

역학-통계 모형 결합을 통한 3-6주 기온 확률 예측 성능 개선

김민주¹⁾, 유창현¹⁾, 최정²⁾

1) 이화여자대학교 기후·에너지시스템공학과, 2) 서울대학교 지구환경과학부

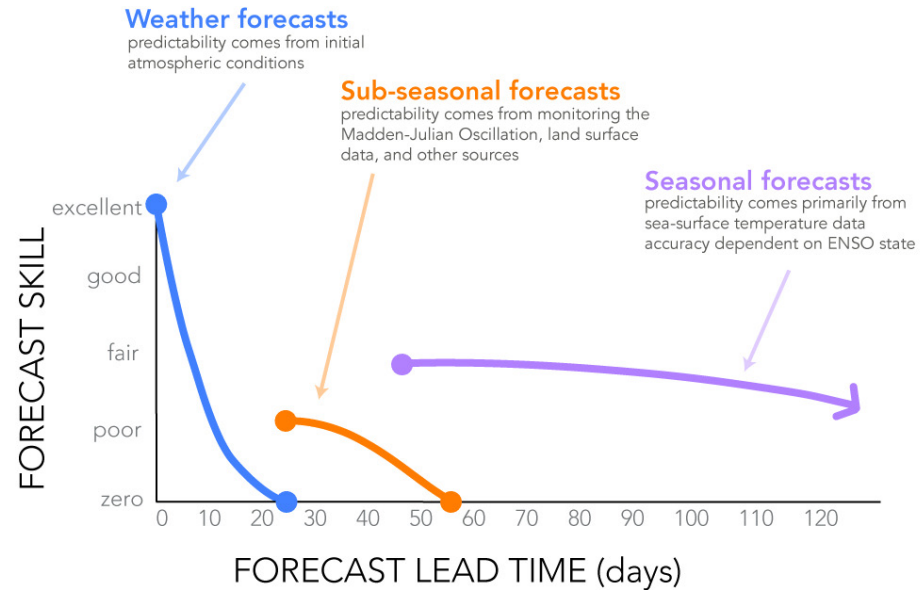
계절 내 (Subseasonal) 예측

- 2주 ~ 3개월 전망 예측의 사회 · 과학적 수요 증가
- S2S, Sub-X 와 같은 계절 내 시간 규모의 데이터베이스 구축

역학 모형

높은 초기 예측 성능

급격한 예측 성능 감소

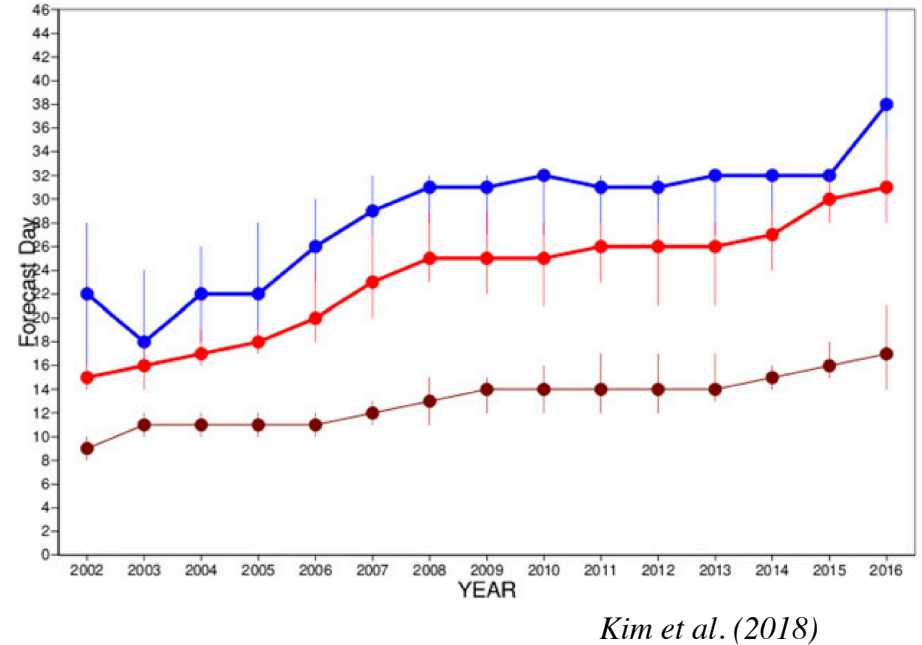
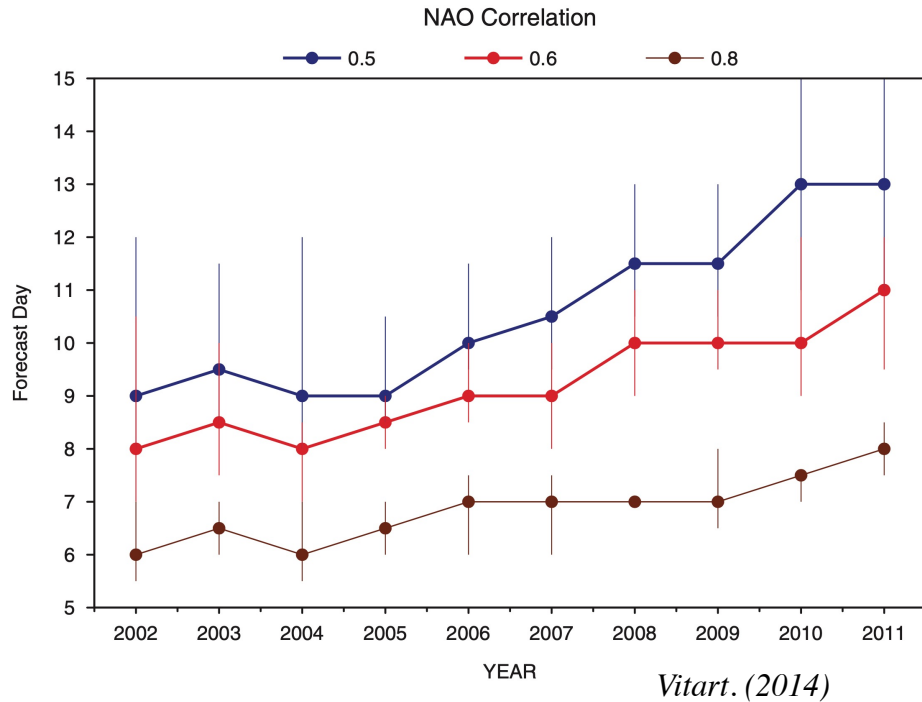


통계 모형

3~4주 선행 시간
예측 성능 유지

예측 인자에 민감

역학 모형의 지속적인 예측 성능 향상



- 물리 과정 모수화, 초기장 개선, 앙상블 예측을 통한 지속적인 개선
- MJO, NAO 등 기후 모드의 계절 내 예측 평가 (e.g., Vitart., 2014; Kim et al., 2018).

