및 에너지수지 활용 검증	118
(나) 토양수분 활용 이상기후 지수 산정	119
① 토양수분 백분위 산정	119
② 동아시아지역 토양수분지수(Soil Moisture Index) 산정	120
(6) 소셜미디어 자료 기반 이상기온 탐지 결과	123
(가) 과거 폭염 사례 트위터 데이터 분석	123
(나) 기계학습 기반 이상고온 탐지 알고리즘	130
(다) 소셜미디어 자료 기반 이상고온 탐지 지도	131
(7) ENSO 발달 감시 기술 개발	135
나. 이상기후 원인분석	137

(1) 이상 기온 및 강수 빈도 원인 분석	137
(가) 아태지역 이상 기온 및 강수 발생 ENSO의 영향	137
① 이상기후와 ENSO와의 선형 관계	137
② ENSO 위상에 따른 이상 기후 분포 특성	139
③ 아태지역 이상 기온 및 강수 발생 ENSO의 영향의 비선형성	141
(나) 동아시아 겨울철 및 여름철 이상기온 및 강수 빈도 경향	144
① 2019년 전 지구 이상기후 빈도 특성	144
② 이상기후 빈도 추세 분석	145
(다) 2019년 1-3 분기별 아태지역 이상 기온 및 강수 빈도 원인 분석	148
① 1분기(1-3월) 원인 분석	148
② 2분기(4-6월) 원인 분석	151
③ 3분기(7-9월) 원인 분석	154
④ 4분기(10-11월) 원인 분석	156
(2) 가뭄/풍수 원인 분석	159
(가) 전세계 가뭄 변동성 및 관련 인자	159
(나) 동아시아 가뭄/풍수 원인 분석	167
① 주요모드 선정	167
② 2019년 동아시아 월별 가뭄/풍수 원인	170
(다) 2019년 주별 이상 강수 원인 분석	176
① 8월 중순 동북아시아 이상강수 사례	176
② 9월 중순 중국 중부 이상강수 사례	178
4. 요약 및 결론	181
사사	186
References	187
부록 A. 한국기후변화평가보고서 2020 발간지원	200
부록 B. 분기별 이상기후 감시 및 원인분석보고서	201
부록 C. 운영매뉴얼: 동아시아 이상기후 감시시스템	202
부록 D. 트위터의 트윗 JSON 구조	210
부록 E. 한국지역 폭염사례 트위터 분석	213

표 차례

Table	Page
1 List of the ETCCDI climate indices and their definitions (available online at	11
2 Meteorological variables used in this study	27
3 Input parameters (soil, topographic, vegetative parameters) used in this study	28
4 Evapotranspiration and sensible heat flux datasets collected for this study	31
5 Model output specifications	34
6 Drought conditions according to soil moisture percentile	37
7 Drought conditions according to the SMI	38
8 Summary of training dataset for a sentence classifier based on support vector machine ..	41
9 SST-based climate indices and atmospheric teleconnection indices used in this study and the data source.	43
10 Climate variables obtained from some international climate centers.	44
11 Trends for 1981-2010 of percentage of stations/grids when indices anomalies went below -1 and above +1 standard deviation.	85
12 Performance of various models to estimate daily maximum temperature and daily minimum temperature.	86
13 Correlation coefficients of the GRACE-observed and the Noah LSM-simulated TWSAs and TWSCs.	118
14 R ² -values for the Noah LSM-simulated evapotranspiration and the fluxnet and FluxCom and other gridded ET.	119
15 R ² -values for the Noah LSM-simulated sensible heat flux and the FluxNet and EAR-5 SH.	119
16 Frequency rank of words in geotweets related to heatwave (10+).	126
17 Frequency rank of words in geotweets related to heatwave (10+).	127
18 Summary of confusion matrix of Naïve Bayes algorithm.	130
19 Summary of confusion matrix of SVM algorithm.	130
20 Analysis results of geotweets related to high abnormal temperature events.	132
21 Pattern correlation coefficients of each EOF mode in January.	168
22 Pattern correlation coefficients of each EOF mode in July.	169

그림 차례

Figure	page
1 Regions for monitoring and analysis of extreme climates.	4
2 Spatial distribution of 90th percentile for daily maximum and 10th percentile for daily minimum temperature at the first and the last days of the year	5
3 Spatial distribution of 90th percentile for daily precipitation at the first and the last days of the year.	6
4 Monthly extreme climate days for daily maximum temperature above 90th percentile.	8
5 Monthly extreme climate days for daily minimum temperature below 10th percentile.	9
6 Tmax 90th percentile of the 5-day windows for each day in the past 30 years.	12
7 Tmin 10th percentile of the 5-day windows for each day in the past 30 years.	12
8 Boundary of global six areas for abnormal climate analysis.	13
9 Probability Density Function of Tmax_avg_90th for Normal and Empirical distributions over the past 30 years.	14
10 Distribution map of the Tmax_avg_90th for January 1981	14
11 Distribution map of the Tmin_avg_10th for January 1981	15
12 Four active and seven passive microwave sensors utilized for ESA CCI soil moisture products.	30
13 Merging scheme of the ESA CCI v4 algorithm.	30
14 Schematic of the GLEAM.	31
15 Schematic of land surface modeling in Land Information System.	33
16 Selected five basins in this study.	36
17 East Asia domain for the extreme event monitoring system.	38
18 Example of a tweet of twitter	39
19 A part of the structure of a tweet of twitter	39
20 Monitoring approach of machine learning-based abnormal high temperature	40
21 Extreme climate days above 90th percentile for daily maximum temperature at 2 m	49
22 Extreme climate days below 10th percentile for daily minimum temperature at 2 m	50
23 Extreme climate days above 90th percentile for daily precipitation.	51
24 Extreme climate intensity for daily maximum temperature above 90th percentile at 2 m.	53
25 Extreme climate intensity for daily minimum temperature below 10th percentile at 2 m.	54

26 Extreme climate intensity for daily precipitation above 90th percentile.	55
27 Spatial distribution of the climatology of extreme climate days for the daily maximum temperature above 90th percentile.	57
28 Spatial distribution of the standard deviation of extreme climate days for the daily maximum temperature above 90th percentile.	57
29 Spatial distribution of the climatology of extreme climate days for the daily minimum temperature below 10th percentile.	58
30 Spatial distribution of the standard deviation of extreme climate days for the daily minimum temperature below 10th percentile.	58
31 Spatial distribution of the climatology of extreme climate intensity for the daily maximum temperature below 10th percentile.	60
32 Spatial distribution of the standard deviation of extreme climate intensity for the daily maximum temperature below 10th percentile.	60
33 Spatial distribution of the climatology of extreme climate intensity for the daily minimum temperature below 10th percentile.	61
34 Spatial distribution of the standard deviation of extreme climate intensity for the daily minimum temperature below 10th percentile.	61
35 Global Extreme Climate Map.	62
36 Schedules on the HPC for weekly and monthly extreme climate monitoring system.	63
37 Schedules on the WEB for weekly and monthly extreme climate monitoring system.	63
38 Monthly extreme climate days for daily maximum temperature above 90th percentile, daily minimum temperature below 10th percentile, magnitude of the largest P event, return period of the largest P event, 1-month SPI and 1-month SEDI.	64
39 Weekly extreme climate days for daily maximum temperature above 90th percentile, daily minimum temperature below 10th percentile, daily precipitation above 1 mm, and SMI.	65
40 WSDI distribution map from July to October 2019 to monitor the continuous occurrence of abnormal high temperatures.	66
41 CSDI distribution map from July to October 2019 to monitor the continuous occurrence of abnormal low temperatures.	67
42 Total WSDI changes for six regions from January to October 2019 to analyze regional WSDI distribution characteristics.	69
43 Relative distribution of WSDI for global six regions from July to September 2019.	69

44	Monthly Total WSDI change from 2011 to 2019 for E.Asia region (July to October)	70
45	Monthly Total WSDI change from 2011 to 2019 for N.Ame region (July to October)	70
46	Monthly Total WSDI change from 2011 to 2019 for Aus region (July to October)	71
47	Total CSDI changes for six regions from January to October 2019 to analyze regional CSDI distribution characteristics	73
48	Relative distribution of CSDI for global six regions from July to September 2019	73
49	Monthly Total CSDI change from 2011 to 2019 for E.Asia region	74
50	Monthly Total CSDI change from 2011 to 2019 for N.Ame region	74
51	Monthly Total CSDI change from 2011 to 2019 for Aus region	75
52	Distribution map of return period for abnormal high temperature phenomenon	76
53	Distribution map of return period for abnormal low temperature phenomenon	77
54	Consecutive dry days map examples for October 2019, June–July–August 2019, and the year of 2018 for global and East Asia regions	78
55	Monthly consecutive dry days for winter and spring from 1981 to October 2019.	79
56	Seasonal consecutive dry days from 1981 to JJA 2019.	80
57	Recent time series of monthly consecutive dry days and their cumulative probability.	81
58	Cumulative probability and return period maps for July 2018, January 2019, and May 2019 based on consecutive dry days fitted with Generalized Extreme Values distributions.	82
59	Z-score maps of Mann–Kendall trend test for monthly, seasonal, and yearly trend.	84
60	Trends of individual grids for November and for DJF as well as time series of percent of grids when CDD anomalies are greater than +1 standard deviation in November and when CDD anomalies are less than -1 standard deviation in DJF.	85
61	Estimated daily maximum temperature (upper two maps) and daily minimum temperature (lower two maps) examples. Circles represent observed ASOS data.	87
62	Monthly summer days for August 2019 and yearly summer days for 2019 based on NCEP reanalysis data and modeled high resolution daily temperature data.	88
63	Monthly tropical nights for August 2019 and yearly tropical nights for 2019 based on NCEP reanalysis data and modeled high resolution daily temperature data.	89
64	Monthly maximum TX for August 2019 and yearly maximum TX for 2019 based on NCEP reanalysis data and modeled high resolution daily temperature data.	90
65	Monthly averaged daily temperature range for August 2019 and yearly averaged daily temperature range for 2019 based on NCEP reanalysis data and modeled high resolution daily	

temperature data.	91
66 Yearly amount of hot days and amount of warm nights for 1994 and 2018.	92
67 HWMId peak maps for boreal summer of 2018 and 2019 based on daily maximum temperature and daily minimum temperature of NCEP reanalysis data.	93
68 HWMId peak maps for boreal summer of 1994 and 2018 based on daily maximum temperature and daily minimum temperature of NCEP reanalysis data.	94
69 Percent of land area for HWMId thresholds based on NCEP daily maximum temperature and daily minimum temperature.	95
70 Percent of land area for HWMId thresholds based on NCEP daily maximum temperature and daily minimum temperature, and percent of weather stations for HWMId thresholds based on ASOS daily maximum temperature and daily minimum temperature in South Korea	96
71 The distribution of optimal α , and absolute mean bias of GCR ET_a against FLUXNET MTE.	99
72 Distributions of FLUXCOM and GCR mean annual ET_a	101
73 The evaluation metrics of monthly GCR ET_a against the FLUXCOM data.	102
74 Spatial distributions of the highest Pearson r values between SPEI and the GLEAM root-zone soil moisture data for 1980-2016 and the timescales yielding the highest Pearson r.	104
75 The distribution of aridity index (AI) calculated by dividing the mean annual ET_p with the mean annual P over 1980-2018 per pixel.	105
76 Boxplots of the highest Pearson r values between SPEI and the GLEAM root-zone soil moisture data, and the timescales yielding the highest Pearons r per climate category.	106
77 Spatial distributions of the highest Pearson r values between SEDI and the GLEAM root-zone soil moisture data for 1980-2016 and the timescales yielding the highest Pearson r.	108
78 Boxplots of the highest Pearson r values between SEDI and the GLEAM root-zone soil moisture data, and the corresponding timescales per climate category.	109
79 A snap shot of soil moisture drought in Aug, 2011 identified by SPEI and SEDI at the diverse timescales yielding the highest correlations to the GLEAM soil moisture anomalies.	111
80 Spatial distributions of (top) the highest Pearson r values between SPEI and the GRACE TWS for 2003-2017 and the timescales yielding the highest Pearson r.	113
81 Boxplots of the highest Pearson r values between SPEI and the GRACE root-zone, and the	

corresponding timescales per climate category.	114
82 Anomaly Correlation Coefficients of the ESA CCI and the Loah LSM-simulated soil moistures at the top soil layer.	116
83 Anomaly Correlation Coefficients of the ECMWF ERA-interim and the Loah LSM-simulated soil moistures at the top soil layer and the root-zone soil layer.	117
84 Anomaly Correlation Coefficients of GLEAM and Loah LSM-simulated soil moistures at the top soil layer and the root-zone soil layer.	117
85 Monthly soil moisture percentile for Spring and Fall.	120
86 Weekly SMI at the extreme event monitoring web-service for East Asia: for the 34th week, the 37th week, the 40th week, and the 43rd week.	121
87 The number of monthly averaged extreme drought grids and annual averaged.	122
88 Monthly trends of the weekly SMI for East Asia for Spring and Fall.	123
89 Geotweets collected in Australia	124
90 Distribution of geotweets with coordinates collected in Australia	125
91 Result of wordcloud analysis	127
92 Plot on the number of geotweets in 1 hour interval	128
93 Results of geotweet frequency analysis by Australian state: February 11-13, 2017	129
94 Temporal change of Niño 3.4 index and its related feedback index with OLR and heat content anomalies.	136
95 Correlation coefficient of the number of extremely hot and wet days with Niño 3.4 index from January to November and for summer and winter seasons.	137
96 Percentage of the number of grids with correlation coefficient that is greater than 90 % significance level over each monitoring region.	138
97 Box plot showing anomalies of the number of the extremely hot days ranging from the 10 percentile to 90 percentile for the El Niño, Normal, and La Niña events in the six monitoring regions.	139
98. Box plot showing anomalies of the number of the extremely wet days ranging from the 10 percentile to 90 percentile for the El Niño, Normal, and La Niña events in the six monitoring regions.	140
99. Spatial distribution of correlation coefficients between the extremely hot days and Niño3.4 index and the composite of the hot days over the El Niño and La Niña events in winter (December-January-February average) season.	142

100 Spatial distribution of correlation coefficients between the extremely wet days and Niño3.4 index, and the composite of the wet days over the El Niño and La Niña events in winter (December–January–February average) season.	143
101 Rank of the number of extreme hot, cold, and wet day from 1981–2019 for each calender month, and summer and winter seasons.	145
102 June–July–August (JJA), zonal, and meridional average of the number of extremely hot days over the East Asian region.	146
103 June–July–August (JJA), zonal, and meridional average of the number of extremely wet days over the East Asian region.	147
104 First EOF mode for the number of extremely hot days in January over the period 1981–2019, and the time series of the associated PC. Correlation patterns of SST and 500 hPa geopotential anomalies against PC 1.	148
105 First EOF mode for the number of March extremely hot days in the Australian region over the period 1981–2019, the time series of the associated PC, and correlation patterns of SST and 500 hPa geopotential anomalies against PC 1.	149
106 First EOF mode for the number of February extremely hot days in the North American region over the period 1981–2019, and the time series of the associated PC. Correlation patterns of SST and 500 hPa geopotential anomalies against PC 1.	150
107 Vertical temperature anomalies averaged over 65° N–90° N from 01 Dec2018 to 28 Feb 2019 and time series of AO index in February, 2019.	150
108 First EOF mode for the number of February extremely wet days in the East Asian region over the period 1981–2019, the time series of the associated PC, and correlation patterns of SST and 500 hPa geopotential anomalies against PC 1.	151
109 EOF modes related to the number of extremely hot days occurred in the North Eurasia, and the East Asia in April, 2019 over the period 1981–2019, and the time series of the associated PC, correlation patterns of SST and 500 hPa geopotential height anomalies against the PC.	152
110 EOF modes related to the number of extremely hot days occurred in the East Asia and the North America in May, 2019 over the period 1981–2019, and the time series of the associated PC, correlation patterns of SST and 500 hPa geopotential height anomalies against the PC.	153
111 First EOF mode for the number of August extremely hot days in the East Asian region	

over the period 1981-2019, the time series of the associated PC, and correlation patterns of SST and 500 hPa geopotential anomalies against PC 1.154

112 Third EOF mode for the number of August extremely hot days in the East Asian region over the period 1981-2019, the time series of the associated PC, and correlation patterns of SST and 500 hPa geopotential anomalies against PC 3.155

113 First EOF mode for the number of September extremely hot days in the East Asian region over the period 1981-2019, the time series of the associated PC, and correlation patterns of SST and 500 hPa geopotential anomalies against PC 1.156

114 Third EOF mode for the number of September extremely hot days in the East Asian region over the period 1981-2019, the time series of the associated PC, and correlation patterns of SST and 500 hPa geopotential anomalies against PC 3.156

115 Spatial distribution of anomalies, second EOF mode for the number of November extremely hot days in the East Asian region over the period 1981-2019, and the time series of the associated PC.157

116 Total anomalies of and zonal winds (vectors) in November, 2019, and trend anomalies of 500 hPa geopotential heights.158

117 Spatial distribution of anomalies, second EOF mode for the number of November extremely hot days in the Australian region for 1981-2019, and the time series of the associated PC.158

118 Long term trend of the drought index (SPEI1) in February, May, August, and November for 1981-2010159

119 Time series of the ratio of grids of which SPEI1 is less than -1.5 in each region from January to December.160

120 The ratio of grids of which SPEI1 is significantly correlated with a SST index at the 95% level from January to December.162

121 The ratio of grids of which SPEI1 is significantly correlated with a teleconnection index at the 95% level from January to December.163

122 The ratio of grids of which SPEI1 is significantly correlated with climate indices at the 95% level in East Asia from January to December.165

123 The ratio of grids of which SPEI1 is significantly correlated with atmospheric teleconnection indices at the 95% level in East Asia from January to December.166

124 SPEI index and monthly anomalies of 500 hPa geopotential height and horizontal winds in

February 2019.	170
125 The primary EOF mode of the month, its principal component, SST anomalies and 500 hPa geopotential height anomalies in February 2019.	171
126 SPEI index and monthly anomalies of 500 hPa geopotential height and horizontal winds in May 2019.	172
127 The primary EOF mode of the month, its principal component, SST anomalies and 500 hPa geopotential height anomalies in May 2019.	172
128 SPEI index and monthly anomalies of 500 hPa geopotential height and horizontal winds in August 2019.	173
129 The primary EOF mode of the month, its principal component, SST anomalies and 500 hPa geopotential height anomalies in August 2019.	174
130 SPEI index, monthly anomalies of 500 hPa geopotential height, and horizontal winds in September 2019.	175
131 The primary EOF mode of the month, its principal component, SST anomalies and 500 hPa geopotential height anomalies in September 2019.	175
132 Precipitation anomaly (mm/month) in the third week of August, 2019, and histogram of the precipitation anomalies averaged in the extreme precipitation region from -2 week to +2 week.	177
133 Weekly anomalies of 850 hPa geopotential height and horizontal winds in the third week of August 2019.	177
134 Weekly anomalies of 850 hPa geopotential height.	178
135 Precipitation anomaly (mm/month) in the second week of September, 2019.	179
136 Weekly anomalies of 850 hPa geopotential height.	180
137 Weekly anomalies of 850 hPa geopotential height.	181

1. 서론

IPCC(2014)는 지구 온난화로 가속화되고 있는 수문순환으로 인해 과거에 나타나지 않았던 이상기후 현상이 전 세계적으로 빈번하게 발생할 것으로 예상하고 있다. 2000-2010년 기간에는 온난화가 비교적 둔화되었음에도 불구하고 이상기후의 발생 빈도와 관련 피해는 급증한 것으로 알려져 있다(IPCC, 2013; 2012). 특히 2010년 이후 지구 평균 온도는 다시 가파르게 상승하고 있고 이에 따라 이상기후는 더 빈번히 발생할 것으로 예상되며 뒤따르는 사회경제적 피해를 예방하기 위해 원인 분석 및 감시 기법에 대한 관심이 높아지고 있다(Hallegatte et al. 2016; Heal and Park 2016; Miralles et al. 2018; Xie et al. 2018; Suang et al. 2019). 아울러, 이상기후 감시를 위해 주로 대기 순환의 결과적인 요소인 강수량과 기온자료가 사용되어왔지만 효율적인 원인 분석과 신뢰도 있는 예측을 위해서는 지면-대기 상호작용에 대한 연구가 함께 필요하다. 특히, 지면과 대기 사이의 수분 및 에너지 교환을 설명하는 지면기후인자의 중요성이 최근 관련 연구에서 크게 부각되고 있다(e.g., Myoung and Nielsen-Gammon 2010; Miralles et al., 2018).

최근 Zhang et al. (2014)은 이상기후에 대응하기 위한 네 가지 요소로 (1)실시간 기상관측 자료, (2)시간규모 변화와 물리적 상호작용에 관한 연구, (3)신뢰할 수 있는 기후예측모형, (4)이상기후 원인 정보 서비스를 제안하였다. 특히, 이상기후 원인 분석은 피해 완화 및 적응 전략을 세우기 위한 기본 정보로 재해경감정책 수립을 위한 이상기후 정보 서비스에 필수적인 요소이다. 하지만, 자연변동과 인위적 활동의 복잡한 상호작용을 설명하는 것이 쉽지 않아 전세계적으로 아직 도전적인 분야라 할 수 있다(Trenberth et al. 2015).

전 지구 연 평균 기온은 지난 150년 동안 약 0.6 °C의 뚜렷한 상승경향을 나타내고 있으며(Houghton et al., 2001) 이상기온 현상의 빈번한 출현이 사회·경제분야에 직접적인 영향을 미치고 있어 선진국을 중심으로 장기간의 기온관측 자료를 바탕으로 이상기온 현상에 관한 연구가 진행되어 왔다(Eastering et al., 2000). 이상기후 감시에는 기후데이터를 이용한 생성된 이상기후 감시 지수들이 활용되고 있다. 이러한 이상기후 감시 지수는 사람이 생활하며 느끼는 기상/기후에 대한 내용을 반영하지 못하는 단점이 있다. 인터넷을 통한 인간의 활용을 기반으로 하여 폭염을 모니터링하기 위한 연구들이 진행되고 있으며, 소셜미디어 자료를 활용하여 폭염 모니터링이 가능한 것을 제시하였다(Grasso et al., 2017, Moore et al., 2019). 그러나 이전 연구는 폭염 관련 키워드를 조사하고 이를 활용하여 폭염 관련 자료 분류에 사용함으로써 언어의 중의성(ambiguity)을 고려하지 못하는 한계가 있다.

통상 가뭄은 비상적으로 지속되는 강수부족에서 시작되는 것으로 볼 수 있지만 지표수문 과정을 따라 토양수분 부족, 저수량 부족, 유출부족 이어진다. 따라서 기상학적, 농업, 수문학 적 가뭄에 대한 시간규모는 식생, 토양, 기후조건에 따라 달라지게 되는데 가뭄감시에 이를 적절히 고려하지 않는 경우가 다반사다. 또한 강수 변동성을 중심으로 해석되는 경우가 많아서 이에 대한 보완이 필요한데 이를 위한 첫 걸음으로 증발산을 적절하게 강수부족에 연결하는 거나 증발산 그 자체를 분석하는 것이다 (Kim et al., 2019; Vicente-Serrano et al., 2018; Sheffield et al., 2012). 토양수분은 환경과 기후시스템에 중요한 요소 중의 하나라 잘 알려져 있으며, 대기로 되먹임작용에 의해 기후시스템에 영향을 준다. 토양수분은 물과 에너지 순환

모두에 관련되어 있고, 표층 뿐만 아니라 근역층(root-zone) 토양수분도 Essential Climate Variable (ECV)로 WMO에 의해 지정되어 있다 (<https://public.wmo.int/en/programmes/global-climate-observing-system/essential-climate-variables>). 특히, 근역층 토양수분은 식생에 의한 증산작용과 밀접한 관련이 있으므로 토양수분을 통한 가뭄현상을 감시하기 위해서는 표층과 함께 근역층 토양수분을 모두 감시하여야 한다.

이상 기후 원인 분석은 주로 인간 활동이 이상기후 이벤트의 강도 및 빈도에 영향을 미치는지를 확인하는 연구가 주를 이루었다(Trenberth et al., 2015). 하지만 온실가스 배출과 같은 대규모 인간 활동은 이상기후와의 관련성이 확인된다 하더라도 제한하는 것은 불가능에 가깝기 때문에 이러한 분석 프레임은 과학적 탐구 이상의 효용을 만들어내기는 쉽지 않다. 이미 인간 활동과 기후변화의 관련성은 많은 연구를 통해 과학적 검증이 상당히 이루어진 상태라 할 수 있다. 그러나 이상 기후에 대한 연구가 가장 활발히 진행되는 유럽에서도(e.g., European Climate and Weather Events: Interpretation and Attribution; <https://eucleia.eu>) 주로 장기 기후 변화와 관련된 지역적 규모로 한정된 분석정보를 제공하고 있다.

아태지역에 대해서는 일본의 도쿄 기후센터(Tokyo Climate Center, TCC; <https://ds.data.jma.go.jp/tcc/tcc/products/climate/index.html>)에서 주, 월, 계절, 연별 전 지구 이상 기후 정보, 미국의 NOAA(<https://www.ncei.noaa.gov/news/global-climate-201809>)에서 전 지구 월별 이상기후 정보를 제공하고 있지만, 원인 정보가 매우 부족한데다 사후 이상기후와 연관된 피해에 대비하기 위해 사용되기는 어려움이 있다. 또한, 강수량과 기온에 기반한 결과들을 종합한 것으로 분석과 예측에 함께 사용될 수 있는 지면 기후 인자들에 대한 정보는 없는 상태이다. 다만, 이러한 기관에서 다양한 시간 규모로 이상기후를 감시하고 있지만, 감시 정보의 업데이트가 빠르지 않고, 큰 이슈가 발생하여도 즉각적인 대응이 힘들기 때문에 실시간에 가까운 감시 정보가 매우 필요한 실정이다.

APCC가 아태지역의 이상기후 대응능력을 강화시키는데 기여하기 위해서는 이상기후 감시, 원인 분석, 예측 기법을 상호보완 하는 좀 더 짧은 시간 규모에 대한 연구 및 서비스 개발이 필요하다. 특히 시작단계라 할 수 있는 이상기후 원인 분석 프레임을 선점할 필요가 있고 이를 지원할 수 있는 감시기법 개발 및 분석이 함께 이루어질 필요가 있다. 이상기후의 원인 분석은 그 필요성이 날로 고조됨에도 불구하고 신속하고 효과적인 분석 체계가 부족한 실정이다. 특히 가뭄 현상은 오랜 기간 동안의 강수 부족이 누적된 결과로써 발생하기 때문에 폭염이나 태풍, 홍수등과 같은 비교적 짧은 기간 내에 발생하는 이상기후와 비교했을 때 그 원인을 파악하기가 쉽지 않다. 또한 지역별로 계절별로 가뭄의 메커니즘이 상당히 다르기 때문에 기존의 가뭄 연구들은 주로 특정한 가뭄 사상에 집중하여 원인을 분석하였다(Trenberth et al., 1988; Trenberth and Branstator, 1992; Lyon and Dole, 1995; Trenberth and Cuillemot, 1996; Sud et al. 2003; Wang et al. 2014; Myoung et al., 2018).

그러므로 이 연구의 목적은 다양한 이상기후 감시기법을 개발하고, 신속하고 효율적인 이상기후 발생 원인 분석 기법을 개발하는 데 있으며, 세부 목적은 다음과 같다.

1) APEC 기후센터는 아태지역을 포함한 전 지구에서의 이상기후 감시 정보에 더욱 관심을 가지고, 준 실시간에 가까운 감시 정보를 APEC 기후센터 웹 페이지에서 제공하는 체계를

구축하고자 한다.

2) 이상기온 현상의 연속적인 발생에 대해 정량적으로 모니터링 하고 월별 이상기온 연속 발생 일수 정보 생산을 통해 지역별 이상기온 발생에 대한 시의적절한 감시 정보를 제공하고 자 한다.

3) 이상기후 감시의 양적·질적 개선을 위한 지속적인 노력이 필요한데, 이상기후 감시 지수 확대를 위해 전 지구에 대해 연속무강우일수 자료를 생산하여 동아시아와 우리나라에서 의 가뭄 발생 현황 및 추세를 분석하고자 한다.

4) 이 보고서에서는 증발산을 지면-대기상호보완이론으로 추정하고 이를 강수와 증발요구 량에 연결해 토양수분과 지표 저수량 부족을 추적하는 방법을 제안한다. 또한 토양수분과 지표 저수량의 변동특성을 고려하기 위해 다양한 시간규모를 사용할 것을 제안한다.

5) 지면모형을 이용하여 토양수분을 추정하고 이를 위성기반 토양수분자료와 재분석자료, 물수지 및 에너지수지 성분을 이용하여 검증하고, 가뭄을 효과적으로 감시하는 기법을 개발하 고자 한다.

6) 텍스트 마이닝과 기계학습 기법을 활용함으로써 키워드 분류의 한계와 언어의 중의성 을 고려한 이진 분류 모델을 구축하고자 한다.

7) 신속한 아태지역 월별 이상기후 발생 원인 규명을 위한 주성분 분석 활용 감시/분석 체계를 개발하였다. 아울러, 이상기후에 영향을 미치는 주요 해양 변동 모드인 El Niño-Southern Oscillation (ENSO)의 발달 감시 지수를 개발 하였으며, 그리고 지역별 이상 기 후 발생과의 상관관계 및 합성장 분석을 통해서 지역별 ENSO영향을 분석하였으며, 이를 통해 서 이상 기후 원인 분석에서 활용하도록 하였다.

8) 가뭄 발생시 신속한 원인 분석을 수행할 수 있는 방법론을 개발하여 2019년에 동아시아에 발생한 가뭄에 적용하였다. 또한 가뭄의 원인 분석에 더해 지역별 가뭄의 추세와 연간 변 동성을 분석하고 다양한 기후지수들과의 연관성도 분석하였다.

2. 방법 및 자료

가. 이상기후 감시

세계기상기구 지역 도메인을 기반으로 하여 이상기후 모니터링과 분석을 위해 아태지역을 총 6개 세부 지역, 즉 유라시아(N.Eura), 동아시아(E.Asia), 남아시아(S.Asia), 호주(Aus), 북아메리카(N.Ame), 남아메리카(S.Ame) 지역으로 나누었다.

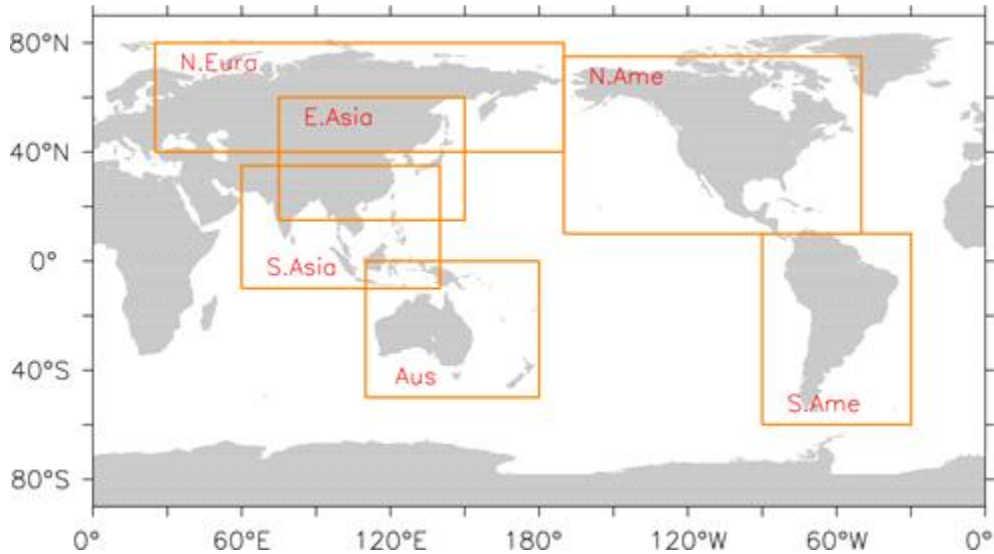


Figure 1. Regions for monitoring and analysis of extreme climates. Northern Eurasia(N.Eura, 25° E-190° E, 40° N-80° N), East Asia (E.Asia, 75° E-150° E, 15° N-60° N), South Asia (S.Asia, 60° E-140° E, 10° S-35° N), North America (N.Ame, 190° E-310° E, 10° N-75° N), South America (S.Ame, 270° E-330° E, 60° S-10° N), Australia (Aus, 110° E-180° E, 50° S-0° N)

(1) 준 실시간 이상기후 감시 정보 생산 및 표출 체계 구축

(가) 이상기후 감시를 위한 기준 설정

① 일 기온자료를 이용한 이상고온 및 이상저온 감시 기준 계산

이 연구에서는 준 실시간 이상기후 감시 정보를 주기적으로 생산하고 전지구 및 동아시아 지역에 대해 표출하는 서비스 체계를 구축하고자 한다. 먼저 이상기후 감시 정보를 계산하기 위해 사용된 자료는 매일 업데이트 되는 NCEP/NCAR의 전지구 재분석자료 중 일 기온자료이고, 공간 해상도는 T62 가우시안 그리드로 경도 192개 × 위도 92개의 그리드를 가지고 있다. 이상고온과 이상저온 감시 기준 계산을 위해서 일 최고기온 및 최저기온 자료를 이용하였고, 감시 기준 계산을 위해 사용한 과거 자료 기간은 1981년부터 2010년까지의 30년 일 자료이다. 윤년의 2월 29일 자료를 제외한 365일 자료만을 30년 기간에 대해 추출하여 사용하였다. 극 지역과 해양 지역에 대해서는 마스크를 적용하여, 육지 지역 자료를 이용하였다. 과거 30년 기간 동안의 일 자료를 이용하여 90백분위 값과 10백분위 값을 계산하였다.

WMO(World Meteorological Organization)의 ETCCDI(CCI/WCRP/JCOMM Expert Team on Climate Change Detection and Indices)에서는 기온자료와 강수자료를 이용하여 계산할 수 있는 이상기후 관련 지수 27개를 제시하였다. 그 중 이상기온과 관련된 지수에서 사용하는 기준을 참고하여 이상고온 및 이상저온에 대한 감시 기준을 설정하였다. ETCCDI의 기온 관련 변수 중 TX90p 및 TN10p 등은 TX(maximum temperature, 최고기온)의 90백분위 값과 TN(minimum temperature, 최저기온)의 10백분위 값을 기준으로 하여 warm days 또는 frost days 등을 백분율로 나타내는 지수로 이용되고 있다. 이렇게 백분위 값을 이용하여 계산하는 이상기후 지수는

Zhang et al. (2005) 등에서 제시되었다. 이 연구에서는 ETCCDI의 TX90p와 TN10p 지수를 그대로 쓰지 않고, 기준을 활용하여 일 최고기온의 90백분위 값과 일 최저기온의 10백분위 값을 이상고온 및 이상저온 감시 기준으로 정하였다. ETCCDI의 지수와 다른 점은 백분율이 아닌 발생 일수를 나타내는 이상고온 및 이상저온 빈도 지수이며 단위는 날 수(days)라는 점이다.

Figure 2는 과거 30년에 대해 계산된 일 최고기온의 90백분위 및 일 최저기온의 10백분위의 전지구 공간 분포를 보여준다. 일별로 계산된 백분위 값은 총 365일 자료로 생성되었으며, 이상기온 감시를 위한 일별 비교 기준으로 이용된다. 일 최고기온과 최저기온의 공간 분포는 1월 1일과 12월 31일 모두 북반구 겨울 계절이므로, 북반구에서 기온이 낮고, 남반구에서 기온이 높은 특징을 보이고 있다.

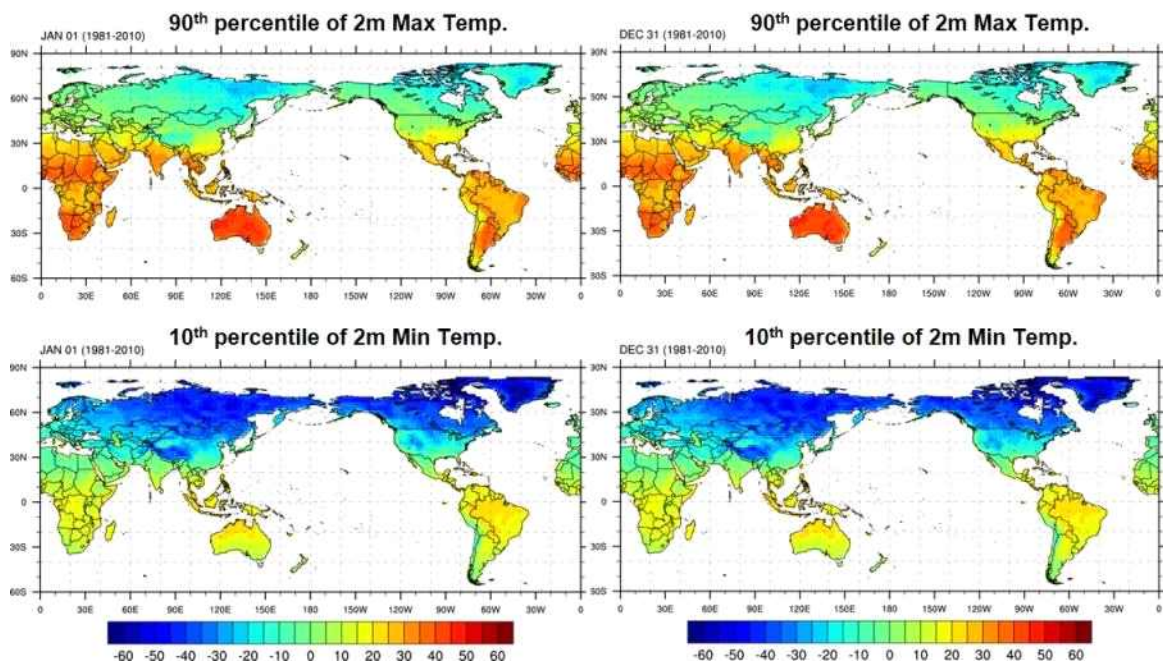


Figure 2. Spatial distribution of 90th percentile for daily maximum (high panel) and 10th percentile for daily minimum temperature (low panel) at the first day of the year (left panel) and last day of the year (right panel) (base period : 1981-2010).

② 일 강수량 자료를 이용한 이상강수 기준 계산

이상강수 기준을 계산하기 위해서 CPC에서 제공하는 준 실시간 관측 자료인 일 강수량 자료를 이용하였다. 기온과 마찬가지로 과거 자료는 1981년부터 2010년까지 총 30년 동안의 일 자료가 사용되었다. CPC 강수량의 공간 해상도는 0.5도x0.5도로 기온보다 더욱 고해상도이고, 해양과 극지역 마스크가 되어있는 육지 자료다. 이상강수 감시를 위해서 과거 30년에 대해 계산된 일 강수량의 90백분위 값을 이상강수의 기준으로 정하였다. 윤년인 2월 29일을 제외한 1년 365일 자료만을 추출하여 계산하였고, 일 강수량의 90 백분위 값의 전지구 공간 분포는 Figure 3에 나타내었다.

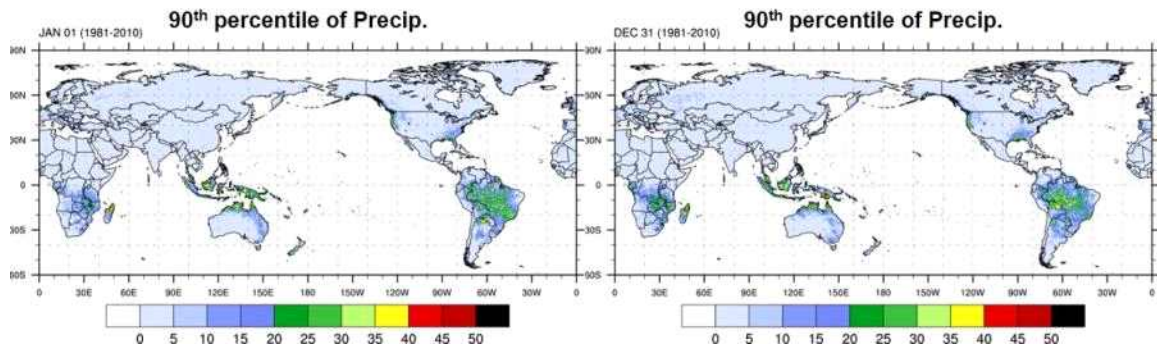


Figure 3. Spatial distribution of 90th percentile for daily precipitation at the first day of the year (left) and last day of the year (right) (base period : 1981~2010).

(나) 전지구 월별 이상기후 감시 정보 생산

① 월별 이상기후 빈도 지수 계산 및 가시화

전지구 재분석자료인 NCEP/NCAR 자료는 2~3일 정도의 지연을 가지고 매일 주기적으로 업데이트 되고 있다. 이렇게 준 실시간으로 업데이트 되는 일 강수량 자료 및 일 기온 자료를 이용하여 전지구의 매월 이상기후 빈도 지수를 매월 주기적으로 계산하고 있다. 이상기후 감시를 위해 정한 이상고온, 이상저온 및 이상강수 감시 기준을 이용하여 이상기후 빈도 지수를 생산하였다. 이상기후 빈도 지수의 단위는 날 수(days)로 나타난다.

이상기후 빈도 지수 계산을 위해 일별 자료를 이용하였으며, 감시 대상 월의 1일부터 마지막 날까지 일별로 감시기준과 대조하여 계산되었다. 월별 이상고온 빈도 지수는 앞서 과거기간에 대해 계산된 일 최고기온의 90 백분위 값을 기준으로 하여, 일 최고기온이 기준보다 높게 나타나는 날 수를 세었고, 이상저온 빈도 지수는 과거기간에 대해 계산된 일 최저기온의 10 백분위 값 기준보다 낮은 기온이 발생하는 날 수를 세어 계산하였다.

이상기후 빈도 지수의 가시화는 변수별로 지난 2019년 1월부터 12월까지 1년 동안의 월별 이상기후 감시 정보를 나타낸다. 이상기후 발생일이 5일보다 적은 경우는 색으로 나타내지 않았으며, 15일 이상인 경우 가장 짙은 색으로 나타낸다. 이상고온의 경우 심할수록 붉은 색을, 이상저온과 이상강수는 심할수록 짙은 푸른 색을 나타낸다.

② 월별 이상기후 강도 지수 계산 및 가시화

앞서 계산한 이상기후 빈도 지수를 통해 이상기후 발생이 한 달 안에 얼마나 자주, 많이 나타나는지를 살펴볼 수 있다. 또한 월별로 발생일수의 공간 분포가 어떻게 달라지는 지 알 수 있다. 하지만 빈도 지수의 경우 기준을 넘기만 하면 1일로 세어지기 때문에, 실제로 발생한 그 이상기후의 강도가 어땠는지는 알 수 없다. 그러므로 이상기후 강도 지수를 계산하여 빈도 지수의 공간적 분포와 함께 비교하고 살펴볼 필요가 있다. 이상기후 강도 지수는 이상기후가 발

생한 날에 대해 발생일의 관측값과 이상기후 기준값 사이의 편차를 월별로 더하여 나타내는 것이다. 한 달 동안 이상고온 발생일에 대해 기준값(90백분위 값)보다 일 최고기온이 얼마나 더 높았는지, 이상저온 발생일에 대해서는 기준값(10백분위 값)보다 일 최저기온이 얼마나 더 낮았는지를 한 눈에 볼 수 있도록 계산된 것이 이상기후 강도 지수이다. 이렇게 계산된 이상기후 빈도 지수와 강도 지수의 분포를 함께 봄으로써 이상기후 발생 특징을 더욱 더 자세히 볼 수 있다. 예를 들어 이상기후 빈도 지수가 작으면서 강도 지수가 높다는 것은, 발생일수는 매우 적으면서, 발생일수에 비해 그 강도가 극심히 컸을 것이라고 생각할 수 있다.

(다) 동아시아 주별 이상기후 감시 정보 생산

전지구 지역에 대한 월별 이상기후 감시를 통해서는 한반도 지역에 대한 이상기후 감시 정보를 빠르게 살펴보기가 어려워 한반도를 포함한 동아시아 지역에 대해 월별 및 주별 이상기후 감시 정보를 생산하고 감시 정보를 가시화하여 웹 서비스로 제공한다.

① 월별 이상기후 빈도 지수 계산 및 가시화

Figure 4는 2019년 1월부터 12월까지 동아시아 지역에서 발생한 월별 이상고온 발생일수의 공간 분포를 나타내고 있다. 이상고온 발생일수의 면적은 여름철에 더욱 넓게 나타나지만, 한반도 지역에 대해서 살펴보면, 지난 1년 중 5월에 이상고온 발생일수가 가장 많았고, 4월과 6월을 제외하고 대부분 한반도 지역에는 이상고온이 5일 이상은 있었던 것으로 보인다. Figure 5의 월별 이상저온 발생일수와 함께 공간 분포를 살펴보면, 동아시아 지역에서의 기온 현황은 이상저온보다는 이상고온 현상이 더욱 잘 발생하는 것을 알 수 있다. 특히 한반도 지역에서는 뚜렷한 이상저온 발생이 나타나지 않았다.

Days with Tmax > 90th percentile

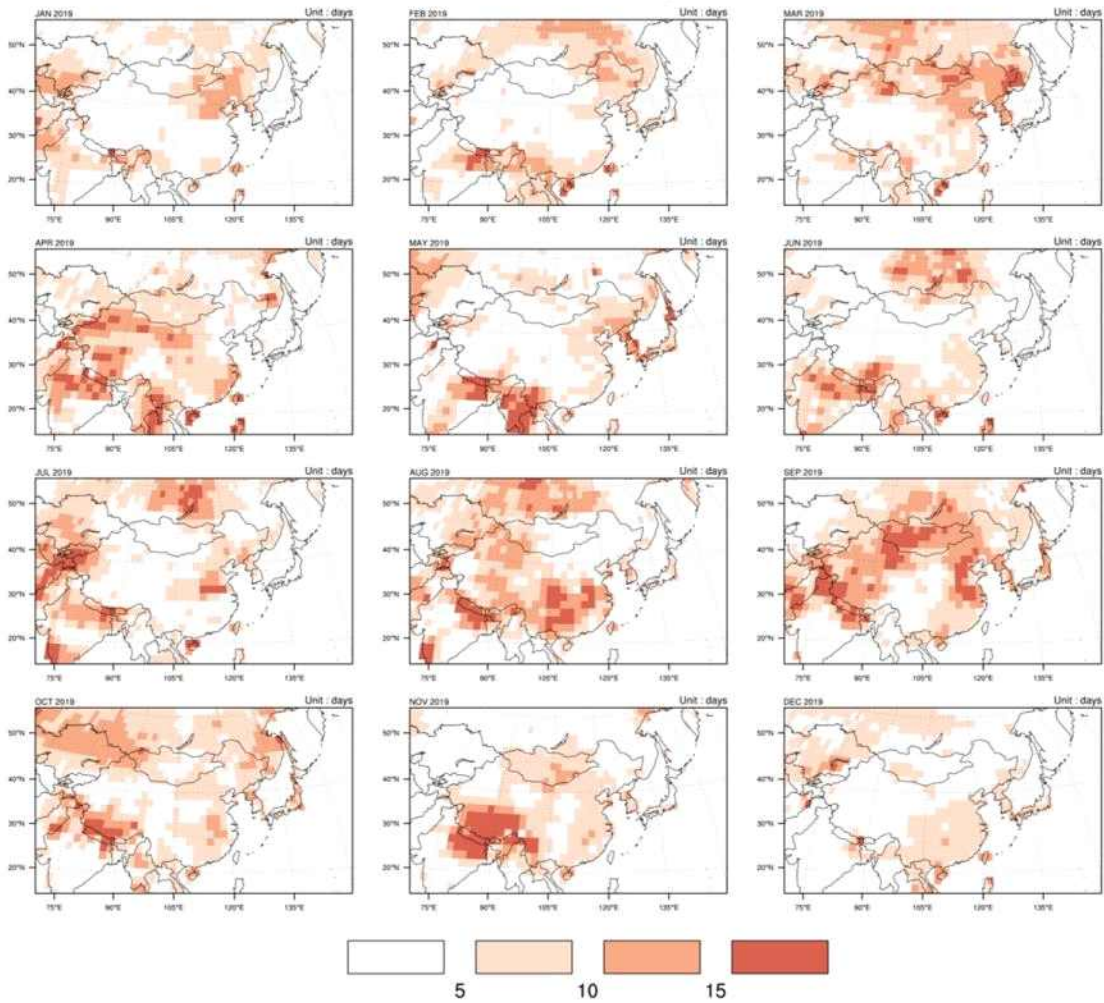


Figure 4. Monthly extreme climate days for daily maximum temperature above 90th percentile.

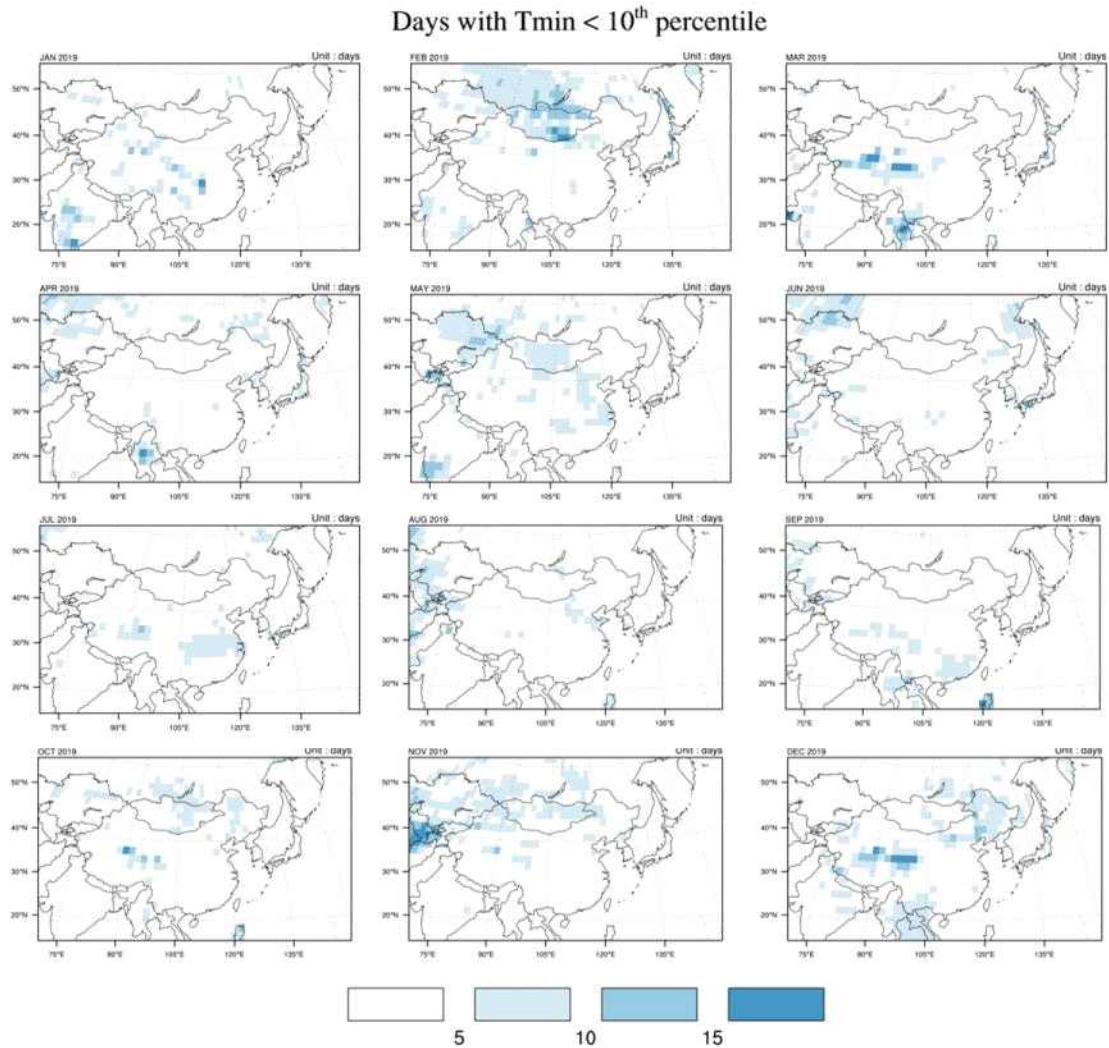


Figure 5. Monthly extreme climate days for daily minimum temperature below 10th percentile.

② 주별 이상기후 빈도 지수 계산 및 가시화

이상기후 감시 정보를 준실시간 계산하고 가시화하기 위해서 매주 월요일에 주별 이상기후 빈도 지수가 계산되고 있다. 평균적으로 재분석 자료의 지연 시간은 1~2일 정도 이지만 넉넉하게 3일 정도의 지연 시간을 가지고 재분석 자료를 계산에 활용하고 있다. 매주 월요일에 계산하게 되는 재분석 자료의 감시 기간은 2주전 토요일부터 1주전 금요일 자료다. 총 7일간의 일자료를 이용하여 계산되는 이상기후 빈도 지수는 주별 이상고온 발생일수, 이상저온 발생일수, 1 mm 이상강수 발생일수, 토양 수분 지수 등이 있다. 주별 감시 정보 생산을 위해 사용되는 감시 기준은 이상고온에 대해서는 일 최고기온의 90백분위 값, 이상저온에 대해서는 일 최저기온의 10백분위 값, 이상강수에 대해서는 1 mm을 기준으로 하고, 토양 수분 지수에 대해서는 5단계로 나누어 감시 정보를 표출한다.

(라) 준 실시간 이상기후 감시 정보 생산 및 표출 체계 구축

① 이상기후 통합맵 생산

준 실시간 이상기후 감시 정보를 생산하고 표출하는 체계를 구축하기 위하여 여러 가지 이상기후 감시 정보를 한 눈에 살펴볼 수 있는 이상기후 통합맵을 고안하였다. 이상기후 통합맵을 생산하기 위해 사용된 이상기후 감시 정보는 일 최고기온 빈도 지수와 일 최저기온 빈도 지수, 표준 강수 지수(SPI)를 이용하여 습윤 지역과 건조 지역을 전지구 지역에 대해 한 눈에 볼 수 있도록 하였다. 이상기후 통합맵 또한 매월 주기적으로 생산되고 있으며, 앞서 언급했듯이 여러 이상기후 현상이 함께 나타나는 지역도 알 수 있다. 일 최고기온을 이용한 이상고온 빈도 지수는 10일 이상인 지역만 표시하였으며, 붉은색으로 색칠하였고, 일 최저기온을 이용한 이상저온 역시 10일 이상 발생한 지역에 대해서 푸른색으로 색칠하여 표시하였다. 습윤 지역과 건조 지역은 SPI(표준 강수 지수)를 이용하여 1.3보다 높은 지역은 습윤 지역으로 녹색 도트를, -1.3보다 작은 지역은 건조 지역으로 갈색 도트를 나타내었다.

(2) 이상기온 연속 발생 감시 및 재현기간

(가) 연속 이상기온 감시

① WSDI 및 CSDI 정의

WSDI(Warm Spell Duration Index)와 CSDI(Cold Spell Duration Index)는 이상 기온의 연속적인 발생을 나타내는 기후지수로 WMO(World Meteorological Organization)의 ETCCDI(Expert Team on Climate Change Detection and Indices)에서 개발된 27개 주요 기후변화 지수에 포함된다(Table 1). ETCCDI(Peterson, 2005;<http://etccdi.pacificclimate.org/indices.shtml>)는 기후의 극단적인 변화에 대해 다양한 측면에서 모니터링하고 정량적인 기후변화를 평가하기 위해 온도 및 강수량 정보를 활용한 지수 개발을 주도하고 있다.

일최고기온(T_{max})이 T_{max} 90th 퍼센타일보다 높은 날이 6일 이상 연속으로 지속되는 날수의 합을 WSDI, 일최저기온(T_{min})이 T_{min} 10th 퍼센타일보다 낮은 날이 6일 이상 연속으로 지속되는 날수의 합을 CSDI로 정의한다. 여기서 T_{max} 90th와 T_{min} 10th 퍼센타일은 1981-2010의 각 날에 대해 5-day window가 적용된다. ETCCDI에서 정의된 WSDI와 CSDI는 기후변화에 따른 이상고온의 발생을 분석하기 위해 1년을 기준으로 산정되지만 이 연구에서는 월별 이상기후를 감시하기 위한 목적으로 1개월을 기준으로 산정하였다.

Table 1. List of the ETCCDI climate indices and their definitions (available online at http://etccdi.pacificclimate.org/list_27_indices.shtml)

ID	Indicator name	Definitions	Units
TXx	Max Tmax	Annual maximum value of daily maximum temp	°C
TXn	Min Tmin	Annual minimum value of daily maximum temp	°C
TNx	Max Tmin	Annual maximum value of daily minimum temp	°C
TNn	Min Tmin	Annual minimum value of daily minimum temp	°C
TX90p	Warm days	Percentage of days when TX>90th percentile	%
TX10p	Cool days	Percentage of days when TX<10th percentile	%
TN10p	Cool nights	Percentage of days when TN<10th percentile	%
TN90p	Warm nights	Percentage of days when TN>90th percentile	%
SU	Summer days	Annual count when TX > 25°C	Days
ID	Ice days	Annual count when TX < 0°C	Days
TR	Tropical nights	Annual count when TN > 20°C	Days
FD	Frost days	Annual count when TN < 0°C	Days
GSL	Growing season length	Annual (1 Jan-31 Dec in NH) count between first span of at least 6 days with TG>5°C and first span after 1 July of 6 days with TG<5°C	Days
DTR	Diurnal temperature range	Annual mean difference between TX and TN	Days
WSDI	Warm spell duration index	Annual count of days with at least 6 consecutive days when TX>90th percentile	Days
CSDI	Cold spell duration index	Annual count of days with at least 6 consecutive days when TN<10th percentile	Days
Rx1day	Max 1-day precipitation amount	Monthly maximum 1-day precipitation	mm
Rx5day	Max 5-day precipitation amount	Monthly maximum consecutive 5-day precipitation	mm
CDD	Consecutive dry days	Maximum number of consecutive days with RR<1 mm	Days
CWD	Consecutive wet days	Maximum number of consecutive days with RR≥1 mm	Days

② 월별 WSDI 및 CSDI 생산

WSDI와 CSDI 산정을 위해 APCC에서 준 실시간으로 수집하고 있는 NCEP1 재분석자료 중 2m 높이의 일최고기온(tmax.2m)과 일최저기온(tmin.2m) 자료를 이용했다. 이 연구에서는 윤년을 고려하지 않는 관계로 과거기간(1981-2010)의 모든 일 자료는 윤년인 해의 2월 29일 자료를 삭제한 365일로 통일시켰다. 또한, 육지 지역에 대해서만 고려하기 위해 육지와 해양을 구분해 놓은 Land-Sea 경계 자료를 이용해 해양 지역을 마스킹했다. 월별 WSDI와 CSDI 산정을 위해 우선 과거기간 30년의 각 날에 대한 5-day window를 작성해 두고 매월 초 일 단위 재분석자료의 수집이 완료되는 시점에 맞춰 자료를 생산한다. Figure 1은 1981년 1월 1일에 대한 Tmax의 과거 30년 기간의 5-day window(12월 30일-1월 3일)로부터 90th 퍼센타일에 해당하는 값을 격자별로 추출해 나타낸 분포도이며 Figure 2는 Tmin에 해당하는 분포도이다. 감시하고자 하는 달에 대한 WSDI 와 CSDI는 Figures 6, 7과 같이 365일의 각 날에 대해 작성해 놓은 Tmax 90th 퍼센타일 또는 Tmin 10th 퍼센타일 값을 기준으로 산정되었다.

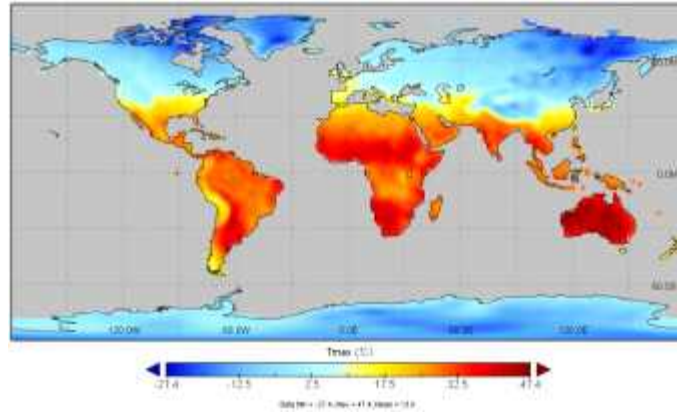


Figure 6. Tmax 90th percentile of the 5-day windows for each day in the past 30 years (January 1, 1981).

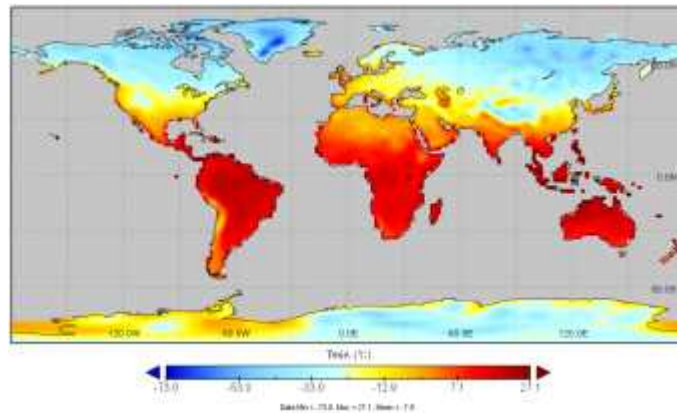


Figure 7. Tmin 10th percentile of the 5-day windows for each day in the past 30 years (January 1, 1981).

③ 지역별 WSDI 및 CSDI 분석

WSDI 및 CSDI의 지역별 발생 특성을 분석하기 위해 전 지구를 Figure 8과 같이 6개 지역으로 설정했다. Northern Eurasia(N.Eura, 25° E-190° E, 40° N-80° N), East Asia (E.Asia, 75° E-150° E, 15° N-60° N), South Asia(S.Asia, 60° E-140° E, 10° S-35° N), North America(N.Ame, 190° E-310° E, 10° N-75° N), South America(S.Ame, 270° E-330° E, 60° S-10° N), Australia(Aus, 110° E-180° E, 50° S-0° N). WSDI와 CSDI는 해양 지역 마스킹을 통해 육지 지역에 대해서만 값이 존재하기 때문에 해양 지역에 대해서는 NULL 값으로 표기된다. 분석은 2011년 1월부터 2019년 9월까지 실시 되었으며 지역 평균 그리고 지역 총합에 대해 결과를 정리했다. 위도 별 거리 차이에 따라 격자별 면적이 다르므로 분석 과정에서 위도에 따른 면적 가중치가 적용되었다.

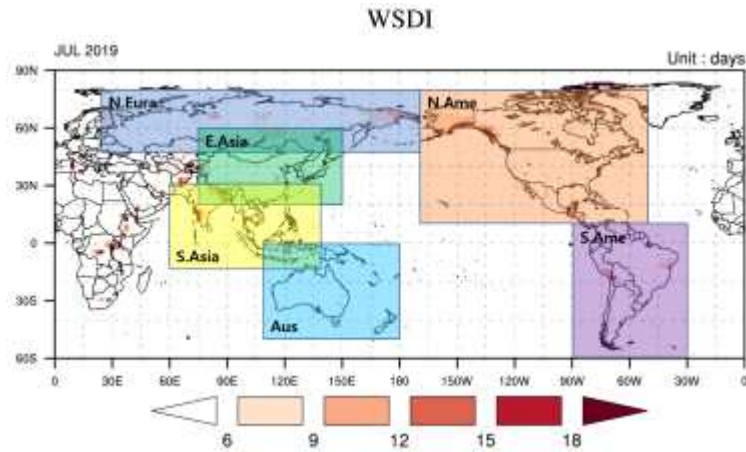


Figure 8. Boundary of global six areas for abnormal climate analysis.

(나) 이상기온의 재현기간

① 이상고온의 재현기간

이상고온 발생에 대한 격자별 재현기간 분석을 위해 Tmax 90th 퍼센타일 이상인 날에 대한 월 평균 값(Tmax_avg_90th) 정보를 이용했다. 격자별 과거 30년(1981년-2010년) 기간에 대한 Tmax_avg_90th 값으로부터 Figure 9와 같이 정규분포 및 경험적 분포 형태의 확률밀도함수(Probability Density Function, PDF)가 구해졌다. Figure 10은 1981년 1월에 대한 Tmax_avg_90th 값의 분포도를 나타내며 육지 지역에서 값이 나타나지 않는 지점은 Tmax 90th 퍼센타일 이상인 날이 존재하지 않는 것을 의미한다. 재현기간(Return Period)은 특정사상의 크기와 같거나 초과하는 사상이 발생하는 평균기간을 나타내며 주로 수문사상(강수량)에 대한 분석에 이용된다. 이 연구에서는 각 격자별로 추정된 경험적 PDF를 바탕으로 분석하고자 하는 월에 대해 이상고온 현상의 재현기간을 추정하였다.

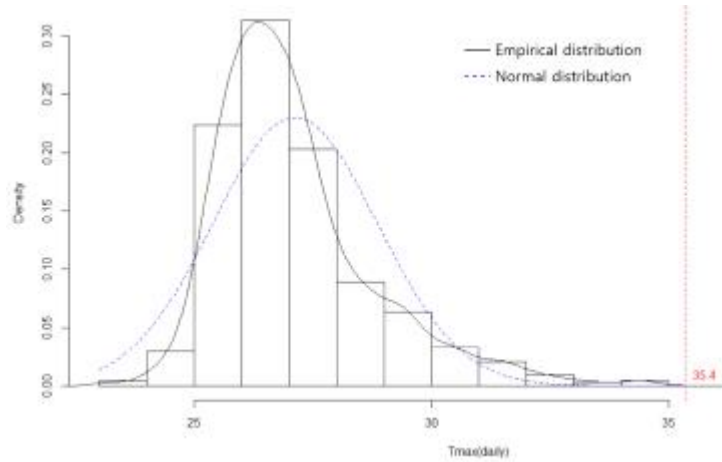


Figure 9. Probability Density Function(PDF) of Tmax_avg_90th for Normal and Empirical distributions over the past 30 years(1981-2010).

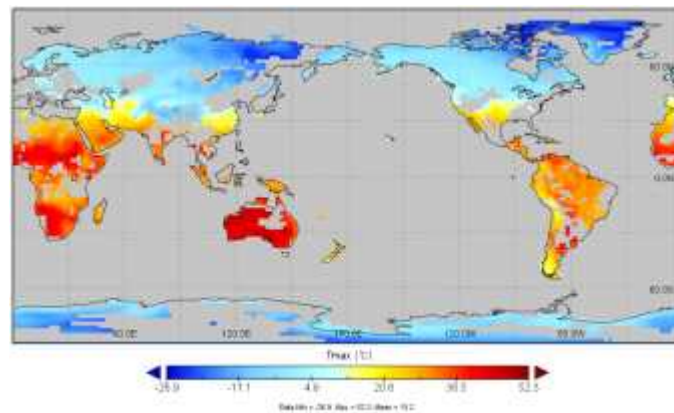


Figure 10. Distribution map of the Tmax_avg_90th for January 1981(NULL for regions where there are no days above Tmax 90th percentile)

② 이상저온의 재현기간

이상저온의 격자별 재현기간 분석에는 Tmin 10th 퍼센타일 이하인 날에 대한 월 평균 값 (Tmin_avg_10th)이 이용됐다. 이상고온에 대한 재현기간 분석과 마찬가지로 격자별 과거 30년 기간에 대한 Tmin_avg_10th 값을 이용해 경험적 PDF를 구하고 이를 바탕으로 이상저온 현상에 대한 재현기간을 추정하였다. Figure 11은 1981년 1월에 대한 Tmin_avg_10th 값의 분포도를 나타낸다.

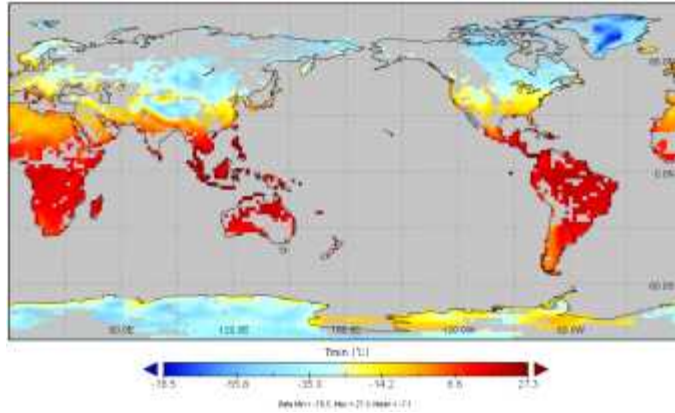


Figure 11. Distribution map of the Tmin_avg_10th for January 1981(NULL for regions where there are no days less than Tmin 10th percentile)

(3) 연속무강우일수를 이용한 가뭄 감시 및 고해상도 이상기후지수를 이용한 이상고온 감시

(가) 연속무강우일수를 이용한 가뭄 감시

① 연속무강우일수 정의

연속무강우일수(CDD; Consecutive Dry Days)는 일강수량 1 mm 미만인 날의 최대 연속 일수로 정의되며(Frich et al., 1999; Frich et al., 2002) 장기적으로 지속되는 가뭄 사상의 주요 지표로 쓰인다. CDD는 평년 대비 상대적인 값을 주는 것이 아니라 연속적으로 비가 오지 않거나 매우 적게 오는 일수의 최댓값을 제공하므로 누적 강수량의 평년 대비 수준을 나타내는 일반적인 기상학적 가뭄 지수와는 차별되는 부가적인 정보를 제공한다. 이상기후 감시를 위해서는 특정 기간 동안의 강수의 양 뿐 아니라 그 기간 내의 강수의 분포도 중요하기 때문이다. CDD는 보통 연간으로 산정하는데 이 연구에서는 월별, 계절별로도 산정하여 특정 월이나 계절의 가뭄 발생 특성 및 추세도 함께 분석하였다.

② 연속무강우일수 생산 및 분석

CDD 산정을 위해 일 강수량자료가 필요한데, 전 지구에 대해 미국 기후예측센터(CPC; Climate Prediction Center)에서 제공하는 관측 지점 기반의 자료를 수집하였다(esrl.noaa.gov/psd/data/gridded/data.cpc.globalprecip.html). CPC 자료의 공간해상도는 $0.5 \times 0.5^\circ$ 이며 1979년 1월 1일부터의 자료가 매일 제공된다. 우리나라에 대해서는 45개 종관기상관측(ASOS; Automated Synoptic Observing System) 지점의 일 강수량자료를 1979년 1월 1일부터 기상자료개방포털(data.kma.go.kr/data/)에서 수집하였다.

CPC 자료를 이용하여 전 지구에 대해 월별, 계절별, 연간 CDD를 1981년부터 2019년 10월 까지 생산하고 시각화하였으며 동아시아 지역(위도 $15\text{-}60^\circ \text{N}$, 경도 $75\text{-}150^\circ \text{E}$)과 우리나라(위

도 33-39° N, 경도 125.5-130° E, 일본 및 북한 지역 제외)에 대해 단순 공간 평균하였다. 우리나라에 대해서는 45개 ASOS 지점에 대해 월별, 계절별, 연간 CDD를 생산하고 티센망을 구축하여 평균값을 도출, CPC 기반의 CDD와 비교하였다.

CDD의 지역별 기준 기간에 대한 상대적인 발생 특성을 이해하기 위해 CPC 기반 각 그리드, CPC 기반 CDD의 동아시아 및 우리나라 평균, ASOS 기반 우리나라 평균에 대해 GEV (Generalized Extreme Values) 및 경험(Empirical) 확률분포를 도출하고 각각을 이용하여 누적확률 및 재현빈도를 산정하였다.

③ 연속무강우일수 추세 분석

CDD의 추세 분석은 비매개변수 방법인 Mann-Kendall 테스트를 이용하여 수행하였다 (Kendall, 1948; Mann, 1945). Mann-Kendall 추세 분석은 자료의 어떠한 분포도 가정하지 않으며 자료 시계열에 단순히 증가하거나 감소하는 추세가 있는지 알려준다. 여기서 증가나 감소 추세가 선형일 필요는 없다.

CPC 기반으로 산정한 CDD는 0.5° 해상도의 그리드로 이루어져 있는데, 동아시아의 9575개 그리드, 그리고 우리나라의 63개 그리드 각각에 대해 월별, 계절별, 연간으로 추세 분석을 수행하였다. 또한 지역적인 추세를 분석하기 위해 동아시아와 우리나라에 대해 각각 아노말리가 +1 표준편차를 초과하는 면적과 -1 표준편차 미만인 면적을 월별, 계절별, 연간으로 산정하여 면적 백분율의 추세분석을 수행하였다. 45개 ASOS 지점에 대해서도 마찬가지로, 아노말리가 +1 표준편차를 초과하는 지점의 개수와 -1 표준편차 미만인 지점의 개수를 도출하여 지점 수 백분율의 추세분석을 수행하였다. 이 때, 전체 그리드 수 또는 지점 수의 0.8 이상이 유효한 값을 가지는 경우에만 추세 분석에 활용하였다.

(나) 고해상도 이상기후지수를 이용한 이상고온 감시

① 고해상도 일 기온자료 구축 방법

이상고온 및 이상저온과 관련된 고해상도 이상기후지수를 구축하기 위해서는 고해상도 일 기온자료가 필요하다. 우리나라의 경우에는 510여개의 방재기상관측(AWS; Automatic Weather System) 지점에서 일 기온자료를 생산하고 있어 고해상도 자료를 쉽게 활용할 수 있으나 다른 많은 지역에서는 가용한 자료가 부족하므로 위성자료의 지표면온도 등을 적극 활용한다. 이 연구에서는 관측지점이 희소한 경우를 가정하여 고해상도 일 기온자료를 구축 모델을 구축하고 테스트하였다.

고해상도 기온자료를 구축하는 방법은 통계모델을 이용하는 방법(e.g., Benali et al., 2012; Yoo et al., 2018; Zeng et al., 2015), 지표면온도와 식생지수의 관계를 이용하는 방법(e.g., Nieto et al., 2011), 그리고 에너지수지를 이용하는 방법(e.g., Liu et al., 2016; Zhang et al., 2015) 등으로 나눌 수 있다. 이 연구에서는 전통적인 통계모델과 자료 기반의 기계학습 모델을

이용하여 고해상도 일 기온자료를 구축하였는데, 지표면온도와 식생지수의 관계를 이용하는 방법은 우리나라 지역에서 지표면온도와 식생지수가 가지는 음의 상관관계가 대체적으로 유의하지 않고, 에너지지수를 이용하는 방법은 일 기온자료 추정에 요구되는 정보가 많아 적용하기 어렵기 때문이다.

통계모형을 이용한 기존의 연구를 살펴보면, Benali et al. (2012)은 Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) 센서의 주간 및 야간 지표면온도, 율리우스일(Julian day), 일조시간을 이용하여 다양한 선형 통계모형을 구축, 주별로 1×1 km 해상도의 최고, 최저, 평균 기온자료를 각각 1.83, 1.74 및 1.33°C의 Root Mean Square Error (RMSE) 수준으로 추정하였다. Yoo et al. (2018)은 Terra 및 Aqua 위성에 있는 MODIS 센서의 전날과 당일의 주간과 야간 지표면온도를 고도, 일사량, 식생지수, 위도, 경도, 향(aspect), 불투수 면적비의 보조자료와 함께 활용하여 랜덤포레스트 기계학습 모델을 구축, 일 최고 및 최저 온도를 미국 로스앤젤레스에 대해서는 1.7, 1.2°C RMSE 수준으로, 대한민국 서울에 대해서는 1.1, 1.2°C RMSE 수준으로 추정하였다. Zeng et al. (2015)도 MODIS의 지표면온도를 활용하였는데, 토지피복, 관개면적, 위도, 고도, 율리우스일, 태양천정각과 함께 다양한 선형 모델을 구성하여 가장 우수한 모델의 경우 경작지에서는 2.27, 1.76°C RMSE, 삼림의 경우 2.17, 1.82°C RMSE, 개발지에서는 2.33, 2.14°C RMSE 수준의 최고, 최저 온도를 추정하였다.

② 고해상도 일 기온자료 생산

㉠ 자료 수집 및 전처리

우리나라 여름철(6-8월) 고해상도 일 최고 및 최저온도를 추정하기 위한 모델의 입력 자료로 활용하기 위해 MODIS 지표면온도(MYD11A1; 2003-2019년), 표면반사율(MYD09GA; 2003-2019년), 토지피복(MCD12Q1; 2018년), 그리고 고도자료(GTOPO30)를 수집하였다. 지표면온도와 고도자료의 공간해상도는 대략 1×1 km 이며 표면반사율 및 토지피복 자료의 공간해상도는 대략 500×500 m이다.

일 기온자료의 참값은 45개 ASOS 지점 일 최고 및 최저온도 자료(1971-2019년)를 이용하였으며 추정된 고해상도 기온자료와 비교하기 위해 NCEP (NOAA National Center for Environmental Prediction) Reanalysis 1 재분석 자료를 수집하였다. NCEP 자료의 공간해상도는 동서방향 1.875×1.875°, 남북방향 대략 1.90×1.90° 이며 1948년 1월 1일부터의 자료가 매일 제공된다.

모든 공간자료는 WGS84 datum으로 전환되었으며 다음과 같이 전처리가 수행되었다. MODIS 지표면온도와 표면반사율 자료는 자료품질 정보(QC flag)를 이용하여 구름 없이 수집된 고품질의 자료만을 도출하여 활용하였다. 각각의 자료는 참값을 가지는 ASOS 지점 주변으로 1×1 km 해상도 자료의 경우 5×5 윈도우, 500×500 m 해상도 자료의 경우 11×11 윈도우를 이용하여 평균하였다. 표면반사율 자료로부터 정규식생지수(NDVI; Normalized Difference Vegetation Index) 자료를 산정하여 모델의 입력 변수로 활용하였다. 고도자료 또한 11×11 윈도우를 이용하여 평균하였으며 토지피복은 11×11 윈도우에서 삼림인 그리드의 비율을 계산하

여 활용하였다. 모델의 입력 자료로 위도, 경도, 일 일사량도 사용되었는데, 위도와 경도는 각 ASOS 지점을 포함하는 그리드의 중앙값을 이용하였으며 일 일사량은 파이썬 모듈인 pysolar를 이용하여 구한 태양조도(solar irradiance)로부터 구하였다.

④ 고해상도 일 기온자료 생산

우리나라 여름철 일 기온자료 추정을 위해 라쏘 회귀(Least absolute shrinkage and selection operator regression; Lasso), 의사결정트리(Decision Trees; DT), 랜덤포레스트(Random Forest; RF), 극랜덤트리(Extra Trees; ERT), 아다부스트(Adaboost) 모델 성능을 비교하였다. Lasso는 변수 선정(variable selection)과 정규화(regularization)를 결합한 모델로, 다중공선성이 높은 입력 변수의 회귀계수의 값을 줄여주어 다중공선성으로 인한 문제가 발생하는 것을 막아준다. 의사결정트리, 랜덤포레스트, 극랜덤트리, 아다부스트 모델은 기계학습 모델 중 규칙기반 모델로, 입력 변수와 추정하고자 하는 목표 변수간의 비선형 관계를 잘 모의하며 입력 변수의 다중공선성에 큰 영향을 받지 않는다.

일 최고 및 최저기온 추정 모델은 NDVI 및 주간, 야간 지표면온도가 모두 가용한 경우(ALL), 주간 및 야간 지표면온도가 가용한 경우(BOTH), 주간 지표면온도만 가용한 경우(LSTDAY), 야간 지표면온도만 가용한 경우(LSTNIGHT), 그리고 모두 가용하지 않은 경우(NEITHER)의 경우로 나누어 구축하였다. 이는 이 연구에서 구름 없는 상태의 자료만을 이용하였기 때문에 결측이 많고 결측보정(Gap Filling) 기법은 도입하지 않았기 때문이다. 이를 통해 모델 구축에 사용되는 조건과 모델을 적용할 조건이 일치되는데, 즉 예를 들어 어느 위치에서 주간에는 구름이 존재하여 주간 지표면온도가 없지만 야간에는 구름이 없어 야간 지표면온도가 가용했다면 그 위치의 최고 및 최저온도는 같은 조건의 자료를 통해 구축된 모델을 적용하는 것이다. 일 최고 및 최저기온 자료의 모델별 생산 정확도를 비교하기 위해 우리나라 45개 ASOS 지점 위치에 대해 교차검증(Leave-One-Out Cross Validation)을 통해 MAE (Mean Absolute Error), RMSE, R^2 (Coefficient of Determination), NSE (Nash-Sutcliffe Efficiency)를 구하였다.

③ 고해상도 이상기후지수 생산

WMO의 ETCCDI (CCI/WCRP/JCOMM Expert Team on Climate Change Detection and Indices)에서 선정한 27개 핵심 이상기후지수 중 여름철 일 기온자료를 이용하여 산정할 수 있는 6개의 지수를 선정하였다. 이 중 TX90p, TN90p는 30년 이상의 가용한 자료가 있는 ASOS 지점 관측 및 NCEP 재분석 자료에 대해서만 산정하였다.

- SU (Summer days) = 최고온도 25°C 를 초과하는 일 수
- TR (Tropical nights) = 최저온도 20°C 를 초과하는 일 수
- TXx (Warmest daily TX) = 가장 높은 일별 최고 온도
- DTR (Daily Temperature Range) = 일별 최고온도와 최저온도의 평균 차

- TX90p (Amount of hot days) = 연간 최고온도 90분위를 초과한 일수의 백분율
- TN90p (Amount of warm nights) = 연간 최저온도 90분위를 초과한 일수의 백분율

(다) 폭염지수를 이용한 이상고온 감시

① 폭염강도지수의 정의

이상고온 감시를 위한 6개의 이상기후지수 이외에도 폭염지수를 산정하여 전 지구에 대해 이상고온을 감시하였다. 폭염지수로는 폭염의 지속기간과 강도를 함께 살펴볼 수 있는 폭염강도지수(HWMI_d; Heat Wave Magnitude Index daily, Russo et al., 2015)를 이용하였다. 폭염 사상은 일 최고 또는 최저온도가 1981-2010년의 30년 기준기간과 각 날을 중심으로 한 31일 윈도우(30×31 = 930일) 자료의 90분위를 초과하는 날이 3일 이상 지속되는 경우로 정의한다. HWMI_d 지수 산정에 필요한 폭염의 강도(M_d)는 Eq. [1]로 산정할 수 있다.

$$M_d(T_d) = \begin{cases} \frac{T_d - T_{30y25p}}{T_{30y75p} - T_{30y25p}} & \text{if } T_d > T_{30y25p} \\ 0 & \text{if } T_d \leq T_{30y25p} \end{cases} \quad [1]$$

이 때, T_d는 일 최고 또는 최저온도이고, T_{30y25p}와 T_{30y75p}는 1981-2010년의 30년 기준기간 동안의 연간 최대 최고 또는 최저온도 시계열의 25분위 및 75분위 값을 나타낸다. HWMI_d는 폭염 사상에 해당하는 연속적인 날들에 대해 폭염 강도를 합한 값이 된다. 일 최고온도를 이용하여 주간(주간)의 이상고온을 감시할 수 있으며 일 최저온도를 이용하여 야간(야간)의 이상고온(열대야)을 감시할 수 있다.

② 폭염강도지수 생산 및 분석

이상고온 감시를 위해 30년 이상의 자료가 가용한 ASOS 지점 관측 및 NCEP 재분석 자료에 대해 HWMI_d를 생산하였다. 또한 WMO의 6개 감시지역 중 북반구 4개 지역과 우리나라에 대해 HWMI_d 강도에 따른 해당 면적의 백분율 또는 ASOS 지점 개수의 백분율을 산정하여 시간에 따른 폭염 발생의 변화를 살펴보았다.

(4) 지표특성을 고려한 다중시간규모 가뭄 감시기법 개발

(가) 지면-대기 상호작용 (Generalized Complementary Relationship) 이론

지표 증발산(Evapotranspiration; ET₀)은 지면과 대기 사이의 물수지와 에너지 수지를 연결하는 중심적인 수문인자로 에너지 보존에 의해 대기증발요구량(Potential ET; ET_p)과 3일 이

상, 1km 이상의 시공간규모에서 상호보완성을 갖는 것으로 알려져 있다(Kim et al., 2019c). Bouchet (1963)가 최초로 제안한 증발산 지면-대기 상호작용 이론은 Brutsaert (2015)에 의해 확정적으로 유도되었고, 이어진 Crago et al. (2016), Szilagyi et al. (2017)의 연구에서 더 일반화되었다. 본 연구에 사용된 방법은 최신 이론인 Szilagyi et al. (2017)의 ET_a 와 ET_p 의 일반상호보완이론(Generalized complementary relationship; GCR)으로 미대륙과 중국전역에서 매우 높은 적용성을 보이는 것으로 확인되었다 (Ma and Szilagyi, 2019; Ma et al., 2019; Szilagyi, 2018).

GCR에 사용되는 증발산은 실제증발산량 (ET_a), 습윤증발산량(Wet-environmental ET_w), 대기증발요구량 (i.e., ET_p) 세 가지 개념으로 나뉜다. ET_a 는 지면에서 대기로 실제로 유입되고 있는 수분량을 의미하고, ET_w 는 지면에 물이 충분할 때 발생하는 잠재증발산량으로 순복사량, 지면과 대기 사이의 증기압 경사, 풍속의 함수이다. 지면에 물이 충분할 때, ET_a 는 대기가 수증기를 받을 수 있는 능력에 의해 결정되기 때문에 ET_a 와 ET_w 는 같고 이 상태를 흔히 Stage-1 증발산 과정이라고 한다. 하지만 토양수분이 ET_w 보다 작은 경우, ET_a 는 ET_w 가 아닌 토양수분에 의해 결정되게 되고 이를 Stage-2 상태 증발산과정으로 정의한다. Stage-2 상태에서는 ET_w 와 ET_a 의 차이만큼 잠열(Latent heat) 변환이 일어나지 않기 때문에 에너지 보존에 의해 하층 대기로 유입되는 현열(Sensible heat)이 이에 대한 반응으로 증가하게 되어 기온을 상승시킨다. 이에 따라 대기가 지표에서 수분을 받을 수 있는 능력은 커지기 때문에 대기증발요구량 ET_p 는 충분한 토양수분을 가정하는 ET_w 보다 높아지게 된다. 토양수분이 더 부족해지면 ET_a 가 더 작아지기 때문에 ET_p 는 이에 반응하여 더 커지게 된다. Bouchet (1963)는 지표 에너지 보존에 의해 발생하는 이 지면-대기 상호작용을 ET_p-ET_a 상호보완관계로 정의하였고 이 상호보완성은 이후 여러 관측 연구에서 확인되었다 (e.g., Ramirez et al., 2005). 하지만 ET_p-ET_a 상호보완관계를 뒷받침하는 확정적인 물리과정을 유도하기가 쉽지 않아 오래도록 Bouchet (1963)의 가정은 경험적 이론으로 여겨져 왔지만 최근 Brutsaert (2015)에 의해 확정적으로 유도되었다.

Szilagyi et al. (2017)의 GCR은 무차원 변수 $x \equiv ET_w/ET_p$ 와 $y \equiv ET_a/ET_p$ 를 먼저 정의한다. 먼저 토양수분이 충분한 경우, ET_a , ET_w , ET_p 는 모두 같기 때문에 $y=1$, $x=1$ 의 경계조건이 얻어진다. 반대로 토양이 완전히 말라있을 경우에는 증발산은 일어날 수 없기 때문에 $y=0$ 이고, 이때 대기수분요구량은 최대로 증폭되는 현열로 인해 x 는 하한치로 떨어지게 된다 ($x=x_{min}$). 이때의 대기수분요구량을 E_{pmax} 로 정의하면 $x_{min}=E_w/E_{pmax}$ 가 된다. 다시 토양수분이 충분할 때($x=1$)에는 ET_a 의 변화가 ET_w 의 변화와 같기 때문에 $dy/dx=1$ 이 된다. 지표가 완전히 말라있을 때 ($x=x_{min}$)에는 ET_a 는 ET_w 와 상관없이 0이기 때문에 ET_w 에 대한 변화율은 0이 된다 ($dy/dx=0$). 요약하면, 네 가지 경계조건은 (i) ($x=1$, $y=1$), (ii) ($x=x_{min}$, $y=0$), (iii) ($x=1$, $dy/dx=1$), (iv) ($x=x_{min}$, $dy/dx=0$)이다. $[0, 1]$ 의 범위를 갖도록 독립변수를 $X \equiv (x-x_{min})/(1-x_{min})$ 로 재정의 하고 네 경계조건을 만족하는 가장 간단한 다항함수를 구하면 Eq. [2]가 된다.

$$y = 2X^2 - X^3 \quad [2]$$

여전히 다항함수를 이용한 개략화된 유도이기는 하지만 Eq. [2]는 확정적인 물리경계조건에서 유도되었기 때문에 기존의 가정이나 경험식에 의존한 방법보다 (e.g., Anayah and Kaluarachchi, 2014) 훨씬 신뢰할 만하다. 실제증발산량 ET_a 는 ET_w , ET_p , E_{pmax} 로부터 Eq. [2]를

통해 추정될 수 있는데, 먼저 ET_p (mm/d)는 Penman (1948) 공식으로 계산할 수 있다.

$$ET_p = \frac{\Delta(T_{avg})}{\Delta(T_{avg}) + \gamma} R_n + \frac{\gamma}{\Delta(T_{avg}) + \gamma} f_u [e_s(T_{avg}) - e_a] \quad [3]$$

여기서, $\Delta(\cdot)$ 는 포화수증기압 곡선의 기울기 (hPa/°C), T_{avg} 는 평균기온 (°C), γ 는 건습계 상수 (psychrometric constant) (hPa/°C), R_n 은 증발산 단위로 변환된 순복사량 (mm/d), f_u 는 경험적 바람함수 ($\text{mm d}^{-1} \text{hPa}^{-1}$), $e_s(T_{avg})$ 는 온도 T_{avg} 에서의 포화수증기압 (hPa), e_a 는 실제수증기압 (hPa)이고 이슬점(T_{dew})에서의 포화수증기압 $e_s(T_{dew})$ 과 같다. Brutsaert et al. (2017)에서 처럼 물리적 함수가 사용될 수 있으나 Szilagyi et al. (2017)은 f_u 를 위해 경험함수를 사용하였다

$$f_u = 0.26(1 + 0.54u_2) \quad [4]$$

여기서, u_2 는 지면 위 2 m에서의 평균풍속 (m/s)이다.

