

## 한반도 겨울철 기온의 월별 통계 예측 모형 구축 및 검증

한보름 · 임유나\* · 김혜진 · 손석우

서울대학교 지구환경과학부

(접수일: 2018년 3월 7일, 수정일: 2018년 5월 3일, 게재확정일: 2018년 5월 29일)

### Development and Evaluation of Statistical Prediction Model of Monthly-Mean Winter Surface Air Temperature in Korea

Bo-Reum Han, Yuna Lim\*, Hye-Jin Kim, and Seok-Woo Son

*School of Earth and Environmental Sciences, Seoul National University, Seoul, Korea*

(Manuscript received 7 March 2018; revised 3 May 2018; accepted 29 May 2018)

**Abstract** The statistical prediction model for wintertime surface air temperature, that is based on snow cover extent and Arctic sea ice concentration, is updated by considering El-Niño Southern Oscillation (ENSO) and Quasi-Biennial Oscillation (QBO). These additional factors, representing leading modes of interannual variability in the troposphere and stratosphere, enhance the seasonal prediction over the Northern Hemispheric surface air temperature, even though their impacts are dependent on the predicted month and region. In particular, the prediction of Korean surface air temperature in midwinter is substantially improved. In December, ENSO improved about 10% of prediction skill compared without it. In January, ENSO and QBO jointly helped to enhance prediction skill up to 36%. These results suggest that wintertime surface air temperature in Korea can be better predicted by considering not only high-latitude surface conditions (i.e., Eurasian snow cover extent and Arctic sea ice concentration) but also equatorial sea surface temperature and stratospheric circulation.

**Key words:** Statistical prediction model, seasonal forecasts, surface air temperature

### 1. 서 론

겨울철 기온의 월별 예측을 위해 다양한 통계 예측 모형이 개발되어왔다(e.g., Furtado et al., 2016). 최근 연구에서는 고위도 지역의 기후변동성을 예측 인자로 적극 고려하고 있다. 일례로 북반구 고위도의 눈 덮임과 해빙은 북반구 중위도 계절 예측에 중요한 역할을 하는 것으로 알려져 있다(Karl et al., 1993; Cohen and Entekhabi, 1999; Honda et al., 2009; Cohen et al., 2012; Kim et al., 2014). 눈 덮임의 변화는 시베

리아 고기압의 영향 반경을 결정하여 북반구 순환을 바꾼다(Karl et al., 1993; Cohen and Entekhabi, 1999; Cohen et al., 2012). 가을철 해빙 손실은 해양에서 대기로의 열 공급원 역할을 하여 대류권 및 성층권을 변화시키고 결과적으로 가을철 하층 대기 순환장을 강화시킬 수 있다는 가능성이 제시되었다(Honda et al., 2009; Cohen et al., 2014; Kim et al., 2014; Zhang et al., 2018).

이를 바탕으로 Furtado et al. (2016)에서는 눈 덮임과 해빙만으로도 상당히 정확한 북반구 겨울철 기온 예측이 가능함을 보였다. 10월의 눈 덮임과 11월의 해빙을 이용한 통계 모형은 다른 달에 비해 1월에 두드러진 예측성을 보였다. 눈 덮임과 해빙을 각각 이용한 통계 모형은 특히 북미와 북아프리카 일부 지역, 유럽과 서남아시아 및 동아시아 지역에서 높은 예측

\*Corresponding Author: Yuna Lim, School of Earth and Environmental Sciences, Seoul National University, 1 Gwanak-ro, Gwanak-gu, Seoul 08826, Korea  
Phone: +82-2-880-8152, Fax: +82-2-883-4972  
E-mail: jennifer125@snu.ac.kr

성을 보였으며 눈 덮임과 해빙을 동시에 반영한 모형에서는 더 넓은 지역에서 예측성이 확보되었다. 두 변수를 동시에 고려하는 경우, 북반구환상모드(Northern Annular Mode, NAM)의 예측성이 향상되어 북반구 겨울철 기온의 계절 예측에 성층권-대류권 상호작용이 기여하고 있다는 가능성을 제시하였다.

북반구 겨울철 기온은 눈 덮임과 해빙뿐만 아니라 성층권 변동성과 엘니뇨-남방진동에도 영향을 받는 것으로 알려져 있다(Thompson et al., 2002). Thompson et al. (2002)은 엘니뇨-남방진동뿐만 아니라 성층권 준 2년주기진동과 극 와도의 위상 변화가 북반구 기온과 연관성 있음을 보여주었다. 준 2년주기진동은 겨울철 극 와도의 변화를 결정하여 북반구 중위도 지표 기온에 영향을 미친다(Holton and Tan, 1980). 이를 바탕으로 유럽 지역에서는 준 2년주기진동을 계절예보에서 활용하고 있다. 엘니뇨-남방진동의 경우 열대 지역의 깊은 대류에서 발생한 로스비 파동이 중위도 지역까지 전파하면서 열대 지역뿐만 아니라 동아시아, 북미 등의 중위도 지표 기온에도 영향을 미치는 것으로 알려져 있다(Wallace and Gutzler, 1981). 특히 한반도 겨울철 지표 기온에 대해 적도 태평양 해수면 온도를 비롯한 엘니뇨의 영향 가능성이 많은 연구에서 확인되었다(e.g., Ahn et al., 1997; Kug et al., 2010).

앞서 언급한 바와 같이 북반구 겨울철 기온에 영향을 미치는 인자로서 대류권 중-고위도 지역의 눈 덮임과 해빙, 열대-중위도 지역의 해수면 온도 변동성 그리고 성층권 변동성까지 다양하게 제시되어 왔다(e.g., Thompson et al., 2002; Furtado et al., 2016). 그러나 이와 같은 복합적인 요소들은 기존의 북반구 기온 계절예보 연구에서 충분히 고려되지 않았다. 일례로 Furtado et al. (2016)은 북반구 겨울철 기온의 통계 예측 모형을 개발하는데 있어서 가을철 눈 덮임과 해빙 만을 고려하였다.

본 연구는 이를 확장하여, 해수면 온도와 성층권 변동성을 추가적으로 고려한 통계 예측 모형을 개발하였다. 또한 북반구뿐만 아니라 한반도에 집중된 분석을 추가함으로써 한반도 겨울철 기온 예측을 위한 최적의 모형을 찾고자 하였다.