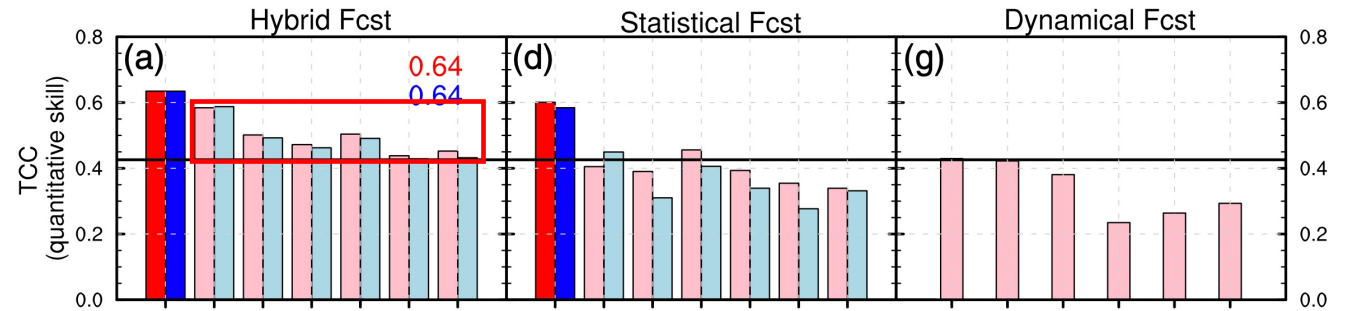
1) 선형 회귀 모형

- 예측 인자와 예측 변수 간 회귀식
- 선형 관계를 기반으로 예측
- 앙상블 역학 모형과 결합 시도
(e.g., Kim et al., 2017; Qian et al., 2020)

2) 위상 모형

- 합성장 기반의 통계 모형: 예측 인자와 예측 변수 간 **비선형성**을 반영
- Johnson et al. (2014): MJO, ENSO, 선형 추세를 이용한 북미 지역 기온 예측
- NOAA/CPC: **3-4주 기온 및 강수** 전망에 이용
- AR(Atmospheric River), 토네이도 예측 등 **다양한 분야로 확장** (Baggett et al., 2018; Mundhenk et al., 2018)

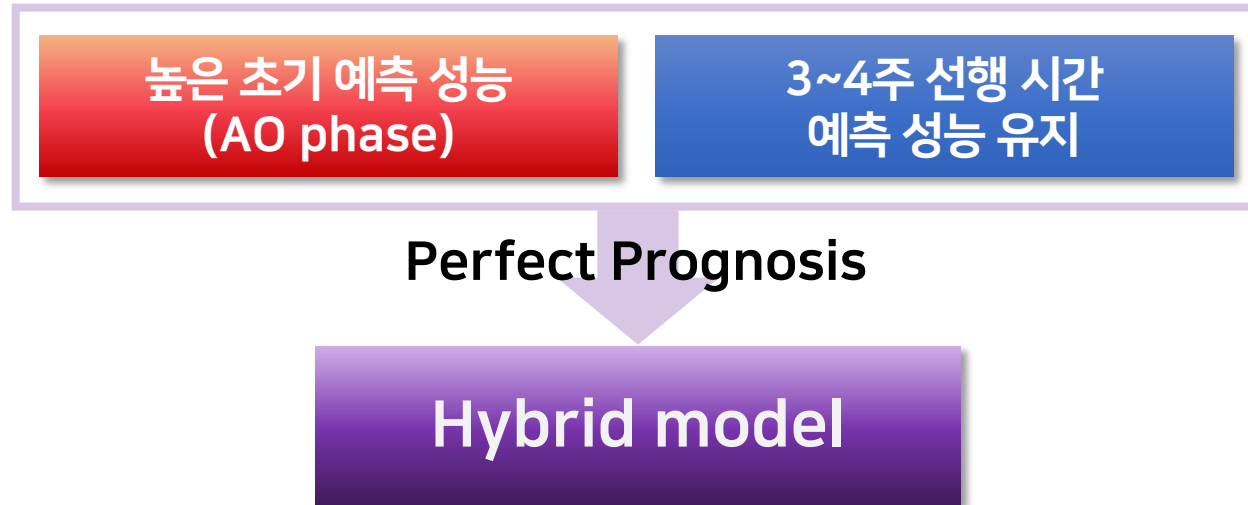
- Qian et al. (2020): 계절 내 tropical cyclone 예측



역학 모형 + 위상 모형

위상 모형: 예측 인자의 종류에 민감

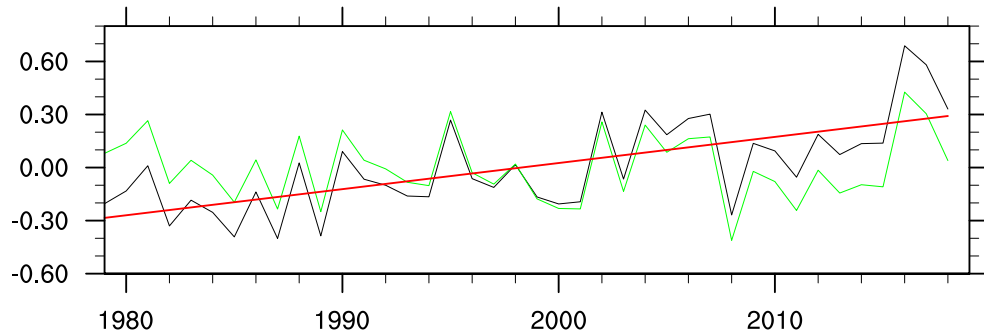
- 채택된 예측 인자가 유지되는 시간 규모에 다소 의존적 (e.g., MJO and EAWR)
- 확률 예측이 시작되는 시점에 예측 인자의 위상이 반영됨: 예측 인자와 Lag \uparrow ~ 성능 \downarrow