E_{pmax} 는 ET_p 에 사용된 R_n 과 u_2 으로 계산되지만 지면이 완전히 말라있는 것을 가정하기 때문에 그 위를 흐르는 하층대기의 습도 역시 0으로 가정된다. 또한 순복사량이 모두 현열로 변환되기 때문에 기온은 T_{avg} 보다 훨씬 높아지며 이때 온도는 T_{dry} 로 구분되어 정의된다. 이 T_{dry} (°C)를 이용해 E_{pmax} (mm/d) 역시 동일한 Penman 공식으로 계산될 수 있다.

$$E_{pmax} = \frac{\Delta(T_{dry})}{\Delta(T_{dry}) + \gamma} R_n + \frac{\gamma}{\Delta(T_{dry}) + \gamma} f_u [e_s(T_{dry}) - 0] \quad [5]$$

T_{dry} 는 건조단열과정으로 간략화해 습구온도 T_{wb} (°C)로 부터 추정할 수 있다.

$$T_{dry} = T_{wb} + \frac{e_s(T_{wb})}{\gamma} \quad [6]$$

$$T_{wb} \approx \frac{\gamma T_{avg} + \Delta(T_{dew}) T_{dew}}{\gamma + \Delta(T_{dew})} \quad [7]$$

반대로, 습윤증발산량 ET_w (mm/d)를 계산할 때는 완전히 포화된 지면을 가정하기 때문에 그 위를 흐르는 하층대기의 상대습도는 매우 높아져 Mass-transfer에 의한 증발을 최소화시킨다. 따라서 이 경우 실제증발산량과 대기증발요구량은 거의 순복사량에 의해 결정 된다 (Brutsaert and Stricker, 1979). Priestley and Taylor (1972)는 이 상태를 가정해 Penman 공식을 개략화 하였고 이를 Priestley-Taylor 공식이라 통상 부른다. 포화된 지면을 가정하기 때문에 이때 온도는 포화되지 않았을 때보다는 낮아지게 되고 이를 습윤온도 T_w 라고 정의한다. ET_w (mm/d)는 T_w (°C)를 Priestley-Taylor 공식을 이용해 계산된다.

$$ET_w = \alpha \frac{\Delta(T_w)}{\Delta(T_w) + \gamma} R_n \quad [8]$$

여기서, α 는 Priestley-Taylor 계수이며 일반적으로 1.10에서 1.32 범위를 갖는다 (Szilagyi et al., 2017). 물리적으로는 포화된 지면위의 대기로 유입되는 Mass-transfer 증발산량은 R_n 의 10-32% 정도임을 의미한다. 많은 이론적, 경험적 연구에서는 Priestley-Taylor 공식의 α 는 1.26

정도를 갖는 것으로 알려져 있지만 (Lhomme, 1997; Kahler and Brutsaert, 2006), GCR에 연계된 α 값은 물리적인 상수이기 보다는 입력 및 출력자료에 영향을 받는 모형 매개변수로 보는 것이 적당하다 (Brutsaert et al., 2017). ET_w 에 사용되는 T_w (°C)는 Monteith (1981) 유도과정을 이용해 Eqs. [9]-[11]으로 계산할 수 있다 (Szilagyi, 2014).

$$T_w = T_{wb} + \frac{\gamma Q_n VPD}{(\Delta(T_{wb}) + \gamma)(aQ_n + b f_u VPD)} \quad [9]$$

$$a = \frac{\Delta(T_{avg})(\Delta(T_{wb}) + \gamma)}{\Delta(T_{avg}) + \gamma} \quad [10]$$

$$b = \frac{c\gamma(\Delta(T_{wb}) + \gamma)}{\Delta(T_{avg}) + \gamma} \quad [11]$$

여기서, Q_n 은 에너지 단위로 변환된 순복사량 (W/m^2), VPD는 증기압 부족량 (hPa), $e_s(T_{avg})$ 와 e_a 의 차이, c 는 순복사량 단위 변환계수 $28.94 (W d^{-1} mm^{-1} m^{-2})$ 이다.

(나) 다중시간 규모 가뭄지수

① 표준강수증발산지수

Vicente-Serrano et al. (2010)은 강수(P)와 대기증발요구량(ET_p)로 정의해 지표의 습윤, 건조 상태를 추적할 수 있음을 보였는데 이 기상학적 물수지에 기반 한 가뭄지수가 표준강수증발산지수(Standardized Precipitation-Evapotranspiration Index; SPEI) 이다. 하지만 지표 물수지(Terrestrial Water Balance)는 ET_p 가 아닌 실제증발산량 ET_a 에 의해 결정된다.

$$\frac{dS}{dt} = P - ET_a - Q \quad [12]$$

여기서, S 는 토양수분 (mm), P 는 강수 (mm/d), Q 는 지표에서 빠져나가는 유출량 (mm/d)이다. 유출량 Q 는 토양층에 침투된 후에 나타나는 유출 (Dunne saturation runoff)과 그렇지 않은 지표유출 (Hortonian runoff)로 나뉘는데 아주 건조한 지역에서 발생하는 폭우가 아니라면 통상 침투되어 토양 저류능력에 영향을 받는 Dunne saturation runoff 이다. 이 때문에 많은 유출 모형이 Q 를 S 의 함수로 나타내는데 (Kirchner, 2009), 가장 간단한 경우가 이 둘을 선형관계(선형저수지)로 가정하는 것이다. 선형저수지 이론을 이용해 Eq. [12]를 간략화 하면 Eq. [12]로 정리된다.

$$S_t = kS_{t-\Delta t} + (P_t - ET_{a,t})\Delta t \quad [13]$$

여기서, k 는 Q 와 S 사이의 비례상수 (d^{-1})로 물리적으로 0과 1 사이의 값을 갖는다. 선형저수지 이론에 의한 유출량은 $Q=(1-k)S_{t-\Delta t}$ 가 된다. 다시 말하면 이전 시점에 유출이후에 토양에 남아있는 저수량 $kS_{t-\Delta t}$ 에 Δt 동안 내린 강수 P 를 더하고 증발된 ET_a 를 빼면 현재시점의 토양수분 S_t 이 된다는 의미이다. 시간단위를 $\Delta t=1$ 로 하고 초기 토양수분을 S_0 라 하면 Eq. [9]은 아

래와 같이 다시 정리할 수 있다.

$$S_t = k^t S_0 + \sum_{n=0}^{t-1} k^n (P_{t-n} - ET_{a,t-n}) \quad [14]$$

Eq. [14]에서 초기시점에서 현재시점 t 까지가 충분히 긴 경우 k^t 는 0에 가까워지기 때문에 S_t 에 미치는 영향은 미미해진다. 같은 이유로 t 시점에서 먼 과거에 발생한 P 와 ET_a 는 S_t 에 미미한 영향을 미치게 된다. 따라서 현재 토양수분 S_t 는 일정 시간규모 τ 안에 있는 P 와 ET_a 로 Eq. [15]와 같이 더 간략화 될 수 있다.

$$S_t \cong \sum_{n=0}^{t-\tau+1} k^n (P_{t-n} - ET_{a,t-n}) \quad [15]$$

상당히 개략화된 물수지이기는 하지만 Eq. [16]로 현재 토양수분 상태 S_t 는 시간규모 τ 안에 있는 P , ET_a 와 유의미한 상관성을 갖게 된다고 해석할 수 있다. 따라서 기상학적 변수인 P 와 ET_a 를 적절한 시간규모 τ 를 설정해 더하는 것만으로도 토양수분 상태를 개략적으로 추적하는 것이 가능하다. GCR에 요구되는 변수는 R_n , T_{avg} , T_{dew} , u_2 로 모두 기상관측 값이기 때문에 지면모형이나 토양수분 관측값이 없더라도 SPEI에 ET_p 가 아닌 ET_a 를 적용하는 것은 가능하다. SPEI 계산에는 Vicente-Serrano et al. (2010)가 제시된 방법을 그대로 사용할 수 있다. τ 시간 규모를 가지는 SPEI (이하 $SPEI_\tau$)는 Eq. [16]으로 계산된다.

$$SPEI_\tau = \Phi \left[F \left\{ \sum_{i=t-\tau+1}^t (P_i - ET_{a,i}) \right\} \right] \quad [16]$$

여기서, $F\{\}$ 는 현재시점 t 에 해서 시간규모 τ 동안 과거에 누적된 $P-ET_a$ 의 누가확률분포 함수이고 $\Phi^{-1}[\cdot]$ 는 표준정규분포 역함수이다. Beguria et al. (2014)는 3변수 Log-logistic (LL3) 분포를 확률가중모멘트 방법으로 적합해 F 값을 추정할 것을 권장하였고 이 보고서에서도 동일한 방법이 적용되었다.

Eq. [16]에서 알 수 있듯이 P 와 ET_a 의 변동성을 제외하면 SPEI의 시간적 변동성에 영향을 미치는 유일한 변수는 시간규모 τ 이다. Vicente-Serrano et al. (2010)는 시간규모 τ 의 변화에 따른 SPEI 시계열의 변화를 농업가뭄지수인 Self-calibrating Palmer Drought Severity Index (scPDSI; Wells et al., 2004)와 비교했는데 SPEI는 scPDSI와 최대의 상관성을 갖는 시간규모는 고정되어 있지 않았고 통상 9개월에서 12월 사이였다. 다시 말하면 토양수분이나 식생상태를 나타내는 SPEI 시간규모는 수문과정의 지체시간을 결정하는 지표와 기후특성에 따라 달라진다. 예를 들어 추운기후에서는 토양수분이 얼어있는 경우가 많고 증발, 유출, 침투(Percolation)과 같은 수문 과정에 얼어있는 물이 녹는데 필요한 시간을 고려해야 적절히 토양수분의 변동성을 설명할 수 있다. 또한 식생의 저수능력은 기후나 토양특성에 따라 달라지고 이에 따라 증발산 과정으로 연결되는 지체 시간은 시공간적으로 변한다. 그럼에도 불구하고 SPEI의 시간규모를 공간적으로 고정해 가뭄을 추적하는 서비스가 대부분인데 (e.g., <https://spei.csic.es>) 이는 지표 물수지의 공간적 변동성을 너무 단순화한 것이라 할 수 있다. 따라서 이 보고서에서는 좀 더 현실적인 지표수분상태 추적을 위해 원격탐사 기반 토양수분 자료와 SPEI 사이의 상관성을 고려해 지역별로 다양한 시간규모를 결정하였다.

② 표준증발산부족지수

가뭄 감시를 위해 추가적으로 사용된 가뭄지수는 표준증발산부족지수(Standardized Evapotranspiration Deficit Index; Kim and Rhee, 2016)이다. Beguría et al. (2014)은 소비된 물의 양과 대기 수분 요구량의 차이로 물 부족 상태를 정의할 수 있음을 제안하였는데 지표 물 소비량은 대부분 증발산과정과 연결되며 증발산 요구량은 ET_w 로 나타낼 수 있다. SEDI는 ET_a 와 ET_w 의 차이를 표준정규화해 물부족상태를 나타내는 가뭄지수로 지표의 물소비량과 변화와 대기수분요구량의 변화를 동시에 고려하는 가뭄지수이다 (Kim et al., 2019c).

Kim and Rhee (2016)은 ET_a 와 ET_w 의 차이를 증발산부족량 (Evapotranspiration deficit; ETD)으로 정의하고 이를 LL3 분포에 적합시켜 SEDI를 구했고 이후 이 LL3 분포가 SEDI 계산을 위한 적절한 분포로 확인되었다 (Vicente-Serrano et al., 2018). 따라서 SEDI의 구조는 SPEI와 동일하고 Eq. [16]의 $P-ET_a$ 대신 ET_a-ET_w 로 누가확률로 계산된다.

$$SEDI_{\tau} = \Phi \left[F \left\{ \sum_{i=t-\tau+1}^t (ET_{a,i} - ET_{w,i}) \right\} \right] \quad [17]$$

여기서, $SEDI_{\tau}$ 는 τ 시간규모를 가지는 SEDI이다. 증발산량 자체가 지표 수분 및 에너지 수지를 연결하는 변수이기 때문에 (Seneviratne et al. 2010) SPEI와 마찬가지로 SEDI도 토양수분과 밀접하게 관계되는 시간규모를 갖게 된다. SEDI의 시간규모 역시 SPEI처럼 토양수분자료와의 상관분석을 통해 결정하였다.

(다) 수집자료 및 분석방법

① 기후 재분석 자료 및 격자 증발산 자료

앞서 설명한대로 GCR에 요구되는 입력변수는 R_n , T_{avg} , T_{dew} , u_2 이다. 네 입력변수로 ET_p , E_{pmax} , ET_w 를 계산하면 Eq. [2]을 통해 바로 ET_a 를 추정할 수 있다. 이를 위해 먼저 European Centre for Medium Range Weather Forecasts (ECMWF) ERA-Interim 4 (Dee et al. 2011) (<https://ecmwf.int/en/forecasts/reanalysis-datasets/era-interim>) 지면 단파복사량, 지면 장파복사량, 2 m 평균기온, 2 m 이슬점온도, 10 m 풍속 재분석 일자료 (1979-2018)를 수집하였다 (공간 해상도 $0.5^{\circ} \times 0.5^{\circ}$). 아울러 SPEI 계산에 필요한 재분석 강수량자료도 함께 수집하였다. ERA-Interim 재분석 자료는 4차원 자료동화기법으로 생산된 재분석 기후자료로 비교적 높은 해상도로 관측 기후변동성을 잘 재현하는 것으로 평가되고 있다 (Ma and Szilagyi, 2019). 가뭄 사상의 시작 및 진행을 나타내는 시간규모는 통상 2주에서 수개월에 이기 때문에 월 단위 분석을 수행했으며 수집된 일단위 재분석 자료는 모두 월단위로 집계되었다.

GCR ET_a 를 추정할 때 가장 중요한 역할을 하는 변수는 α 이다. 이미 설명했지만 GCR에 연결되어 있는 α 는 경험적으로 Priestley and Taylor 공식의 물리적 의미를 갖기 보다는 입력자료와 R_n 산정 방법에 따라 달라지는 매개변수로 볼 수 있다. 따라서 α 값 추정을 위한 관측자료가 필요한데 안타깝게도 ET_a 관측은 20년 이상의 긴 길이를 갖지 않는 경우가 많고 공간

적으로도 주로 선진국에 집중되어 있다 (Dingman, 2015; Seneviratne et al. 2010). 낮은 관측해상도 문제를 해결하기 위해 Jung et al. (2011)은 기계학습을 이용해 전지구 FLUXNET eddy covariance flux 자료를 공간 보간하여 1982년부터 2011년 기간 동안의 월평균 ET_a 를 공간해상도 $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ 로 생산하였다 (이하 FLUXNET-MTE). 이 Max Planck Institute FLUXNET-MTE ET_a 월자료 (<http://www.bgc-jena.mpg.de/big/index.php/Services/Overview#freedata>)를 수집하여 GCR의 α 값을 추정에 사용하였다.

아울러 추정된 월 GCR ET_a 검증에 위해 FLUXCOM RS+METEO 자료 (<http://fluxcom.org>)를 추가로 수집하였다 (이하 FLUXCOM). 원격탐사자료, 기상자료를 병합해 일, 주, 월단위 FLUXNET eddy covariance 변동성을 설명할 수 있는 를 병합해 평균 순복사량, 11개 기계학습 모형으로 FLUXCOM 자료가 개발되었으며 월자료는 2001-2013년 기간에 대해 가용하다 (Jung et al., 2019). FLUXNET-MTE 자료와 동일한 공간해상도 자료를 수집하였고 자료 길이는 좀 더 짧지만 연 단위 이하 시간 변동성을 잘 잡아내지 못하는 FLUXNET-MTE의 약점을 보완한 기계학습 공간보간 자료라고 할 수 있다. 이 보고서에서는 2001-2013년 기간에 대해 FLUXCOM 자료에 GCR로 추정된 전구 ET_a 시계열 사이의 상관성을 픽셀별로 분석해 성능을 평가하였다.

② 토양수분 및 지표저수량 자료

SPEI와 SEDI의 시간규모 τ 를 결정하기 위해 먼저 위성기반 격자 토양수분자료인 Global Land Evaporation Amsterdam Model (GLEAM) v3.3a (Martens et al., 2017) 자료를 수집하였다 (<https://gleam.eu>). GLEAM 증발산 및 토양수분 자료의 신뢰도는 최근 연구에서 충분히 검증되어 전지구 증발산 추세, 지면-대기 상호작용 분석, 가뭄해석 등의 목적으로 사용된 바 있다 (Mirralles et al., 2014; Guillod et al., 2015; Vicente-Serrano et al., 2018). GLEAM 모형은 개념적 저수지 세 개를 결합시켜 물의 수직방향 흐름을 모의하고 식생지면의 스트레스 모듈에 원격탐사 기반 Optical depth 자료를 결합하여, 지면 및 근역 층 토양수분량과 증발산량 자료를 일단위로 생산 한다 (공간해상도 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$). 이 보고서에서는 GLEAM 근역층 토양수분자료를 가뭄지수 시간규모 결정에 사용하였고 ECMWF ERA-Interim 자료와의 공간해상도를 일치시키기 위해 0.5° 단위로 선형보간 하였다.

근역층 토양수분은 지면 아래 1 m 깊이 정도까지의 토양수분 의미하지만 깊은 토양층 저수량, 토양위에 얼어있는 수분 (적설층) 등 한 토양 Column의 모든 저수량을 고려해야 수문학적 가뭄과 같은 긴 시간규모를 가지는 이상기후의 추적이 가능하다. 미항공우주국의 Gravity Recovery & Climate Experiment (GRACE; <http://grace.jpl.nasa.gov/data/get-data>)는 두 쌍둥이 위성의 공전속도 차이로 중력장의 시공간적 변동성을 추정해 자료는 지표 수분변화를 감지한다. 간접적인 방법이고 다른 원격탐사자료보다 공간해상도가 낮기는 하지만 이론적으로 GRACE Total Water Storage (TWS) 자료는 토양 Column 전체의 변동성을 나타내기 때문에 수문모형 검증이나 가뭄특성분석을 목적으로 지난 10년 동안 빈번히 사용되었다 (e.g., Bai et al., 2018). 전구 GRACE TWS자료는 2002년 4월에서 2017년 10월까지 월단위로 제공되고 있고 (공간해상도 1°) SPEI의 시간규모를 결정을 위해 추가적으로 사용되었다.

③ 상관분석

가뭄지수 시간규모와 물부족의 전파 특성은 오랫동안 지속되어 오고 있는 연구 주제이고 (e.g., Barker et al., 2016; Kumar et al., 2016; Van Loon, 2015), 가뭄지수와 기준 자료와의 상관분석은 이를 간단히 설명할 수 있는 대표적인 방법이다 (Vicente-Serrano et al., 2013). 앞서 설명한 바와 같이 GLEAM 토양수분 자료와 GRACE TWS 자료는 표준화된 가뭄지수 SPEI, SEDI의 시간규모를 결정하기 위한 기준(reference) 자료이고 시간규모는 가뭄지수와 기준자료 사이의 Pearson 상관계수 값이 최대가 되도록 결정되었다.

상관분석을 위해 기준자료와 가뭄지수와의 상관분석을 위해 GLEAM 토양수분 자료와 GRACE TWS 의 전체 자료기간 평균값을 이용해 토양수분 및 TWS anomaly 값을 먼저 계산하였다. 동일한 기간 동안의 월 단위 P, GCR ET_a 자료를 사용하여 시간규모를 1개월에서 24개월 까지 변화시켜가며 Pearson 상관계수를 구하였고 최대 상관계수가 나타나는 SPEI, SEDI의 시간 규모를 픽셀별로 결정하였다.

(5) 지면과정 상세정보 활용 이상기후 감시기법 개발

(가) 자료수집

① 지면모형 입력자료

지면과정 상세정보 중 폭염이나 가뭄과 관련이 있는 근역층(root-zone) 토양수분을 산정하기 위해 지면모형(Land Surface Model, LSM)을 이용하였으며, 지면모형 구형을 위해 필요한 입력자료는 다음 과 같다. 먼저 기상자료는 National Centers for Environmental Prediction (NCEP) Global Data Assimilation System (GDAS) near-realtime analysis(이하, GDAS) 자료를 사용하였다(Rodell et al., 2004). 이번 연구에서는 6-hourly 대기온도, 비습, 일사량, 표면 대기압, 풍속, 강수 등 총 9개의 기상 변수를 사용하였으며, Table 2에 제시하였다. 이번 연구에서 사용한 총 9개의 기상 변수는 National Aeronautics and Space Administration (NASA) Center for Climate Simulation (NCCS) dataportal (<https://portal.nccs.nasa.gov>)에서 내려받기 하였다. GDAS의 기상변수는 2중 선형보간법(bilinear interpolation)을 사용하여 지면모형의 격자 크기인 1° × 1° 로 격자 크기를 조정하였으며, “lapse-rate “을 이용하여 고도 보정한 값을 사용하였다. 지면모형 구동을 위해서는 토양, 지형, 식생 등의 자료가 필요하다. 이번 연구에서 사용한 이러한 자료는 Table 3에 요약하여 제시하였다. 예를 들어, Albedo의 경우, 월별 평균값이나 계절별 평균값을 사용할 수 있으나, 이번 연구에서는 월별 평균자료를 사용하였다.

Table 2. Meteorological variables used in this study.

Short name	Standard name	Units
Tair	Near surface air temperature	K
Qair	Near surface specific humidity	kg/kg
Sdown	Incident shortwave radiation (total)	W/m ²
Ldown	Incident longwave radiation	W/m ²
Wind_E	Eastward wind	m/s
Wind_N	Northward wind	m/s
Psurf	Surface pressure	Pa
Rainf	Rainfall rate	kg/m ²
Crainf	Convective rainfall rate	kg/m ²

Table 3. Input parameters (soil, topographic, vegetative parameters) used in this study.

Input	Data source	Description	Source
Landcover	AVHRR	Univ. of Maryland 1992–93 AVHRR landcover map.	http://glcf.umd.edu/data/landcover/
Landmask	AVHRR	Univ. of Maryland 1992–93 AVHRR landmask map.	http://www.geog.umd.edu/landcover/1km-map.html
Soil texture	STATSGOFAO	The blended STATSGOV1 and FAO soil texture map.	http://www.ral.ucar.edu/research/land/technology/lsm.php
Elevation	SRTM_Native	The SRTM elevation map native source.	http://dds.cr.usgs.gov/srtm/version21/SRTM30
Slope type	NCEP	NCEP slope type derived map source.	Zobler (1986)
Albedo	NCEP	Background (snow-free) surface albedo from NCEP	Csiszar and Gutman (1999)
Max snow albedo	NCEP	NCEP maximum snow albedo source.	Robinson and Kukla (1985)
Greenness	NCEP	Greenness vegetation fraction values (GVF) from NCEP	Gutman and Ignatov (1997)
Bottom temperature	NCEP	(NCEP) ISLSCP1 temperature derived map.	http://www.ral.ucar.edu/research/land/technology/lsm/sfc_fields/TBOT/READ_ME

② 토양수분자료

지면모형을 사용하여 생산한 토양수분을 검증하기 위해 위성 기반 토양수분자료와 재분석 자료를 수집하였다. 이번 연구에서 수집한 위성기반 토양수분 자료는 European Space Agency Climate Change Initiatives (ESA CCI) Soil Moisture Product v04.4 (이하, ESA CCI SM v04.4, <https://www.esa-soilmoisture-cci.org/>)이다. ESA CCI 토양수분은 매년 업데이트되며, Active 센서, Passive 센서와 이 둘을 통합한 Combined의 3종류 자료가 있다. 이번 연구에서는 Combined 자료를 사용하였으며, 해상도는 $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ 이며, 1978년 11월부터 2018년 6월까지 일별 자료를 내려받기 하여 월별로 변환하여 사용하였다. 각 센서와 ESA CCI SM 버전에 대해서 Figure 12에 도시하였으며, Active 자료와 Passive 자료를 통합하는 방법은 Figure 13에 제시하였다. 이러한 Active와 Passive 센서를 통합하는 방법에 대해서는 Gruber et al. (2019)에 자세히 설명되어 있다. ESA CCI 토양수분자료와 같이 위성 기반 토양수분자료는 표층자료로 국한 되어 있으므로, 이번 연구에서는 Combined 자료를 사용하여 지면모형으로 생산한 토양수분 자료 중 표층과 비교하는 데 사용되었다.

표층 토양수분뿐만 아니라, 근역층(root-zone) 토양수분 자료 또한 ECA에 지정이 되어 있는 중요한 자료이다. 위성기반 토양수분 자료에서는 근역층 자료를 얻을 수 없으므로, 이번 연구에서는 European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) ERA-interim 재분석자료(<https://www.ecmwf.int/>)와 Global Land Evaporation Amsterdam Model (GLEAM, <https://www.gleam.eu/>) 토양수분 자료를 사용하여 표층 뿐만 아니라 근역층 토양수분 자료를 비교하였다. ECMWF ERA-interim 토양수분 재분석자료는 $0.75^{\circ} \times 0.75^{\circ}$ 의 해상도로 1979년부터 자료를 내려받기 할 수 있으나, 현재는 더 이상 업그레이드 하지 않고, ERA-5 재분석자료로 대체되었다. ECMWF ERA-interim 토양수분 재분석자료는 총 4개층(표층부터 각각의 두께는 0.07, 0.21, 0.72, 1.89m이다.)의 토양수분을 Hydrology-Tiled ECMWF Scheme for Surface Exchanges over Land (HTESSEL) 지면모형(Balsamo et al., 2009)을 이용하여 생산하고 있다. 이번 연구에서 생산한 토양수분 자료와 비교하기 위해, 표층 토양수분과 표층으로부터 3개층(말하자면, 표층으로부터 1 m까지의 깊이)을 깊이 가중 평균 토양수분의 값으로 정의한 근역층 토양수분을 사용하였다. GLEAM 토양수분자료는 표층과 근역층으로 구분하여 제공되고 있으며, $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ 의 해상도로 일별과 월별 자료를 각각 내려받기 할 수 있다. 이번 연구에서 사용한 GLEAM 토양수분자료는 GLEAM v3.3a로 자세한 설명은 GLEAM 홈페이지 (<https://www.gleam.eu/>)나, Martens et al. (2017)이나 Miralles et al. (2011)에 제시되어 있다.

토양수분을 직접비교하는 위와 같은 방법 이 외에도 월별 Total Water Storage (TWS)을 활용하여 이번 연구에서 생산한 토양수분 자료를 검증하였다. 토양수분은 TWS를 구성하는 주요한 성분 중의 하나이다. 월별 TWS는 Gravity Recovery and Climate Experiment (GRACE) Tellus web-site (ftp://podaac-ftp.jpl.nasa.gov/allData/tellus/L3/land_mass/RL05/netcdf/)로 부터 내려받기 하였다. GRACE는 2002년에 발사한 쌍둥이 위성으로 구성되어 있으며, 지구의 중력장을 정확하게 측정하여 TWSA를 추정한다. 이 자료에 대한 자세한 설명은 Landerer and Swenson (2012)에 제시되어 있다. 이번 연구에서는 Center for Space Research (CSR), Jet Propulsion Laboratory (JPL), and GeoForschungsZentrum (GFZ)의 3개 기관에서 생산한 TWS Anomaly (이하, TWSA)를 산술평균한 값을 사용하였다.

Release version



Figure 12. Four active and seven passive microwave sensors utilized for ESA CCI soil moisture products. Adapted from <https://www.esa-soilmoisture-cci.org/>.

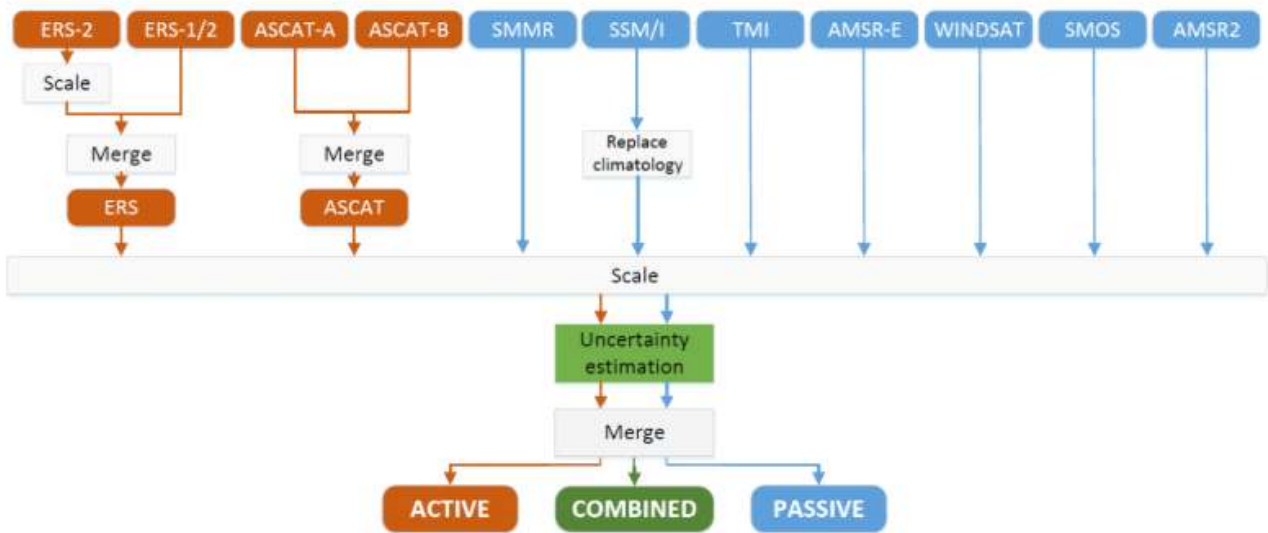


Figure 13. Merging scheme of the ESA CCI v4 algorithm. Adapted from <https://www.esa-soilmoisture-cci.org/>.

③ 증발산 및 현열자료

토양수분은 물과 에너지순환에 포함되어 있는 중요한 ECV이다. 따라서 물과 에너지수지를 이용하여 이번 연구에서 생산한 토양수분 자료를 비교할 수 있다. 이를 위해, 증발산과 현열 자료를 수집하였으며, Table 4에 요약하여 제시하였다. FluxCom 증발산 자료는 FluxNet 관측자료, 위성기반 원격탐사자료, 기상자료를 Machine Learning기법으로 통합하여 생산한 자료이다. GLEAM 증발산 자료는 Priestley and Taylor (1972)방법에 의해 구한 잠재증발산량에 스트레스 팩터(0-1)를 곱한 값에 canopy rainfall interception에 의한 interception loss를 고려하여

산정한다(Figure 14). 각 자료에 대한 상세한 설명은 Table 4에 제시되어 있는 문헌으로부터 구할 수 있다.

Table 4. Evapotranspiration and sensible heat flux datasets collected for this study.

Data source	Period	Resolution	Source
FluxNet ^a	1982–2011	0.5° × 0.5°	Jung et al., 2009
FluxCom ^b	2001–2013	0.5° × 0.5°	Jung et al., 2019
ERA5 ^a	1979–2018	0.75° × 0.75°	Copernicus climate change service (C3S), 2017
GLEAM ^b	1980–2018	0.25° × 0.25°	Martens et al., 2017; Miralles et al., 2011
GCR ^b	1980–2018	0.25° × 0.25°	Kim et al., 2019

a Both evapotranspiration and sensible heat flux datasets were collected from this data source.

b Evapotranspiration datasets were collected from this data source.

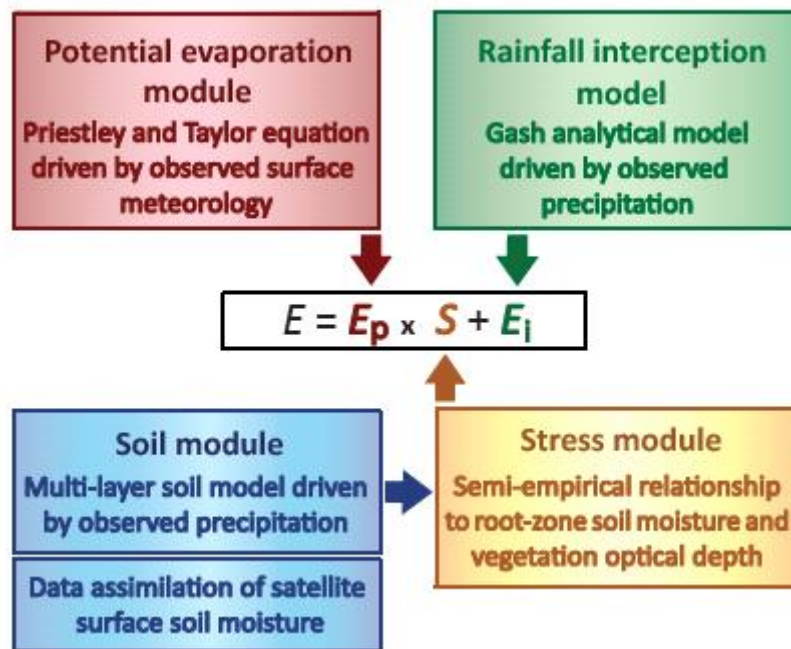


Figure 14. Schematic of the GLEAM.

(나) 근역층 토양수분산정

① 지면모형 선정

Land Information System (LIS)은 NASA's Goddard Space Flight Center의 Hydrological Sciences Laboratory가 주도하여 개발하고 있는 소프트웨어 프레임워크(Software framework)로써, Figure 15에서 보여주는 것 과 같이 위성과 지상 기반 관측자료와 여러 모델링 기법을 통합하여 지표면 상태나 플럭스를 최적화하여 모의할 수 있다(Kumar et al., 2006). LIS 시스템은

지면모형을 최대 1 km 공간해상도와 15 분 시간간격으로 모의할 수 있다 (NASA Goddard Space Flight, 2017). 이번 연구에서 사용한 LIS 시스템은 7.2버전으로, GitHub LIS framework (LISF) web-page (<https://github.com/NASA-LIS/LISF/>)에서 내려받기 할 수 있다. 현재 LIS 버전에는 CLSF f2.5, MOSAIC, Noah 3.3, RUC 3.7 등 총 18개의 지면모형이 포함되어 있어, 다중모델 앙상블기법을 통해 다양한 지면정보를 생산할 수 있는 장점이 있다.

이번 연구에서는 Noah 3.3 지면모형을 선정하여 토양수분을 산정하였다. Noah 지면모형 (Ek et al., 2003)은 4개층의 토양수분과 토양온도, 지표면온도, 눈쌓임(snowpack) 두께 및 Snowpack Water Equivalent (SWE), 다양한 물 및 에너지 수지 콤포넌트 등을 모의할 수 있다. 이번 연구에서는 1 hr 시간스텝과 $1^{\circ} \times 1^{\circ}$ 의 공간해상도로 모의했으며, 4개의 토양층은 표층으로부터 0.1, 0.5, 1.0, 2.0 m 깊이(즉, 각각 0.1, 0.4, 0.6, 1.0 m 두께)로 구성하여 모의하였다. 근역층(root-zone)은 식생피복에 따라 달라지는데, 일반적으로 키가 큰 식생일수록 근역층이 더 깊어진다. 하지만, 이번 연구에서는 편의상 표층으로부터 1.0 m의 깊이 까지를 근역층으로 정의하였으며, 깊이 가중 평균 토양수분 값을 근역층의 토양수분 값으로 정의하였다.

지면모형으로부터 모의한 결과값들을 지정할 수 있는데, 이번 연구에서 선택한 변수들은 Table 5와 같다. 먼저, 에너지수지 관련 변수들은 순단파복사량(Net shortwave radiation)과 순장파복사량(Net longwave radiation), 잠열과 현열 등을 선택하였다. 물수지 관련한 변수들은 강설 및 강우량, 증발산량, 지표유출량 및 중간유출량, 융설 등이다. 이외에도, 토양수분 및 토양온도, 잠재증발산량 등의 변수들을 선정하였다. LIS 시스템에서 방향을 나타내는 부호(말하자면, Table 5에서 Sign convention 열)는 각 변수들의 주요한 방향을 양의 부호로 표시된다. 예를 들어, 강수나, 복사량과 같은 변수는 지표면으로 향하는 방향(즉, 아랫방향, Table 5에서 DN)이 양의 부호를 가지며, 증발산이나, 현열, 잠열과 같은 변수들은 지표면에서 위로 향하는 방향(Table 5에서 UP)을 양의 부호로 표시한다. 이외에도 Albedo, Snow Cover Fraction, Soil wetness와 같은 변수들은 무차원변수들으로써, 방향성도 없는 변수에 해당한다.

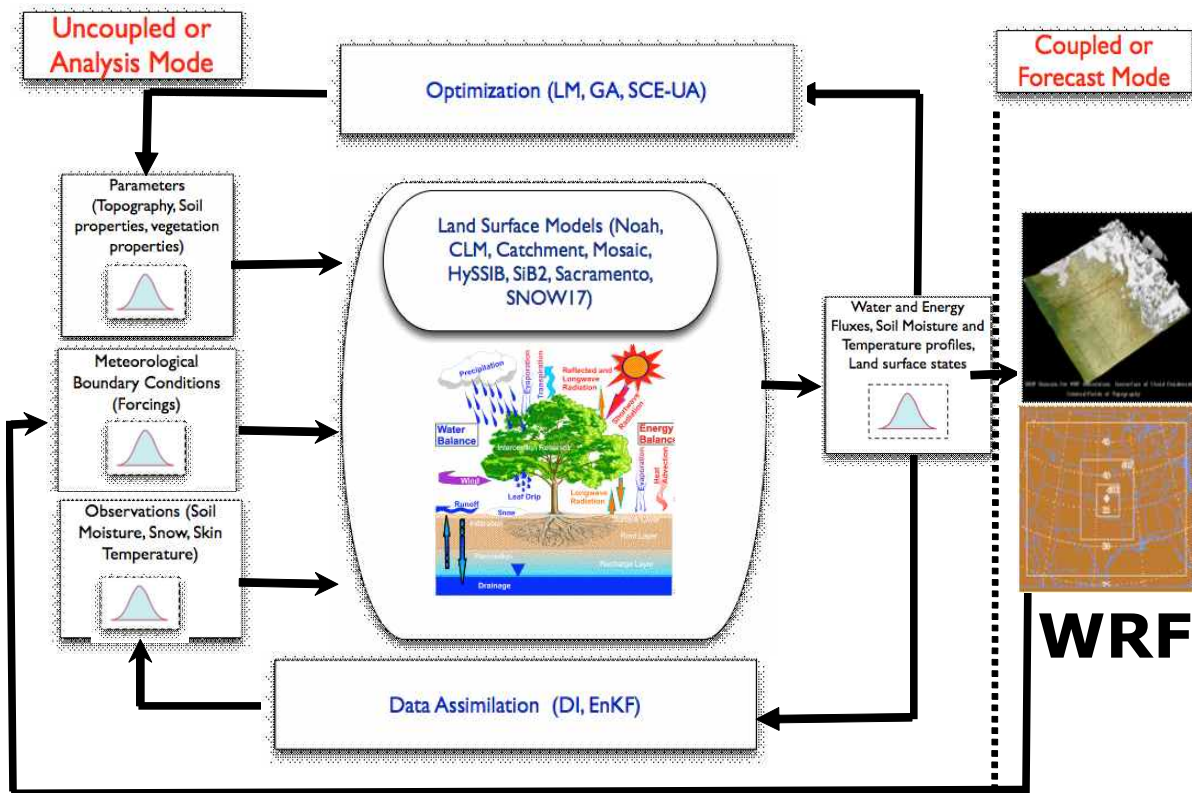


Figure 15. Schematic of land surface modeling in Land Information System (LIS). Adapted from <https://lis.gsfc.nasa.gov/>.

Table 5. Model output specifications.

Short name	Units	Sign convention	Long name
Swnet	W/m ²	DN	Net Shortwave Radiation
Lwnet	W/m ²	DN	Net Longwave Radiation
Qle	W/m ²	UP	Latent Heat Flux
Qh	W/m ²	UP	Sensible Heat Flux
Qg	W/m ²	DN	Ground Heat Flux
Snowf	kg/m ² s	DN	Snowfall rate
Rainf	kg/m ² s	DN	Rainfall rate
Evap	kg/m ² s	UP	Total Evapotranspiration
Qs	kg/m ² s	OUT	Surface runoff
Qsb	kg/m ² s	OUT	Subsurface runoff
Qsm	kg/m ² s	S2L ^a	Snowmelt
AvgSurfT	K	-	Average surface temperature
Albedo	-	-	Surface Albedo
SWE	kg/m ²	-	Snow Water Equivalent
SoilMoist	m ³ /m ³	-	Average layer soil
SoilTemp	K	-	Average layer soil
SoilWet	-	-	Total soil wetness
PotEvap	kg/m ² s	UP	Potential Evapotranspiration
ECanop	kg/m ² s	UP	Interception evaporation
TVeg	kg/m ² s	UP	Vegetation transpiration
Esoil	kg/m ² s	UP	Bare soil evaporation
CanopInt	kg/m ²	-	Total canopy water
SubSnow	kg/m ² s	-	Snow sublimation
Snowcover	-	-	Snow Cover
SnowDepth	m	-	Snow Depth (m)
Wind_f	m/s	-	Near Surface Wind
Rainf_f	kg/m ² s	DN	Average rainfall rate
Tair_f	K	-	Near surface air
Qair_f	kg/kg	-	Near surface specific
Psurf_f	Pa	-	Surface pressure
SWdown_f	W/m ²	DN	Surface incident shortwave
LWdown_f	W/m ²	DN	Surface incident longwave
Emiss_f	-	-	Surface emissivity
Streamflow	m ³ /s	-	Streamflow

a Solid to liquid for phase change terms

② 토양수분의 검증

토양수분의 관측 네트워크가 매우 성기고 또한 LIS 시스템 결과 값과 같은 격자형 모형 결과값과 직접 비교하기에는 적합하지 않을 수 있다. 따라서 이번 연구에서는 위성기반 및 재분석자료 등의 토양수분자료와 직접 토양수분을 비교하는 방법 외에도, 주요 유역의 물과 에너지 수지를 활용하여 검증하는 방법을 활용하였다. 또한, 토양수분을 직접 비교하는 방법은 아니지만, GRACE TWS를 활용하여 각 유역에 대한 토양수분을 간접적으로 비교하였다. 아시아-태평양(이하 아태) 지역에서 선택한 주요 5개 유역(Basin)은 World Meteorological Organization (WMO)에서 선정한 도메인을 기준으로 선정하였다. WMO 동아시아(15-60° N, 75-150° E) 도메인에는 양쯔강유역을, 남아시아(10° S-35° N, 60-140° E) 도메인에는 메콩강유역을, 호주(50° S-0° , 110-180° E) 도메인에는 머레이-달링유역을, 북아메리카(10-75° N, 190-310° E) 도메인에는 미시시피강유역을, 남아메리카(60° S-10° N, 270-330° E) 도메인에는 아마존강유역을 각각 선택하였다.

먼저, 위성기반(ESA CCI SM v04.4) 및 재분석자료(ECMWF ERA-interim, GLEAM)의 토양수분자료는 Noah LSM 토양수분 자료생산기간인 2000-2018에 대해 월별 Anomaly Correlation Coefficient (ACC)를 구하여 비교하였다. ESA CCI SM v04.4 자료는 Noah LSM 표층(0-0.1m 깊이)의 토양수분 ACC를 구하였고, ECMWF ERA-interim 토양수분자료는 표층과 지표면으로부터 1 m까지의 3개층을 깊이 가중 평균 토양수분 값을 근역층 토양수분으로 구한 다음 Noah LSM 토양수분의 표층과 근역층의 토양수분을 각각 비교하였다. GLEAM의 경우에는 표층과 근역층의 토양수분 값을 산정하여 제공하므로 이를 활용하여 Noah LSM 표층과 근역층의 토양수분 값과 비교하였다(Figure 16).

GRACE TWS와 비교하기 위해 Noah LSM의 결과 값으로 부터 TWS를 먼저 구하여야 한다. 일반적으로 TWS에는 total column soil moisture, snow water equivalent, canopy water storage, groundwater, explicit reservoir storage가 포함되어야 한다. 하지만 Noah LSM에서는 지하수유출이나 호수를 모의하거나, 고려하지 않으므로, 이 두 개 성분은 포함되지 않았다. 이러한 제한사항이 Noah LSM에 의한 TWS 산정 값에 대한 오차를 발생시킬 수 있음을 유의해야 한다. 이번 연구에서는 GRACE와 Noah LSM에 의한 TWSA와 TWS Change (TWSC)를 각 유역 별로 비교하였다. GRACE-TWSA는 CSR, JPL, GFZ의 3개 기관에서 생산한 TWSA를 산술평균한 값을 사용하였으며, Noah LSM-TWSA는 total column soil moisture, snow water equivalent, canopy water storage의 3개 성분의 합으로 구하였다. GRACE TWSC는 Eq. [18]을 이용하여 구하였으며, Noah LSM-TWSC는 Eq. [19]을 이용하여 구하였다.

$$GRACE\ TWSC = \frac{TWSA(t+1) - TWSA(t-1)}{2} \quad [18]$$

$$\frac{dS}{dt} = P - Q - ET \quad [19]$$

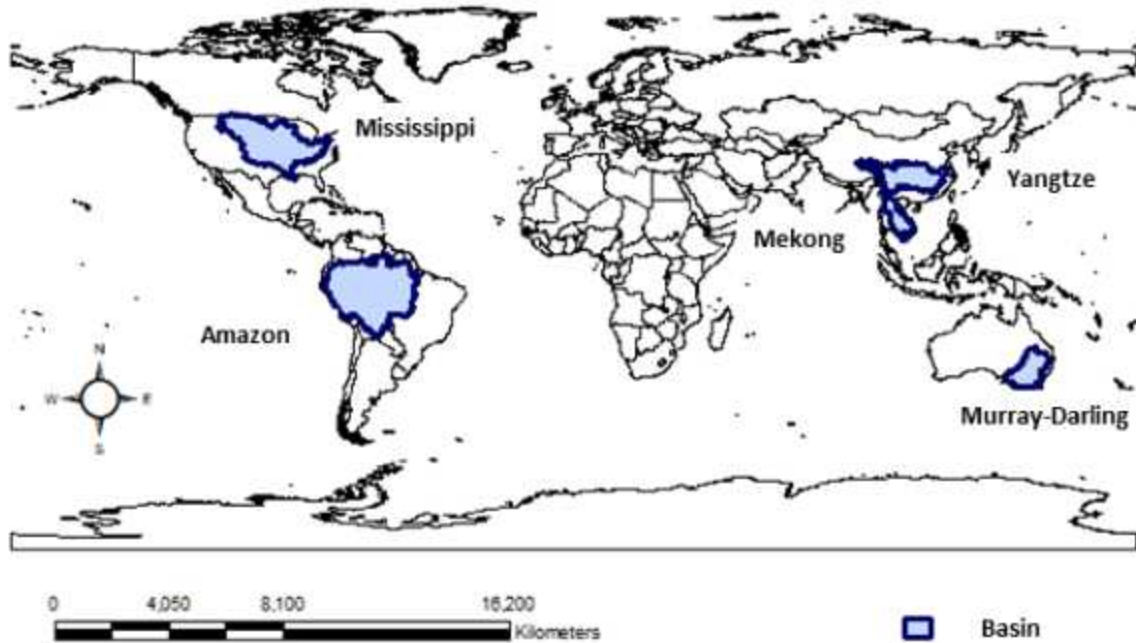


Figure 16. Selected five basins in this study.

(다) 토양수분 활용 이상기후 지수 산정

① 토양수분 백분위 산정

토양수분은 앞서 언급했듯이 지구 기후에 영향을 주는 주요한 인자(ECV)로 선정이 되어 있으며, 주별 농업적 가뭄을 감시하기 위한 주요한 지수이기도 하다. Noah LSM 토양수분은 2000-현재까지 준실시간으로 4개층에 대하여 생산하고 있다. 생산한 4개층 토양수분을 활용하여 근역층 토양수분을 산정한 후 월별 토양수분 아노말리를 계산한다. 월별 아노말리는 총 자료기간에대한 토층별 토양수분 평균값과 해당 월의 토층별 토양수분 값의 차로 정의하였다. 이렇게 구한 아노말리는 NCAR Command Language (NCL) stat_dispersion 함수(The NCAR Command Language version 6.4.0, 2019)를 이용하여, 지난 달의 토양수분이 지난 20년간 해당 달의 토양수분분포에서 해당하는 백분위(이하, 퍼센타일)을 구하게 된다. 토양수분 백분위는 가뭄의 4개 분류(기상학적 가뭄, 농업적 가뭄, 수문학적 가뭄, 사회·경제적 가뭄) 중 농업적 가뭄을 감시하는 데 널리 사용하는 가뭄 지수이다. 이번 연구에서 사용한 토양수분 퍼센타일에 따른 가뭄심도는 Table 6에 요약하여 제시하였다.

Table 6. Drought conditions according to soil moisture percentile.

Drought condition	SM percentile
Very much below average	< 10.0
Below average	10.0 ~ 33.3
Average	33.3 ~ 66.7
Above average	66.7 ~ 90.0
Very much above average	> 90.0

② 동아시아지역 토양수분지수(Soil Moisture Index) 산정

APEC 기후센터(이하 APCC)가 운영하고 있는 동아시아지역(15-60° N, 70-150° E)을 대상으로 하는(Figure 17) 동아시아 이상기후 모니터링 웹사이트(<https://apcc21.org/ser/eastasia/climteExtremes.do?lang=ko>)를 운영하고 있다. 따라서 토양수분을 사용하는 여러지수 중 위의 월-시간스케일과는 별도로 주-시간스케일의 근역층 토양수분지수(root-zone Soil Moisture Index (SMI))를 준실시간으로 산정하여 상기 웹사이트에 매주 서비스하고 있다. SMI는 총유효수분량에 대한 현재수분량의 비(유효수분비)를 나타내는 지수를 기반으로 산정한다. 포장용수량(θ_{FC})은 작물이 토양수분을 이용할 수 있는 함수량이고, 위조점(θ_{WP})은 작물이 시들어 죽게 되는 시점의 함수량을 의미한다. 보통 유효수분비가 0.5미만일 때 작물이 수분부족에 의해 스트레스를 받기 시작한다고 알려져 있어, 이 시작점을 가뭄으로 정의한다. Baier (1969)는 증발산이 유효수분비가 0.5이하부터 지수적으로 감소하기 시작하다가 선형적으로 감소한다고 하였다. 유효수분비는 이론적으로 0에서 1의 값을 가지나, 가뭄의 시작점을 0보다 작은 값을 음수로 나타내기 위해 다음 Eq. [20]과 같이 변형하여 산정하였다(Hunt et al., 2008). 여기서, SMI는 -5에서 5의 값을 가지고 0보다 작은 값을 가뭄으로 정의하며 상세한 가뭄 강도에 대한 구간은 Table 7에 요약하여 제시하였다.

$$Root-zone\ SMI = -5 + 10 \frac{\theta - \theta_{WP}}{\theta_{FC} - \theta_{WP}} \quad [20]$$

여기서, θ 는 토양의 체적함수비(Volumetric soil moisture, m^3/m^3), θ_{FC} 는 포장용수량(Field capacity, m^3/m^3), θ_{WP} 는 위조점(Wilting point, m^3/m^3)이다.

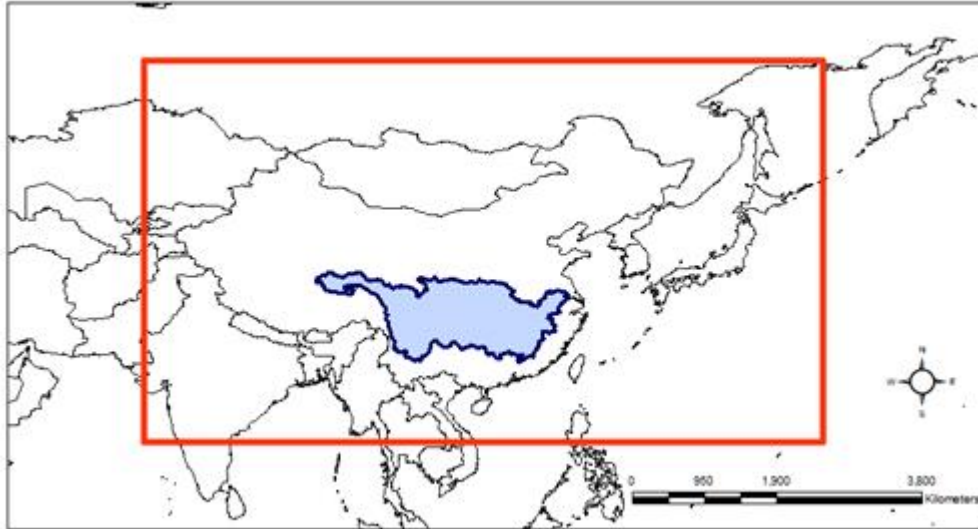


Figure 17. East Asia domain (Red line: 15-60° N, 70-150° E) for the extreme event monitoring system.

Table 7. Drought conditions according to the SMI.

Drought condition	SMI
Extreme	$SMI < -4.0$
Severe	$-4.0 \leq SMI < -3.0$
High intense	$-3.0 \leq SMI < -2.0$
Moderate	$-2.0 \leq SMI < -1.0$
Less intense	$-1.0 \leq SMI < 0.0$

(6) 소셜미디어 자료 기반 이상기온 탐지

(가) 트위터 데이터

트위터는 트윗(tweet)을 이용하여 사람들과 소통하는 소셜 네트워크 서비스이자 마이크로 블로그 서비스이다. 트윗은 트위터가 처음 서비스 제공할 때 글자수가 140바이트로 제한되어 있었으나 최근에는 280바이트로 늘었다. 트위터 개발자 사이트(<https://developer.twitter.com/>)에서 제공하는 streaming API 서비스를 통해 실시간으로 수집이 가능하다. 트윗 수집은 공개로 설정된 계정만 가능하다. 사용자가 작성한 트윗은 Figure 18과 같이 본인의 계정에 게재된다.



APEC Climate Center @apcc21 · 11월 21일

APCC's Executive Director and 15 researchers attended today's #Korea-#ASEAN #WomeninSTEM Forum held in #Busan, Korea as a part of the #ASEANROKCommemorativeSummit!

This forum discussed international collaborative policies for women in STEM between Korea and ASEAN countries.

Figure 18. Example of a tweet of twitter

Streaming API로 수집된 트윗은 키와 값으로 이뤄진 JSON(Java Script Object Notation) 포맷으로 되어 있다. Figure 18의 트윗을 streaming API로 수집하면 부록 D와 같은 구조로 되어 있다. Figure 19는 작성일자(created_at), 작성자 아이디(id), 텍스트(text), 텍스트 잘림(truncated)이다. 최근 트윗의 글자수 제한이 280바이트로 완화되었지만 streaming API로 제공되는 text는 140바이트로 140바이트를 넘어 갈 경우 텍스트에는 해당 트윗의 링크가 삽입이 되고 텍스트 잘림 속성은 True 로 설정된다. 이외에도 트윗을 작성한 위치정보가 저장된 속성으로 geo, coordinates, place 등이 있으며 이 정보를 이용하여 국가별 통계 등에 활용 가능하다.

```
'created_at': 'Thu Nov 21 07:03:43 +0000 2019',
'id': '1197410242767642626',
'id_str': '1197410242767642626',
'text': 'APCC's Executive Director and 15 researchers attended today's #Korea-#ASEAN #WomeninSTEM Forum held in #Busan, Kore... https://t.co/v7yeEP0w2h',
'truncated': True,
```

Figure 19. A part of the structure of a tweet of twitter

(나) 기계학습 기반 이상고온 탐지 기법

기계학습 기법을 이용한 이상고온 탐지 기법은 텍스트로 작성된 소셜미디어 자료를 나이브 베이즈(Naïve Bayes), 서포터 벡터 머신(SVM: Support Vector Machine)(Cortes and Vapnik, 1995) 등 분류기(classifier)로 개발된 문장 분류기를 이용하여, 이상고온 관련 문장을 자동으로 분류하고 날씨 관련 트윗과 이상고온 관련 트윗의 비를 구해 탐지한다(Figure 20). 텍스트 형태의 트윗 자료를 분류기를 이용하기 위해서는 키워드 필터링, 토큰화(tokenization), 이모티콘 분류 등 텍스트마닝 기법이 필요하다. 데이터 전처리의 토큰화는 문장을 단어와 단어로 분리하는데 사용되며 형용사, 명사, 동사 등을 제외한 단어는 삭제한다. 분리된 데이터는 키워드 필터링을 이용하여 날씨 관련 트윗으로 데이터를 축소하는데 사용된다. 날씨 관련 키워드는 Moore et al.(2019)이 조사한 날씨 관련 단어를 이용하였다. 이모티콘은 유니코드(unicode)로 작성되어 있기 때문에 어떤 기계학습 라이브러리를 사용하느냐에 따라 별도로 데이터 처리가 필요하다. 그러므로 유니코드로 작성된 이모티콘을 유니코드 표준에 명시된 이름으로 변환하여 사용하였다.



Figure 20. Monitoring approach of machine learning-based abnormal high temperature

문장 분류는 앞서 데이터 전처리에서 정리된 데이터를 바탕으로 기계학습 알고리즘인 서포트 벡터 머신(SVM: Support Vector Machine) 알고리즘을 이용하여 학습하고 이상고온 문장 분류기 모델을 개발하였다.

이상고온 문장 분류기 모델의 학습을 위해 2018년과 2019년 전세계주요 폭염사례 기간 동안 수집한 자료를 대상으로 육안 분류방법으로 이상고온 트윗을 분류하였다. 데이터셋은 그리스(Greece), 그린란드(Greenland), 노르웨이(Norway), 독일(Germany), 룩셈부르크(Luxembourg), 모로코(Maroc), 벨기에(Belgium), 스위스(Swiss), 스페인(Spain), 영국(United Kingdom), 오만(Oman), 이탈리아(Italy), 일본(Japan), 체코(Czech Republic), 프랑스(France), 핀란드(Finland) 등 총 18개 국가에서 획득한 영어로 작성된 트윗을 이용하여 구축하였다(Table 8). 날씨 관련 트윗 총 57,857 건 중에서 이상고온 관련 트윗이 13,936 건으로 분류되었으며 약 24%를 차지하였다. 육안 분류한 이상고온 데이터와 이상고온이 아닌 데이터를 이용하여 기계학습 알고리즘의 학습데이터로 사용하였다.

Table 8. Summary of training dataset for a sentence classifier based on support vector machine.

Country	Data collection period	Heatwave-related tweets	Weather-related tweets
Belgium	2019.07.23.~07.29.	125	460
Czech Republic	2019.07.23.~07.29.	26	130
Finland	2018.07.17.~07.19. 2019.07.23.~07.29.	86	320
France	2019.07.23.~07.29.	319	1,740
Germany	2019.07.23.~07.29.	247	1,438
Greece	2018.07.22.~07.24.	32	144
Greenland	2019.07.23.~07.29.	0	15
Italy	2019.07.23.~07.29.	131	988
Japan	2018.07.22.~07.24.	220	406
Luxembourg	2019.07.23.~07.29.	5	22
Maroc	2018.07.22.~07.24.	9	22
Nederland	2019.07.23.~07.29.	277	951
Norway	2018.07.17.~07.19. 2019.07.23.~07.29.	61	345
Oman	2018.06.25.~06.27.	7	21
Spain	2019.07.23.~07.29.	162	1,388
Switzerland	2019.07.23.~07.29.	39	286
United Kingdom	2019.07.23.~07.25.	7,882	27,942
USA	2018.06.15.~06.18.	4,308	21,239
Total		13,936	57,857

나. 이상기후 원인분석

(1) 원인 분석 관측 및 재분석 자료

(가) 대기, 해양 변수

관측 해수면 온도 (sea surface temperature, SST) 분석을 위해서 Extended Reconstructed Sea Surface Temperature version 5 (ERSST v5; Huang et al. 2017) 월 자료가 사용되었다. ERSST v5는 $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ 의 수평 해상도를 가지며, 자료 기간은 1854년부터 현재까지 이다. 방출장파복사(outgoing longwave radiation, OLR)는 National Oceanic and Atmospheric

Administration (NOAA)가 제공하는 monthly interpolated OLR ($2.5^{\circ} \times 2.5^{\circ}$)를 이용하였다. 그리고 대기 순환 분석을 위해서 National Centers for Environmental Prediction-National Center for Atmospheric Research (NCEP-NCAR) 재분석장 I (Kalnay et al. 1996)으로 부터의 기온, 지위고도, 바람 자료가 사용되었다. 이 연구에서는 1981년 이후의 관측 자료들을 중심으로 분석하였으며, 1981년에서 2010년을 평년 기간으로 하여, 1981년에서 현재까지의 기온, 강수, 지위고도, SST, 바람장의 편차가 정의되었다.

(나) 대기, 해양 변동 지수

월별 해수면온도 기반 기후지수 및 대기 원격상관 지수 등의 다양한 기후지수를 사용하였다(Table 1).

Table 9. SST-based climate indices and atmospheric teleconnection indices used in this study and the data source.

Index Category	Index	Data source
SST-based index	PDO (Pacific Decadal Oscillation)	https://www.esrl.noaa.gov/psd/data/climateindices/list/
	NINO34(NINO3.4)	https://www.esrl.noaa.gov/psd/data/climateindices/list/
	SOI (Southern Oscillation Index)	https://www.esrl.noaa.gov/psd/data/climateindices/list/
	EMI (El Niño Modoki Index)	https://ds.data.jma.go.jp/tcc/products/elino/index
	IOBW (Indian Ocean Basin Wide Mode)	https://ds.data.jma.go.jp/tcc/products/elino/index
	westNINO (NINO West)	https://ds.data.jma.go.jp/tcc/products/elino/index
	IOD (Indian Ocean Dipole)	http://www.jamstec.go.jp/frsgc/research/d1/iod/iod/dipole_mode_index.html
	TNA (Tropical North Atlantic)	https://www.esrl.noaa.gov/psd/data/climateindices/list/
	TSA (Tropical Southern Atlantic)	https://www.esrl.noaa.gov/psd/data/climateindices/list/
	CAR (Caribbean Index)	https://www.esrl.noaa.gov/psd/data/climateindices/list/
Atmospheric teleconnection index	NAO (North Atlantic Oscillation)	https://www.esrl.noaa.gov/psd/data/climateindices/list/
	EA (East Atlantic Pattern)	ftp://ftp.cpc.ncep.noaa.gov/wd52dg/data/indices/tele_index.nh
	WP(West Pacific Pattern)	ftp://ftp.cpc.ncep.noaa.gov/wd52dg/data/indices/tele_index.nh
	EP/NP (East Pacific/North Pacific Pattern)	ftp://ftp.cpc.ncep.noaa.gov/wd52dg/data/indices/tele_index.nh
	PNA (Pacific/North American Pattern)	ftp://ftp.cpc.ncep.noaa.gov/wd52dg/data/indices/tele_index.nh
	EA/WR (East Atlantic/West Russia Pattern)	ftp://ftp.cpc.ncep.noaa.gov/wd52dg/data/indices/tele_index.nh
	SCA (Scandinavia Pattern)	ftp://ftp.cpc.ncep.noaa.gov/wd52dg/data/indices/tele_index.nh
	PE (Polar/Eurasia Pattern)	ftp://ftp.cpc.ncep.noaa.gov/wd52dg/data/indices/tele_index.nh

① ENSO 발달 감시 지수

태평양의 주요 SST 변동 모드인 ENSO는 Niño3.4 (170°W - 120°W, 5°S - 5°N) 지역에서 평균된 SST 편차로 정의하였다. ENSO 발달 감시를 위해서 적도 태평양에서 외향 장파 복사 (Outgoing Longwave Radiation, OLR)와 동 적도 평균 해양 열용량 편차를 활용하였는데, 이들 자료들은 미국 NOAA/Climate Prediction Center (CPC) 웹사이트에서 다운 받아 사용하였다

(Table 10).

Table 10. Climate variables obtained from some international climate centers.

Variables	websites
Heat content	http://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/analysis_monitoring/ocean/index/heat_conent_index.txt
OLR	http://www.cpc.ncep.noaa.gov/data/indices/

현재의 ENSO 발달 감시를 위해서 참고하고자 합성장 분석을 하였는데, 여기서 엘니뇨/라니냐 이벤트 구분은 NOAA/CPC의 정의를 따라서 Oceanic Niño Index (ONI)가 5 개월 연속으로 $\pm 0.5^{\circ}\text{C}$ 를 넘을 때로 정의하였다 (http://www.origin.cpc.ncep.noaa.gov/products/analysis_monitoring/ensostuff/ONI_v5.php). 1981 년 부터 2019 년 사이에 엘니뇨(1982, 1986, 1987, 1991, 1994, 1997, 2002, 2004, 2006, 2009, 2014, 2015, 2018)와 라니냐(1983, 1984, 1988, 1995, 1998, 1999, 2000, 2005, 2007, 2008, 2010, 2011, 2016, 2017) 이벤트들은 각각 13개와 14개씩 존재하였다.

(2) 주성분 활용 원인 분석 방법

(가) 이상 고온 원인 분석 방법

아태 지역의 세부 지역 별 발생한 이상 고온의 원인을 분석하기 위해서 주성분 분석을 활용하였다. 여러 가지 주성분 분석 방법 중 경험적 직교 함수(Empirical Orthogonal Function, EOF) 방법을 사용하였다. 먼저 일별 최고기온의 90분위수를 초과한 날수 즉 이상 고온 빈도 지수에 대하여 주성분 분석(1981-2019)을 수행 후 각 모드에 대해 해당 월의 이상고온 날수와 공간 상관계수(Pattern Correlation Coefficient, 이하 PCC)를 계산하여 가장 유사한 주성분 모드 및 PC (Principle Component)을 선정하였다. 이 때, 관련성의 절대적인 오차를 함께 고려하기 위해서 도메인 평균값을 제거하지 않고 PCC 계산을 수행하였다.

아태지역에서 월별 이상 고온 발생과 관련된 주요 대기 및 해양 순환장을 분석하기 위해서, PC의 시계열과 500hPa 지위고도장 및 SST와의 상관관계를 계산하였다. 생산된 상관관계 분포와 해당 월의 500hPa 지위고도 및 SST 편차와의 교차 비교를 통해 이상 기후 발생 원인을 설명하였다. 주성분 분석 시 장기변동성(trend)의 기여를 고려하기 위해서 트렌드 제거는 하지 않았다.

(나) 가뭄/풍수 원인 분석 방법

① 주성분 분석을 통한 주요 모드 선정

가뭄 및 풍수의 원인 분석을 위하여 1개월 SPEI 지수(SPEI1)를 사용하였다. 1개월 SPI 지수와 비교 결과 두 지수의 공간적 시간적 변동성 및 주성분분석 결과가 거의 유사했으며 주요 모드 선정을 위한 공간 패턴 상관관계의 절대값이 조금 더 높았기 때문에 SPEI를 사용하였다. 장기 경향성 전 후의 결과 차이가 미미하였기에 장기 경향성은 제거하지 않았다.

관심 지역에 나타나는 가뭄지수의 연간 주요 변동모드를 분석하기 위해 경험적 직교함수(Empirical Orthogonal Function, EOF) 분석을 수행하였는데 과거 30년(1981-2010) 기간 동안 매월 4개의 주성분(EOF1, EOF2, EOF3, EOF4)과 그에 해당하는 시계열(Principal Component, PC1, PC2, PC3, PC4)을 얻었다. 이후, 해당 월의 가뭄지수 공간 분포와 가장 유사한 모드를 찾기 위해 SPEI 지수와 4개 EOF 모드의 공간 패턴 상관지수(PCC)를 계산하였다. 주요모드 선정 기준은 PCC의 절대값이 0.4 이상이며 가장 높은 상관지수를 보이는 EOF 모드를 주요 모드로 선정하였다.

② 주요모드와 관련된 대규모 순환 분석

첫째, 선정된 주요모드의 PC와 대기 및 해양 관련장(지위고도, 바람, 해수면온도, 상향장파복사, 해빙)의 상관관계를 격자별로 계산 한 후 통계적으로 유의미한 구역을 찾았다. 둘째 해당 월의 관련장 편차와 비교하여 공통적인 부호와 강도를 보이는 지역을 확인하여 원인을 추정하였다. 유사한 방법으로 주요모드의 PC와 유의미한 상관관계를 갖는 대기/해양 변동 지수를 찾은 후 해당 월의 대기/해양 변동 지수와 비교하여 공통적인 부호와 강도를 보이는 모드를 확인하여 원인을 추정하였다.

(3) 주별 발생 이상 강수 원인 분석 방법

① 통계적 분석

이상강수가 있었던 지역을 이상강수 구역으로 선정하여 지역 평균 강수량과 편차를 구하였다. 해당 주의 2주 전부터 2주 후까지 38년(1981-2018년) 기간의 총 195(=5x39)의 경우에 대해 Eq. 1을 이용하여 강수 편차의 재현기간(Return period)을 계산하였다. Rank는 195개의 경우 중 해당 이벤트의 강수량의 순위를 의미한다.

$$Return\ Period = (195 + 1) / Rank \quad [1]$$

② 유사성 분석

통계적 분석과 마찬가지로 해당주의 2주 전부터 2주 후까지 38년(1981-2018년) 기간의 총 195(=5x39)의 경우에 대해 아래와 같은 두 가지의 조건을 충족시키는 과거 이벤트를 선정하였다.

- 1) 이상강수 구역의 평균 강수 편차가 $0.7 \times \sigma$ (표준편차) 이상,

2) 지위고도 편차의 관점에서 이상상수의 직접적인 원인으로 추정되는 지역(원인 추정 지역으로 명명)을 정한 후, 해당 월의 지위고도 편차와의 PCC가 0.3 이상

위의 두 조건을 만족시키는 과거 사례들을 유사사례로 정의한 후 850 hPa의 지위고도 편차 합성장(통계적 유의미성 포함)을 생산, 해당 사례의 경우와 비교를 통해 이상강수 발생의 직접적인 원인을 추정하였다. 합성장의 통계적 유의미성은 대체 없는 1000번의 무작위적 선택을 통한 bootstrap 방법(Gershunov and Barnett, 1998)을 이용하여 신뢰도를 테스트하였다.

3. 결과

가. 이상기후 감시

(1) 준 실시간 이상기후 감시 정보 생산 및 표출 체계 구축

(가) 이상기후 빈도 지수 및 강도 지수의 전지구 공간 분포

① 월별 이상기후 빈도 지수 전지구 공간 분포

먼저, Figure 21은 일 최고기온 자료를 이용하여 계산된 월별 이상고온 빈도 지수(날 수)의 전지구 공간 분포이다. 지역별로 자세히 살펴보면, 남반구 여름철 계절인 12~2월에는 호주 지역의 중심부, 남아프리카의 남동부지역, 그리고 일부 남미 지역에서 이상고온 발생 빈도가 크게 나타났다는 것을 알 수 있다. 3월부터 10월까지의 북반구 극지역과 밀접한 알래스카, 캐나다, 그린란드에서 과거 30년에 비해 이상고온이 매우 뚜렷하게 나타났으며, 북반구 여름철에는 동시베리아 대륙에서의 이상고온이 뚜렷하게 발생하였음을 알 수 있다. Figure 22는 이상저온 빈도 지수의 전지구 공간 분포를 월별로 나타낸 것이다. 북반구 겨울철인 2월에 북미에서 이상저온 발생일수가 크게 나타났으며, 남반구 겨울철인 6~9월에는 아프리카 남부 지역에서 이상저온이 뚜렷하게 나타났다. 이상저온과 이상고온 빈도 지수를 전지구 공간 분포에 대해 비교해보면, 이상고온에 비해 이상저온 발생지역이 그리 많지 않은 것을 알 수 있다. 발생일수 또한 이상고온에 비해 이상저온에 대해서는 현저히 적게 나타나는 특징을 보였다. 과거 30년 자료에서부터 추출한 10백분위 값을 기준으로 한 이상저온보다 90백분위 값을 기준으로 한 이상고온 발생 지역이 더욱 넓게 나타나고 있다는 것은, 지구온난화로 인해 지속적으로 증가하고 있는 기온의 경향과도 관련이 있다. 특히, 일 최저기온은 일 평균기온이나 일 최고기온에 비해 그 증가추세가 더욱 큰 폭으로 상승하는 경향을 보여 왔고, 이러한 일 최저기온의 증가는 Figure 21과 22에서처럼 폭염 빈도 수를 더욱 증가시키고, 한파 빈도 수를 감소시키는 결과를 가져온다. Alexander et al.(2006)에서는 ETCCDI의 27개 지수 중 기온의 백분위 값을 이용하는 지수들을 가지고 과거 기간에 대해 살펴본 결과 일 최고기온의 최솟값보다 일 최저기온의 최솟값의 증가 추세가 더욱 유의미하다는 것을 보였고, 한파와 관련이 있는 일 최저기온의 10백분위 값은 매우 유의미하게 감소하는 경향을 보였다.

이상저온 현상보다는 이상고온 현상이 더욱 빈번하고 넓은 지역에서 나타나고 있음을 알 수 있다. 하지만 여기서 더욱 자세히 살펴봐야 할 점은, 아프리카 남부 지역 같은 경우는 같은 월에 이상고온과 이상저온 빈도 지수가 매우 높게 나타나는 특징이 있다. 이는 일 최저기온은 더욱 낮아짐으로써 이상저온 현상이 더욱 빈번하게 나타나고, 일 최고기온도 더 높아짐으로써 이상저온 현상이 더욱 빈번하게 나타남으로써 일교차가 더욱 커지고 있다는 것을 알려준다.

Figure 23은 이상강수 빈도 지수의 월별 전지구 공간 분포를 보여준다. 비교적 건조한 시베리아 대륙이나 극지방에서는 일 강수량의 90백분위 값 자체가 매우 작아서 이상강수의 기준 또한 매우 작기 때문에 빈도지수가 5일 이상인 지역이 넓게 나타난다. 또한 강수의 일별 변화는 기온 변수와는 달리 변동이 매우 크기 때문에 이상강수 기준을 넘는 빈도 지수보다는 이상

강수 기준과 얼마나 강수량이 차이가 나는지 이상강수의 강도 지수로 살펴볼 필요가 있다.

Days with Tmax > 90th percentile (2019)

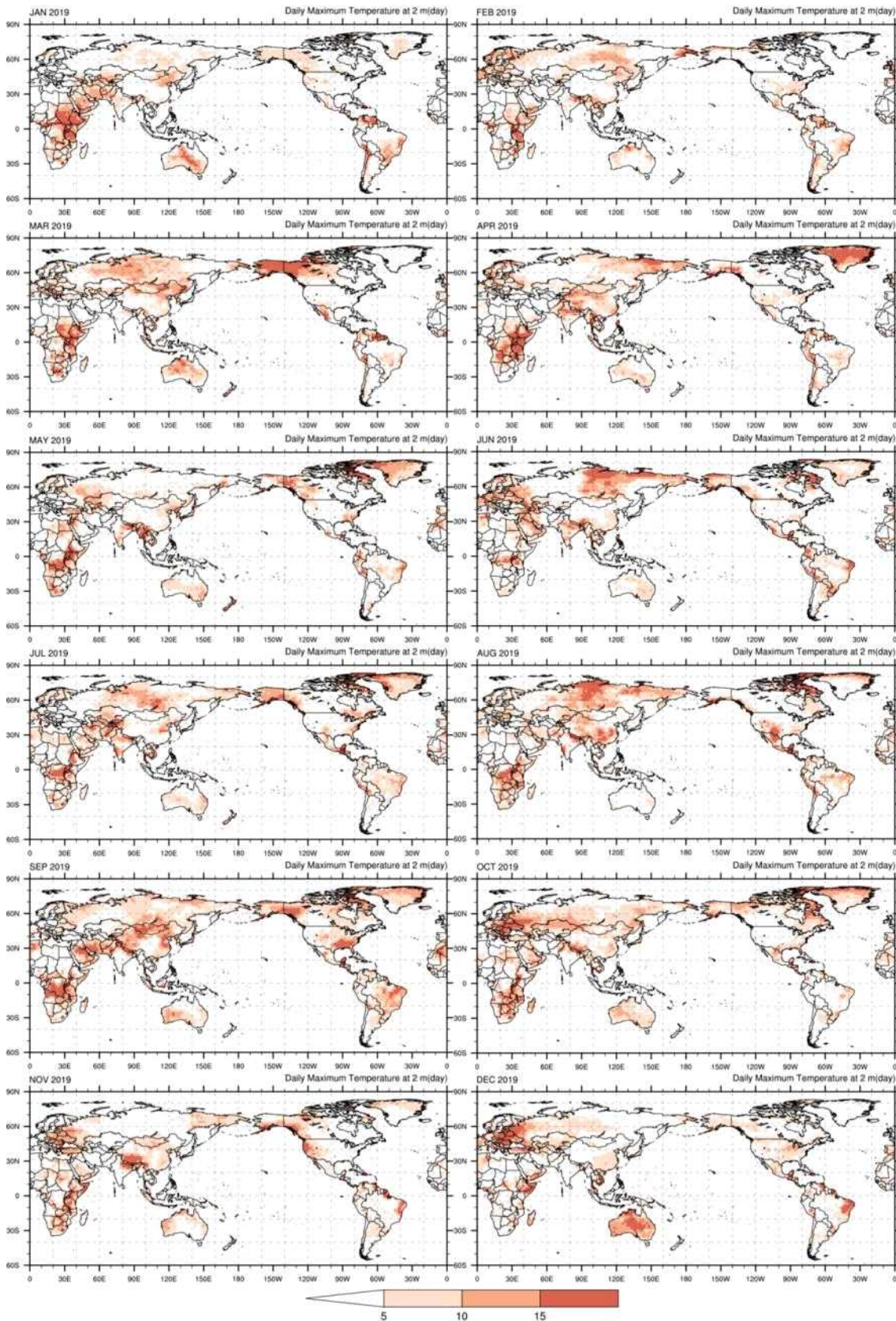


Figure 21. Extreme climate days (above 90th percentile) for daily maximum temperature at 2m.

Days with Tmin < 10th percentile (2019)

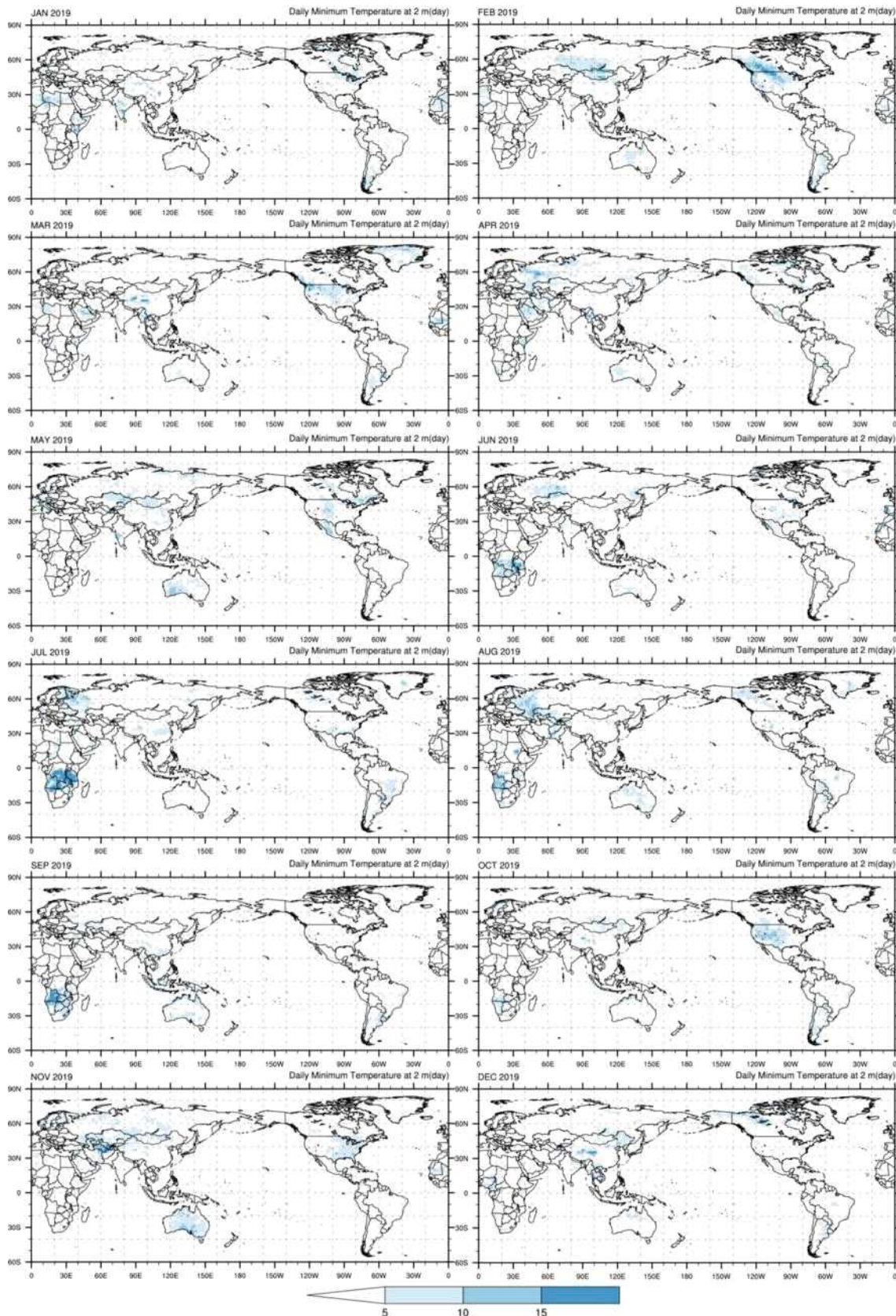


Figure 22. Extreme climate days (below 10th percentile) for daily minimum temperature at 2m.

Days with Prcp > 90th percentile (2019)

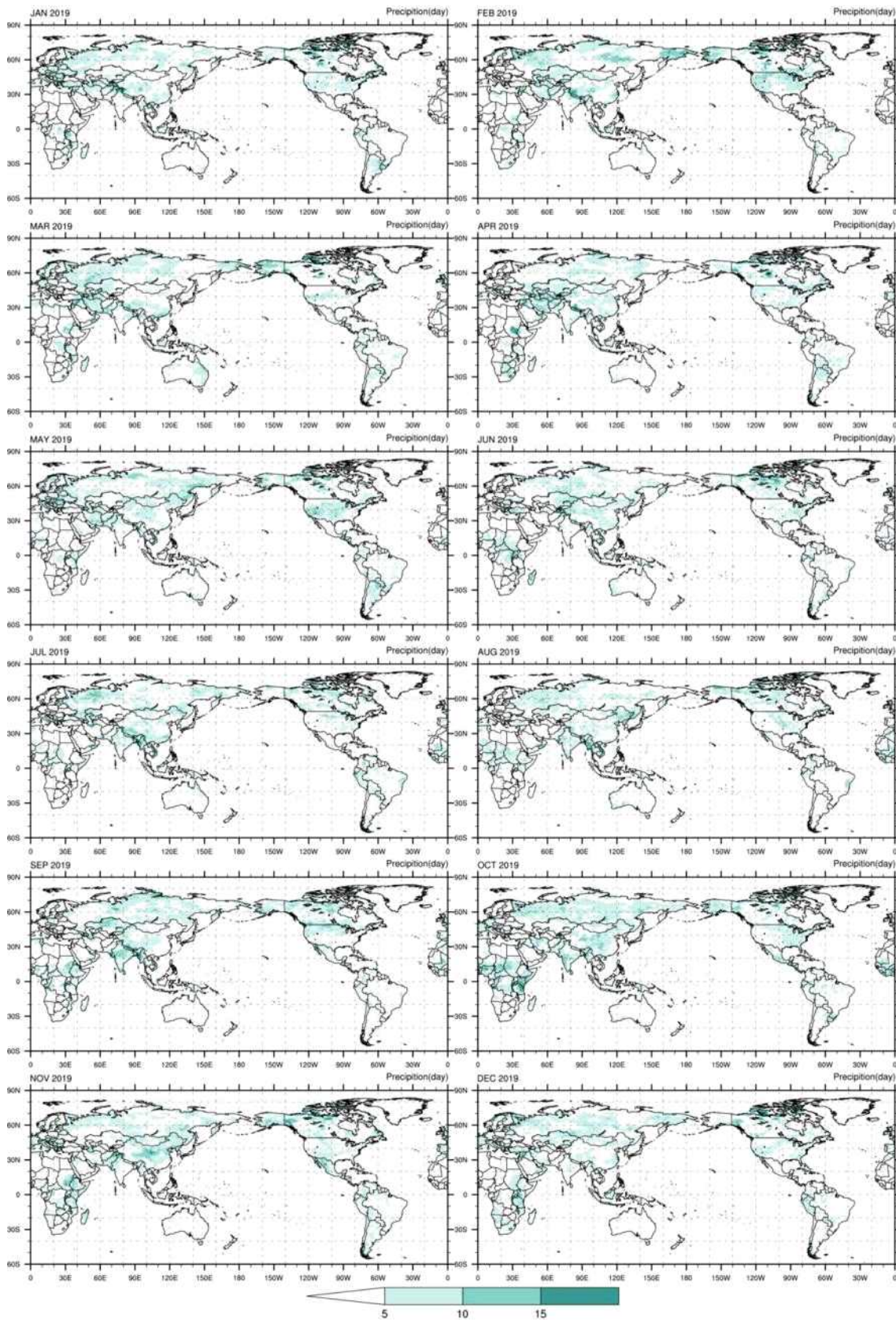


Figure 23. Extreme climate days (above 90th percentile) for daily precipitation.

② 월별 이상기후 강도 지수의 전지구 공간 분포

Figure 는 이상기후 강도 지수의 전지구 공간 분포를 보여주고 있다. 이상고온 빈도 지수와 강도 지수의 공간 분포를 비교해보면, 지역별로 큰 차이가 나타남을 알 수 있다. 1월에는 북반구 그린란드 지역에서 이상고온 빈도는 적게 나타났으나, 강도가 매우 강했던 것으로 보인다. 또한 알래스카 지역과 북미 일부 지역에서는 이상고온 빈도 지수와 강도 지수 모두 강하게 지속되고 있으며, 9~11월에는 유라시아 대륙에서의 이상고온 강도 또한 매우 높게 나타나고 있다. 호주와 남미 지역 또한 계절에 상관없이 발생 빈도도 높고 강도 또한 높게 나타나고 있다.

Figure 25에서는 이상저온 강도 지수를 전지구 지역에 대해 보여주고 있다. 이상저온의 강도 지수는 빈도 지수와는 달리 매우 강한 강도를 나타내고 있다. 특히 북반구 겨울철에는 북미 지역과 중앙 시베리아 지역에서 이상저온 빈도는 적지만 이상저온 강도는 매우 강하게 나타났다. 또한 북미 지역에서도 이상저온이 빈도는 적은 반면 이상저온 강도는 지속적으로 강하게 나타나는 특징을 보인다.

이상강수의 강도 지수에서는 남미에서 그 강도가 매우 높게 나타나고 있으며, 5월부터 9월정도 까지는 한반도를 포함한 동북아시아 및 유라시아 대륙 전체적으로 이상강수의 강도가 높게 나타나고 있다. (Figure 26)

Intensity of days with Tmax > 90th percentile (2019)

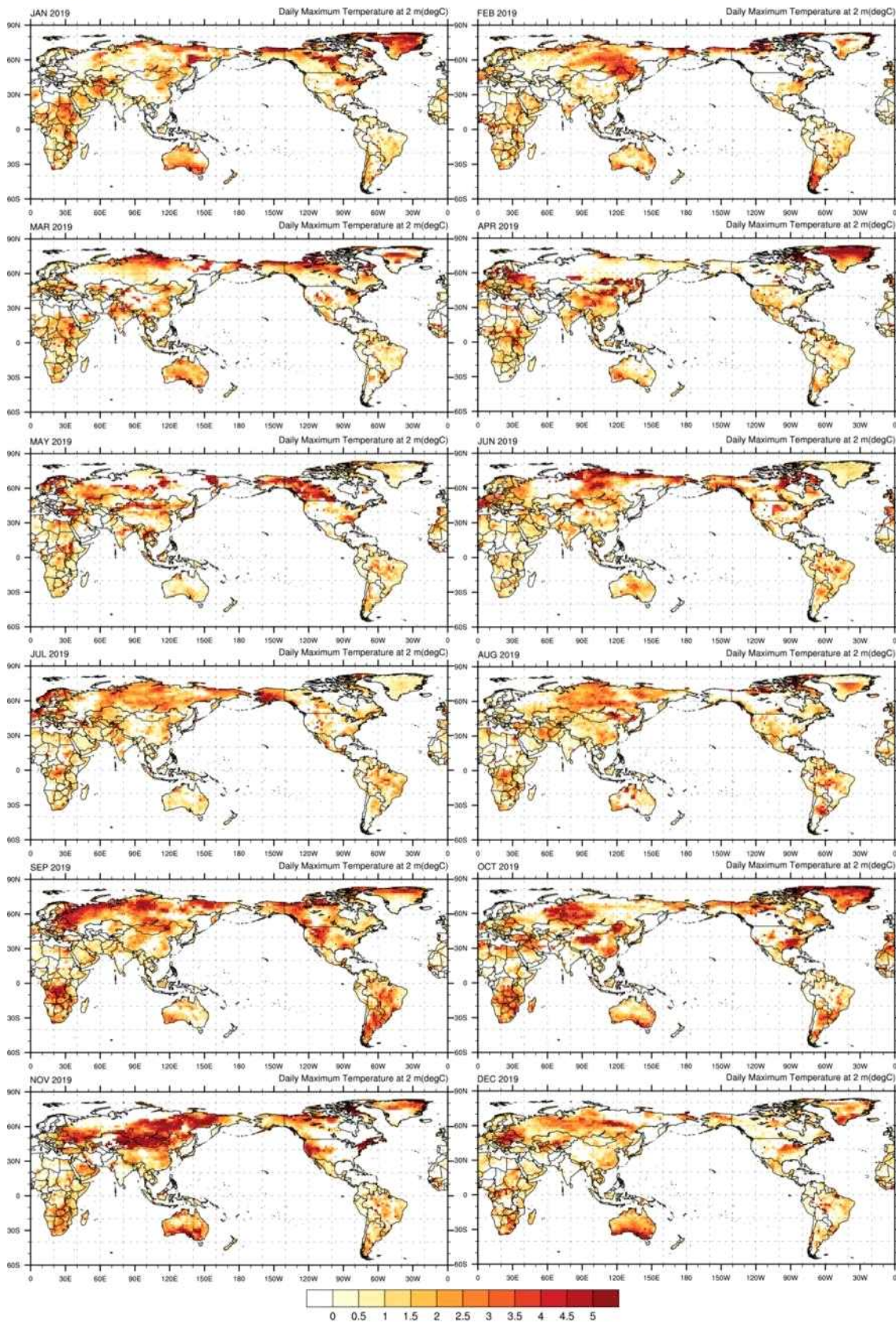


Figure 24. Extreme climate intensity for daily maximum temperature (above 90th percentile) at 2m.

Intensity of days with Tmin < 10th percentile (2019)

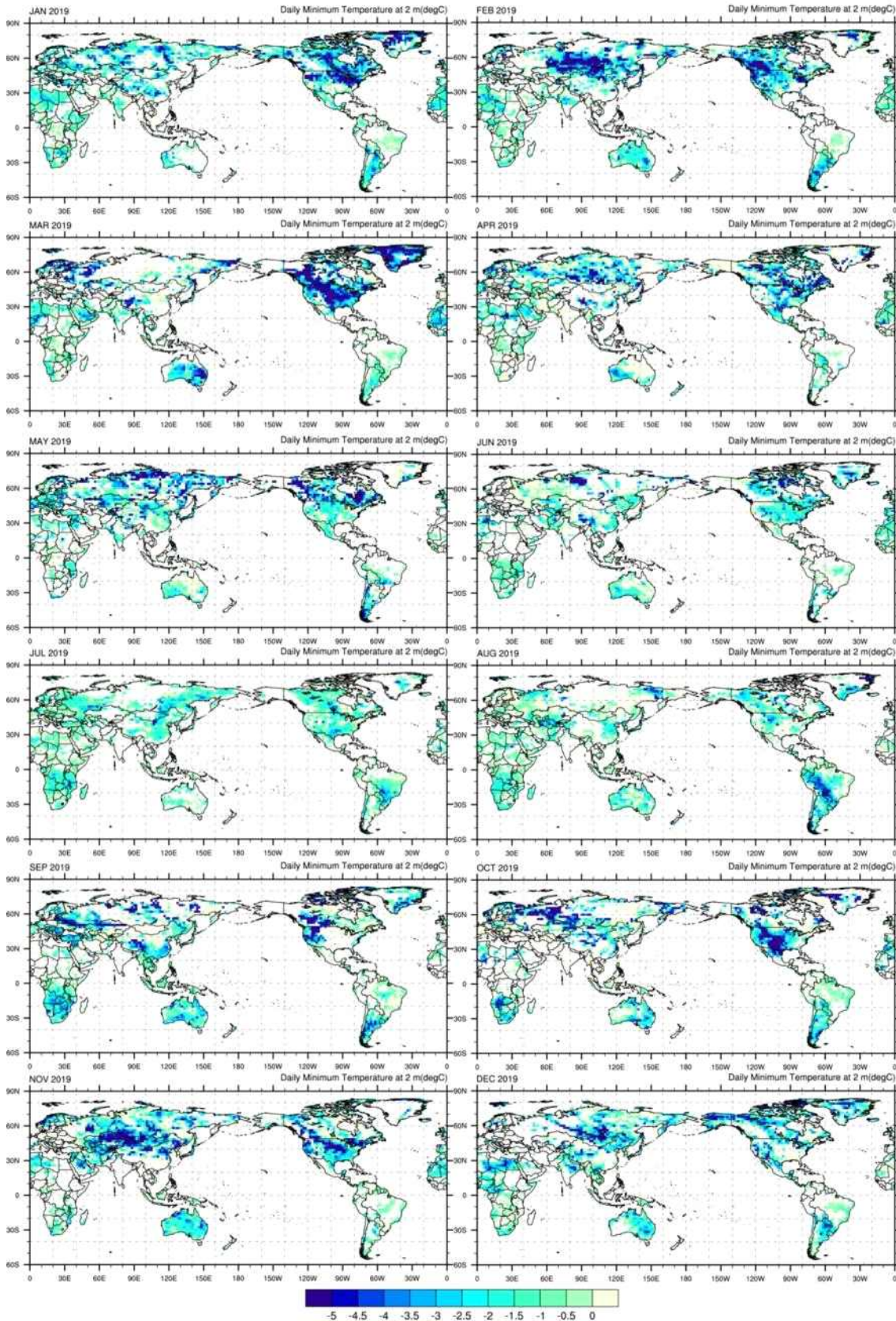


Figure 25. Extreme climate intensity for daily minimum temperature (below 10th percentile) at 2m.