## 2. 자료 및 방법

### 2.1 자료

본 연구에서는 Rutgers Global Snow Laboratory의 눈 덮임 자료(Robinson et al., 2012), National Snow and Ice Data Center의 해빙 자료(Cavalieri et al., 1996), Met Office Hadley Centre의 해수면 온도 자료(HadISST; Rayner et al., 2003), European Centre for Medium-Range Weather Forecasts Interim (ERA-Interim; Dee

et al., 2011) 재분석 자료의 20 hPa 동서방향바람, 해면기압, 2 m 기온 자료를 사용하였다. 분석 기간은 '1979년 10월~1980년 2월'에서 '2014년 10월~2015년 2월'까지 36년이며 모든 자료의 아노말리(anomaly)는 1981~2010년의 월별 평년값을 제거하여 계산하였다.

위 자료들은 다양한 해상도를 가지고 있다. 눈 덮임 자료는 89 × 89의 불규칙 격자로 이루어져있고, 해빙 자료의 수평해상도는 25 km이다. 해수면 온도는 1° × 1°의 수평해상도를 가지며 동서방향바람, 해면기압, 2 m 온도는 1.5° × 1.5°의 수평해상도를 갖는다. 격자의 불일치로 인한 불확실성을 해소하기 위해 모든 변수는 동일하게 1.5° × 1.5°로 내삽하였고, 계절규모 예측을 위하여 월평균 자료를 사용하였다.

### 2.2 방법

본 연구에서는 Furtado et al. (2016)이 제안한 통계 모형 개발 방식을 채택하였다. Furtado et al. (2016)에서는 10월 눈 덮임, 11월 해빙의 두 예측 인자와 겨울철(12월~2월) 평균한 해면기압에 대해 다변량 경험직교함수 분석(Multivariate Empirical Orthogonal Function)을 수행하여 북반구 겨울철 기후와 구조적으로 연결된 변동성을 나타내는 모드를 추출하였다. 북반구 해면기압의 주요 변동성은 북극 진동으로, 겨울철 북극 진동과 연관된 해면기압의 공간 구조는 온도 이류를 통해 한반도를 비롯한 유라시아 대륙과 아프리카 대륙의 지표기온과 높은 상관성을 갖는 것으로 알려져 있다(Thompson and Wallace, 1998; Wang et al., 2005; Cohen et al., 2007). 이 모드의 공간 패턴을 두 예측 인자에 사영시켜 얻은 Expansion Coefficient(EC) 시계열을 이용하여 선형회귀모형을 구축하였다. 본 연구에서는 이 방법을 바탕으로 예측 인자를 확장하여 분석에 적용하였다.

예측 인자는 총 네 가지를 고려하였다. Furtado et al. (2016)에서 고려한 눈 덮임과 해빙 이외에 성층권과 대류권 대표 인자를 예측 인자로 추가하여 통계 모형을 구축하였다. 적도 성층권의 대표적인 경년 변동성인 준 2년주기진동과 극 성층권의 극 와도 영향을 반영하기 위한 20 hPa 동서방향바람(U20), 적도 대류권의 대표적 경년 변동성인 엘니뇨-남방진동의 영향을 반영하기 위한 해수면 온도(Sea Surface Temperature, SST)를 추가적으로 사용하였다. Furtado et al. (2016)에서는 가을철 눈 덮임과 해빙의 변동성이 시간차를 두고 북반구 기후에 영향을 미치는 것을 고려하여(Cohen et al., 2007; Sun et al., 2015; Zhang et al., 2018), 10월의 눈 덮임과 11월의 해빙 자료를 사용하였다. 하지만 한반도 지역의 경우 정의된 예측 인자의 시기에 대한 겨울철 기온 예측의 민감도가 낮은 특성을 바탕으로 모든 예측 인자는 10월 자료를 이용

하였다. 11월의 자료로도 동일한 분석을 수행하였으나 큰 차이가 없었다.

북반구 겨울철과 4개의 예측 인자간 구조적으로 연결된 대표 변동성을 찾기 위해 10월의 눈 덮임(30°N-90°N), 해빙(60°N-90°N), 해수면 온도(10.5°S-60°N), 20 hPa 동서방향바람(10.5°S~90°N)의 아노말리를 겨울철(12~2월) 해면기압(21°N-90°N) 아노말리와 함께 다변량 경험적교합수 분석을 수행하였다. 다변량 경험적교합수 분석을 실행하기 앞서 모든 예측 인자에서 계절 변동성과 지구온난화에 따른 선형 경향성을 배제하기 위해 기후값과 선형 경향성을 제거하였다. 또한 예측 인자들 간 변동성의 크기가 다르기 때문에 동등하게 고려하기 위해 표준화하여 사용하였다. 다변량 경험적교합수 분석 후 얻어진 각 변수 별 주요 모드에 각각의 변수를 사영시켜 EC 시계열을 구하였고, 각 예측 인자의 10월 EC 시계열을 이용하여 다중선형회귀방법으로 12월, 1월, 2월 지표 기온에 대한 통계 예측 모형을 구축하였다.

각 예측 인자의 EC 시계열을 다르게 조합하여 4종류의 통계 모형을 만들었다. 4개의 모형은 각각 눈 덮임 + 해빙(SC + SI), 눈 덮임+해빙+해수면 온도(SC + SI + SST), 눈 덮임 + 해빙 + 성층권 바람(SC + SI + U20), 눈 덮임 + 해빙 + 해수면 온도 + 성층권 바람(ALL)으로 구성되어 있다. 그 중 일례로 모든 예측 인자를 사용하여 만든 선형회귀모형(ALL)의 식은 다음과 같다.

$$\hat{T}_{sfc} = a \times SC + b \times SI + c \times SST + d \times U20$$

$\hat{T}_{sfc}$ 는 선형회귀식에 의해 추정된 북반구 겨울철 지표 월평균 기온 아노말리이고, SC는 10월 눈 덮임(Snow Cover)의 EC 시계열, SI는 10월 해빙(Sea Ice)의 EC 시계열, SST는 10월 해수면 온도의 EC 시계열, U20은 성층권 동서방향바람의 10월 EC 시계열이다.  $a$ ,  $b$ ,  $c$ ,  $d$ 는 최소 제곱법으로 구한 각각의 계수이다.