1) 지표 기온 (T_{2m}): ERA-Interim

- 수평 해상도: 2.5° latitude × 2.5° longitude
- 1979/80-2017/18 겨울철 (DJF)
- 7일 평균 기온 anomaly 사용.

※ linear trend & seasonal cycle 제거
(first 4 harmonics of daily calendar mean)



3) Daily AO index

- 관측된 AO 지수: from NOAA/CPC
- 예측된 AO 지수: from ECMWF hindcast SLP anomaly
- Positive phase (0.43σ) & Negative phase (-0.43σ)

2) ECMWF 과거재현자료(hindcast)

- Mean sea level pressure (SLP) from ECMWF S2S dataset
- 초기 적분일 기준 1~32일의 선행 시간 사용
- 기간: 1998-2017 DJF
- 11개의 앙상블 멤버 ~ 앙상블 평균 값 사용
- 구조적 오차 제거를 위한 bias correction

$$H'_\tau = H_\tau - (\overline{H_\tau} - \overline{O_\tau})$$

$$\overline{H_\tau} = \frac{1}{N} \sum_{i=n}^n H_{i\tau}, \overline{O_\tau} = \frac{1}{N} \sum_{i=n}^n O_{i\tau},$$

$H'_{i\tau}$: 편이 보정된 hindcast

$\overline{H_\tau}$: 예측된 월별 기후값

$\overline{O_\tau}$: 관측된 월별 기후값

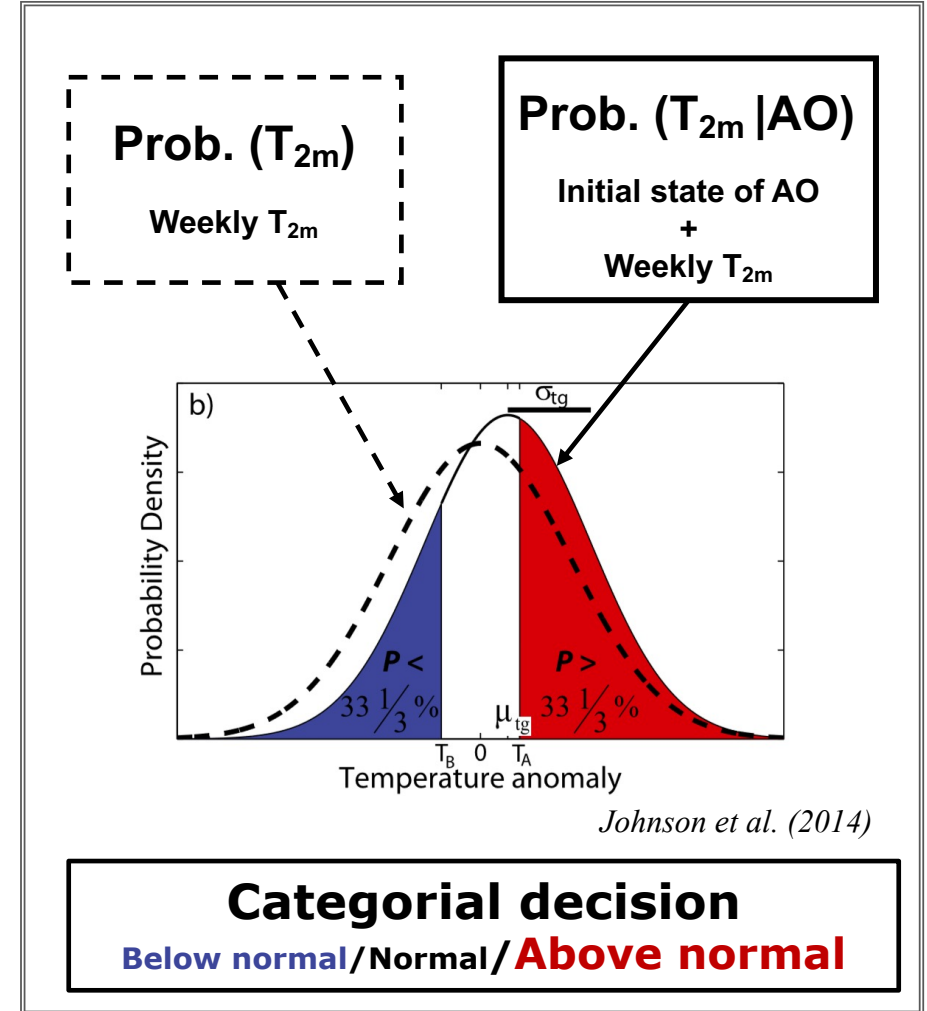
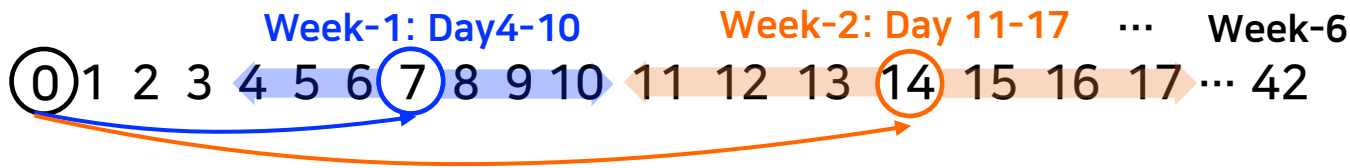
τ : 주별 예측 선행 시간 ($\tau=1,2,\dots,6$)