Intensity of days with Prcp > 90th percentile (2019)

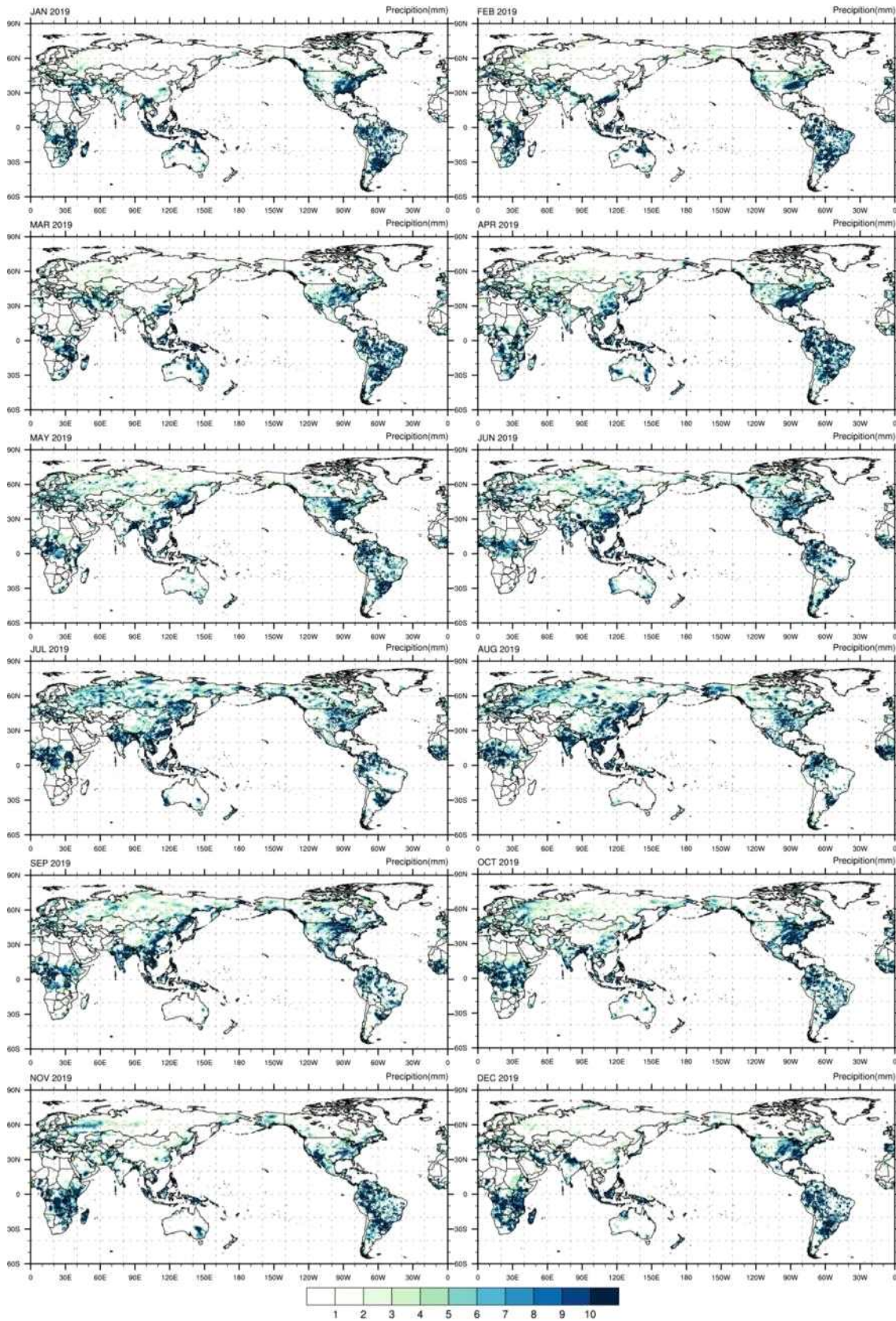


Figure 26. Extreme climate intensity for daily precipitation (above 90th percentile).

(나) 이상기후 빈도 지수 및 강도 지수의 기후값 계산 및 유의성 검증

① 이상기후 빈도 지수의 기후값 계산 및 유의성 검증

이상기후 빈도 지수의 특성을 살펴보기 위해 이상기후 빈도 지수의 기후값과 표준 편차의 공간 분포를 나타내었다. 이상고온 빈도 지수의 기후값과 표준편차는 Figure 27과 Figure 28에 나타내었다. 먼저 이상고온 발생일 수를 나타내는 이상고온 빈도 지수의 기후값은 대부분 지역에서 3일 내외로 나타났는데, 전지구 전체적으로 기후값의 범위가 매우 비슷하게 나타났다. 특히 지역적인 차이보다는 월별 특성에서 더욱 차이가 나는 것 같아 보인다. 기후값이 3 정도로 작은 데에 비해 과거 30년 동안의 표준 편차는 지역적인 특성에 따라 공간 분포가 다르게 나타나는 특징을 보인다 (Figure 28).

Figure 29에서와 같이 이상저온에 대한 빈도 지수는 이상고온 빈도 지수에 비해 남아프리카, Maritime-continent, 남미 등에서 기후값이 더욱 낮게 나타나고 있음을 보인다. 월별로 공간 분포가 크게 차이 나지만 남미의 북부지역에서의 기후값은 모든 월에서 다른지역보다 더욱 낮게 나타나는 특징을 보인다. 또한 중국 남부 지역은 5~9월에 빈도 지수의 기후값이 작게 나타나는 특징을 보이고 있다.

Figure 30을 통해서는 월별로 공간 분포가 다르지만, 남미에서 경년변동성이 더욱 크게 나타나는 점을 알 수 있다. 또한 이상기후 빈도 지수에 대한 유의성 검증을 실시하였을 때, 빈도 지수의 공간 분포 전체에 대해서 95% 수준에서 매우 유의한 수준으로 검증되었다.

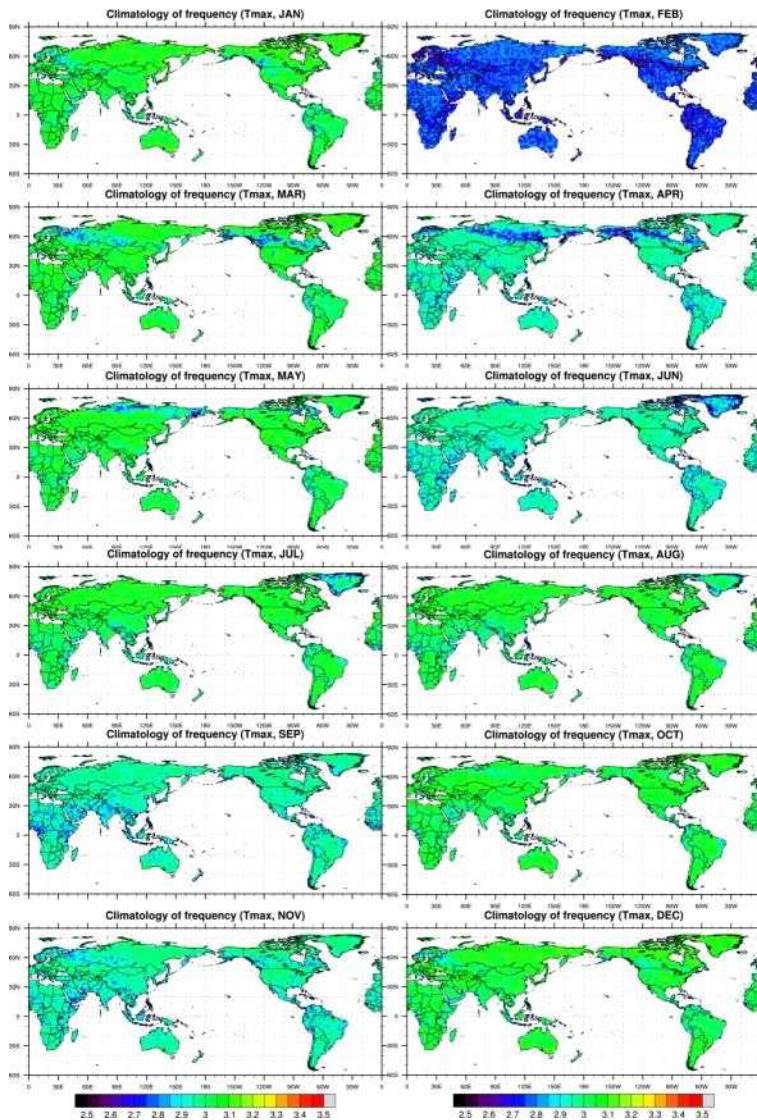


Figure 27. Spatial distribution of the climatology of extreme climate days for the daily maximum temperature above 90th percentile.

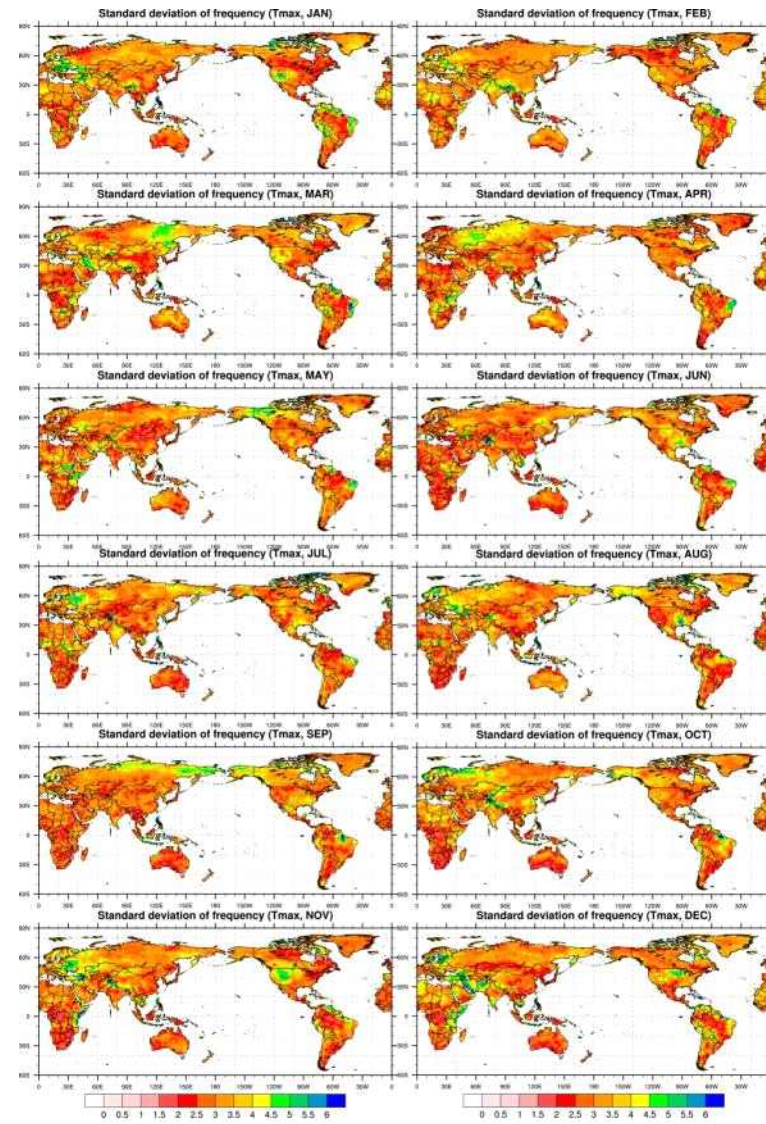


Figure 28. Spatial distribution of the standard deviation of extreme climate days for the daily maximum temperature above 90th percentile.

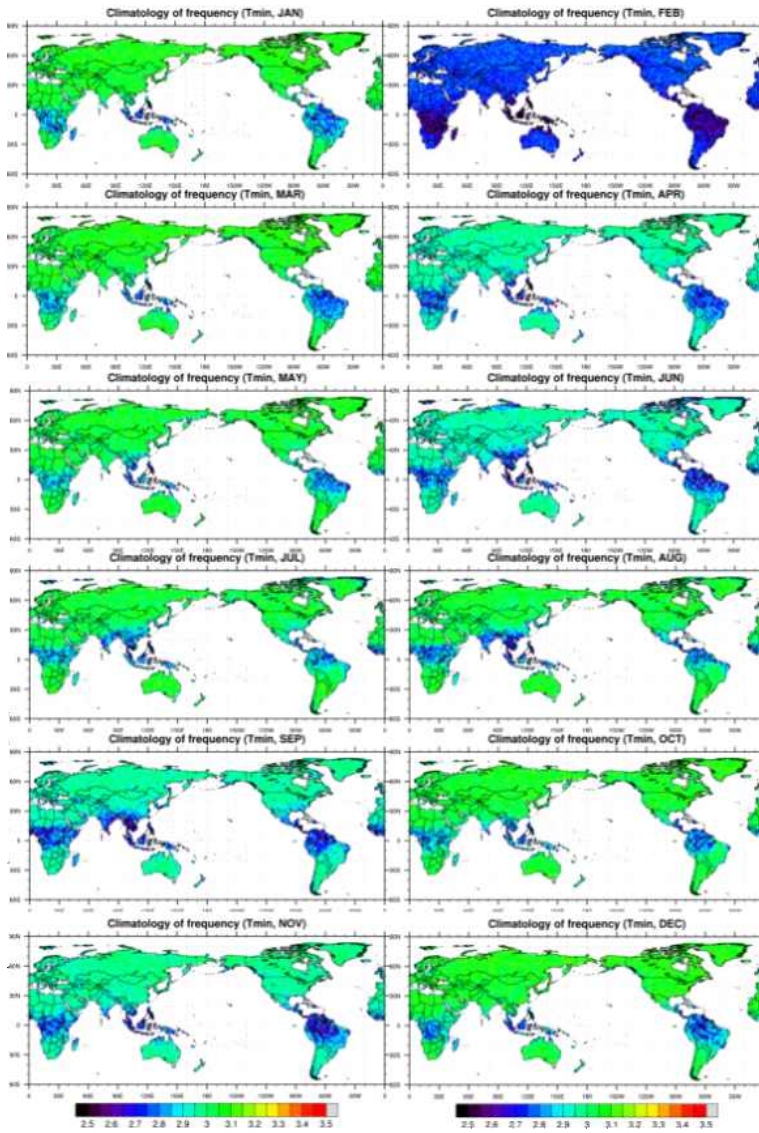


Figure 29. Spatial distribution of the climatology of extreme climate days for the daily minimum temperature below 10th percentile.

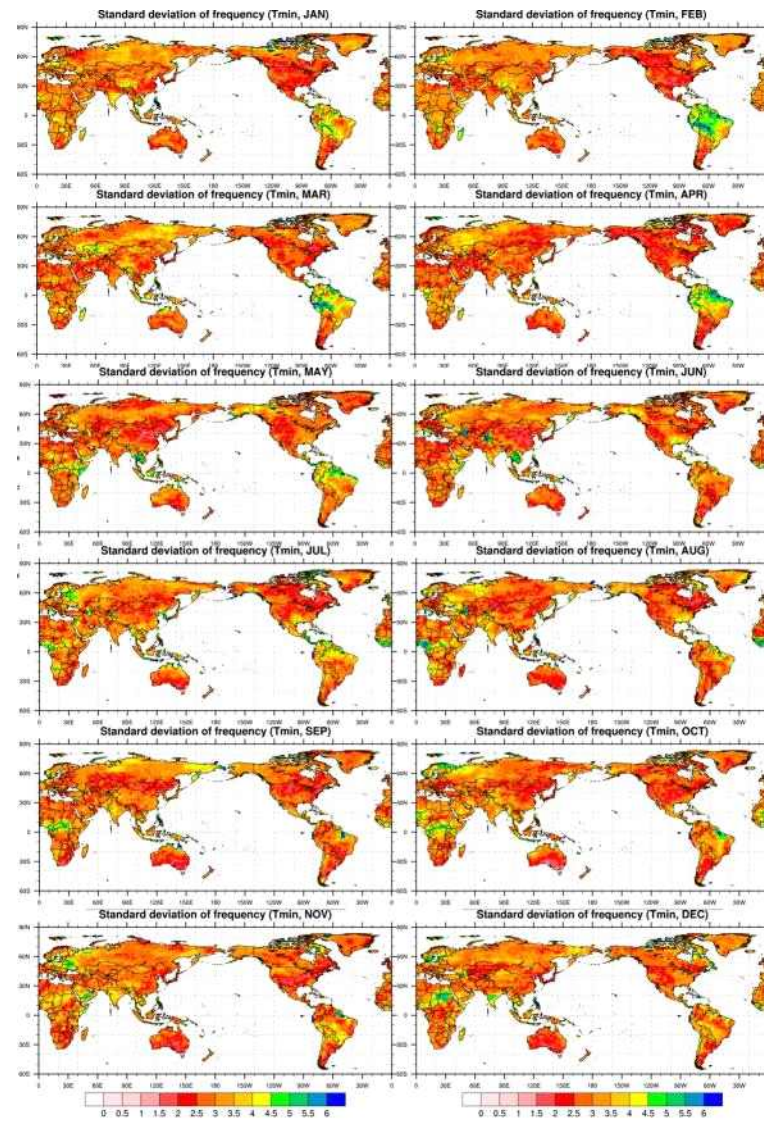


Figure 30. Spatial distribution of the standard deviation of extreme climate days for the daily minimum temperature below 10th percentile.

② 이상기후 강도 지수의 기후값 계산 및 유의성 검증

Figure 31은 이상고온 빈도 지수의 과거 30년에 대한 월별 강도 지수의 기후값을 전지구 지역에 대해 나타낸 것이다. 여름철에는 남반구와 북반구 대부분이 매우 강한 양의 편차 강도를 보이고 있는데, 이는 지구온난화로 인한 기온 변화 때문인 것으로 보인다. Figure 32에서는 표준 편차 값이 클수록 경년변동이 더 큰 지역임을 알 수 있는데, 월별로 공간 분포 특징이 매우 다양하게 나타나고 있다. 대체적으로 북반구에서 더욱 그 크기가 크게 나타나는 것 볼 수 있고, 시베리아 대륙에서 그 편차가 매우 크게 나타나고 있다. 이상 고온 강도의 경년변동성이 매우 크다는 것을 알 수 있다.

Figure 33에서 이상저온 강도 지수의 기후값을 살펴보면 12월에는 남반구의 여름 계절이므로 호주와 남아프리카에서의 고온이 뚜렷하게 나타나고 북반구의 동시베리아, 캐나다 북부와 알래스카 등의 지역의 이상기후의 강도는 강한 음의 값을 보이고 있다. 이상저온 강도 지수의 표준편차를 전지구에 대해 살펴보면, 북미 대륙에서 변동성이 매우 크게 나타나고, 한반도와 동시베리아 대륙에서도 표준편차가 크게 나타났다 (Figure 34).

중앙아프리카와 인도, 유럽, Maritime-continent, 남미 등에서 표준편차 값이 크고 경년변동이 크게 나타나는 것을 알 수 있다. 한반도 지역에서는 이상고온과 마찬가지로 이상저온 강도 지수의 변동성도 크지 않았다.

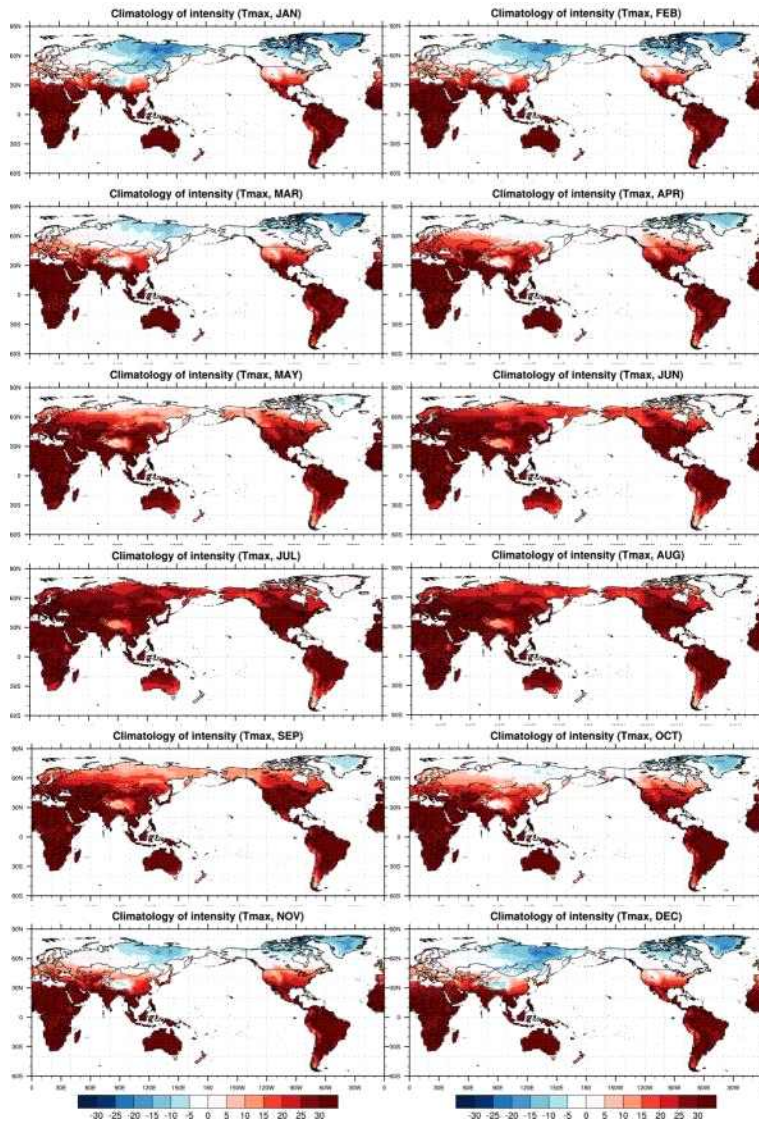


Figure 31. Spatial distribution of the climatology of extreme climate intensity for the daily maximum temperature below 10th percentile.

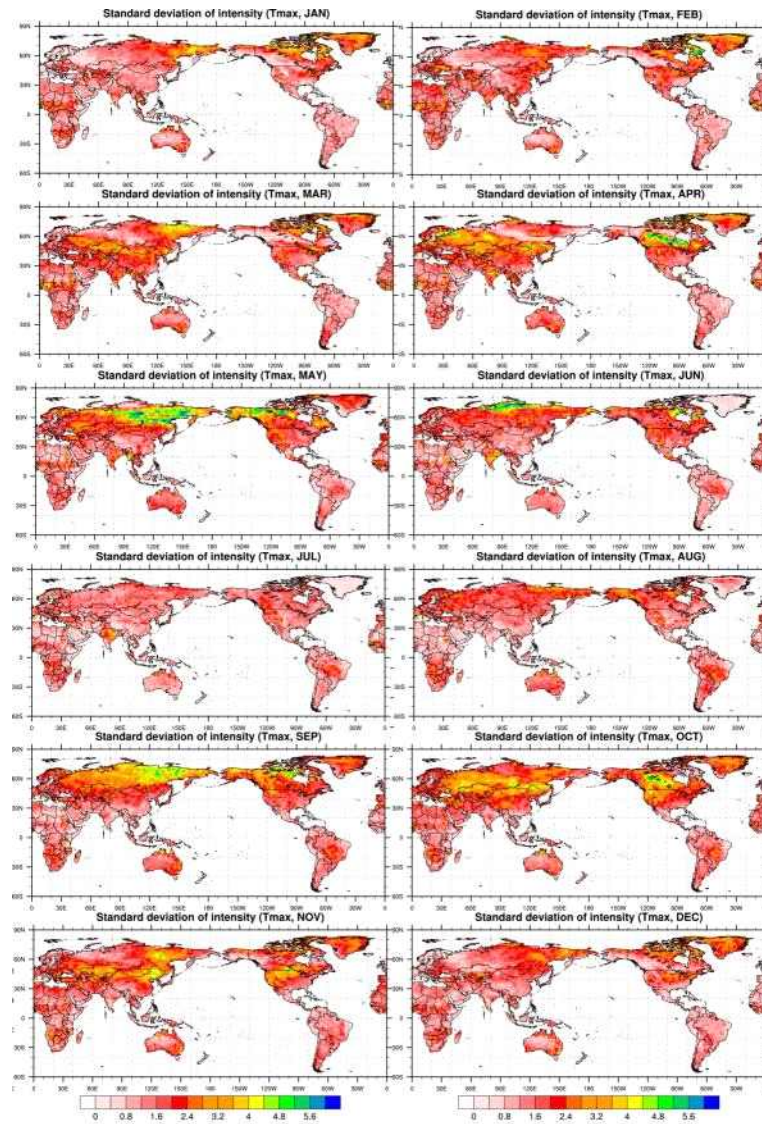


Figure 32. Spatial distribution of the standard deviation of extreme climate intensity for the daily maximum temperature below 10th percentile.

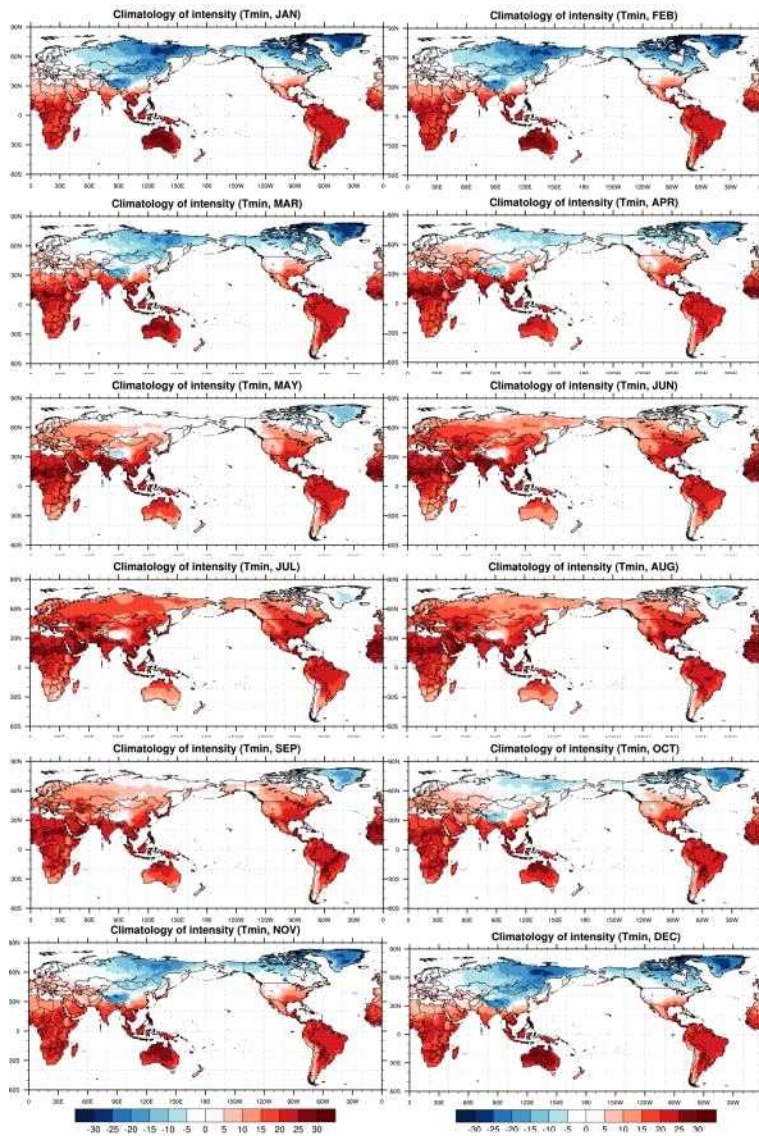


Figure 33. Spatial distribution of the climatology of extreme climate intensity for the daily minimum temperature below 10th percentile.

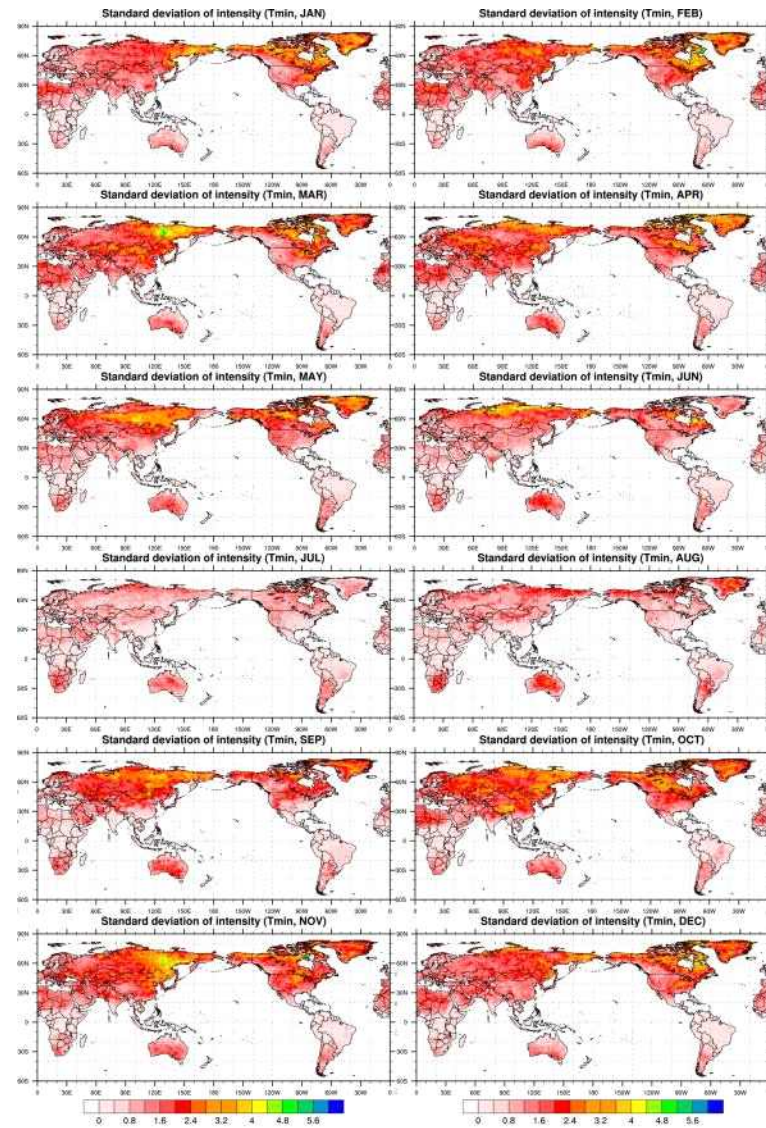


Figure 34. Spatial distribution of the standard deviation of extreme climate intensity for the daily minimum temperature below 10th percentile.

(다) 이상기후 감시 정보 통합 맵 생산

① 월별 이상기후 감시 정보 통합 맵 생산 및 가시화

여러 가지 이상기후가 어떻게 나타났는지를 살펴보기 위해 전지구 지역에서 나타나는 이상기후 감시 정보를 하나로 통합하여, 월별 이상기후 감시 정보 통합 맵을 생산하였다. 이러한 통합 맵을 통해 전지구 지역 중 어느 지역에서 이상고온, 이상저온, 이상강수, 이상가뭄이 나타나는 지 한눈에 볼 수 있다. Figure 35는 2019년 11월의 이상기후 감시 정보 통합 맵을 보여주고 있다. 호주 지역에 대해서 살펴보면, 넓은 지역이 매우 건조한 상태이고, 호주의 남부 지역은 이상저온인 날이 10일 이상 있었고, 호주의 북서부에는 이상고온인 날이 10일 이상 있었다고 볼 수 있다. 또한 남아프리카의 동남부 지역과 유럽, 미국 서부 인근에서 이상고온 발생일수가 높게 나타났다. 중국과 인도 일부 지역에서는 습윤한 상태를 보였다.

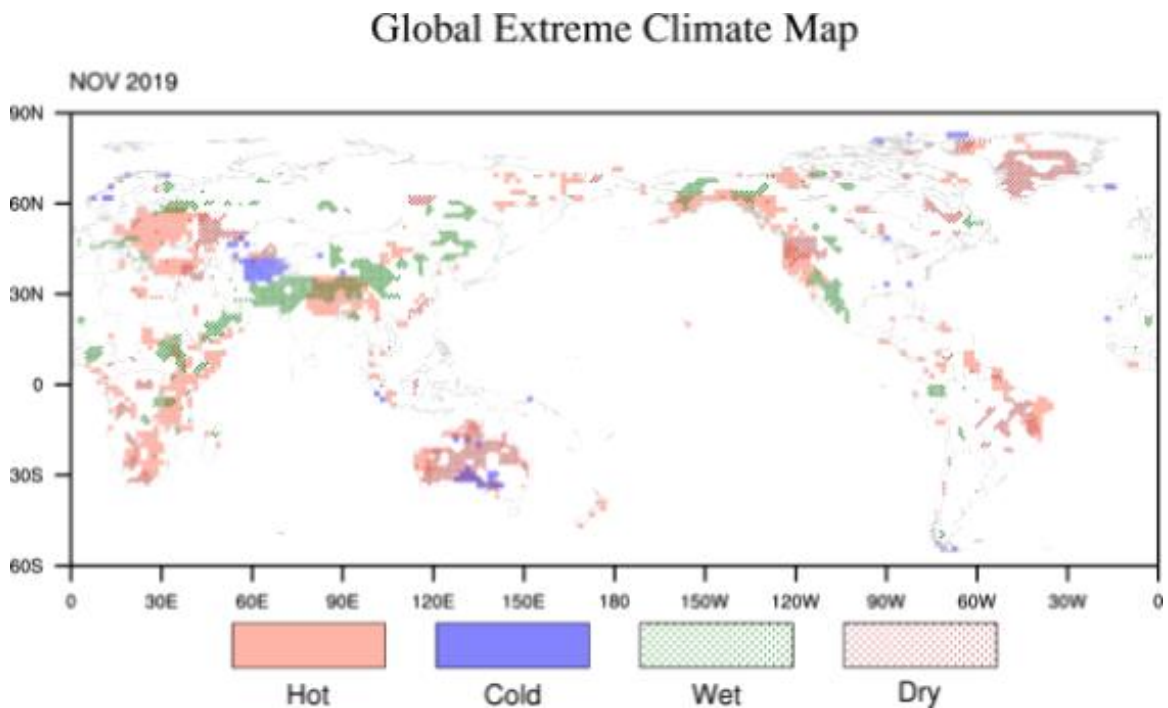


Figure 35. Global Extreme Climate Map.

(라) 이상기후 감시 정보 표출 자동화 구축

이상기후 감시 정보는 매월, 매주 준 실시간 자료를 이용하여 감시 정보를 생산하고 표출하여 웹 서비스를 통해 제공하고 있다. 감시 정보를 더욱 효율적으로 생산하고 서비스하기 위해 준 실시간 자료를 이용하여 감시 정보를 자동으로 생산하고 표출하는 자동화 시스템을 구축하였다.

감시 시스템을 자동화시키기 위해 직접 계산을 수행하는 HPC와 Web에서의 스케줄은 Figures 36과 37과 같다. 매일 FTP 서버를 통해 GDAS 데이터를 다운로드하여 내부 스토리지에

자료 업데이트를 시킨 후, 매주 월요일에는 토양 수분 지수(Soil Moisture Index, SMI)의 웹 서비스를 위한 LIS 모형을 실행하여 주별 토양수분 지수를 가시화한다. 또한 매주 월요일에는 주별 이상고온 및 이상저온, 이상강수의 발생일수를 계산하여 감시 정보를 가시화하도록 하였다.

월별 이상기후 감시를 위해서는 매월 6일경 지난달의 이상고온, 이상저온에 대해 발생일수를 계산하고 가시화 한다. 또한 월별 강수 사상과 최대 사상의 재현 기간, SPI(표준강수지수)와 SEDI(표준 증발량 부족 지수) 자료 또한 자동으로 가시화하여 서비스를 제공하고 있다.



Figure 36. Schedules on the HPC for weekly and monthly extreme climate monitoring system.



Figure 37. Schedules on the WEB for weekly and monthly extreme climate monitoring system.

월별 이상기후 감시 정보는 Figure 38과 같이 웹 서비스를 통해 제공되고 있다. 웹상 표출되는 감시 정보는 월별 이상고온, 이상저온, 최대 강수 사상, 최대 사상의 재현기간, SPI(표준강수 지수), SEDI(표준 증발량 부족 지수) 등 총 6개에 대한 지난 달의 현황을 나타내고 있으며, 매월 12일에 업로드 되고 있다. 또한 주별 이상기후 감시 정보는 Figure 39와 같이 주별 이상고온, 이상저온, 1mm 이상 강수와 토양 수분 지수(SMI)에 대한 감시 정보 웹 서비스를 실시하고 있다. 주별 이상기후 감시 정보는 매주 화요일에 업데이트 되고 있다.

2019년 11월 이상기후 현황

2019년 12월 12일 발표

- 이상 고온 일수는 한반도의 동부 지역에서 5일 정도 나타났으며, 중국 서부와 히말라야 인근에서도 많이 발생했음.
- 1개월 표준 강수 지수와 표준 증발량 부족 지수가 중국 일부 지역에서는 Exceptional dry 상태를 보임.

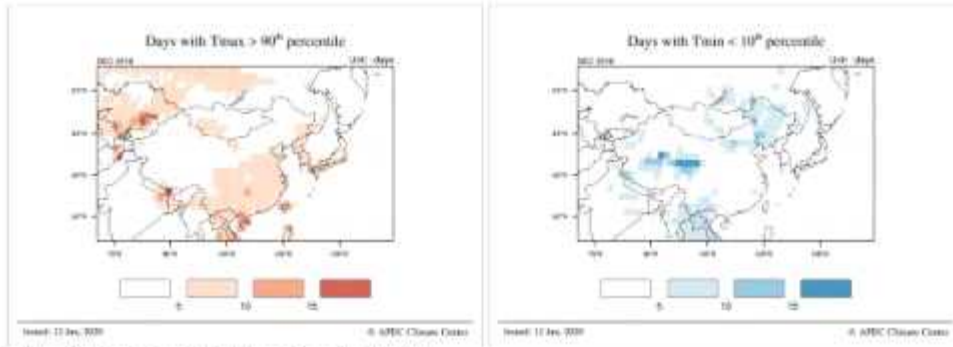


그림 1. 월간 이상 고온 (왼쪽) 및 이상 저온 (오른쪽) 발생일수

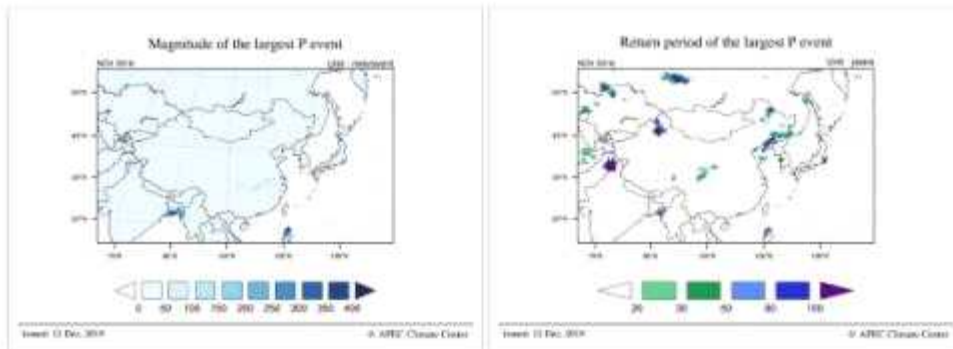


그림 2. 월간 최대 강수 사상 (왼쪽) 및 재현 기간 (오른쪽)

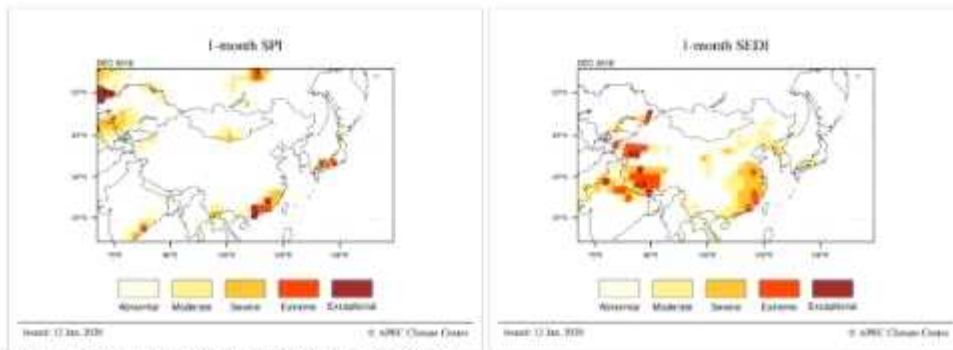


그림 3. 표준 강수 지수 (왼쪽) 및 표준 증발량 부족 지수 (오른쪽)

Figure 38. Monthly extreme climate days for daily maximum temperature above 90th percentile, daily minimum temperature below 10th percentile, magnitude of the largest P event, return period of the largest P event, 1-month SPI and 1-month SEDI.

동아시아 이상기후 감시의 주별정보는 매주 화요일에 발표됩니다.

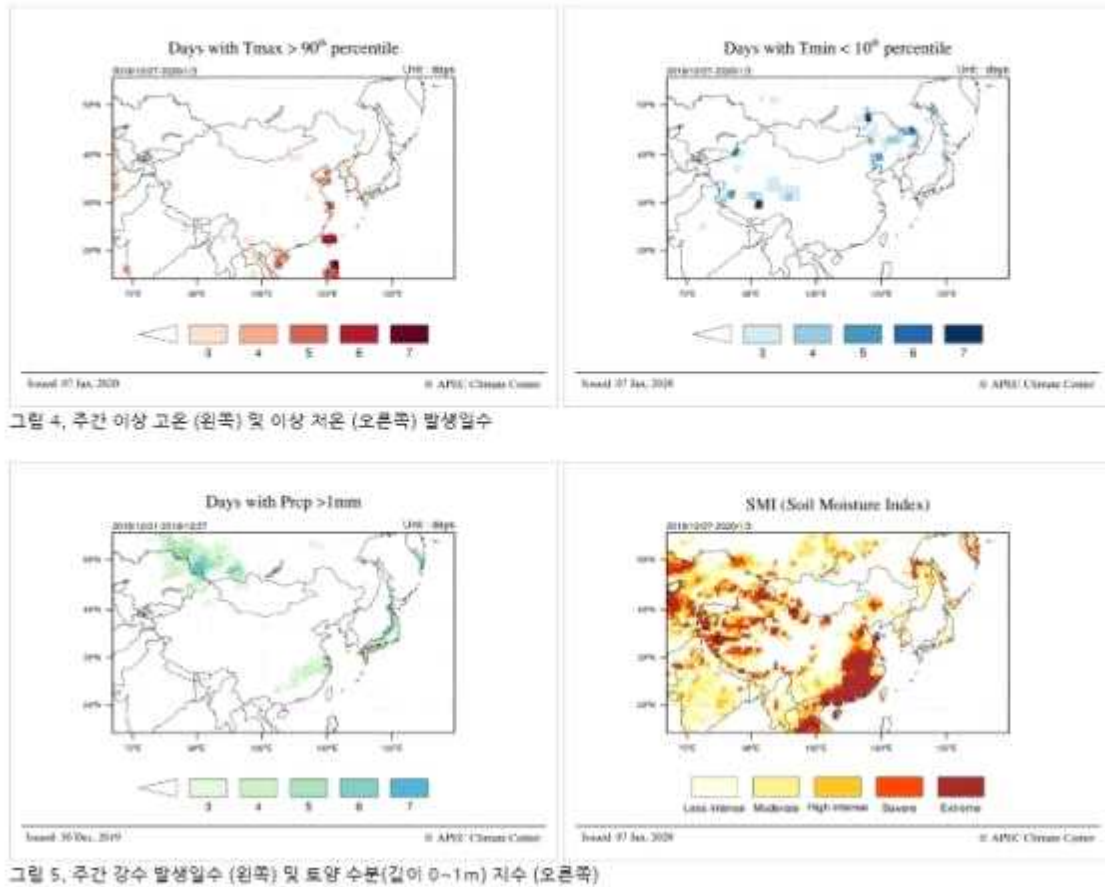


Figure 39. Weekly extreme climate days for daily maximum temperature above 90th percentile, daily minimum temperature below 10th percentile, daily precipitation above 1 mm, and SMI (Soil Moisture Index).

(2) 이상기온 연속 발생 감시 및 재현기간

(가) WSDI 및 CSDI 감시

① WSDI를 이용한 이상고온 감시

이상고온의 연속적인 발생을 감시하기 위해 월별 WSDI 분포도를 작성했다. WSDI는 이상고온(Tmax_{90th})이 최소 6일 이상 지속되는 날의 합으로 계산되기 때문에 분포도에서 지속일이 6일 미만인 값은 NULL 값으로 처리했다. 월별 WSDI는 해당 월의 NCEP 재분석 일 자료가 모두 수집되는 시점에서 이루어졌다. Figure 40은 2019년 7월부터 10월까지 WSDI 감시 결과를 나타낸 분포도이며 7월의 경우, 알래스카 지역에서 9일 이상의 WSDI 값이 넓게 분포했으며 캐나다 북부 배핀의 고위도 지역에서는 18일 이상의 WSDI 값이 나타났다. 그 밖에도 극동 러시아 지역과 인도 남서부 지역 등에서 높은 WSDI 값이 나타났다. 8월의 경우, 러시아 중부지역

에서 9일 이상의 WSDI 값이 넓게 분포했으며 캐나다 북부 배편 지역에서는 7월에 이어서 18일 이상의 WSDI 값이 나타나고 있어 이상고온 현상이 장기간에 걸쳐 발생하고 있었다. 또한 중남미 멕시코 북부 및 과테말라 지역에서도 15일 이상의 WSDI 값이 국지적으로 높게 발생했으며 아프리카 중부지역에서는 동서방향으로 길게 15일 이상의 WSDI 값이 나타났다. 9월의 경우, 캐나다 북서부 지역에서 9일 이상의 WSDI 값이 넓게 분포했으며 아프리카 중부지역에서는 8월에 이어 보다 강한 이상고온 현상의 발생으로 최대 25일 이상의 WSDI 값이 나타났다. 또한 인도 북부와 네팔 지역을 중심으로 12일 이상의 WSDI 값이 넓은 지역에 걸쳐 분포했다. 10월의 경우, 동유럽 국가를 중심으로 15일 이상의 WSDI 값이 넓게 분포했으며 아프리카 중부지역에서는 3개월에 걸쳐 높은 WSDI 값을 나타내고 있다. 또한 그린란드 북부 지역에서도 넓은 지역에 걸쳐 6일 이상의 WSDI 값이 나타났다.

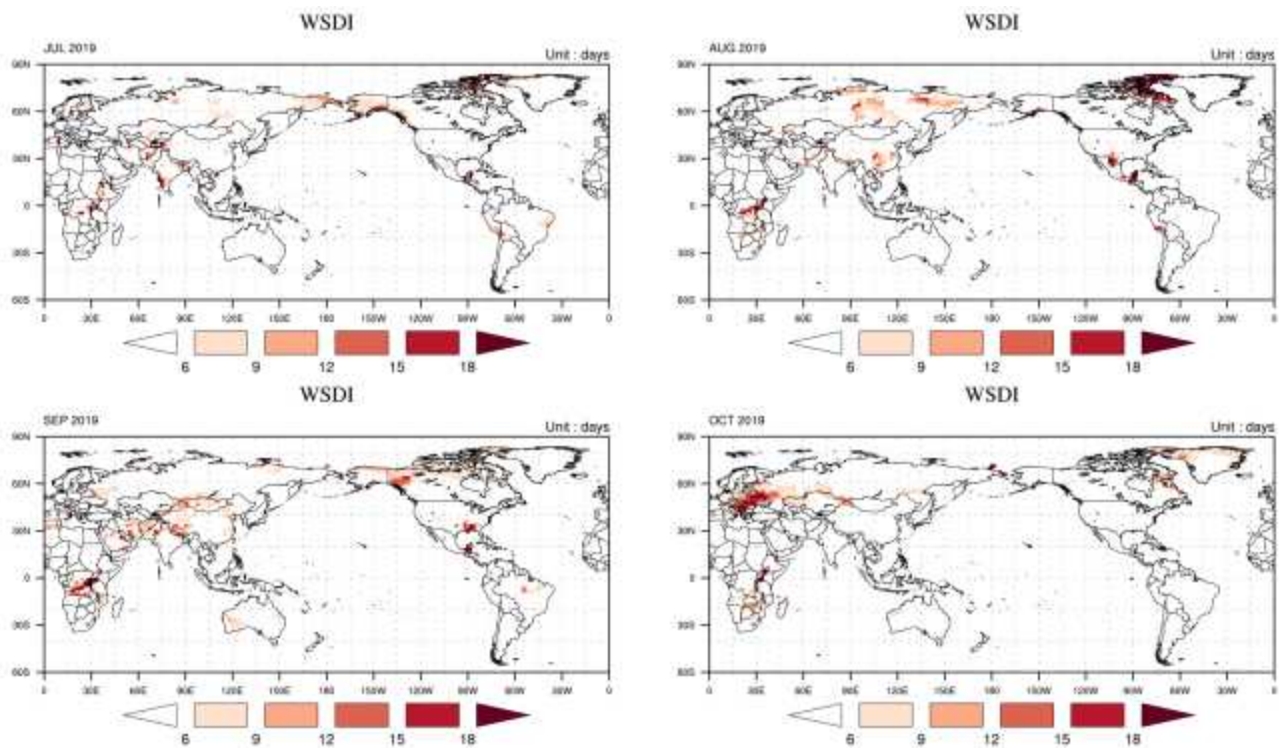


Figure 40. WSDI distribution map from July to October 2019 to monitor the continuous occurrence of abnormal high temperatures.

② CSDI를 이용한 이상저온 감시

이상저온의 연속적인 발생을 감시하기 위해 월별 CSDI 분포도를 작성했다. CSDI는 이상저온($T_{min_10^{th}}$)이 최소 6일 이상 지속되는 날수의 합으로 나타내며 WSDI와 비교해 상대적으로 값이 작고 분포 면적 또한 넓지 않은 것으로 나타났다. Figure 41은 2019년 7월부터 10월까지 CSDI 감시 결과를 나타낸 분포도이며 7월의 경우, CSDI는 주로 북유럽 핀란드 지역을 중심으로 20일 이상의 값이 분포했으며 아프리카 중남부 지역에서 15일 이상의 값이 국지적으로 나타났다. 8월의 경우, 러시아 남서부 지역에서 6일 이상의 CSDI 값이 나타났으며 아프리카 중부

지역에서 18일 이상의 CSDI 값을 갖는 지점이 나타났다. 아프리카 중부지역은 8월의 WSDI 값이 크게 나타난 곳이기도 해 기온의 급격한 변화로 인해 WSDI와 CSDI가 동시에 발생하였다. 9월의 경우, 아프리카 중남부 지역에서 유일하게 CSDI 12일 이상의 값이 나타났다. 10월의 경우, 중국 서부의 신장 위구르 지역에서 12일 이상의 CSDI 값이 나타났으나 그 이외 지역에서는 이상저온 현상이 거의 나타나지 않았다.

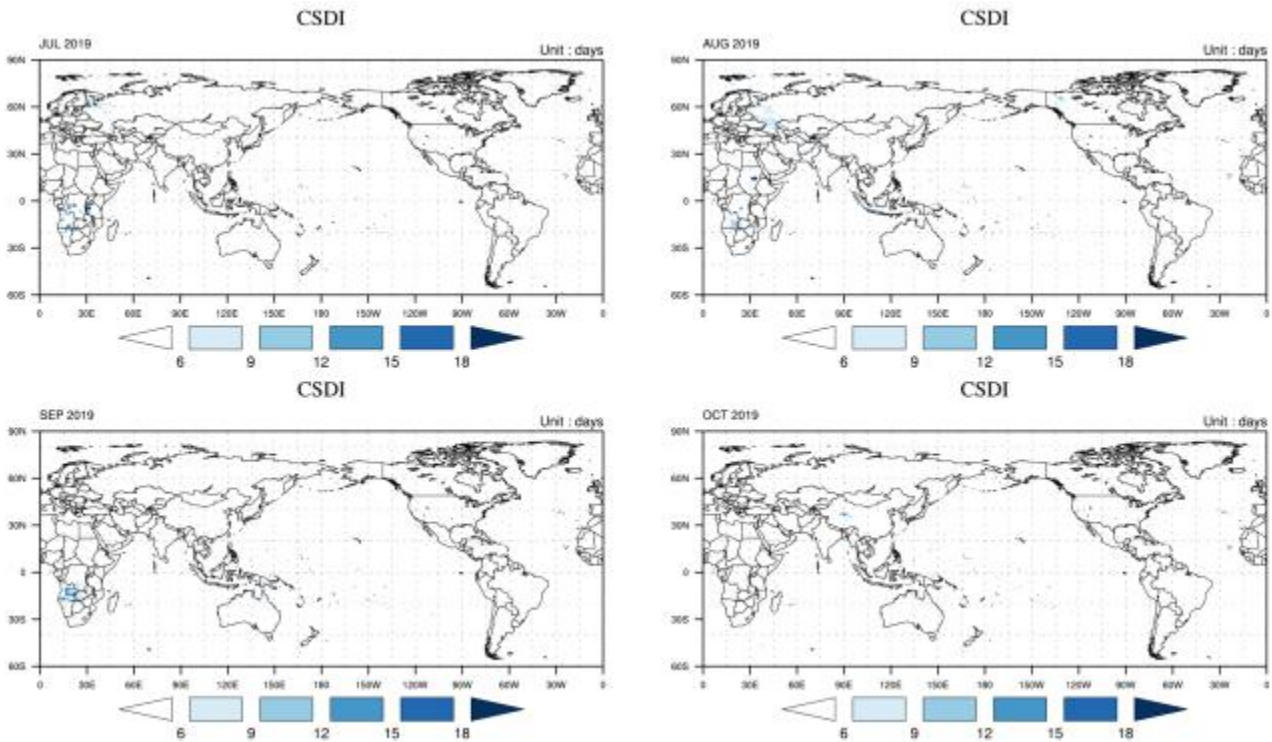


Figure 41. CSDI distribution map from July to October 2019 to monitor the continuous occurrence of abnormal low temperatures.

③ 지역별 WSDI 발생 분석

지역별 WSDI 분포 특성을 분석하기 위해 Figure 8의 6개 지역에 대해 2011년 1월부터 2019년 10월까지 WSDI를 계산해 월별 및 지역별로 분석했다. Figure 41는 2019년 1월부터 10월까지 6개 지역에 대한 Total WSDI의 변화를 나타낸다. E.Eura 지역에서는 6월, 8월, 10월에 WSDI가 크게 나타났으며 E.Asia 지역에서는 9월에 WSDI가 다른 달에 비해 크게 나타났다. S.Asia 지역에서는 5월, 7월, 8월, 9월에 WSDI가 크게 나타났으며 N.Ame 지역에서는 9월과 3월에 크게 나타났다. S.Ame 지역에서는 4월, 6월, 9월에 WSDI가 크게 나타났으며 Aus 지역에서는 1월, 3월, 5월에 크게 나타났다. 북반구에 속하는 지역에서는 대체적으로 7월-10월에 걸쳐 WSDI가 크게 나타났으며 상대적으로 남반구에 속하지 지역에서는 1월-5월에 걸쳐 WSDI가 크게 나타났다.

전 지구 6개 지역에 대한 WSDI의 상대적인 영향을 비교하기 위해 각 지역에서 발생한 WSDI의 면적대비 크기를 구했다. Figure 43은 전 지구 6개 지역 총면적에 대한 WSDI의 상대적 분포를 나타낸 것으로 2019년 7월에는 N.Ame 지역에서 31.9 %로 WSDI의 영향이 가장 크게 나타났으며 N.Eura 지역 28.9 %, E.Asia 지역 17.5 %, S.Asia 지역 14.8 %, S.Ame 지역 6.4 %, Aus 지역 0.5 % 순으로 나타났다. 8월에는 N.Eura 지역에서 38.5 %로 WSDI의 영향이 가장 크게 나타났으며 N.Ame 지역 26.5 %, E.Asia 지역 19.9 %, S.Asia 지역 12.0 %, S.Ame 지역 %2.8 , Aus 지역 0.3 % 순으로 나타났다. 9월에는 N.Ame 지역에서 31.3 %로 WSDI의 영향이 가장 크게 나타났으며 E.Asia 지역 26.4 %, N.Eura 지역 23.7 %, S.Asia 지역 11.7 %, S.Ame 지역 4.9 %, Aus 지역 2.2 % 순으로 나타났다. 2019년 7월, 8월, 9월에 발생한 이상고온 현상은 주로 북반구 N.Ame 지역과 N.Eura 지역에서 상대적으로 자주 발생한 것을 확인할 수 있었다.

각 월별 WSDI의 최근 변동을 분석하기 위해 E.Asia, N.Ame, Aus 지역에 대한 2011년부터 2019년까지 월별 WSDI의 변화를 분석하였다. Figure 44은 E.Asia 지역에 대한 7월, 8월, 9월, 10월의 WSDI를 비교한 것으로 2011년부터 2019년까지 월별 변화를 나타낸다. E.Asia 지역에서 WSDI가 가장 크게 나타난 것은 2015년 10월이었으며 가장 작게 나타나 것은 2018년 9월이었다. 지난 9년 동안 7월의 경우 2015년도와 2017년도에 상대적으로 WSDI가 크게 나타났으며 8월의 경우에는 2016년도와 2019년도에 9월의 경우에는 2019년도와 2016년도에 10월의 경우에는 2015년도에 상대적으로 WSDI가 크게 나타났다. Figure 45는 N.Ame 지역에 대한 연도별 WSDI의 변화를 나타낸 것이다. N.Ame 지역에서 WSDI가 가장 크게 나타난 것은 2018년 10월이었으며 가장 작게 나타나 것은 2013년 7월이었다. 7월의 경우 2012년도와 2016년도에 상대적으로 WSDI가 크게 나타났으며 8월의 경우에는 2017년도와 2019년도에 9월의 경우에는 2019년도에 10월의 경우에는 2018년도와 2013년도에 상대적으로 WSDI가 크게 나타났다. Figure 46은 Aus 지역에 대한 연도별 WSDI의 변화를 나타낸 것이다. Aus 지역에서 WSDI가 가장 크게 나타난 것은 2017년 8월이었으며 가장 작게 나타나 것은 2011년 9월의 0 이었다. 지난 9년 동안 7월의 경우 2016년과 2017년에 상대적으로 WSDI가 크게 나타났으며 8월의 경우에는 2017년에 9월의 경우에는 2013년에 10월의 경우에는 2014년과 2015년에 상대적으로 WSDI가 크게 나타났다.

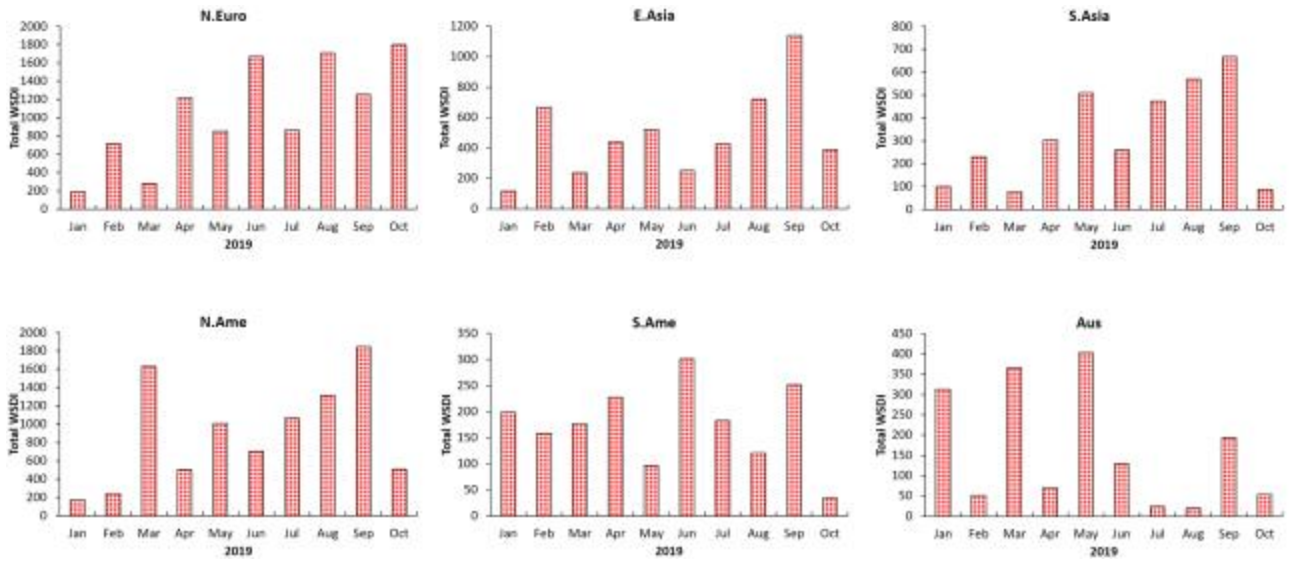


Figure 42. Total WSDI changes for six regions from January to October 2019 to analyze regional WSDI distribution characteristics.

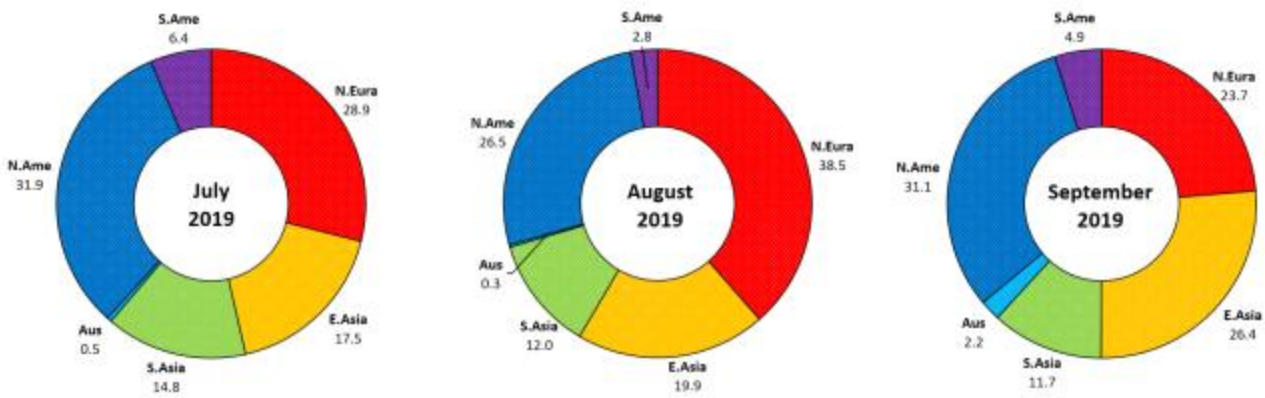


Figure 43. Relative distribution of WSDI for global six regions from July to September 2019.

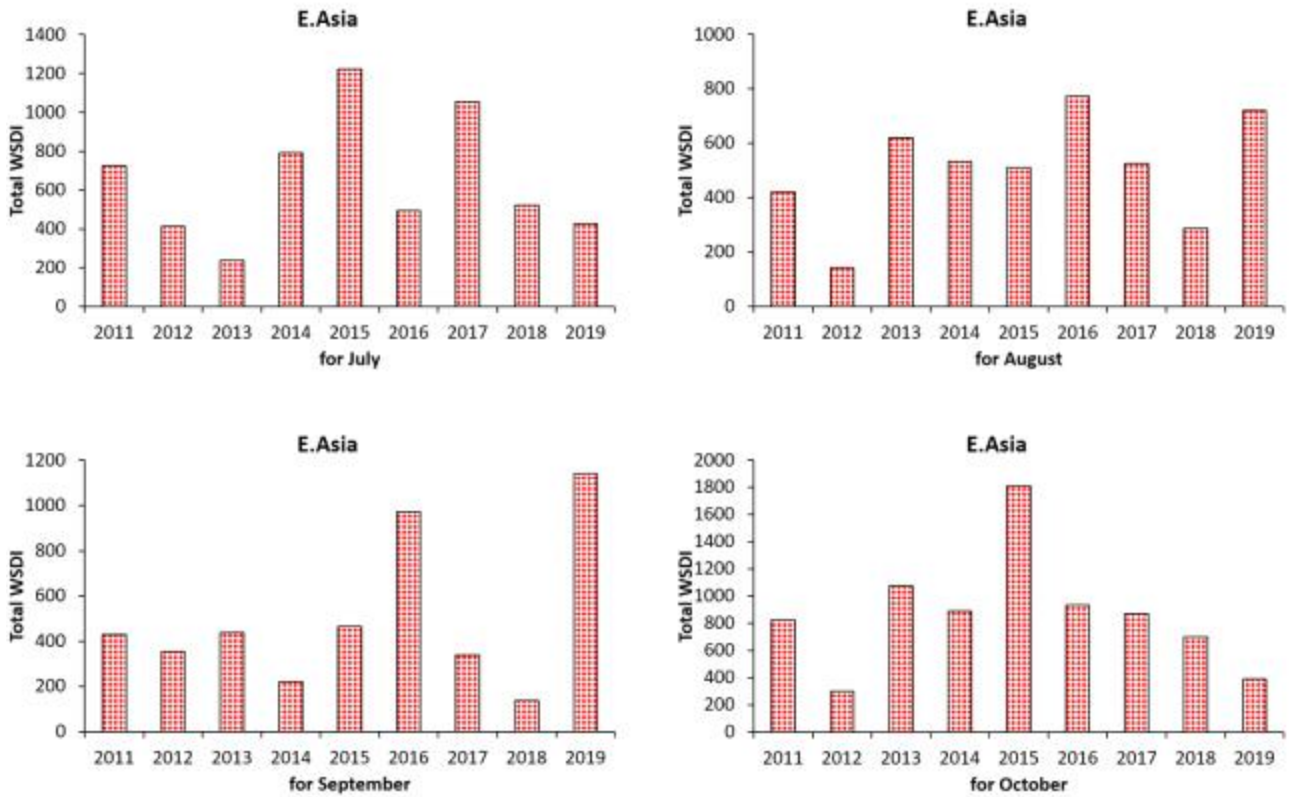


Figure 44. Monthly Total WSDI change from 2011 to 2019 for E.Asia region (July to October)

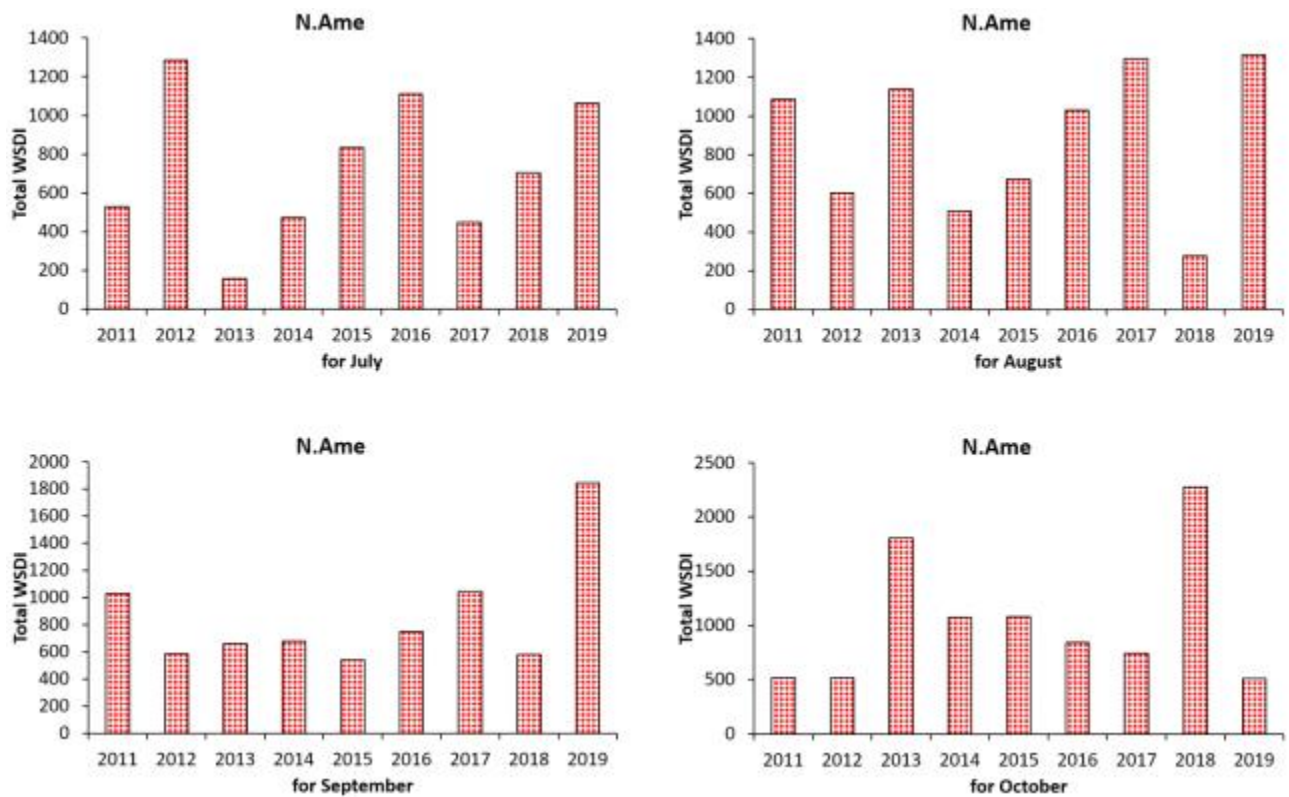


Figure 45. Monthly Total WSDI change from 2011 to 2019 for N.Ame region (July to October)

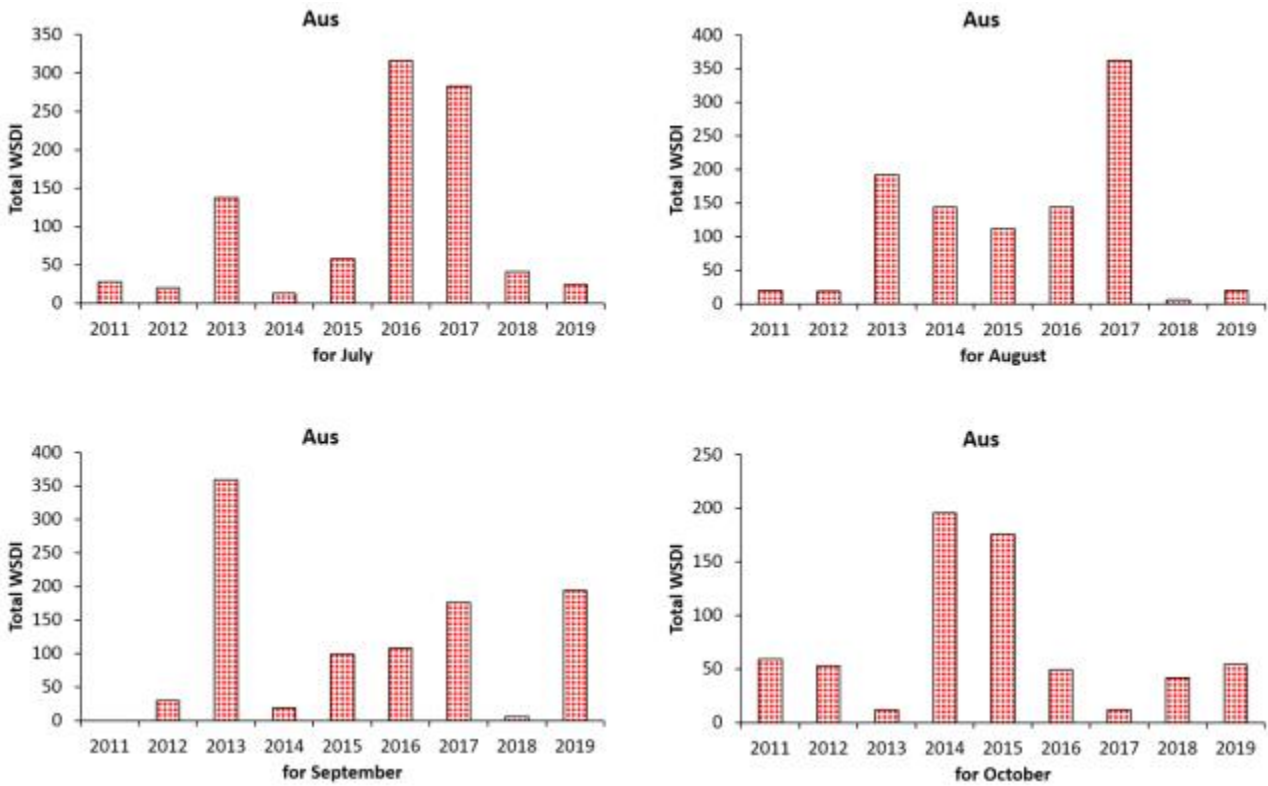


Figure 46. Monthly Total WSDI change from 2011 to 2019 for Aus region (July to October)

④ 지역별 CSDI 발생 분석

지역별 CSDI 분포 특성을 분석하기 위해 Figure 8의 6개 지역에 대해 2011년 1월부터 2019년 10월까지 CSDI를 계산해 월별 및 지역별로 분석했다. Figure 47은 2019년 1월부터 10월까지 6개 지역에 대한 Total CSDI의 변화를 나타낸다. E.Eura 지역에서는 2월에 CSDI가 상대적으로 크게 나타났으며 E.Asia 지역에서도 2월에 CSDI가 다른 달에 비해 크게 나타났다. S.Asia 지역에서는 8월과 9월에 CSDI가 크게 나타났으며 N.Ame 지역에서는 2월에 크게 나타났다. S.Ame 지역에서는 9월과 10월에 CSDI가 크게 나타났으며 Aus 지역에서는 9월에 크게 나타나고 1월, 2월, 3월, 4월, 7월에는 CSDI가 0으로 나타났다. 북반구에 속하는 지역에서는 대체적으로 2월에 CSDI가 크게 나타났으며 상대적으로 남반구에 속하지 지역에서는 8월-10월에 걸쳐 CSDI가 크게 나타났다.

전 지구 6개 지역에 대한 CSDI의 상대적인 영향을 비교하기 위해 각 지역에서 발생한 CSDI의 면적대비 크기를 구했다. Figure 48은 전 지구 6개 지역 총면적에 대한 CSDI의 상대적 분포를 나타낸 것으로 2019년 7월에는 N.Eura 지역에서 59.6 %로 CSDI의 영향이 가장 크게 나타났으며 E.Asia 지역 17.4 %, S.Asia 지역 11.3 %, N.Ame 지역 9.6 %, S.Ame 지역 2.1 %, Aus 지역 0.0 % 순으로 나타났다. 8월에는 N.Eura 지역에서 61.5 %로 CSDI의 영향이 가장 크게 나타났으며 S.Asia 지역 17.2 %, E.Asia 지역 7.4 %, N.Ame 지역 6.2 %, S.Ame 지역 4.4 %, Aus 지역 3.3 % 순으로 나타났다. 9월에는 S.Asia 지역에서 34.7 %로 CSDI의 영향이 가장 크게 나타났으며 E.Asia 지역 25.5 %, Aus 지역 22.1 %, S.Ame 지역 13.0 %, N.Eura 지역 4.7 %,

N.Ame 지역 0.0 % 순으로 나타났다. 2019년 7월, 8월에 발생한 이상저온 현상은 주로 북반구 N.Eura 지역에서 상대적으로 자주 발생한 것을 확인할 수 있었다. 9월에 발생한 이상저온 현상은 S.Asia 지역, E.Asia 지역 그리고 Aus 지역에서 상대적으로 자주 발생한 것을 확인할 수 있었던 반면 N.Ame 지역에서는 CSDI가 0으로 나타나 이상저온 현상이 발생하지 않은 것을 확인할 수 있었다.

각 월별 CSDI의 최근 변동을 분석하기 위해 E.Asia, N.Ame, Aus 지역에 대한 2011년부터 2019년까지 월별 CSDI의 변화를 분석하였다. Figure 49는 E.Asia 지역에 대한 7월, 8월, 9월, 10월의 CSDI를 비교한 것으로 월별 변화를 나타낸다. E.Asia 지역에서 CSDI가 가장 크게 나타난 것은 2015년 7월이었으며 가장 작게 나타나 것은 2012년과 2016년의 7월 그리고 2016년의 9월에 CSDI 값이 0으로 나타났다. 지난 9년 동안 7월의 경우 2015년도에 상대적으로 CSDI가 크게 나타났으며 8월의 경우에는 2011년도에 9월의 경우에도 2011년도에 10월의 경우에는 2016년도에 상대적으로 CSDI가 크게 나타났다. Figure 50은 N.Ame 지역에 대한 연도별 CSDI의 변화를 나타낸 것이다. N.Ame 지역에서 CSDI가 가장 크게 나타난 것은 2017년과 2018년 7월이었으며 가장 작게 나타나 것은 2016년의 8월, 2015년과 2016년의 9월, 2014년과 2017년의 10월에 CSDI 값이 0으로 나타났다. 지난 9년 동안 7월의 경우 2012년도와 2015년에 상대적으로 CSDI가 크게 나타났으며 8월의 경우에는 2012년과 2013년에 9월의 경우에는 2011년, 2017년, 2018년에 10월의 경우에는 2018년에 상대적으로 CSDI가 크게 나타났다. Figure 51은 Aus 지역에 대한 연도별 CSDI의 변화를 나타낸 것이다. Aus 지역에서 CSDI가 가장 크게 나타난 것은 2019년 9월이었으며 가장 작게 나타나 것은 2013년과 2019년의 7월, 2016년의 9월, 2013년과 2017년 그리고 2018년의 9월, 2011년과 2013년의 10월에 CSDI 값이 0으로 나타났다. 지난 9년 동안 7월의 경우 2017년에 상대적으로 CSDI가 크게 나타났으며 8월의 경우에는 2018년에 9월의 경우에는 2019년과 2011년에 10월의 경우에는 2015년에 상대적으로 CSDI가 크게 나타났다.

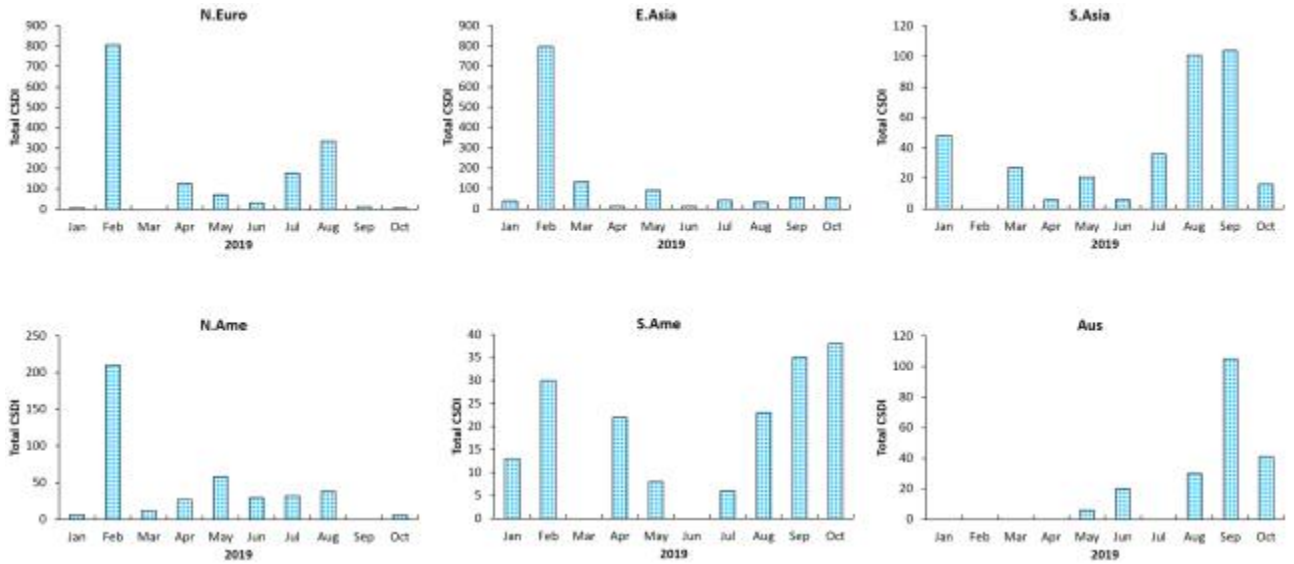


Figure 47. Total CSDI changes for six regions from January to October 2019 to analyze regional CSDI distribution characteristics.

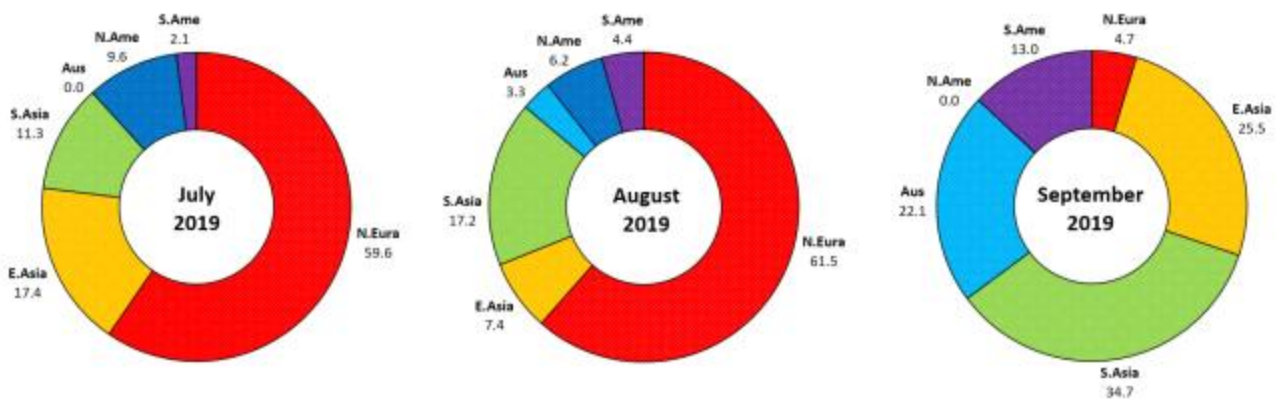


Figure 48. Relative distribution of CSDI for global six regions from July to September 2019.

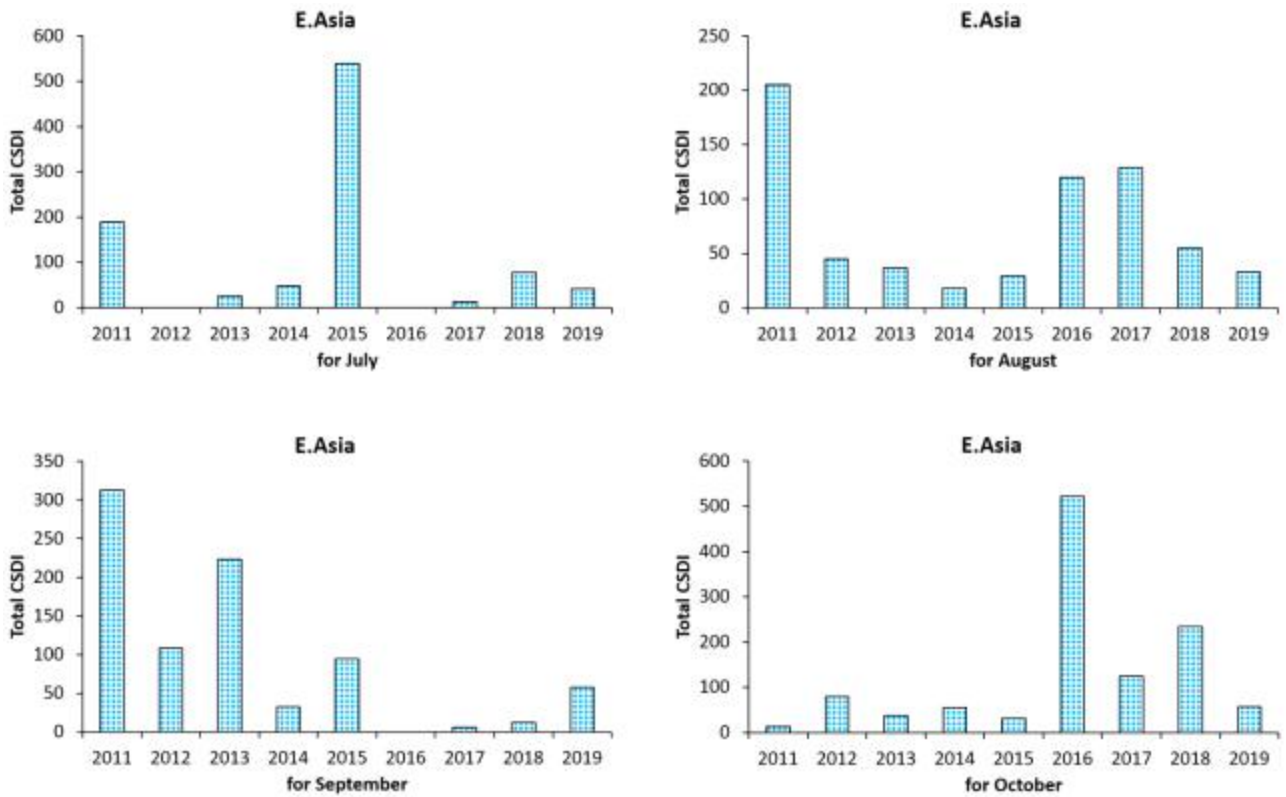


Figure 49. Monthly Total CSDI change from 2011 to 2019 for E.Asia region (July to October)

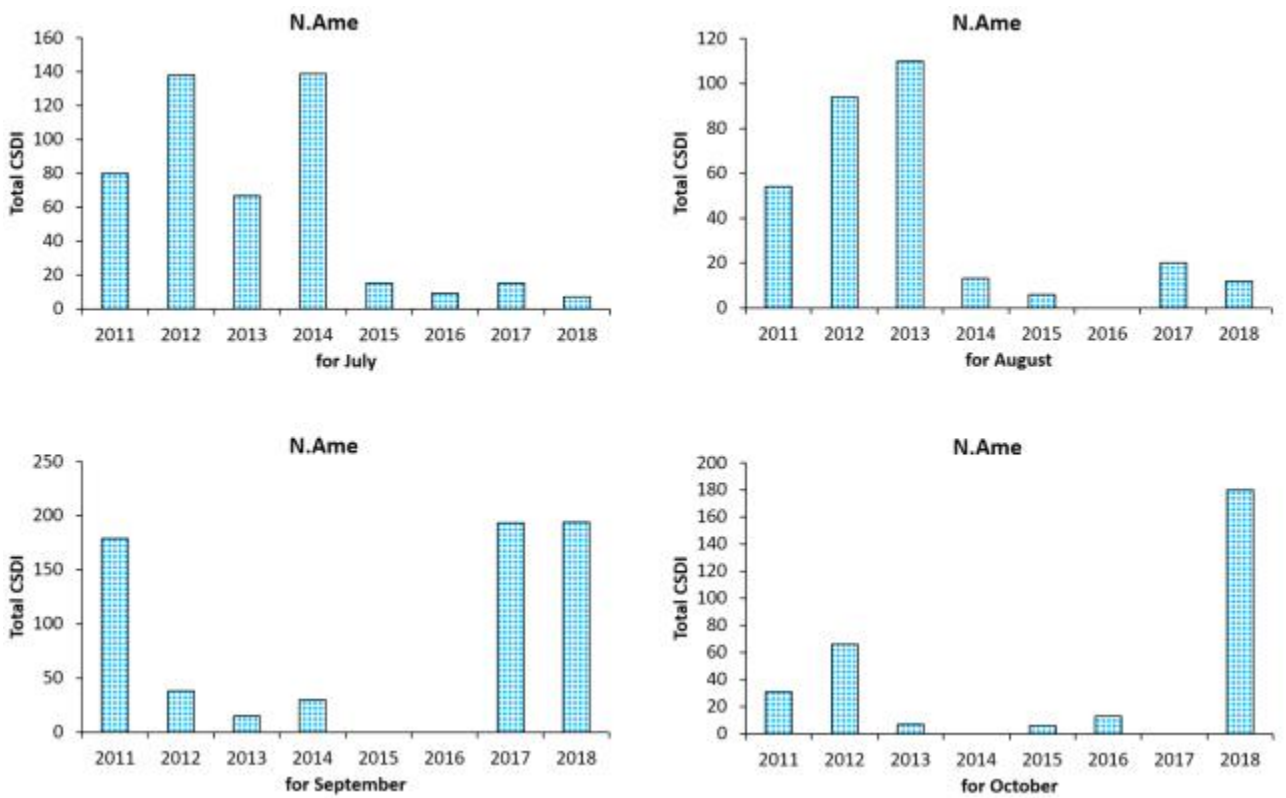


Figure 50. Monthly Total CSDI change from 2011 to 2019 for N.Ame region (July to October)

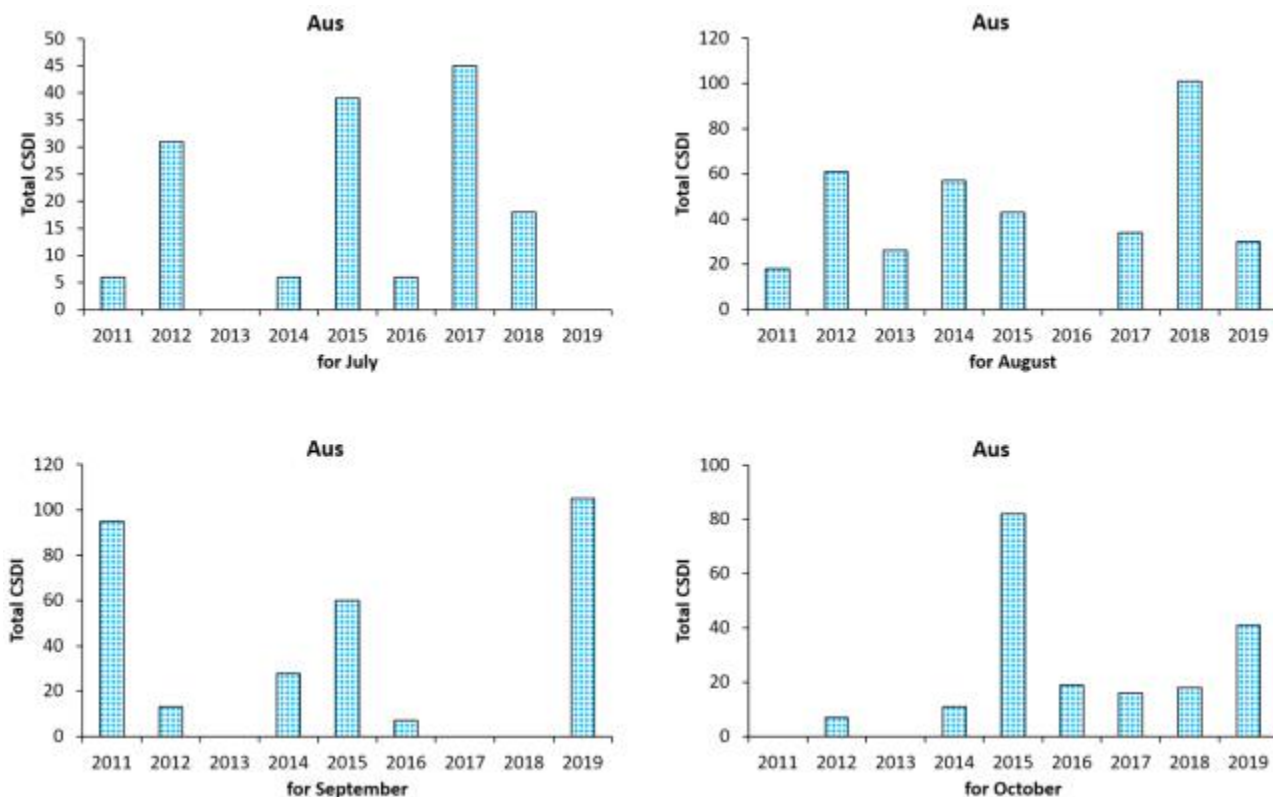


Figure 51. Monthly Total CSDI change from 2011 to 2019 for Aus region (July to October)

(나) 이상기온의 재현기간

① 이상고온의 재현기간

과거 30년 기간의 Tmax 90th 퍼센타일 이상인 날에 대한 월 Tmax_avg_90th를 기준으로 각 격자별 이상고온 현상의 재현기간을 산정했다. 이상고온 현상의 재현기간은 매월 초 분석하고자 하는 달의 NCEP 재분석 자료(Tmax_2m)가 수집 완료된 시점에 산정되도록 설정되었다. Figure 52는 2019년 7월부터 10월까지 기간에 대한 전지구 이상고온 현상의 재현기간 분포도를 나타낸다. 7월의 경우, 러시아 동북부 지역에서 재현기간 20년 이상인 이상고온 현상이 넓은 지역에 걸쳐 나타났으며 알래스카 지역에서는 재현기간 25년 이상인 지점이 나타났다. 또한, 그린란드 동부지역 및 아프리카 중부 일부 지역에서도 재현기간 20년 이상으로 나타났으며 남극대륙에서도 재현기간 20년 이상으로 나타났다. 8월의 경우, 중동의 이란 지역에서 재현기간 20년 이상의 이상고온 현상이 발생했으며 그린란드 중부지역, 중앙아시아, 중국 남부지역 등에서 재현기간 20년 이상인 지점이 나타났다. 9월의 경우, 아프리카 중부지역과 아르헨티나를 비롯한 남아메리카 남부지역을 중심으로 재현기간 25년 이상의 이상고온 현상이 발생했다. 또한, 미국 서부 일부 지역과 네팔 지역, 동유럽 지역에서 재현기간 20년 이상인 지점이 나타났다. 10월의 경우, 남극대륙에서 재현기간 30년에 가까운 이상고온 현상이 발생했으며 우루과이를 비롯한 남아메리카 남부지역, 미국 중남부 지역, 중국 중서부 및 남부지역, 아프리카 남동부 지역에서 재현기간 20년 이상인 지점이 나타났다.