회귀 모형에서 예측 인자들 사이의 상관성이 높으면 회귀 계수의 분산이 커져 회귀 계수들의 신뢰도가 떨어지게 된다. 이러한 현상을 다중공선성(Multicollinearity)이라 한다. 본 선형회귀모형의 다중공선성 평가를 위해 각 예측 인자 별 분산 팽창 인수(Variance Inflation Factor, VIF)를 구해 모형 안정도 시험을 수행하였다. 분산 팽창 인수의 식은 아래와 같다.

$$VIF_k = \frac{1}{1 - R_k^2}$$

$k$ 는 각각의 예측 인자 별 번호를 의미하고  $R_k^2$ 은 결정 계수로 각각의 예측 인자에 대해서 해당 예측 인자를 제외한 나머지 예측 인자들로 회귀 분석을 수행하고, 그 회귀 분석에서 추출된 결정 계수를 의미한다.  $R_k^2$ 은 0~1의 값을 가지며, 일반적으로  $R_k^2$ 가 0.9 이상,

$VIF_k$ 가 10 이상일 때 예측 인자가 다른 예측 인자에 의해 설명이 가능하며 다중공선성 문제를 갖는다고 판별한다(Kutner et al., 2004). 본 연구에서는 이보다 더 엄격한 기준인  $VIF_k$ 가 4보다 클 때를 기준으로 다중공선성 문제가 있다고 판별하였다(Tivy et al., 2007).

각 통계 모형(SC + SI, SC + SI + SST, SC + SI + U20, ALL)의 예측성 평가는 예측값과 ERA-Interim 재분석 자료 간 이상상관계수(Anomaly Correlation Coefficient, ACC; Jolliffe and Stephenson, 2003)를 사용하여 검증하였다.

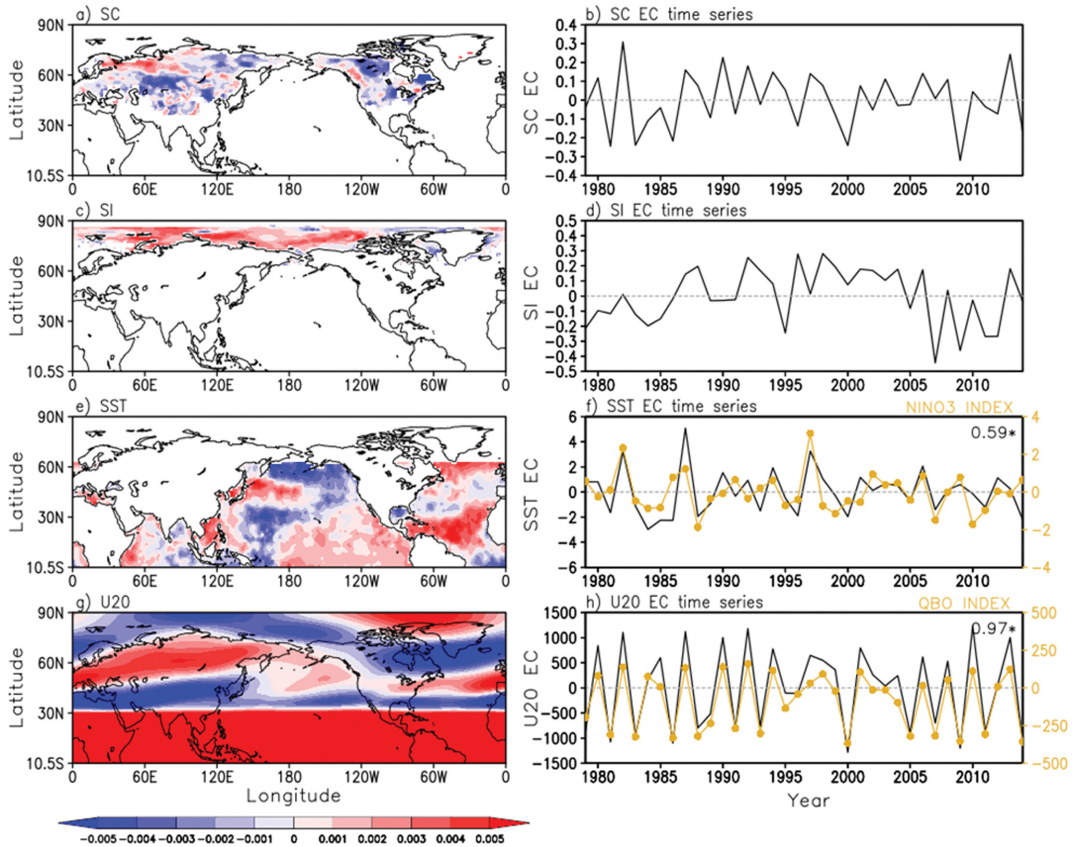
$$ACC = \frac{\sum_{i=1}^N (f - c)(v - c)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (f - c)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (v - c)^2}}$$

$N$ 은 예측이 이루어진 기간,  $f$ 는 모형 예측 값,  $v$ 는 관측 값,  $c$ 는 관측의 기후 값을 나타낸다. 또한 추가로 Leave-One-Out Cross-Validation (LOOCV)을 이용해 보다 면밀한 예측성 검증을 수행하였다. LOOCV는 실제 예측 상황에서 해당 년도의 자료는 활용이 불가능한 것을 감안하여 실제 예측과 비슷하게 해당 예측 년도의 자료 정보를 제외한 나머지 기간에 대해서만 같은 방식으로 모형을 구축하는 것이다(Elsner and Schmertmann, 1994). 예를 들어, 1979년 겨울의 예측성 검증을 위한 모형은 1980년부터 2014년까지 35개의 자료를 이용하여 모형을 구축한다. 동일한 방법을 36회 반복하여 예측한다는 점에서 통계 모형이 얼마나 안정된 예측성을 갖는지 확인가능하며, 본 연구에서 정의한 4종류의 통계 예측 모형에 대해 LOOCV를 모두 수행하였다.

## 3. 결 과

### 3.1 통계 예측 모형 구축

Figure 1은 4개의 예측 인자를 모두 사용한 ALL 모형의 변수 별 주요 모드의 공간 분포와 그에 따른 EC 시계열을 대표적으로 나타낸다. 나머지 3개 모형의 주요 모드도 이와 유사한 공간 분포를 보였다. 이 모드는 전체 변동성의 15.8%를 설명한다. Figure 1a는 눈 덮임의 주요 모드로 유라시아와 북미 지역에서 변동성이 크게 나타나고(Karl et al., 1993), Fig. 1c는 해빙의 주요 모드로 바렌츠 카라해부터 척치-동시베리아 해까지 북극해 지역 전반에서 변동성이 크다. Figure 1e는 해수면 온도의 주요 모드로 베링해 주변과 적도 부근 대서양에서 강한 변동성을 보이고, 적도 동태평양과 서태평양에서는 서로 반대 경향성을 갖는 패턴의 변동성이 나타난다. Figure 1g는 성층권 동서방향 바람의 주요 모드로 적도 지역에서 동서방향 대칭인 구조를 갖는 강한 변동성이 보이는데 이는 준2년주기



**Fig. 1.** (a) The leading mode and (b) EC time-series of SC from the multivariate EOF analysis of October SC, SI, SST, U20 and December-February SLP anomalies. (c-d) As in Fig. 1(a-b) but for SI. (e-f) As in Fig. 1(a-b) but for SST including Nino3 index. (g-h) As in Fig. 1(a-b) but for U20 including QBO index.