✓ 위상 모형의 설계

- 예측 인자(AO)와 예측 변수 (T_{2m}) 간 합성장(관측)
- Prob. (SAT) vs Prob. (SAT | AO phase)
- 정규 분포 가정
- AO phase 조건에 따른 PDF의 변화 → 3분위 중 채택

$$y_0 = f(x_0)$$

- 예측 성능: Active phase > Neutral phase
- 1~6주 간 주별 예측 시행



PP (Perfect Prognosis) 방법

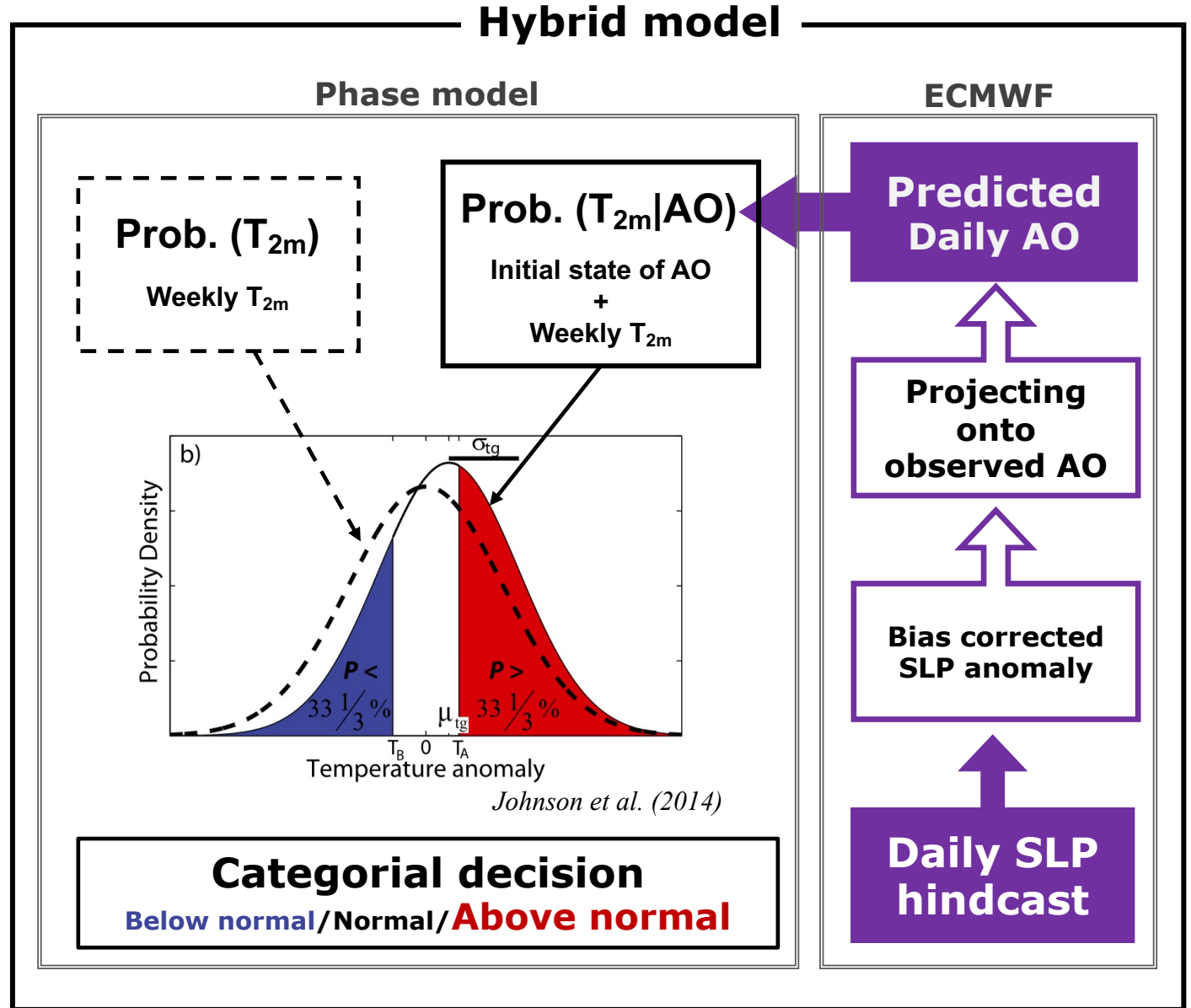
- 관측 자료에 기반
:예측 인자 예측 변수 간 관계식 산출
- '역학 모형의 예측 결과가 완벽하다' 가정
- 역학 모형에서 산출된 결과를 예측 인자로 사용