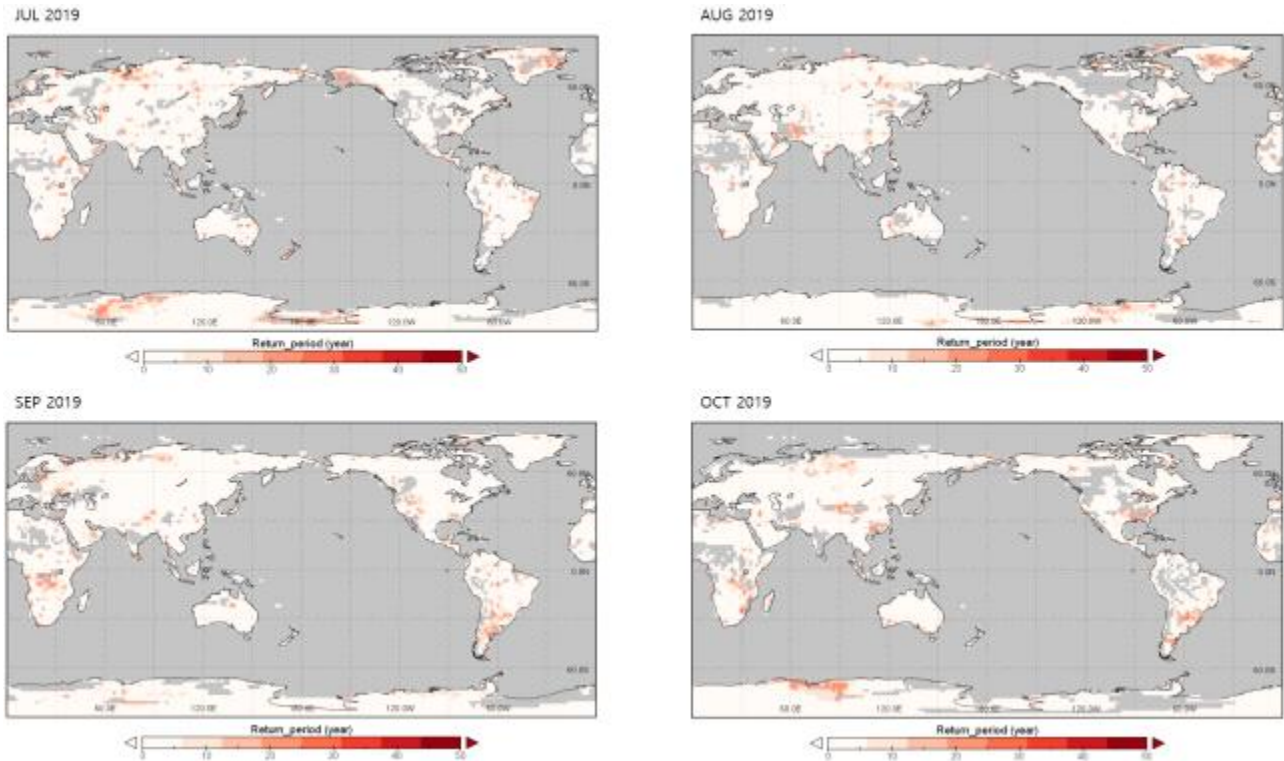


Figure 52. Distribution map of return period for abnormal high temperature phenomenon(July to October 2019)

② 이상저온의 재현기간

과거 30년 기간의 Tmin 10th 퍼센타일 미만인 날에 대한 월 Tmin_avg_10th를 기준으로 각 격자별 이상저온 현상의 재현기간을 산정했다. Figure 53은 2019년 7월부터 10월까지 기간에 대한 전지구 이상저온 현상의 재현기간 분포도를 나타낸다. 이상저온 현상의 재현기간은 이상고온 현상의 재현기간과 비교해 대체적으로 길지 않으며 Tmin_avg_10th 값이 없는 지역도 넓게 분포하고 있다. 7월의 경우, 산발적이기는 하지만 남아메리카 남부 지역과 미국 동부 지역 그리고 호주 중동부 지역 등에서 재현기간 25년 이상의 이상저온 현상이 발생한 지점이 나타났다. 8월의 경우, 동북아시아 북부 지역에서 재현기간 25년 이상인 지점이 나타났고 호주 중부 지역 및 미국 동부 지역에서는 재현기간 20년 이상인 지점이 나타났다. 9월의 경우, 미국과 캐나다 동부 지역에서 재현기간 25년 이상인 지점이 나타났고 러시아 동부 지역 및 남아메리카 중부 일부 지역에서 재현기간 20년 이상의 이상저온 현상이 발생한 것으로 나타났다. 10월의 경우, 동유럽 일부 국가와 캐나다 중부 지역 그리고 러시아 중동부 지역에서 재현기간 25년 이상의 이상저온 현상이 발생한 것으로 나타났으나 그 외 지역에서는 눈에 띄만한 이상저온 현상이 발생하지 않은 것으로 나타났다. 7월에서 10월의 이상저온 현상은 Tmin 10th 퍼센타일을 기준으로 했을 경우 과거기간에 비교해 발생 빈도가 낮은 것으로 나타났으며 재현기간 분석 결과에서 볼 수 있듯이 NULL 값이 존재하는 곳이 상당히 넓게 분포하고 있었다.

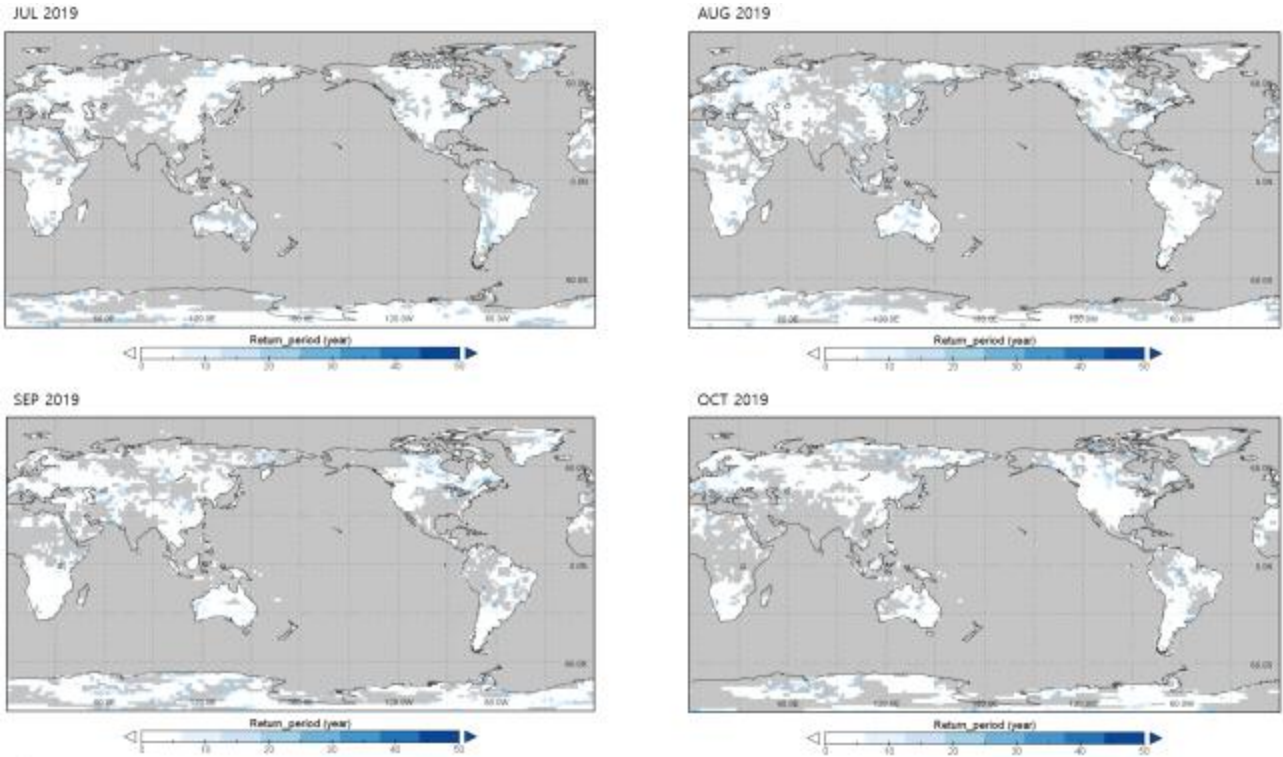


Figure 53. Distribution map of return period for abnormal low temperature phenomenon(July to October 2019)

(3) 연속무강우일수를 이용한 가뭄 감시 및 고해상도 이상기후지수를 이용한 이상고온 감시

(가) 연속무강우일수를 이용한 가뭄 감시

① 연속무강우일수 생산 및 분석

월별, 계절별, 연간 CDD를 통해 전 지구의 가뭄을 감시하였다. 전 지구 뿐 아니라 동아시아에 대해 자료를 확대 표출하여 동아시아와 우리나라의 CDD를 상세히 살펴보았으며(Figure 54), CPC 기반의 CDD를 동아시아와 우리나라에 대해 단순 공간 평균한 값과 우리나라 45개 ASOS 기반 평균값의 시계열을 비교하였다(Figures 55, 56). 연간 시계열의 경우 2017년(CPC 기반 CDD = 35.5일, ASOS 기반 CDD = 40.5일)에 무강우의 연속 일수가 가장 길었으며 1984년(ASOS 기반 CDD = 39.5일), 2000년(CPC 기반 CDD = 33.8일, ASOS 기반 CDD = 38.6일)에도 CDD의 값이 크게 나타났다.

월별 및 계절별 시계열의 경우 가장 큰 CDD 값은 모두 겨울철(12-2월)에 나타났다(Figures 55, 56). 월별로는 우리나라에서 1987년 12월에 CDD가 가장 컸으며(CPC 기반 CDD = 25.6일, ASOS 기반 CDD = 26.9일), 1995년 12월, 1998년 12월, 2000년 2월, 2008년 2월 등에도 비교적 크게 나타났다(Figure 55). 동아시아의 CDD는 사뭇 다르게 나타났는데 1993년 1월의 값이 23.49일로 가장 컸으며 1983년 12월, 1992년 1월, 1995년 12월, 2005년 12월, 2007년 1월,

2014년 1월에도 비교적 큰 CDD를 보였다(Figure 55). 계절별로는 우리나라 CPC 기반 CDD의 경우 1999년 DJF (December-January-February, 1998년 12월-1999년 2월)가 39.5일로 가장 컸으며 ASOS 기반 값의 경우 1984년 DJF가 42.5일로 가장 큰 값을 보였다(Figure 56). 동아시아의 경우 2014년 DJF가 49.8일로 가장 크게 나타났다(Figure 56).

우리나라에서는 비의 모내기가 대략 5-6월에 이루어지므로 봄철의 이상기후 감시가 매우 중요하다. 봄철(MAM, March-April-May)의 CDD 값을 보면 CPC 기반 CDD의 경우 2011년이 18.3일로 가장 크게 나타났으며 ASOS 기반 CDD는 2017년 20.7일로 가장 크게 나타났다(Figure 56). 월별로는 3월에는 1989년(CPC 기반 CDD = 15.8일, ASOS 기반 CDD = 17.1일), 2001년(CPC 기반 CDD = 15.9일, ASOS 기반 CDD = 18.1일), 2011년(CPC 기반 CDD = 18.0일, ASOS 기반 CDD = 18.1일)에는 CPC 기반 CDD와 ASOS 기반 CDD에서 공통으로 비교적 큰 CDD 값을 보였으며, 4월에는 1982년(CPC 기반 CDD = 15.8일, ASOS 기반 CDD = 17.1일)과 1993년(CPC 기반 CDD = 15.6일, ASOS 기반 CDD = 18.6일)의 CDD 값이 컸고, 5월에는 2019년(CPC 기반 CDD = 16.1일, ASOS 기반 CDD = 16.7일)의 값이 상당히 크게 나타났다(Figure 55).

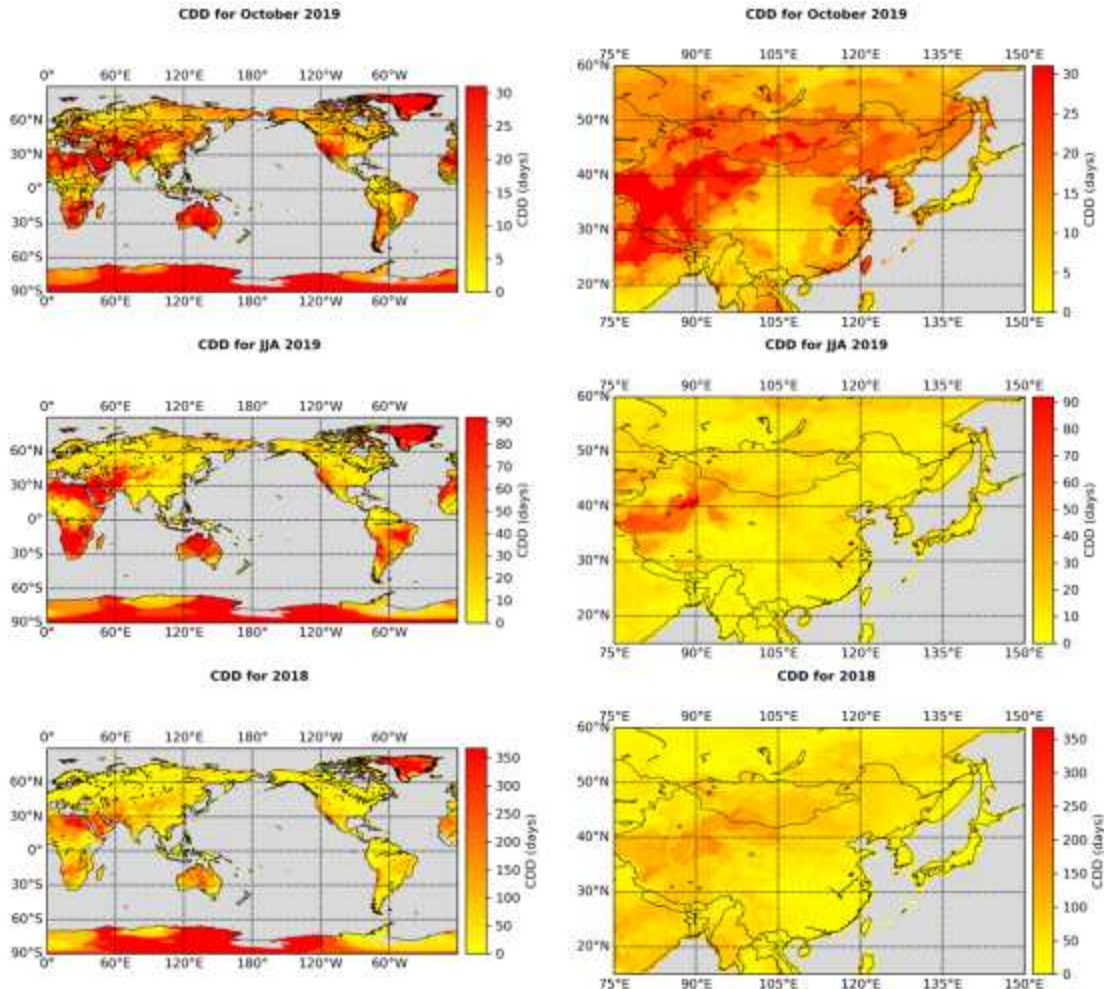


Figure 54. Consecutive dry days map examples for October 2019 (top), June-July-August 2019 (middle), and the year of 2018 (bottom) for global (left) and East Asia (right) regions.

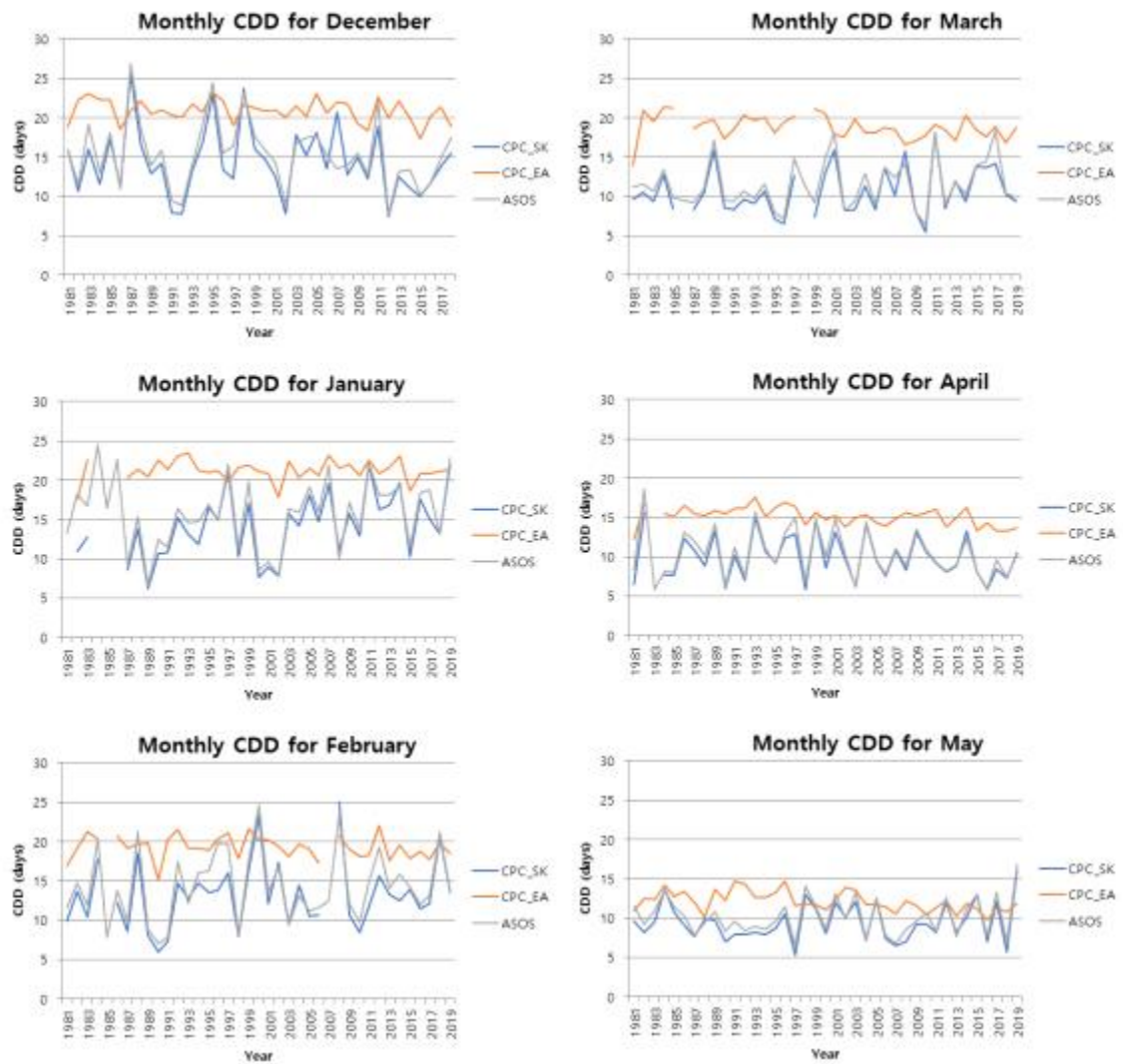


Figure 55. Monthly consecutive dry days for winter (December, January, and February) and spring (March, April, May) from 1981 to October 2019. CPC_SK and CPC_EA are spatially averaged CDD values based on gridded data from the Climate Prediction Center for South Korea and East Asia, respectively. ASOS data are spatially averaged CDD values based on 45 ASOS weather stations in South Korea and Thiessen polygons.

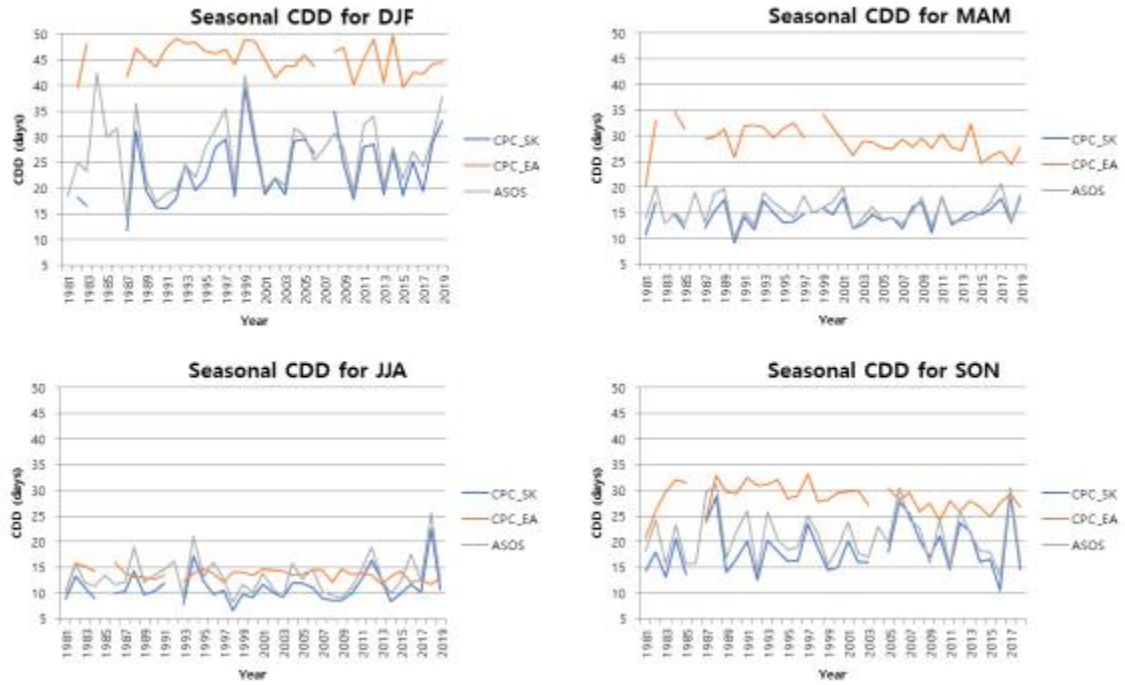


Figure 56. Seasonal consecutive dry days from 1981 to JJA 2019. CPC_SK and CPC_EA are spatially averaged CDD values based on gridded data from the Climate Prediction Center for South Korea and East Asia, respectively. ASOS data are spatially averaged CDD values based on 45 ASOS weather stations in South Korea and Thiessen polygons.

최근의 기간인 2018년 1월부터 2019년 10월까지의 월별 CDD를 살펴보면, 우리나라와 동아시아 모두 2019년 1월에 상당히 큰 CDD를 보였음을 알 수 있다(Figure 57). 누적확률과 재현기간을 보면 기준기간에 대해 상대적인 위치를 알 수 있는데(Figure 58), 우리나라는 CPC 기반 공간 평균이나 ASOS 기반 평균 모두 2018년 7월, 2019년 1월 및 2019년 5월에 95% 이상의 값을 보여 2018년 여름에 이어 2018-19년 겨울과 2019년 봄에 가뭄이 나타나고 있음을 알 수 있다(Figure 57). 반면 동아시아 공간 평균 CDD의 경우 누적확률은 2018년 2월(55%)과 2018년 10월(62%)을 제외하고는 50% 미만의 값을 보여 상대적으로 습윤한 상태를 보였다(Figure 57).

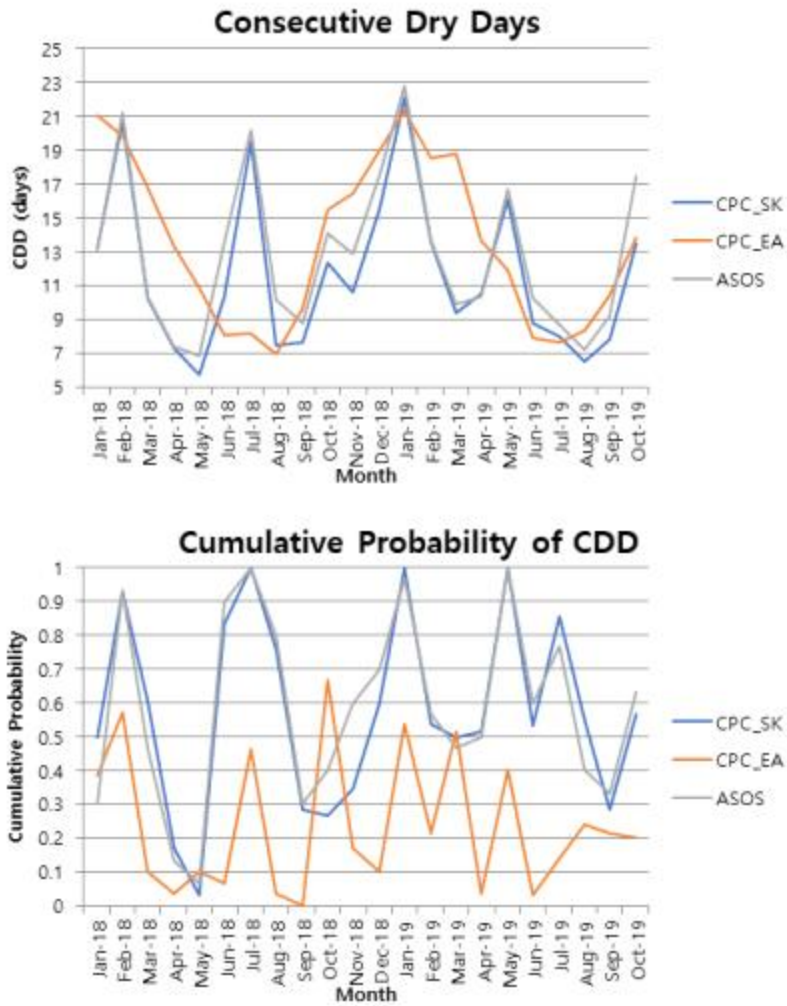


Figure 57. Recent time series of monthly consecutive dry days (upper) and their cumulative probability (lower). CPC_SK and CPC_EA are spatially averaged CDD values based on gridded data from the Climate Prediction Center for South Korea and East Asia, respectively. ASOS data are spatially averaged CDD values based on 45 ASOS weather stations in South Korea and Thiessen polygons.

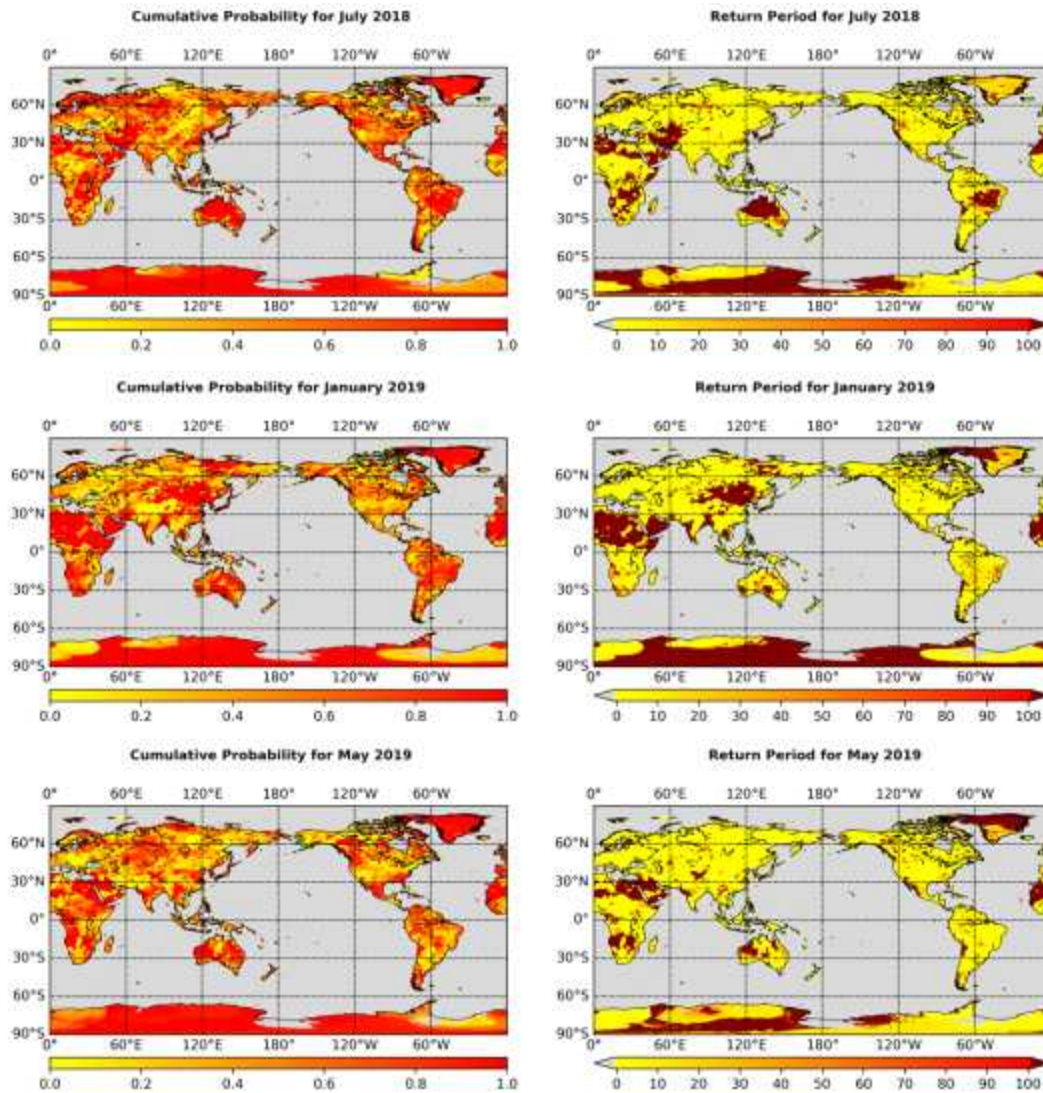


Figure 58. Cumulative probability (left) and return period (right) maps for July 2018 (top), January 2019 (middle), and May 2019 (bottom) based on consecutive dry days fitted with Generalized Extreme Values distributions.

② 연속무강우일수 추세 분석

월별, 계절별, 연간 CDD의 추세 분석을 전 지구의 각 그리드에 대하여 수행하였다(Figure 59). 또한 동아시아와 우리나라에 대해 각각 아노말리가 +1 표준편차를 초과하는 면적과 -1 표준편차 미만인 면적을 월별, 계절별, 연간으로 산정하여 면적 백분율 시계열의 추세 분석을 수행하였으며 45개 ASOS 지점에 대해서도 마찬가지로, 아노말리가 +1 표준편차를 초과하는 지점의 개수와 -1 표준편차 미만인 지점의 개수를 도출하여 지점 수 백분율 시계열의 추세 분석을 수행하였다(Table 11, Figure 60).

연간 시계열의 경우 통계적으로 유의한 추세가 발견되지 않았는데, 월별 시계열의 경우 우리나라에서는 ASOS 기반의 경우에는 통계적으로 유의한 추세가 발견되지 않았지만 CPC 기반의 경우에는 11월에 아노말리가 +1 표준편차를 초과하는 면적이 증가하는 추세가 나타났다

(Table 11, Figure 60). 동아시아에서는 3월에 아노말리가 +1 표준편차를 초과하는 면적이 감소하는 추세가 나타났으며 3월과 5월에는 아노말리가 -1 표준편차 미만인 면적은 증가하는 추세가 나타났다(Table 11). 계절별 시계열의 경우에는 우리나라의 경우 ASOS 기반인 경우에 여름철(JJA, June-July-August) 아노말리가 -1 표준편차 미만인 지점의 개수가 증가하는 추세가 나타났으며 CPC 기반의 면적 시계열에서는 겨울철(DJF) 아노말리가 -1 표준편차 미만인 지점의 개수가 감소하는 추세가 나타났다(Table 11, Figure 60).

즉, 동아시아의 경우 3월과 5월에 가뭄 사상이 감소하는 추세가 존재하며 우리나라의 경우 11월 또는 겨울철에 가뭄 사상이 증가하는 추세가 있음을 알 수 있다. 우리나라에 대해서 11월과 DJF의 CPC 기반의 면적 시계열과 각 그리드별 추세 분석 결과인 p-value를 살펴보면 증가 추세를 보이는 그리드가 우리나라에 시각적으로 뚜렷이 분포함을 알 수 있다(Figure 60).

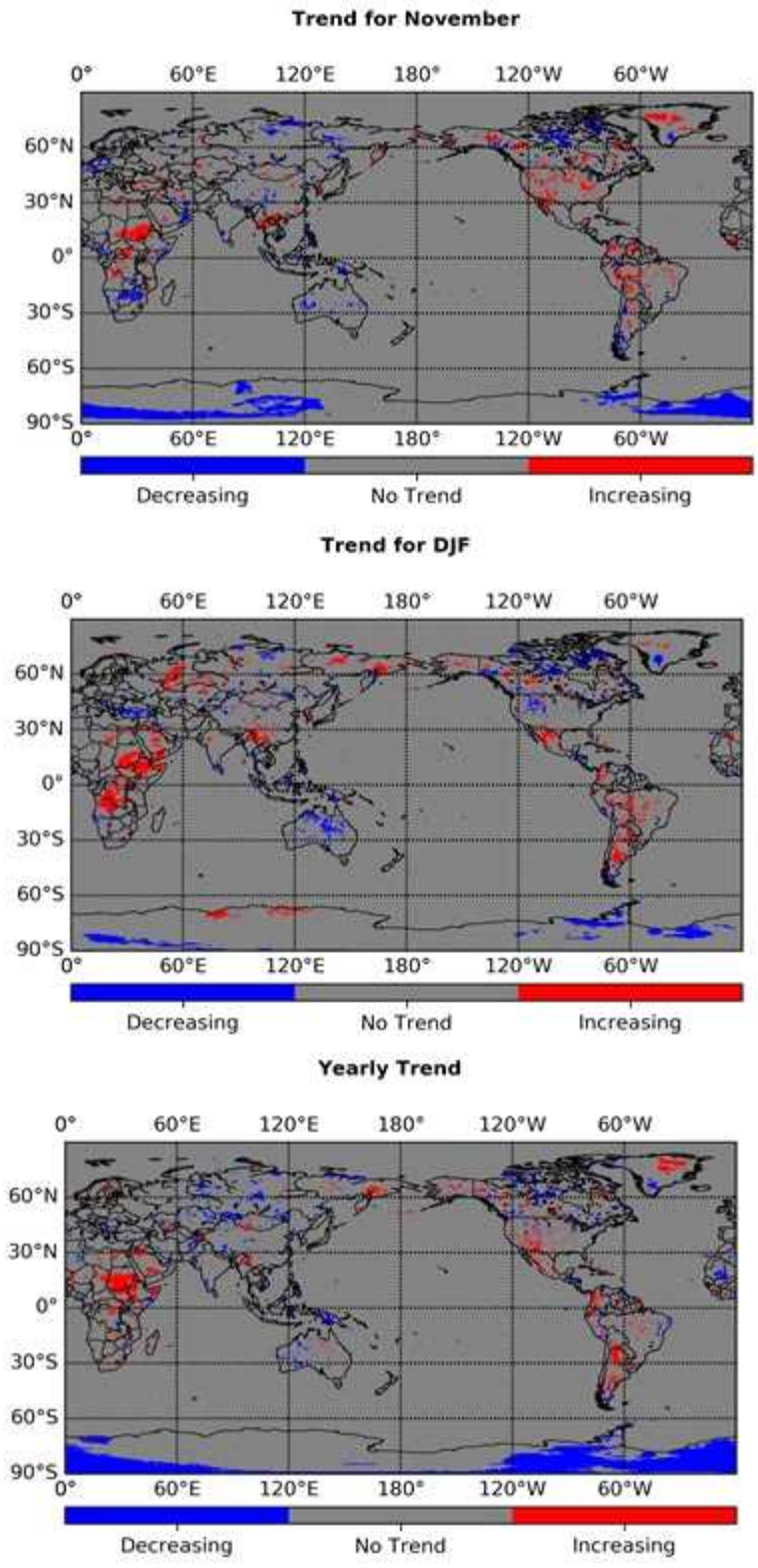


Figure 59. Z-score maps of Mann-Kendall trend test for monthly (top), seasonal (middle), and yearly (bottom) trend.

Table 11. Trends for 1981-2010 of percentage of stations/grids when indices anomalies went below -1 (left) and above +1 standard deviation (right) based on Mann-Kendall test (Kendall, 1975; Mann, 1945).

Source	Month/ Season	Trend (Below-1std)	p-value	Trend (Above+1std)	p-value
CPC_SK	11	-	-	Increasing	0.029
CPC_EA	3	Increasing	0.042	Decreasing	0.017
CPC_EA	5	Increasing	0.020	-	-
ASOS	JJA	Increasing	0.036	-	-
CPC_SK	DJF	Decreasing	0.014	-	-

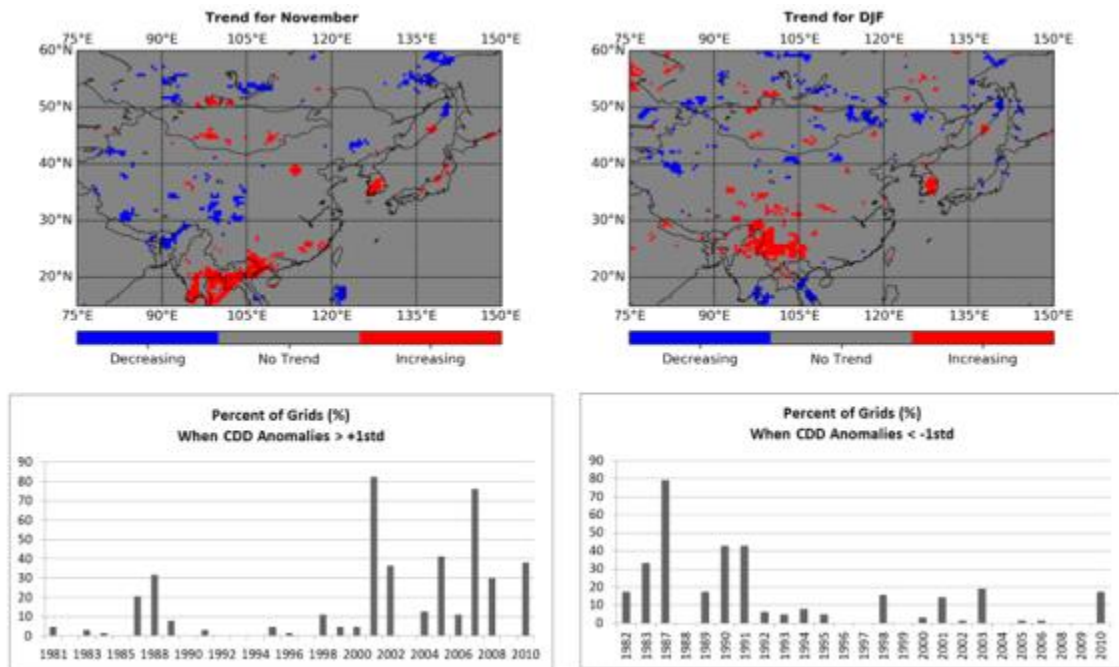


Figure 60. Trends of individual grids for November (1981-2010, upper left) and for DJF (1981-2010, upper right) as well as time series of percent of grids (%) when CDD anomalies are greater than +1 standard deviation in November (lower left) and when CDD anomalies are less than -1 standard deviation in DJF (lower right).

(나) 고해상도 이상기후지수를 이용한 이상고온 감시

① 고해상도 일 기온자료 정확도 비교

입력 변수의 가용 여부에 따른 ALL, BOTH, LSTDAY, LSTNIGHT, NEITHER의 경우에 대해 ERT 모델의 성능이 가장 우수하게 나타났다(Table 12, ERT 결과만 나타냄). ERT의 성능을 경우별로 비교하면 ALL와 BOTH는 거의 차이가 없어 NDVI의 역할이 미비함을 보였다(Table 12). 최고온도 추정의 경우에는 가용한 변수가 적어질수록 모델의 성능이 떨어졌는데, LSTDAY가 LSTNIGHT보다 모델의 성능이 우수했다(Table 12). 최저온도 추정의 경우에는 LSTNIGHT가 LSTDAY보다 모델의 성능이 훨씬 우수했으며, MAE와 RMSE로 볼 때 LSTNIGHT이 ALL, BOTH보다 더 작은 오차를 생산했다(Table 12).

NEITHER를 제외하면 이 연구에서 일 최고 및 최저온도 추정의 RMSE는 자료 가용 여부에 따라 각각 1.68-2.19°C, 1.68-2.36°C 수준으로, 앞서 살펴본 기존 연구의 결과와 비교했을 때 기존 연구가 모든 입력 변수가 가용한 상태를 가정했다는 점을 감안하면 상응하는 수준이라고 볼 수 있다. 또한 NEITHER를 제외하면 $R^2 > 0.6$, $NSE > 0.6$ 으로 만족스러운 결과를 보인다. NEITHER의 경우에는 일 최저온도 추정의 경우 $R^2 = 0.55$, $NSE = 0.55$ 로 만족할 만하지만 일 최고온도 추정의 경우는 모든 모델이 만족스럽지 않은 성능을 보였다(Table 12).

2003-2019년의 6, 7, 8월에 대해 일 최고 및 최저온도를 ERT 모델을 이용하여 추정하였다. 날짜와 그리드 위치에 따라 구름의 존재 등에 의해 가용한 변수가 다르므로 각각의 경우에 대해 생산된 모델을 적용하였다(Figure 61).

Table 12. Performance of various models to estimate daily maximum temperature (TMAX) and daily minimum temperature (TMIN).

Target Variable	Case	MAE	RMSE	R	R ²	NSE
TMAX	ALL	1.35	1.69	0.87	0.75	0.75
	BOTH	1.34	1.68	0.87	0.75	0.75
	LSTDAY	1.48	1.89	0.81	0.66	0.66
	LSTNIGHT	1.70	2.19	0.78	0.61	0.60
	NEITHER	2.68	3.36	0.44	0.19	0.18
TMIN	ALL	1.49	1.93	0.92	0.84	0.84
	BOTH	1.48	1.92	0.92	0.84	0.84
	LSTDAY	1.83	2.36	0.82	0.67	0.66
	LSTNIGHT	1.30	1.68	0.91	0.83	0.83
	NEITHER	1.77	2.27	0.74	0.55	0.55

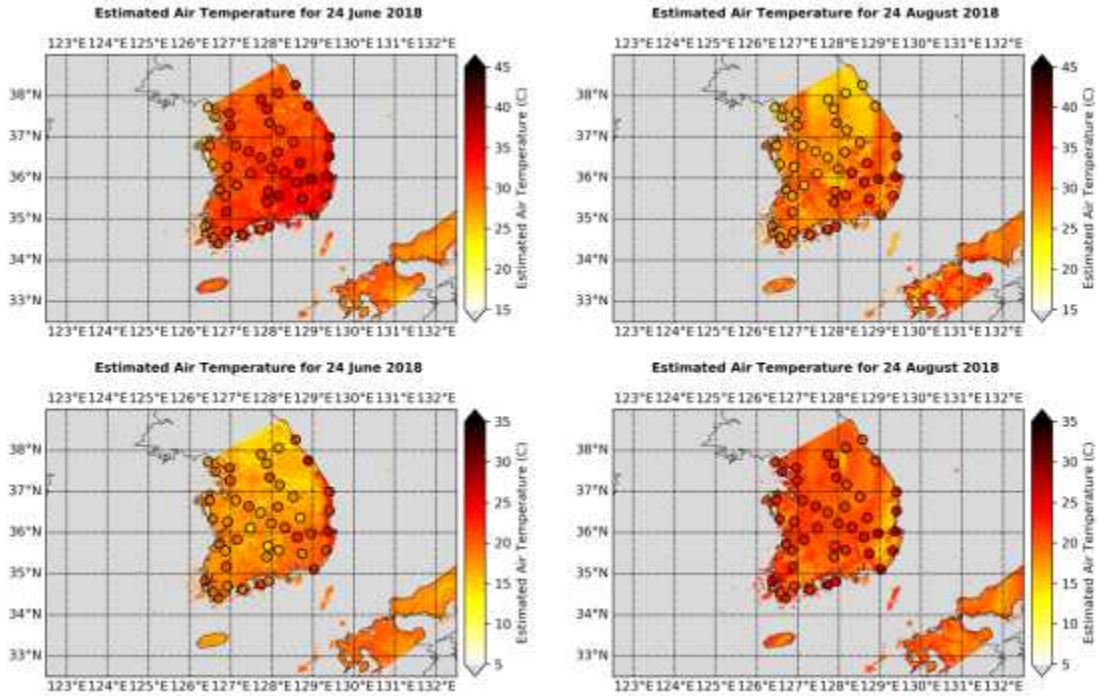


Figure 61. Estimated daily maximum temperature (upper two maps) and daily minimum temperature (lower two maps) examples. Circles represent observed ASOS data.

② 고해상도 이상기후지수 생산

ERT 모델로 추정된 고해상도 일 기온자료를 이용하여 우리나라 여름철 고해상도 이상기후지수를 SU, TR, TXx, DTR의 4개 지수에 대해 생산하였다(Figures 62-65). 이들 4개 지수는 월별 그리고 여름철 자료를 이용한 연간 자료로 생산하여 시각화하였다. 또한 TX90p 및 TN90p를 포함한 총 6개의 이상기후지수를 NCEP 재분석 자료를 이용하여 생산 및 시각화하였는데 TX90p와 TN90p는 여름철 자료를 이용하여 연간 자료로 생산하였다(Figure 66). 모든 경우 ASOS 지점에 대해 산정한 이상기후지수 값과 비교하였다.

NCEP 재분석 자료 기반의 이상기후지수와 고해상도 이상기후지수의 시각적 비교를 위해, 월별로는 2019년 6-8월의 기간 중 가장 평균 온도가 높았던 8월 자료를, 연간 이상기후지수로 6-8월 자료를 이용해 산정한 2019년 자료를 SU, TR, TXx, DTR의 4개의 이상기후지수에 대해 살펴보았다(Figures 62-65). 고해상도 이상기후지수 값이 NCEP 재분석 자료를 이용한 경우보다 ASOS 관측 기반 참값과 가까우며 공간 분포도 비교적 잘 모의하고 있다(Figures 62-65). TX90p와 TN90p를 과거 폭염이 심했던 1994년과 2018년에 대해 살펴보았는데, 자료 해상도의 차이로 인하여 NCEP 자료 기반의 지수 값이 ASOS 관측 기반 값의 공간 분포를 잘 표현하지는 못하였다(Figure 66).

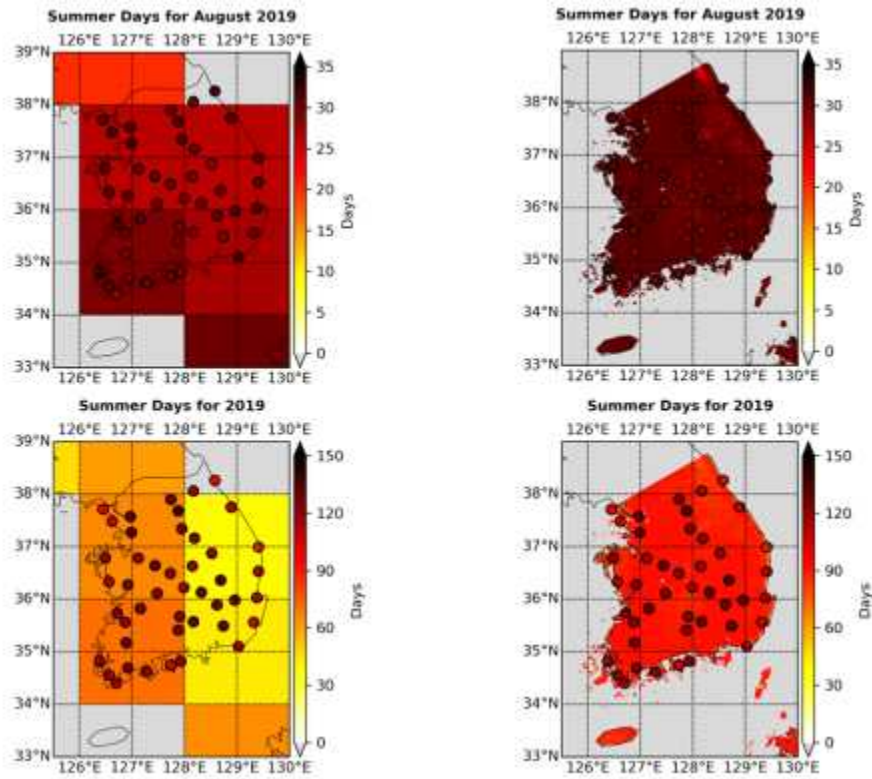


Figure 62. Monthly summer days for August 2019 (upper two maps) and yearly summer days for 2019 (lower two maps) based on NCEP reanalysis data (left two maps) and modeled high resolution daily temperature data (right two maps). Circles represent values based on ASOS data.

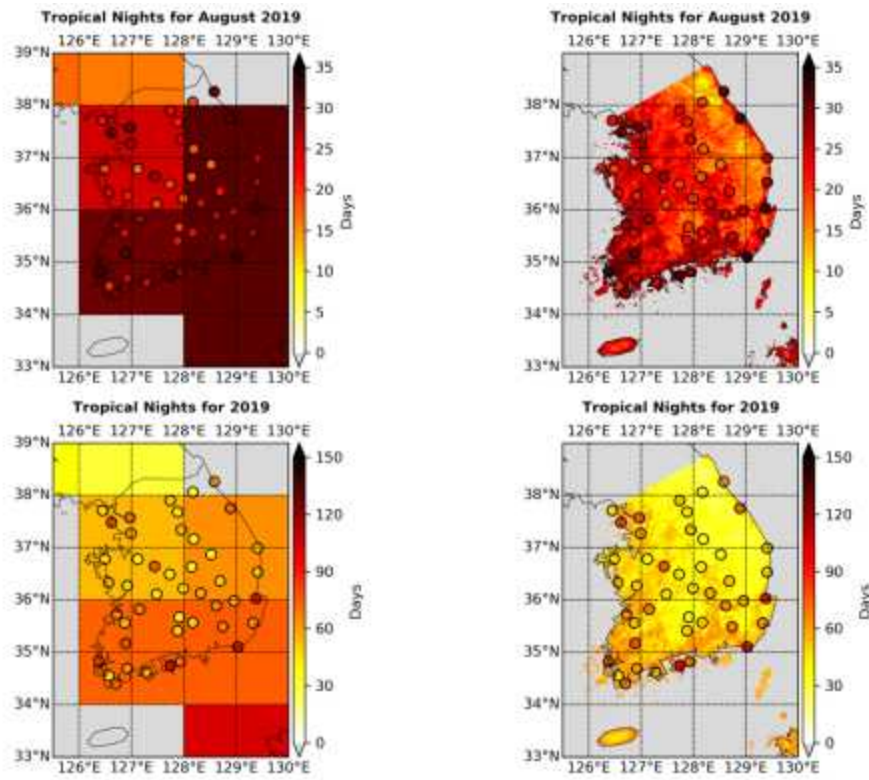


Figure 63. Monthly tropical nights for August 2019 (upper two maps) and yearly tropical nights for 2019 (lower two maps) based on NCEP reanalysis data (left two maps) and modeled high resolution daily temperature data (right two maps). Circles represent values based on ASOS data.

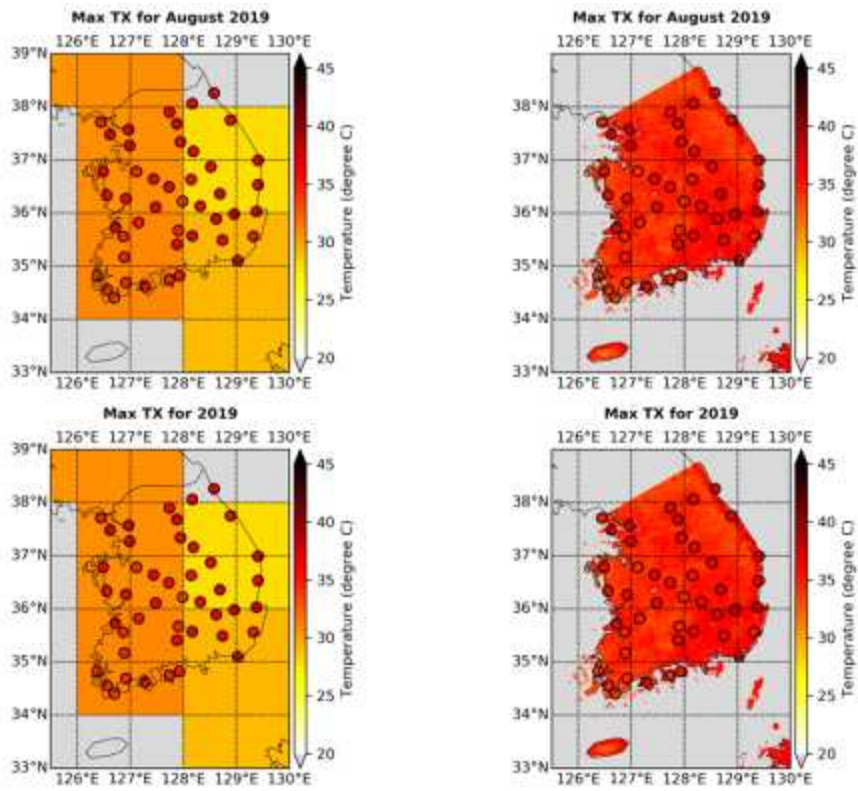


Figure 64. Monthly maximum TX for August 2019 (upper two maps) and yearly maximum TX for 2019 (lower two maps) based on NCEP reanalysis data (left two maps) and modeled high resolution daily temperature data (right two maps). Circles represent values based on ASOS data.

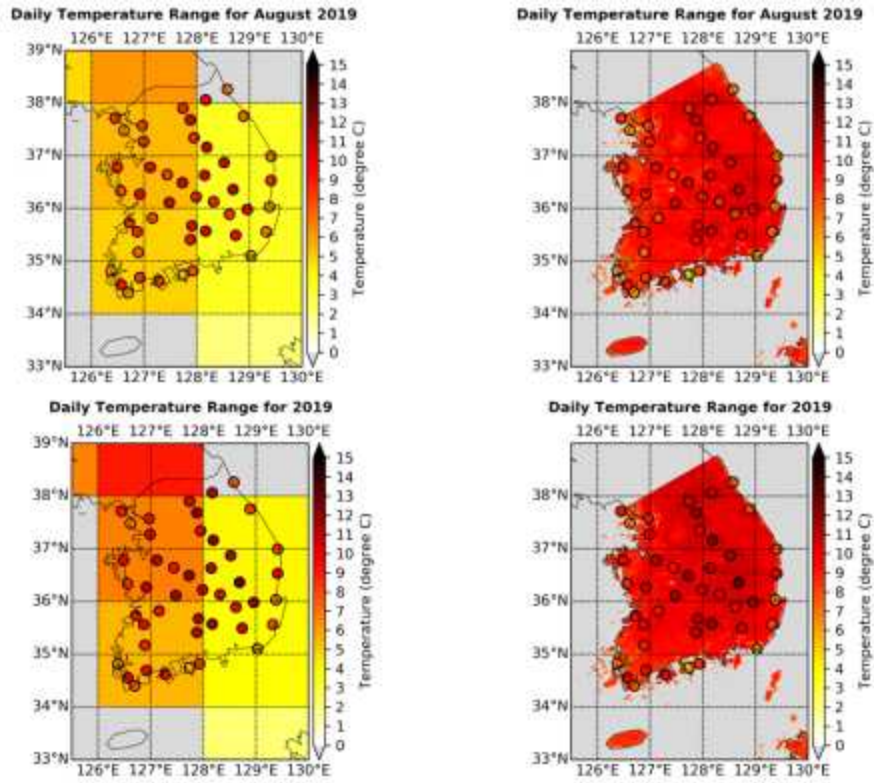


Figure 65. Monthly averaged daily temperature range for August 2019 (upper two maps) and yearly averaged daily temperature range for 2019 (lower two maps) based on NCEP reanalysis data (left two maps) and modeled high resolution daily temperature data (right two maps). Circles represent values based on ASOS data.

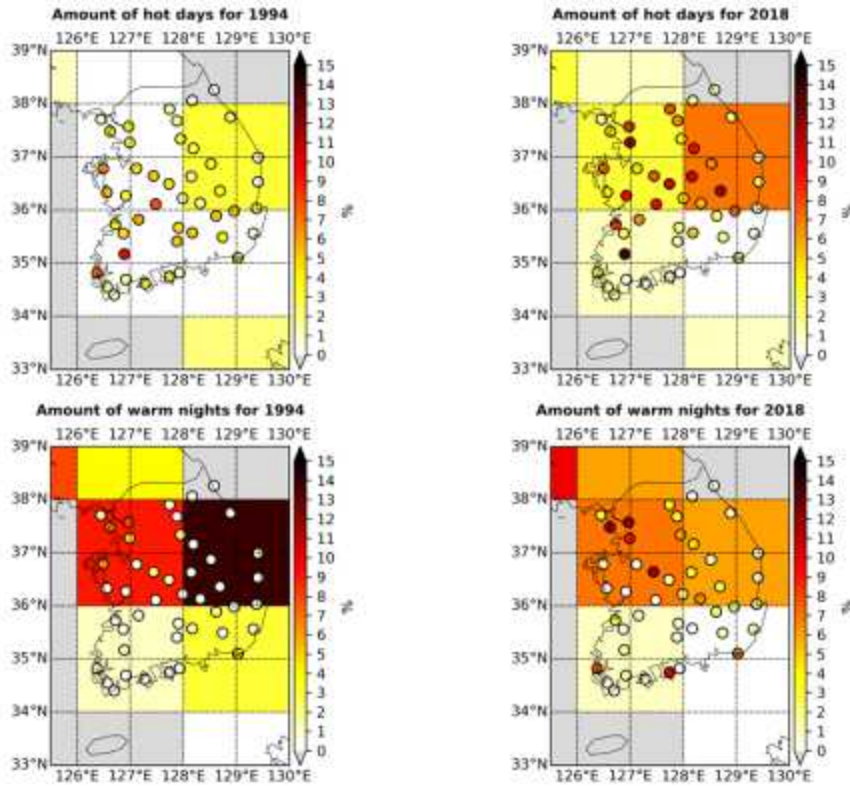


Figure 66. Yearly amount of hot days (upper two maps) and amount of warm nights (lower two maps) for 1994 (left two maps) and 2018 (right two maps). Circles represent values based on ASOS data.

(다) 폭염지수를 이용한 이상고온 감시

① 폭염강도지수 생산 및 분석

이상고온 감시를 위해 NCEP 재분석 자료의 일 최고 및 최저기온을 이용하여 HWMId를 생산하였으며 북반구 여름에 대한 월별 또는 연간으로 발생한 폭염 사상 중 가장 큰 폭염을 도출하여 시각화하였다. 2018년과 2019년의 북반구 여름에 대한 HWMId 피크를 보았을 때 2018년 유럽 폭염, 동남아시아의 폭염 발생과 2019년 알래스카 남부 등지의 폭염 발생이 잘 나타났다(Figure 67).

우리나라에 대해 과거 폭염이 심했던 1994년과 2018년의 HWMId 피크를 살펴보았는데, NCEP 재분석 자료를 이용하여 생산한 지수 값과 ASOS 관측 값을 이용한 값을 비교하였을 때 해상도의 차이로 인해 많은 차이가 있었다(Figure 68). 이는 적절한 폭염 감시 및 대응을 위해서는 지점 자료를 포함한 고해상도 자료가 필요함을 시사한다.

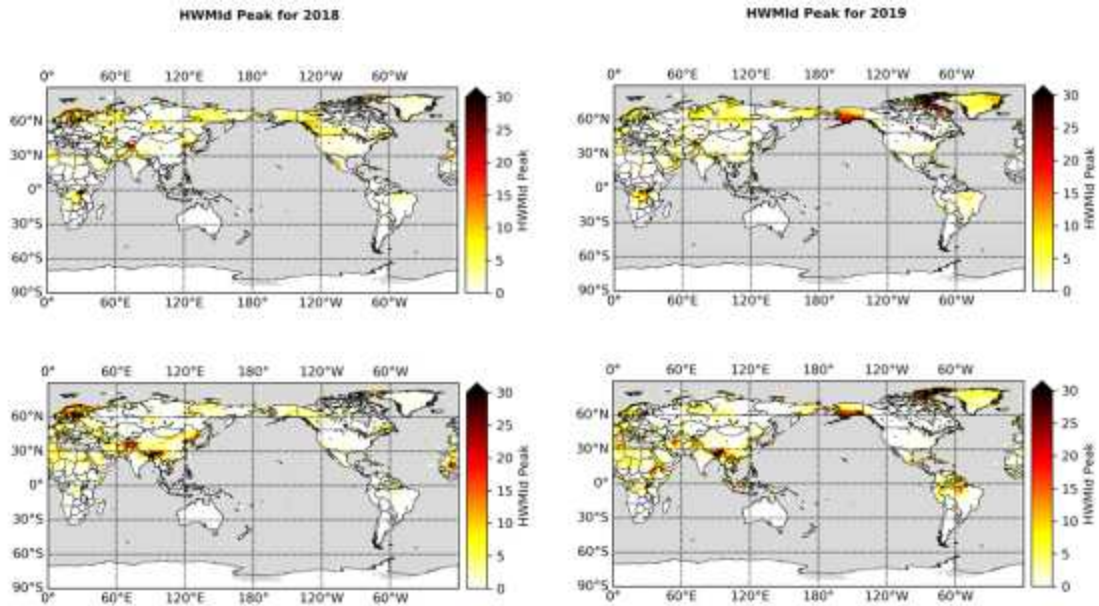


Figure 67. HWMid (Heatwave Magnitude Index daily) peak maps for boreal summer of 2018 (left two maps) and 2019 (right two maps) based on daily maximum temperature (upper two maps) and daily minimum temperature (lower two maps) of NCEP reanalysis data.

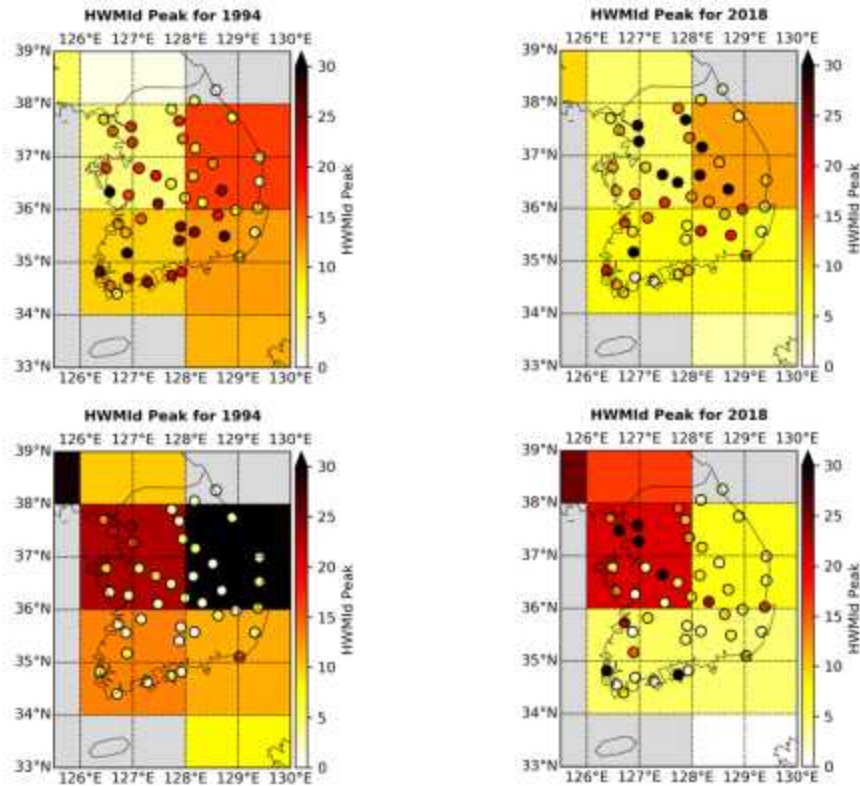


Figure 68. HWMid (Heatwave Magnitude Index daily) peak maps for boreal summer of 1994 (left two maps) and 2018 (right two maps) based on daily maximum temperature (upper two maps) and daily minimum temperature (lower two maps) of NCEP reanalysis data. Circles represent values based on ASOS data.

WMO의 6개 감시지역 중에 동아시아(East Asia, EASIA), 남아시아(South Asia, SASIA)의 2개 지역과 우리나라에 대해 HWMid 값의 역치에 따른 해당 육지 면적의 백분율 및 ASOS 지점 개수의 백분율의 시계열 변화를 산정하여 시간에 따른 폭염 발생의 변화를 살펴보았다(Figures 69, 70). 동아시아의 경우 주간에는 2010, 2015, 2017년에 비교적 폭염의 강도가 크게 나타났으며 2010년에 열대야가 심하게 나타났고, 남아시아는 1998, 2010, 2016년에 특히 열대야가 심했던 것으로 보인다(Figure 69). HWMid 값이 0인 경우도 30년 연간 최대 최고 또는 최저기온의 25분위를 초과한 날이 없을 뿐 기준기간 30년×31일 윈도우의 90분위를 3일 연속으로 초과하는 폭염 사상에 해당하는데, 따라서 가장 왼쪽 행(HWMid \geq 0)의 연간 변화를 시각적으로 살펴보면 폭염에 해당하는 면적의 백분율이 증가함을 볼 수 있다(Figure 69). 우리나라의 경우 1994, 2016, 2018년의 폭염이 두드러지게 나타났다(Figure 70).

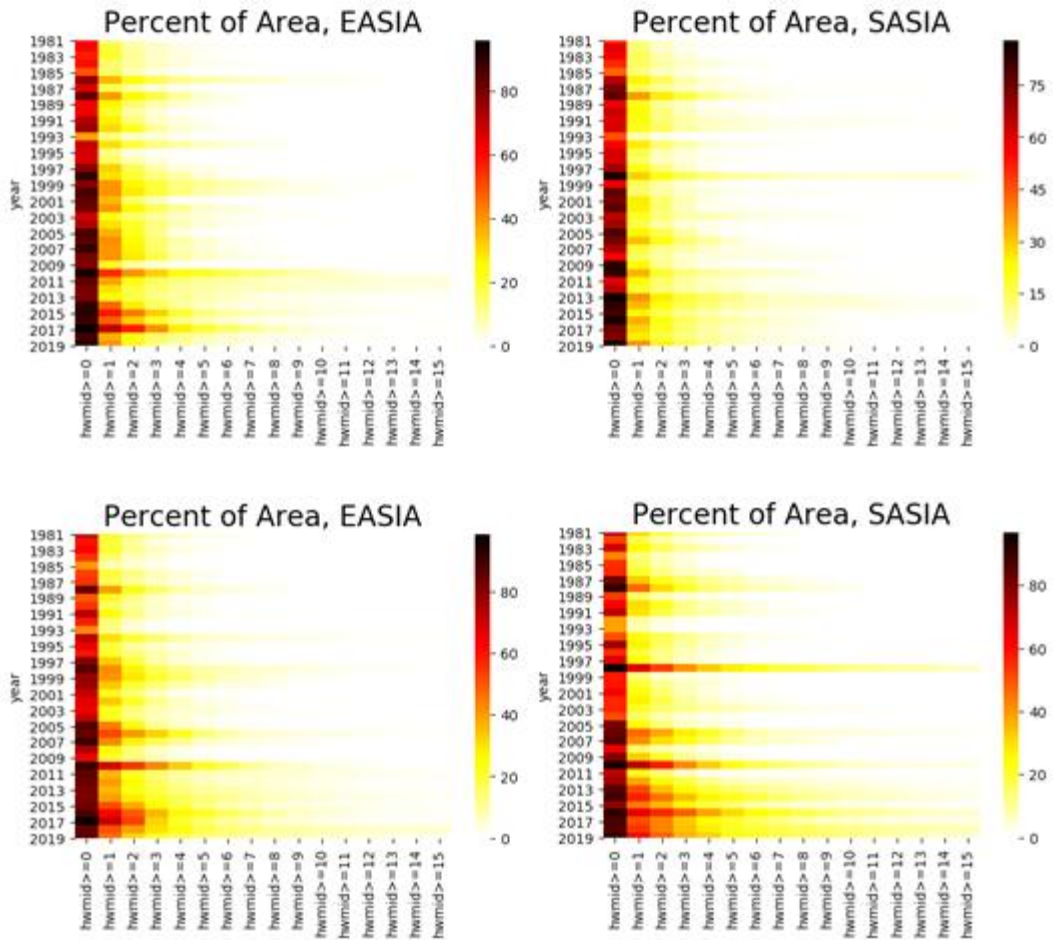


Figure 69. Percent of land area for HWMI thresholds based on NCEP daily maximum temperature (upper two graphs) and daily minimum temperature (lower two graphs).

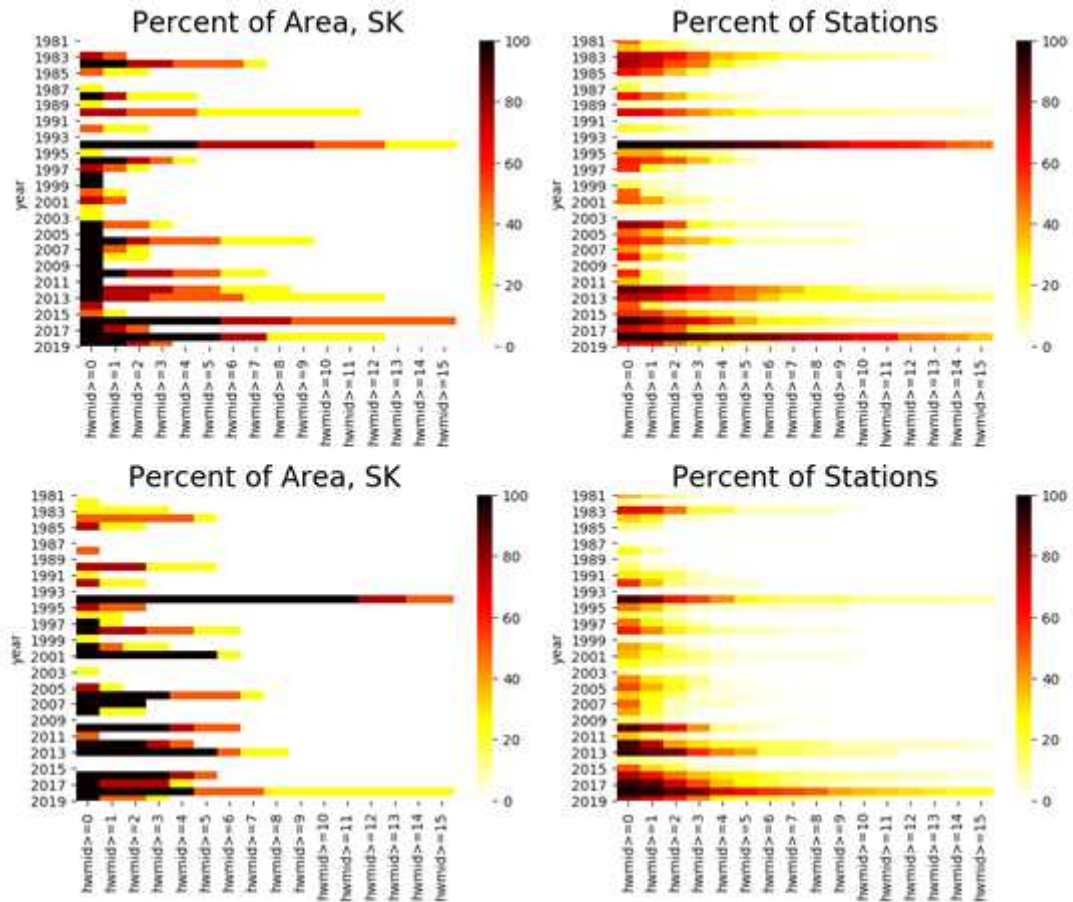


Figure 70. Percent of land area for HWMI thresholds based on NCEP daily maximum temperature (upper left) and daily minimum temperature (lower left), and percent of weather stations for HWMI thresholds based on ASOS daily maximum temperature (upper right) and daily minimum temperature (lower right) in South Korea.

(4) 지표특성을 고려한 이용한 다중시간규모 가뭄 감시기법 개발

(가) GCR을 이용한 ET_a 추정 및 성능 검증

SPEI와 SEDI 계산에 요구되는 입력변수는 강수량 (P), 실제증발산량 (ET_a), 습윤증발산량 (ET_w) 이다. ECMWF ERA-Interim과 같은 기후재분석을 통해 세 자료 모두 얻을 수 있으나 재분석을 통해 얻어진 격자 ET_a 값은 GCR ET_a 보다 편의가 훨씬 큰 것으로 기존 연구에서 확인되었다 (Ma et al., 2019; Ma and Szilagyi, 2019). 따라서 GCR은 재분석 ET_a 를 보정할 수 있는 방법으로 적용될 수도 있다. 종관규모에서 강수량은 Tipping bucket과 같은 장비로 쉽게 관측이 가능하지만 ET_w 와 ET_a 는 관측이 상당히 어렵기 때문에 GCR을 이용하면 빠르게 얻을 수 있는 장점이 있다. 하지만 지면-대기 상호보완 이론은 대륙규모나 지역적으로 적용된 예는 있으나 (e.g., Szilagyi et al., 2017; Ai et al., 2017) 아직 전 지구적으로 적용성을 평가한 연구는 없다.

Figure 71은 1982-2011년 기간 FLUXNET-MTE 연평균 ET_a 와 GCR 추정치와의 편차를 최

소화하는 α 값의 전구 분포이다. 추정된 α 값은 1.02 ± 0.11 (평균 $\pm 1 \times$ 표준편차)의 범위를 가지고 거의 모든 지역에서 0.9와 1.1 사이에서 최적화가 이루어졌다. α 의 공간분포를 살펴보면 중국 서북부, 미국 서부, 서아시아, 아프리카 남서부와 같은 건조한 지역에서 0.9에서 1.0 사이의 비교적 작은 값을 갖고 중국 동남부, 한반도, 일본, 미국 중부지역 등 약간 습윤한 지역에서는 1.1 이상의 값이 나타나는 것으로 보인다. 하지만 태평양도서국, 아마존, 미국 동남부지역 등 습윤한 지역과 열대기후 지역의 α 값은 1.1보다 작은 것으로 나타났다. 하지만 이는 개략적인 분석이고 α 값은 Bowen ratio와 평균 VPD 등 물리변수 변동성에 영향을 받기 때문에 기후 조건만으로 α 의 분포를 설명하기는 어렵다. 많은 이론 및 실험 연구에서 Priestley-Taylor 계수는 주로 1.2에서 1.3 사이의 값을 나타내는 것으로 알려져 있지만 (Assouline et al., 2016; Lhomme, 1997; Priestley and Taylor, 1972), GCR에 연동되어 있는 α 는 추정을 위해 사용된 ET_a 관측자료, R_n 계산에 사용된 방법에 상당한 영향을 받는다 (Brutsaert et al. 2017). 따라서 α 값은 Priestley-Taylor 공식에서 설명하는 물리적 의미인 잠재증발산량과 R_n 의 비율이라기 보다는 유사한 특성을 갖는 모형 매개변수로 이해되어야 한다. 기존 연구에서 사용된 α 의 범위는 Ma and Szilagyi (2019)의 1.15 (미국), Ma et al. (2017)의 1.12 (중국), Kim et al. (2019)의 1.26 (미국), Szilagyi et al. (2017)의 1.13 (미국) 등으로 통상 1.26보다 작았다. 게다가 Kim et al. (2019)의 1.26은 Allen et al. (1998)의 표준방법으로 R_n 을 추정했기 때문에 재분석 R_n 자료를 사용한 Ma and Szilagyi (2019)나 Szilagyi et al. (2017)와 차별성을 갖는다. Figure 71에 나타난 α 값은 GCR의 매개변수이기 때문에 ERA-Interim 재분석 자료와 FLUXNET-MTE를 기준으로 얻어진 특수한 경우라고 할 수 있고 다른 방법이나 자료를 사용할 경우 당연히 결과가 달라진다.

최적화된 α 값으로 계산된 GCR ET_a 값과 FLUXNET-MTE와 사이의 편차는 대부분 10 mm/a보다 작았지만 상대적으로 고위도 지역 추운 기후에서 크게 나타났다. (Figure 71 bottom). GCR ET_a 가 FLUXNET-MTE보다 Stage-2 ET_a 를 좀 더 작게 추정하는 지역이 그 반대보다 훨씬 많았고 이는 GCR을 사용할 때 구조적으로 음의 편차를 발생시킬 수 있음을 의미한다. 잠재적인 오차 요인으로는 먼저 Penman 공식에 사용된 고정된 경험적 바람 함수인데 이론적으로 바람함수는 momentum roughness, scalar roughness, zero-plane displacement의 함수이며 이들은 모두 시공간적으로 변화하는 변수들이다. 이에 반해 이 보고서에 사용된 경험적 바람함수는 모든 지역에 대해 고정되었다. 아울러 Penman 공식은 Penman-Monteith 공식 (Monteith, 1965)에서 surface resistance를 0으로 가정한 특수한 경우라고 할 수 있다. 이는 식생이 물 부족에 반응하지 않음을 가정하는 것과 같기 때문에 실제로 식생이 물 부족에 민감하게 반응할 경우 ET_a 값에 편의를 발생시킬 수 있다. 아울러 추운 지역에서는 R_n 의 작은 변화에도 X 값이 민감하게 변화하기 때문에 비교적 큰 편차가 나타날 수 있는데 FLUXNET-MTE의 기계학습에 사용된 자료와 ERA-Interim 재분석 자료의 차이로 인해 유의한 수준의 편차가 발생할 수도 있다. 하지만 10 mm/a의 편차는 매우 작은 편이고 SEDI와 같은 증발산과 증발요구량을 동시에 고려하는 가뭄지수는 ET_a 와 ET_w 모두에 오차요인이 작용하기 때문에 상쇄되어 지수의 변동성에 큰 영향을 미치지 않을 가능성이 크다. Kyatengerwa et al. (2020)는 α 의 변화가 SEDI 값에 큰 영향을 미치지 않는 것을 민감도 분석을 통해 확인했는데, 이는 SEDI는 ETD의 절대치보다는 순위 변화에 영향을 크게 받기 때문이다.

Figure 72는 FLUXCOM 자료 2001-2013년 기간 연평균 ET_a 와 GCR로 얻어진 값을 비교한

결과이다. 두 자료의 공간분포는 매우 유사하지만 (공간상관계수 0.97), GCR의 연평균 ET_a 가 일반적으로 FLUXCOM 자료보다 작은 것을 확인할 수 있다. FLUXCOM ET_a 값이 있는 픽셀만 고려했을 때 GCR ET_a 의 전구 평균은 517.1 mm/a이고 FLUXCOM는 667.2 mm/a이다 (-29%). Jung et al. (2019)은 FLUXNET-MTE와 FLUXCOM 사이의 평균 편차를 대략 -20%로 평가하였는데 GCR이 FLUXNET-MTE 보다 약간 작게 ET_a 를 추정할 것을 고려했을 때 GCR과 FLUXCOM 사이에 나타난 -29% 편차는 예상되는 결과라 할 수 있다. 최신 FLUXCOM 자료는 품질 높은 eddy covariance flux 자료를 11개 기계학습 방법으로 공간보간해 평균한 결과이기 때문에 (Tramontana et al., 2016) Model Tree Ensemble 만으로 ET_a 를 추정한 FLUXNET-MTE 자료보다는 좀 더 신뢰도가 높은 것으로 여겨질 수 있다. 하지만 FLUXCOM 자료 역시도 불확실성이 큰 eddy tower 자료를 공간보간 한 결과이기 때문에 정확한 관측 값으로 보기에는 무리가 있어 매개변수 추정이나 모형 평가 정도에 참조할 수 있는 자료로 봐야 한다. FLUXNET-MTE이 대신 FLUXCOM 자료가 α 값 추정에 사용된다면 두 자료의 편차로 인해 1.26에 좀 더 가까운 범위에서 α 값이 추정될 것으로 예상된다.

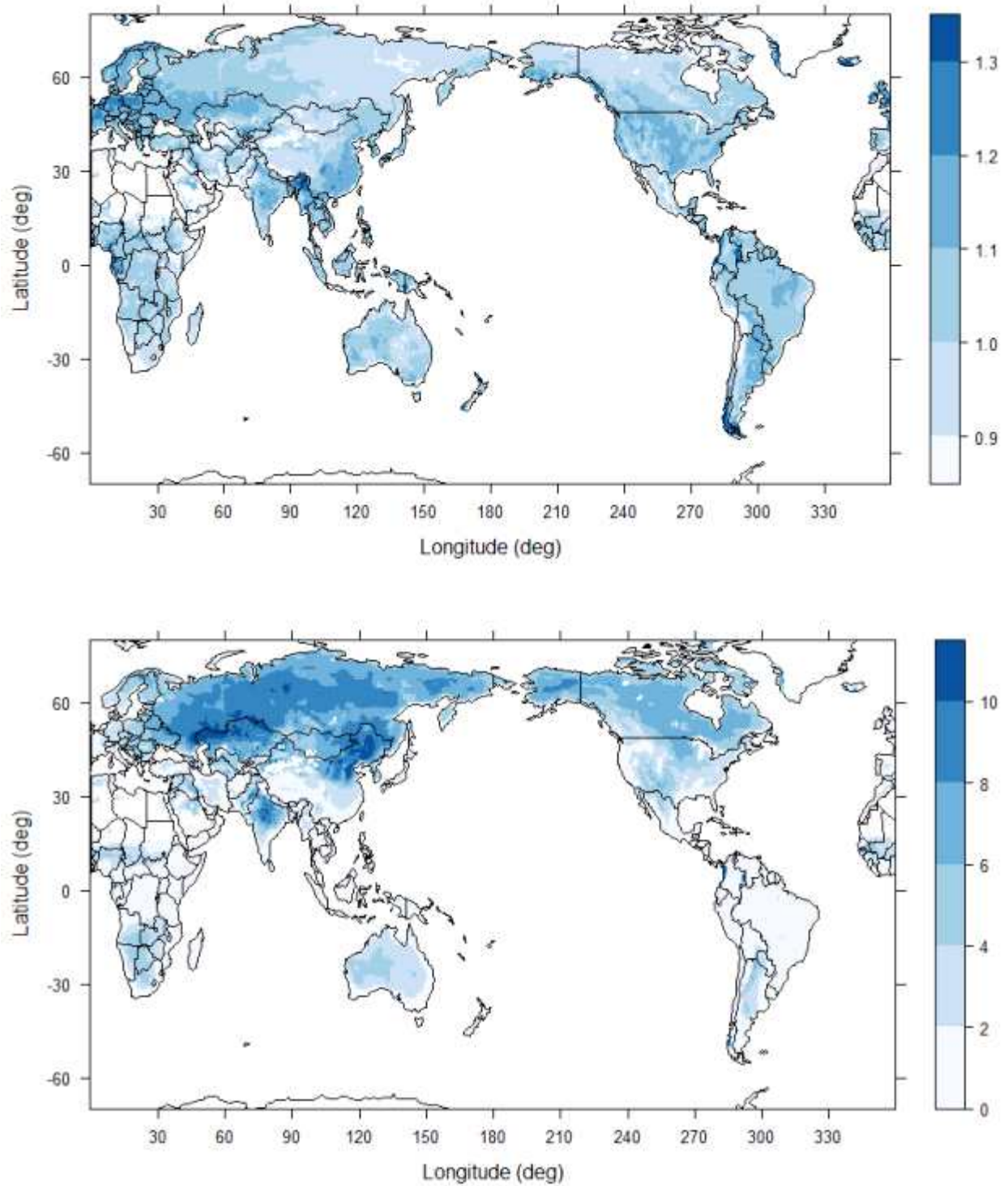


Figure 71. (top) The distribution of optimal α (unitless), and (bottom) absolute mean bias of GCR ETa against FLUXNET MTE (mm/a).

Figure 72의 연평균 GCR ET_a 의 공간 분포를 살펴보면 동아시아와 동남아시아의 경우, 저위도 지역에서 북쪽방향으로 ET_a 가 감소하는데 이 남북방향 변화는 ET_a 가 토양수분 보다는 주로 R_n 에 의해 결정된다는 의미이다. 하지만 중국 북서부지역으로 갈수록 동서방향 변화율이 강해지는 것을 확인할 수 있는데 토양수분이 점점 ET_a 를 결정하게 됨을 의미한다. 유사하게 미대륙 서부지역에서는 건조한 기후로 인해 ET_a 는 변화에 위도는 영향을 크게 주지 않고 대서양에서의 수분 유입이 많은 동부지역에서는 ET_a 가 남북방향으로 변화하는 것을 알 수 있다. 위도 60도 기준 남쪽 지역의 ET_a 분포는 McVicar et al. (2012)의 Water-limited, Energy-limited 지역 구분과 상당히 공간적으로 일관성을 갖지만 60도 기준 북쪽지역에서는 연평균강수량의 분포와 ET_a 의 분포 차이로 인해 일관성이 떨어지는 것으로 보인다. FLUXCOM과 GCR ET_a 는 일관된 공간 분포를 보이고 있지만 GCR은 기상자료만으로 ET_a 를 추정하기 때문에 적절한 α 값이 있을 경우 사막지역에서도 ET_a 를 가능하게 한다. FLUXNET-MTE 자료가 없어 α 값을 추정하지 못한 사막 지역에서는 대해서는 평균값 $\alpha = 1.02$ 를 이용해 ET_a 가 추정되었고 그 크기는 예상되는 것처럼 매우 작았다.

FLUXCOM 자료와 GCR ET_a 사이의 총상관계수 (Total Correlation Coefficient; TCC)는 거의 모든 지역에서 0.8 이상 이었다 (Figure 73a). TCC의 평균은 0.91, 표준편차는 0.16이었다. 다시 말하면 FLUXCOM과 GCR ET_a 자료의 시간변동성은 매우 일관된다는 의미이다. 이에 반해 Anomaly correlation coefficient (ACC)의 평균은 0.45, 표준편차는 0.20으로 TCC보다는 평균은 낮고 지역별 차이는 컸다 (Figure 73b). 하지만 여전히 많은 지역에서 두 자료 사이의 ACC도 0.6 높은 값을 보이고 있고 특히 동아시아, 미국, 유럽과 같은 중위도 지역에서 높게 나타났다. 낮은 ACC의 잠재적인 원인은 먼저 FLUXCOM의 관측 Anomaly 재현성이 낮은 것을 들 수 있다. Tramontana et al. (2016)은 FLUXCOM에 사용된 기계학습 모형의 장기 평균이나 계절변동성 재생산성은 높지만 Anomaly를 재현하는 능력은 상대적으로 낮은 것으로 평가하였다. 이는 Eddy covariance 관측 공간 규모와 격자자료의 해상도 사이의 차이에서 비롯되었을 수 있으나 기계학습 모형이 가지는 구조적 한계도 무시하기는 어렵다. 하지만 여전히 Figure 73b의 ACC는 거의 모든 지역에서 통계적으로 매우 유의한 수준이기 때문에 FLUXCOM과 GCR ET_a Anomaly 역시 비교적 일관되는 것으로 평가할 수 있다.

FLUXCOM과 GCR ET_a 사이의 RMSE도 거의 모든 지역에서 20 mm/month 이하인 것으로 나타났다. 다만 저위도 열대지역에서 비교적 큰 오차를 보였는데 이는 식생이 R_n 과 VPD, u_2 에 상당히 민감하게 반응하기 때문일 수 있다. 열대지역에서는 토양수분이 거의 모든 시기에 충분하기 때문에 식생의 Stomatal conductance는 온도와 같은 다른 스트레스 요소에 의해 조절된다. 이에 따라 열대지역에서의 저성능은 surface resistance를 0으로 가정하는 Penman 공식을 사용해서 발생한 문제일 수 있다. 저위도 열대기후지역의 TCC가 상대적으로 낮은 것도 (Figure 71) 같은 원인에서 발생했을 수 있다. 아울러 앞서 설명한 바와 같이 GCR ET_a 은 FLUXCOM에 대해 음의 편의를 갖고 Figure 73d는 이를 반영한다. 저위도 열대지역에서의 두 자료의 편차가 상대적으로 크게 나타나는 것을 확인할 수 있다.

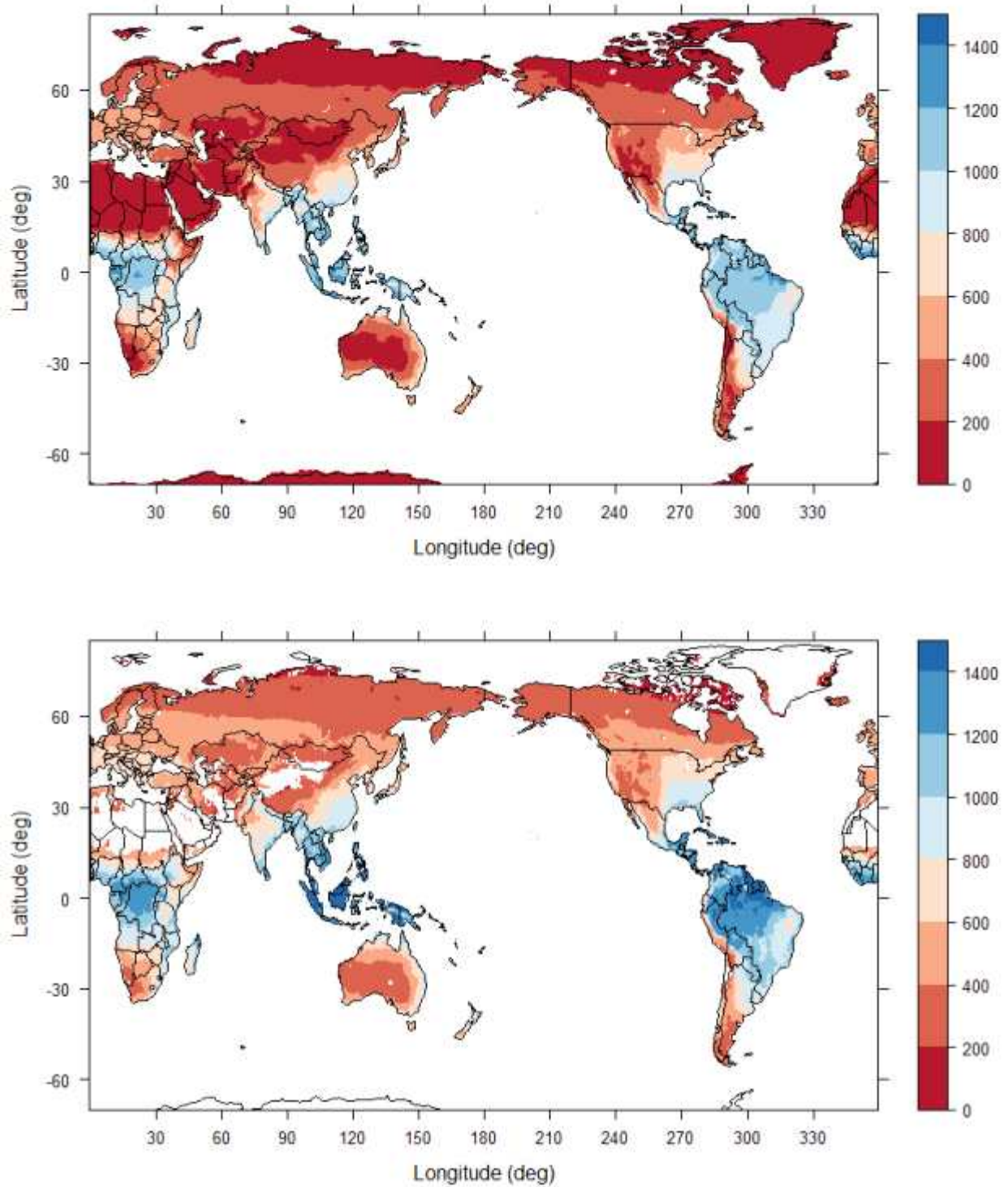


Figure 72. Distributions of (top) FLUXCOM mean annual ET_a for 2001-2013 (mm/a), and (bottom) GCR mean annual ET_a (mm/a).