진동과 연관된 것으로 판단된다. 반면 중위도와 고위도에서는 열대 지역보다 약한 크기의 동서방향 비대칭 구조의 변동성을 보인다. Figure 1의 변수 별 주요 모드는 통계 모형을 구성하는 EC 시계열을 구하는데 사용됨으로써 주요 변동성의 영향이 예측 모형에 반영되었다.

각 예측 인자 별 EC 시계열은 경년 변동성이 존재하는 것으로 나타났다(Figs. 1b, d, f, and h). 해수면 온도와 성층권 동서방향바람의 주요 모드가 갖는 공간 분포를 바탕으로 각각 엘니뇨-남방진동, 준2년주기 진동과의 연관성을 확인하기 위해, Figs. 1f와 1h에서는 National Oceanic and Atmospheric Administration Earth System Research Laboratory의 Nino3 지수(Rayner et al., 2003)과 Freie Universität Berlin의 관측자료기반 준2년주기진동 지수(<http://www.geo.fu-berlin.de/en/met/ag/strat/produkte/qbo/index.html>)를 함께 나타내었다(노란색 실선). 해수면 온도의 EC 시계열은 Nino3 지수와 0.59의 통계적으로 유의한 상관관

계를 나타냈으며, 성층권 바람의 EC 시계열과 준2년 주기진동 지수의 경우에도 0.97의 높은 상관관계를 보였다. 따라서 ALL 모형에서 해수면 온도와 성층권 바람의 주요 모드는 각각 엘니뇨-남방진동과 준2년주기 진동의 영향을 반영할 것으로 사료된다. 단, 각 모형 별로 사용된 예측 인자의 종류와 개수가 다르기 때문에 다변량 경험직교함수 분석의 결과로 얻은 주요 모드의 패턴은 약간의 차이가 존재할 수 있다.

본 연구에서는 다변량 경험직교함수 분석을 통해 겨울철 공통된 주요 모드를 추출하여 모형을 만들었기 때문에 예측 인자의 EC 시계열 간 다중공선성이 존재할 수 있다. 이를 편별하기 위해 분산 팽창 인수를 확인한 결과, 각 예측 인자들은 최소 1.16, 최대 2.76의 분산 팽창 인수를 가졌다(Table 1). Tivy et al. (2007)에서 제안한 바와 같이 4 이하의 분산 팽창 인수로 예측 인자간 독립성 가정이 가능하다고 가정할 때, 모든 분산 팽창 인수가 3을 넘지 않기 때문에 본 연구에서 사용된 모형들은 선형회귀통계 모형 성립이

**Table 1.** Variance inflation factor for each predictor in each model.

	SC	SI	SST	U20
SC + SI	1.18	1.18	-	-
SC + SI + SST	1.61	1.16	1.43	-
SC + SI + U20	2.66	1.20	-	2.76
ALL	2.16	1.23	1.52	2.52

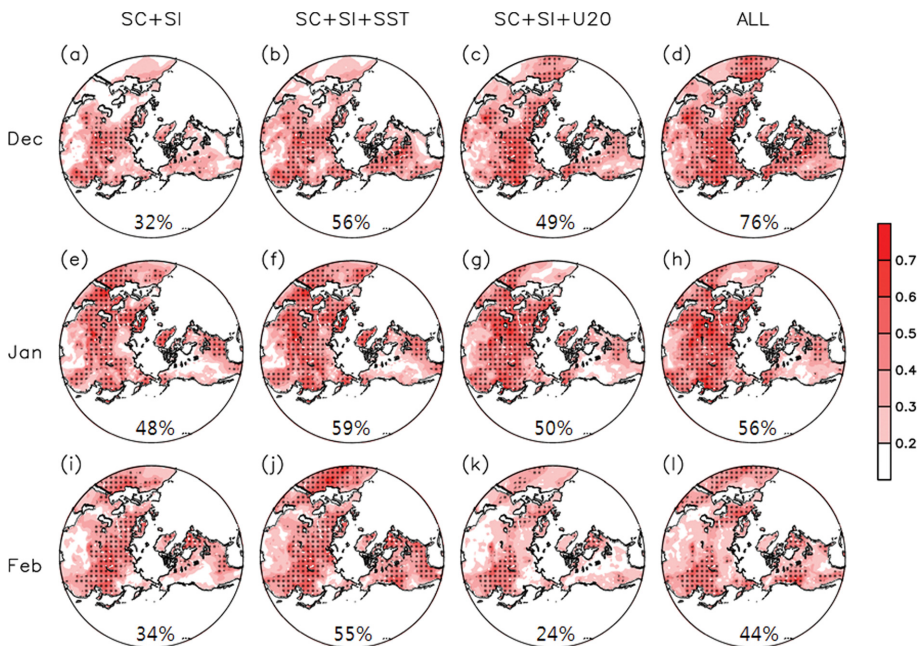
가능하다고 볼 수 있다.

**3.2 월별 통계 예측 모형 검증**

Figure 2는 예측 인자들을 조합하여 만든 4개의 통계 모형으로 예측한 겨울철 월별 북반구 기온과 재분석 자료 간의 ACC를 나타낸 것이다. 각 그림의 백분위 값은 육지에 해당하는 전체 격자 개수 중에서 통계적으로 유의한 격자가 차지하는 비율을 의미한다. 12월은 ALL 모형이 나머지 3개의 모형들과 비교하여 76%에 해당하는 가장 넓은 지역에서 통계적으로 유의하며 높은 ACC를 보였다(Figs. 2a-d). 반면, 추가되는 예측 인자에 따라 예측성이 향상하는 지역은 예측 인자에 따라 다른데, SC + SI 모형은 유라시아 지역에서 ACC가 전반적으로 높게 나타나며, 해수면 온도를 추가(SC + SI + SST)했을 때 북미 지역과 캄차카 반도

를 포함한 동러시아의 ACC가 증가하였다(Figs. 2a, b). SC + SI 모형에 성층권 바람을 추가(SC + SI + U20) 하였을 때는 북아프리카, 한반도 북동쪽에 위치한 중국과 러시아 지역, 알래스카, 미국 서부와 동부 끝 지역에서 ACC가 증가하였다(Figs. 2a, c). 세 예측 인자를 사용한 SC + SI + SST와 SC + SI + U20 모형에 성층권 바람과 해수면 온도의 변수를 추가하여 ALL 모형을 만들었을 때도 유사한 지역에서 ACC 향상이 보였다. 즉, SC + SI 모형에 두 변수를 추가하면서 ACC가 지역적으로 증가하였으며, 보다 정량적으로는 SC + SI + U20 모형에 해수면 온도를 추가하였을 때 유의한 예측성이 나타나는 지역이 27% 증가하고, 마찬가지로 SC + SI + SST 모형에 성층권 바람을 추가하였을 때에도 20% 증가하는 것으로 볼 때, 12월은 엘니뇨-남방진동과 준2년주기진동 모두 북반구 기온과 연관성이 크며 예측성 향상에 기여할 것으로 추정된다.