$$y_0 = f_{PP}(x_0)$$

↓

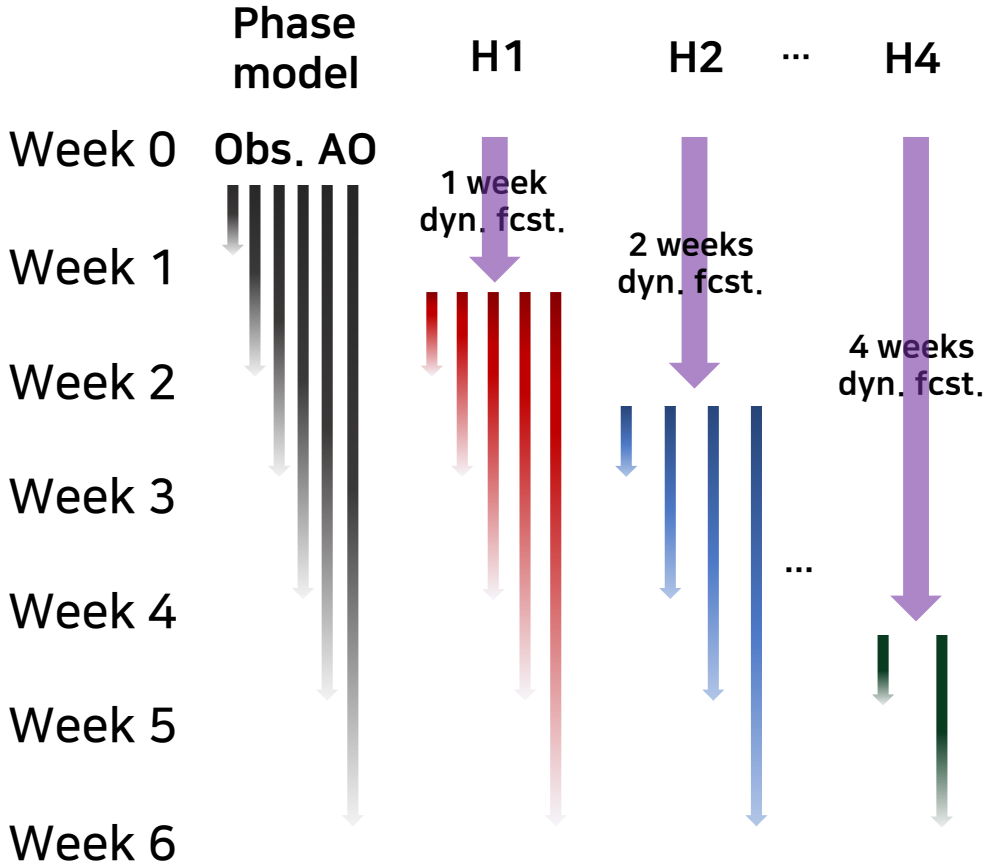
$$y_t = f_{PP}^{\text{True}}(x_t)$$

(Wilks, 2011)