FLUXNET-MTE, FLUXCOM 자료와 GCR ET_a 사이에 약간의 편차가 발생하기는 하였지만 두 기계학습 기반 자료 역시 불확실성이 큰 eddy covariance flux 자료를 공간 보간한 추정치이기 때문에 직접 관측만큼 신뢰도가 높은 것으로 보기 어렵다. 기존 연구 (Ma et al., 2019;

Ma and Szilagyi, 2019; Kim et al., 2019; Szilagyi, 2018)에서 Mass balance ET_a 와 GCR ET_a 를 평가한 결과를 고려했을 때 GCR의 성능은 기후재분석나 지면모형 모의 결과보다 신뢰도가 높은 것으로 확인되었다. 따라서 ET_a 의 절대치가 아닌 SPEI나 SEDI와 같은 가뭄지수에 GCR ET_a 를 사용하는 정도에는 큰 무리가 없을 것으로 보이고 고위도나 저위도 지역보다는 중위도 지역에서 더 적합한 방법으로 판단된다.

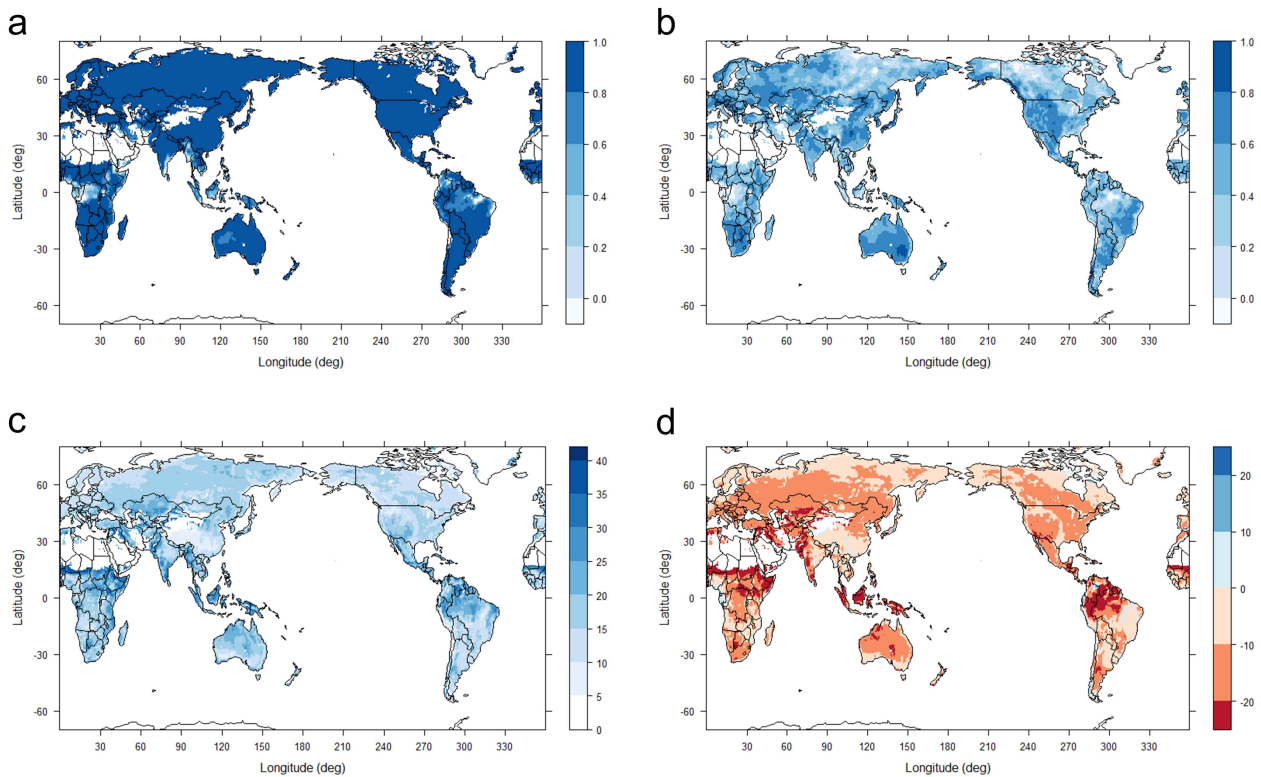


Figure 73. The evaluation metrics of monthly GCR ET_a against the FLUXCOM data. (a) Total correlation coefficients, (b) Anomaly correlation coefficient, (c) the root-mean square error (mm/month) and (d) the mean bias (mm/a).

(나) 다중시간규모 가뭄지수를 이용한 가뭄감시

① 토양수분-가뭄지수 상관분석

농업가뭄은 식생의 물 부족과 직접적인 관계가 있는 토양수분 상태로 평가 된다 (Van Loon, 2015). 하지만 토양수분의 실시간 감시를 위한 관측설비 설치와 운영에는 상당한 비용이 요구되기 때문에 주로 기상자료를 이용해 간접적으로 추정하거나 원격탐사기법이나 지면모형으로 모의해서 추적하는 경우가 많다 (e.g., Anderson et al., 2013). 문제는 SPEI나 SEDI와 같은 표준 가뭄지수로 이를 사용할 때 많은 경우 시간규모를 편의상 고정시키는데 (e.g., <https://spei.csic.es>) 이렇게 되면 토양수분을 감시하는 것이 아니라 단지 고정된 시간규모의 기상학적 물수지를 추적하는 것이다. 설명한대로 토양의 저수능력은 토양의 물리적 성질, 토지이

용, 식생상태, 기후조건 등에 영향을 받기 때문에 공간적으로 상당히 큰 변동성을 갖는다. 고정된 시간규모의 기상학적 물 수지는 이러한 물리변수의 공간적 변동성을 고려하지 않는 것이다. 통상 3-6개월 SPEI가 농업가뭄을 감지할 수 있다고 가정하고 SEDI는 동일한 시간규모에서 SPEI와 일관성을 갖는다고 알려져 있지만 (Kim et al., 2019; Vicente-Serrano et al., 2018) 관측에 의하면 이 범위 밖에서 토양수분이나 유출의 변동성이 설명되는 경우도 상당히 많다 (e.g., Jasechko et al., 2016).

Figure 74는 ERA-Interim 재분석 P 자료와 GCR ET_a 로 구한 SPEI와 GLEAM 근역층 토양수분 Anomaly 자료 사이에 나타난 최대 Pearson 상관 계수의 분포를 나타낸다. 상관계수의 범위는 0.49 ± 0.15 였고 SPEI와 GLEAM 토양수분 자료는 거의 모든 지역에서 1% 유의수준보다 높은 선형 상관성을 갖는 것으로 나타났다. P- ET_a 를 적절한 시간규모에서 추적하면 거의 모든 지역에서 토양수분상태를 유의미하게 추적할 수 있다는 의미이다. 특히 유럽전역, 한국, 중국동부, 미국 서부 및 동남부, 호주 동부에서 SPEI와 GLEAM 토양수분 사이의 상관이 높았다. 이에 반해 아프리카 중부, 동남아시아, 대평양 도서지역, 아마존, 남미 서부 지역에서는 상대적으로 낮은 상관성이 나타났다. 용설 과정이 토양수분에 상당히 영향을 줄 수 있는 고위도 지역에서도 시간규모만 조정하면 강한 상관성이 나타나는 것을 확인할 수 있다. GLEAM 토양수분은 용설과정이 고려된 지표 재분석 자료이다 (Martens et al., 2017). 결빙이나 해빙과정을 상세히 모의하지 않아도 이 과정에 소요되는 시간을 SPEI 시간규모에 고려하면 토양수분의 변화가 파악된다는 의미이다. SPEI 시간규모만 잘 조정하면 중위도 및 고위도 거의 모든 지역에서는 토양수분의 변화를 감지할 수 있을 것으로 판단된다.

SPEI와 GLEAM 토양수분 Anomaly의 상관계수가 최대가 되는 시간규모는 예상대로 다양하게 나타났다 (Figure 74 bottom). 위도 50도 이상 고위도 지역에서는 주로 12개월 이상의 긴 시간규모에서 SPEI와 토양수분 자료가 최대 상관을 보였는데 이 지역들의 Snow cover 지속시간은 통상 100일 이상인 것과 (Bulygina et al., 2015) 용설 과정 이후에 지면의 저수능력에 의해 추가로 지체되는 시간을 고려했을 때 자연스럽게 이해되는 부분이다. 눈이 강수에 많은 부분을 차지하는 고도가 높은 지역에서는 주로 6개월 이상의 시간규모가 나타나는 것으로 보인다. 이에 반해 사우디아라비아나 사하라 사막과 같은 매우 건조한 지역이나 중국 동남부, 동남아시아와 같은 매우 습윤한 지역에서는 주로 3개월 이하의 짧은 시간규모에서 SPEI가 토양수분 변동성을 설명하는 것처럼 보인다. 기후특성과 토양수분 변동성 감지를 위한 SPEI 시간규모 사이에 어느 정도 관계가 있다는 의미이다.

전지구 SPEI 시간규모를 기후특성에 따라 구분해 살펴보기 위해 건조지수 (Aridity Index)로 기후특성을 분류하고 (Figure 75) 각 기후특성에 따라 시간규모의 분포를 비교하면 둘 사이의 관계를 개략적으로 파악할 수 있다. 건조지수는 1980-2018 기간연평균 P와 ET_p 의 비율로 계산하였고 1보다 커지면 기상학적 수분 공급이 대기증발요구량보다 크다는 의미로 매우 습윤 지역에 해당한다. 반대로 0에 가까울수록 건조한 지역이라고 할 수 있으며 0.05보다 작아지면 매우 건조한 (Hyper-arid) 지역이라 할 수 있다. 한국은 0.75에서 1.0 사이의 건조지수를 가지며 습윤한 지역으로 구분되고 중국 남동부는 매우 습윤한 지역, 북서부는 건조한 지역으로 분류된다.

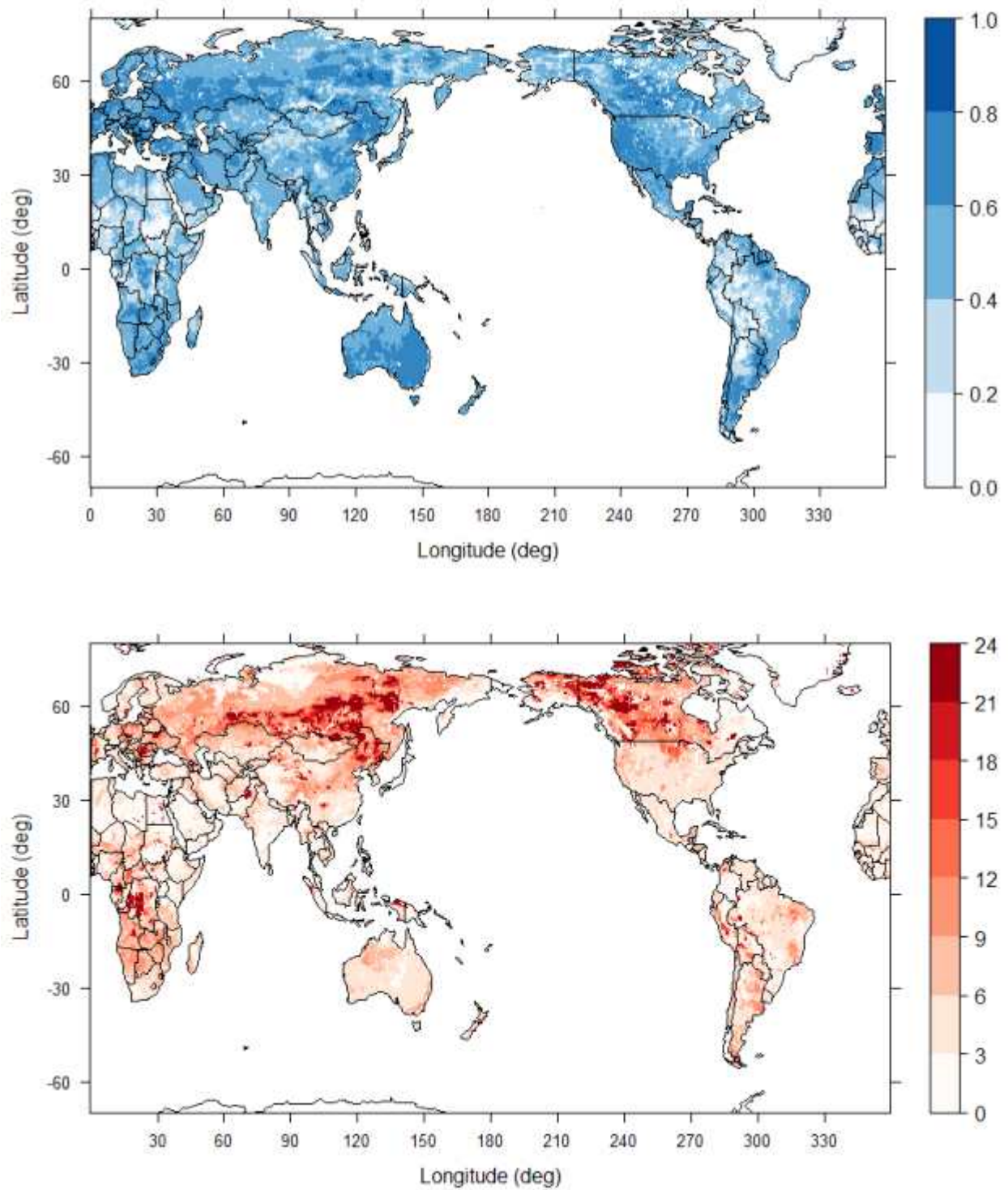


Figure 74. Spatial distributions of (top) the highest Pearson r (unitless) values between SPEI and the GLEAM root-zone soil moisture data for 1980-2016 and (bottom) the timescales (τ) yielding the highest Pearson r (month).

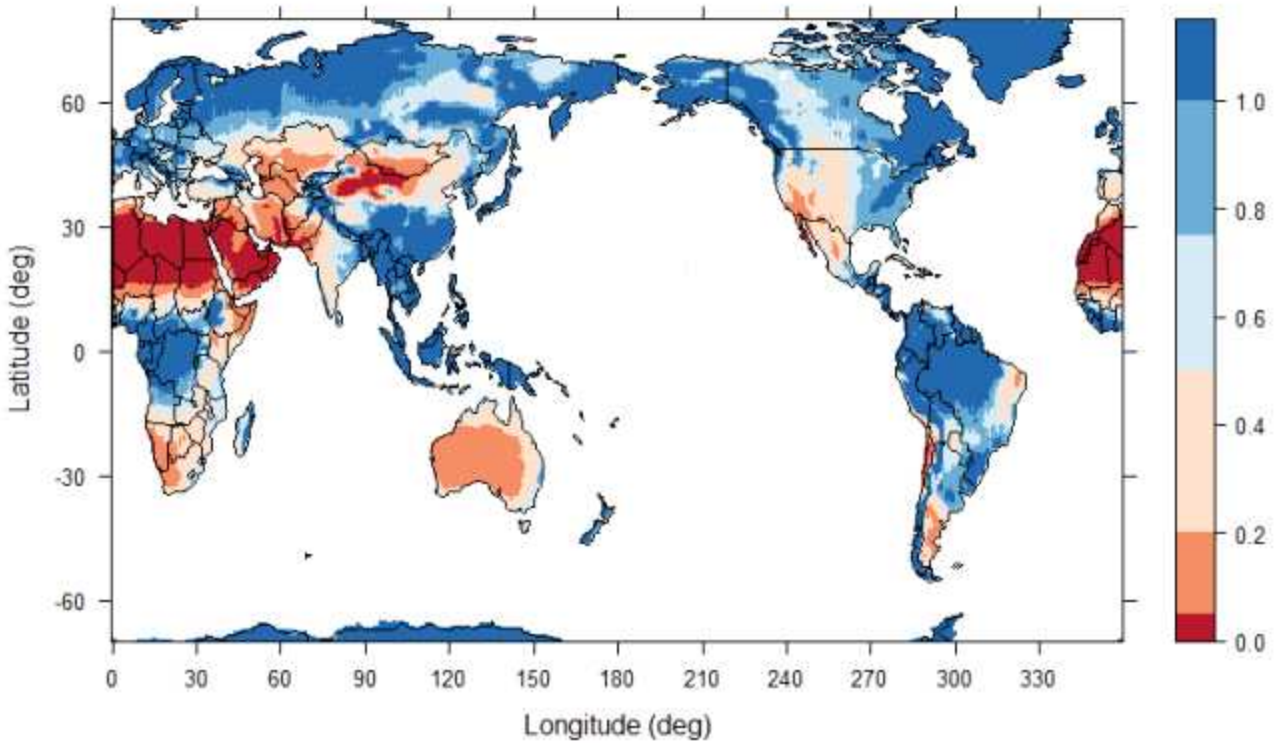


Figure 75. The distribution of aridity index (AI) calculated by dividing the mean annual ET_p with the mean annual P over 1980–2018 per pixel. The AI categorizes climate conditions as hyper-arid (< 0.05), arid [$0.050, 0.25$), semi-arid [$0.25, 0.50$), semi-humid [$0.50, 0.75$), humid [$0.75, 1.0$), and very humid (≥ 1.0).

Figure 76은 건조지수로 구분된 기후특성에 따라 SPEI와 GLEAM 토양수분의 상관성, 최대 상관을 위한 시간규모를 분류한 결과이다. 기후특성에 따라 상관성이 달라지는 것을 확인할 수 있는데 약간 건조한 지역이나 약간 습윤한 지역에서 SPEI와 GLEAM 토양수분은 높은 상관성을 보이고 더 건조하거나 습윤해질수록 둘 사이의 상관성은 떨어진다 (Figure 76 top). 최대 상관을 보이는 시간규모 역시 유사한데 매우 건조하고 매우 습윤한 지역에서는 상당히 긴 시간규모에서 SPEI가 토양수분 자료와 상관성을 보이고 약간 습윤한 지역에서 가장 긴 시간규모가 나타났다. 요약하면 건조한 기후에서 습윤한 기후 사이의 중간 지대에서 토양수분을 SPEI 추적하기 좋고 이때의 SPEI 시간규모는 다른 지역에서 비해 길어야 한다. 이 결과는 식생지수를 SPEI 시간규모와 비교 설명한 Vicente-Serrano et al. (2013) 연구 결과와 상당히 유사하다. SPEI와 식생지수의 사이의 Pearson 상관계수는 통상 0.4를 넘고 높은 지역에서는 0.8 이상을 보였는데 이 연구에서도 약간 습윤한 지역에서 가장 긴 시간규모에서 최대상관이 나타났고 더 습윤해질수록 혹은 더 건조해질수록 최대상관을 보이는 시간규모는 짧아졌다.

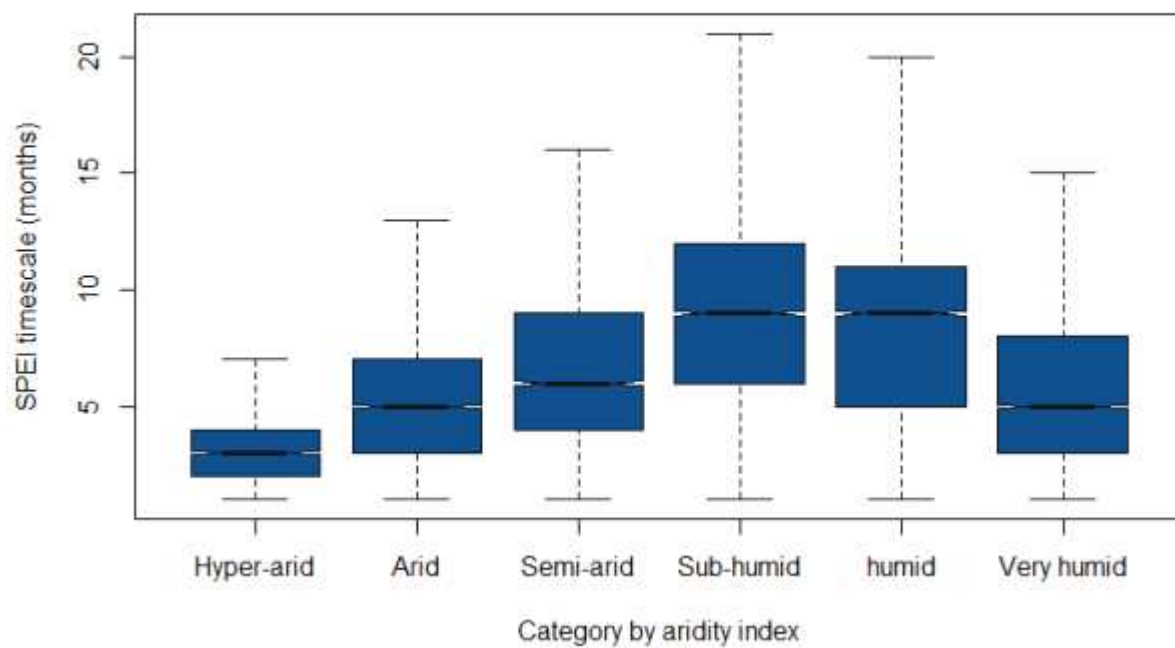
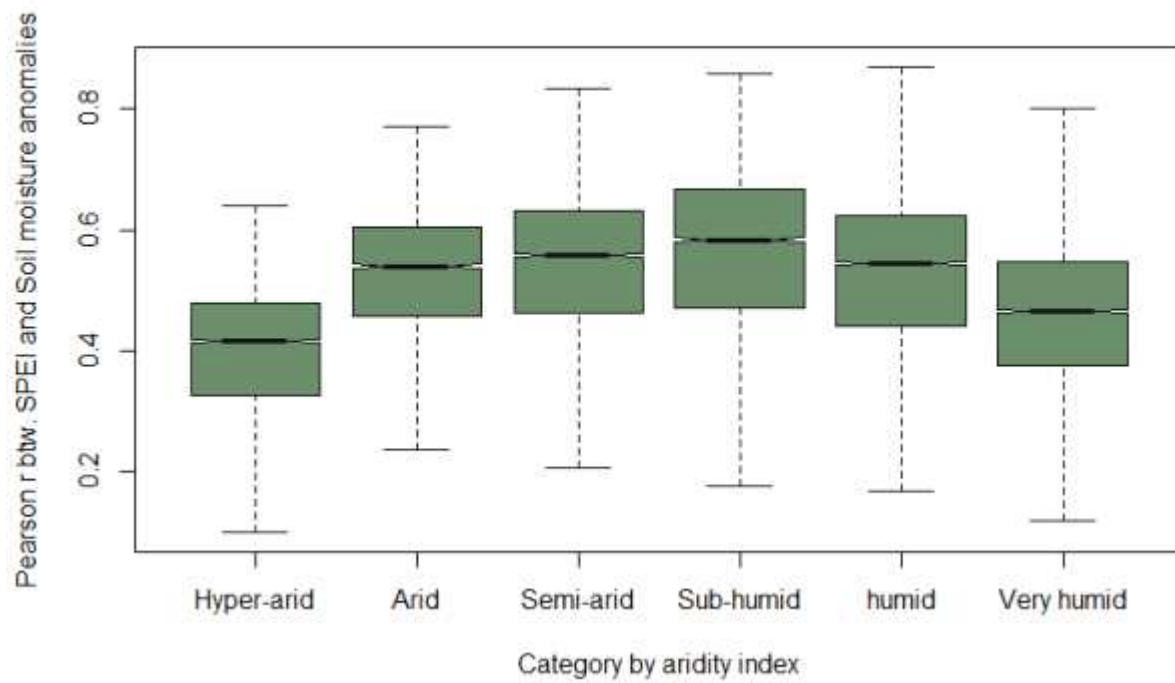


Figure 76. Boxplots of (top) the highest Pearson r values between SPEI and the GLEAM root-zone soil moisture data, and (bottom) the timescales yielding the highest Pearsons r per climate category.

Vicente-Serrano et al. (2013)은 아주 건조한 지역에서는 물 부족에 식물이 빠르게 반응해 스트레스에 의한 피해를 최소화하려 하고 반대로 매우 습윤한 지역에서는 식생이 과잉 공급된 수분에 빠르게 반응해 성장하려하기 때문에 짧은 시간규모에서 가뭄지수와 식생이 높은 상관성을 보이는 것으로 해석하였다. 반면, 약간 습윤하거나 약간 건조한 지역의 식물들은 짧은 기간의 물 부족이나 과잉 스트레스에 견뎌낼 수 있는 생리학적 매커니즘이 있기 때문에 지속되는 스트레스에만 식생이 반응하는 것으로 보았다. 이 식생의 물 부족에 대한 반응을 고려했을 때 유사한 패턴이 토양수분과 SPEI 시간규모에서 나타나는 것은 예상되는 부분이다. 토양수분과 ET_a 는 선형성을 갖는 것으로 자주 가정 된다 (Seneviratne et al., 2010). 하지만 ET_a 와 토양수분 사이의 선형성은 이론에 불과하고 기후 스트레스에 대한 식생의 반응은 비선형적인 경우가 많기 때문에 이 해석만으로 SPEI의 시간규모를 설명하는 것은 무리가 있다. 실제로 Vicente-Serrano et al. (2013)의 SPEI와 식생지수 사이의 상관계수와 시간규모의 공간 분포는 Figure 74와 약간의 차이가 있는 것으로 보이기 때문에 이에 대한 좀 더 깊은 연구가 필요해 보인다.

재미있는 부분은 SEDI에는 강수량자료가 전혀 사용되지 않았음에도 불구하고 SPEI 만큼 토양수분과 높은 선형성을 보였다는 점이다. Figure 77은 SEDI와 GLEAM root-zone 토양수분 Anomaly 사이의 Pearson 상관계수 분포이다. SEDI와 토양수분 자료 사이의 0.41 ± 0.20 에서 상관계수가 나타났고 상관계수의 최대치는 0.88 였다. 강수량을 직접 사용하는 SPEI 보다는 약간 약간 낮지만 거의 대부분의 지역에서 SEDI와 토양수분이 높은 상관을 보이는 것은 토양수분과 증발산이 물리적으로 연결되어 있기 때문이다. Shori and Or (2011)은 물이 충분할 지면에 발생하는 Meniscus front가 토양이 말라가면서 secondary drying front로 변화하는 과정을 실험했는데 이 Secondary drying front가 토양이 말라 지면과 너무 멀어지게 되면 연결성이 사라지면서 ET_a 는 0이 된다. 따라서 ET_a 와 토양 수분은 물리적 직접 연결된다고 할 수 있고 이 상방향 흐름의 경사는 모세관 현상과 ET_w 에 의해 만들어진다. 강수량 자료가 사용되지 않더라도 지면 에너지가 현열과 잠열로 나뉘는 가를 알 수 있으면 ET_a 추정이 가능하기 때문에 연결된 토양수분 상태 또한 감시할 수 있다. GCR은 잠열과 현열 사이의 관계를 설명하는 가장 간단한 이론 중 하나인 셈이다.

SEDI와 토양수분 사이의 상관이 최대가 되는 시간규모는 SPEI에서 얻어진 결과와 약간은 유사해 보인다 (Figure 77 bottom). 고위도 지역에서의 긴 시간규모, 매우 습윤한 지역에서의 짧은 시간 규모, 약간 습윤한 지역에서의 상대적으로 긴 시간규모는 SPEI와 토양수분 사이의 상관분석에서 얻어진 결과와 유사하다. 하지만 약간 건조한 지역에서는 긴 시간규모 보다는 짧은 시간규모가 많이 나타났고 매우 건조한 지역에서 오히려 긴 시간규모를 보였다. 건조한 지역에서는 Vicente-Serrano et al. (2013)의 연구와 반대의 경향이 나온 셈이고 이를 설명하기 위해서는 좀 더 상세한 분석이 필요하다. 매우 건조한 지역의 ET_a 는 강수가 너무 아주 작은 범위에 변화 할 가능성이 크고 이 작은 변화를 간단한 이론인 GCR로 잡아낼 수 있는지가 먼저 의문이다. 이에 반해 SPEI에는 강수량이 직접 사용되기 때문에 좀 더 신뢰할 만하다. 이로 인해 사우디아라비아나 사하라 사막에서는 긴 기간을 누적해야 오차가 상쇄되어 유의성 있는 상관이 발생하는 것일 수 있다. Figure 78에서 볼 수 있듯이 매우 건조한 지역에서의 상관계수는 SPEI의 상관분석에서 얻어진 값보다는 훨씬 작다. 이 차이만으로 건조한 지역에 나타난 반대

경향을 모두 설명할 수는 없지만 적어도 습윤한 지역에서의 경향은 일관된다는 점에 주목할 필요가 있어 보인다.

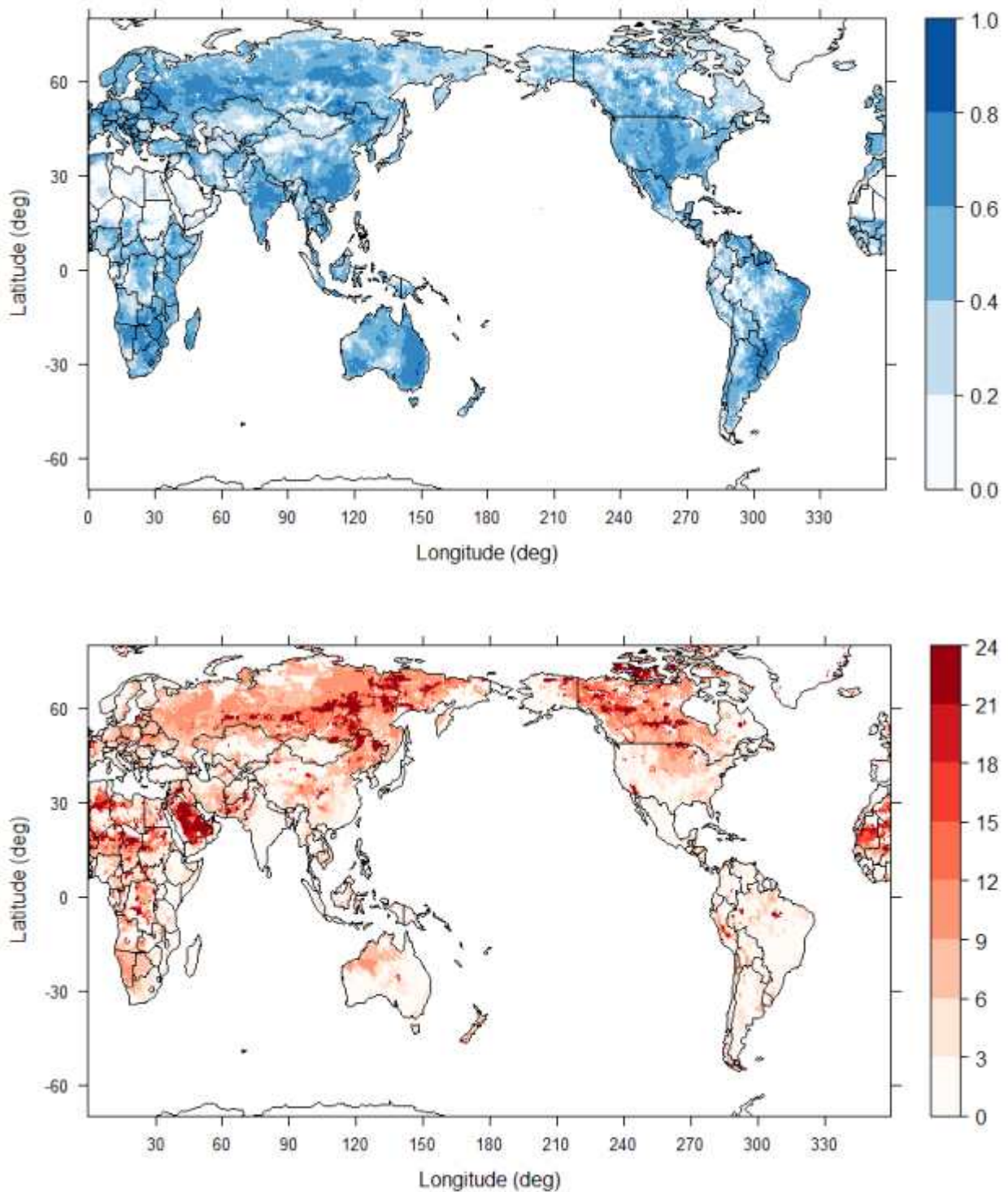


Figure 77. Spatial distributions of (top) the highest Pearson r (unitless) values between SEDI and the GLEAM root-zone soil moisture data for 1980-2016 and (bottom) the timescales (τ) yielding the highest Pearson r (month).

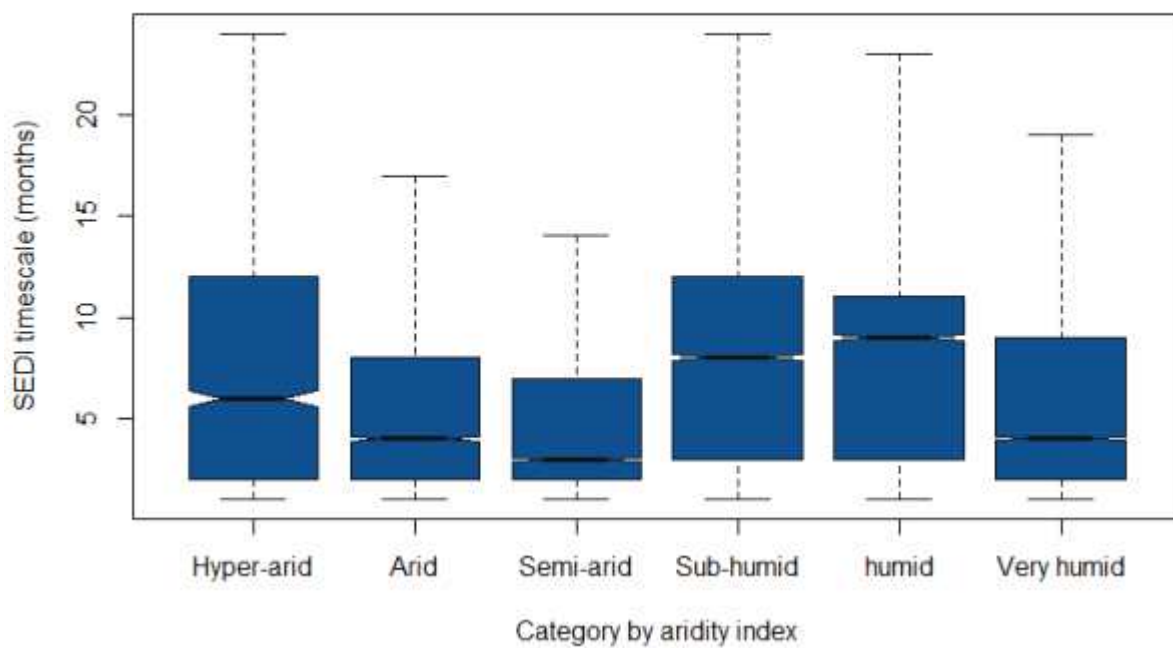
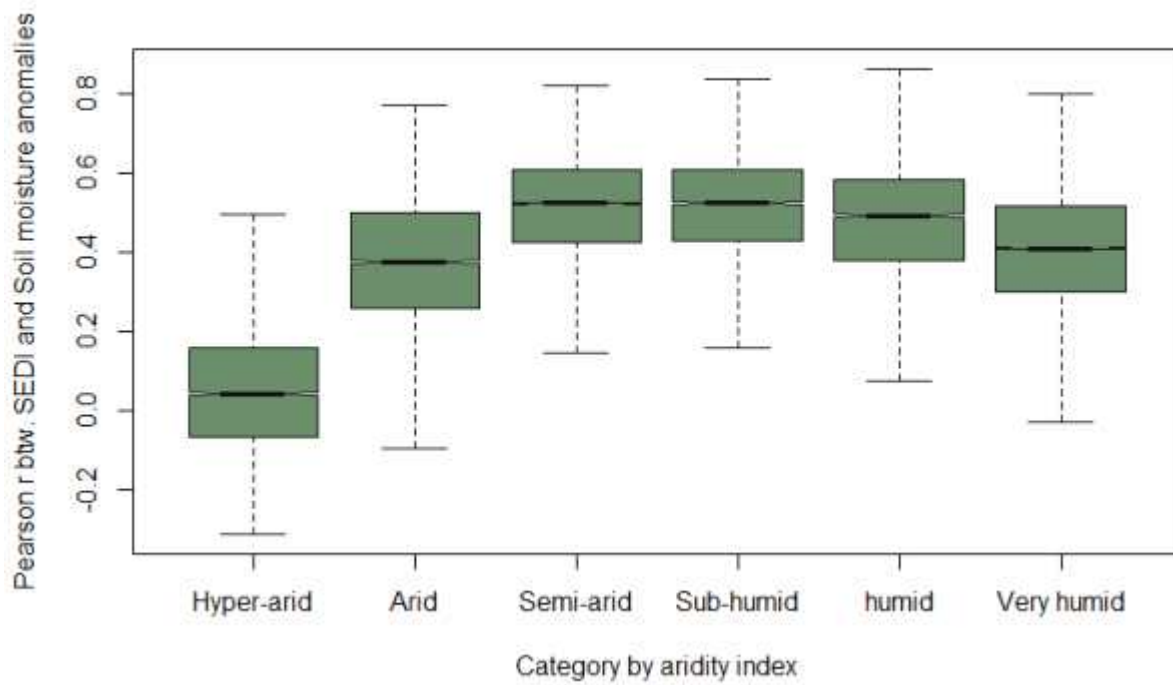


Figure 78. Boxplots of (top) the highest Pearson r values between SEDI and the GLEAM root-zone soil moisture data, and (bottom) the corresponding timescales per climate category.

토양수분과의 상관성이 최대가 되도록 SPEI와 SEDI의 시간규모를 조정했기 때문에 두 가뭄지수의 상관성은 당연히 유의할 수밖에 없다. 따라서 둘 사이의 상관분석 보다는 주요 가뭄 사상을 비교해 일관성을 개략적으로 비교하는 것이 오히려 의미 있는데 Figure 79는 2011년 8월의 두 지수 공간분포를 비교한 그림이다. 텍사스 주를 중심으로 발생한 미대륙 가뭄, 중국 동남부사하라 사막 남쪽 아프리카 지역, 러시아 동북부, 호주 동남부 등에서 발생한 주요 가뭄 사상의 공간분포가 상당히 일관됨을 확인할 수 있다. 주요 가뭄지역에서 SEDI는 SPEI보다 조금 더 강한 심도로 가뭄을 감지하는데 이는 SEDI가 가지는 특성 때문이다. 폭염과 같은 극한 사상이 토양수분 부족과 함께 발생할 경우 SEDI는 SPEI보다 이에 따른 물 부족을 증폭된 크기로 감지한다. 지표 에너지 변화에 대한 민감도는 SPEI보다 SEDI가 훨씬 크기 때문에 Kim et al. (2019)는 SEDI로 폭염에 의한 가뭄의 onset까지 감지할 수 있을 것으로 보았다.

2010년대에 들어 가뭄의 onset을 좀 더 명확히 감지하려고 하는 노력이 지속되었는데 (e.g., Mo and Lettenmaier, 2015) 이 과정에서 새롭게 제안된 개념이 Flash drought (Otkin et al. 2018)이다. 통상적인 가뭄의 특성과는 다르게 초기에 굉장히 빠르게 진행되는 데 이 진행 속도에 영향을 주는 인자는 지표에너지의 크기이다. 예를 들어 2018년 한국과 일본에서 발생했던 것과 같은 강력한 폭염 현상이 나타나면 토양수분은 통상적인 속도보다 훨씬 빠르게 마르게 되고 이에 반응해 대기증발요구량은 현열의 증가로 급상승하게 된다. 심각한 경우 Flash drought는 장기적으로 지속되는 대규모 가뭄의 onset이 되기도 한다 (McEvoy et al., 2016; Hobbins et al., 2016). 이런 형태의 복합적인 가뭄을 감지하기 위해서는 SPEI와 같은 강수량에 민감한 가뭄지수보다는 (Kim et al., 2019) 같은 토양수분과 대기증발요구량 둘 모두에 민감하게 반응하는 SEDI와 같은 가뭄지수가 더 적절할 수 있다.

SEDI와 SPEI 혹은 Standard Precipitation Index (SPI; McKee et al., 1993)의 시간변동성이 일관되기 위해서는 강수와 증발산량이 물리적으로 강하게 연결되어야 한다 (Kyatengerwa et al., 2020). Seneviratne et al. (2010)은 강수, 토양수분, 증발산 사이의 상호관계를 개략적으로 설명하였는데 이중 가장 불확실성이 큰 관계가 증발산이 강수로 연결되는 경로이다. 강수는 토양수분의 공급원이고 토양수분은 증발산으로 연결이 되지만 증발된 수분이 응결되어 강수가 되는 과정은 대기 순환과 대기질의 영향을 받기 때문에 불확실성이 가장 큰 고리이다. 따라서 강수부족과 증발산 부족 (ETD) 사이에 강한 상관성이 나타나는 곳은 강수와 증발산 과정 사이의 물리적 연결성이 매우 강한 곳이다. 공간적으로 건조한 기후에서 습윤한 기후 사이의 천이지대에서 이런 지역이 발견되는 것이 특징이다 (Koster et al. 2006). 이런 특징이 강하게 나타나는 지역은 미국 중부지역, 브라질 북동부지역, 인도 전역, 발칸반도와 동유럽, 중국북부 지역, 적도 아프리카, 빅토리아 호수 인근지역과 아프리카 동남부 지역이다 (Seneviratne et al., 2006). 지면대기상호작용이 강한 이런 지역에서는 SEDI로 강수 부족을 추적할 수 있는 곳이기 때문에 가뭄 계절예측에 SPEI나 SPI보다 선호되는 지수가 될 수 있다.

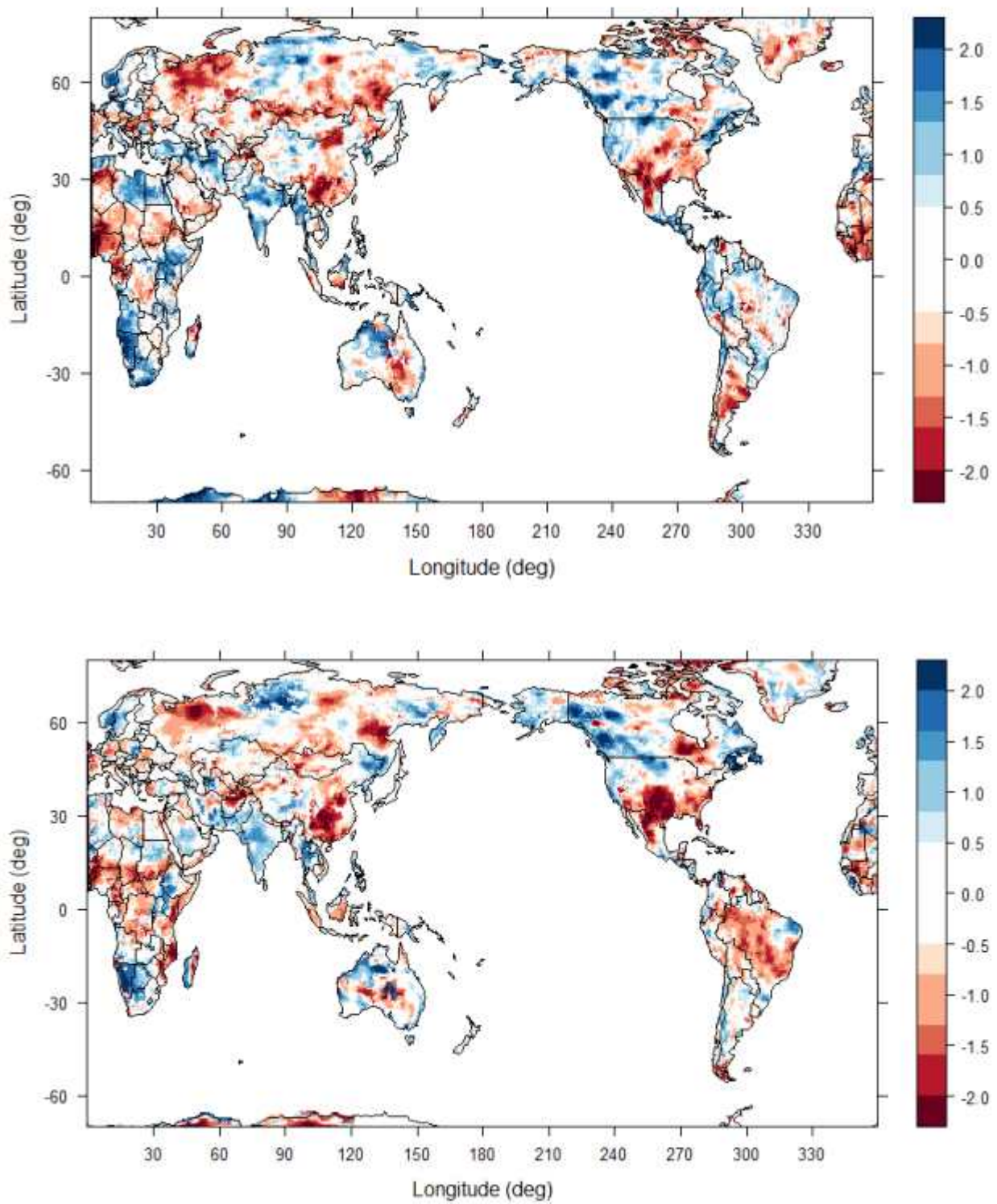


Figure 79. A snap shot of soil moisture drought in Aug, 2011 identified by (top) SPEI and (bottom) SEDI at the diverse timescales yielding the highest correlations to the GLEAM soil moisture anomalies.

② 지표저수량-SPEI 상관분석

증발산은 주로 식물의 근압의 영향을 받는 상층의 토양과 물리적인 관계를 갖게 되기 때문에 (Brutsaert, 2014) GRACE TWS와 SEDI의 상관분석은 큰 의미를 갖지 않는다. 만약 둘 사이에 큰 상관성이 얻어진다면 물리적으로는 토양 Column의 총 저수량의 변화가 상층 일부의 토양수분의 변화에만 민감하다는 의미이거나 인과관계를 설명할 수 없는 상관일 가능성이 크다. 김대하와 전종안 (2019)의 SPI, SEDI와 관측유출자료와의 비교에서도 증발산량이 하천수나 TWS에 미치는 영향은 크지 않은 것으로 나타났다. 따라서 이 보고서에서는 SPEI와 GRACE TWS와의 상관분석만을 수행했고 그 결과를 Figure 80에 나타냈다. 참고로 GRACE TWS는 중력변화를 기반으로 하는 추정된 지표저수량이기 때문에 정확한 관측 자료로 보기에는 무리가 있고 향후 연구에서는 불확실성을 고려할 필요가 있다.

SPEI와 GRACE TWS의 상관성은 아프리카, 서아시아, 중국 서부 지역 등 주로 아주 건조한 지역에서 유의하지 않은 수준을 낮았고 그 이외의 지역에서는 상당히 큰 것으로 확인되었다. 이 결과는 Long et al. (2017)의 지면모형과 GRACE TWS와의 비교와 일관된 것으로 보인다. Long et al. (2017)의 유역규모 평가에서는 아프리카 지역에서 지면모형과 GRACE TWS 사이에 큰 차이가 발생했고 특히 사하라 사막 부근, 중국 북부유역에서 상당히 낮은 상관성을 보였다. 이에 반해 유라시아 북부, 미국서부, 남아메리카 유역에서는 GRACE TWS와 지면모형의 모의 결과는 상당히 상관성이 컸고 중국 중부와 남동부, 북한과 만주지역, 동남아 인근지역에서도 GRACE TWS와 SPEI는 매우 일관되게 나타났다. 기후 특성에 따른 상관계수의 변화를 살펴보면 (Figure 10 top) 건조한 기후부터 아주 습윤한 기후까지 비교적 유의성 있게 상관성이 있는 것을 알 수 있고 아주 건조한 지역의 경우에는 유의하지 않은 상관계수가 상당히 많은 것으로 보인다. 다만 상관계수의 분산은 근역층 토양수분을 분석 결과보다 상당히 컸는데 이는 토양 Column 전체 저수량에 영향을 주는 요소가 훨씬 다양하기 때문으로 해석된다. 다시 말해, 대기의 변동성만으로 토양 Column 전체에 저장되어 있는 수분의 변화를 설명하기 어려운 지역이 상당하는 뜻이다. 하지만 각 기후별 최대 상관계수는 토양수분 분석결과보다 높았고 이는 반대로 기상변동성만으로 TWS 변화를 근역층 토양수분보다 더 설명하기 쉬운 지역도 있음을 의미한다.

GRACE TWS 사이에 최대상관이 나타나는 SPEI 시간규모는 (Figure 80 bottom) GLEAM 토양수분과의 상관분석 결과에 비해 평균적으로 길었고 24개월 이상의 긴 시간규모가 나타난 지역은 훨씬 많아졌다. 이는 당연한 결과로 토양의 깊이가 깊어질수록 매우 느린 지하수 유출의 영향이 커져 TWS의 변화가 느려지기 때문이다. GRACE TWS와의 상관분석에서도 융설에 큰 영향을 받는 고위도 지역과 고지대에서의 시간규모가 비교적 더 긴 것으로 나타났다. 기후 분류에 따른 특성을 살펴보면 (Figure 81 bottom) 건조한 기후에서 습윤한 기후로 갈수록 시간 규모는 짧아지다가 아주 습윤한 기후에서는 다시 길어지는 특성을 보이는데 이는 토양수분과의 상관분석 결과와는 상당히 다른 양상이다. Jasechko et al. (2016)은 동위원소를 이용해 유출량 중 유역에 지체하는 시간이 3개월 이하인 비율을 연구하였는데 주로 지면경사가 완만할수록 지체시간이 짧아지는 경향을 발견하였다. 상식과는 다르게 산악지역과 같이 경사가 급한 지역에서는 오히려 지체시간이 길게 나타났는데 이는 융설과정과도 관련이 있지만 기후조건에도 영향을 받는 것으로 해석되었다. 예를 들어 미국 서부 로키산맥 근방에서는 건조한 기후의 영

향으로 지하수위가 매우 낮아 침투에 걸리는 시간과 느린 지하수흐름에 의한 유출에 영향을 상당히 받는다.

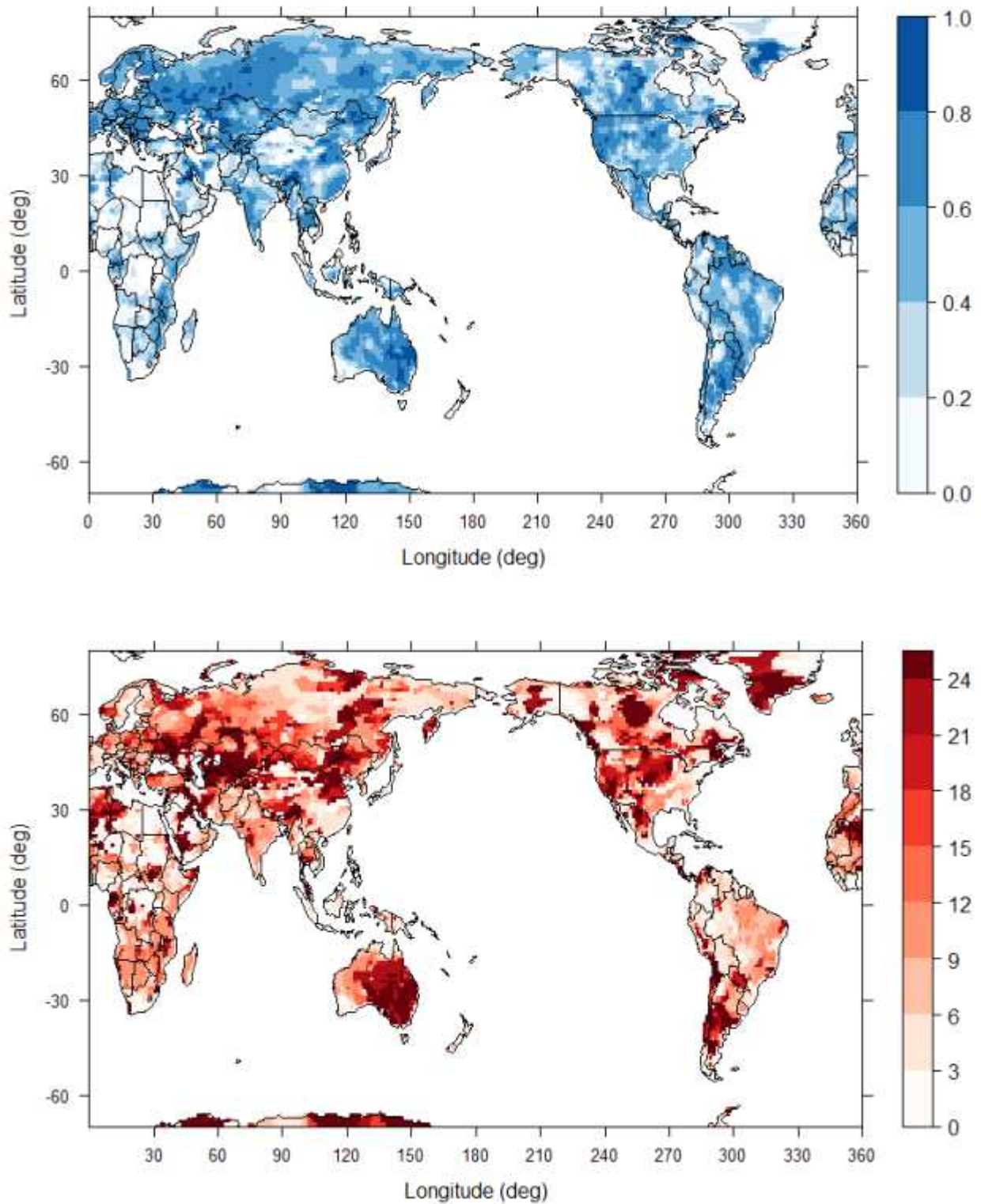


Figure 80. Spatial distributions of (top) the highest Pearson r (unitless) values between SPEI and the GRACE TWS for 2003-2017 and (bottom) the timescales (τ) yielding the highest Pearson r (month).

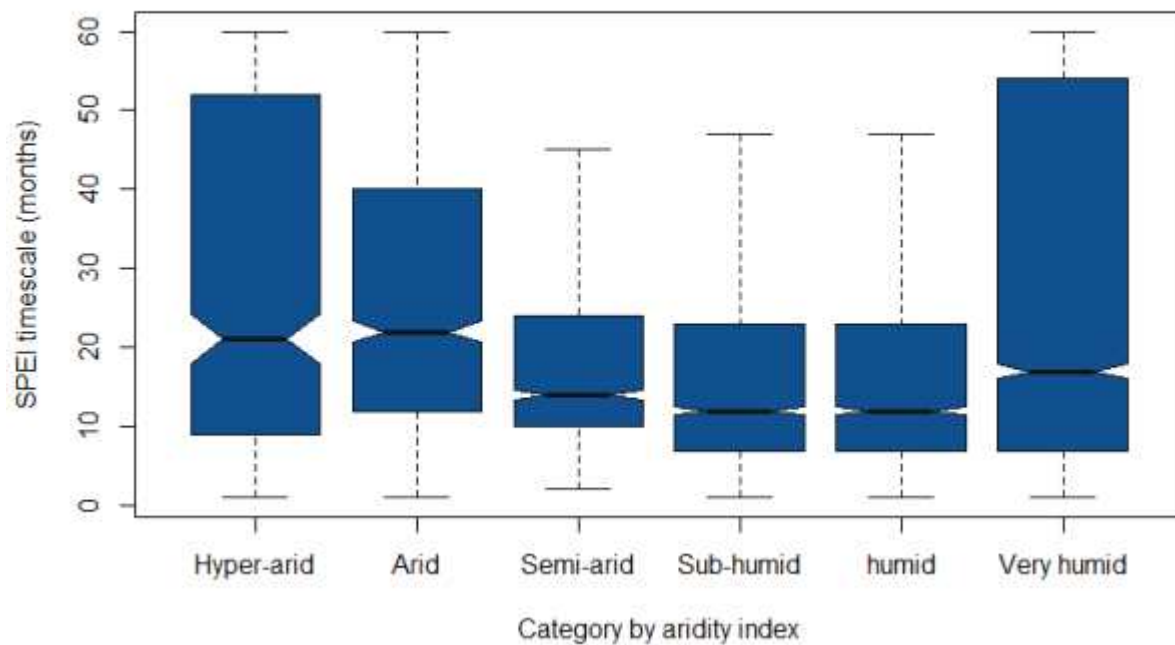
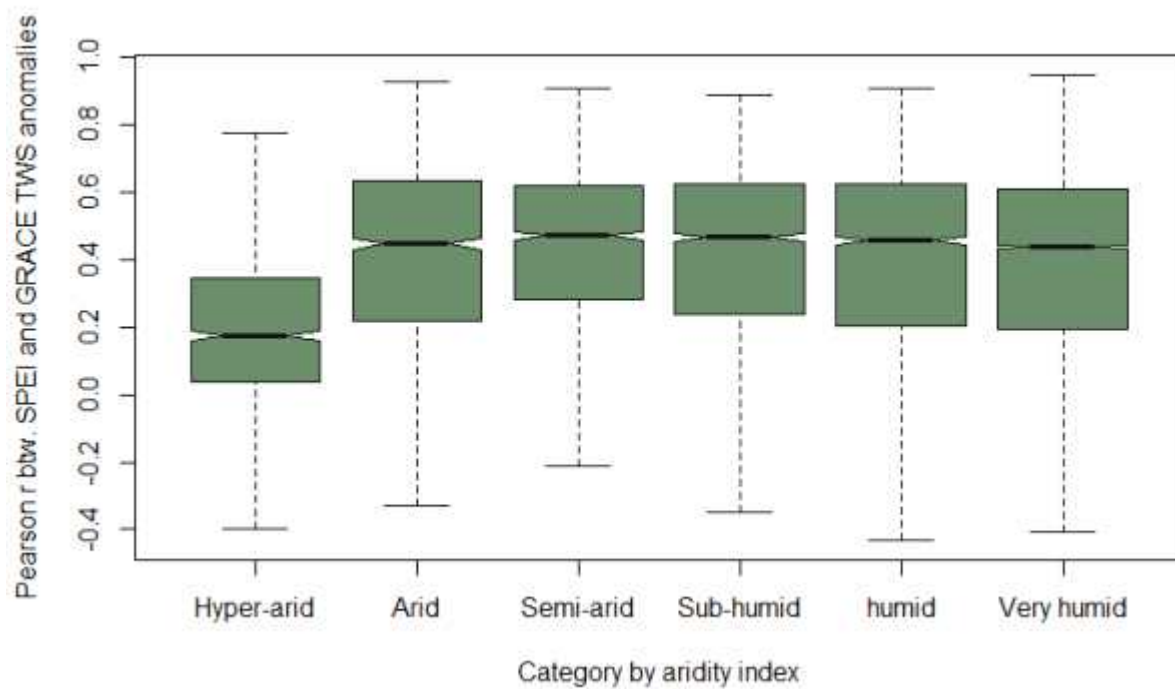


Figure 81. Boxplots of (top) the highest Pearson r values between SPEI and the GRACE root-zone, and (bottom) the corresponding timescales per climate category.

건조한 기후일수록 지하수위는 굉장히 낮게 형성되기 때문에 유출에 걸리는 시간이 길어 지지만 강한 호우에 대한 유출 반응은 매우 빠를 수 있다. 습윤한 지역에서는 지하수면에서 지면 방향으로 주로 Wetting front가 이동하지만 건조한 지역에서는 그 반대이다 (Dingman, 2015). 이 경우 지면 유출이 빨라 TWS도 그만큼 빠르게 변할 수 있고 이러한 경우를 고려하면 아주 건조한 지역의 넓은 시간규모 스프레드가 설명된다. 아주 습윤한 지역에서는 토양의 포화도가 매우 높아 강수가 빠르게 유출되기도 하지만, 너무 물이 많은 경우에는 흐름의 에너지 경사가 작아지기 때문에 지체시간이 길어지는 경우도 많아지게 된다. 따라서 이 경우에도 짧은 시간규모가 많기는 하지만 긴 지체시간이 발생하는 지역도 함께 늘어 시간규모 스프레드가 커지게 된다. 요약하면 깊은 토양층에 저장된 물 변화까지 고려할 경우 SPEI의 시간규모를 12개월 이상으로 조정해 사용해야 하며 아주 건조하거나 아주 습윤한 지역에서는 순간강우강도와 지표경사까지 고려한 시간규모를 사용해야 한다.

③ 현업운영을 위한 유의사항

지면과 대기를 연결하는 직접적인 변수는 증발산이다. 따라서 증발산은 상층 토양수분과 하층대기의 특성을 모두 반영하고 있고 하층 대기의 특성만으로 증발산을 추정하는 시도가 바로 GCR이다. 반대로 지면모형은 포화된 지면을 가정하고 하층 대기 사이의 증기압 경사에 의한 확산을 가정하고 상층토양수분의 물 부족 스트레스를 고려해 증발산을 추정하는 방법이다. 두 방법에는 장단점이 있지만 확실한 것은 하층 대기 관측밀도가 토양수분 관측밀도보다 훨씬 높다는 점이다. 따라서 GCR의 적용성이 훨씬 높을 수밖에 없지만 사용에 제약조건이 따른다.

첫째, GCR은 토양수분보다 변동성이 훨씬 큰 대기 난류 (Turbulent flow)의 평균적 특성을 이용하는 것이 때문에 너무 작은 시공간적 규모를 사용할 경우 큰 오차가 발생할 수밖에 없다. 통상 시간적으로 일 단위, 공간적으로는 1km² 이상의 규모에서 사용이 가능하고 그 아래의 높은 해상도에서는 이론적으로는 사용하지 않는 것이 좋다. 따라서 Flash drought를 일 단위 이하로 매우 섬세하게 감시하거나 일단위 이하의 지표 물수지 추적을 목적으로 사용되기 어렵다.

둘째, GCR의 매개변수 α 문제이다. 이론적으로 α 는 지면이 포화되었을 때 mass-transfer ET_a의 크기의 영향을 받게 되는데 이 mass-transfer ET_a는 풍속에 영향을 받고 Global stilling이라는 말이 나올 정도로 (McVicar et al., 2012) 전 지구 풍속은 지난 반세기 동안 지속적으로 감소되어 왔다. 이에 따라 α 값은 시간적 변동성을 가질 수 있는데 이 부분에 대한 연구는 아직 상세하게 진행된 적이 없어 추가적인 연구가 반드시 필요하다. 전지구 풍속이 다시 증가 경향으로 돌아섰다는 연구가 나오고 있기 때문에 이에 따라 장기변동성 연구를 위해 α 가 어떻게 변화하는지 확인할 필요가 있다.

마지막으로 SPEI와 SEDI의 시간규모를 조정해 토양수분이나 지표 저수량을 추적하는 것은 물수지를 매우 단순화한 것이기 때문에 정교한 지면모형을 사용하는 것보다 신뢰도가 높다고 하기는 어렵다. 현재시점에서 먼 과거의 강수량과 증발산이 토양수분에 주는 영향은 줄어들어도 불구하고 이를 현재 시점과 가까운 강수량과 증발산과 동일한 중요도를 갖는다고 가정하는

것이기 때문에 개략적인 방법임을 잊어서는 안 된다. 지면모형은 매개변수 불확실성에 취약할 수 있지만 적절한 수치로 얻어진 결과는 SPEI나 SEDI 보다 훨씬 성능이 좋은 이상기후 감시도구가 될 수 있다.

(5) 지면과정 상세정보 활용 이상기후 감시기법 개발

(가) 근역층 토양수분산정

① 토양수분 검증

Noah LSM으로 추정된 전지구 표층 토양수분을 ESA CCI SM v04.4의 위성기반 표층 토양수분의 아노말리를 비교하여, Figure 82에 도시하였다. 시베리아 북부와 캐나다 북부 등의 일부 지역에서는 비교적 낮은 양의 상관계수 값을 보였으나, 이 들 지역을 제외하고 동아시아, 호주, 미주 등 대부분 아태 지역에서 높은 양의 상관계수를 보였다. 시베리아 북부 등 유라시아, 캐나다 북부 등 표층에서 상관계수가 비교적 낮은 경향은 ERA-interim (Figure 83)이나 GLEAM (Figure 84)의 표층 토양수분과의 비교한 결과에서도 유사하게 나타났다. 근역층에서 토양수분에 대한 비교결과도 표층과 유사하였다. 이러한 결과를 바탕으로, Noah LSM에 의해 추정된 토양수분이 주요 관심 지역인 한반도를 포함한 동아시아 지역과 남아시아 지역, 호주와 미국에 적용성이 비교적 클 것으로 판단된다. 다만, 유라시아와 캐나다 북부 등의 비교적 낮은 상관계수를 개선하기 위해, 향후 다중모델앙상블 기법이나, 자료동화기법 등을 활용하는 방안 에 대한 연구가 필요해 보인다.

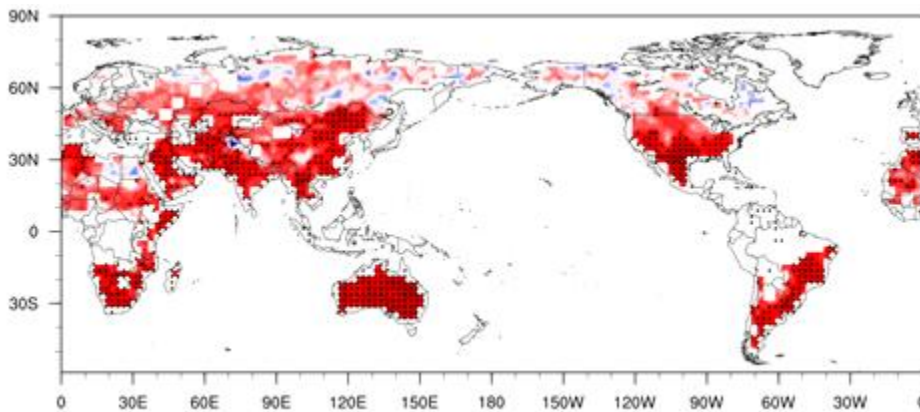


Figure 82. Anomaly Correlation Coefficients of the ESA CCI and the Noah LSM-simulated soil moisture at the top soil layer.

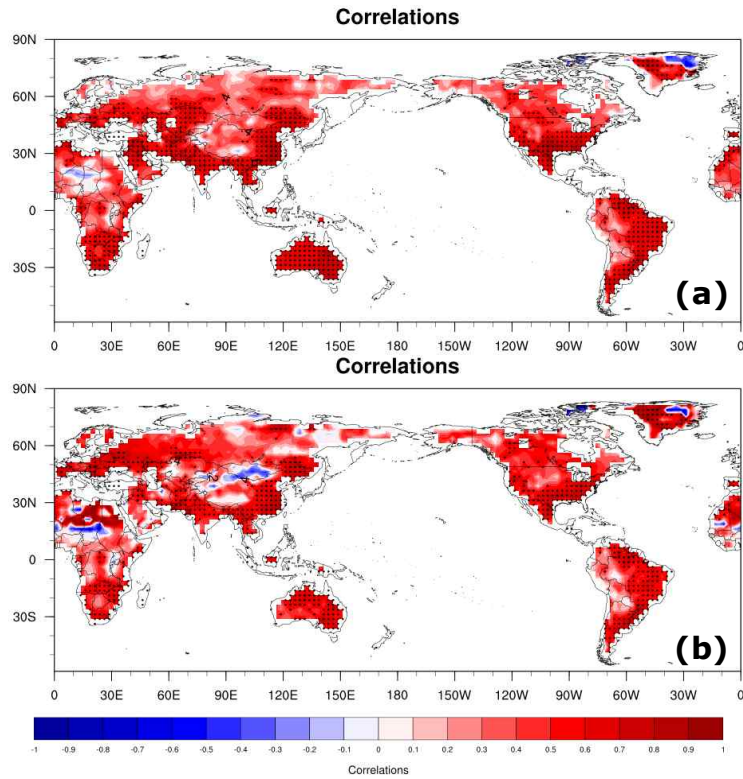


Figure 83. Anomaly Correlation Coefficients of the ECMWF ERA-interim and the Loah LSM-simulated soil moistures at the top soil layer (a) and the root-zone soil layer (b).

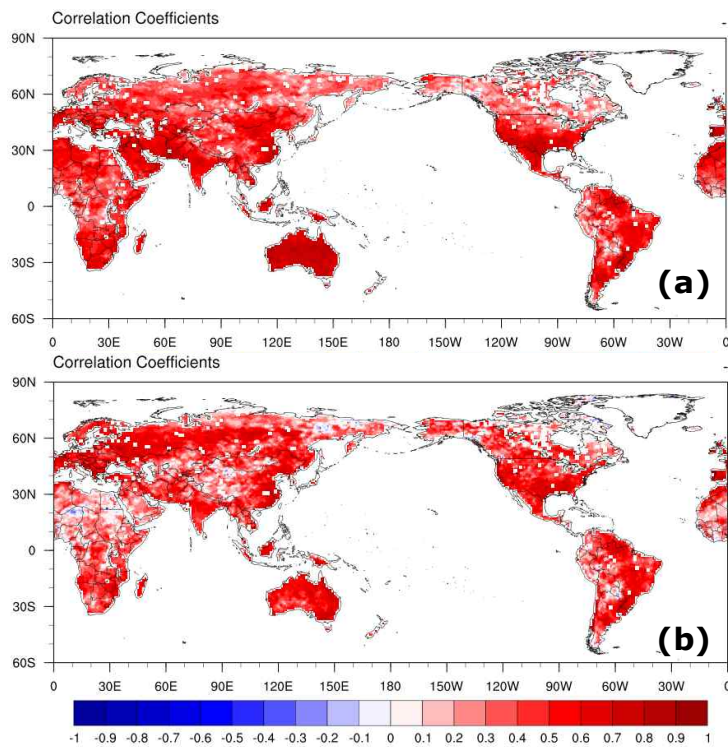


Figure 84. Anomaly Correlation Coefficients of GLEAM and Loah LSM-simulated soil moistures at the top soil layer (a) and the root-zone soil layer (b).

② 물 및 에너지수지 활용 검증

Noah LSM으로 모의한 토양수분자료를 기반으로 TWSA와 TWSC를 산정하였으며, GRACE TWSA와 이로부터 산정한 TWSC와 비교하였으며, 각각의 상관계수를 Table 13에 요약하여 제시하였다. TWSA의 경우, Murray-Darling유역을 제외하고는 0.7이상의 상당히 높은 상관계수를 보였으며, Amazon유역이 0.83으로 가장 높은 값을 보였다. TWSC도 유사한 결과를 보였는데, Murray-Darling유역이 0.53의 상관계수값으로 가장 낮았고, Amazon유역이 0.79로 가장 높은 상관계수 값을 보였다. 이는 Xia et al. (2016)이 Noah LSM을 사용하여 미국 전역을 12개 National Weather Service (NWS) River Forecast Centers (RFCs)지역으로 나누어 비교하였는데, 그 TWSA의 경우 0.85(0.75-0.92)의 결과값 보다 다소 낮은 값(0.80)이다. 그러나 TWSC의 경우, Xia et al. (2016)의 상관계수가 0.66(0.47-0.86)의 값을 보여, 이번 연구의 상관계수의 값(0.70)이 다소 높은 결과를 보였다.

Table 13. Correlation coefficients of the GRACE-observed and the Noah LSM-simulated TWSAs and TWSCs.

The five selected basins	TWSA	TWSC
Yangtze	0.70	0.56
Mekong	0.79	0.72
Mississippi	0.80	0.70
Murray-Darling	0.54	0.53
Amazon	0.83	0.79

증발산의 경우에는 이번 연구에서 선정한 5개 유역에서 FluxNet, FluxCom, GLEAM, ERA-5, GCR에 의한 증발산값과 비교하여, 결정계수(R^2)값을 Table 14에 제시하였다. 아마존 유역을 제외하고 대부분 0.6이상의 비교적 높은 상관계수를 보였다. 특히, Yangtze유역과 Mississippi유역에서는 Noah LSM에 의한 증발산 추정값이 5개 자료와 결정계수가 0.96보다 큰 매우 높은 값을 보였다. Mekong유역과 Murray-Darling유역에서는 결정계수가 0.40-0.78의 범위를 보였다. 향후 Amazon 유역에 대해 증발산 추정치에 대한 정확도를 개선하기 위한 연구가 필요할 것으로 보인다.

Table 14. R²-values for the Noah LSM-simulated evapotranspiration and the fluxnet (FluxNet and FluxCom) and other gridded (GLEAM, ERA-5, and GCR) ET.

Basins	FluxNet	GLEAM	ERA5	FluxCom	GCR
Yangtze	0.96	0.98	0.97	0.97	0.96
Mekong	0.64	0.78	0.76	0.77	0.40
Mississippi	0.96	0.97	0.97	0.98	0.97
Murray-Darling	0.72	0.77	0.70	0.65	0.60
Amazon	0.003	0.001	0.01	0.006	0.02

한편, 현열에 대한 비교는 FluxNet과 ERA-5의 자료를 이용하여 5개 유역에서 비교하였으며, Table 15에 결정계수를 요약하였다. FluxNet과 ERA-5 모두, 결정계수가 Murray-Darling 유역에서 각각 0.93과 0.94로 가장 높았다. FluxNet은 Amazon 유역의 결정계수가 0.70으로 가장 낮았고, ERA-5의 경우, Yangtze 유역에서 0.56으로 가장 낮은 결정계수 값을 보였다. 증발산의 결과와는 다르게 Amazon유역에서 현열에 대한 결정계수는 다른 유역들과 비슷한 수준을 보였다. 이와 같이 수문성분이나 유역에 따라서 Noah LSM으로 산정한 값들의 정확도가 일정하지 않았다. 다만 ESA CCI, GLEAM, ERA-5 토양수분 자료로 Noah LSM으로 산정한 토양수분을 직접비교하거나 GRACE의 TWSA나 TWSC를 비교한 결과는 아태지역에서 비교적 높은 수준으로 일정한 값을 보여, 이번 연구의 주목적인 토양수분을 활용한 이상기후지수 산정에는 적용성이 충분할 것으로 판단된다.

Table 15. R²-values for the Noah LSM-simulated sensible heat flux (SH) and the FluxNet and ERA-5 SH.

Basins	FluxNet	ERA5
Yangtze	0.71	0.56
Mekong	0.79	0.69
Mississippi	0.78	0.87
Murray-Darling	0.93	0.94
Amazon	0.70	0.60

(나) 토양수분 활용 이상기후 지수 산정

① 토양수분 백분위 산정

Noah LSM으로 산정한 4개층 토양수분 자료를 활용하여, 표층과 근역층의 함수비를 산정

한 다음, 총 GDAS자료 기간(2000-현재)동안 해당 월의 백분위를 표층과 근역층에 대해 구하였다. 월별 토양수분 아노말리 백분위 결과 중 봄철(3, 4, 5월)과 가을철(9, 10, 11월)에 대해서 Figure 85에 도시하였다. 표층의 경우 봄철에 만주 및 유라시아 지역에서 가뭄이 발생했고, 호주의 경우, 3월에 호주 전역에서 부족했던 토양수분이 4월과 5월 다소 개선이 되었다. 이와는 다르게 근역층에서는 한반도에서 토양수분이 다소 부족했고, 호주의 경우에도 근역층의 토양수분이 평년보다 적은 지역의 분포가 표층과는 다소 다르게 분포하였다. 가을철에는 중국 동부지역의 토양수분 부족이 표층과 근역층 모두에서 심해지나, 평년에 비해 부족한 정도는 근역층에서 모두 더 심한 현상이 잘 나타나 있다. 이와 같이 표층과 근역층이 서로 다른 양상을 보이므로, 표층과 근역층을 모두 감시하는 게 중요하다고 볼 수 있다.

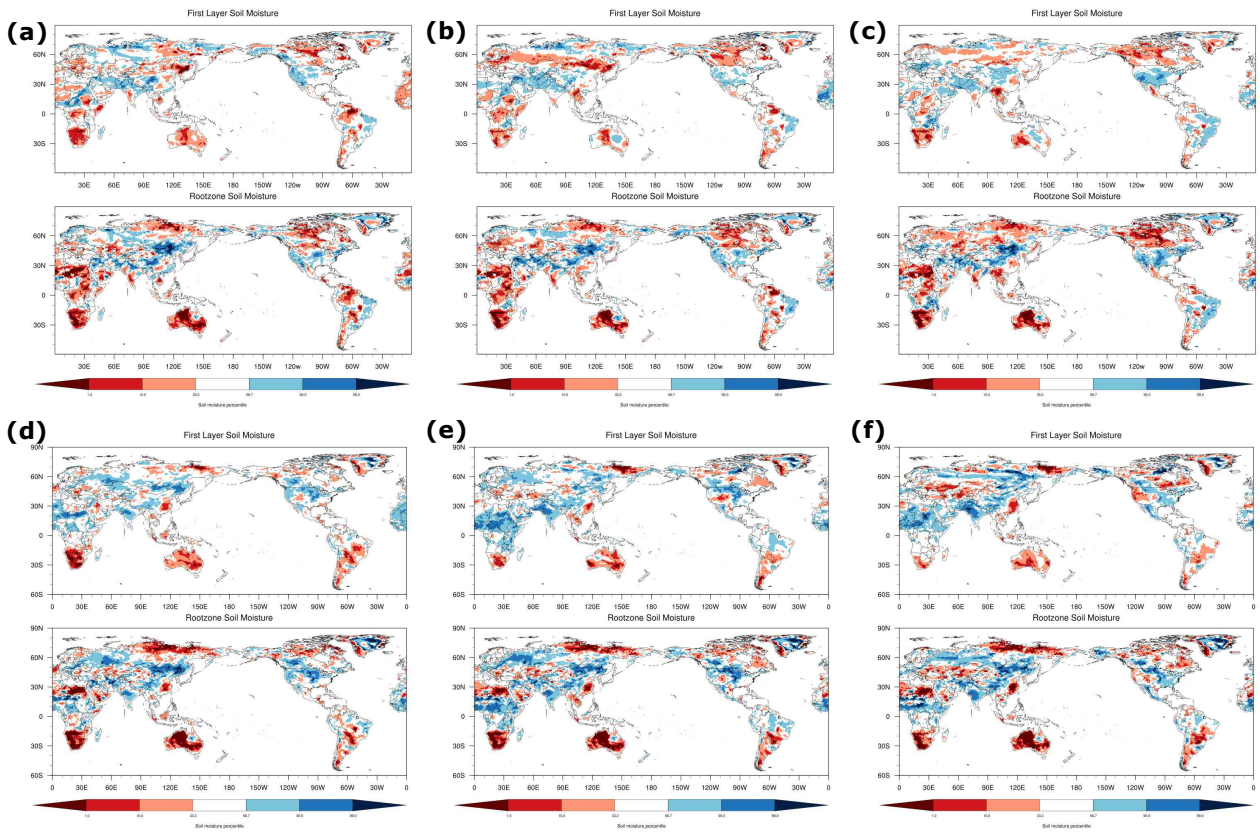


Figure 85. Monthly soil moisture percentile for (a)-(c) Spring and (d)-(f) Fall. The first soil layer (top) and the root-zone soil layer (bottom) in each pair.

② 동아시아지역 토양수분지수(Soil Moisture Index) 산정

동아시아지역(15-60° N 70-150° E)의 주별 근역층 토양수분지수(weekly root-zone SMI)를 산정하여 매주 동아시아 이상기후 모니터링 웹페이지에 포스팅하였다. Figure 86는 이중 8월 말부터 10월 말까지(즉, 34주부터 43주까지 3주 간격)의 주별 근역층 SMI이다. 가뭄의 강도가 “Extreme” 이 중국 동부에 8월말에 나타나기 시작하였으며, 9월을 거쳐 10월 말까지 “Extreme” 한 지역이 확장되는 것을 보여준다. 동아시아 이상기후 모니터링 웹페이지에 매주

준실시간으로(3~5일 지연(latency)시간) 업로드하므로, 이 시점에서 모니터링되는 것처럼 가뭄이 확장되는 지역에 대해 필요한 대책을 사전에 준비할 수 있어 피해를 최소화 할 수 있다. 또한 이러한 동아시아 이상기후 모니터링 웹서비스로부터, 향후 지속적으로 모니터링 해야 할 지역으로 선정하여 가뭄에 대한 효과적이며 시의적으로 대처할 수 있는 효과를 기대할 수 있다.

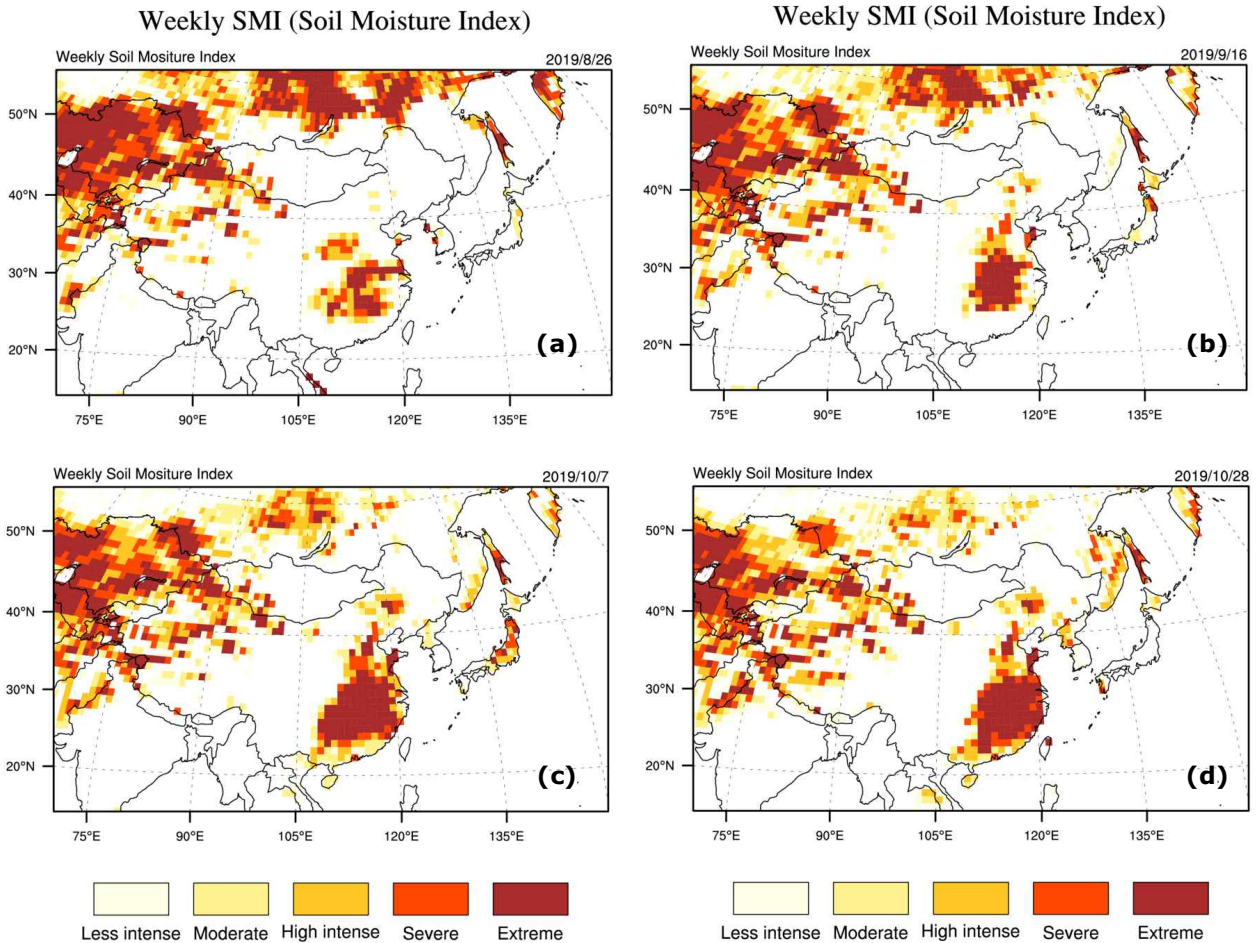


Figure 86. Weekly SMI at the extreme event monitoring web-service for East Asia: for (a) the 34th week, (b) the 37th week, (c) the 40th week, and (d) the 43rd week.

위의 동아시아지역(15-60° N 70-150° E)보다 한반도와 한반도 주변(즉 한국, 중국, 일본)으로 영역(20-50° N 100-145° E)을 좁혀서 주별 근역층 SMI의 가뭄강도가 “Extreme”에 해당하는 면적(즉, 격자수)를 조사하였다. 전체 자료기간에 대해 각 월별로 조사하여 전체 영역에 대한 이 면적의 비를 평균한 값(Figure 87a)과 연평균한 값(Figure 87b)을 각각 도시하였다. 해당 영역에 대해 2월이 “Extreme”한 가뭄이 발생한 지역이 가장 많이 분포(약 16%)한 것으로 나타났으며, “Extreme”한 가뭄은 7월에서 가장 적게 발생(약 12%)한 것으로 나타났다. 연도별 분포를 살펴보면, 2008년에 가장 넓게(약 30%) 발생하였으며, 2017년과 2018년에 약 5%로 가장 적게 발생한 해로 나타났다. 이번 연구의 전체 자료기간(2000-현재)에 대해 월별 트렌드를 구하였으며, 한반도에서 가뭄이 주로 발생하는 봄철(3-5월, Figure 88a-c)과 가을철(3-5월, Figure

88d-f)의 결과를 도시하였다. 봄철에는 인도의 북부와 태국, 베트남, 라오스 북부등 인도차이나 반도의 북부지역에 주로 증가하는 추세가 나타났으며, 가을철에는 만주지역과 중국의 동부지역은 감소하는 트렌드가, 중국의 중앙지역에서는 증가하는 추세를 보였다.

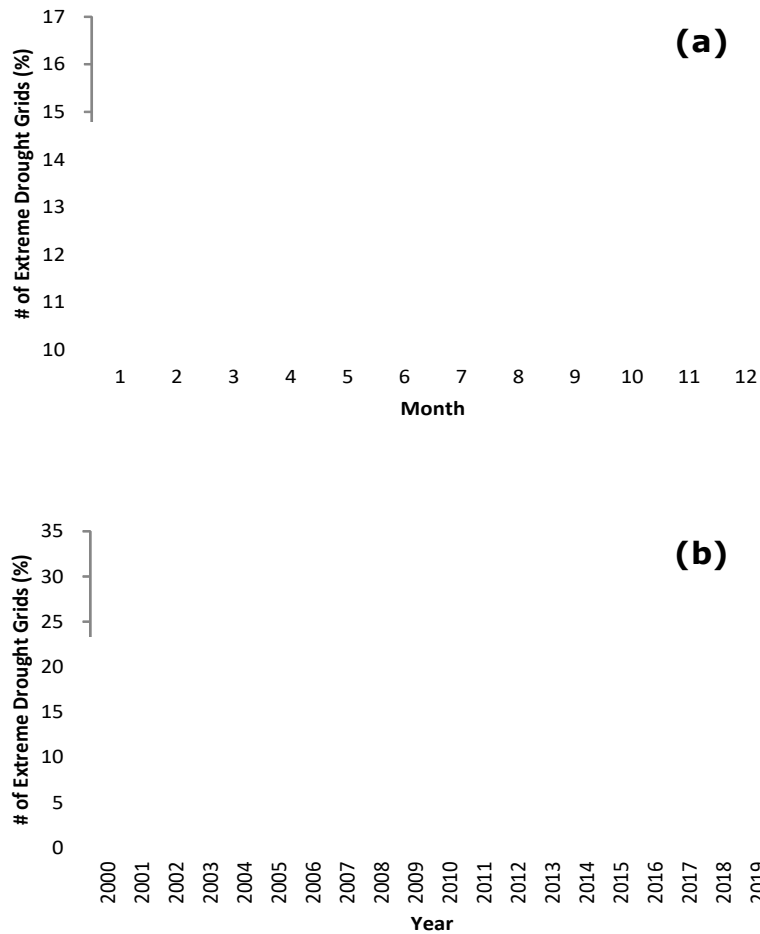


Figure 87. The number of monthly averaged extreme drought grids (a) and annual averaged (b).

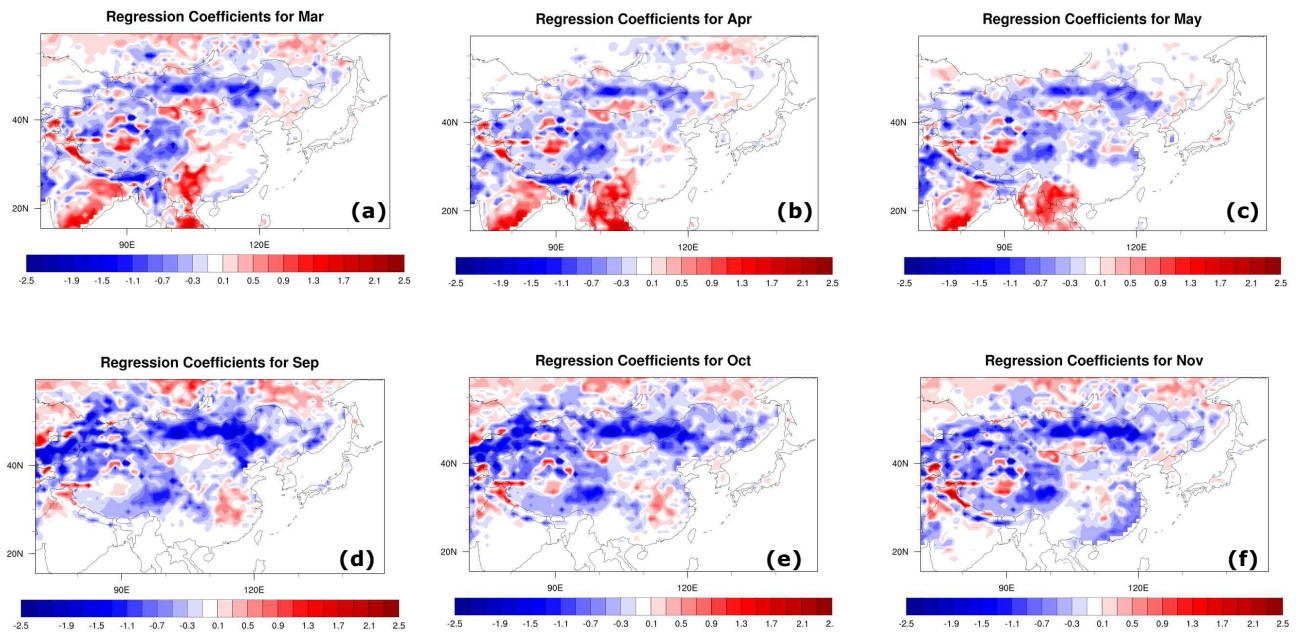


Figure 88. Monthly trends of the weekly SMI for East Asia for (a)–(c) Spring and (d)–(f) Fall.