1월 기온은 다른 달과 비교했을 때 4개의 모형에서 모두 전반적으로 북반구에 ACC가 높은 지역이 가장 넓게 분포하고 있고, 모든 모형이 적어도 48% 이상의 지역에서 통계적으로 유의한 예측성을 보였다. 특히 그린란드, 아라비아 반도가 12월과 2월에 비해 ACC가 높고 유라시아 전역의 ACC도 전반적으로 높다. 이로 볼 때 현재 연구에 사용된 4개의 예측 인자는 특히 1월의 기온과 연관성이 높음을 알 수 있다.



**Fig. 2.** The ACC of surface air temperature in each linear regression model for (a-d) December, (e-h) January, and (i-l) February. The values that are statistically significant at the 95% confidence level are denoted by dots. The percentage of the regions that are significant is shown at the bottom.

또한, 네 모형에서 모두 알래스카, 미국 동부, 그린란드에 높은 ACC가 나타났다. 이는 모형들에 공통적으로 쓰인 눈 덮임과 해빙이 이들 지역에서 특히 중요하다는 것을 의미한다. 엘니뇨-남방진동과 준2년주기진동 또한 예측성을 향상시키는 역할을 하였는데, SC + SI 모형에 해수면 온도(SC + SI + SST)를 추가하였을 때 서유럽과 중앙 러시아 지역의 ACC가 높아졌고 (Figs. 2e, f) 성층권 바람을 추가(SC + SI + U20)하였을 때 북아프리카의 ACC는 약간 감소하였으나, 우랄 산맥 서쪽지역을 포함한 유라시아의 ACC가 증가하였다(Figs. 2e, g). 각 예측 인자가 예측성을 향상 또는 감소시키는 지역이 다르지만, 가장 넓은 지역에서 통계적으로 유의한 것을 기준으로 할 때 12월과 달리 SC + SI + SST 모형이 59%로 ALL 모형보다도 가장 넓은 지역에서 계절규모 기온 예측 성능이 좋았다 (Fig. 2f).

2월은 1월과 마찬가지로 SC + SI + SST 모형에서 ACC가 높은 지역이 제일 넓었으며(Fig. 2j), 해수면 온도는 주로 아프리카, 북아메리카, 아라비아 반도의 ACC 향상과 연관이 있는 것으로 나타났다. SC + SI 모형에 해수면 온도를 추가(SC + SI + SST)하였을 때 북아프리카와 북미 지역, 아라비아 반도의 ACC가 증가하였고(Figs. 2i, j), SC + SI + U20 모형에 해수면 온도를 추가했을 때에도 아프리카와 미국 서부, 아라비아 반도의 ACC가 증가하는 것으로 나타났다(Figs. 2k, l). 반면 성층권 바람을 추가(SC + SI + U20)하였을 때 유라시아 중앙 지역과 미국 동부의 ACC가 감소하였으며(Figs. 2i, k), SC + SI + SST 모형에 성층권 바람을 추가하였을 때 이와 같은 결과를 보였고 더불어 북아프리카의 ACC도 감소하였다(Figs. 2j, l). 즉, 2월의 경우 해수면 온도는 예측성을 향상시키는 반면 성층권 바람은 예측성을 감소시키는 역할을 한 것으로 추정된다.

결과를 요약하면, 선행연구에서 보여준 SC + SI 모형에 성층권과 대류권의 주요 변동성의 영향을 추가로 고려하면 예측성이 더 넓은 지역에서 확보됨을 확인하였다. 월별로 지역에 따라 기여하는 예측 인자가 다르게 나타나긴 하지만 전반적으로 12월은 성층권 주요 변동성인 준2년주기진동, 대류권 주요 변동성인 엘니뇨-남방진동 모두 북반구 기온 예측성 향상에 미치는 영향이 컸으며, 1월과 2월은 성층권보다는 대류권의 경년 변동성의 영향이 더 큰 것으로 나타났다.

Figure 2에서 모든 모형이 한반도 겨울철 기온을 잘 예측하는 것이 정성적으로 나타났다. 월별로 한반도를 가장 효율적으로 잘 예측할 수 있는 모형을 알아보기 위해 한반도를 중심으로 ACC를 위도 33°N~43°N, 경도 124°E~132°E에 대해 지역 평균하여 정량적으로 비교하였다(Table 2). Figure 2에서 예상된 바와 같이 모든 모형의 결과는 95% 신뢰 수준에서 유의하며, 12

**Table 2.** The ACC for surface air temperature averaged over South Korea (latitude: 33°E~43°E, longitude: 124°N~132°N) using each linear regression model (see text). The ACC, that is statistically significant at the 95% confidence level, is denoted by an asterisk.

	SC + SI	SC + SI + SST	SC + SI + U20	ALL
Dec	0.41*	0.45*	0.39*	0.44*
Jan	0.55*	0.61*	0.70*	0.75*
Feb	0.45*	0.47*	0.41*	0.42*

월의 경우 4개의 모형 중 SC + SI + SST 모형이 0.45의 가장 높은 ACC를 보였다. SC + SI + SST 모형은 SC + SI 모형에 비해 약 10%의 예측 성능을 향상시켰을 뿐만 아니라, 더 많은 예측 인자를 이용한 ALL 모형보다 ACC가 0.01 높았다. 반면 SC + SI 모형에 성층권 바람을 추가(SC + SI + U20)했을 때는 ACC가 0.02 감소하였고, SC + SI + SST 모형에 성층권 바람을 추가(ALL)했을 때도 ACC가 0.01 감소하였다. 따라서, 12월은 해수면 온도로 대표되는 엘니뇨-남방진동이 한반도 겨울철 기온 예측성 향상에 중요한 인자인 것으로 판단된다. 이는 한반도 12월 기온이 엘니뇨와 연관이 있다는 선행연구 결과와 일관되는 결과이며(Kug et al., 2010) 본 통계 모형이 간단한 모형이지만 이러한 영향을 잘 반영하고 있음을 보여준다.