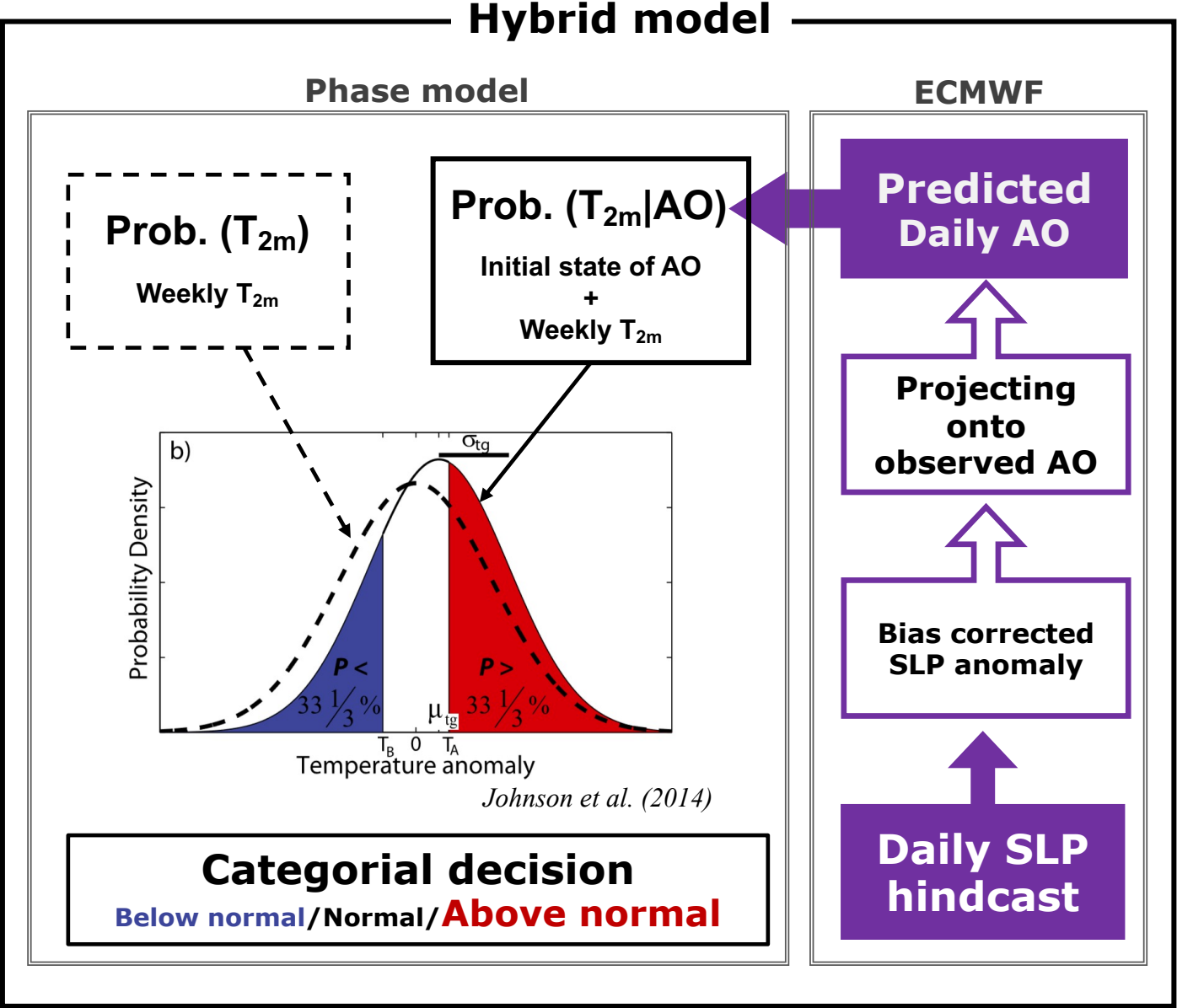


03 Perfect Prognosis 방법 기반의 결합 모형

총 4가지 버전의 결합 모형 설계 & 평가



선행 시간에 따른 예측 성능 감소를 지연



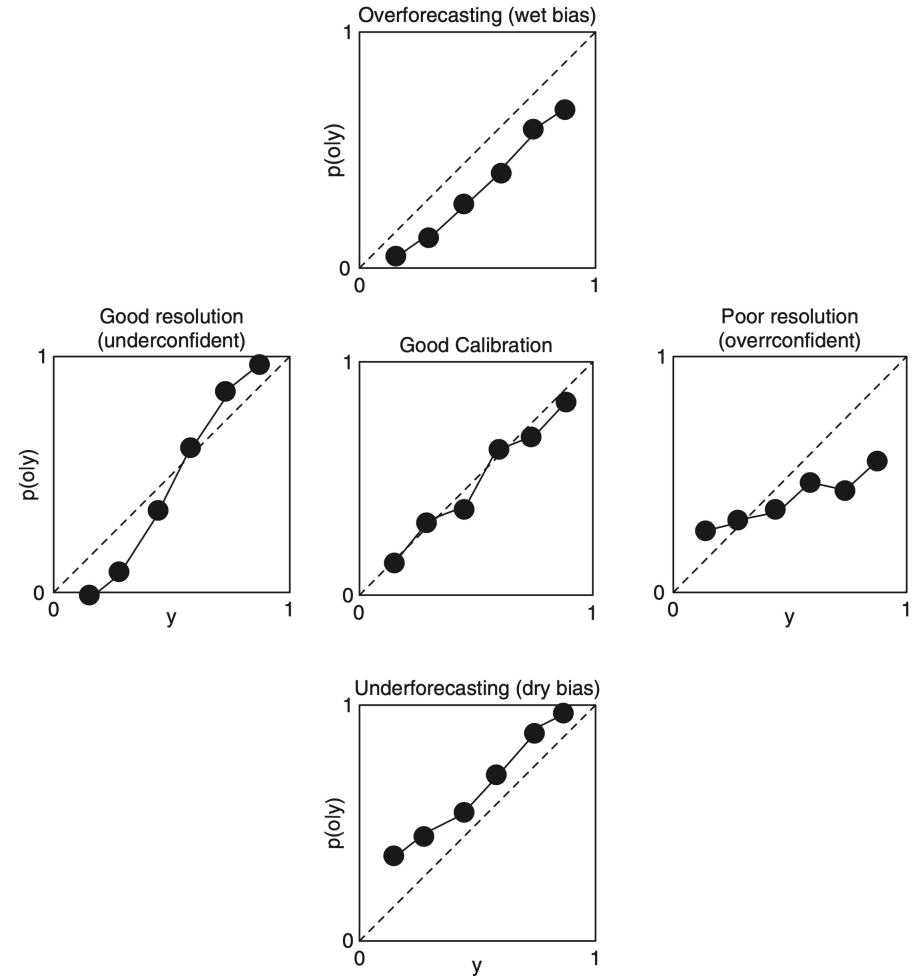
1) 예측 성능 평가: Heidke Skill Score (HSS)

$$HSS = \frac{C - E}{T - E} \times 100 (\%)$$

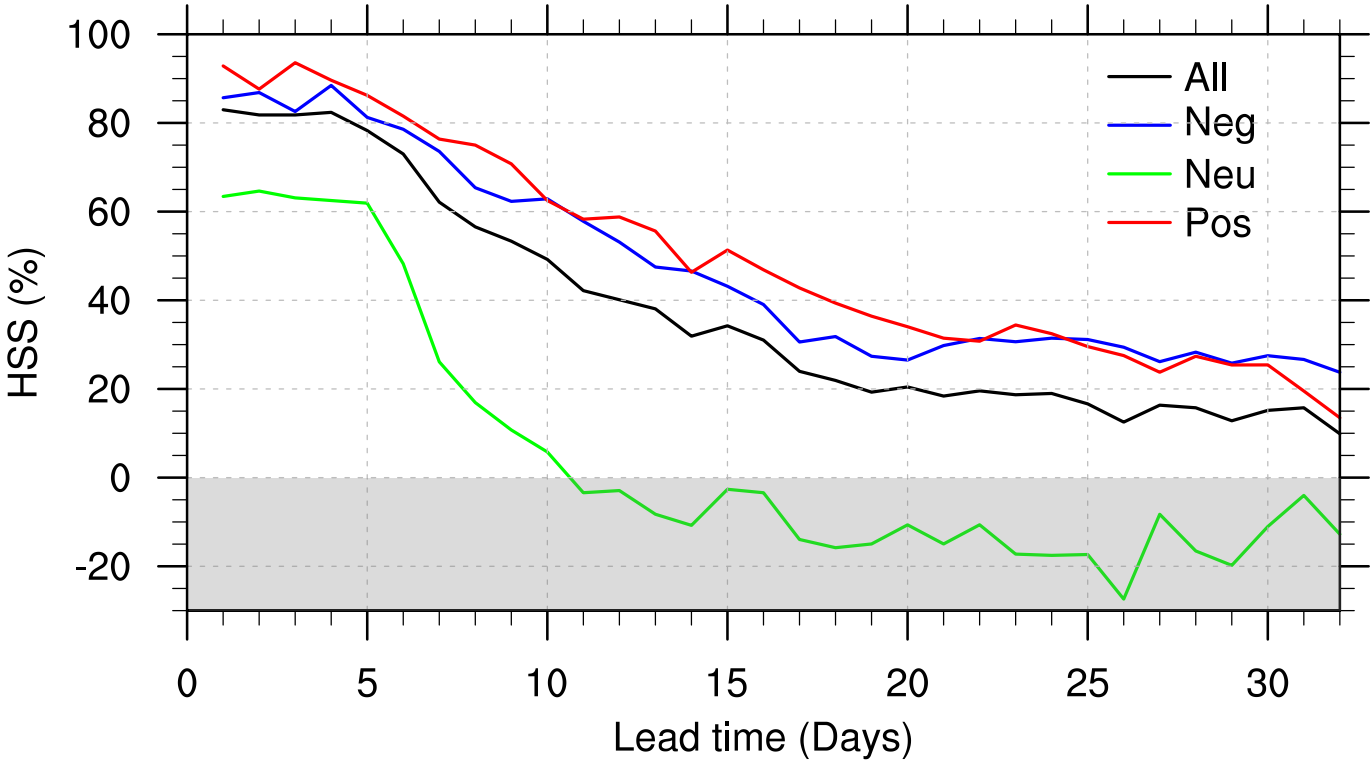
T: 예측 시도 횟수
 C: 예측 성공 횟수
 E: 기댓값 ($T/3$)