(6) 소셜미디어 자료 기반 이상기온 탐지 결과

(가) 과거 폭염 사례 트위터 데이터 분석

소셜미디어 자료를 이상고온 탐지에 활용 가능성을 분석하기 위해 과거 폭염 사례 중 호주 사례를 선정하고 2017년 02월 06일부터 2017년 02월 15일 사이에 수집된 데이터를 분석하였다. 위 기간 동안 트위터에서 수집 가능한 지리정보가 포함된 전체 트윗 데이터 중에서 약 0.68% 정도가 호주지역에서 발생하였다. 이 중에서 영어로 작성된 트윗은 약 85%로 영어권 국가임으로 타 언어에 비해 높은 비율을 보였다. 호주지역에서 수집한 영어로 작성된 트윗 중 날씨 키워드가 포함된 트윗은 약 2.85%를 차지하였다(Figure 89).

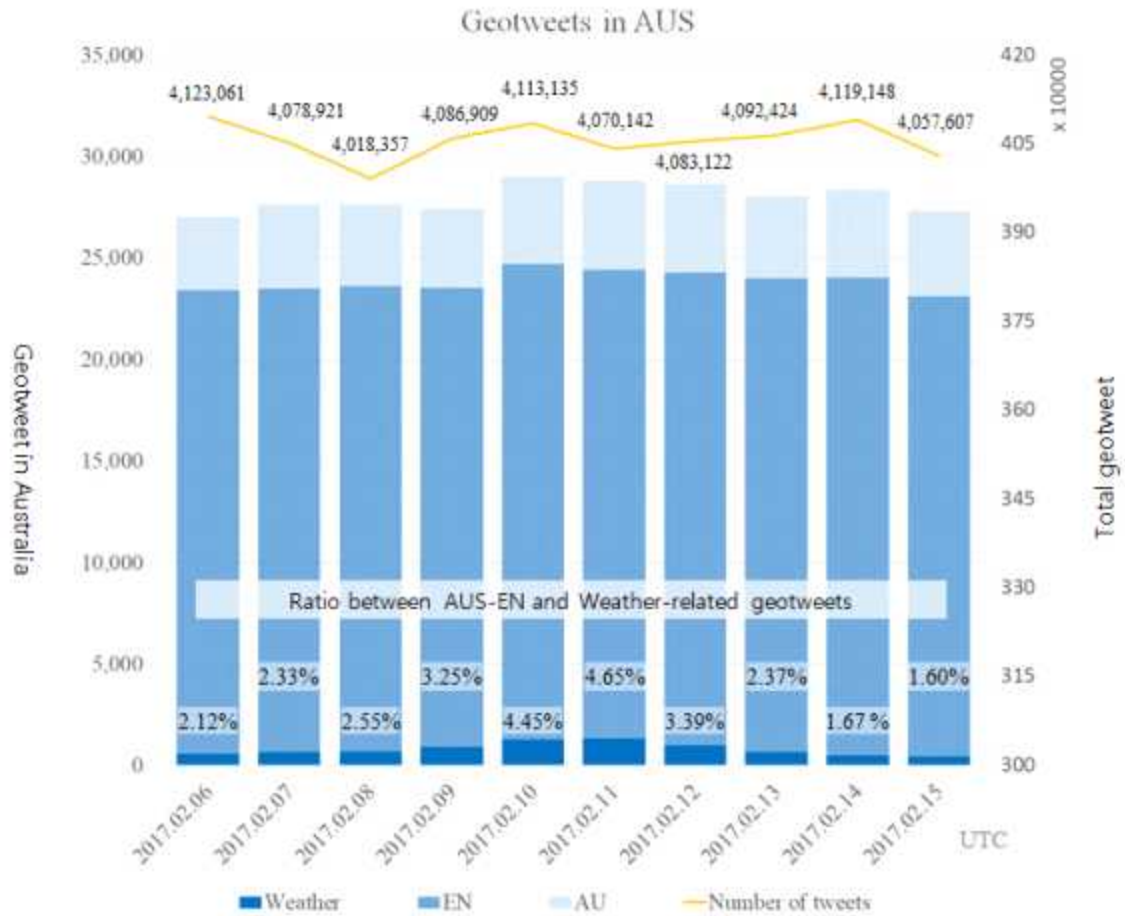


Figure 89. Geotweets collected in Australia

Figure 90은 호주지역 내 지오토티 중 위치좌표가 포함된 데이터를 이용하여 폭 1° 크기의 헥사 그리드(hexagonal grid)와 함께 분석한 결과이다. 분포를 통해 트위터 사용자들이 시드니(Sydney), 브리즈번(Brisbane), 멜버른(Melbourne), 퍼스(Perth) 등 주요 도시를 중심으로 트윗이 발생하는 것을 알 수 있다.

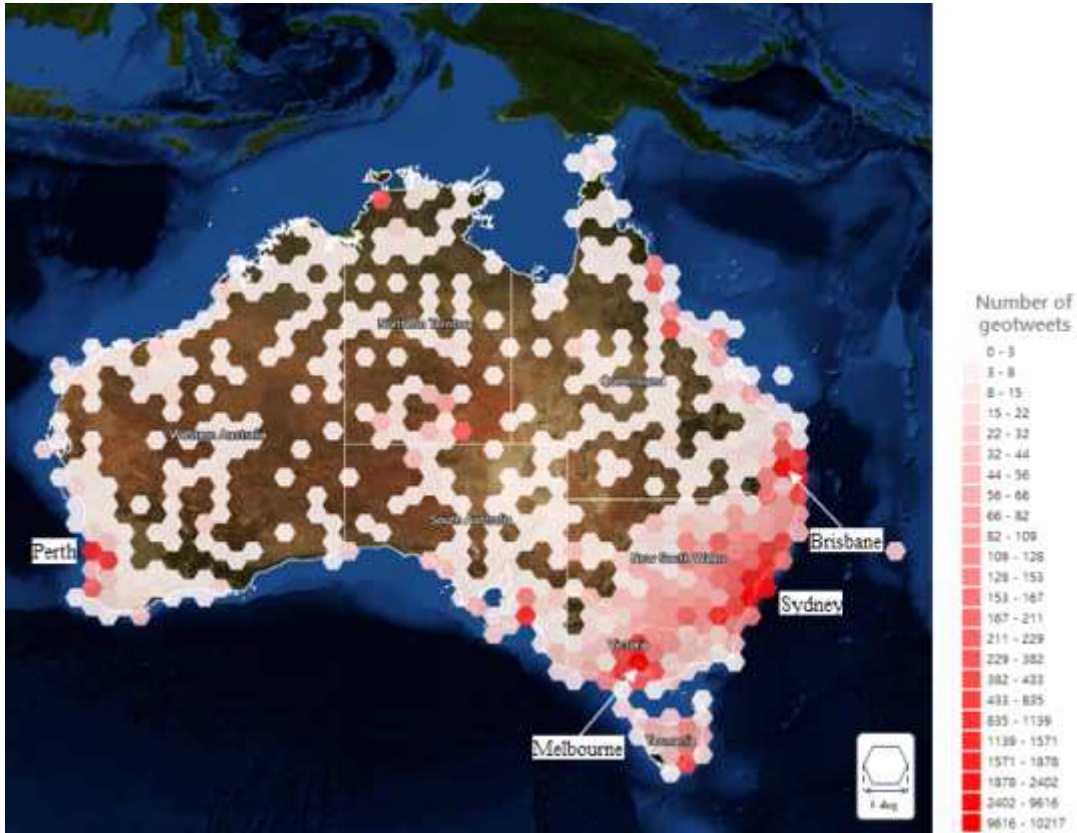







Figure 90. Distribution of geotweets with coordinates collected in Australia

토큰화 과정을 통해 분리된 단어와 이모티콘의 빈도분석 결과를 보면, 단어와 이모티콘을 모두 포함한 경우와 이모티콘만을 대상으로 한 경우 모두 열기와 관련된 단어와 이모티콘이 상위에 위치하였다. 단어와 이모티콘 모두를 대상으로 한 경우에는 hot, 🔥 (fire), heat, ☀️ (sun), day, degree 등이 상위에 랭크되었으며, 후자의 경우에도 🔥 (fire), ☀️ (sun), 😊 (sun with face), 😍 (smiling face with heart-eyes), 💦 (sweat droplets) 등 열기와 관련된 이모티콘이 상위에 랭크되었다(Tables 16, 17). 사람들은 기온이 평소보다 높으면 날씨 관련 트윗을 작성하는 빈도가 높아지고 문장 내에서 열기와 관련된 이모티콘이 증가하는 것으로 나타났다. Figure 6은 워드 클라우드 분석 결과로 온도와 관련된 단어들, 호주 지역에서 분석한 결과로 인해 호주 (Australia), 호주 지역명(Sydney) 등 주요 단어로 부각이 되었다.

호주 폭염기간인 2017년 02월 06일에서 2017년 02월 15일까지 중에서 폭염이 가장 심했던 2017년 2월 11일부터 13일일까지 수집된 데이터를 이용하여 호주의 주(state)별로 지오투트 분포를 분석하였다. 2017년 02월 11일에 폭염과 관련된 트윗이 늘어나다 12일에 다소 줄어들고 13일에는 거의 지오투트가 올라오지 않는 것을 볼 수 있다 (Figure 92). 폭염 관련 지오투트는 아침을 시작으로 오후 2시에서 3시까지 늘었다가 저녁이 될수록 서서히 줄어드는 것을 볼 수 있다. 폭염이 발생한 시기에는 그 현상에 대해 많은 사람들이 트윗을 발생시키는 것 알 수 있으며, 폭염이 발생하지 않은 날에는 거의 얘기하지 않는 것으로 나타났다. Figure 93은 폭염 관련 지오투트를 주(state)별로 분류하고 분석한 결과이다. 호주기상청에서 제공하는 일 최고기온 패턴과 유사한 패턴을 보이는 것으로 판단된다. 이는 트위터 데이터를 이용하여 폭염과 같

은 이상고온 현상을 탐지하는데 이용할 수 있음을 의미한다.

Table 16. Frequency rank of words in geotweets related to heatwave (10+)

Rank	Word	Count	Rank	Word	Count
1	HOT	130	18	summer	15
2	Efire 	122	19	temperature	15
3	heat	69	20	Australia	14
4	Esun 	67	21	cool	13
5	day	49	22	like	13
6	degree	42	23	yesterday	13
7	today	40	24	feel	11
8	weather	38	25	south	11
9	Sydney	28	26	sun	10
10	hottest	23	27	change	10
11	get	17	28	cold	10
12	go	17	29	Esmiling_face_with_heart-eyes 	10
13	one	16	30	Esweat_droplets 	10
14	Esun_with_face 	15	31	new	10
15	heatwave	15	32	outside	10
16	It	15	33	still	10
17	record	15			

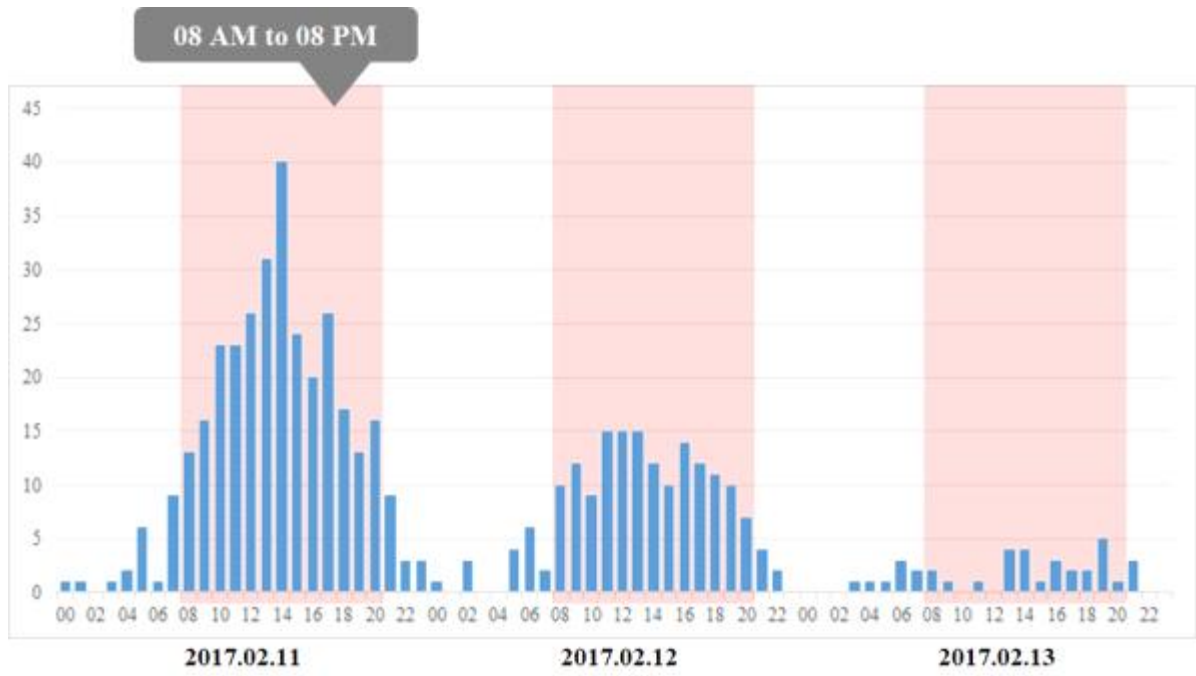


Figure 92. Plot on the number of geotweets in 1 hour interval

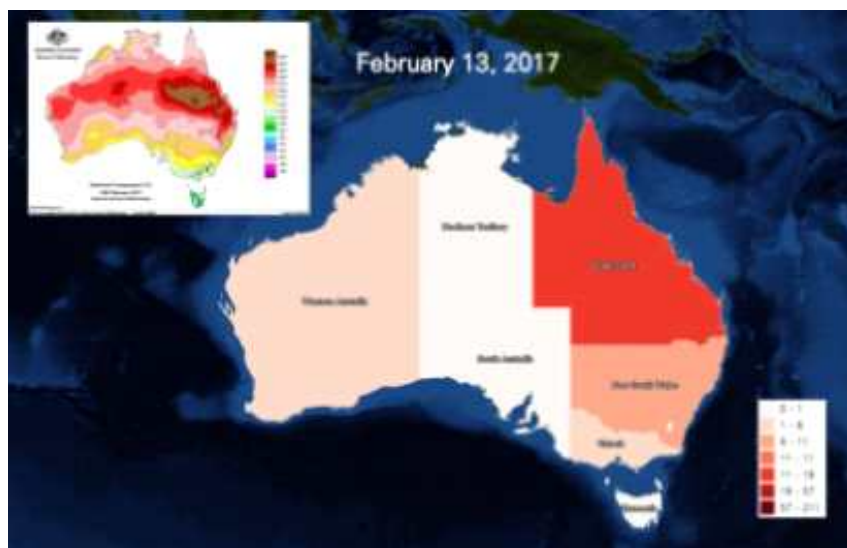
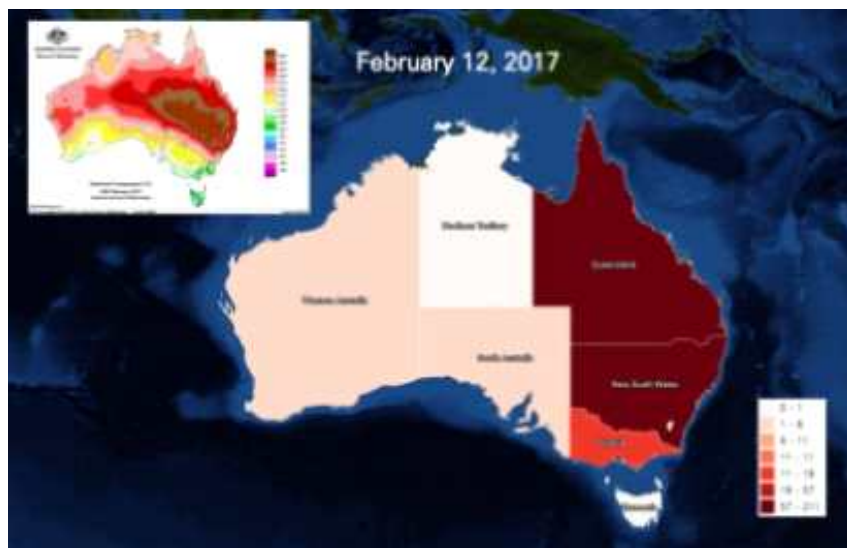


Figure 93. Results of geotweet frequency analysis by Australian state: February 11-13, 2017

(나) 기계학습 기반 이상고온 탐지 알고리즘

기계학습을 이용한 이상고온 탐지 알고리즘은 위해 Table 8의 데이터를 이용하여 학습하고 모델을 개발하였다. 학습 데이터는 이상고온 관련 지오투잇으로 육안 분류한 총 13,936 건과 이상고온과 관련 없는 날씨 관련 지오투잇 총 43,921 건을 이용하였다. 이진 분류(binary classification) 방법을 이용하기 위해 두 클래스의 데이터를 동일하게 맞추었으며, 단순 날씨 관련 지오투잇은 랜덤 샘플링(random sampling) 방법을 이용하여 총 13,936 건의 데이터를 추출하였다. 학습을 위해 사용된 기계학습 알고리즘은 지오투잇을 텍스트 마이닝을 통해 가공된 단어 데이터를 Bag-ofword 형태의 TF-IDF (Term Frequency - Inverse Document Frequency) 기법을 활용하여 이진 분류 알고리즘의 입력자료로 이용하였다. 이진 분류 알고리즘은 나이브 베이즈(Naïve Bayes) 알고리즘과 SVM 알고리즘 두 종류를 대상으로 학습하고 비교 평가하였다. 알고리즘은 python 라이브러리인 싸이킷런(scikit-learn)을 이용하여 TF-IDF, 나이브 베이즈, SVM 알고리즘을 구현하였다.

기계학습 결과로써, 나이브 베이즈 알고리즘은 정확도 0.79, SVM 알고리즘은 0.82로 나타났다(Table 18). 또한 각 클래스별 정확도는 나이브 베이즈 알고리즘이 클래스 0에서 0.75, 클래스 1에서 0.83으로 나타났으며, SVM 알고리즘은 클래스 0에서 0.80, 클래스 1에서 0.84를 보였다(Table 19).

두 알고리즘의 비교 평가에서 SVM 알고리즘의 클래스별 정확도뿐만 아니라 총 정확도에서 좋은 결과를 보여, SVM 알고리즘으로 학습한 모델을 이상고온 탐지 알고리즘으로 채택하였다.

Table 18. Summary of confusion matrix of Naïve Bayes algorithm

	precision	recall	f1-score	support
0	0.75	0.81	0.78	2585
1	0.83	0.77	0.80	3003
accuracy			0.79	5588

Table 19. Summary of confusion matrix of SVM algorithm

	precision	recall	f1-score	support
0	0.80	0.83	0.81	2666
1	0.84	0.81	0.82	2922
accuracy			0.82	5588

(다) 소셜미디어 자료 기반 이상고온 탐지 지도

2019년 4월부터 12월까지 수집된 소셜미디어 자료를 바탕으로 Table 20과 같이 분석을 전 세계를 대상으로 국가별 이상고온 탐지 지도를 제작하였다.

2019년 4월은 태국, 캄보디아, 미얀마 등 동남아시아지역과 유럽지역의 국가에서 이상고온 현상이 발생하는 것으로 나타났다. 2019년 5월은 태국, 캄보디아, 미얀마 등 동남아시아지역에서 여전히 이상고온이 발생하는 것으로 나타났다. 2019년 6월은 유럽지역과 중남미 지역에서 이상고온 현상이 타 지역에 비해 심하게 발생한 것으로 나타났다. 중남미 지역에서 자메이카(Jamaica)가 주변 국가들에 비해 이상고온 현상이 심하게 나타났는데, Jamaica Climate(2019)에 따르면 자메이카의 맨체스터 교구(Manchester Parish)의 New Forrest 지역에서 2018년 6월의 기온과 비교하여 약 3.6°C 로 가장 큰 차이를 보였다. 2019년 7월은 소셜미디어 자료를 이용한 이상고온 탐지에서 유럽지역에서 이상고온이 뚜렷하게 나타나는 것으로 나타났다. 반면, 월별 이상고온 빈도 지수 분석 결과에서는 유럽지역의 이상고온 현상이 뚜렷하게 나타나지 않았지만, 월별 이상기후 강도 지수 분석에서는 유럽지역의 이상고온 현상이 나타났다. 유럽지역에서는 7월 25일에서 7월 28일 사이에 벨기에, 필란드, 프랑스, 독일, 그린란드, 룩셈부르크, 네덜란드, 노르웨이, 스웨덴, 영국, 이탈리아, 독일, 스페인 이탈리아, 스위스, 체코 등의 지역에서 폭염이 발생했으며, 벨기에와 네덜란드 등 서유럽의 많은 국가에서 기온이 40도를 초과하였다. 이러한 현상을 보았을 때, 소셜미디어 자료를 토대로 한 이상고온 탐지가 가능할 것으로 판단된다. 2019년 8월은 동유럽지역(3주), 남한(1-3)주 등 폭염이 발생한 것으로 파악되었으며, 이러한 이상고온 현상이 이상고온 탐지 지도에도 감지되었다. 2019년 10월은 잠비아(Zambia), 짐바브웨(Zimbabwe), 말라위(Malawi), 모잠비크(Mozambique) 등 아프리카 국가에서 폭염이 발생하였는데(News Diggers, 2019), 이러한 이상고온 현상을 이상고온 탐지 지도에서도 감지되었다. 또한, 월별 이상고온 빈도 지수와 강도 지수에서도 아프리카 지역의 이상고온 현상을 잘 표현하고 있다. 2019년 11월은 월별 이상기후 빈도와 강도 지수와 비교했을 때 유럽지역에서 이상고온 현상이 소셜미디어 자료 기반 이상고온 탐지 지도도 유사한 패턴이 나타나는 것을 볼 수 있다. 2019년 12월은 호주 지역에서 심각한 산불과 폭염(Severe Weather Europe, 2019; 동아일보, 2019)으로 인해 사람들의 이상고온 관련 소셜미디어 자료가 증가하였다.

소셜미디어 자료를 바탕으로 한 이상고온 탐지 기법의 결과는 이상고온 감시에 사용되는 월별 이상고온 빈도 지수와 강도 지수와 함께 이상고온 감시에 활용이 가능할 것으로 판단된다. 또한, 실제 사람들이 작성한 소셜미디어 자료를 바탕으로 분석한 자료이기 때문에 이상고온 감시에 사용되는 감시지수 중 사람의 영향을 고려한 지수를 선택하는데 도움이 될 것으로 판단된다.

Table 20. Analysis results of geotweets related to high abnormal temperature events

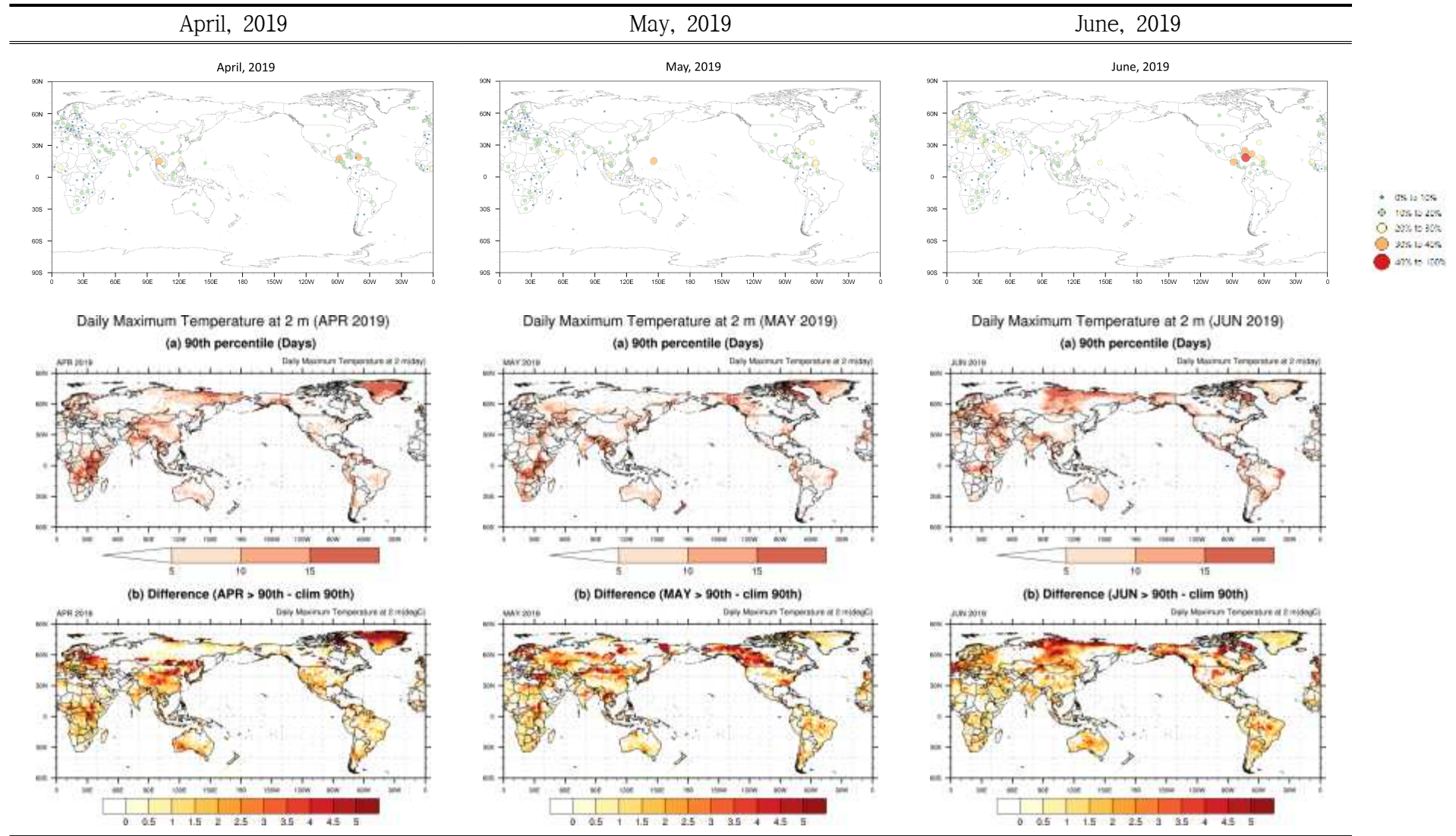


Table 20. continue

July, 2019

August, 2019

September, 2019

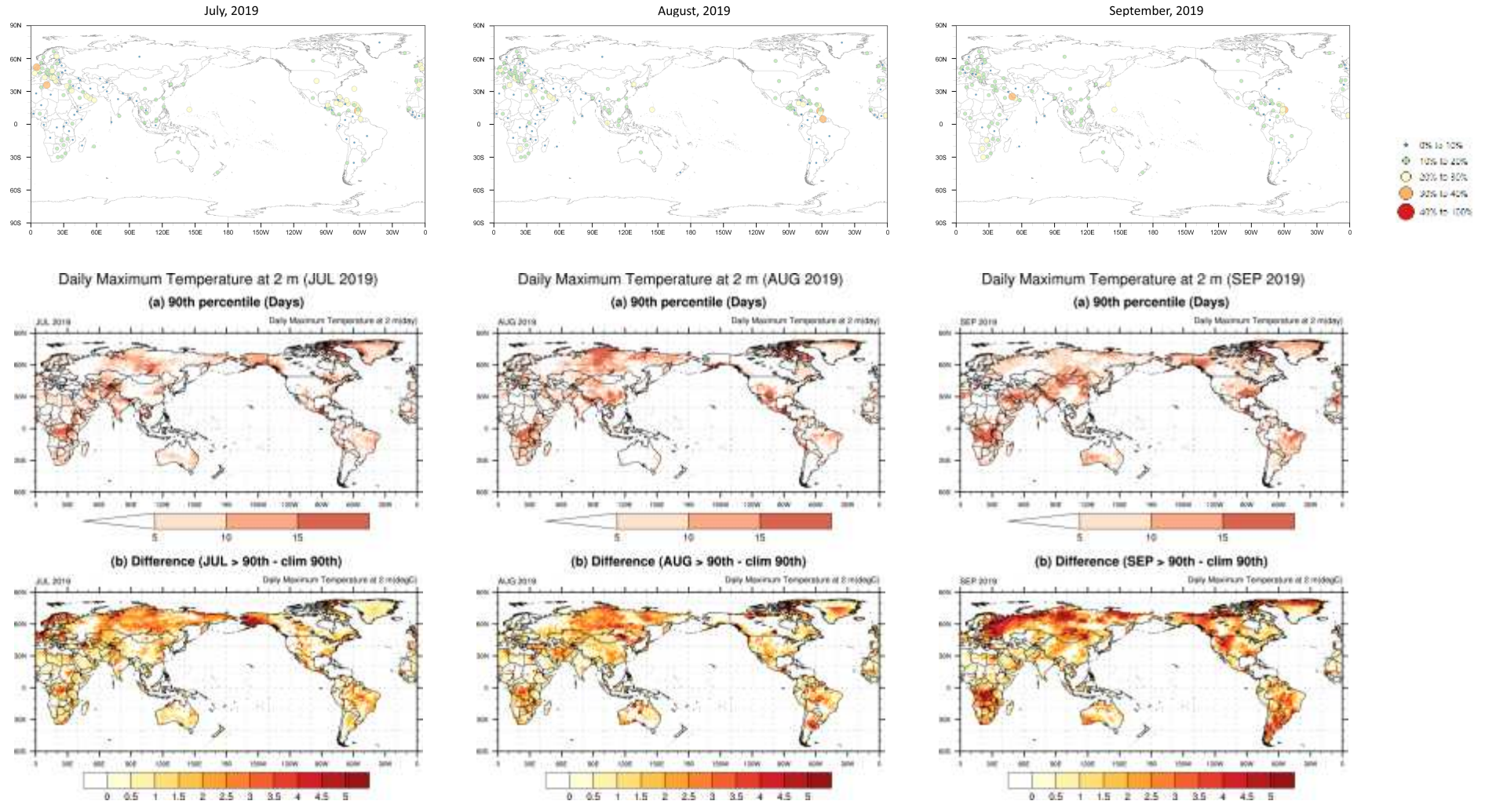
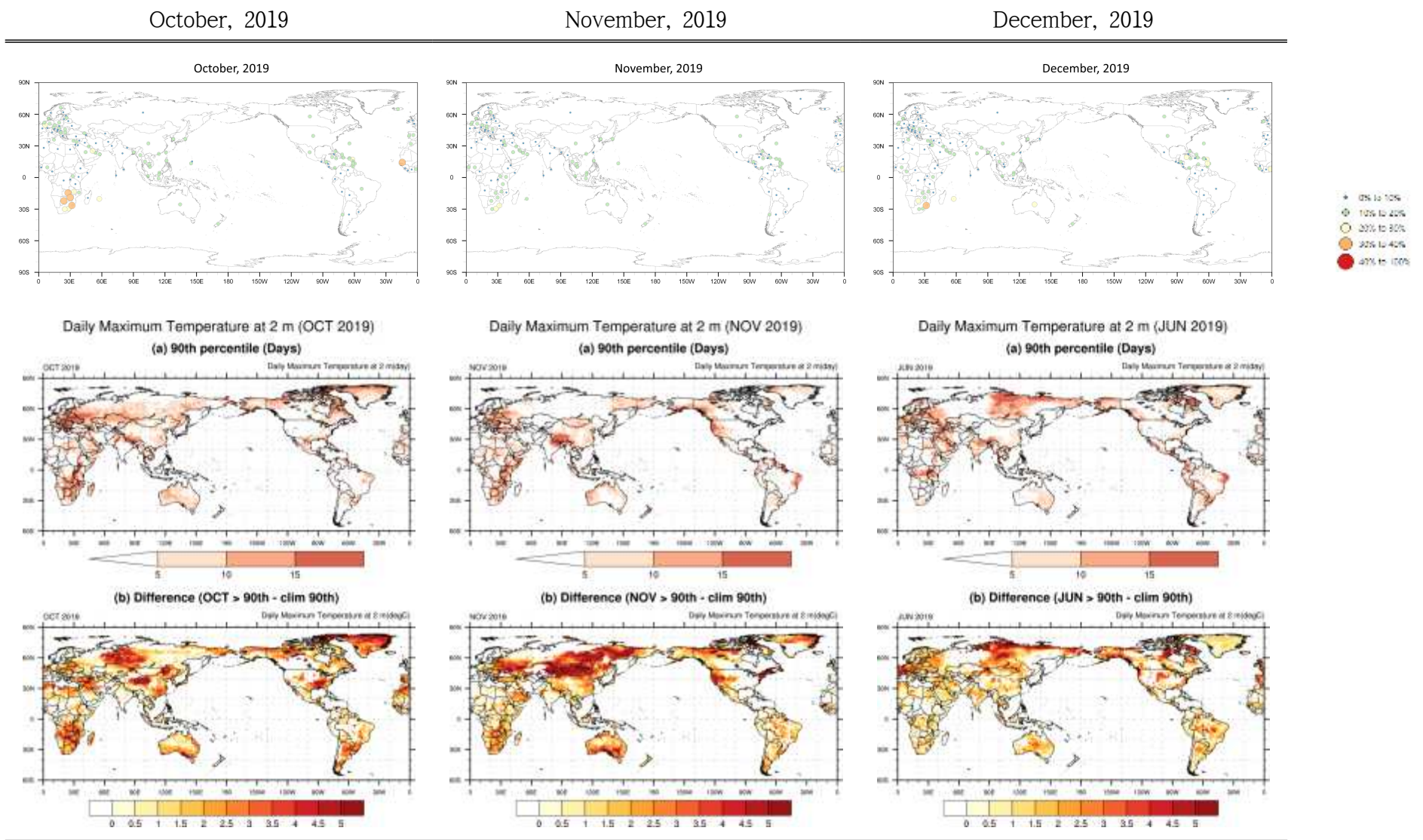


Table 20. continue



(7) ENSO 발달 감시 기술 개발

적도 동태평양의 SST 변동과 관련되며, 북반구 겨울철에 강도가 최고치에 이르는 가장 주요한 대기-해양 결합 지배 기후 변동 모드인 ENSO는 태평양 도서국들을 포함하는 근거리의 적도 지역뿐만 아니라 먼 거리의 중위도 지역 등의 기상/기후에 영향을 미치며, 그로 인한 사회, 경제적인 피해를 유발할 수 있다(McPhaden 1999; Alexander et al. 2002; McPhaden et al. 2006; Cai et al. 2015). 그러므로 전 지구 이상 기후 감시를 위해서 ENSO 발달 감시는 필수적이다. 전 지구 기후에 중요한 위치를 차지하고 있는 ENSO의 발달에서 대기 및 해양의 상호작용이 매우 중요하다(예: Jin et al. 1997; Kim et al. 2014). 과거의 연구에서는 ENSO의 발달에서 대기 하층에서 바람장과 해양의 수온약층이 변화를 가지고 그 상호작용을 설명하였다. 그러므로 현재의 ENSO 관련 SST의 상태(즉, Niño 3.4 지수) 뿐만 아니라, 대기 하층에서 바람장 혹은 해양의 수온약층의 상태를 함께 감시하는 것이 필요하다. 더 나아가서 SST와 대기 및 해양 내부의 상호 작용을 지수로서 평가 할 수 있으면, 현재 Niño 3.4 지수가 앞으로 더욱 발달할 가능성이 있는지 참고할 수 있을 것이다.

이 연구에서는 대기 및 해양 내부의 상호작용을 대략적으로 정량화하기 위해서 대기와의 상호 작용 강도는 Niño3.4 지수와 중앙 적도 지역에서 평균된 OLR 편차의 곱으로, 해양 내부 즉 수온약층과의 상호작용 강도는 적도 태평양 수온약층 변화에 대한 proxy 지수인 해양 열용량 편차와의 곱으로 계산되었다. 전자는 음의 값으로 그 값이 클수록, 후자는 양의 값이 클수록 상호작용이 크다는 것을 의미한다. 여기서 대기와의 상호 작용 강도 평가에서 OLR을 사용하였는데, OLR은 적도 태평양에서 ENSO 관련 SST 변화에 대한 대기 대류 반응을 측정할 수 있으며, 이러한 대류 반응에 대하여 하층 바람장이 발생하는 것이므로 대기 반응을 직접적으로 평가 할 수 있다는 측면에서 바람장 보다는 OLR을 사용하는 것이 더 바람직해 보인다. 더욱이 기존 연구에서 ENSO 대기 반응 및 원격 상관 분석에서 OLR의 사용이 더 효과적이라는 것을 보여왔다(Chiodi and Harrison, 2010; L'Heureux et al., 2015).

Figure 94는 엘니뇨 지수, 관련 대기 및 수온 약층과 상호작용 강도 지수의 2019년도와 과거 엘니뇨 이벤트의 합성장 변화와 9월 두 상호작용의 상대적인 강도 크기를 보여주는 그림이다. 이 그림에서 과거 1981 년 이후 13개의 엘니뇨 이벤트(1982, 1986, 1987, 1991, 1994, 1997, 2002, 2004, 2006, 2009, 2014, 2015, 2018)들의 합성장 분석을 함께 나타내어 과거 엘니뇨 이벤트와 비교하도록 하였다.

과거 엘니뇨 이벤트의 Niño 3.4 지수의 합성장 분석은 봄철 즉 3-5월에 엘니뇨 onset이 발생하고, 여름철 발달 기를 거쳐 겨울철 즉 12월 이후 최성기 도달하는 양상을 보인다. 이에 따라서 관련한 대기 및 해양 내부 상호작용 강도 지수도 함께 증가하였다(Figure 94a). 특히, 수온약층과 상호작용 강도 지수는 Niño 3.4 지수의 최성기 이전에 최성기에 도달하는 것을 확인할 수 있다(Figure 94b). 이는 적도 태평양의 수온 약층과 적도 SST와의 상호 작용이 Niño3.4 지수 발달을 리드한다는 기존 연구를 재확인 할 수 있는 결과이며(Battisti and Hirst, 1989; Jin et al. 1997; An et al., 2001) , 이 연구에서 상호작용 강도 지수에 대한 정의가 단순하지만, 활용 가능하다는 것을 시사한다. 2019년 Niño 3.4 지수는 2018년 여름부터 발달한 엘니뇨가 이어지는 상황에서 8월까지 0.5 °C 이상을 유지하다가 이후 0 °C까지 감소하였고, 10월

다시 증가하여 11월까지 약한 엘니뇨 상태를 유지하였다. 2019년 초반 대기 및 수온약층과 상호작용 강도는 컸으며, 이후 엘니뇨 감소와 함께 그 강도가 감소하였다. 10월 다시 Niño 3.4 지수의 증가는 수온 약층과의 상호작용이 주로 기여 하였던 것으로 보인다(Fig. 94c). 대기와의 상호작용 강도는 약한 양의 값을 유지하였는데, 이는 엘니뇨 발달에 대기의 기여가 없었다는 것을 의미한다. 이와 함께 11월에 수온약층과의 상호작용 강도 지수가 다시 감소하는 것으로 추론 할 수 있는 것은 올겨울(2019.12-2020.2) 엘니뇨는 약하거나, 중립을 유지할 것이라는 것이다.

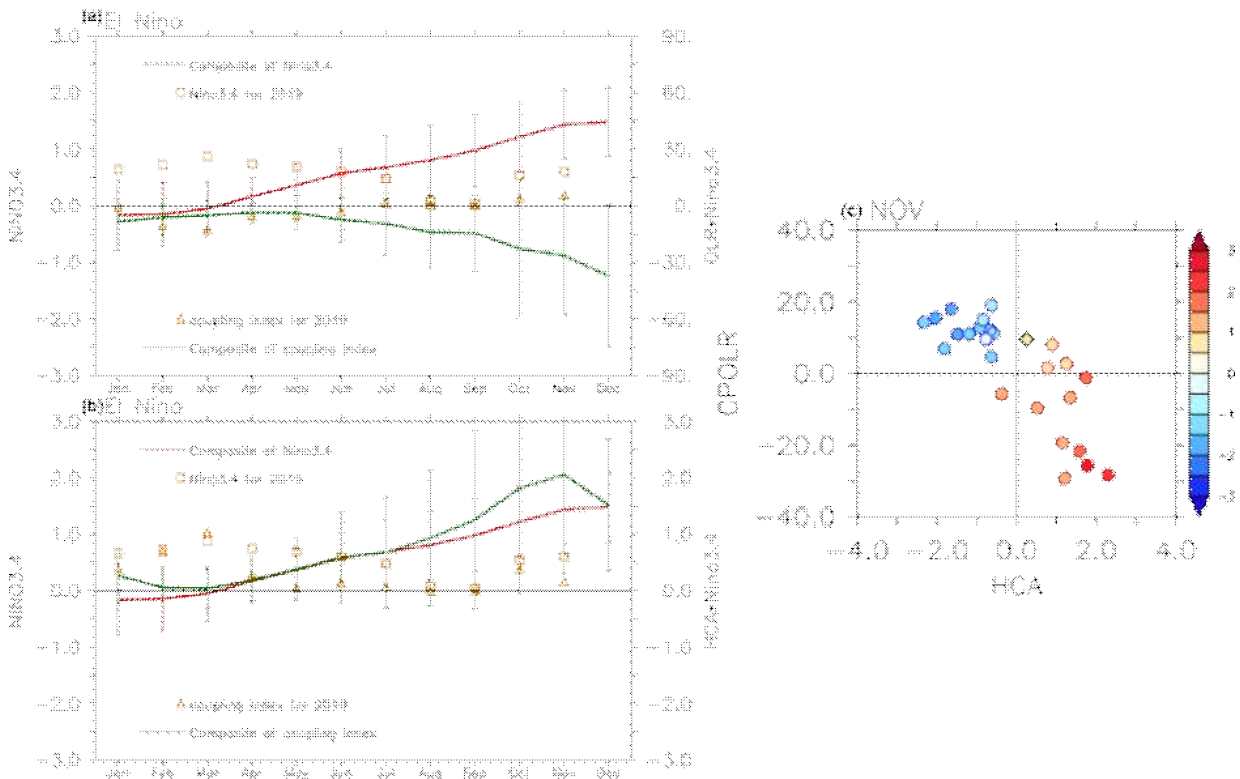


Figure 94. Temporal change of Niño 3.4 index and its related feedback index with OLR and heat content anomalies. Thick red curved line indicates Niño 3.4 index and thick green curved line indicates feedback index with (a) OLR and (b) heat content anomalies from the composite of El Niño event. In (a-b), vertical lines represents the spread of the indices among El events. Orange colored square and triangle symbols indicate the change of Niño 3.4 and feedback index from January to December, 2019, respectively. (c) Scatter plots of central Pacific OLR anomalies vs eastern Pacific heat content anomalies.

나. 이상기후 원인분석

(1) 이상 기온 및 강수 빈도 원인 분석

(가) 아태지역 이상 기온 및 강수 발생 ENSO의 영향

① 이상기후와 ENSO와의 선형 관계

Figure 95는 아태지역 7개 지역 평균된 이상 고온 및 강수 빈도 지수와 Niño 3.4 지수와 월별(1-11월) 계절별(여름철, 겨울철) 상관관계 크기를 보여준다. 여기서 상관관계 분석 이전에 ENSO 지수 와 이상 기후 빈도 지수들의 트렌드를 제거하였다.

이상고온 빈도 지수에 대하여 6개의 아태 지역에서 남미 지역이 가장 분명한 유의한 상관 관계를 보였다(Figure 95a). 남미지역 평균 이상 고온 빈도 지수는 8월 제외 모든 달과 여름과 겨울철 평균에서 ENSO와 양의 유의한 상관관계를 가졌다. 동아시아는 10월, 북유라시아는 1월, 남아시아는 4월, 북미는 3월에만 양의 유의한 상관관계를 보였고, 호주는 2월, 3월, 11월, 그리고 남반구 여름철에 90 % 수준에서 양의 유의한 상관관계가 있었다. 즉 동 적도 태평양에서 엘니뇨(라니냐)가 발달할 때 이들 지역에서 특정 달 혹은 특정 계절에 이상 고온 빈도 지수가 증가(감소)함을 의미한다. 특히 분명한 것은 남반구 지역(즉 호주와 남미)의 여름철에는 엘니뇨가 발생할 때 폭염 이벤트가 증가할 수 있다는 것이다.

이상 강수 빈도 지수는 호주지역에서 7-11월, 남반구 겨울철과 여름철에 음의 유의한 상관관계를 보였는데, 특히 10월과 11월에 그 값이 가장 컸다(0.4-0.5 이상). 즉 엘니뇨(라니냐)가 발생할 때 이상 강수 발생이 작아진다(커진다)는 것을 의미한다. 남미 지역에서는 남반구 여름철과, 1월과 3월에 역시 90 % 수준에서 유의한 상관관계가 있었다. 즉 남반구 이들 두 지역에서 엘니뇨가 발달할 때 남반구 여름철 동안 폭염 발생 가능성은 증가하고, 폭우 발생 가능성은 감소한다는 것을 나타낸다. 동아시아 지역은 11월과 북반구 겨울철에 양의 상관관계를 갖고, 남아시아 지역에서 이상 강수 빈도 지수는 북반구 늦여름과 초가을에 음의 상관관계를 나타내었다.

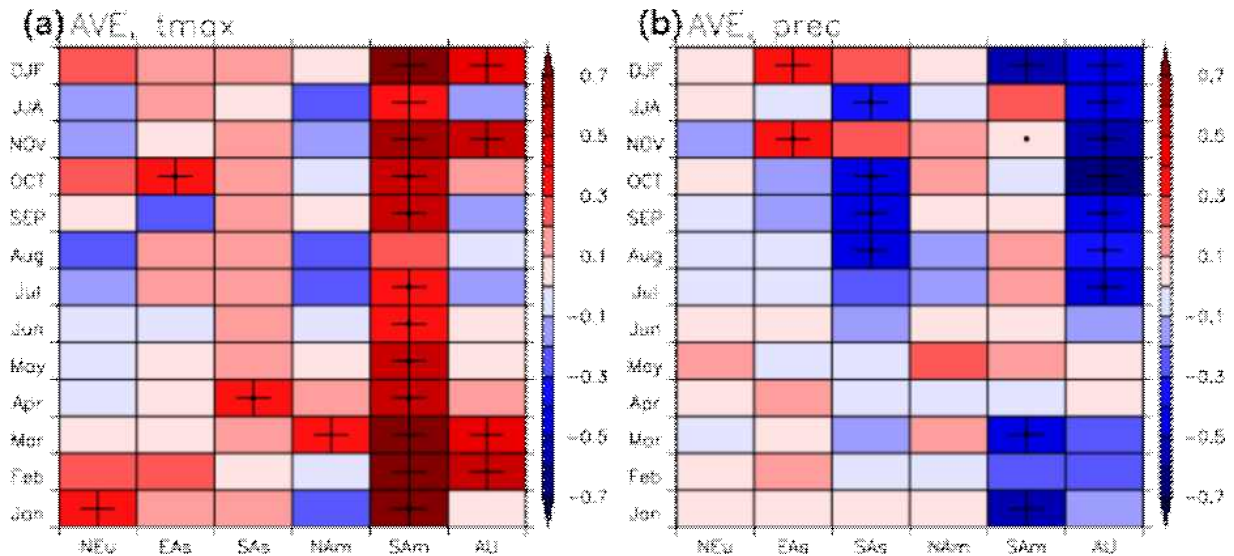


Figure 95. Correlation coefficient of the number of extremely hot and (b) wet days with Niño 3.4 index from January to November and for summer and winter seasons. Cross symbol indicates the correlation coefficient that is significant at 90 % level according to a Student' s t-test.

6개의 지역 별로 얼마나 많은 영역에서 ENSO와의 유의한 상관관계를 갖는 지를 살펴보기 위해서, Figure 96에서 보여주는 것처럼 지역별로 ENSO와 90% 이상에서 유의한 상관관계수 값을 갖는 격자점의 비율을 계산하였다. 0.5-0.6 이상의 상관관계수 값을 보였던(Figure 96a), 1월-4월 남미 지역의 30-40% 이상의 격자지점의 이상 고온 빈도 지수가 ENSO와 유의한 상관관계를 갖는다. 즉, 동 적도 태평양의 SST가 양(음)의 편차를 가질 때 남미 지역에서 남반구 여름철 동안 이상 고온 발생이 증가(감소)하는데, 남미의 넓은 지역에 ENSO의 영향이 미친다는 것을 의미한다. 호주 또한 11월에 이와 같은 비슷한 분석을 적용할 수 있다. 이상 강수 빈도 지수의 경우에는 10월 남아시아와 7월, 10-11월 호주에서 엘니뇨(라니냐)가 30-40% 이상 지역에 이상 강수 발생의 감소(증가)에 영향을 미칠 수 있다고 결론을 내릴 수 있다(Figure 96b). 남아시아 지역에서 10월과 11월에 각각 이상 고온 빈도 지수와 강수 빈도 지수의 ENSO와 유의한 상관관계 계수 값을 갖는 격자점이 30 % 이상이면서 지역 평균된 지수와의 상관관계는 유의하지 않았는데, 이는 지역별로 상관관계 부호가 차이가 있음을 의미한다. 그러므로 지역별로 상관관계 분포를 확인하는 것이 필요하다. 다음 절에서 분석이 수행 될 것이다.

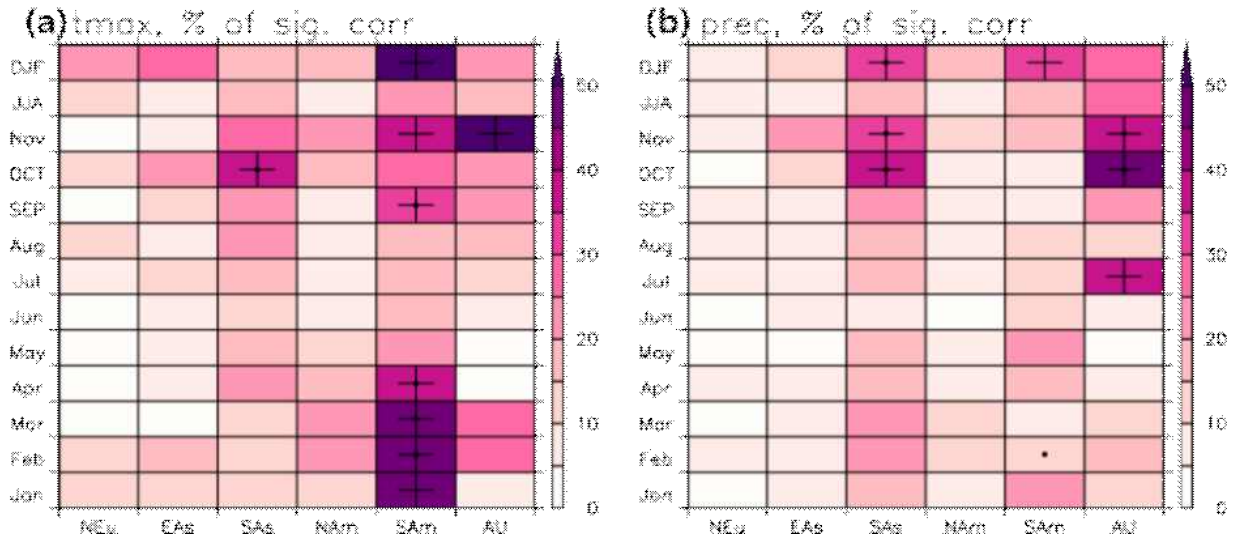


Figure 96. Percentage of the number of grids with correlation coefficient that is greater than 90 % significance level over each monitoring region. Cross symbol denotes the percentage value that is greater than 30 %.

② ENSO 위상에 따른 이상 기후 분포 특성

이 절에서는 ENSO가 최성기에 도달하는 북반구 겨울철 ENSO 위상에 따른 이상 기후 분포 특성을 살펴보았다. Figures 97과 98은 각각 아태 지역별 이상 고온 및 강수 발생의 ENSO 위상별 즉 엘니뇨, 중립, 라니냐 해의 10-90 백분위 분포를 보여주며, ENSO와 이상기후 발생과의 관계가 위상별로 잘 분리가 되는지 확인 할 수 있다.

북유럽 지역에서는 엘니뇨 해에서는 이상 고온 빈도 지수 편차가 양의 값으로 이동하고 라니냐 해에서는 이상 고온 빈도 지수 편차가 음의 값 방향 즉 이상 고온 발생 감소로 치우치는 분포를 보이지만, 그 차이는 그렇게 크지 않았다. 동아시아에서는 라니냐 해에 좀 더 음의 방향으로 이동하는 형태로 북 유라시아 경우 비슷한 분포 양상을 보였다. 위 두 지역에서 중립 해 에도 엘니뇨 해와 비슷한 분포를 보이고, 오히려 다소 양의 값 방향으로 더 이동하는데, 이 때문에 선형 상관관계가 작게 나온 것으로 보인다. 남아시아와 북미 지역에서는 엘니뇨 해와 라니냐 해가 별 차이를 보이지 않았다. 이들 지역에서 영역 평균된 이상 고온 빈도 지수들과 ENSO 지수와의 상관관계계수 값이 유의하지 않은 것과 일관된다. 겨울철 ENSO와 유의한 상관관계를 보였던 결과와 일관되게 호주와 남미 지역의 이상 고온 빈도 지수 편차 분포는 엘니뇨 해에서 양의 값 방향으로 이동하고, 중립 해에서 반대로 음의 값 방향으로 다소 이동하고, 라니냐 해에서는 음의 방향으로 이동이 더 증가하는 모습을 확인할 수 있다. 특히 남미 지역에서는 엘니뇨 해에 양의 값 방향으로 다른 지역보다 상당히 많이 이동하였으며, 더 넓은 분포를 보였다.

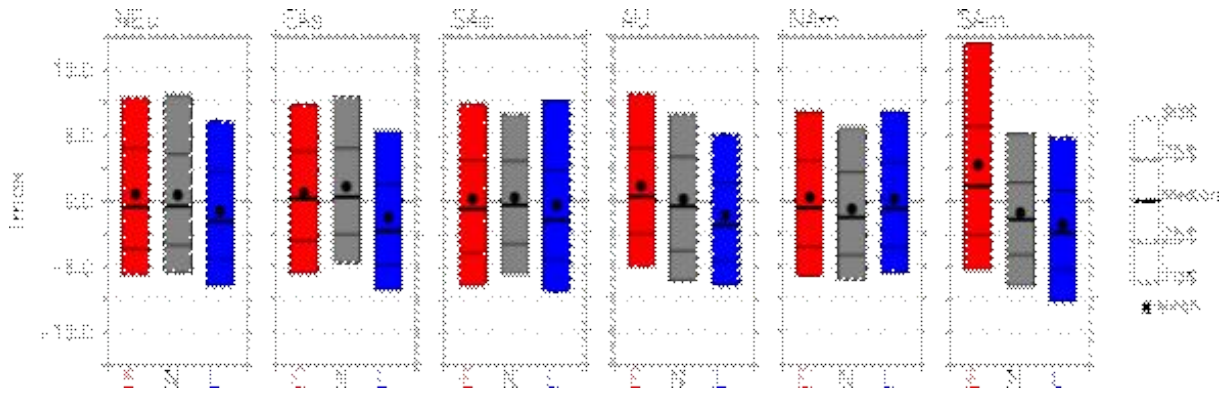


Figure 97. Box plot showing anomalies of the number of the extremely hot days ranging from the 10 percentile to 90 percentile for the El Niño (red color), Normal (gray color), and La Niña (blue color) events in the six monitoring regions. Black dot indicates the average of the anomalies over El Niño, Normal, and La Niña events. For calculating the percentile values, we use anomalies at grid points in each monitoring region and in December, January, and February.

이상 강수 빈도 지수에 대해서는 ENSO와 유의한 상관관계를 가졌던, 동아시아, 호주, 남미 지역에서 ENSO 위상별 분포차이를 확인할 수 있다. 동아시아의 이상 강수 빈도 지수 편차는 엘니뇨 와 라니냐 해에 각각 다소 양 및 음의 값 방향으로 분리되는 분포를 보이고, 호주와 남미에서는 반대로 엘니뇨 해에 음의 방향으로 중립 해에서 라니냐 해로 갈수록 양의 값 방향으로 이동하였다. 남아시아와 북미, 북유라시아 지역에서는 ENSO 위상 별 차이가 없거나, 아주 작았다.

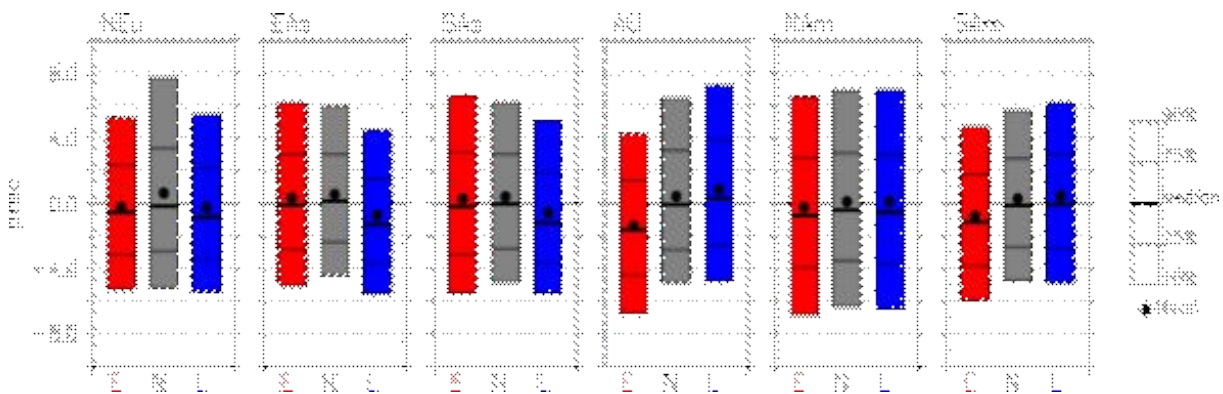


Figure 98. Box plot showing anomalies of the number of the extremely wet days ranging from the 10 percentile to 90 percentile for the El Niño (red color), Normal (gray color), and La Niña (blue color) events in the six monitoring regions. Black dot indicates the average of the anomalies over El Niño, Normal, and La Niña events. For calculating the percentile values, we use anomalies at grid points in each monitoring region and in December, January, and February.

③ 아태지역 이상 기온 및 강수 발생 ENSO의 영향의 비선형성

겨울철 평균을 기반으로 이상 고온(Figure 12) 과 이상 강수(Figure 13) 발생의 ENSO와 지역별 상관관계 분포를 분석하였다. 여기서 ENSO의 선형관계 뿐만 아니라 영향의 비선형성도 분석을 수행하여, ENSO의 어떤 위상(즉 엘니뇨 혹은 라니냐)에서 그리고 어떤 지역에서 더 분명한 관계가 존재하는지 살펴보았다. 이 연구에서는 ENSO가 최성기에 이르는 그래서 전 아태 지역에서 이상 기후 발생과의 관계가 좀 더 분명하게 나타나는 겨울철을 중심으로 분석 하였다. 여기서 엘니뇨 해와 라니냐 해는 각각 Niño 3.4 지수가 0.5°C 이상 일때와 -0.5°C 이하일 때로 정의 되었다.

먼저 이상 고온 발생에서 유의한 상관관계를 갖는 곳은 동아시아/북유라시아에서 러시아의 중남부, 오호츠크 주변 지역 및 한반도에서 북부지역, 남아시아 인도네시아와 인도차이나, 호주의 서부 지역, 북미 캐나다의 서부, 미국의 남동부, 남미의 북중부 지역들이다(Figure 99a). 러시아의 중남부 지역에서의 이상 고온 발생은 엘니뇨 보다는 라니냐 때 관계가 뚜렷하였는데, 즉 엘니뇨 때 이상 고온 발생 증가 경향 보다는 라니냐 때 감소 경향이 강하다는 것을 의미한다. 남미 및 남아시아 지역 경우에도 마찬가지이다. 북미 미국의 남동부 지역과 북유라시아 오호츠크 주변 지역에서는 반대의 결과를 보였다. 엘니뇨 때 이상 고온 발생의 감소 경향이 뚜렷하고, 라니냐 때 증가의 경향은 뚜렷하지 않았다. 다른 지역에서 ENSO에 비선형적인 반응을 보이는 반면, 호주의 서부 지역과 캐나다의 서부 지역에서 선형에 가까운 반응을 보였는데, 즉 엘니뇨와 라니냐 때 모두 각각 이상 고온 발생 증가와 감소 경향을 보였다(Figure 99b, c).

아태 지역 겨울철 평균 이상 강수 빈도 지수와 ENSO 지수와 상관관계의 분포를 살펴보면(Figure 100a), 유라시아의 일부 남서 지역, 동아시아/남아시아 지역에서 중국 남부, 북미 지역 미국 남부 및 멕시코, 남미 지역에서 아르헨티나 주변 지역에서 양의 상관관계를 보이고, 호주 서부 지역, 남미 북부 지역에서는 음의 상관관계를 보였다. 라니냐 해에서 이상 강수 빈도 지수의 감소 경향이 더 명확했던 유라시아 지역을 제외하고(즉 ENSO 관계에서 비선형성이 큼), 다른 아태지역의 유의한 상관관계를 갖는 지역에서 엘니뇨 및 라니냐 해에서 증가 혹은 감소 경향이 모두 뚜렷한 선형 관계를 보였다(Figure 100b, c).

이상 고온 빈도 지수의 결과(즉 Figure 99)와 비교하면, 멕시코 주변 지역은 엘니뇨 해에서 이상 강수 빈도 지수는 증가하고, 반면에 이상 고온 빈도 지수는 감소하였다. 상공에 저기압 발달에 의한 구름 생성 이로 인한 일사량 감소와 관련이 있는 것으로 보인다. 남미 북부와 호주 서부 지역에서는 ENSO와의 관계가 반대인데, 즉 엘니뇨(라니냐) 해에 이상 고온 빈도 지수 증가(감소), 이상 강수 빈도 지수 감소(증가)와 관계가 있고, 이는 상공의 고기압(저기압)대 발달과 관계가 있다.

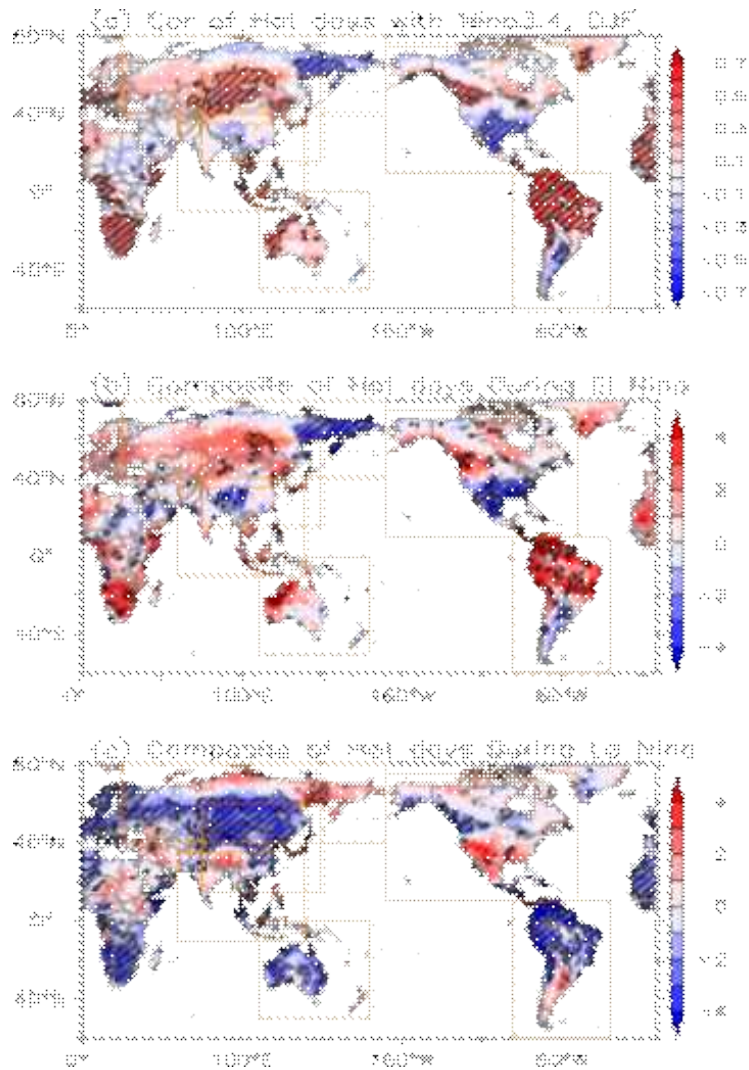


Figure 99. Spatial distribution of (a) correlation coefficients between the extremely hot days and Niño3.4 index and (b-c) the composite of the hot days over the El Niño and La Niña events in winter (December-January-February average) season. In (a), correlation coefficients that are significant at 90 % level are hatched in black and in (b), the black hatches indicate the anomalies of the number of extremely hot days have same sign for 70 % of El Niño and La Niña events.

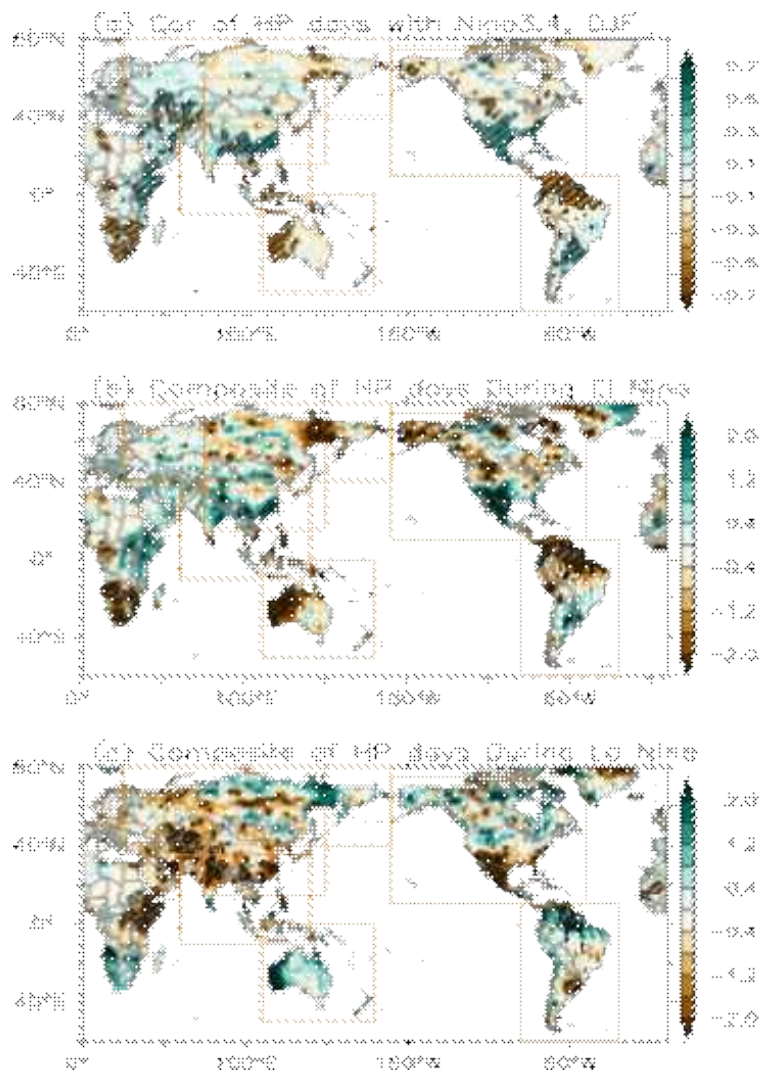


Figure 100. Spatial distribution of (a) correlation coefficients between the extremely wet days and Niño3.4 index and (b-c) the composite of the wet days over the El Niño and La Niña events in winter (December-January-February average) season. In (a), correlation coefficients that are significant at 90 % level are hatched in black and in (b), the black hatches indicate the anomalies of the number of extremely wet days have same sign for 70 % of El Niño and La Niña events.

(나) 동아시아 겨울철 및 여름철 이상기온 및 강수 빈도 경향

① 2019년 전 지구 이상기후 빈도 특성

1981년부터 기온 관련 이상 기후 빈도 지수와 2019년 빈도 지수를 비교하면(Fig. 101a, b), 먼저 이상 고온의 각 감시 지역별 빈도 지수의 영역 평균값은 남아시아는 4월에, 호주는 3월, 남미는 6월에 1위로 기록되었다. 9월에는 동/남아시아 및 북미에서 2019년이 1위를 기록하였으며, 이 때문에 전 지구 및 북반구 영역 평균에서는 두 번째로 이상 고온이 많았던 해로 기록되었다. 이에 반해 호주 지역을 제외 이상 저온 날수는 전 계절에 대해서 10위 권 밖에 있었다. 호주에서 영역 평균된 이상 저온 빈도 지수 강도는 1981년 이후로 남반구 봄철인 9월에 5위, 11월에 1위를 기록하였다. 이상기온 빈도의 계절 평균을 살펴보면, 호주에서 북반구 겨울철(12월-2월) 동안 2위를 기록했고, 여름철(6월-8월)에는 남아시아와 남미에서 2위를 기록했다. 동아시아는 8월에만 이상고온 빈도가 유례없었을 정도로 많이 발생했는데(이상고온 발생 빈도가 1위를 기록함), 6월과 7월에는 2019년이 6번째와 5번째로 강했던 해로 기록되어 이상 고온 발생이 그렇게 심하지 않았다.

2019년 여름철 이상 강수 빈도 지수는 동아시아 지역 평균에서 4위를 기록했는데, 특히 8월에 이상강수의 빈도가 세 번째로 이상 강수가 많았던 해였다. 겨울철에는 남아시아와 북미 지역이 각각 2위와 3위를 기록하였다. 북미는 2월에 이상 강수 발생 역대 1위를 기록했는데, 이와 함께 2위를 기록한 북유라시아 지역의 이상 강수 발생 빈도의 기여로 2019년은 북반구 지역 평균 이상 강수 빈도 지수는 역대 2번째로 큰 해가 되었다(Figure 101).

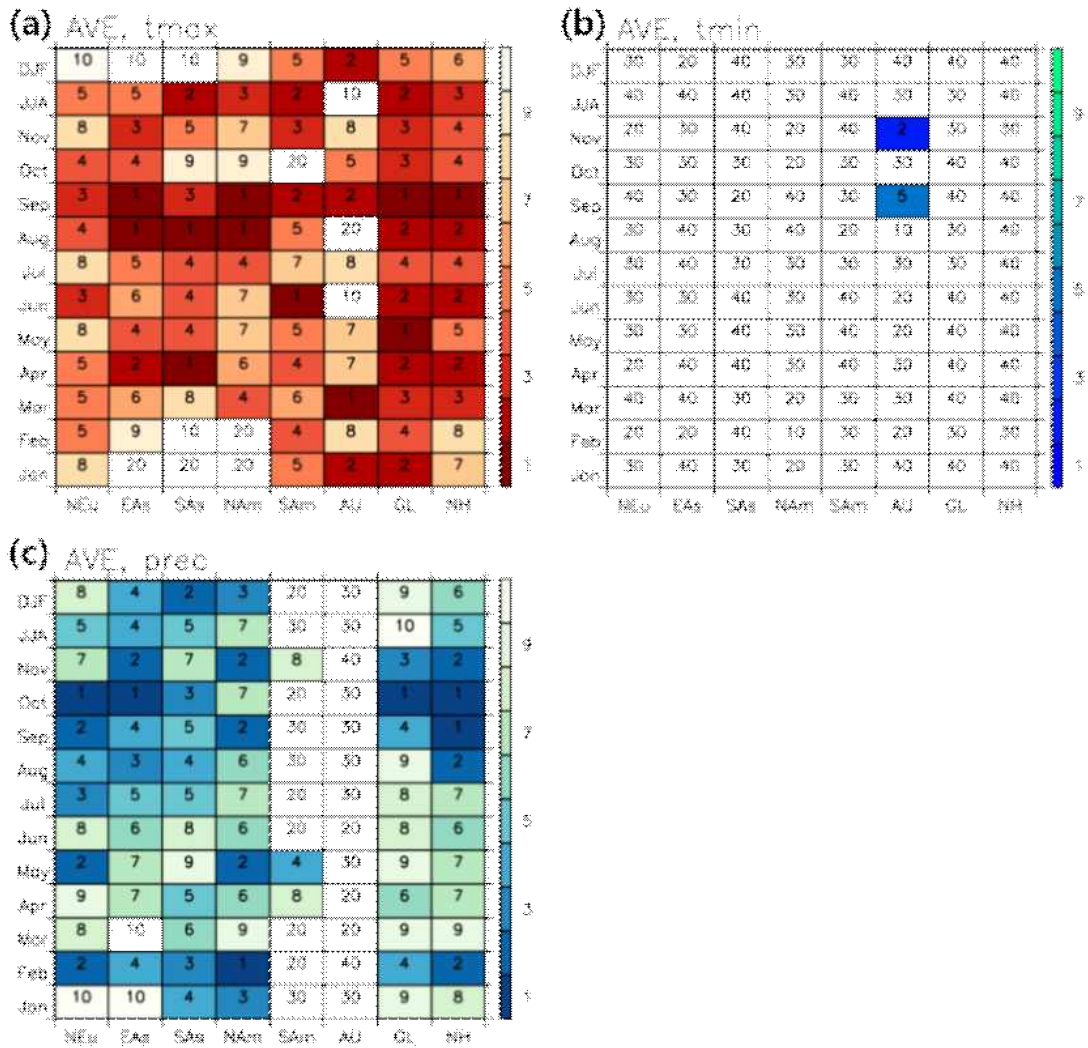


Figure 101. Rank of the number of extreme (a) hot, (b) cold, and (c) wet day from 1981-2019 for each calendar month, and summer and winter seasons.

② 이상기후 빈도 추세 분석

이전 절에서 전 지구 지역별로 평균된 2019년 이상 기후 빈도 지수의 과거의 빈도 지수와 상대적으로 순위 측면에서 특성 분석을 수행하였다. 특히 여름철 8월 동아시아에서 이상 고온과 이상 강수 빈도 지수가 1위 및 3위를 기록하였고, 겨울철 평균에서 이상 강수 빈도 지수는 4위를 기록하였음을 확인하였다. 이절에서는 동아시아 세부 지역별로 1981년부터 2019년까지 이상 기후 발생의 추세를 살펴보았다.

2019년 동아시아 여름철 평균 이상 고온 빈도 지수는 동아시아 지역의 북부(러시아 남부)와 남부(중국 동부) 지역에서 평년보다 10일 이상 증가 하였으며, 두 지역 모두 2000년대 이후 이상 고온 빈도 지수가 다른 지역에 비해 급격히 증가하였다. 중부 지역은 평년 수준이거나 적었으며, 그 증가 추세는 완만하였다. 2005년 이후 이상고온 빈도 지수가 급격한 증가 추세를 보이는, 일본, 중국 북동부 지역에서는 평년보다 이상 고온 빈도 지수가 적었다(Figure 102a-c).

동아시아 지역 평균된 여름철 이상 고온 빈도 지수는 2015년까지 증가 추세를 보이다가 이후 감소 경향을 보였으며, 그러한 경향은 6월과 7월에 나타났고, 8월 이상 고온 빈도 지수의 경우는 2017년 이후 반등하는 결과를 보였다(Figure 102d).

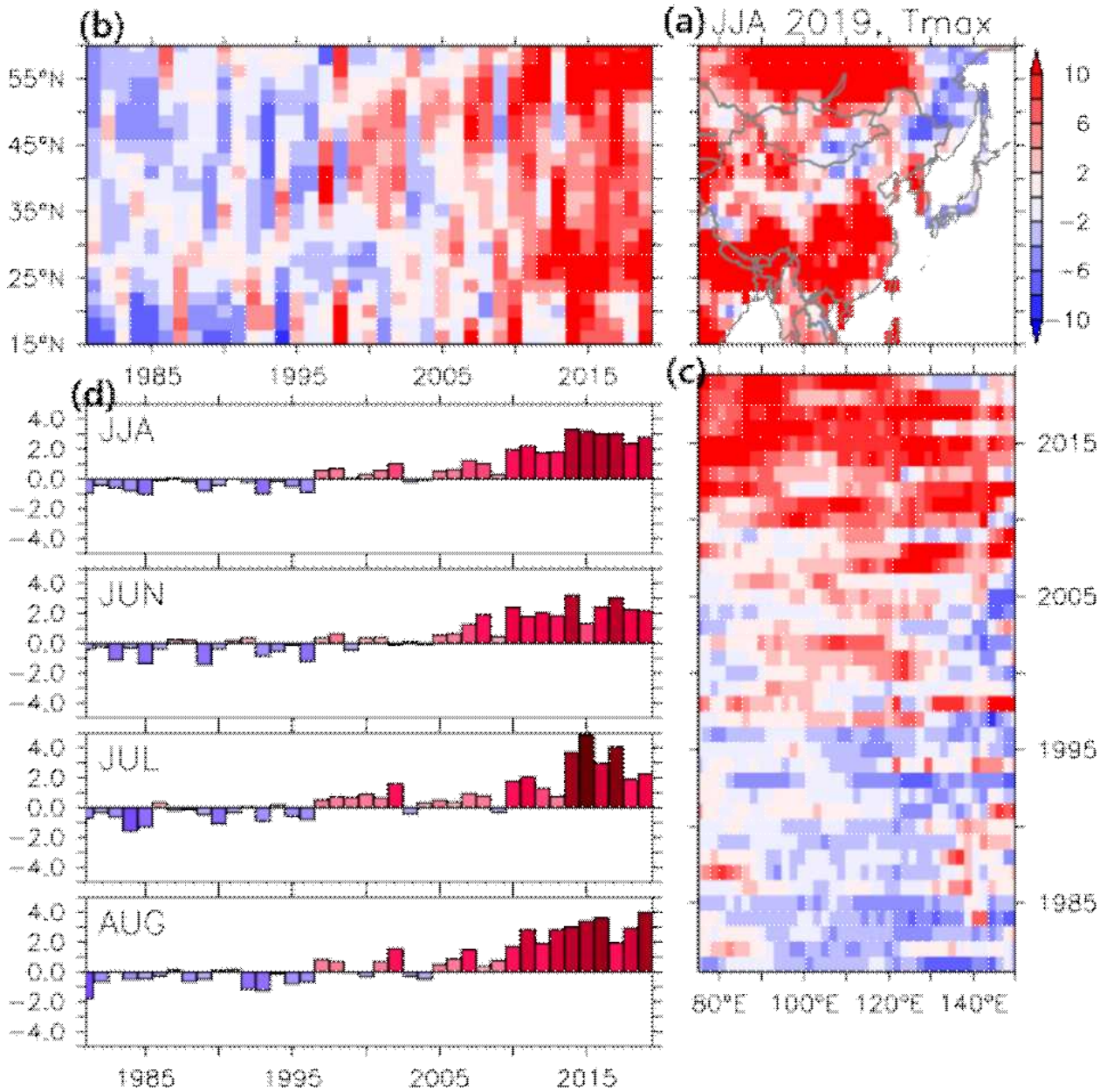


Figure 102. (a) June-July-August (JJA), (b) zonal, and (c) meridional average of the number of extremely hot days over the East Asian region. (c) time-series of area-averaged one during summer season.

2019년 동아시아 여름철 이상 강수 빈도 지수의 경우는 한반도, 러시아 남부 및 중국 동부 일부 지역을 제외 평년보다 이상 강수 빈도 지수가 증가하였다. 특히 중국 중서부 지역, 인도차이나 지역, 중국 북동부 지역에서 평년 보다 10일 이상 증가한 빈도 지수를 보였다(Figure

103a). 이상 강수 빈도 지수의 추세 특징을 살펴보면, 동아시아 전 지역에서 증가 추세를 보였으며, 인도차이나 주변 동아시아의 서남부 지역에서 그 증가 추세가 가장 컸다(Figure 103b, c). 2010년 이전에는 동서 및 남북 방향으로 편차를 보이는 이상 강수 빈도 지수 분포를 보이고, 아울러 시간적으로 격년 변동을 하는 특징을 보였다. 그런데 2010년 이후 동서 및 남북 지역에서 이상 강수 빈도 지수의 변동은 작아졌고(즉 균일하게 양의 편차), 2010년 이후 급격히 증가하는 경향을 보였다(Figure 103c-d).

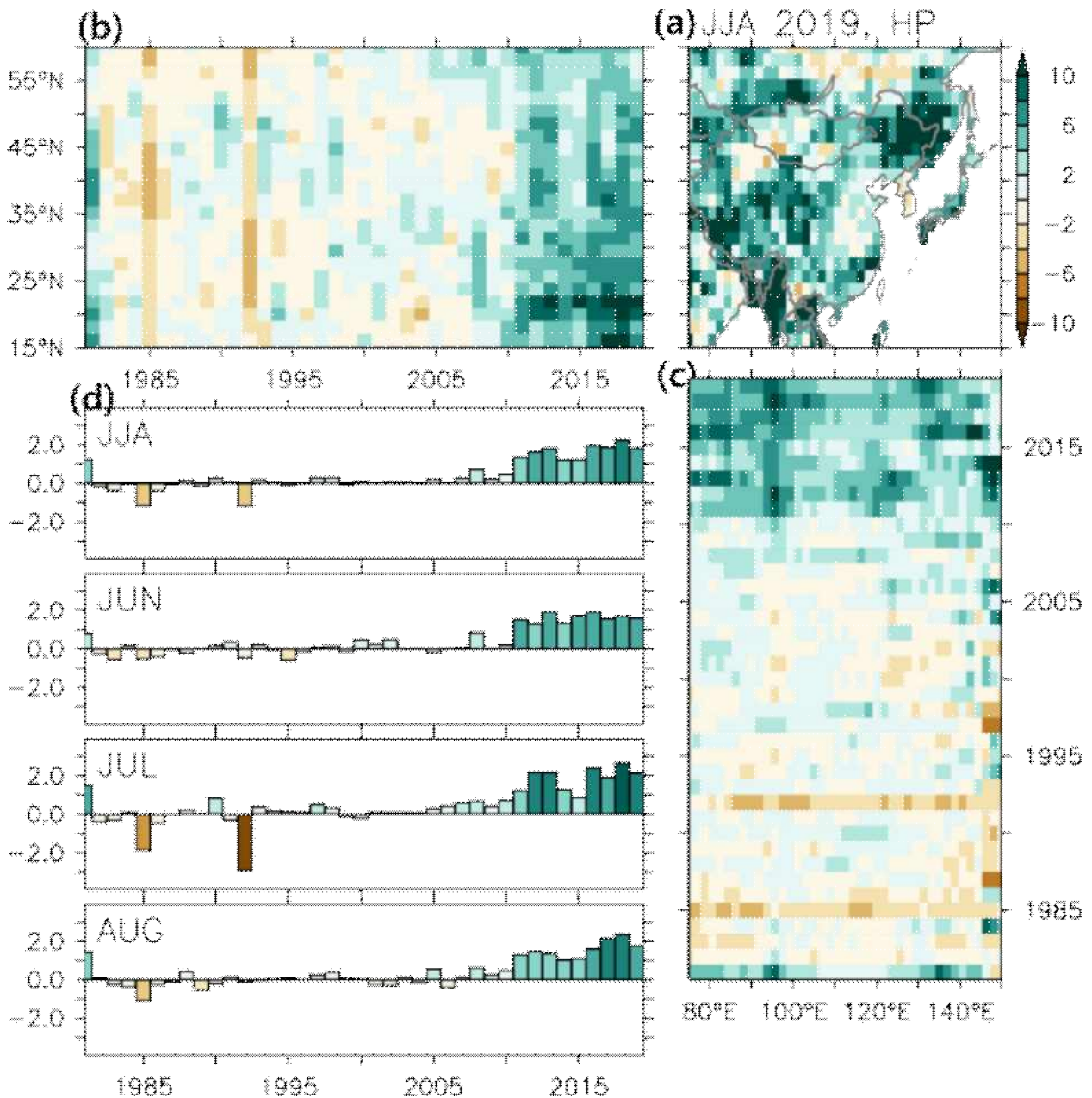


Figure 103. (a) June-July-August (JJA), (b) zonal, and (c) meridional average of the number of extremely wet days over the East Asian region. (c) time-series of area-averaged one during summer season.

(다) 2019년 1-3 분기별 아태지역 이상 기온 및 강수 빈도 원인 분석

① 1분기(1-3월) 원인 분석

1월 호주의 지역평균 이상고온 일수를 1981년부터 과거와 비교하면, 호주지역은 역대 2위를 기록하였는데(Figure 104a), 호주 지역 이상고온 일수 패턴은 1981-2019년 1월 이상고온 일수 패턴의 첫 번째 EOF 모드와 가장 유사하며, 이 패턴의 변동은 남북방향 지위고도 dipole 구조, 호주 남쪽으로 저기압, 호주 주위의 양의 SST 편차와 관련이 있는 것으로 분석되었다(Figure 104). 1월 평균 SST와 500hPa 편차장에서 위와 같은 특징이 발견되며, 특히 호주 동남부 주위의 SST 편차가 그 위의 고기압성 순환에 의해서 발달된 것인지, 고기압성 순환을 더 강화하는 feedback 역할을 하는 것인지 연구가 필요하다.

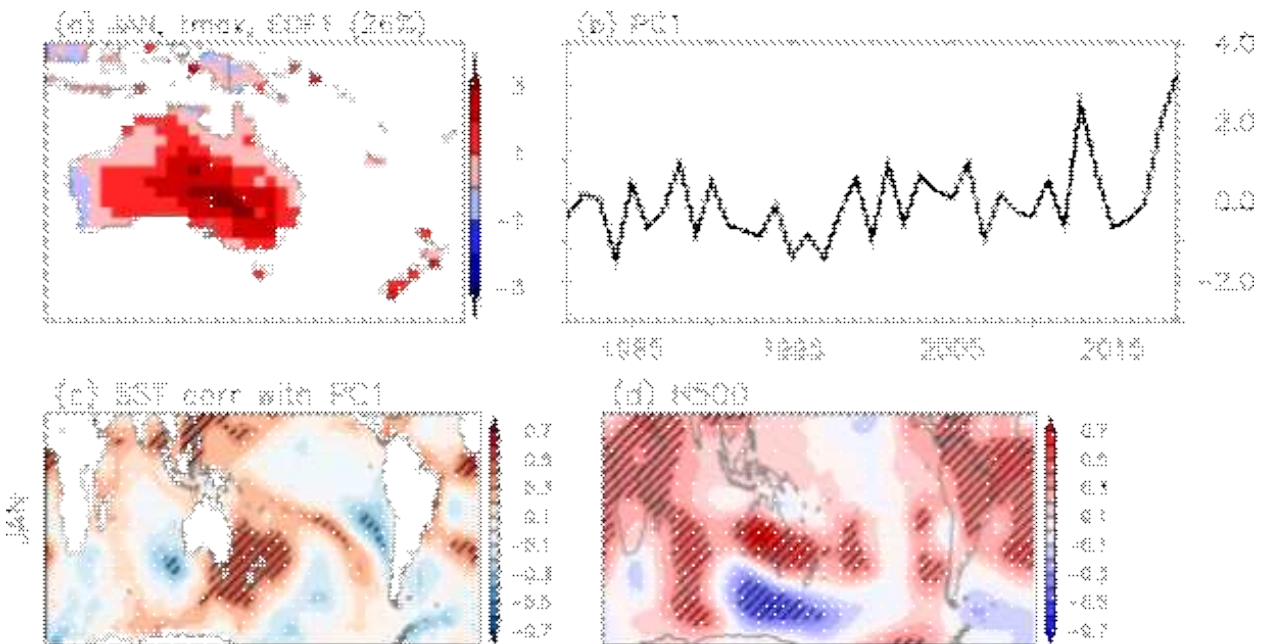


Figure 104. (a) First EOF mode for the number of extremely hot days in January over the period 1981-2019 and (b) the time series of the associated PC. Correlation patterns of (c) SST and (d) 500 hPa geopotential anomalies against PC 1.

호주 지역에서 3월 들어 이상 고온 발생이 심하였는데, 지난 절에서 언급했듯이 이상 고온 빈도 지수 크기에서 1981년 이후 역대 1위였다. 그런데 1월과 다르게 3월 호주 지역에서 이상고온 발생은 주로 북동부 지역에서 발생하였고(Figure 105a), 1월 발생한 것과 그 기작에서 차이가 있었다. 3월 호주 지역 이상고온 발생 패턴은 첫 번째 EOF 모드와 가장 유사하였고(PCC=0.83). 관련 PC와 상관관계 분석은 인도양 북부, 호주 남동부, 중앙 태평양 SST 변동과 유의한 상관관계를 갖는데, 특히 Central Pacific (CP) 타입 엘니뇨 발생과 관련이 있음을 나타낸다. 호주 기온 및 강수는 Eastern Pacific (EP) 보다는 CP 타입의 영향이 더 크다는 이전 연구들이 있었다(Santoso et al. 2019).

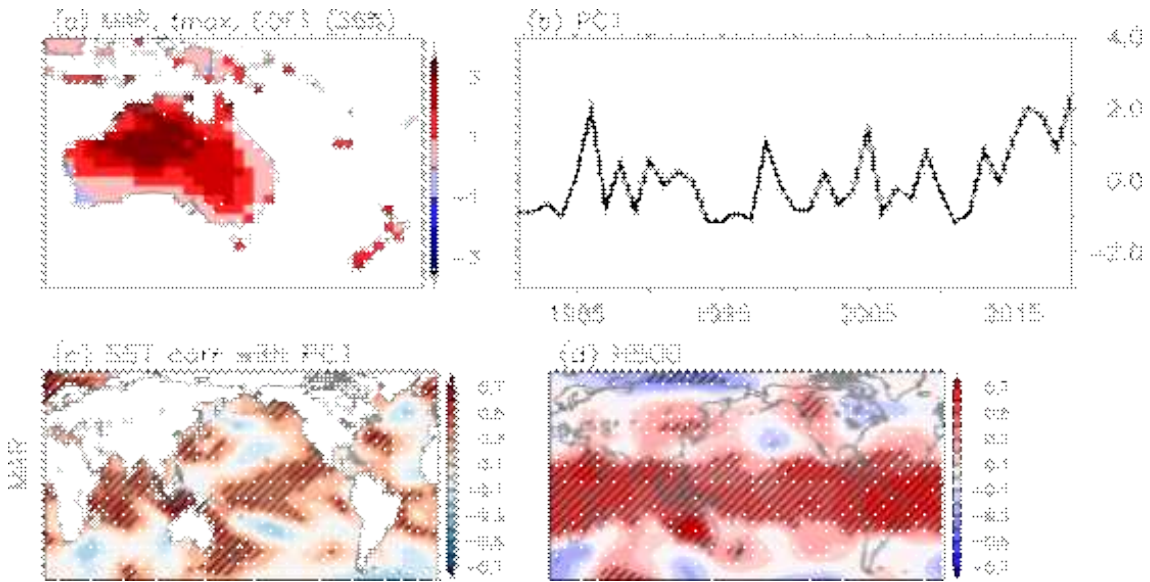


Figure 105. (a) First EOF mode for the number of March extremely hot days in the Australian region over the period 1981-2019 and (b) the time series of the associated PC. Correlation patterns of (c) SST and (d) 500 hPa geopotential anomalies against PC 1.