1월은 모든 모형의 ACC가 0.5 이상으로 12월과 2월의 모형들과 비교했을 때 가장 높은 ACC를 갖는 달이다. SC + SI 모형에 해수면 온도를 추가(SC + SI + SST)하였을 때 ACC는 0.06 증가하였고 성층권 바람을 추가(SC + SI + U20)하였을 때 0.15 증가하였다. 성층권 바람을 추가하였을 때 ACC가 더 크게 증가하였고 이는 세 변수를 사용한 모형에 해수면 온도와 성층권 바람을 추가하였을 때도 같은 경향성을 보였다. 결국 모든 예측 인자를 사용한 ALL 모형은 0.75의 ACC를 가져 모든 모형 중 가장 높았고 SC + SI 모형에 비해 약 36%의 예측성이 향상되었다. 1월의 경우 해수면 온도와 성층권 바람을 추가할 때 모두 ACC가 증가하여 두 변수가 한반도 기온과 관련이 있는 것으로 판단되며, 이는 각 변수가 대표하는 엘니뇨-남방진동과 준2년주기진동이 한반도 1월 기온과 상관성이 큼을 시사한다.

2월은 SC + SI 모형에 해수면 온도를 추가(SC + SI + SST)했을 때 ACC가 0.02 증가하였고, 성층권 바람을 추가(SC + SI + U20)하였을 때 오히려 ACC가 0.04 감소하였다. SC + SI 모형에 해수면 온도를 추가(SC + SI + SST)한 모형이 ACC가 가장 높은 것으로 볼 때, 12월과 마찬가지로 해수면 온도가 2월 기온 예측성 향상에 기여할 것으로 보인다.



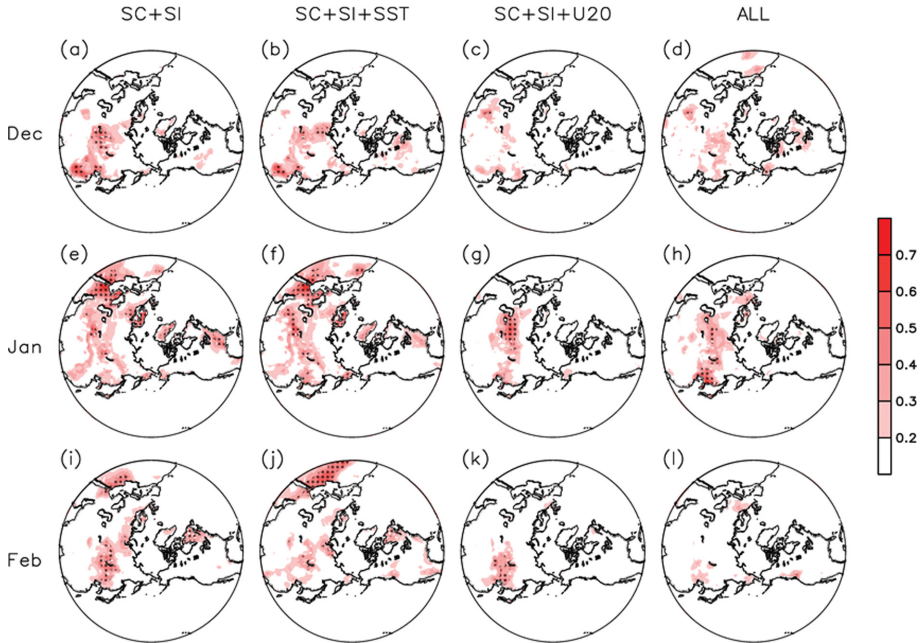


Fig. 3. Same as Fig. 2 but for leave-one-out cross-validation.

선형회귀통계 모형의 예측 성능을 검증하기 위하여 LOOCV 방법을 통해 북반구 겨울철 기온을 예측하고 재분석 자료와 ACC를 확인하였다. LOOCV의 ACC가 높게 나오는 곳은 해당 예측 년도의 정보를 배제하고 다른 해의 정보만으로도 예측이 가능하여 모형의 예측성이 안정적인 곳을 의미한다. 12월은 SC + SI 모형에서 한반도와 중국 동부지역 그리고 카자흐스탄의 발하쉬(Balkhash) 호수와 러시아의 바이칼(Baikal) 호수 사이 지역의 ACC가 통계적으로 유의해 예측성이 특히 안정적인 것으로 나타났다(Fig. 3a). 해수면 온도를 추가(SC + SI + SST)하였을 때 발하쉬, 바이칼 두 호수 사이의 ACC가 감소하였으나 여전히 통계적으로 유의하고, 캐나다와 미국의 오대호 주변 북미 지역에서는 Fig. 2와 일관성있게 ACC가 증가하였으나 유의하지는 않았다(Figs. 3a, b). 반면, 성층권 바람이 포함된 통계 모형(SC + SI + U20, ALL)은 ACC가 0.2 이하로 전반적으로 감소하였다(Figs. 3c, d).

1월은 SC + SI 모형에서 터키와 아라비아 반도의 북쪽, 미국 동부와 그린란드 지역이 통계적으로 유의한 ACC를 갖는다(Fig. 3e). 해수면 온도를 추가(SC + SI + SST)하였을 때 아프리카 북서쪽의 ACC가 증가한 반면 미국 동부의 ACC는 약 0.1 감소하였다(Figs. 3e, f). 성층권 바람을 추가(SC + SI + U20)하였을 때 아라비아 반도와 터키, 그린란드, 미국 동부의 ACC가 감소하여 0.2 이상의 값을 갖는 지역이 감소하는 반면에 중앙아시아 지역의 ACC가 약 0.3 증가하여 안정

적인 예측성을 갖는 것을 보였다(Figs. 3e, g). ALL 모형은 SC + SI + U20 모형과 비슷하게 중앙아시아와 한반도, 일본의 ACC가 높으며 특히 한반도 ACC가 약 0.69로 높았다(Fig. 3h).

2월 SC + SI 모형은 중국과 러시아지역, 아프리카 북동쪽 지역의 겨울철 기온이 안정적으로 예측 가능한 것으로 나타났고, 해수면 온도를 추가(SC + SI + SST)하였을 때 아프리카 북쪽의 ACC가 크게 증가하였다(Figs. 3i, j). 성층권 바람을 추가(SC + SI + U20)하였을 때는 중국의 ACC만 유의하게 나왔고 모든 예측 인자를 사용(ALL)하였을 때는 ACC가 전반적으로 줄어든 것을 확인 할 수 있었다(Figs. 3k, l).