- 범위: $-50\% \leq HSS \leq 100\%$
- $HSS > 0\%$: greater than random forecast
- 교차 검증 실시
 (leave-one-year-out cross validation)

2) 신뢰도 평가: Calibration function



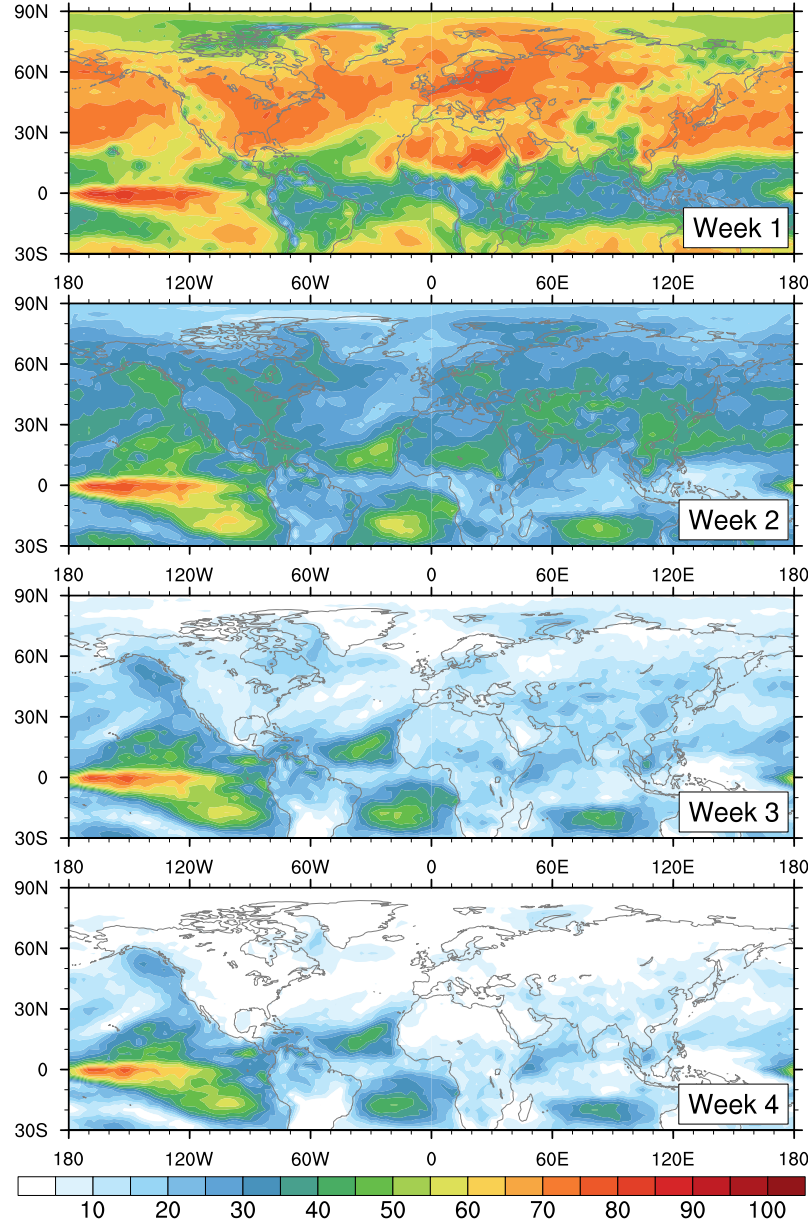
(Wilks, 2011)



ECMWF의 겨울철 AO 위상 예측 성능 평가

- All (black)**
 - Day 1: 85% > Day 14: 35% > Day 32: 15%
- Active: Positive + Negative (blue & red)**
 - AO가 증폭될 경우 **5-20% 증가**
- Neutral (green)**
 - 0% 이상의 예측 성능: 11일 이내 → **not reliable**