북미 지역 영역 평균된 이상 저온 빈도 지수는 다른 해에 비해서 상당히 작았지만(20위), 2월 미국 중북부와 캐나다 서남부 지역에서 최대 20일 이상 저온이 있었다(Figure 106a). 그 이상저온 발생의 원인은 극에서 미국 중북부 지역으로 내려온 저기압 편차가 극지방의 한기를 남하 시켰기 때문이다(Figure 106d). 과거 비슷한 이상저온 분포를 보일 때, 적도 태평양에서 라니냐 발달과 이와 관련된 원격상관 지위고도 편차 분포(음의 Pacific North-America (PNA) 원격상관 분포), 북 대서양에서 남북 방향으로의 tripole SST 편차를 갖는다고 분석됨(Figure 106c, d). 북미 주위의 지위고도 편차장 분포는 라니냐일 때 발달했을 때와 비슷하나 2월 엘니뇨가 발달하고 있었고, 또한 현재 척치해 해빙이 감소하지 않아 척치해 해빙 감소로 인한 북아메리카 한파 유발(Kug et al. 2015)의 경우도 아닌 것으로 분석되었다. 따라서 북미의 이상저온의 원인은 주변 해양/해빙의 기여보다는 중위도 대기 내부 변동 (Teng and Branstator 2017)이나 극지방에서의 1월초부터 유지된 성층권 돌연 승온과 극 소용돌이의 약화 때문인 것으로 보인다(Figure 107; 1월 중순부터 2월 초까지 Arctic Oscillation (AO) 지수가 음의 값을 유지함). 최근 연구에 따르면 열대 지역의 강제력보다는 중위도 wave guide (Teng and Branstator 2017)와 air-sea 상호작용(i.e., 북동태평양 고기압의 남쪽지역에 현열 및 잠열 방출 억제로 인한 해양 온도 상승, Bond et al. 2015)에 의해 북동태평양에 강도 높은 고기압(그리고 북미 대륙에 강한 저기압)이 오래 지속될 수 있으며 이러한 기작이 최근 북미에 많은 이상 기후 현상(예, 2013/14년 북미 중부 한파와 눈폭풍)의 원인이 될 수 있음을 보였다.

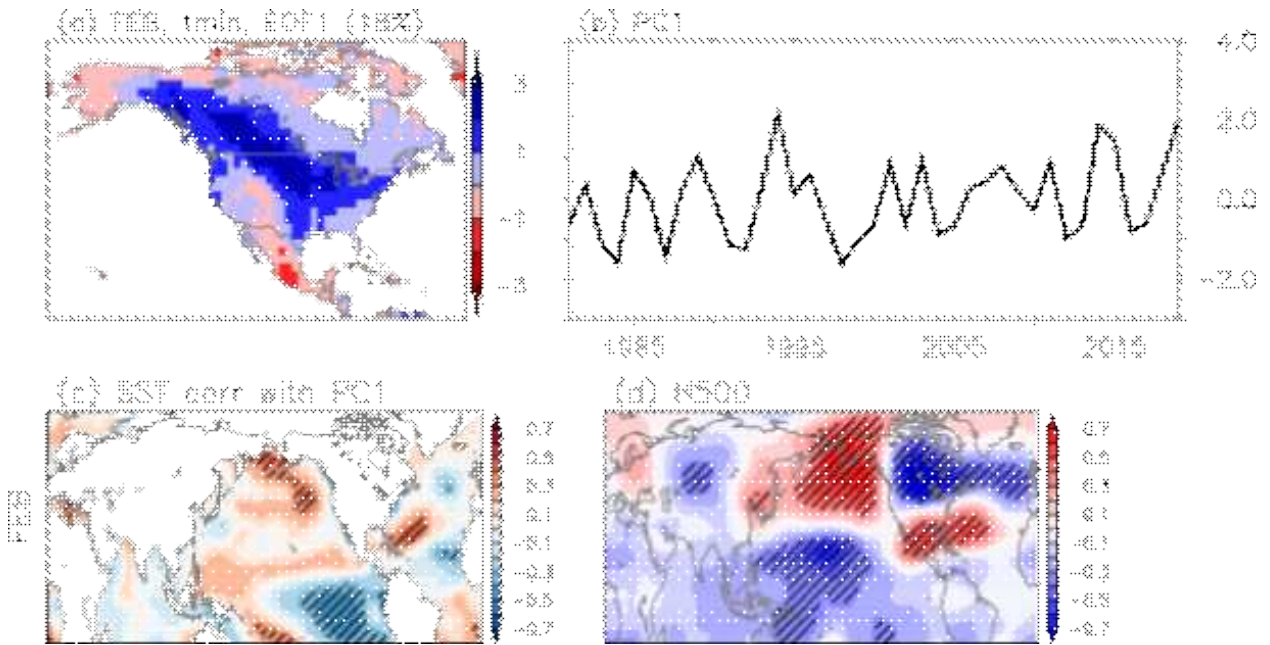


Figure 106. (a) First EOF mode for the number of February extremely hot days in the North American region over the period 1981-2019 and (b) the time series of the associated PC. Correlation patterns of (c) SST and (d) 500 hPa geopotential anomalies against PC 1.

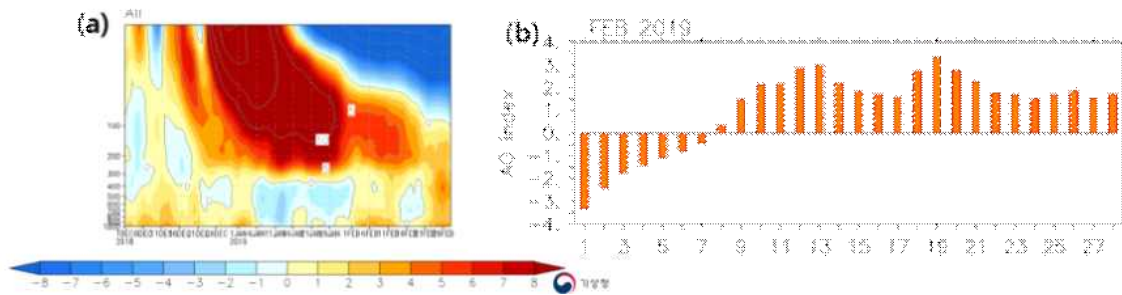


Figure 107. (a) Vertical temperature anomalies averaged over 65° N-90° N from 01 Dec2018 to 28 Feb 2019 (taken from co-anal.kma.go.kr) and (b) Time series of AO index in February, 2019.

2월 동아시아 이상강수 일수 발생 패턴은 EOF 두번째 모드와 공간 패턴이 가장 유사하였다(pcc=0.56). 이 모드의 발달은 북대서양에서 SST 편차와 남동방향으로 한반도까지 이어지는 500hPa 지위고도 편차의 wave-like 패턴과 관련(Figure 108)이 있는 것으로 분석되었다. 2월 평균 SST와 지위고도 편차장에서 위와 유사한 패턴이 관측되며, 이는 2월 동아시아 이상 강수 발생의 북대서양의 역할을 의미한다.

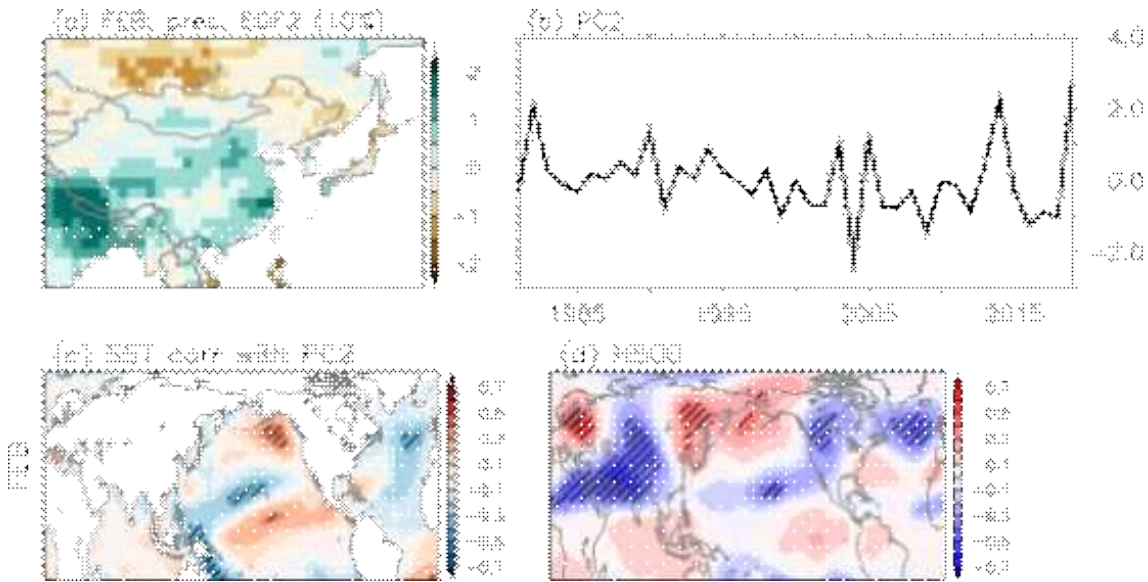


Figure 108. (a) First EOF mode for the number of February extremely wet days in the East Asian region over the period 1981-2019 and (b) the time series of the associated PC. Correlation patterns of (c) SST, (d) 500 hPa geopotential anomalies against PC 1.

② 2분기(4-6월) 원인 분석

4월 러시아 동부 지역에서 고온 현상이 자주 발생했으며 인도 북부와 인도차이나 반도 서부(미얀마, 태국)에 또한 강하게 나타났다. 러시아 동부의 이상고온 발생 패턴은 세 번째 EOF 모드와 유사하며, 상관관계 분석은 그 지역 상공의 고기압성, 저기압성 편차 발달과 관계가 있는 것으로 나타났다. 그 지위고도 편차의 발달은 양의 중위도 열대 대서양 SST 강제력에 기인하여 전파되어 오는 파동과 관련이 있는 것으로 분석 되었다.(Figure 109a).

한편 한반도, 중국, 인도차이나 지역의 이상 고온 빈도 지수의 공간 패턴은 두 번째 EOF 모드와 유사하였다. 상관관계 분석은 그 지역 상공의 고기압성 편차 발달과 관계가 있는 것으로 보여진다. 이 고기압성 편차의 발달은 따뜻한 인도양의 영향으로 인한 고기압성 흐름의 확장과 함께 따뜻한 중위도 열대 대서양 SST 강제력에 기인하여 전파되어 오는 파동이 복합적으로 영향을 미친 것으로 보인다.(Figure 109b).

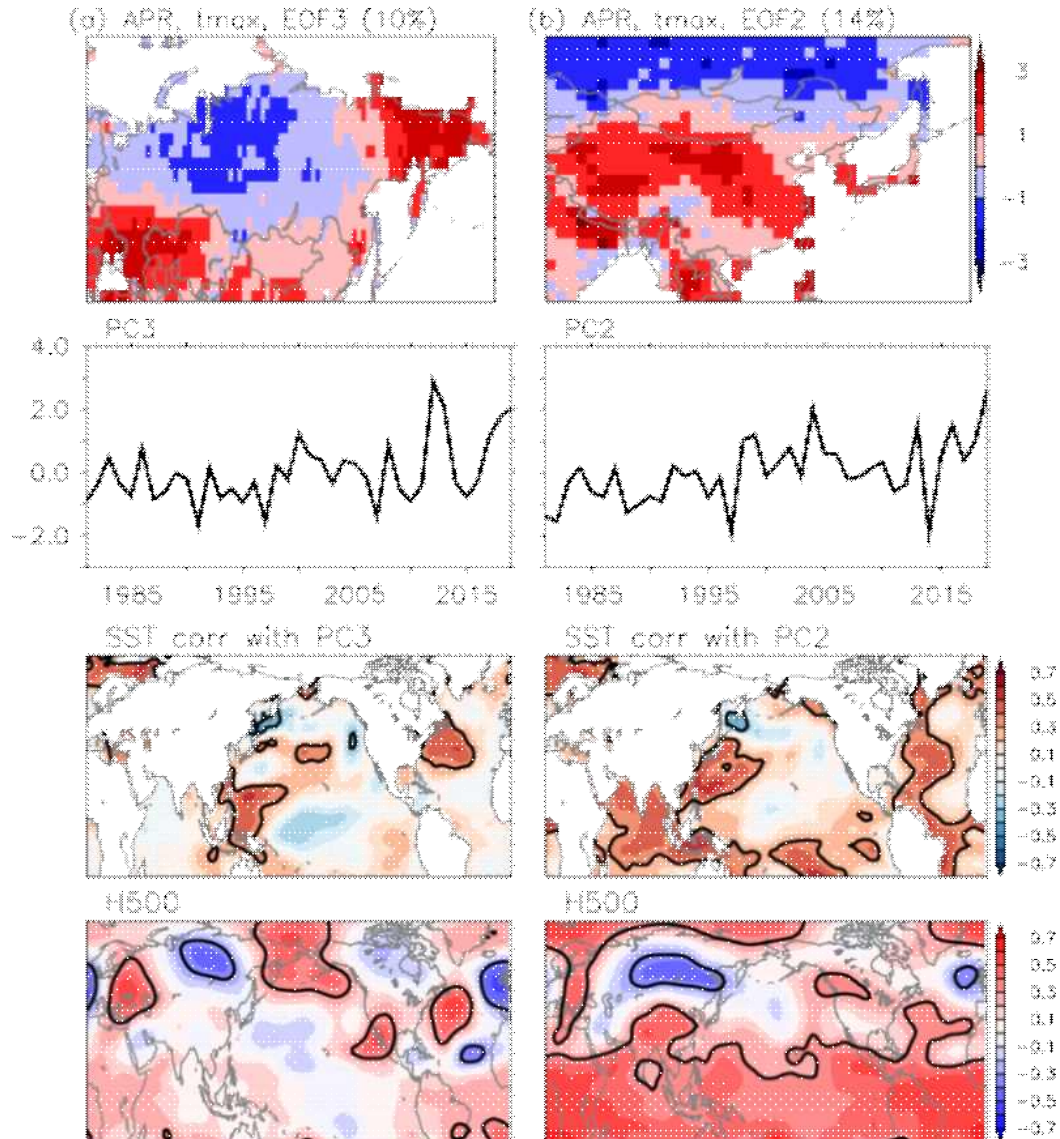


Figure 109. (upper) EOF modes related to the number of extremely hot days occurred in (a) the North Eurasia, and (b) the East Asia in April, 2019 over the period 1981-2019, (middle upper) the time series of the associated PC, correlation patterns of (middle lower) SST and (lower) 500 hPa geopotential height anomalies against the PC. The third EOF mode for the North Eurasia, the second EOF mode for the East Asia are used. Correlations being statistically significant at the 95% confidence level are indicated in black contours.

5월에도 4월에 이어 동아시아 지역에 이상 고온 발생이 많았다(역대 4위, Figure 101a). 한반도 및 중국 북부, 인도차이나 지역 이상 고온 발생 패턴은 두 번째 EOF 모드와 유사하며 (Figure 110a) 이는 상공에 발달한 약한 고기압성 순환의 발달과 관계가 있었다. 인도차이나 반도의 고기압성 순환은 북인도양 양의 SST 편차(엘니뇨 발달 후 capacitor effect 관련됨; Xie et al. 2009), 한반도의 고기압성 순환은 북대서양 SST 편차 강제력과 관련되어 보이는 유라시아

지역 파동 전파와 관계가 있는 것으로 분석 되었다.

알래스카 동부 및 캐나다 서부에서 발생한 이상 고온은 공간적 패턴에서 첫 번째 EOF 모드와 가장 유사하였다(Figure 111b). 이들 지역에서 이상 고온 발생은 이 지역 상층 고기압성 순환의 발달과 관계가 있는데 엘니뇨 발달과 관련이 있는 것으로 보인다.

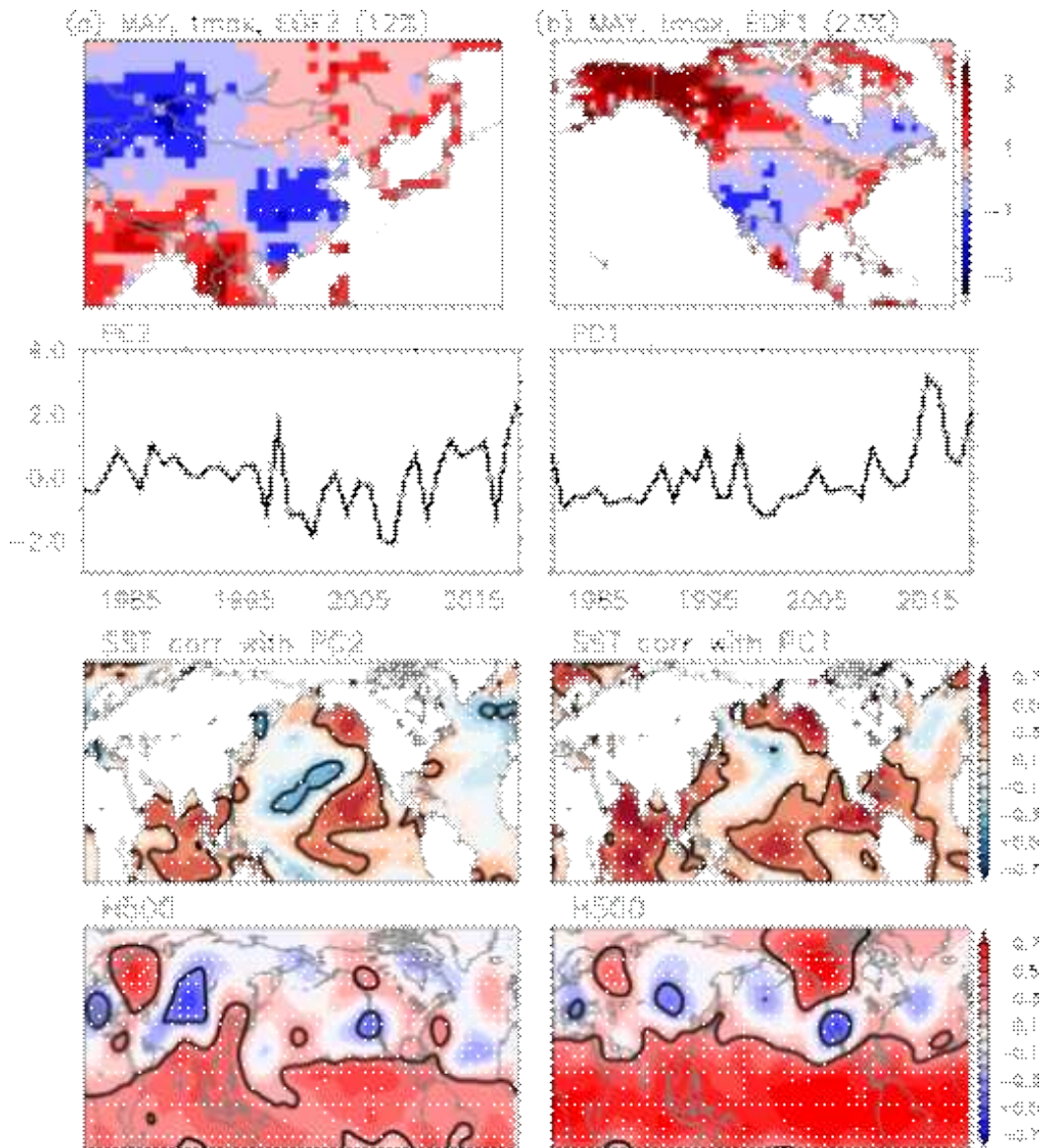


Figure 110. (upper) EOF modes related to the number of extremely hot days occurred in (a) the East Asia and (b) the North America in May, 2019 over the period 1981-2019, (middle upper) the time series of the associated PC, correlation patterns of (middle lower) SST and (lower) 500 hPa geopotential height anomalies against the PC. The second EOF mode for the East Asia and the first EOF mode for the North America are used. Correlations being statistically significant at the 95% confidence level are indicated in black contours.

③ 3분기(7-9월) 원인 분석

이전 절에서 언급했듯이 8월 동아시아 이상 고온 빈도 지수는 역대 1위를 기록할 정도로 이상 고온 발생이 상당히 컸다. 동아시아 대부분의 지역에서 이상고온 발생 증가는 중국 남동부에서 북서부까지 말굽 모양으로 발달한 양의 지위고도 편차와 관계가 있는데, 말굽 모양의 양의 지위고도 편차는 8월 이상고온 발생 주성분 분석에 의하면 지구 온난화에 의한 트렌드와 관련되었음을 보여준다(Figure 111).

그리고 8월 동아시아 몽골 동부 및 중국 북동부지역에서 동아시아 다른 지역에 비해 평년보다 이상고온 발생이 적었던 이유는 한반도 주변에 저기압성 순환이 발달하여, 고온다습한 남동풍의 유입 및 일사량이 작았기 때문으로 판단되는데, 한반도 주변 저기압성 순환 편차의 발달은 유라시아에서 전파되어오는 파동이 일부 기여했던 것으로 보인다(Figure 112)

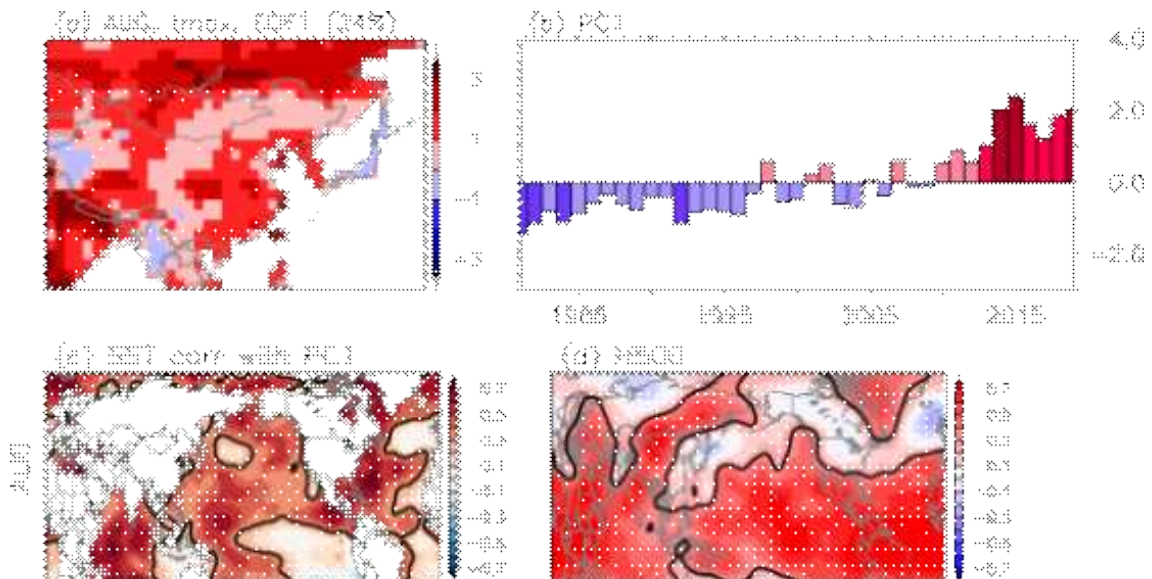


Figure 111. (a) First EOF mode for the number of August extremely hot days in the East Asian region over the period 1981-2019 and (b) the time series of the associated PC. Correlation patterns of (c) SST and (d) 500 hPa geopotential anomalies against PC 1.

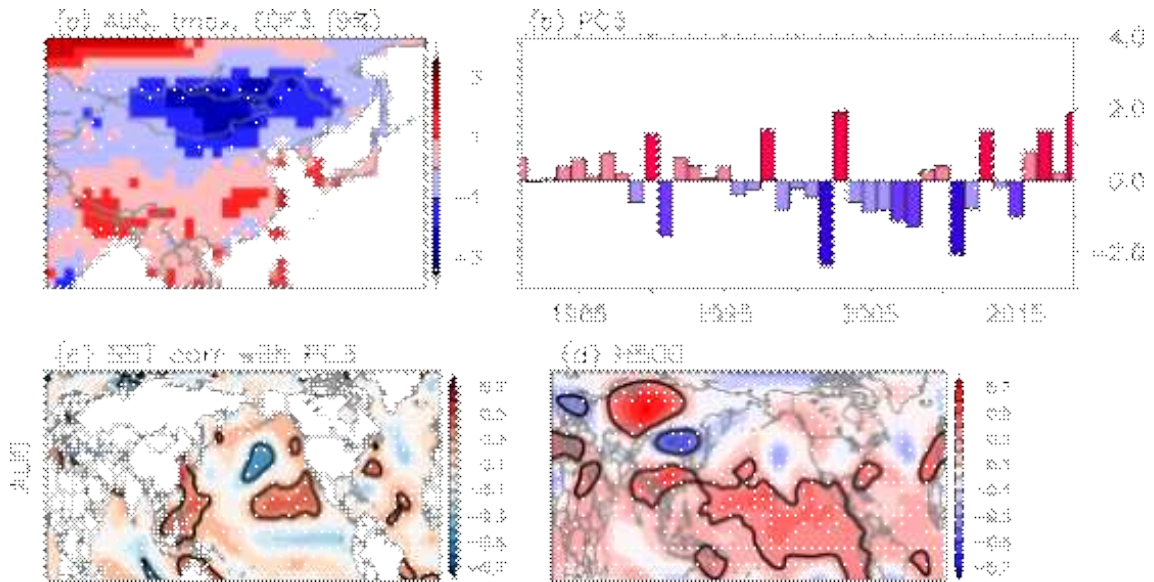


Figure 112. (a) Third EOF mode for the number of August extremely hot days in the East Asian region over the period 1981-2019 and (b) the time series of the associated PC. Correlation patterns of (c) SST and (d) 500 hPa geopotential anomalies against PC 3.

8월과 마찬가지로 9월에도 역시 동아시아 이상 고온 발생은 역대 1위를 기록했는데, 상공에 중국 서부에서 한반도 지역으로 뒤집은 알파벳 U자 모양으로 확장된 양의 지위고도 편차장과 관련되었다. 이 고기압성 순환으로 인하여 강수 억제 및 일사량 증가로 이상고온 발생이 평년 보다 증가하였는데, 주성분 분석에 의하면 상공에 발달한 양의 지위고도 편차장은 지구 온난화에 의한 트렌드의 기여가 가장 크며(Figure 113), 유라시아 지역에서 오는 파동 전파가 양의 지위고도 편차장 증가를 더 강화시킨 것으로 분석 되었다(Figure 114).

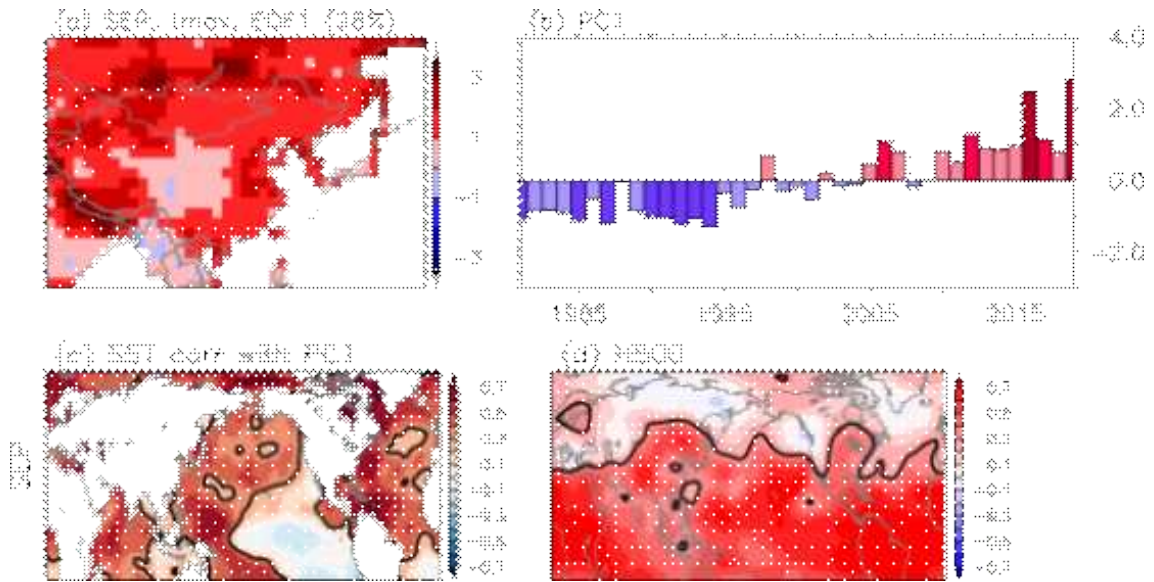


Figure 113. (a) First EOF mode for the number of September extremely hot days in the East Asian region over the period 1981-2019 and (b) the time series of the associated PC. Correlation patterns of (c) SST and (d) 500 hPa geopotential anomalies against PC 1.

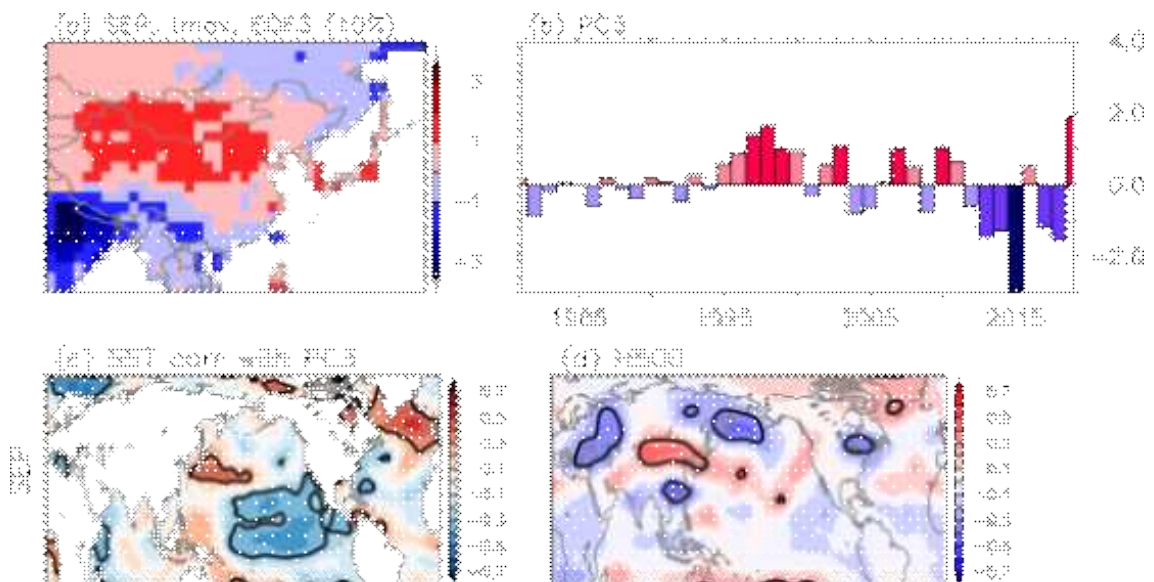


Figure 114. (a) Third EOF mode for the number of September extremely hot days in the East Asian region over the period 1981-2019 and (b) the time series of the associated PC. Correlation patterns of (c) SST and (d) 500 hPa geopotential anomalies against PC 3.

④ 4분기(10-11월) 원인 분석

11월 동아시아 이상 고온 빈도 지수는 몽골, 한반도, 중국 동부 및 서남부 지역에서 평년보다 높았다. 특히 중국 서남부 지역에서는 특히 다른 지역에 비해 상당히 크게 증가하였다 (Figure 115a). 주성분 분석은 두 번째 모드와 관련성이 가장 컸으며(PCC=0.81, Figure 115b),

이 모드와 관련된 지위고도 분포는 중국 서남부, 인도차이나를 중심으로 중국 동부 및 한반도 주변까지 확장 하는 고기압성 순환 편차 그리고 몽골 주변 저기압성 순환 편차의 특징을 보였다(Figure 115d).

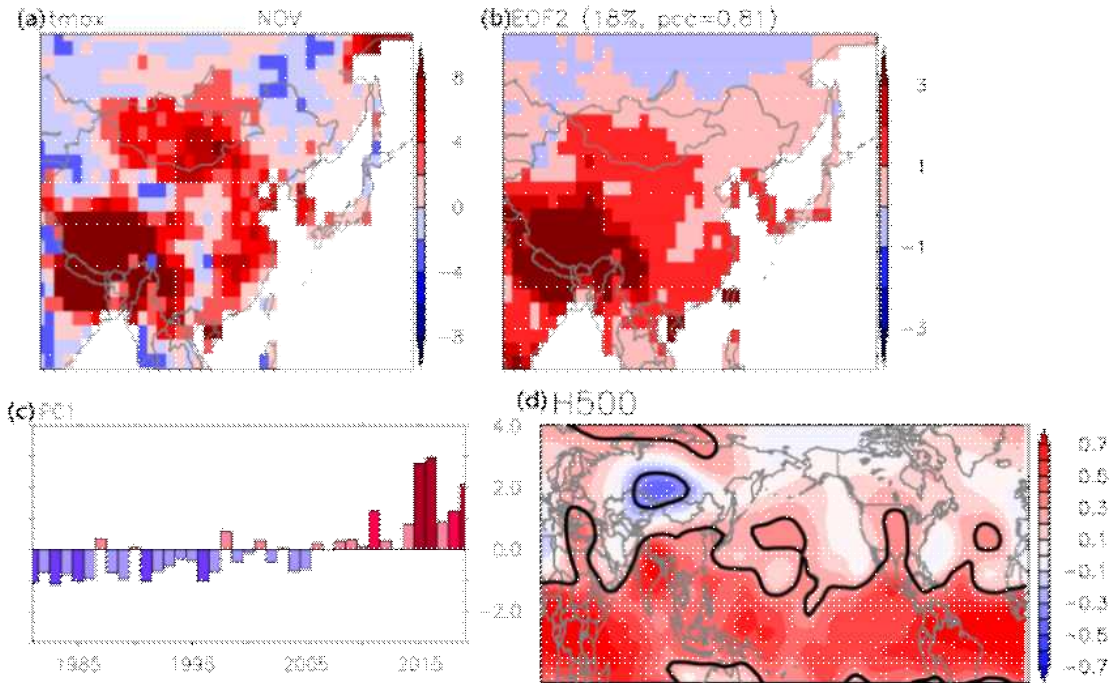


Figure 115. (a) Spatial distribution of anomalies and (b) second EOF mode for the number of November extremely hot days in the East Asian region over the period 1981-2019, and (c) the time series of the associated PC. Correlation patterns of (d) 500 hPa geopotential anomalies against PC 3.

11월 평균 500 hPa 지위고도 편차 장을 보면(Figure 116a), 아시아 주변 지위고도 편차 장은 주성분 모드와 관련된 편차 장과 상당히 유사한 모습을 하고 있는 것을 확인할 수 있다. 즉 동아시아 이상 고온 발생은 이 지역 상공의 고기압성 순환의 발달로 구름 감소 및 일사량 증가와 관련이 있는 것으로 보인다. 주성분 관련 시계열은 최근 2010년 이후로 증가하는 트렌드의 특징을 보이고 있어서, 관련된 지위고도 장은 트렌드와 관련된 것이라고 추론 할 수 있으며, 트렌드 편차장(Figure 116b)은 이러한 추론을 뒷받침하고 있다. 이 트렌드가 지구온난화 등 기후변화의 영향인지는 자료 기간이 짧아서 결론을 내리기는 어렵다.

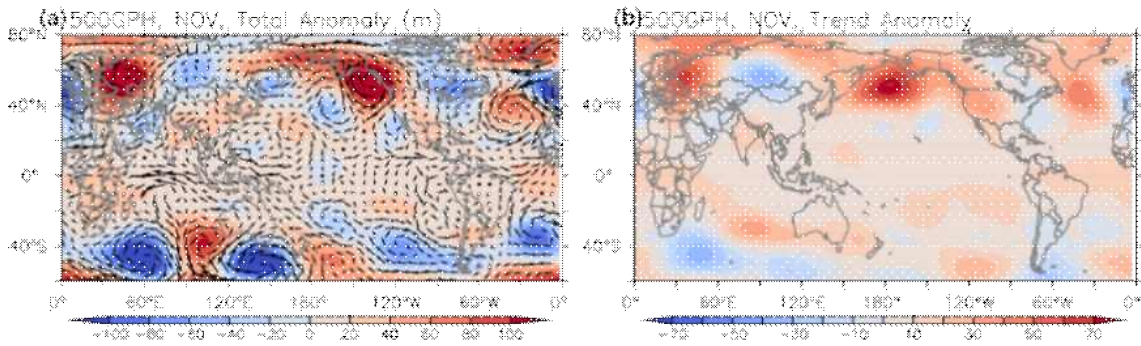


Figure 116. (a) Total anomalies of (color shades) and zonal winds (vectors) in November, 2019. (b) Trend anomalies of 500 hPa geopotential heights.

호주의 늦은 봄철인 11월에 영역 평균된 이상 저온 빈도 지수가 상당히 컸다. 그 빈도 지수 편차장을 보면, 호주 중부 지역에 평년 보다 이상 저온이 많이 발생했던 것을 확인 할 수 있다. 특히 호주 중남부 지역이 강했다(Figure 117a). 이 편차장은 북쪽으로 다소 이동한 모습이지만, 두 번째 EOF 모드와 가장 유사했다(PCC=0.69, Figure 117b). 이 모드와 관련된 대기 순환장은 남 인도양에서 남미 서부 해안까지 동쪽으로 펼쳐져 있는 wave-like 패턴의 특징을 보였다. 이러한 wave-like 패턴은 11월 평균장에서도 확인될 있으며, 두 번째 모드 관련 시계열은 트렌드의 특징 보다는 경년 변동의 특징을 보여 주고 있어서, 자연 변동성과 관련이 있는 것으로 사료된다. 이 모드와 어떤 자연 변동과 관련이 있는 지 여부는 분석이 필요하다.

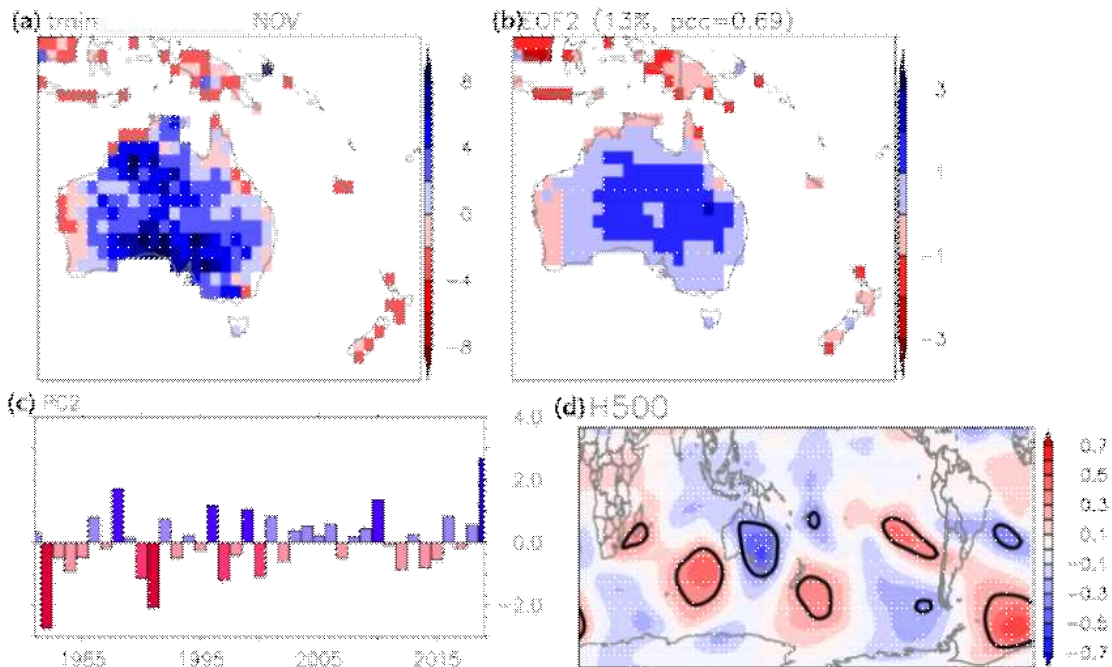


Figure 117. (a) Spatial distribution of anomalies and (b) second EOF mode for the number of November extremely hot days in the Australian region over the period 1981-2019, and (c) the time series of the associated PC. Correlation patterns of (d) 500 hPa geopotential anomalies against PC 2.

(2) 가뭄/풍수 원인 분석

(가) 전세계 가뭄 변동성 및 관련 인자

SPEI1의 30년(1981-2010년) 추세를 Figure 118에 표시하였다. 동아시아의 경우 기상학적 가뭄이 농업가뭄으로 발달할 수 있는 5월의 경우(Figure 118b) 가뭄지수의 증가 추세는 보이지 않으나 8월의 경우(Figure 118c) 몽고과 중국 북부에서 증가하는 경향성을 보였다. 호주의 5월의 경우 역시 가뭄이 증가하는 추세를 보이고 미국 중서부 지역에서 5월과 11월에 가뭄이 증가하는 추세를 보이고 있다.

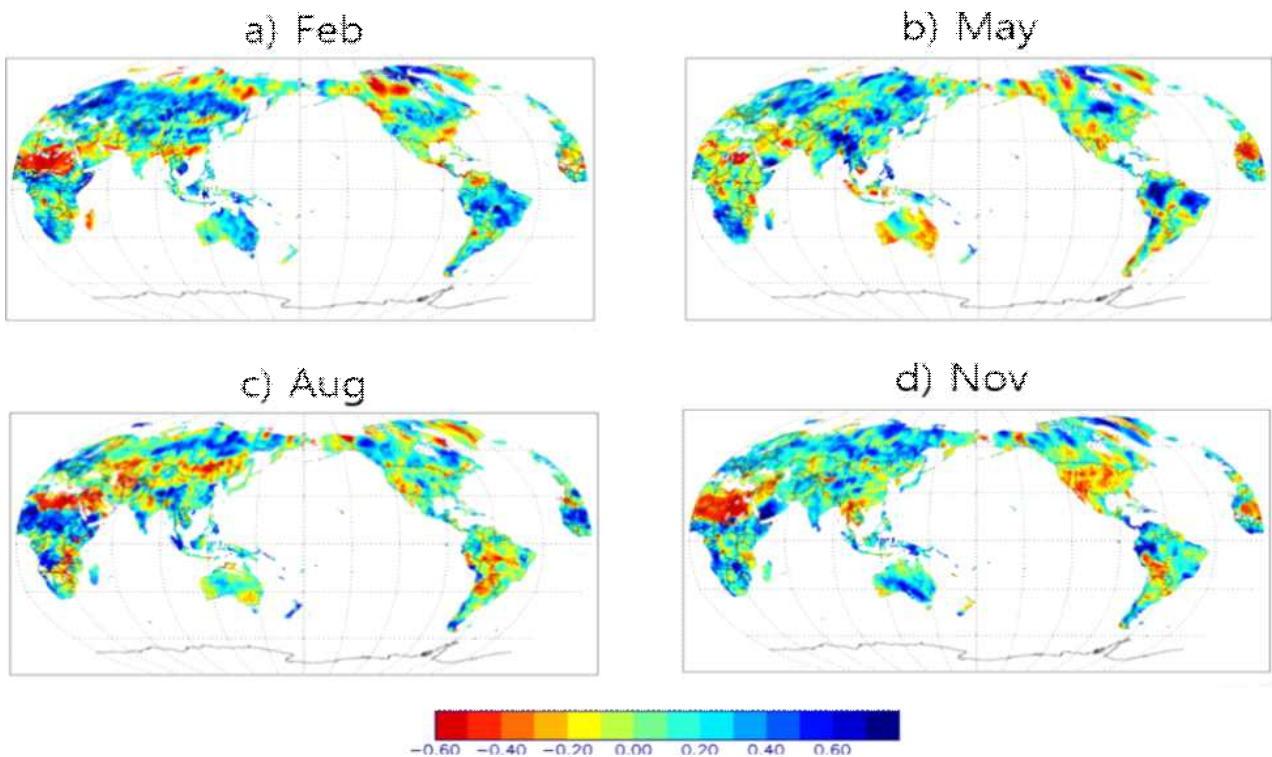


Figure 118. Long term trend (per 10 years) of the drought index (SPEI1) in a) February, b) May, c) August, and d) November for the 30 years (1981-2010).

가뭄의 연간 변동성을 보기 위해 SPEI1이 -1.5 이하인 격자들의 비율(%)을 각 지역별로 계산하여 도시하였다(Figure 119). 호주 지역의 5월의 경우(Figure 119e) 2000년대 중반 이후 심각한 가뭄 상태의 격자 비율이 늘어나는 경향이 나타나는 것으로 보아 위에서 기술한 장기 변동성(Figure 118b)과 유사한 경향성을 보였다. 하지만 그 외의 대부분의 지역에서 가뭄 지역의 연간 변동성은 뚜렷한 장기 경향성을 보이지 않았다. 다만 유라시아 지역과 동아시아 지역에서 2월-4월 기간(Figures 119b, c, d)에 연간 변동이 상당히 크게 나타나는 것으로 보아 이 지역에 봄철에 심각한 가뭄이 광범위한 지역에 때때로 발생 할 수 있음을 시사한다.

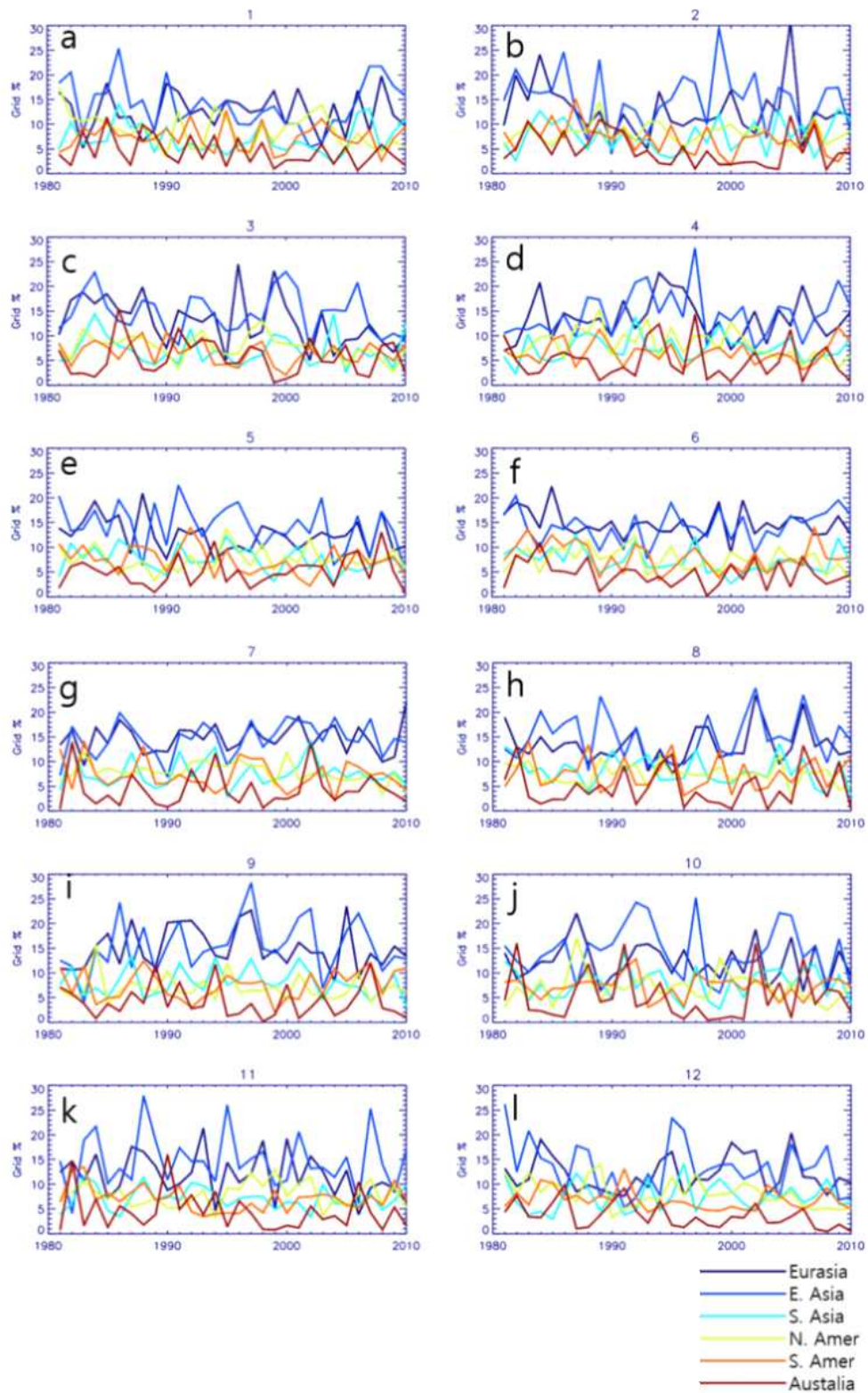


Figure 119. Time series (1981-2010) of the ratio (%) of grids of which SPEI is less than -1.5 in each region from January (a) to December (l). Dark blue, blue, light blue, light green, orange, and red lines indicate Eurasia, East Asia, South Asia, North America, South America, and Australia, respectively.

지역별로 가뭄과 관련 있는 대기/해양 변동 지수를 Figure 120에 나타내었다. Figure 120은 월별 각 지수와 유의미한 상관관계를 갖는 격자들의 비율(%)을 각 지역별로 보여준다. 해수면온도 기반 지수들 중 특히 ENSO와 직접적으로 간접적으로 관련된 지수들(NINO3.4, SOI, IOBW 등)의 연관성이 큰 것으로 나타났는데 남아시아의 경우 대부분의 월에 NINO3.4, SOI, IOBW과의 상관관계가 높은 것으로 나타났다(5~12%). 호주의 경우 7월 이후 후반기에 NINO3.4와 IOD, westNINO의 연관성이 높았다(5~15%). 동아시아의 경우에는 특히 가을철부터 이른 봄철까지의 시기에 NINO3.4, SOI, IOBW, IOD와의 상관관계가 유의미한 격자들이 많았다(5~12%).

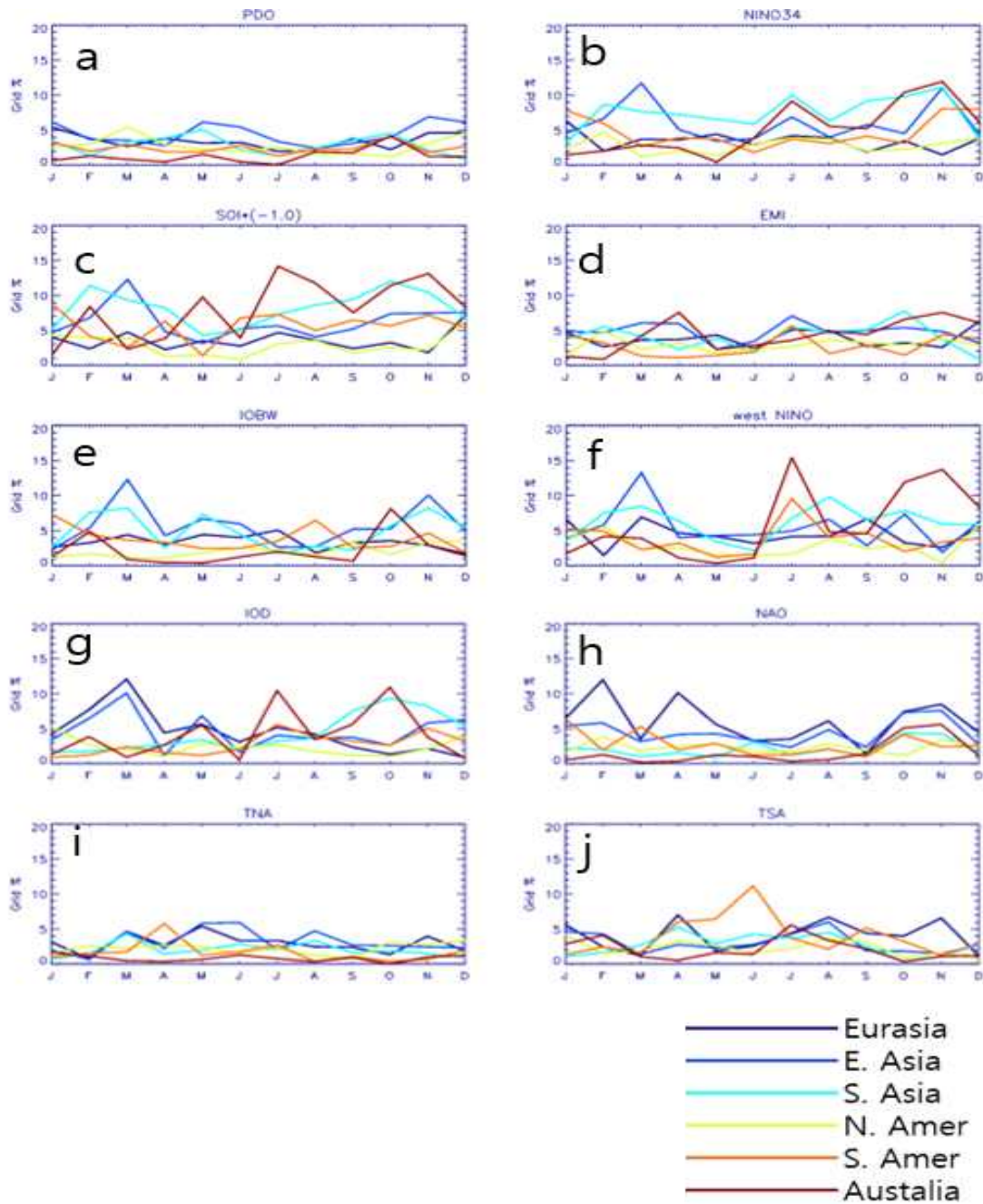


Figure 120. The ratio (%) of grids of which SPEI is significantly correlated with a SST index at the 95% level from January to December. Correlation coefficients are calculated based on the 30 years (1981–2010). The SST indices are a) PDO, b) NINO3.4, c) SOI (sign inversed), d) EMI, e) IOBW, f) westNINO, g) IOD, h) NAO, i) TNA, and j) TSA. Dark blue, blue, light blue, light green, orange, and red lines indicate Eurasia, East Asia, South Asia, North America, South America, and Australia, respectively.

유사한 방법으로 대기 변동 지수들과의 결과를 Figure 121에 표시하였다. 대기 변동 지수들은 중위도, 고위도 지역의 대기 파동과 주로 관련되어 있기 때문에 저위도 보다 중위도와 고위도 지역의 가뭄과 관련성이 높았다. 특히 유라시아 지역은 NAO, EA, EA/WR, SCA, PE와 높은 관련성을 보였고(5~20%) 동아시아의 경우 EA, EA/WR, SCA와의 연관성이 높은 것으로 나타났다(5~15%).

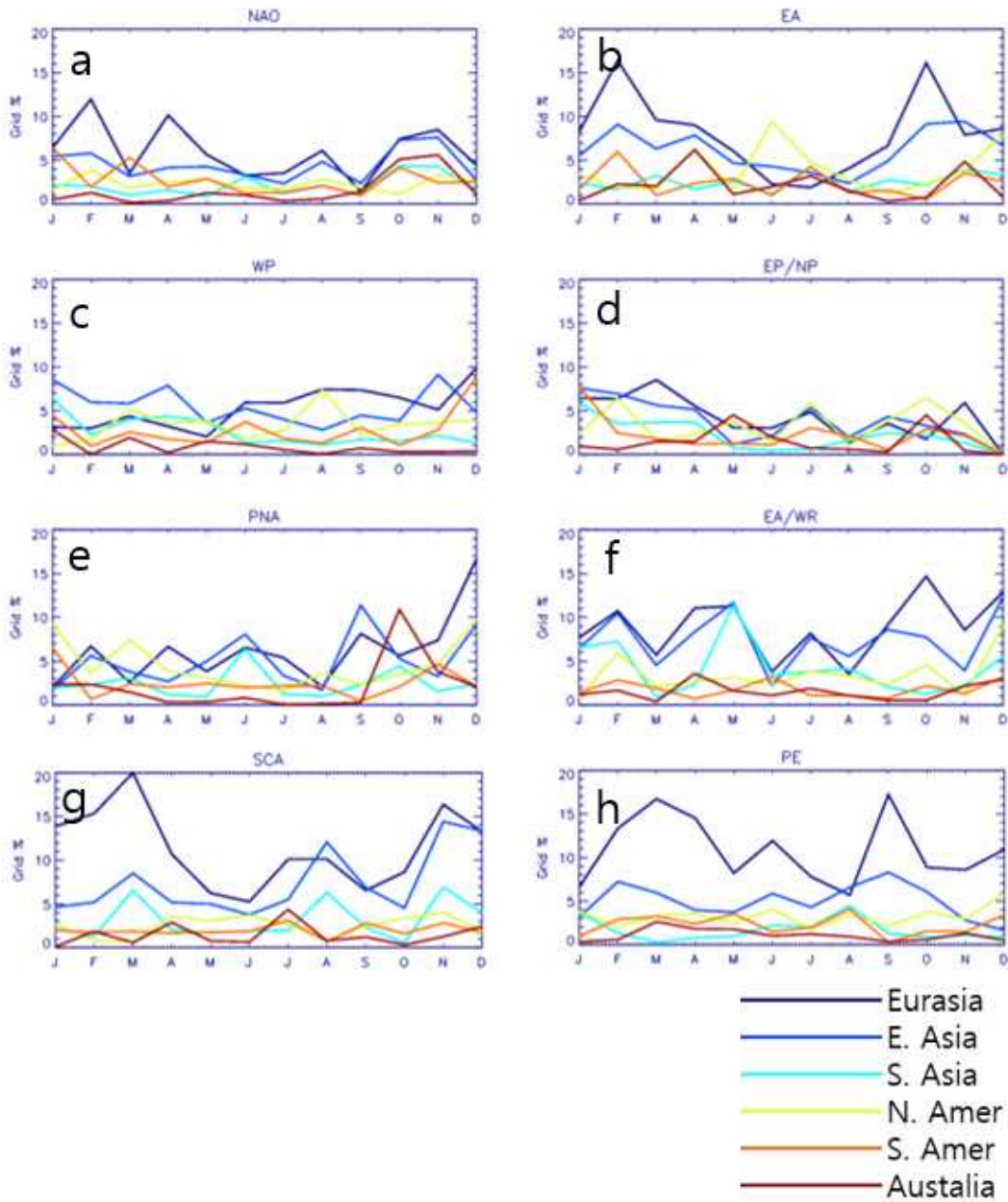


Figure 121. The ratio (%) of grids of which SPEI1 is significantly correlated with a teleconnection index at the 95% level from January to December. Correlation coefficients are calculated based on the 30 years (1981–2010). The SST indices are a) PDO, b) NINO3.4, c) SOI (sign inversed), d) EMI, e) IOBW, f) west NINO, g) IOD, h) NAO, i) TNA, and j) TSA. Dark blue, blue, light blue, light green, orange, and red lines indicate Eurasia, East Asia, South Asia, North America, South America, and Australia, respectively.

각 지수의 상대적 중요성을 살펴보기 위해 위의 결과들(Figures 120, 121)을 지역별 및 월별로 통합하여 Figures 122와 123처럼 한 그래프에 나타내었다. 3월의 동아시아의 경우 NINO3.4, SOI, IOBW, westNINO, IOD가 가뭄과 높은 연관성이 있고(9~13%) 11월에는 NINO3.4 및 IOBW와 관련성이 높음을 확인할 수 있다(9~11%). 반면 1월 및 6월-9월에는 SST 지수들과의 관련성이 현저히 낮아지는 경향이 있다.

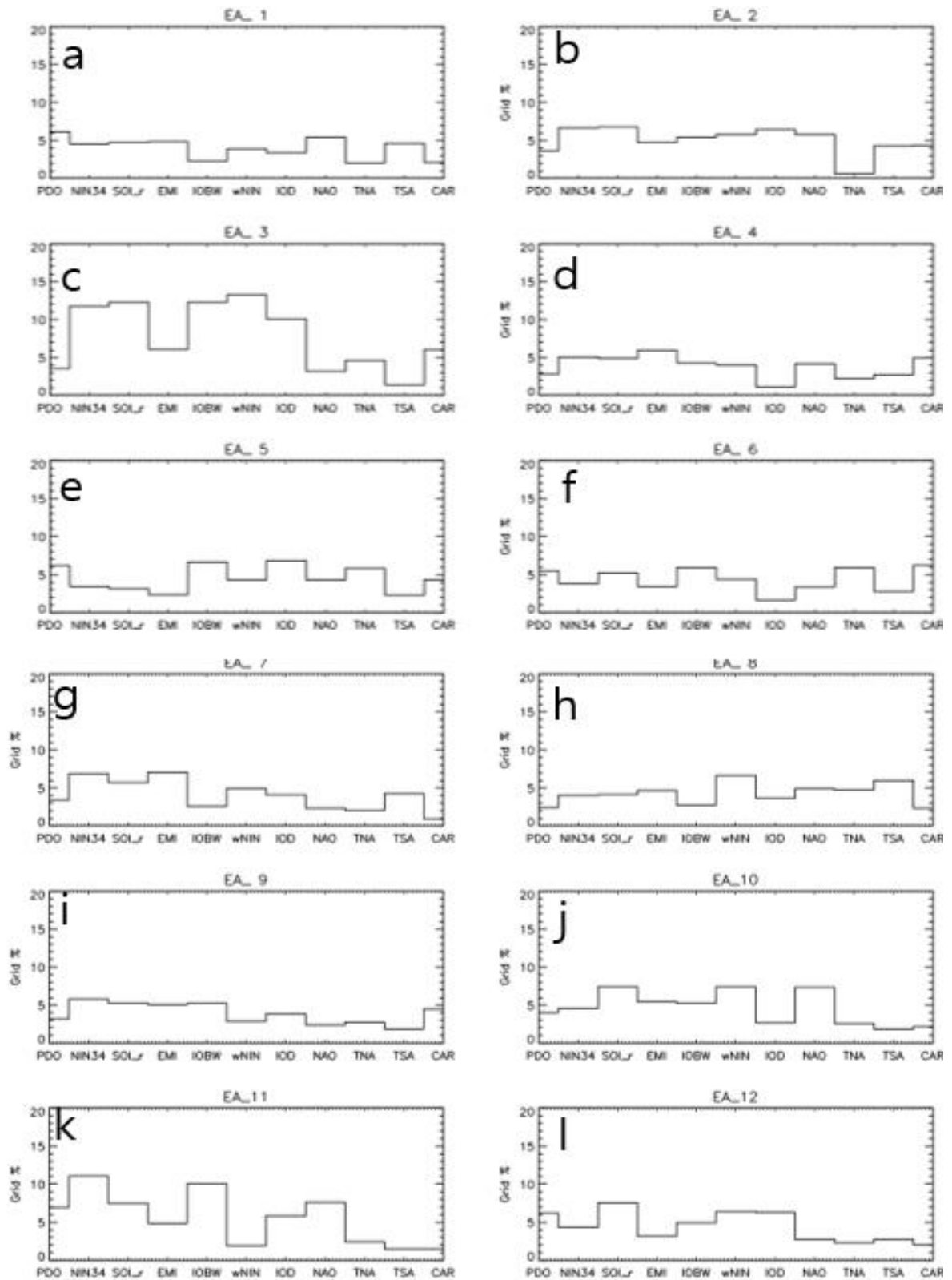


Figure 122. The ratio (%) of grids of which SPEI1 is significantly correlated with climate indices at the 95% level in East Asia from a) January to l) December. Correlation coefficients are calculated based on the 30 years (1981-2010).

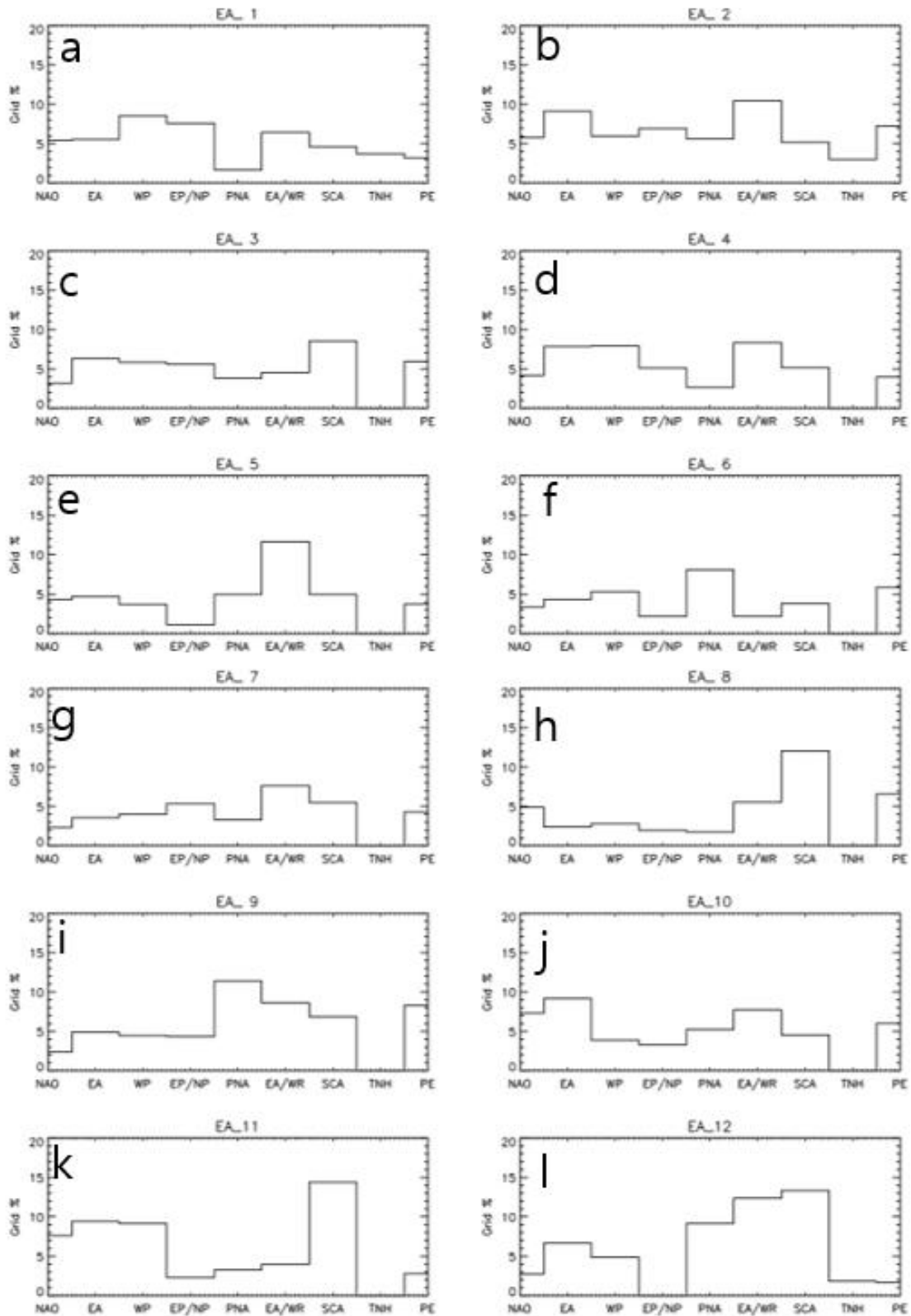


Figure 123. The ratio (%) of grids of which SPEI1 is significantly correlated with atmospheric teleconnection indices at the 95% level in East Asia from a) January to l) December. Correlation coefficients are calculated based on the 30 years (1981-2010).

(나) 동아시아 가뭄/풍수 원인 분석

① 주요모드 선정

앞서 기술하였듯이 다음과 같은 방법으로 주요모드(EOF)를 선정하였다. 1월의 경우 지난 39년(1981-2019년) 1월의 SPEI1를 바탕으로 주성분분석을 통해 주요모드(EOF1, EOF2, EOF3, EOF4)를 추출한 후 매해 1월의 SPEI1 지수와 PCC를 각각 계산하여 절대값이 0.4 이상으로 가장 큰 경우의 EOF를 그 해 1월의 주요모드로 선정한다. Table 21에 1월의 각 EOF모드에 대한 PCC 값과 주요모드로 선정된 모드의 PCC를 굵은 선으로 표시하였으며 7월의 경우는 Table 22에 나타내었다. EOF 주성분분석의 특성상 당연한 결과이긴 하지만 1월과 7월의 경우 공통적으로 EOF1 또는 EOF2가 주요모드로 선정되는 경우가 많았다. 하지만 주요모드가 선정되지 않는 경우도 존재하며 그 비율은 1월과 7월에 각각 41 %(총 39해중 16해의 경우) 38 %(총 39해중 15해의 경우)이었다.

Table 21. Pattern correlation coefficients (PCCs) of each EOF mode in January. The primary mode selected in each year is indicated in bolds and the total numbers of the primary mode for each EOF mode are shown in the bottom line.

Year	EOF1	EOF2	EOF3	EOF4
1981	-0.58	0.39	-0.03	0.17
1982	-0.82	0.01	0.33	-0.09
1983	0.36	0.17	-0.04	0.05
1984	-0.20	0.22	-0.42	-0.48
1985	-0.21	0.31	-0.15	0.03
1986	-0.54	0.21	-0.18	-0.07
1987	-0.33	-0.24	-0.03	0.02
1988	-0.28	-0.42	-0.12	-0.10
1989	0.33	-0.13	0.01	0.07
1990	0.27	-0.17	-0.28	0.14
1991	0.21	-0.12	-0.16	-0.35
1992	0.16	0.22	0.09	0.31
1993	0.42	0.19	-0.35	0.05
1994	-0.54	0.07	-0.18	-0.03
1995	-0.28	0.65	0.21	-0.07
1996	-0.32	0.14	-0.12	-0.26
1997	-0.26	0.03	0.06	-0.37
1998	0.37	0.13	-0.32	-0.51
1999	-0.12	-0.06	0.42	0.18
2000	0.29	-0.51	-0.28	-0.22
2001	0.17	-0.67	-0.05	-0.15
2002	-0.07	0.00	0.31	-0.18
2003	0.08	-0.25	0.18	0.02
2004	0.05	0.35	-0.07	-0.10
2005	-0.30	0.31	-0.13	-0.37
2006	0.01	-0.45	-0.08	0.32
2007	-0.02	-0.30	-0.17	-0.26
2008	0.59	0.39	-0.33	0.19
2009	-0.21	-0.40	-0.11	-0.16
2010	-0.03	-0.35	0.26	0.28
2011	0.30	-0.16	-0.29	-0.18
2012	0.31	0.62	-0.05	-0.06
2013	-0.25	-0.46	0.41	0.43
2014	-0.47	-0.18	0.17	0.25
2015	0.07	0.28	0.43	0.13
2016	0.59	0.11	0.03	0.05
2017	0.15	-0.08	0.51	0.63
2018	0.58	-0.16	-0.03	0.01
2019	0.33	0.42	0.38	0.45
Number of the selected years	9	8	2	4

Table 22. Pattern correlation coefficients (PCCs) of each EOF mode in July. The primary mode selected in each year is indicated in bolds and the total numbers of the primary mode for each EOF mode are shown in the bottom line.

Year	EOF1	EOF2	EOF3	EOF4
1981	-0.40	0.20	-0.05	-0.03
1982	0.13	-0.24	-0.24	-0.12
1983	0.29	-0.41	-0.12	0.15
1984	-0.02	-0.29	-0.20	-0.09
1985	0.08	-0.05	-0.04	-0.24
1986	0.40	0.24	0.20	0.01
1987	0.46	0.12	-0.13	0.50
1988	-0.15	-0.45	-0.14	-0.14
1989	0.01	-0.30	-0.13	0.05
1990	-0.16	-0.17	0.44	-0.03
1991	0.52	-0.23	-0.02	0.14
1992	-0.16	0.14	0.28	-0.27
1993	0.05	-0.48	0.59	-0.02
1994	0.01	0.09	0.52	-0.52
1995	-0.11	-0.22	0.30	-0.41
1996	0.09	-0.24	0.44	0.22
1997	0.10	0.48	0.36	0.01
1998	0.10	-0.41	0.34	0.50
1999	0.26	0.15	0.30	0.27
2000	0.36	0.16	-0.30	0.01
2001	0.26	0.22	-0.09	-0.18
2002	0.44	0.21	-0.17	0.43
2003	-0.04	-0.61	-0.06	-0.12
2004	0.14	-0.01	-0.27	-0.01
2005	-0.06	-0.27	-0.35	-0.15
2006	0.01	0.20	0.27	-0.19
2007	-0.07	-0.14	-0.20	-0.05
2008	0.03	0.14	-0.33	0.07
2009	-0.13	0.19	-0.31	0.09
2010	0.04	-0.10	-0.49	-0.20
2011	-0.14	-0.10	-0.38	0.00
2012	-0.38	-0.16	0.13	0.44
2013	-0.52	-0.25	-0.26	-0.25
2014	0.03	0.48	-0.16	-0.06
2015	0.02	0.62	0.23	-0.24
2016	-0.44	0.12	-0.09	-0.31
2017	-0.22	0.62	-0.16	-0.06
2018	-0.47	0.15	0.19	0.34
2019	-0.18	0.41	0.09	0.30
Number of the selected years	7	8	5	4

② 2019년 동아시아 월별 가뭄/풍수 원인

이 절에서는 동아시아 내 일부 지역에 심각한 가뭄이 발생했던 2019년 2월, 5월, 8월, 9월의 경우에 대하여 주성분분석을 이용한 가뭄 원인 분석 방법을 적용한 결과를 기술하였다.

2월

몽고 서부 및 중국 북동부에 SPEI -1.2 이하의 심각한 가뭄이 발생하였다(Figure 124a). 가뭄의 직접적인 원인으로는 일본과 한반도 부근의 강한 고기압성 흐름과 오호츠크해 지역의 강한 저기압성 흐름, 몽고 서쪽의 저기압성 흐름으로 인해 가뭄 지역에 북풍/서풍 편차가 발달하여 수증기 유입이 감소하여 강수가 억제되었기 때문인 것으로 보인다(Figure 124b). 주성분분석 결과 주요모드로 선정된 EOF4(PCC=0.56)는 2000년 중반 이후로 변동성이 커진 것으로 나타났는데(Figure 125a, b) 몽고 서쪽의 지위고도 편차(저기압)와 유의미하게 연관되어 있다(Figure 125d). 2월의 지위고도 편차장 역시 같은 지역 유사한 패턴을 보이는 것으로 보아 몽고 서부 및 중국 북동부 지역의 가뭄은 몽고 서쪽의 저기압성 편차에 주로 기인한 것으로 추정된다.

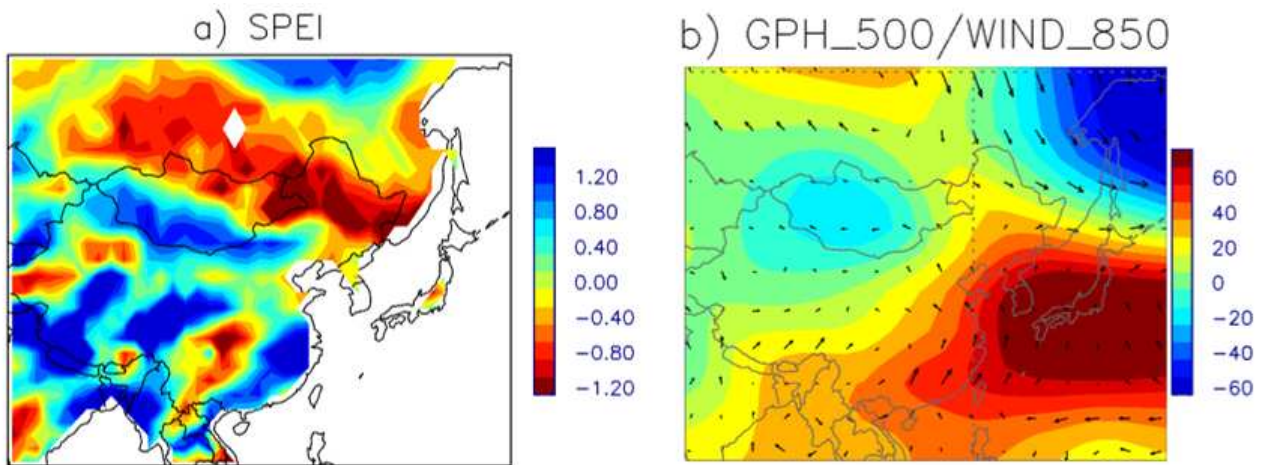


Figure 124. a) SPEI index and b) monthly anomalies of 500 hPa geopotential height (color) and horizontal winds (arrows) in February 2019.

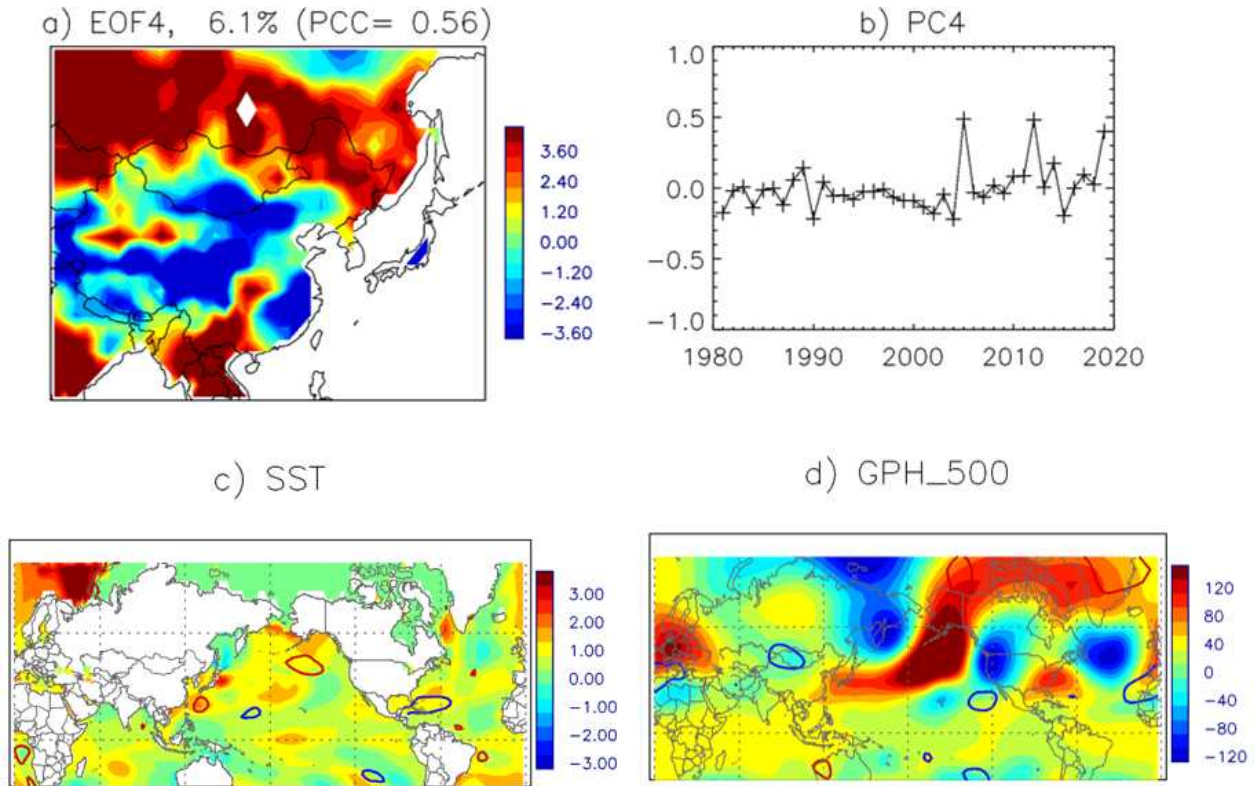


Figure 125. The primary EOF mode of the month, b) its principal component (PC3), c) SST anomalies and d) 500 hPa geopotential height anomalies in February 2019. Red and blue contours indicate significantly positive and negative correlation regions (at the 95% level) between PC3 and SST in c) and between PC3 and 500 hPa geopotential height in d), respectively. The period for correlation is the 30 years from 1981 to 2010.

5월

베이징 주변 중국 중동부와 인도차이나 반도 북부에 SPEI -1.2 이하의 심각한 가뭄이 발생하였다(Figure 126a). 가뭄의 직접적인 원인으로서는 중국에 위치한 저기압성 흐름과 벵골만에 위치한 고기압성 흐름으로 인해 중국 중남부에 약한 서풍 편차가, 인도차이나 반도 북쪽에는 북서풍 편차가 발달하여 수증기 유입이 감소하여 강수가 억제되었기 때문인 것으로 보인다(Figure 126b). 주성분분석 결과에 따르면 주요 모드인 EOF3(PCC=0.62)가(Figure 127a) 유라시아와 북태평양(즉, 서유럽의 저기압성 흐름, 중앙아시아의 고기압성 흐름, 중국 동부 및 한반도의 저기압성 흐름, 알래스카만의 저기압성 흐름)지역 지위고도 편차와 유의미하게 연관되어 있다(Figure 127d). 5월의 편차장 역시 위 지역에서 유사한 패턴을 보이는 것으로 보아 중국 중동부 지역의 가뭄은 유라시아 지역의 파동전과와 관련된 중국 동부 및 한반도 지역의 저기압성 편차에 기인한 것으로 추정된다.

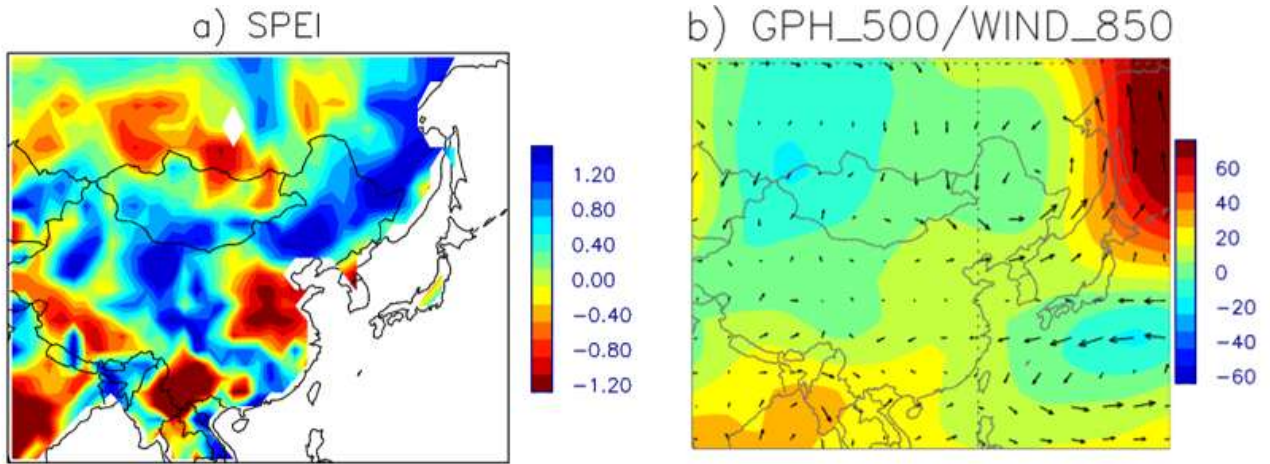


Figure 126. a) SPEI index and b) monthly anomalies of 500 hPa geopotential height (color) and horizontal winds (arrows) in May 2019.

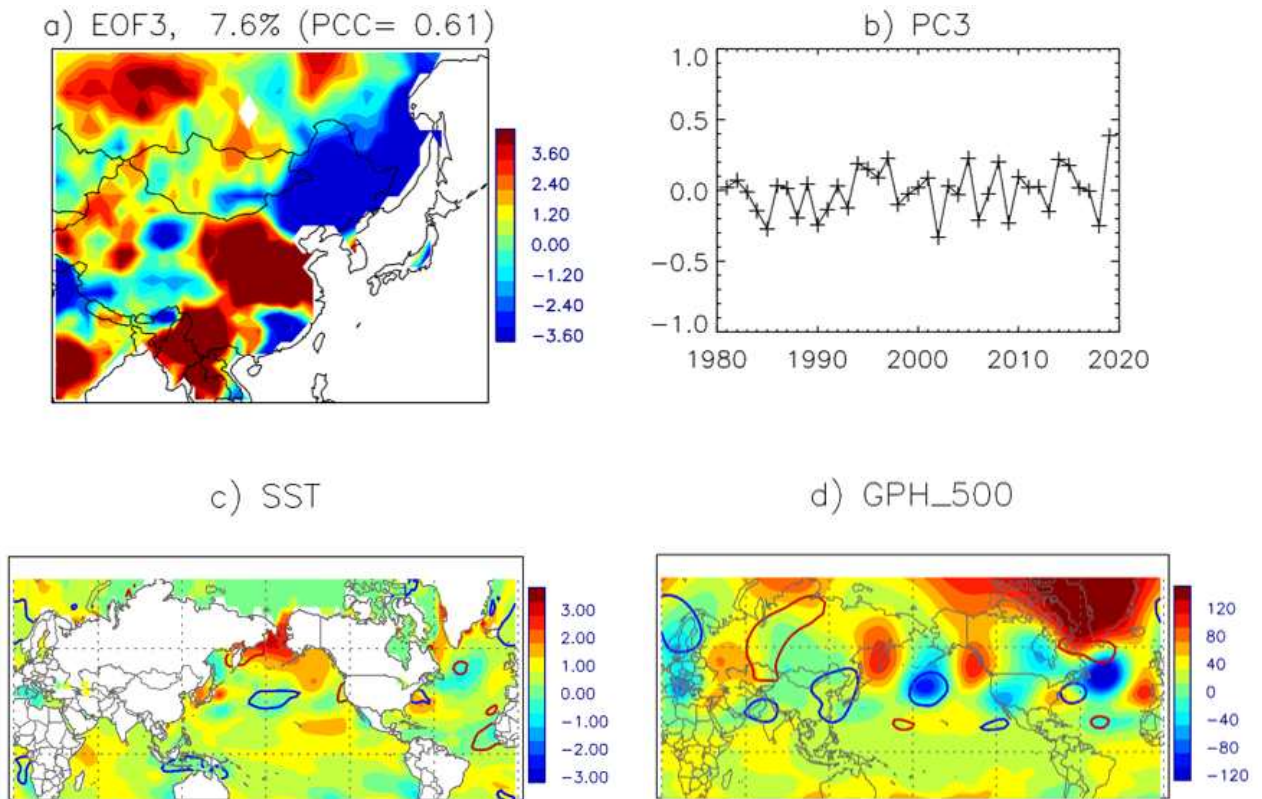


Figure 127. The primary EOF mode of the month, b) its principal component (PC3), c) SST anomalies and d) 500 hPa geopotential height anomalies in May 2019. Red and blue contours indicate significantly positive and negative correlation regions (at the 95% level) between PC3 and SST in c) and between PC3 and 500 hPa geopotential height in d), respectively. The period for correlation is the 30 years from 1981 to 2010.

8월

서몽고 및 중국 서부에 가뭄 현상이 발생하였다(Figure 128a). 가뭄이 직접적인 원인으로 는 러시아/중국 서부에 발달한 고기압성 흐름이 대류활동을 억제한 것으로 보인다(Figure 128b). 한편 중국 북동부에 풍수현상이, 중국 남동부에는 가뭄이 발생하였는데(Figure 128a) 그 직접적인 원인으로 는 중국 동부와 한반도에 발달한 저기압성 흐름으로 인해 북동부에는 남풍으로 인한 활발한 수증기 유입이, 남동부에는 북서풍으로 인한 수증기 유입의 억제가 나타나 각각 강수를 증가, 감소시켰기 때문인 것으로 보인다(Figure 128b). 주성분분석 결과에 따르면 이 달 주요 모드인 EOF3(PCC=0.64)가(Figure 129a) 유라시아(즉, 서유럽의 고기압성 흐름, 중앙아시아의 고기압성 흐름, 중국 북동부의 저기압성 흐름)지역 지위고도 편차와 유의미하게 연관되어 있다(Figure 129d). 8월의 편차장 역시 위 지역에서 유사한 패턴을 보이는 것으로 보아 8월의 동아시아 가뭄과 풍수 현상은 유라시아 지역의 파동전파와 관련된 것으로 추정된다.

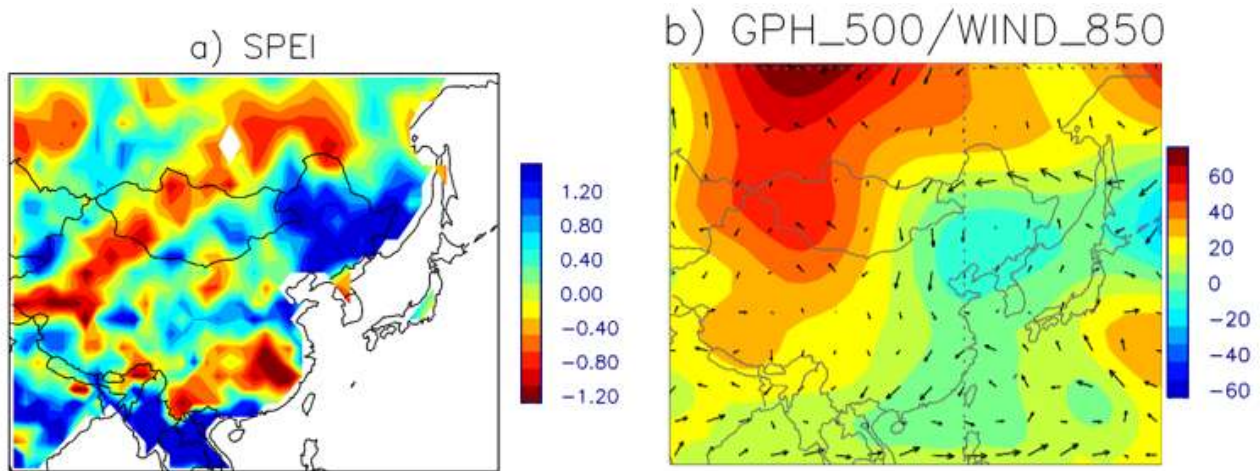


Figure 128. a) SPEI index and b) monthly anomalies of 500 hPa geopotential height (color) and horizontal winds (arrows) in August 2019.

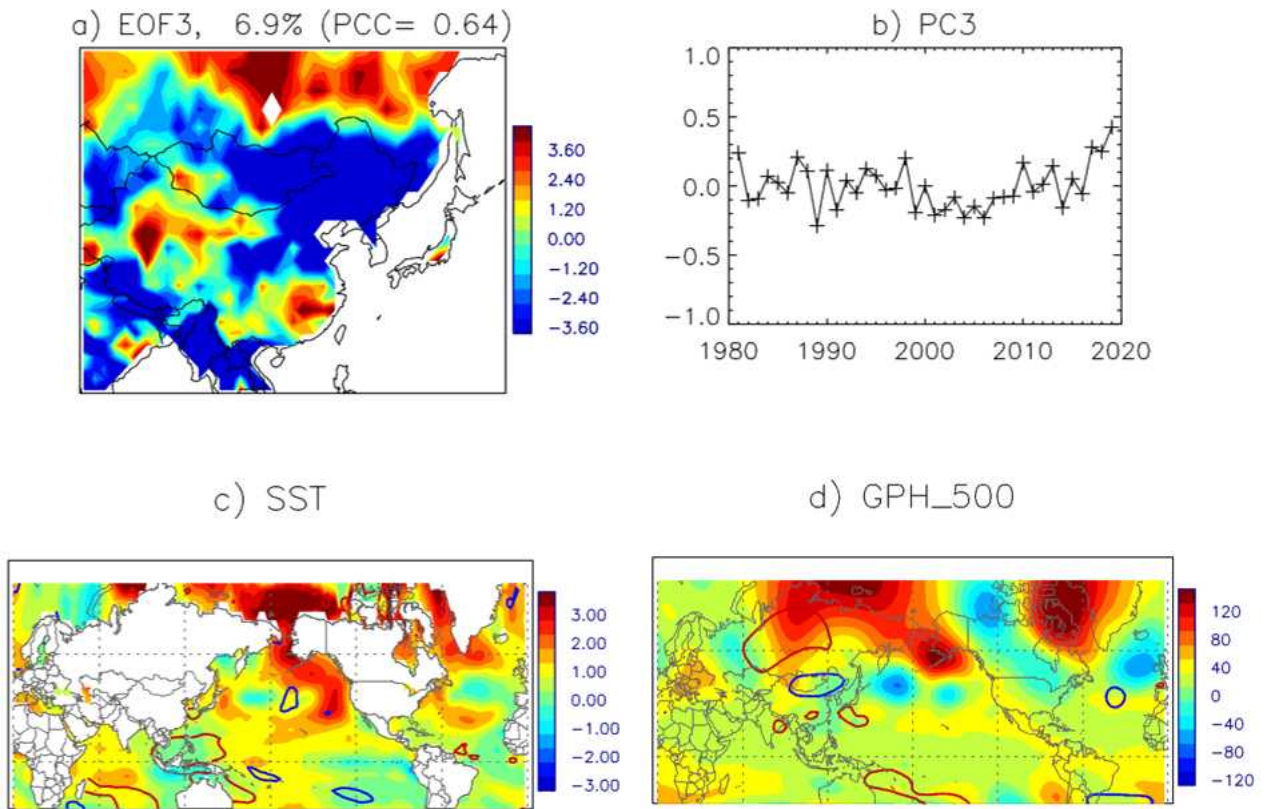


Figure 129. The primary EOF mode of the month, b) its principal component (PC3), c) SST anomalies and d) 500 hPa geopotential height anomalies in August 2019. Red and blue contours indicate significantly positive and negative correlation regions (at the 95% level) between PC3 and SST in c) and between PC3 and 500 hPa geopotential height in d), respectively. The period for correlation is the 30 years from 1981 to 2010.