한반도 지역에서 예측성이 안정적인 모형을 찾기 위해서 Fig. 3의 LOOCV 한 ACC를 한반도 지역 평균하여 Table 3에 나타내었다. 12월은 SC + SI + SST 모형이 SC + SI 모형에 비해 ACC가 0.02 증가한 0.38의 가장 높은 값을 보였다. SC + SI 모형에 성층권 바람을 넣었을 때(SC + SI + U20)는 ACC가 0.22 감소하

Table 3. Same as Table 2 but for leave-one-out cross-validation.

	SC + SI	SC + SI + SST	SC + SI + U20	ALL
Dec	0.36*	0.38*	0.14	0.18
Jan	0.41*	0.51*	0.43*	0.69*
Feb	0.19	0.12	0.26	0.13

였고 SC + SI + SST 모형에 성층권 바람을 추가(ALL) 하였을 때도 0.20 감소하였다. Table 2와 일관성 있게 12월의 경우 엘니뇨-남방진동을 고려할 때 한반도 겨울 기온을 안정적으로 예측함을 알 수 있다.

1월은 모든 모형이 통계적으로 유의한 ACC 값을 보였고 Table 2에서와 같이 LOOCV 한 결과에서도 ALL 모형이 모든 달과 모든 모형을 통틀어서 0.69의 가장 높은 ACC를 보여 한반도 지역 기온에 대해 가장 예측성이 높고 안정하다고 판단된다. SC + SI 모형에 해수면 온도를 추가(SC + SI + SST)하였을 때 ACC가 0.1 증가하였고 성층권 바람을 추가(SC + SI + U20)하였을 때도 0.02 증가하였다. 세 예측 인자를 사용한 모형인 SC + SI + U20 모형에 해수면 온도를 추가(ALL)하였을 때 ACC는 0.26 증가하였고 SC + SI + SST 모형에 성층권 바람을 추가(ALL)했을 때도 0.18 증가하였다. 즉, SC + SI 모형에 두 변수를 각각 추가했을 때보다 SC + SI + SST 모형과 SC + SI + U20 모형에 두 변수를 각각 추가하였을 때 ACC의 증가 폭이 더 큰데, 이로 볼 때 1월의 한반도 기온은 더 안정적이고 높은 예측성을 갖기 위해 해수면 온도와 성층권 바람을 동시에 고려할 필요가 있음을 알 수 있다.

2월의 경우 SC + SI + U20 모형이 0.26으로 가장 높은 ACC를 가져 성층권 바람의 변동성을 추가하였을 때 모형이 더 안정적인 것으로 보이지만 SC + SI + U20 모형을 포함한 모든 모형의 ACC 값이 통계적으로 유의하지 않다. 또한 Table 2에서 2월 모형들이 12월과 1월 모형들과 비교하였을 때 값의 차이가 크지 않은 반면 LOOCV를 하였을 때는 다른 달에 비해 확연히 낮은 값을 갖는 것으로 볼 때, 실제 2월 기온 예측 적용에 있어서는 보다 신중한 접근이 이루어질 필요가 있을 것으로 판단된다.

#### 4. 요약 및 결론

본 연구는 Furtado et al. (2016)을 바탕으로 10월의 눈 덮임, 해빙 공간 분포 이외에 북반구 중 특히 한반도 겨울철에 영향을 줄 가능성이 있는 해수면 온도, 20 hPa 동서방향바람 총 4가지 예측 인자들을 고려하여 선형회귀통계 모형을 구축하였다. 예측 인자들의 상호 연관성을 고려하여 북반구와 한반도 겨울철 기온의 예측 가능성을 알아보고자 다변량 경험적회귀분석을 통해 겨울철 기온과 연관된 예측 인자의 주요 변동성을 추출하여 다중선형회귀모형을 만들었다.

12월, 1월, 2월 각 월별로 예측 인자의 조합에 따라 지역별 예측성 차이가 있으나, ACC가 통계적으로 유의한 지역이 넓은 경우 북반구 겨울철 기온 예측성이 좋다고 할 때 12월 북반구는 전반적으로 엘니뇨-남방진동과 성층권 바람을 모두 추가한 통계 모형에서 예

측성이 가장 높아 두 변동성의 영향이 모두 중요한 것으로 나타났다. 1월과 2월은 해수면 온도를 추가하였을 때 예측성이 좋았고 해수면 온도의 주요변동성인 엘니뇨-남방진동의 영향과 연관이 있을 것으로 판단된다.

지역마다 겨울철 기온에 영향을 미치는 인자의 차이가 존재해 한반도 지역을 특정해서 살펴보면 12월은 SC + SI + SST 모형이 SC + SI 모형에 비해 10%의 예측성 향상을 보여 엘니뇨-남방진동이 한반도 기온 예측에 기여할 것으로 나타났다. 이는 12월 한반도 겨울철 기온에 대한 엘니뇨의 영향가능성에 관한 선행 연구(e.g., Kug et al., 2010)와 일관성 있는 결과이다. 1월은 눈 덮임, 해빙, 해수면 온도, 성층권 바람의 모든 예측 인자를 사용하여 만든 ALL 모형의 예측 성능이 SC + SI 모형에 비해 36% 향상되어 가장 높았다. SC + SI 모형에 해수면 온도와 성층권 바람을 각각 추가하였을 때도 ACC가 증가하였는데, 이 둘을 함께 추가한 모형에서 가장 높은 ACC를 보였기 때문에 1월 기온 예측에 있어 대류권 변동성과 성층권 변동성을 모두 고려하는 것이 중요할 것으로 판단된다. 2월은 12월과 마찬가지로 SC + SI + SST 모형의 ACC가 가장 높아, 엘니뇨-남방진동을 고려하는 것이 예측성 향상에 기여할 것으로 보인다.

LOOCV는 모형이 예측한 결과가 예측 해당 해의 정보를 배제했을 때의 값으로 ACC가 높은 곳은 모형이 안정적으로 예측 가능함을 의미한다. 한반도 지역의 경우 12월과 1월은 앞선 ACC 결과와 동일한 예측 인자가 중요하게 나왔지만 2월의 경우 SC + SI + U20 모형이 ACC가 가장 높게 나왔다. 하지만 이 모형의 결과도 통계적으로 유의하지 않아 한반도 기온을 예측하는데 어려울 것으로 나타났다. 이는 본 연구에서 고려한 네 변수 이외에 한반도 2월 기온에 영향을 미치는 다른 주요 인자가 존재할 가능성을 보여준다. 뿐만 아니라, 다변량 경험적회귀분석을 이용한 예측 모형 구축은 겨울철 예측 인자들이 구조적으로 연관되어 있음을 고려한 주요 모드를 추출할 수 있다는 장점이 있으나 예측 인자간 독립성에 대한 확신이 어렵다. 이에 대해서도 향후 추가 연구를 통한 개선이 필요하다.

본 연구는 이러한 한계점에도 불구하고 북반구와 한반도의 겨울철 기온 예측에 있어 해수면 온도와 성층권 바람의 두 변수를 추가로 고려함으로써 예측성 향상 가능성을 보여주었다. 따라서 계절규모의 겨울철 기온 예측에 대류권과 성층권 변동성을 고려함의 중요성을 시사하는 바이다.

#### 감사의 글

이 연구는 기상청 「기상지진See-At기술개발연구사



업」(KMI2018-01011)의 지원으로 수행되었습니다.

## REFERENCES

- Ahn, J.-B., J.-H. Ryu, E.-H. Cho, J.-Y. Park, and S.-B. Ryoo, 1997: A study of correlations between air-temperature and precipitation in Korea and SST over the Tropical Pacific. *Asia-Pac. J. Atmos. Sci.*, **33**, 487-495 (in Korean with English abstract).
- Cavalieri, D. J., C. L. Parkinson, P. Gloersen, and H. Zwally, 1996: Sea ice concentrations from Nimbus-7 SMMR and DMSP SSM/I-SSMIS passive microwave data, version 1. NASA National Snow and Ice Data Center Distributed Active Archive Center, doi:10.5067/8GQ8LZQVL0VL.
- Cohen, J., and D. Entekhabi, 1999: Eurasian snow cover variability and Northern Hemisphere climate predictability. *Geophys. Res. Lett.*, **26**, 345-348.
- \_\_\_\_\_, M. Barlow, P. J. Kushner, and K. Saito, 2007: Stratosphere-troposphere coupling and links with Eurasian land surface variability. *J. Climate*, **20**, 5335-5343.
- \_\_\_\_\_, J. C. Furtado, M. A. Barlow, V. A. Alexeev, and J. E. Cherry, 2012: Arctic warming, increasing snow cover and widespread boreal winter cooling. *Environ. Res. Lett.*, **7**, 014007, doi:10.1088/1748-9326/7/1/014007.
- \_\_\_\_\_, and Coauthors, 2014: Recent Arctic amplification and extreme mid-latitude weather. *Nat. Geosci.*, **7**, 627-637, doi:10.1038/NNGEO2234.
- Dee, D. P., and Coauthors, 2011: The ERA-Interim reanalysis: Configuration and performance of the data assimilation system. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **137**, 553-597, doi:10.1002/qj.828.
- Elsner, J. B., and C. P. Schmertmann, 1994: Assessing forecast skill through cross validation. *Wea. Forecasting*, **9**, 619-624.
- Furtado, J. C., J. L. Cohen, and E. Tziperman, 2016: The combined influences of autumnal snow and sea ice on Northern Hemisphere winters. *Geophys. Res. Lett.*, **43**, 3478-3485, doi:10.1002/2016GL068108.
- Holton, J. R., and H.-C. Tan, 1980: The influence of the equatorial quasi-biennial oscillation on the global circulation at 50 mb. *J. Atmos. Sci.*, **37**, 2200-2208.
- Honda, M., J. Inoue, and S. Yamane, 2009: Influence of low Arctic sea-ice minima on anomalously cold Eurasian winters. *Geophys. Res. Lett.*, **36**, L08707.
- Jolliffe, I. T., and D. B. Stephenson, 2003: Forecast verification: a practitioner's guide in atmospheric science. John Wiley & Sons. 254 pp.
- Karl, T. R., P. Y. Groisman, R. W. Knight, and R. R. Heim Jr., 1993: Recent variations of snow cover and snowfall in North America and their relation to precipitation and temperature variations. *J. Climate*, **6**, 1327-1344.
- Kim, B. M., E. Jung, G. H. Lim, and H. K. Kim, 2014: Analysis on winter atmospheric variability related to Arctic warming. *Atmosphere*, **24**, 131-140, doi:10.14191/Atmos.2014.24.2.131 (in Korean with English abstract).
- Kug, J.-S., M.-S. Ahn, M.-K. Sung, S.-W. Yeh, H.-S. Min, and Y.-H. Kim, 2010: Statistical relationship between two types of El Niño events and climate variation over the Korean Peninsula. *Asia-Pac. J. Atmos. Sci.*, **46**, 467-474, doi:10.1007/s13143-010-0027-y.
- Kutner, M. H., C. J. Nachtsheim, and J. Neter, 2004: Applied linear regression models. 4th edition, McGraw Hill, New York.
- Rayner, N. A., D. E. Parker, E. B. Horton, C. K. Folland, L. V. Alexander, D. P. Rowell, E. C. Kent, and A. Kaplan, 2003: Global analyses of sea surface temperature, sea ice, and night marine air temperature since the late nineteenth century. *J. Geophys. Res.*, **108**, 4407-4443.
- Robinson, D. A., T. W. Estilow, and NOAA CDR Program, 2012: NOAA Climate Data Record (CDR) of Northern Hemisphere (NH) Snow Cover Extent (SCE), Version 1. NOAA National Centers for Environmental Information.
- Sun, L., C. Deser, and R. A. Tomas, 2015: Mechanisms of stratospheric and tropospheric circulation response to projected Arctic sea ice loss. *J. Climate*, **28**, 7824-7845, doi:10.1175/JCLI-D-15-0169.1.
- Tivy, A., B. Alt, S. Howell, K. Wilson, and J. Yackel, 2007: Long-range prediction of the shipping season in Hudson Bay: A statistical approach. *Wea. Forecasting*, **22**, 1063-1075.
- Thompson, D. W., and J. M. Wallace, 1998: The Arctic Oscillation signature in the wintertime geopotential height and temperature fields. *Geophys. Res. Lett.*, **25**, 1297-1300.
- \_\_\_\_\_, M. P. Baldwin, and J. M. Wallace, 2002: Stratospheric Connection to Northern Hemisphere Wintertime Weather: Implications for Prediction. *J. Climate*, **15**, 1421-1428.
- Wallace, J. M., and D. S. Gutzler, 1981: Teleconnections in the geopotential height field during the Northern Hemisphere winter. *Mon. Wea. Rev.*, **109**, 784-812.
- Wang, D., C. Wang, X. Yang, and J. Lu, 2005: Winter

northern hemisphere surface air temperature variability associated with the Arctic Oscillation and North Atlantic Oscillation. *Geophys. Res. Lett.*, **32**, L16706.  
Zhang, P., Y. Wu, and K. L. Smith, 2018: Prolonged effect

of the stratospheric pathway in linking Barents-Kara Sea sea ice variability to the midlatitude circulation in a simplified model. *Clim. Dyn.*, **50**, 527-539, doi: 10.1007/s00382-017-3624-y.