9월

몽고 및 중국 북동부에 가뭄 현상이 발생하였다(Figure 130a). 가뭄의 직접적인 원인으로 는 몽고에서부터 일본 중부까지 이어진 지역에 발달한 고기압성 흐름이 대류활동을 억제함과 동시에 남풍/서풍 편차를 유발하여 수증기의 공급 또한 억제된 것으로 보인다(Figure 130b). 중국 남동부에도 역시 가뭄이 발생하였는데(Figure 130a) 그 직접적인 원인으로서는 대만의 우편 해상에 발달한 저기압성 흐름으로 북풍 편차가 발달함에 따라 수증기 유입의 억제가 나타나 각각 강수를 감소시켰기 때문인 것으로 보인다(Figure 130b). 주성분분석 결과에 따르면 해당 월의 주요 모드인 EOF1(PCC=0.45)가(Figure 131a) 동아시아 지역의 고기압성 흐름, 척치해 주변의 고기압성 흐름과 유의미하게 연관되어 있고(Figure 131d) 척치해의 높은 해수면 온도와 유의미하게 연관되어 있다(Figure 131c). 9월의 지위고도 및 해수면 온도 편차장 역시 위 지역에서 유사한 패턴을 보이는 것으로 보아 9월의 몽고 및 중국 북동부 가뭄 현상은 척치해의 고온현상과 일부 연관되어 있는 동아시아 지역 고기압성 흐름과 관련된 것으로 추정된다.

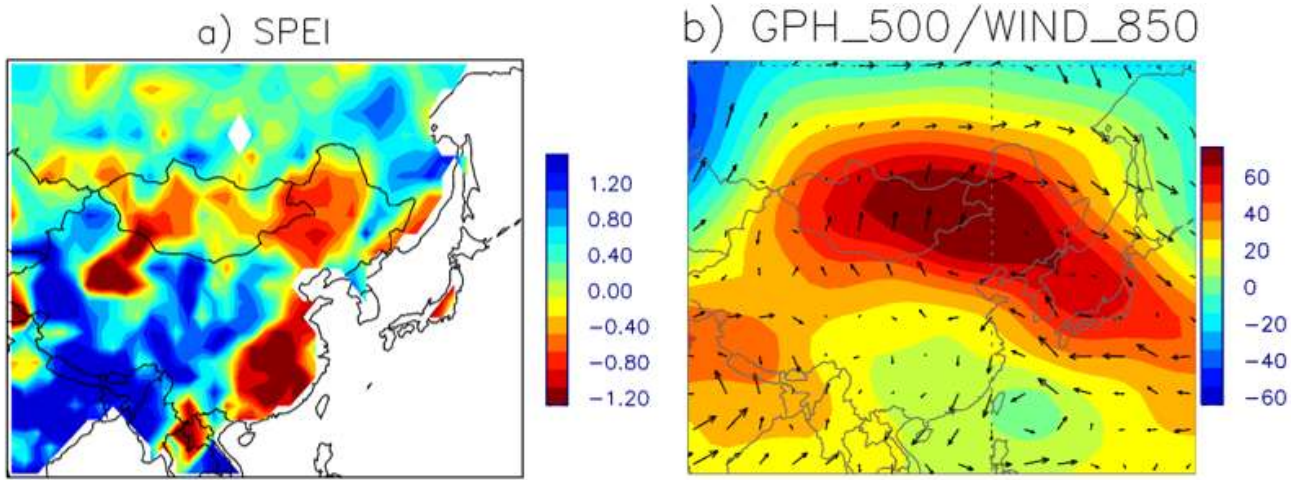


Figure 130. a) SPEI index and b) monthly anomalies of 500 hPa geopotential height (color) and horizontal winds (arrows) in September 2019.

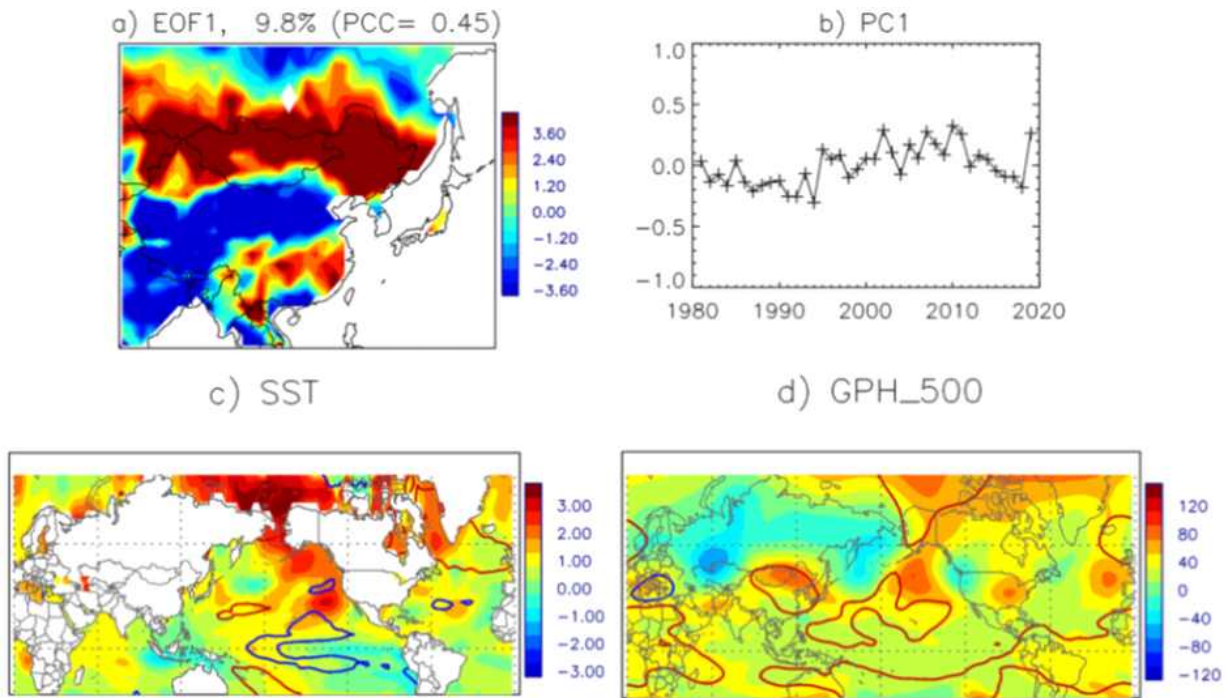


Figure 131. The primary EOF mode of the month, b) its principal component (PC3), c) SST anomalies and d) 500 hPa geopotential height anomalies in September 2019. Red and blue contours indicate significantly positive and negative correlation regions (at the 95% level) between PC3 and SST in c) and between PC3 and 500 hPa geopotential height in d), respectively. The period for correlation is the 30 years from 1981 to 2010.

위와 같이 EOF 분석을 통한 가뭄지수의 주성분 모드 중 해당 월의 가뭄지수 공간 패턴과

가장 유사한 모드를 주요모드를 선정하고 주요모드와 관련된 대기 해양 장과 해당 월의 대기/해양 편차와의 비교를 통하여 가뭄의 원인을 추정하는 방법을 개발 적용하여 2019년 동아시아의 2월, 5월, 8월, 9월 가뭄에 각각 적용한 결과 비교적 신뢰할 수 있는 결과를 얻었다. 위의 이벤트들은 주요모드의 PCC가 비교적 높은 경우이었는데 PCC가 0.5 이상일 경우 대체적으로 믿을 만한 결과를 보여 주었다. PCC가 0.5이하인 경우에는 때때로 주요모드와 관련된 대기/해양 패턴이 분석 월의 대기 해양패턴과 일치하는 지역이 거의 존재하지 않아 원인 분석에 효과적이지 않아 주의를 요한다.

(다) 2019년 주별 이상 강수 원인 분석

① 8월 중순 동북아시아 이상강수 사례

8월 세 번째 주간(10-16일) 북한 및 중국 북동부(이상강수 구역: 120~138° E/40~48° N)에 12.5 mm/month의 강수현상이 발생하였는데 이는 평년 대비 410%에 이르며 196년의 재현기간에 해당하는 이례적인 사건이었다(Figure 132a, b). 해당 주의 평균 850hPa 지위고도 편차장에 따르면 서해와 일본 남쪽 해상에 두 개의 저기압 중심부가 관찰되는데 특히 서해상에 위치한 저기압의 우편에 이상강수 구역이 위치함으로써 강한 남동풍의 유입으로 수증기가 공급되어 많은 강수가 있었던 것으로 보인다(Figure 133). 따라서 115~150° E/20~50° N 지역(Figure 134c의 검은 박스 참조)을 원인 추정 구역을 선택한 후 7개의 유사사례를 찾아 합성장을 구성하였다(Figure 134f). 이때 합성장의 2주 전, 1주 전 850 hPa 지위고도 편차도 함께 도시하였다(각각 Figure 134d, e). 합성장 결과에 따르면 1주 전부터 남중국해에 저기압성 흐름이 유의미하게 나타남을 확인할 수 있는데 올해의 경우에도 강한 2개의 저기압성 흐름이 남중국해에 관찰된다. 이러한 저기압성 흐름의 북상으로 야기된 북한 및 동중국해의 이상강수의 패턴은 동진하는 이동성 저기압과 많은 차이를 보이며 열대 저기압 또는 태풍의 형태와 유사하다(Figure 134a, b, and c). 실제로 이 시기에 태풍 레끼마와 크로사가 열대 서태평양에서 발달하여 북동진 하여 중국과 일본에 각각 상륙하였다. 선택된 7개의 과거 유사사례중 6개의 경우가 태풍과 직, 간접적으로 관련되었음이 확인되었다(그림 생략). 이는 이상강수 지역에 태풍에 의한 이상강수가 때때로 발생함을 의미하는데 과거 유사사례 강수의 강도(편차, 1~6 mm/month)에 비해 올해 발생한 이상강수의 강도(편차, 9.1 mm/month)가 이례적으로 컸던 것으로 보인다.

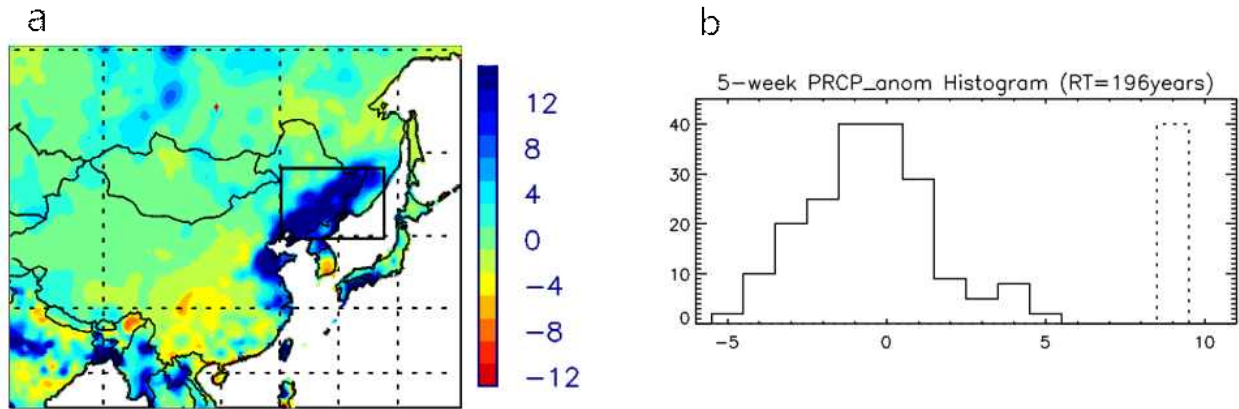


Figure 132. a) Precipitation anomaly (mm/month) in the third week (10th-16th) of August, 2019. The black box in a) is the extreme precipitation region. b) Histogram of the precipitation anomalies averaged in the extreme precipitation region from -2 week to +2 week for the 39 years (1981-2019). Y-axis represents count and X-axis is precipitation anomaly (mm/month). The dashed bar indicates the target event.

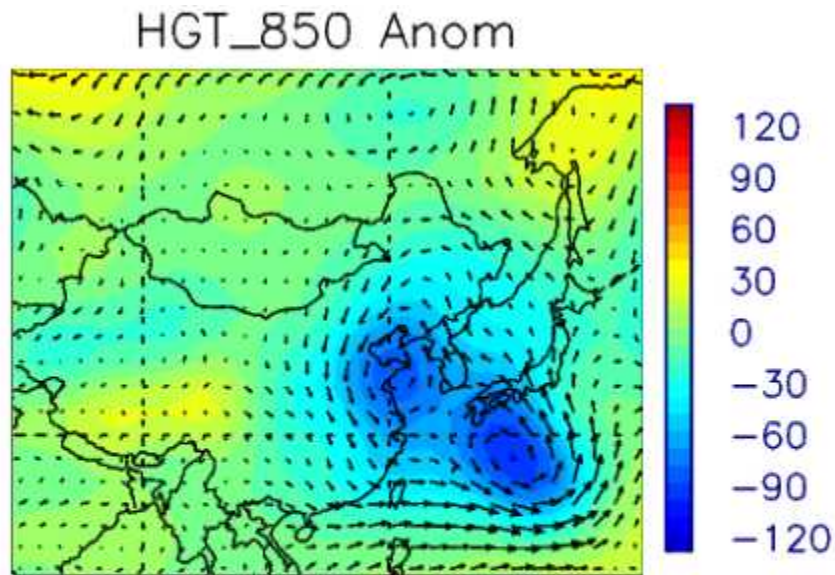


Figure 133. Weekly anomalies of 850 hPa geopotential height (m) in color and horizontal winds (arrows) in the third week (10th-16th) of August 2019.

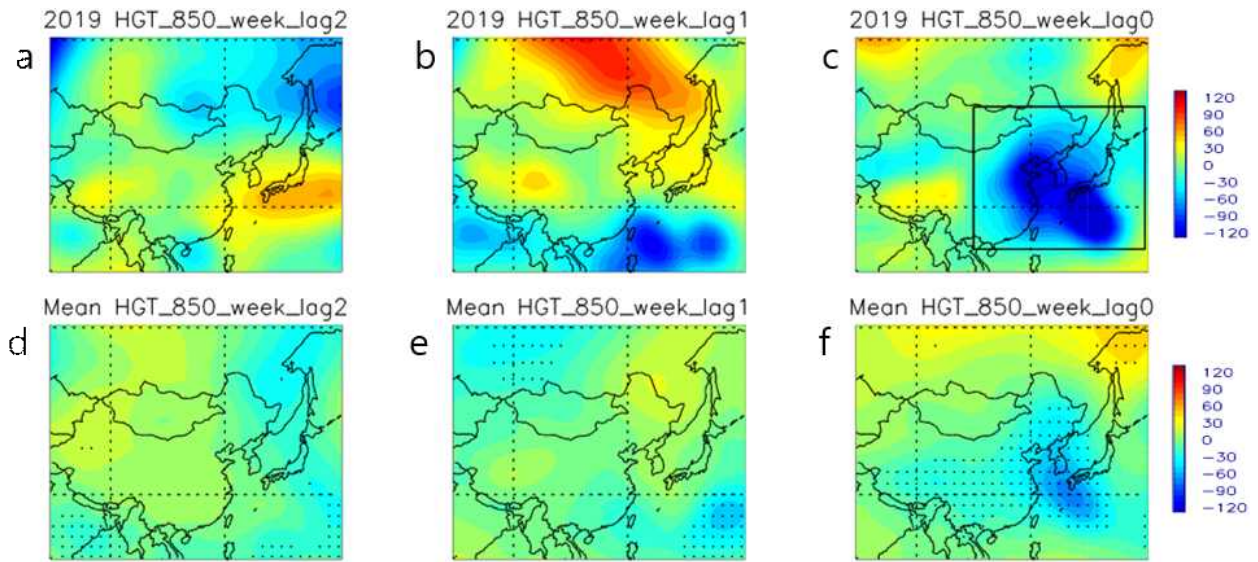


Figure 134. Weekly anomalies of 850 hPa geopotential height (m) in the a) two-week before, b) one-week before and c) the week of the extreme precipitation event (10th-16th of August, 2019). d), e), and f) are the same as a), b), and c) but of the analogous cases. Dots in (d), (e), and (f) indicate statistical significance at the 95% level. Black box in c) represents the analysis region of analogous geopotential height pattern.

② 9월 중순 중국 중부 이상강수 사례

9월 두 번째 주(7-13일)간 중국 중부(이상강수 구역: 100~118° E/30~43° N)에 평년 대비 250%에 달하는 폭우가 발생하였는데(Figure 135a) 이는 98년의 재현기간에 해당하는 사건이었다(Figure 135b). 해당 주의 평균 850hPa 지위고도 편차장에 따르면 인도차이나 반도에 근접한 중국 중남부 지방에 저기압이 위치함으로써 남서풍이 발달함에 따라 벵골만에서의 수증기 유입이 활발하여 많은 강수가 발생한 것으로 보인다(Figure 136). 따라서 90~120° E/20~50° N 지역을 원인 추정 구역(Figure 136c의 검은 박스 참조)을 선택한 후 17개의 유사사례를 찾아 합성장을 구성하였다(Figure 137d, e and f). 합성장 결과에 따르면 1주 전에 중앙아시아와 서몽고 지역에 저기압성 흐름이 유의미하게 나타나며 그 북서쪽 방향인 우랄산맥 서쪽에 고기압성 흐름이 관찰된다. 이러한 패턴은 올해 이상강수 사례에서도 발견된다(Figure 137a, b and c). 따라서 이러한 upstream 지위고도 패턴이 남동진 하여 중국 중남부에 저기압성 흐름을 유도하여 중국 중부에 폭우를 유도한 것으로 보인다.

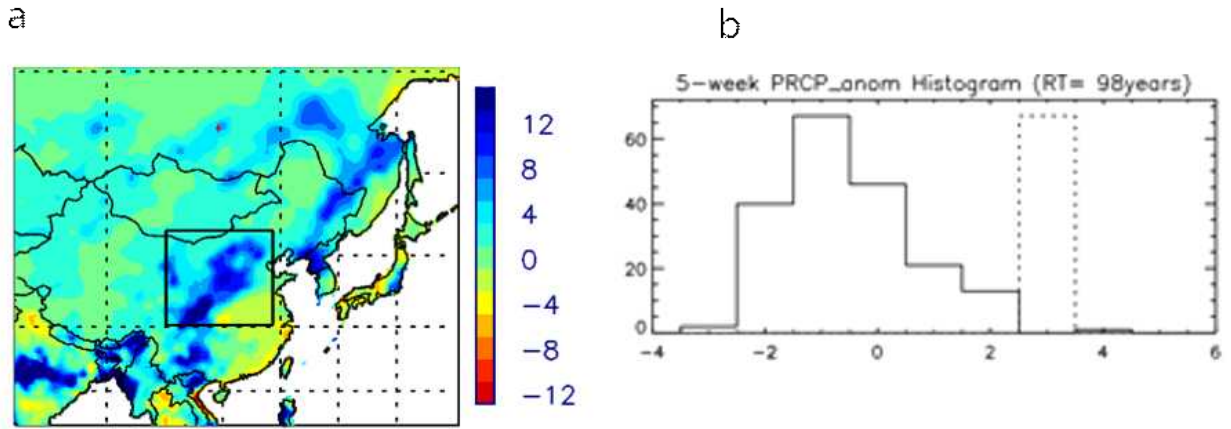


Figure 135. a) Precipitation anomaly (mm/month) in the second week (7th-13th) of September, 2019. The black box in a) is the extreme precipitation region. b) Histogram of the precipitation anomalies averaged in the extreme precipitation region from -2 week to +2 week for the 39 years (1981-2019). Y-axis represents count and X-axis is precipitation anomaly (mm/month). The dashed bar indicates the target event.

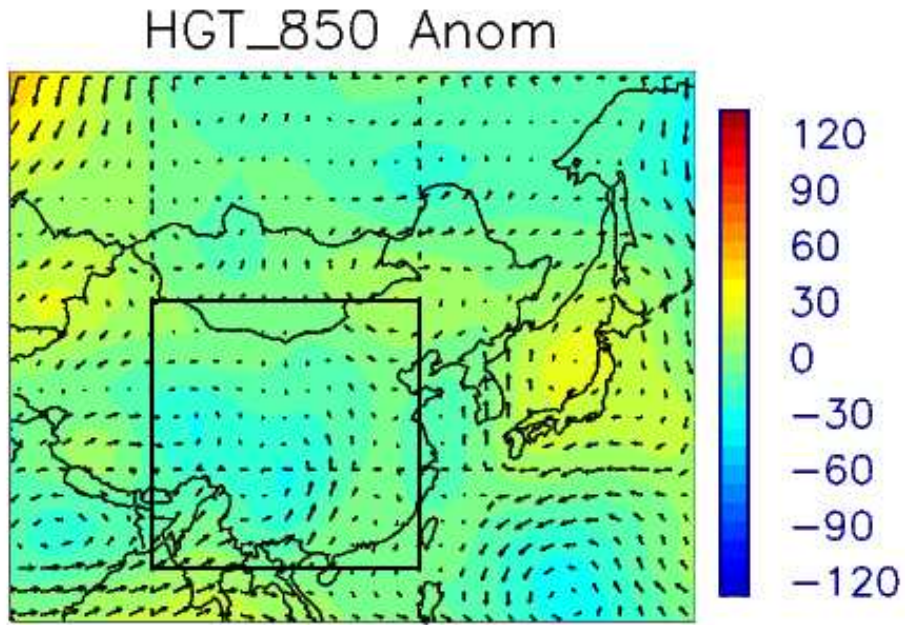


Figure 136. Weekly anomalies of 850 hPa geopotential height (m) in color and horizontal winds (arrows) in the second week (7th–13th) of September 2019. Black box represents the analysis region of analogous geopotential height pattern.

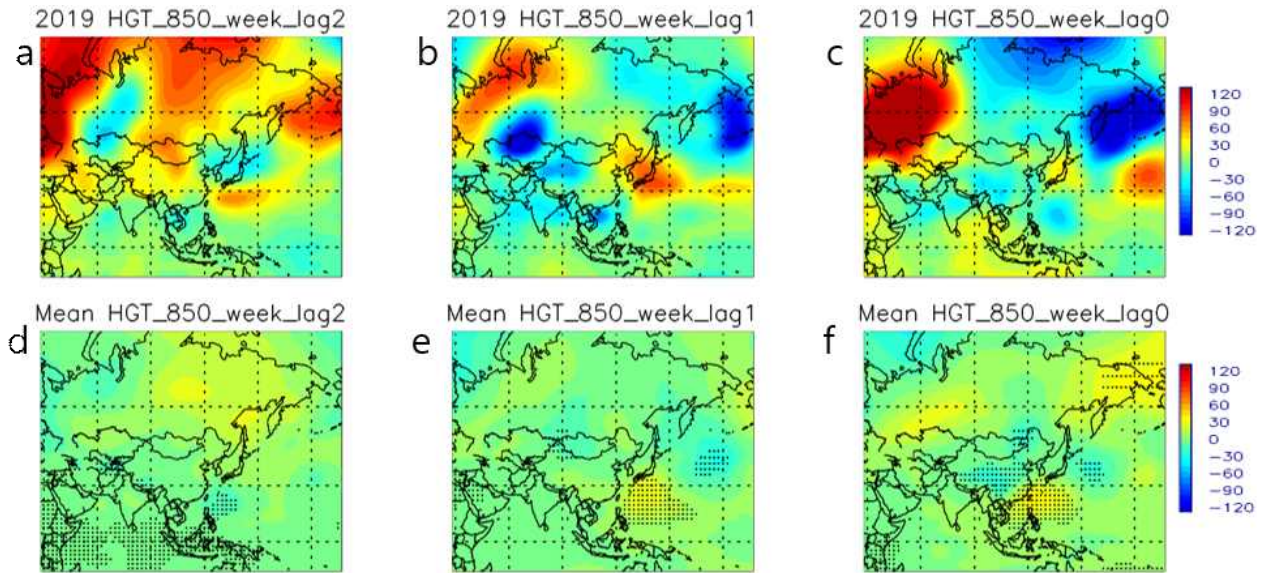


Figure 137. Weekly anomalies of 850 hPa geopotential height (m) in the a) two-week before, b) one-week before and c) the week of the extreme precipitation event (7th-13th of September, 2019). d), e), and f) are the same as a), b), and c) but of the analogous cases. Dots in (d), (e), and (f) indicate statistical significance at the 95% level.

4. 요약 및 결론

이 연구의 목적은 시의성 있는 이상기후 정보 제공하는 것으로써, 이를 달성하기 위해, 이상기후 감시기법을 개발하고, 이상기후에 대한 원인을 신속하게 분석하고 제공하기 위한 기법을 개발하였다. 이 연구에서 개발한 이상기후 감시와 원인 분석 기법에 대해 다음 과 같이 간략히 요약하고, 그에 대한 결론을 제시하였다.

이 연구에서는 먼저 준 실시간 재분석 자료를 이용하여 월별 및 주별 이상기후 감시 정보를 전지구 및 동아시아 지역에 대해 생산하였다. 이상고온, 이상저온, 이상강수에 대해 빈도 지수와 강도 지수를 월별로 계산하였고, 빈도 지수와 강도 지수의 지역 분포를 고려하여 전지구 지역 곳곳에서 나타나는 월별 특성을 살펴보았다. 또한 이상기후 빈도 지수와 강도 지수의 30년치 기후값과 표준편차를 계산하여 평균적인 특성과 변동적인 특성을 함께 살펴보았다. 월별로 계산되는 지수들의 유의성 또한 검증하였다. 빈도 지수의 기후값은 지역적인 특성 보다 월별 차이가 더욱 뚜렷하게 나타났으며, 표준편차는 월별 특성보다는 지역적인 차이가 더욱 큰 것으로 보였다. 이상기후 강도 지수에 대해서도 기후값과 표준편차를 함께 살펴보았는데, 이상고온 및 이상저온 강도 지수 모두에서 매우 강한 양의 기후값을 나타내는 특징을 보였고, 강도 지수의 표준 편차는 지역별로 차이가 컸으며, 경년 변동은 북반구에서 더욱 뚜렷하게 나타난 것으로 보인다. 이렇게 매 월, 매 주 생산되는 감시 정보를 이용하여 APEC 기후센터 웹 페이지를 통해 웹 서비스를 실시하는 자동화 시스템을 구축하였으며, 현재 매 주 화요일에 주간 정보가 업데이트 되고, 매월 12일에 월간 감시 정보가 업데이트 되고 있다. 또한 이상기후 정보를 한 눈에 보기 쉽게 전지구 이상 기후 통합 맵을 생산하였다. 현재 월간 감시 정보 6개, 주간 감시 정보가 4개 업로드 되면서 총 10개의 이상기후 감시 정보를 웹 서비스로 표출하고 있

으며, 이 연구를 통해 웹 서비스 시스템의 기반을 다지고 추후 이상기후와 관련하여 더욱 유의미한 감시 지수를 추가한다면, 전지구 및 동아시아 지역을 대상으로 준 실시간 이상기후 감시 정보 통합 시스템으로 활용도가 더욱 높아질 것이라고 기대할 수 있다.

이상고온 및 이상저온 현상의 지속적인 발생을 감시하기 위해 WMO의 ETCCDI에서 제안하고 있는 WSDI 및 CSDI 지수를 이용해 감시정보를 생산했다. WSDI 및 CSDI는 NCEP 1 재분석 자료의 2m 고도 일최고기온(Tmax)와 일최저기온(Tmin) 자료를 이용했으며 일최고기온의 경우 Tmax 90th 퍼센타일을 기준으로 이상고온을 일최저기온의 경우 Tmin 10th 퍼센타일을 기준으로 이상저온을 설정하여 6일 이상 연속으로 지속되는 날의 합으로 산정하였다. 월별 이상기온을 감시하는 목적으로 WSDI와 CSDI 지수가 이용되다보니 ETCCDI에서 정의하는 1년을 기준으로 하는 분석방법과 달리 월초나 월말에 연속으로 발생하는 이상기온에 대해 전월의 월말 이상기온 정보에 대한 고려가 필요하다고 판단된다. 이상기온 현상의 월별 발생 특성을 분석해본 결과 WSDI는 전 지구적으로 넓은 지역에 걸쳐 값이 분포하는 반면 CSDI는 국지적으로 일부 지역에서 나타나고 있어 기후변화의 영향으로 이상고온 현상의 발생이 빈번하게 나타나고 있는 것을 확인할 수 있었다. 전 지구 6개 지역에 대한 WSDI 및 CSDI의 상대적인 영향을 비교함으로써 지역별 이상기온의 영향 정도를 파악할 수 있을 것으로 판단된다. 또한, 전 지구 격자별 이상기온 현상의 재현기간 추정기술 개발을 통해 매월 산정되는 이상기온의 재현기간 정보를 바탕으로 지역별 이상기온 발생 영향 분석에 활용 가능할 것으로 판단된다.

전 지구에 대해 연속무강우일수를 생산하였으며 월별, 계절별, 연간 연속무강우일수를 통해 전 지구, 동아시아 및 우리나라에서의 가뭄 발생 현황 및 추세를 분석하였다. Mann-Kendall 테스트로 도출한 과거 추세를 보면 동아시아의 경우 3월과 5월에 연속무강우일수로 표현되는 가뭄 사상이 감소하였으며, 우리나라의 경우 11월 또는 겨울철에 가뭄 사상이 증가하였음을 알 수 있다. 최근 2018-2019년의 월별 연속무강우일수와 누적확률 현황을 보면 2018년 여름에 이어 2018-19년 겨울과 2019년 봄에 가뭄이 발생하였다. 위성자료와 자료기반 모델링을 통해 고해상도 일간 기온자료를 추정, 우리나라에 대한 고해상도 이상기후지수를 생산하였다. 정규식생지수, 주간 및 야간 지표면온도, 고도, 토지피복, 위도, 경도, 일 일사량등의 변수를 이용, 극랜덤트리 모델을 통해 고해상도 일 최고 및 최저온도를 추정하였으며 SU, TR, TXx, DTR의 4개 지수의 고해상도 이상기후지수를 생산하였다. 고해상도 이상기후지수는 NCEP 재분석 자료를 이용한 경우보다 ASOS 관측 기반 참값과 가까우며 공간 분포도 비교적 잘 모의하였는데 이는 적절한 이상고온 감시 및 대응을 위해서는 고해상도 자료가 필요함을 시사한다. 폭염강도 지수인 HWMId를 전 지구 NCEP 재분석 자료와 우리나라 ASOS 관측 자료에 대해 생산하였다. 최근 2018-2019년의 HWMId 피크를 보면 2018년 유럽 폭염, 동남아시아의 폭염 발생과 2019년 알래스카 남부 등지의 폭염 발생을 잘 도출하였음을 알 수 있다. WMO의 6개 감시지역 중에 동아시아, 남아시아 2개 지역과 우리나라에 대해 시간에 따른 폭염 발생의 변화를 살펴보았는데 폭염에 해당하는 면적의 백분율이 증가함을 볼 수 있었다. 우리나라의 경우 1994, 2016, 2018년의 폭염이 두드러지게 나타났다. 이 연구에서 생산한 연속무강우일수는 전통적인 가뭄 지수들과 함께 가뭄 감시에 유용하게 쓰일 것으로 판단된다. 또한 자료의 가용성에 추가적인 연구가 필요하지만 고해상도 이상기후지수는 해상도가 낮은 자료에 비해 관측에 상대적으로 가까운 값을 나타내 이상기후 감시 품질 향상의 가능성을 보여주었다.

다중 시간규모 가뭄감시기법과 기존 방법의 첫 번째 차이는 지면-대기 상호작용 이론을 기반으로 얻어진 실제증발산을 가뭄지수에 적용한다는 점이다. SPEI는 통상 대기증발요구량(혹은 잠재증발산량)으로 산정되었는데 부분적으로 이는 실제증발산량을 관측하거나 모의하는데 필요한 비용이 크기 때문이다. 지면-대기 상호작용이론은 기상관측에서 하층대기가 지표수분에 반응하는 정도를 추출하는 간단한 방법이기 때문에 이 비용을 크게 절감시키는 장점이 있다. 모의과정 없이 준실시간으로 실제증발산량과 대기증발요구량 추정이 가능하기 때문에 SEDI를 이용한 가뭄감시도 매우 용이하다. 두 번째 큰 차이점은 SPEI와 SEDI의 시간규모를 특정 기준을 이용해 결정하기 때문에 사용자의 임의에 의한 불확실성이 크게 줄이는 것이다. 간단한 상관분석을 사용하기는 하지만 지표특성의 공간적 변화를 고려하지 않아 발생하는 불확실성을 크게 줄일 수 있는 장점이 있다. 아울러 기준자료에 적합된 시간규모를 사용할 경우 두 가뭄지수 사이의 일관성과 차이에 대한 분석을 좀 더 명확히 할 수 있게 해주는 장점이 있다. SPEI는 강수 변동성에 SEDI는 토양수분과 지표에너지 상태 모두에 민감하게 반응하는 것을 확인하였다.

이번 연구에서는 ECV중의 하나인 토양수분을 산정하기위해 NASA LIS의 Noah LSM을 선정했으며, 주요한 기상자료는 GDAS자료 9개 기상변수를 입력변수로 사용하였다. Noah LSM으로부터 추정된 4개 토양층 중 처음 3개층(즉, 표층으로부터 1m 깊이까지) 함수비의 깊이 가중 평균값을 근역층 함수비로 정의하였다. 이렇게 산정한 함수비를 ESA CCI SM v04.4의 위성기반 표층 함수비와 GLEAM과 ERA-interim 표층 및 근역층 함수비와 비교·검증하였다. 또한, 전지구의 주요 5개 유역(Yangtze, Mekong, Mississippi, Murray-Darling, Amazon)에 대해 GRACE TWSA와 TWSC를 이용하여 검증하였으며, 물(즉 증발산)과 에너지수지(즉 현열) 성분을 이용하여 검증하였다. Noah LSM으로 추정된 토양수분으로 토양수분을 이용하는 주요 가뭄지수인 토양수분 백분위와 동아시아지역 주별 근역층 SMI를 산정하였다. 이 중 동아시아지역 주별 근역층 SMI는 동아시아 이상기후 모니터링 웹에 매주 준 실시간으로 서비스하고 있다. 이 연구를 통해 동아시아지역에 준실시간으로 가뭄을 감시하고 있으며, 가뭄의 피해를 줄이는 대책을 시의 적절하게 마련하는 등의 활용성이 클 것으로 기대된다.

이 연구에서는 소셜미디어 자료를 이상고온 감시에 활용하기 위한 연구를 수행하였다. 소셜미디어 자료는 대표적인 마이크로블로그 서비스인 트위터에서 수집한 자료를 이용하였으며, 텍스트 마이닝 기법과 기계학습 방법을 이용하여 트위터 자료에서 이상고온과 관련된 자료를 분류하는 모델을 구축하였다. 모델 구축에는 토큰화, 이모티콘 추출, 키워드 필터링 등 기법을 이용하여 데이터를 정리하고, 서포트 벡터 머신(SVM)을 이용하여 이진 분류 방법을 적용하였다. SVM 기반 이진 분류 모델(정확도: 0.83)은 일반적으로 많이 사용하는 나이브 베이지 알고리즘(정확도 0.75)에 비해 좋은 성능을 보였다. SVM 기반 이진 분류 모델을 이용하여 2019년 4월부터 12월까지의 월별 이상고온 지수 지도를 작성하였다. 월별 지도는 이상기후 감시에 사용되는 월별 이상고온 빈도 지수, 강도 지수 등과 비교했을 때 이상고온 감시에 활용이 가능한 것으로 판단된다. 또한 기존 이상고온 감시 지수 중에서 인간의 반응을 고려한 지수를 선택하는데 소셜미디어 자료를 활용한 이상고온 감시 기법이 활용 가능할 것으로 판단된다.

이 연구에서 매월 발생하는 이상기후 원인 분석을 위해서 단순하고 짧은 시간 안에 아태 지역 월별 이상기후 발생 원인 규명이 가능한 주성분 분석 활용 원인 분석 방법을 개발하였으

며, 특히 해당 월 해수면 온도 편차장 및 지위고도와 주성분 시계열과 상관관계 분석을 통해서 이상 기후 발생 관련 파동전파 패턴과 관련된 강제력 위치를 대략적으로 파악할 수 있도록 하였다. 이 방법을 적용하여 아태지역 2019년 월별 이상기후 발생 원인을 분석하여 이 보고서에 정리하였다. 올해 아태지역은 전례없는 이상 고온이 많이 발생하였는데, 남아시아는 4월에, 호주는 3월, 남미는 6월에 1위로 기록되었다. 9월에는 동/남아시아 및 북미에서 2019년이 1위를 기록하였다. 특히 2019년 발생한 동아시아 이상 고온의 주요한 원인으로 트렌드로 설명되는 장기 변동 신호와 유라시아를 거쳐오는 파동 전파에 의한 것으로 분석 되었고, 그 파동 전파의 강제력으로서 북대서양의 SST가 역할을 하였다는 결론을 얻었다. 이에 반해 이상 저온 발생은 아주 작았는데, 9월에 5위, 11월에 1위를 기록한 호주 지역을 제외 아태지역 전 지역, 전 계절에 대해서 10위 권 밖에 있었다. 아울러, 이상기후에 영향을 미치는 주요 해양 변동 모드인 ENSO의 발달에 영향을 미치는 대기 및 해양 상호작용 강도를 감시 할 수 있는 ENSO 발달 감시 지수를 개발 하였으며, 기존 연구의 결과를 비교하여 감시 지수로서의 활용 가능성을 판단 하였다. 그리고 지역별 이상 기후 발생과의 상관관계 및 합성장 분석을 통해서 지역별 ENSO 영향을 분석하여, 이상 기후 원인 분석에서 활용하도록 하였다. 이상 고온의 경우, ENSO와 유의한 상관관계를 갖는 지역은 동아시아/북유라시아에서 러시아의 중남부, 오호츠크 주변 지역 및 한반도에서 북부지역, 남아시아 인도네시아와 인도차이나, 호주의 서부 지역, 북미 캐나다의 서부, 미국의 남동부, 남미의 북중부 지역이었으며, 선형에 가까운 반응을 보인 호주의 서부와 캐나다의 서부 지역을 제외 모든 지역에서 비선형성의 관계를 보였다. 이상 강수의 경우 유라시아의 일부 남서 지역, 동아시아/남아시아 지역에서 중국 남부, 북미 지역 미국 남부 및 멕시코, 남미 지역에서 아르헨티나 주변 지역, 호주 서부 지역, 남미 북부 지역에서 유의한 상관관계를 보였는데, 이상 고온과는 달리, 유라시아 지역을 제외하고 ENSO와의 관계에서 모두 선형 관계를 보였다. 시의성 있는 이상 기후 원인 규명을 위한 주성분 분석이 갖는 장점이 있지만, 기후 변화의 기여의 해석, 낮은 EOF 모드의 활용의 문제점 등 개선해야 할 여지가 많이 남아 있다.

EOF 주성분분석을 통한 가뭄 원인 분석 방법론을 개발하여 2019년 동아시아에 발생한 가뭄현상에 적용하였다. 이는 EOF 모드 중 해당 월의 가뭄지수 공간 패턴과 가장 유사한 모드를 주요모드로 선정하고 주요모드와 관련된 대기 해양 장과 해당 월의 대기/해양 편차와의 비교를 통하여 가뭄의 원인을 추정하는 방법이다. PCC가 0.5이상일 경우 주요모드와 관련된 대기/해양 패턴이 분석 월의 대기 해양패턴과 일치하는 지역이 많이 발견되었는데 결국 이러한 지역의 순환 패턴이 가뭄과 깊이 연관되어 있음을 시사한다고 할 수 있다. 이 분석 방법은 주성분 분석에 기반하였기 때문에 현재 발생한 가뭄이 과거 해당 지역에 자주 발생한 패턴인지 아닌지를 분별할 수 있는 장점을 가지고 있다. 이러한 분석 방법을 활용하여 2019년에 발생한 동아시아 가뭄의 원인을 분석하였다. 2월 몽고 서부 및 중국 북동부 지역의 가뭄은 몽고 서쪽의 저기압성 편차에 주로 기인하였고, 5월 중국 중동부 지역의 가뭄은 유라시아 지역의 파동전파와 관련된 중국 동부 및 한반도 지역의 저기압성 편차에 기인한 것으로 추정되었고, 8월의 서몽고 및 중국 서부 현상은 유라시아 지역의 파동전파와 관련된 것으로, 9월의 몽고 및 중국 북동부 가뭄 현상은 적치해의 고온현상과 일부 연관되어 있는 동아시아 지역 고기압성 흐름과 관련된 것으로 추정된다. 이상강수 원인분석 방법론 또한 개발하였다. 이상강수 사상은 주별 시간 스케일에서 정의되었고 강수의 특성상 EOF 분석을 이용한 원인 분석 방법이 효과적이지 못했다.

대신 이상강수 사상의 직접적 원인이 되는 순환장의 유사성 분석을 통하여 동아시아 지역의 이상강수 이벤트에 적용한 결과 태풍의 북진에 따른 중국 북동부 이상강수 현상(8월 셋째주)과 이동성 저기압의 남동진에 따른 중국 중부의 이상강수 현상(9월 둘째주)을 적절히 분석할 수 있었다. 그러나 이 연구에서 적용한 주단위 이상강수의 원인분석 방법은 태풍의 이동경로가 짧거나 태풍의 이동속도가 너무 빠른 경우에는 효과적이지 않았는데 주단위 보다 더 짧은 시간 스케일로 분석을 시도할 경우 태풍과 관련된 원인 분석 또한 가능할 것으로 판단된다. 또한 이상강수의 원인 분석시 주로 대기 저층의 수평적 순환장 분석을 통해 강수 부족을 설명하였으나 수직적 움직임 또한 차후에 고려된다면 더 정확한 원인 분석이 이루어 질 수 있을 것으로 사료된다.

사사

이 연구는 APCC의 지원을 통해 수행 되었습니다. NCEP 재분석 자료와 CPC 강수자료는 NOAA/OAR/ESRL, Boulder, Colorado, USA 의 웹사이트 (<https://www.esrl.noaa.gov/psd/>) 로부터 제공되었습니다.

References

- 김대하, 전종안, 2019: 증발산 상호보완이론을 이용한 가뭄 감시기법 개발, APEC 기후센터 연구보고서 2018-16, 60p.
- 동아일보, 2019: 호주, 폭염 예보에 산불 비상... 28일 일부 지역 40도 넘을 듯. Accessed 06 January 2020. <https://donga.com/news/article/all/20191227/98982133/1>.
- Ai, Z., Q. Wang, Y. Yang, K. Manevski, and X. Z. Eer, 2017: Estimation of land-surface evaporation at four forest sites across Japan with the new nonlinear complementary method. *Scientific Reports*, **7**, 17793, <https://doi.org/10.1038/s41598-017-17473-0>.
- Alexander, L. V., and Coauthors, 2006: Global observed changes in daily climate extremes of temperature and precipitation. *Journal of Geophysical Research*, **111**(d5), p.D05109, doi: 10.1029/2005JD006290
- Alexander, M. A., I. Blade, M. Newman, J. R. Lanzante, and N.-C. Lau, 2002: The atmospheric bridge: the influence of ENSO teleconnection on air-sea interaction over the global oceans. *Journal of Climate*, **15**, 2205-2231.
- Allen, R.G., L. S. Pereira, D. Raes, and M. Smith, 1998: *Crop evapotranspiration: Guidelines for computing crop water requirement*. FAO Irrigation and Drainage Paper No. 56, Food and Agricultural Organization of the United Nations, Rome.
- An, S.-I., and F.-F. Jin, 2001: Collective role of thermocline and zonal advective feedbacks in the ENSO mode. *Journal of Climate*, **14**, 3421-3432.
- Anayah, F. M., and J. J. Kaluarachchi, 2014: Improving the complementary methods to estimate evapotranspiration under diverse climatic and physical conditions. *Hydrology and Earth System Sciences*, **18**, 2049-2064, <https://doi:10.5194/hess-18-2049-2014>.
- Anderson, M. C., C. Hain, J. Otkin, X. Zhan, K. Mo, M. Svoboda, B. Wardlow, and A. Pimstein, 2013: An intercomparison of drought indicators based on thermal remote sensing and NLDAS-2 simulations with U.S. drought monitor classifications. *Journal of Hydrometeorology*, **14**, 1035-1056, <https://doi.org/10.1175/JHM-D-12-0140.1>.
- Assouline, S., D. Li, S. Tyler, J. Tanny, S. Cohen, E. Bou-Zeid, M. Parlange, and G. G. Katul, 2016: On the variability of the Priestley-Taylor coefficient over water bodies. *Water Resources Research*, **52**, 150-163, <https://doi.org/10.1002/2015WR017504>.
- Bai, P., X. Liu, and C. Liu, 2018: Improving hydrological simulations by incorporating GRACE data for calibration. *Journal of Hydrology*, **557**, 291-304, <https://doi.org/10.1016/j.jydrol.2017.12.025>.

- Baier W. 1969: Concepts of soil moisture availability and their effect on soil moisture estimates from a meteorological budget. *Agricultural Meteorology*, **6**, 165–178.
- Balsamo, G., P. Viterbo, A. Beljaars, B. van den Hurk, M. Hirschi, A. K. Betts, K. Scipal, 2009: A revised hydrology for the ECMWF model: Verification from the field site to terrestrial water storage and impact in the integrated forecast system. *Journal of Hydrometeorology*, **10**, 623–643.
- Battisti, D. S., and A. C. Hirst, 1989: Interannual variability in a tropical atmosphere–ocean model: influence of the basic state, ocean geometry and nonlinearity. *Journal of the Atmospheric Sciences*, **46**, 1687–1712.
- Beguería, S., S. M. Vicente–Serrano, F. Reig, and B. Latorre, 2014: Standardized Precipitation Evapotranspiration Index (SPEI) revisited: Parameter fitting, evapotranspiration models, tools, datasets and drought monitoring. *International Journal of Climatology*, **34**, 3001–3023, <https://doi.org/10.1002/joc3887>.
- Benali, A., A. C. Carvalho, J. P. Nunes, N. Carvalhais, and A. Santos, 2012: Estimating air surface temperature in Portugal using MODIS LST data. *Remote Sensing of Environment*, **124**, 108–121, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.04.024>.
- Berker, L. J., J. Hannaford, A. Chiverton, and C. Svensson, 2016: From meteorological to hydrological drought using standardised indicators. *Hydrology and Earth System Sciences*, **20**, 2483–2505, <https://doi.org/10.5194/hess-20-2483-2016>.
- Bond, N. A., M. F. Cronin, H. Freeland, and N. Mantua 2015: Causes and impacts of the 2014 warm anomaly in the NE Pacific. *Geophysical Research Letters*, **42(9)**, 3414–3420.
- Bouchet, R.J., 1963: *Evapotranspiration réelle et potentielle, signification climatique*. (Vol. **62**, pp. 134–142). Wallingford, UK, International Association of Scientific Hydrology Publication.
- Brutsaert, W., 2014: Daily evaporation from drying soil: Universal parameterization with similarity. *Water Resources Research*, **50**, 3206–3215, <https://doi.org/10.1002/2013WR014872>.
- Brutsaert, W., 2015: A generalized complementary principle with physical constraints for land–surface evaporation. *Water Resources Research*, **51**, 8087–8093, <https://doi.org/10.1002/2015WR017720>.
- Brutsaert, W., and H. Stricker, 1979: An advection aridity approach to estimate actual regional evaporation. *Water Resources Research*, **15**, 443–450, <https://doi.org/10.1029/WR015i002p00443>.
- Brutsaert, W., W. Li, A. Takahashi, T. Hiyama, L. Zhang, and W. Liu, 2017: Nonlinear advection–aridity method for landscape evaporation and its application during the growing

- season in the southern Loess Plateau of the Yellow River basin. *Water Resources Research*, **53**, 270–282, <https://doi.org/10.1002/2016WR019472>.
- Bulygina, O. N., P. Y. Groisman, V. N. Razuvaev, and N. N. Korshunova, 2015: Changes in snow cover characteristics over Northern Eurasia since 1966. *Environmental Research Letters*, **6**, 045204, <https://doi.org/10.1088/1748-9326/6/4/045204>.
- Cai, W., and Coauthors, 2015: ENSO and greenhouse warming. *Nature Climate Change*, **5**, 849–859.
- Chiodi, A. M., and D. H. Harrison, 2010: Characterizing warm ENSO variability in the equatorial Pacific: An OLR perspective. *Journal of Climate*, **23**, 2428–2439.
- Copernicus Climate Change Service (C3S), 2017: ERA5: Fifth generation of ECMWF atmospheric reanalyses of the global climate . Copernicus Climate Change Service Climate Data Store (CDS), Jan 5, 2020. <https://cds.climate.copernicus.eu/cdsapp#!/home>
- Cortes, C., and V. Vapnik, 1995: Support-vector networks, *Machine Learning*, **20**(3), 273–297, <https://doi.org/10.1007/BF00994018>.
- Crago, R., J. Szilagyi, R. Qualls, and J. Huntington, 2016: Rescaling the complementary relationship for land surface evaporation. *Water Resources Research*, **52**, 8461–8471, <https://doi.org/10.1002/2016WR019753>.
- Csiszar, I., and G. Gutman, 1999: Mapping global land surface albedo from NOAA AVHRR. *Journal of Geophysical Research*, **104**(D6), 6215–6228.
- Dee, D. P., S. M. Uppala, A. J. Simmons, P. Berrisford, P. Poli, S. Kobayashi, U. Ndreae, M. Balmaseda, G. Balsamo, P. Bauer, P. Bechtold, A. C. M. Belijaars, L. van de Berg, J. Bidlot, N. Bormann, C. Delsol, R. Dragani, M. Fuentes, A. J. Geer, L. Haimberger, S. B. Healy, H. Hersbach, E. V. Hólm, L. Isaksen, P. Kállberg, M. Köhler, M. Matricardi, A. P., McNally, B. M. Monge-Sanz, J.-J. Morcrette, B.-K. Park, C. Peubey, P. de Rosnay, C. Tavolato, J.-N. Thépaut, and F. Vitart, 2011: The ERA-Interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system. *Quarterly Journal of Royal Meteorological Society*, **137**, 553–597, <https://doi.org/10.1002/qj.828>.
- Dingman, S. L., 2015: *Physical Hydrology*, third edition, Waveland Press, Inc., Illinois, USA.
- Eastering, D. R., Evans, J. L., Groisman, P. Ya., Karl, T. R., Kunkel, K. E. and Ambenje, P., 2000, Observed variability and trends in extreme climate events. *A brief review*, *Bull. American Meteorological Society*, **81**, 417–425.
- Ek, M. B., K. E. Mitchell, Y. Lin, E. Rogers, P. Grunmann, V. Koren, G. Gayno, and J. D. Tarpley, 2003: Implementation of Noah land surface model advances in the National

- Centers for Environmental Prediction operational Mesoscale Eta Model. *Journal of Geophysical Research*, **108**, 8851, doi:10.1029/2002JD003296.
- Frich, P., 1999: REWARD - A Nordic Collaborative Project Annex. Meeting of the Joint CCI/CLIVAR Task Group on Climate Indices, Folland, C. K., E. B. Horton, and P. R. Scholefield, Eds., World Climate Data and Monitoring Programme, WCDMP-No. 37, WMO-TD No. 930, Bracknell, UK, 2-4 September 1998.
- Frich, P., L. V. Alexander, P. Della-Marta, B. Gleason, M. Haylock, A. M. G. Klein Tank, and T. Peterson, 2002: Observed coherent changes in climate extremes during the second half of the twentieth century. *Climate Research*, **19**(3), 193-212, <https://doi.org/10.3354/cr019193>.
- Gershunov, A., and T. Barnett, 1998: Interdecadal modulation of ENSO teleconnections. *Bulletin of American Meteorological Society*, **79**, 2715-2726, doi:10.1175/1520-0477(1998)079<2715: IMOET.2.0.CO;2.
- Grasso, Valentina, A. Crisci, M. Morabito, P. Nesi, and G. Pantaleo, 2017: Public crowdsensing of heat waves by social media data, *Advances in Science & Research*, **14**, 217-226, <https://doi.org/10.5194/asr-14-217-2017>.
- Gruber, A., T. Scanlon, r. van der Schalie, W. Wanger, and W. Dorigo, 2019: Evolution of the ESA CCI Soil Moisture climate data records and their underlying merging methodology. *Earth System Science Data*, **11**, 717-739.
- Guilod, B. P., B. Orlowsky, D. G. Miralles, A. J. Teuling, and S. I. Seneviratne, 2015: Reconciling spatial and temporal soil moisture effects on afternoon rainfall. *Nature Communications*, **6**(1), 6443, <https://doi.org/10.1038/ncomms7443>.
- Gutman, G., and A. Ignatov, 1997: The derivation of green vegetation fraction from NOAA/AVHRR data for use in numerical weather prediction models. *International Journal of Remote Sensing*, **19**(8), 1533-1543.
- Hallegatte, S., and Coauthors, 2016: Shock waves: Managing the impacts of climate change on poverty. Washington, DC: World Bank.
- Heal, G., and J. Park, (2016: Temperature stress and the direct impact of climate change: A review of an emerging literature. *Review of Environmental Economics and Policy*, **10**(2), 347-362.
- Hobbins, M. T., A. Wood, D. J. McEvoy, J. L. Huntington, C. Morton, M. Anderson, and C. Hain, 2016: The Evaporative Demand Drought Index: Part I - Linking drought evolution to variations in evaporative demand. *Journal of Hydrometeorology*, **17**(6), 1745-1761, <https://doi.org/10.1175/jmh-d-15-0121.1>.

- Houghton, J. T., Ding, Y., Griggs, D. J., Noguer, M., van der Linden, P. J., Dai, X., Maskell, K. and Johnson, C. A., 2001, Climate change 2001. *The Scientific basis, Intergovernmental Panel on Climate change*, 881pp.
- Huang, B., V. F. Banzon, E. Freeman, J. Lawrimore, W. Liu, T. C. Peterson, T. M. Smith, P. W. Thorne, S. D. Woodruff, and H.-M. Zhang, 2014: Extended Reconstructed Sea Surface Temperature version 4 (ERSST.v4): Part I. Upgrades and intercomparisons. *Journal of Climate*, **28**, 911-930.
- Hunt, D. K. G. Hubbard, D. A. Wilhite, T. J. Arkebauer, and A. L. Dutcher, 2009: The development and evaluation of a soil moisture index. *International Journal of Climatology*, **29**, 747-759.
- IPCC, 2012: Summary for Policymakers. In: Managing the Risks of Extreme Events and Disasters to Advance Climate Change Adaptation, Field, C. B., et al. eds., A Special Report of Working Groups I and II of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press, Cambridge, UK, and New York, NY, USA, 1-19 pp.
- IPCC, 2013: Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Stocker, T.F., D. Qin, G.K. Plattner, M. Tignor, S.K. Allen, J. Boschung, A. Nauels, Y. Xia, V. Bex and P.M. Midgley (eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, 1535 pp.
- IPCC, 2014: Climate change 2014: Synthesis Report, Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the International Panel on Climate Change [Core Writing Team, R. K. Pachauri and L. A. Meyers (eds.)]. IPCC, Geneva, Switzerland, 151 pp.
- Jamaica Climate, 2019: Hot spell sets new record-breaking temperatures for Jamaica. Accessed 12 January 2020, <https://jamaicacclimate.net/hot-spell-sets-new-record-breaking-temperatures-for-jamica/>.
- Jasechko, S., J. W. Kirchner, J. M. Welker, and J. J. McDonnell, 2016: Substantial proportion of global streamflow less than three months old. *Nature Geoscience*, **9**, 126-130, <https://doi.org/10.1038/ngeo2636>.
- Jin, F.-F., 1997: An equatorial ocean recharge paradigm for ENSO. Part I: Conceptual model. *Journal of Atmospheric Sciences*, **54**, 811-829.
- Jung, M., M. Reichstein, H. A. Margolis, A. Cescatti, A. D. Richardson, M. A. Arain, A. Arneth, C. Bernhofer, D. Bonal, J. Chen, D. Gianelle, N. Gobron, G. Kiely, W. Kutsch, G. Lasslop, B. E. Law, A. Lindroth, L. Merbold, L. Montagnani, E. J. Moors, D. Papale, M. Sottocornola, F. Vaccari, and C. Williams, 2011: Global patterns of land-atmosphere fluxes

- of carbon dioxide, latent heat, and sensible heat derived from eddy covariance, satellite, and meteorological observations. *Journal of Geophysical Research*, **116**, G00J07, <https://doi.org/10.1029/2010JG001566>.
- Jung, M., S. Koirala, U. Weber, K. Ichii, F. Gans, G. Camp-Valls, D. Papale, C. Schwalm, G. Tramontana, and M. Reichstein, 2019: The FLUXCOM ensemble of global land-atmosphere energy fluxes. *Scientific Data*, **6**, 74, <https://doi.org/10.1038/s41597-019-0076-8>.
- Kahler, D. M., and W. Brutsaert, 2006: Complementary relationship between daily evaporation in the environment and pan evaporation. *Water Resources Research*, **42**, W05413, <https://doi.org/10.1029/2005WR004541>.
- Kalnay, E., and Coauthors, 1996: The NCEP/NCAR 40-Year Reanalysis Project. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **77**, 437-471.
- Kendall, M. G., 1948: Rank Correlation Methods. Charles Griffin, London. 272 pp.
- Kim, D., and J. Rhee, J., 2016: A drought index based on actual evapotranspiration from the Bouchet hypothesis. *Geophysical Research Letters*, **43**, 10277-10285, <https://doi.org/10.1002/2016GL070302>.
- Kim, D., W.-S. Lee, S.-T. Kim, J. A. Chun, 2019: Historical drought assessment over the contiguous United States using the generalized complementary principle of evapotranspiration. *Water Resources Research*, **55**, 6244-6267, <https://doi.org/10.1029/2019WR024991>.
- Kirchner, J. W., 2009: Catchments as simple dynamical systems: Catchment characterization, rainfall-runoff modeling, and doing hydrology backward. *Water Resources Research*, **45**, W02429, <https://doi.org/10.1029/WR006912>.
- Koster, R.D., Z. Guo, P.A. Dirmeyer, G. Bonan, E. Chan, P. Cox, H. Davies, C. T. Gordon, S. Kanae, E. Kowalczyk, D. Lawrence, P. Liu, C.-H. Lu, S. Malyshev, B. McAvaney, K. Mitchell, D. Mocko, T. Oki, K. W. Oleson, A. Pitman, Y. C. Sud, C. M. Taylor, D. Verseghy, R. Vasic, Y. Xue, and T. Yamada, 2006: GLACE: the global land-atmosphere coupling experiment. Part I: Overview. *Journal of Hydrometeorology*, **7**, 590-610, <https://doi.org/10.1175/JHM510.1>.
- Kug, J. S., J. H. Jeong, Y. S. Jang, B. M. Kim, C. K. Folland, S. K. Min, and S. W. Son, 2015: Two distinct influences of Arctic warming on cold winters over North America and East Asia. *Nature Geoscience*, **8(10)**, 759.
- Kumar, R., J. L. Musuza, A. F. Van Loon, A. J. Teuling, R. Barthel, J. T. Broek, J. Mai, L. Samaniego, and S. Attinger, 2016: Multiscale evaluation of the Standardized Precipitation Index as a groundwater drought indicator. *Hydrology and Earth System Sciences*, **20**, 1117-

1131, <https://doi.org/10.5194/hess-20-1117-2016>.

- Kumar, S. V., C. D. Peters-Lidard, Y. Tian, P. R. Houser, J. Geiger, S. Olden, L. Lighty, J. L. Eastman, B. Doty, P. Dirmeyer, J. Adams, K. Mitchell, E. F. Wood, J. Sheffield, 2006: Land information system: An interoperable framework for high resolution land surface modeling. *Environmental Modelling and Software*, **21**, 1402-1415.
- Kyatengerwa, C., D. Kim, D., and M. Choi, 2020: A national-scale drought assessment in Uganda based on evapotranspiration deficits from the Bouchet hypothesis. *Journal of Hydrology*, **500**, 124348, <http://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.124348>.
- L'Heureux, M. L., Tippet, M. K., and Barnston, A. G., 2015: Characterizing ENSO coupled variability and its impact of North American seasonal precipitation and temperature. *Journal of Climate*, **28**, 4231-4245.
- Landerer, F. W., and S. C. Swenson, 2012: Accuracy of scaled GRACE terrestrial water storage estimates. *Water Resources Research*, **48**, W04531, doi:10.1029/2011WR011453.
- Lhomme, J. P., 1997: A theoretical basis for the Priestley-Taylor coefficient. *Boundary Layer Meteorology*, **82**, 179-191, <https://doi.org/10.1023/A:1000281114105>.
- Liu, S., H. Su, R. Zhang, J. Tian, and W. Wang, 2016: Estimating the surface air temperature by remote sensing in Northwest China using an improved advection-energy balance for air temperature model. *Advances in Meteorology*, 429419, 11 pages, <http://dx.doi.org/10.1155/2016/4294219>.
- Long, D., Y. Pan, J. Zhou, Y. Chen, X. Hou, Y. Hong, B. Scanlon, and L. Longuevergne, 2017: Global analysis of spatiotemporal variability in merged total water storage changes using multiple GRACE products and global hydrological models. *Remote Sensing of Environment*, **192**, 198-216, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.02.011>.
- Lyon, B., and R. M. Dole, 1995: A diagnostic comparison of the 1980 and 1988 U.S. summer heat wave-drought. *Journal of Climate*, **8**, 1658-1675.
- Ma, N., and J. Szilagyi, 2019: The CR of evaporation: a calibration-free diagnostic and benchmarking tool for large-scale terrestrial evapotranspiration modeling. *Water Resources Research*, **55**, 7246-7274, <https://doi.org/10.1029/2019WR024867>.
- Ma, N., J. Szilagyi, Y. Zhang, and W. Liu, 2019: Complementary-relationship-based modeling of terrestrial evapotranspiration across China during 1982-2012: validations and spatiotemporal analyses. *Journal of Geophysical Research Letters: Atmospheres*, **124**, 4326-4351. <https://doi.org/10.1029/2018JD029850>.
- Mann, H. B., 1945: Nonparametric tests against trend. *Econometrica*, **13**, 245-259.

<https://doi.org/10.2307/1907187>.

- Martens, B., D. G. Miralles, H. Lievens, R. van der Schalie, R. A. M. de Jeu, D. Fernández-Prieto, H. E. Beck, W. A. Dorigo, and N. E. C. Verhoest, 2017: GLEAM v3: satellite-based land evaporation and root-zone soil moisture, *Geoscientific Model Development*, **10**, 1903–1925, <http://doi.org/10.5194/gmd-10-1903-2017>.
- McEvoy, D. J., J. L. Huntington, M. T. Hobbins, A. Wood, C. Morton, M. Anderson, and C. Hain, 2016: The Evaporative Demand Drought Index. Part II: CONUS-wide assessment against common drought indicators. *Journal of Hydrometeorology*, **17**, 1763–1779, <https://doi.org/10.1175/JHM-D-15-0122.1>.
- McKee, B. T., J. N. Doesken, and J. Kleist, 1993: The relationship of drought frequency and duration to time scales. *Proceedings of Eighth Conference on Applied Climatology*. 17–22 January. Anaheim, California. American Meteorological Society, Boston MA. USA. 179–184.
- McPhaden, M. J., 1999: Genesis and Evolution of the 1997–98 El Niño. *Science*, **283**, 950–954.
- McPhaden, M. J., S. E. Zebiak, and M. H. Glantz, 2006: ENSO as an integrating concept in earth science. *Science*, **314**, 1740–1745.
- McVicar, T. R., M. L. Roderick, R. J. Donohue, L. T. Li, T.G. van Niel, A. Thomas, J. Grieser, D. Jhajharia, Y. Himri, N. M. Mahowald, A. V. Mescherskaya, A. C. Kruger, S. Rehman, and Y. Dinpashoh, 2012: Global review and synthesis of trends in observed terrestrial near-surface wind speeds: implications for evaporation. *Journal of Hydrology*, **416–417**, 182–205. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.10.024>.
- Miralles, D. G., and Coauthors, 2018: Land-atmospheric feedbacks during droughts and heatwaves: state of the science and current challenges. *Annals of the New York Academy of Sciences*. doi: 10.1111/nyas.13912
- Miralles, D. G., T. R. H. Holmes, R. A. M. de Jeu, J. H. Gash, A. G. C. A. Meesters, A. J. Dolman, 2011: Global land-surface evaporation estimated from satellite-based observations. *Hydrology and Earth System Sciences*, **15**, 453–469.
- Miralles, D. G., A. J. Teuling, C. C. van Heerwaarden, and J. V. G. de Arellano, 2014: Megaheatwave temperatures due to combined soil desiccation and atmospheric heat accumulation. *Nature Geoscience*, **7**, 345–349, <https://doi.org/10.1038/NGEO2141>.
- Mo, K. C., and D. P. Lettenmaier, 2015: Heat wave flash droughts in decline. *Geophysical Research Letters*, **42**, 2823–2829, <https://doi.org/10.1002/2015GL064018>.
- Monteith J. L., 1965: *Evaporation and the Environment*, 19th Symposia of the Society for Experimental Biology, **19**, 205–234.

- Monteith J. L., 1981: Evaporation and surface temperature. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **107(451)**, 1–27, <https://doi.org/10.1002/qj.49710745102>.
- Moore, F. C., N. Obradovich, F. Lehner, and P. Baylis, 2019: Rapidly declining remarkability of temperature anomalies may obscure public perception of climate change, *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, **116(11)**, 4905–4910, <https://doi.org/10.1073/pnas.1816541116>.
- Myoung, B., and J. W. Nielsen-Gammon, 2010: The convective instability pathway to warm season drought in Texas. Part I: The role of convective inhibition and its modulation by soil moisture. *Journal of Climate*, **23**, 4461–4473.
- Myoung, B., S. W. Yeh, J. Kim, and M. Kafatos, 2018: Impacts of Pacific SSTs on atmospheric circulations leading to California winter precipitation variability: A diagnostic modeling. *Atmosphere*, **9**, 455.
- NASA Goddard Space Flight, 2017: Land Information System (LIS) LIS 7.2 Users' Guide, accessed 11 January 2020, <https://modelingguru.nasa.gov/docs/DOC-2634>.
- News Diggers, 2019: South, East Zambia must brace for heat wave – SADC Climate Centre. Accessed 31 December 2019. <https://diggers.news/local/2019/10/28/south-east-zambia-must-brace-for-heat-wave-sadc-climate-centre/>.
- Nieto, H., I. Sandholt, I. Aguado, E. Chuvieco, and S. Stisen, 2011: Air temperature estimation with MSG–SEVIRI data: Calibration and validation of the TVX algorithm for the Iberian Peninsula. *Remote Sensing of Environment*, **115**, 107–116, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.08.010>.
- Otkin, J. A., M. Svoboda, E. D. Hunt, T. W. Ford, M. C. Anderson, C. Hain, and J. B. Basara, 2018: Flash droughts: A review and assessment of the challenges imposed by rapid-onset droughts in the United States. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **99**, 911–919, <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-17-0149.1>.
- Penman, H. L., 1948: Natural evaporation from open water, bares soil, and grass. *Proceedings of the Royal Society, London, Ser. A*, **193**, 120–146.
- Peterson, T. C., 2005: Climate change indices. *WMO Bulletin* **54(2)**:83–86.
- Priestley, C. H., and R. J. Taylor, 1972: On the assessment of surface heat flux and evaporation using large-scale parameters. *Monthly Weather Review*, **100(2)**, 81–92, [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1972\)100<0081:OTAOSH>2.3.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1972)100<0081:OTAOSH>2.3.CO;2).
- Ramírez, J. A., M. T. Hobbins, and T. C. Brown, 2005: Observational evidence of the

- complementary relationship in regional evaporation lends strong support for Bouchet's hypothesis. *Geophysical Research Letters*, **32**, L15401, <https://doi.org/10.1029/2005GL023549>.
- Robinson, D.A., and G. Kukla, 1985: Maximum surface albedo of seasonally snow-covered lands in the northern hemisphere. *Journal of Climate and Applied Meteorology*, **24**(5), 402-411.
- Rodell, M., P.R. Houser, U. Jambor, J. Gottschalck, K. Mitchell, C.-J. Meng, K. Arsenault, B. Cosgrove, J. Radakovich, M. Bosilovich, J.K. Entin, J.P. Walker, D. Lohmann, and D. Toll, 2004: The Global Land Data Assimilation System. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **85**(3), 381-394, 2004.
- Russo, S., J. Sillmann, and E. M. Fischer, 2015: Top ten European heatwaves since 1950 and their occurrence in the coming decades. *Environmental Research Letters*, **10**, 124003, <https://doi.org/10.1088/1748-9326/10/12/124003>.
- Santoso, A., and Coauthors, 2019: Dynamics and predictability of El Niño-Southern Oscillation: An Australian perspective on progress and challenge. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **100**, 403-420.
- Seneviratne, S. I., R. D., Z. Guo, P. A. Dirmeyer, E. Kowalczyk, D. Lawrence, P. Liu, C.-H. Lu, D. Mocko, K. W. Oleson, and D. Verseghy, 2006: Soil moisture memory in AGCM simulations: analysis of Global Land-Atmosphere Coupling Experiment (GLACE) data. *Journal of Hydrometeorology*, **7**, 1090-1112, <https://doi.org/10.1175/JHM533.1>.
- Seneviratne, S. I., T. Corti, E. L. Davin, M. Hirschi, E. B. Jaeger, I. Lehner, B. Orlowsky, and A. J. Teuling, 2010: Investigating soil-moisture-climate interactions in a changing climate: A review. *Earth-Science Reviews*, **99**, 125-161, <https://doi.org/j.earscirev.2010.02.004>.
- Severe Weather Europe, 2019: Extreme heatwave in Australia - 50 ° C mark reached today, Dec 19th. Accessed 06 January 2020. <https://www.severe-weather.eu/global-weather/extreme-heatwave-in-australia-50c-mk/>.
- Sheffield, J., E. F. Wood, and M. L. Roderick, 2012: Little change in global drought over the past 60 years. *Nature*, **491**, 435-438, <https://doi.org/10.1038/nature11575>.
- Shori, N. and D. Or, 2011: What determines drying rates at the onset of diffusion controlled stage-2 evaporation from porous media? *Water Resources Research*, **47**, W09513, <https://doi.org/10.1029/2010WR010284>.
- Shuang, Y., and Coauthors, 2019: Loss of work productivity in a warming world: Differences between developed and developing countries, *Journal of Cleaner Production*, **208**, 1219-1225.

- Sud, D. M. Mocko, K. M. Lau, and R. Atlas, 2003: Simulating the midwestern U.S. drought of 1988 with a GCM. *ournal of Climate*, **16**, 3946–3965.
- Szilagyi, J., 2014: Temperature corrections in the Priestley-Taylor equation of evaporation. *Journal of Hydrology*, **519**, 455–464, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.07.040>.
- Szilagyi, J., 2018: A calibration-free, robust estimation of monthly land surface evapotranspiration rates for continental-scale hydrology. *Hydrology Research*, 49(3), 648–657, <https://doi.org/10.2166/nh.2017.078>.
- Szilagyi, J., R. Crago, and R. Qualls, 2017: A calibration-free formulation of the complementary relationship of evaporation for continentalscale hydrology. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, **122**, 264–278, <https://doi.org/10.1002/2016JD025611>.
- Teng, H., and G. Branstator, 2017: Causes of extreme ridges that induce California droughts. *Journal of Climate*, **30(4)**, 1477–1492.
- The NCAR Command Language (Version 6.4.0) [Software]. 2019: Boulder, Colorado: UCAR/NCAR/CISL/TDD. <http://dx.doi.org/10.5065/D6WD3XH5>
- Tramontana, G., M. Jung, C. R., Schwalm, K. Ichii, G. Camps-Valls, B. Ráduly, M. Reichstein, M. A. Arain, A. Cescatti, G. Kiely, L. Merbold, P. Serrano-Ortiz, S. Sickert, S. Wolf, and D. Papale, 2016: Predicting carbon dioxide and energy fluxes across FLUXNET sites with regression algorithms. *Biogeosciences*, **13**, 4291–4313, <https://doi.org/10.5194/bg-13-4291-2016>.
- Trenberth, K. E., and G. W. Branstator, 1992: Issues in establishing causes of the 1988 drought over North America. *ournal of Climate*, **5**, 159–172.
- Trenberth, K. E., J. T. Fasullo, and T. G. Shepherd, 2015: Attribution of climate extreme events. *Nature Climate Change*, **5**, 725–730.
- Van Loon, A. F., 2015: Hydrological drought explained. *WIREs Water*, **2**, 359–392, <https://doi.org/10.1002/wat2.1085>.
- Vicente-Serrano, S. M., C. Gouveia, J. J. Camarero, S. Beguería, R. Trigo, J. I. López-Moreno, C. Azorín-Molina, E. Pasho, J. Lorenzo-Lacruz, J. Revuelto, E. Morán-Tejeda, and A. Sanchez-Lorenzo, 2013: Response of vegetation to drought timescales across global land biomes. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, **110**, 52–57, <https://doi.org/10.1073/pnas.12070068110>.
- Vicente-Serrano, S. M., D. G. Miralles, F. Domínguez-Castro, C. Azorin-Molina, A. el Kenawy, T. R. McVicar, M. Tomás-Burguera, S. Beguería, M. Maneta, and M. Peña-Gallardo. 2018: Global assessment of the Standardized Evapotranspiration Deficit Index (SEDI) for drought analysis and monitoring, *Journal of Climate*, **31(14)**, 5371–5393, <https://doi.org/10.1175/JCLI-D>

-17-0775.1.

- Vicente-Serrano, S. M., S. Beguería, and J. I. López-Moreno, 2010: A multiscalar drought index sensitive to global warming: The Standardized Precipitation Evapotranspiration Index (SPEI). *Journal of Climate*, **23(7)**, 1696–1718, <https://doi.org/10.1175/2009JCLI2909.1>.
- Wang, S. Y., L. Hipps, R. R. Gillies, and J. H. Yoon, 2014: Probable causes of the abnormal ridge accompanying the 2013–2014 California drought: ENSO precursor and anthropogenic warming footprint. *Geophysical Research Letters*, **41**, 3220–3226.
- Wells, N., S. Goddard, and M. J. Hayes, 2004: A self-calibrating Palmer Drought Severity Index. *Journal of Climate*, **17**, 2335–2351, [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(2004\)017<2335:ASPDSI>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(2004)017<2335:ASPDSI>2.0.CO;2).
- Xia, Y., B. A. Cosgrove, K. E. Mitchell, C. D. Peters-Lidard, M. B. Ek, S. Kumar, D. Mocko, and H. Wei, 2016: Basin-scale assessment of the land surface energy budget in the National Centers for Environmental Prediction operational and research NLDAS-2 systems. *Journal of Geophysical Research: Atmosphere*, **121**, 196.220, doi:10.1002/2015JD023889.
- Xie, S. P., K. Hu, J. Hafner, H. Tokinaga, Y. Du, G. Huang, and T. Sampe, 2009: Indian Ocean capacitor effect on Indo-western Pacific climate during the summer following El Niño. *Journal of Climate*, **22(3)**, 730–747.
- Xie, W., W. Xiong, J. Pan, T. Ali, Q. Cui, D. Buan, J. Meng, N. D. Mueller, E. Lin, and S. J. Davis, 2018: Decreases in global beer supply due to extreme drought and heat, *Nature Plants*, **4**, 964–973.
- Yoo, C., J. Im, S. Park, and L. J. Quackenbush, 2018: Estimation of daily maximum and minimum air temperatures in urban landscapes using MODIS time series satellite data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **137**, 149–162, <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.01.018>.
- Zeng L., B. D. Wardlow, T. Tadesse, J. Shan, M. J. Hayes, D. Li, and D. Xiang, 2015: Estimation of daily air temperature based on MODIS Land Surface Temperature Products over the Corn Belt in the US. *Remote Sensing*, **7**, 951–970, <https://doi.org/10.3390/rs70100951>.
- Zhang, R., Y. Rong, J. Tian, H. Su, Z.-L. Li, and S. Liu, 2015: A remote sensing method for estimating surface air temperature and surface vapor pressure on a regional scale. *Remote Sensing*, **7**, 6005–6025, <https://doi.org/10.3390/rs70506005>.
- Zhang, X., G. Hegerl, F. W. Zwiers, and J. Kenyon, 2005: Avoiding Inhomogeneity in Percentile-Based Indices of Temperature Extremes. *Journal of Climate*, **18**, 1641–1651.

Zhang, X., G. Hegerl, S. Seneviratne, R. Stewart, F. Zwiers, and L. Alexander, 2014: WCRP Grand Challenge: Science underpinning the prediction and attribution of extreme events available at: https://www.wcrp-climate.org/images/documents/grand_challenges/GC_Extremes_v2.pdf.

Zobler, L., 1986: A world soil file for global climate modeling. NASA Technical Memorandum #87802.

부록 B. 분기별 이상기후 감시 및 원인분석보고서

이번 연구를 통해서 매월 전지구에 대한 이상기후 감시와 이상기후가 두드러진 지역에 대해 원인분석을 실시하였다. 이러한 이상기후 감시 및 원인분석 결과를 매분기별 정리하여 분기별 이상기후 감시 및 원인분석보고서를 작성하였다(Figure B1).

<p>아시아-태평양 지역 2019년 1/4분기 이상기후 감시 및 원인분석 보고서</p> <p>1. 2019년 1/4분기 이상기후 현황 및 원인분석 2</p> <p>1.1. 분기 주요 이상기후 현황 및 분석결과 요약 2</p> <p>1.2. 1분기 월별 이상기후 상세현황</p> <p>1.2.1. 1월.....</p> <p>1.2.2. 2월.....</p> <p>1.2.3. 3월.....</p> <p>1.3. 월별 이상기후 상세분석</p> <p>1.3.1. 1월.....</p> <p>1.3.2. 2월.....</p> <p>1.3.3. 3월.....</p> <p>1.4. 기타 특이 사항</p> <p>2. References</p> <p style="text-align: center;">1</p>	<p>아시아-태평양 지역 2019년 2/4분기 이상기후 감시 및 원인분석 보고서</p> <p>1. 2019년 2/4분기 이상기후 현황 및 원인분석 2</p> <p>1.1. 2분기 주요 이상기후 현황 및 분석결과 요약 2</p> <p>1.2. 2분기 월별 이상기후 상세현황</p> <p>1.2.1. 4월.....</p> <p>1.2.2. 5월.....</p> <p>1.2.3. 6월.....</p> <p>1.3. 2분기 월별 이상기후 상세분석</p> <p>1.3.1. 4월.....</p> <p>1.3.2. 5월.....</p> <p>1.3.3. 6월.....</p> <p>1.4. 기타 특이 사항</p> <p>2. References</p> <p style="text-align: center;">1</p>	<p>아시아-태평양 지역 이상기후 감시 및 원인분석 보고서</p> <p style="text-align: center;">2019년 3분기</p> <p>7월 이상 기후 감시현황 원인분석</p> <p>8월 이상 기후 감시현황 원인분석</p> <p>9월 이상 기후 8 감시 현황 8 원인분석 9 참고문헌 12 자료 및 방법 13</p> <p style="text-align: center;">이상기후팀 기후분석과</p>
---	--	---

Figure B1. Quarterly reports on the monitoring and attribution of extreme climate events.

부록 C. 운영매뉴얼: 동아시아 이상기후 감시 시스템

APEC Climate Center (APCC)

운영매뉴얼: 동아시아 이상기후 감시 시스템 (초안)

2019년 11월

APEC기후센터 기후사업본부
기후분석과 이상기후팀

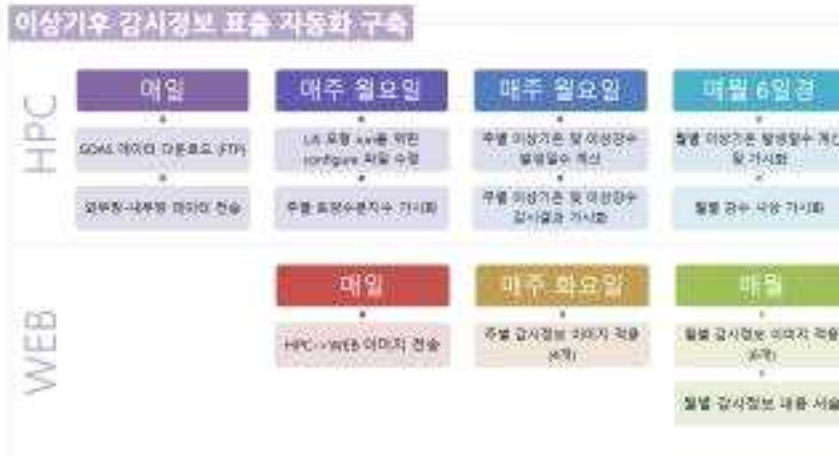
1. 서론

지구온난화에 의한 기후변화의 위험과 함께 이상기후는 세계 곳곳에서 발생하는 빈번해지면서 아니라 일상적으로 사회경제적 영향을 미치고 있다. 한국과 동아시아에서도 폭염, 한파, 가뭄, 폭우의 강도, 지속시간, 빈도가 점점 증가할 것으로 예상되며 이에 따라 시의성 있는 대응체계 마련이 시급한 상황이다. 본 시스템에서는 온실시간 세분식 자료를 이용하여 한국 및 동아시아 지역의 이상기후 감시 및 분석 정보를 효과적으로 제공할 수 있는 체계를 제안한다.

2. 업무 내용

가. 생산 일정

본 시스템은 매월 6일경 지난 달 전지구 이상기후 감시 정보를 생산하고, 매월 12일경 APCC 웹페이지에 동아시아 이상기후 월별 감시 정보가 업로드 되도록 자동화 구축되어 있다. 또한 매주 화요일 경 동아시아 이상기후 주별 감시 정보가 자동으로 업로드 되고 있다.



3. 수행 절차

가. 흐름도




```

src="+fig3_1"+"?"+"month+day+" style="max-width:49%; min-width:360px; height:auto;"</a><a
href="+fig3_2"+"?"+"month+day+" target="_blank">">
</script>

<p style="line-height: 1.5;"><b><span style="color: rgb(0, 0, 0); font-size: 13px;">그림 3. 표준
강수 지수 (왼쪽) 및 표준 증발량 부족 지수 (오른쪽)</span></b></p>

```

2) 주별 이상기후 감시정보 표출 자바 스크립트

```

<script>
var fig4_1 = "../apcc_images/Monitoring/weekly/web/Tmax.png"
var fig4_2 = "../apcc_images/Monitoring/weekly/web/Tmin.png"

// "그림 4번에 대한 이미지 삽입 자바 스크립트 (구기 갱신을 위해 png뒤에 오늘 날짜를 붙여
서 불러옴. 에디터 미리보기 안됨."
today = new Date();
month = today.getMonth() + 1;
day = today.getDate();

document.write ("<a href="+fig4_1+"?"+"month+day+" target="_blank"><a
href="+fig4_2+"?"+"month+day+" target="_blank">">
</script>

<p style="line-height: 1.5;"><b><span style="color: rgb(51, 51, 51); font-size: 13px;">그림 4. 주
간 이상 고온 (왼쪽) 및 이상 저온 (오른쪽) 발생일수</span></b><span style="color: rgb(0, 0,
0);">&nbsp;</span></p>
<p style="line-height: 1.5;"><span style="color: rgb(0, 0, 0);">&nbsp;</span></p>

<script>
var fig5_1 = "../apcc_images/Monitoring/weekly/web/PREC.png"
var fig5_2 = "../apcc_images/Monitoring/weekly/web/SML.png"

// "그림 5번에 대한 이미지 삽입 자바 스크립트 (구기 갱신을 위해 png뒤에 오늘 날짜를 붙여
서 불러옴. 에디터 미리보기 안됨."
today = new Date();
month = today.getMonth() + 1;
day = today.getDate();

document.write ("<a href="+fig5_1+"?"+"month+day+" target="_blank"><a
href="+fig5_2+"?"+"month+day+" target="_blank"> 월 길세 증발산량과 증발 요구량의 차이를 정상상태와 비교하여 지표 수분 부족량을 나타내는 상대적 가용지수</span></div>
<div style="line-height: 1.5; text-indent: -1em; margin-left: 2em;"><span style="font-size: 10pt; color: rgb(0, 0, 0);">&nbsp;&nbsp;&nbsp;</span><input checked="" type="checkbox" style="margin-right: 7px;"></div><span style="font-family: arial; font-size: 10pt; color: rgb(0, 0, 0);"><b>주간 강수 발생일수</b><b> 7일 동안 1mm 이상 강수 일수의 합</span></div>
<div style="line-height: 1.5; text-indent: -1em; margin-left: 2em;"><span style="font-size: 10pt; color: rgb(0, 0, 0);">&nbsp;&nbsp;&nbsp;</span><input checked="" type="checkbox" style="margin-right: 7px;"></div><span style="font-family: arial; font-size: 10pt; color: rgb(0, 0, 0);"><b>토양 수분 지수</b><b> 토양 내 사용 가능한 수분량을 나타내는 지수</span></div></td></tr>
</tbody>
</table>
<p style="line-height: 1.5;">&nbsp;&nbsp;&nbsp;</p></div>

```

부록 D. 트위터의 트윗 JSON 구조

```
{
  'created_at':'Thu Nov 21 07:03:43 +0000 2019',
  'id':1197410242767642626,
  'id_str':'1197410242767642626',
  'text':'APCC’s Executive Director and 15 researchers attended today’s #Korea-#ASEAN
#WomeninSTEM Forum held in #Busan, Kore… https://t.co/v7yeEP0w2h',
  'truncated':True,
  'entities':{
    'hashtags':[
      { 'text':'Korea', 'indices':[ 62, 68 ] },
      { 'text':'ASEAN', 'indices':[ 69, 75 ] },
      { 'text':'WomeninSTEM', 'indices':[ 76, 88] },
      { 'text':'Busan', 'indices':[ 103, 109 ] }
    ],
    'symbols':[ ],
    'user_mentions':[ ],
    'urls':[
      {
        'url':'https://t.co/v7yeEP0w2h',
        'expanded_url':'https://twitter.com/i/web/status/1197410242767642626',
        'display_url':'twitter.com/i/web/status/1…',
        'indices':[ 117, 140]
      }
    ]
  },
  'metadata':{ 'iso_language_code':'en', 'result_type':'recent' },
  'source':<a href="http://twitter.com/download/iphone" rel="nofollow">Twitter for
iPhone</a>',
  'in_reply_to_status_id':None,
  'in_reply_to_status_id_str':None,
  'in_reply_to_user_id':None,
  'in_reply_to_user_id_str':None,
  'in_reply_to_screen_name':None,
  'user':{
    'id':2678340798,
    'id_str':'2678340798',
    'name':'APEC Climate Center',
    'screen_name':'apcc21',
    'location':'Busan, South Korea',
    'description':'Enhancing the socio-economic well-being of member economies by
utilizing up-to-date scientific knowledge and applying innovative climate prediction
```

```

techniques',
  'url':'http://t.co/JHe3EpRNnj',
  'entities':{
    'url':{
      'urls':[
        {
          'url':'http://t.co/JHe3EpRNnj',
          'expanded_url':'http://www.apcc21.org/',
          'display_url':'apcc21.org',
          'indices':[ 0, 22 ]
        }
      ]
    },
    'description':{ 'urls':[ ] }
  },
  'protected':False,
  'followers_count':257,
  'friends_count':150,
  'listed_count':6,
  'created_at':'Fri Jul 25 01:31:40 +0000 2014',
  'favourites_count':12,
  'utc_offset':None,
  'time_zone':None,
  'geo_enabled':False,
  'verified':False,
  'statuses_count':540,
  'lang':None,
  'contributors_enabled':False,
  'is_translator':False,
  'is_translation_enabled':False,
  'profile_background_color':'CODEED',
  'profile_background_image_url':'http://abs.twimg.com/images/themes/theme1/bg.png',
  'profile_background_image_url_https':'https://abs.twimg.com/images/themes/theme1/bg.png',
  'profile_background_tile':False,
  'profile_image_url':'http://pbs.twimg.com/profile_images/537606488114470912/JuEmS-gH_normal.png',
  'profile_image_url_https':'https://pbs.twimg.com/profile_images/537606488114470912/JuEmS-gH_normal.png',
  'profile_banner_url':'https://pbs.twimg.com/profile_banners/2678340798/1426828128',

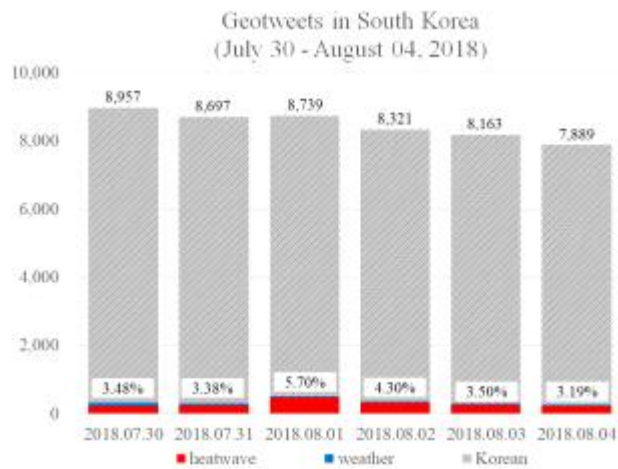
```

```
'profile_link_color':'1DA1F2',
'profile_sidebar_border_color':'C0DEED',
'profile_sidebar_fill_color':'DDEEF6',
'profile_text_color':'333333',
'profile_use_background_image':True,
'has_extended_profile':False,
'default_profile':True,
'default_profile_image':False,
'following':False,
'follow_request_sent':False,
'notifications':False,
'translator_type':'none'
},
'geo':None,
'coordinates':None,
'place':None,
'contributors':None,
'is_quote_status':False,
'retweet_count':1,
'favorite_count':1,
'favorited':False,
'retweeted':False,
'possibly_sensitive':False,
'lang':'en'
}
```

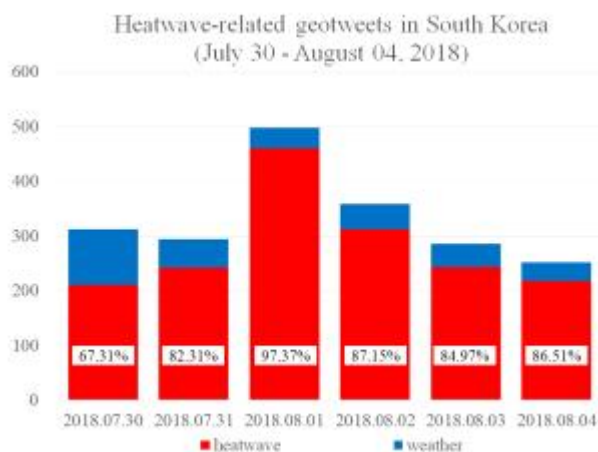
부록 E. 한국지역 폭염사례 트위터 분석

과거 한국지역의 폭염사례를 중심으로 이 연구의 주요 언어인 영어가 아닌 한국어를 대상으로 트위터 활용한 이상고온 탐지 가능성을 분석하고 평가하였다. 지오투잇에서 날씨 관련 트윗과 폭염 관련 트윗 분류는 육안 분류방법을 이용하였다.

분석자료는 한국에서 기록적인 폭염이 발생한 2018년을 대상으로 한국시간 기준 2018년 7월 30일부터 2018년 8월 4일까지 수집된 지오투잇 데이터를 이용하였다(Figure E1). 한국지역 내에서 발생한 한국어로 작성된 지오투잇 중 약 3.93%가 날씨 관련 자료였다. 날씨 관련 지오투잇 중 약 83.44%가 이상고온과 관련된 지오투잇으로 상당히 높은 비중을 차지하였다. 이는 데이터 중에서 날씨 관련 지오투잇의 비중이 적음에도 불구하고 대부분의 데이터가 더위와 관련된 내용으로 작성되었다는 것을 의미한다. 이러한 사례분석 결과를 바탕으로 트위터 데이터를 한국지역을 대상으로 활용이 가능한 것으로 판단된다.



(a)



(b)

Figure E1. Analysis results of geotweets written in Korean in South Korea: (a) whole geotweets (b) heatwave- and weather-related geotweets