AO 위상이 증폭 (Active phases) 되는 시기에 대해 평가

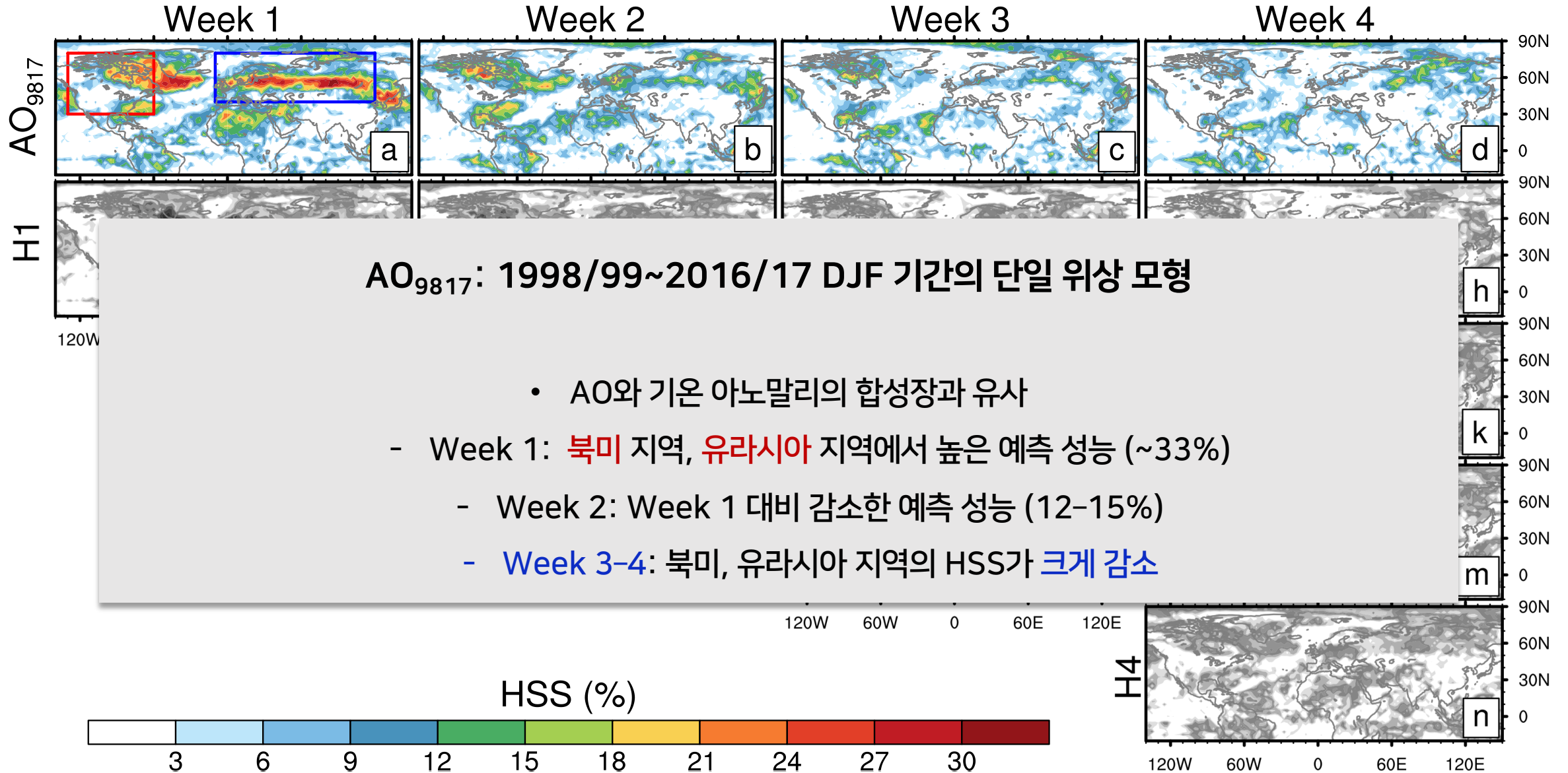


ECMWF의 겨울철 기온 예측 성능 평가 (HSS)

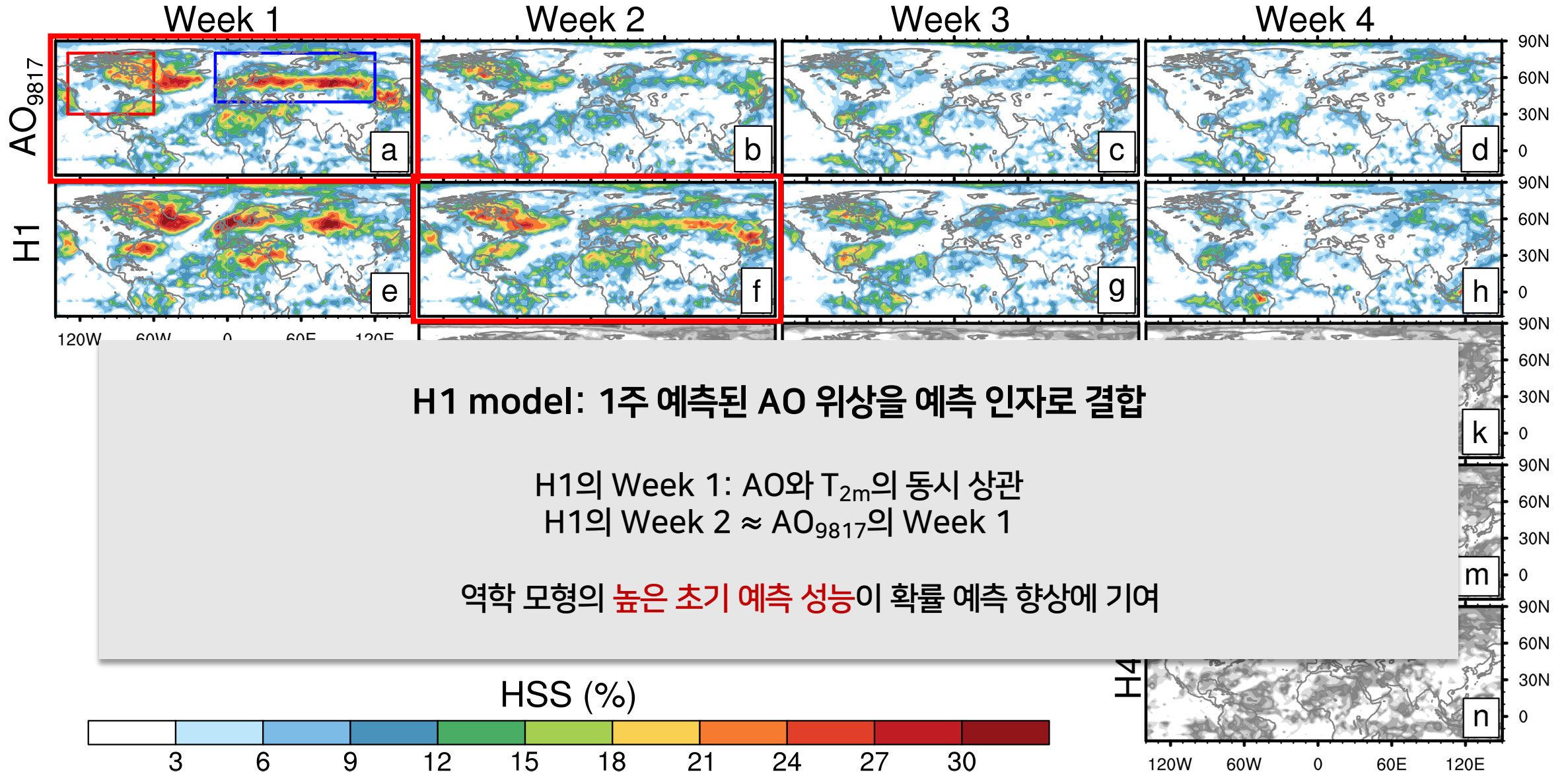
- 열대 지역 예측 성능: 지속적으로 높은 HSS
 - ENSO (El Niño-Southern Oscillation) 대규모 변동성 ↓
- 중·고위도 지역: 초기의 높은 예측 성능이 빠르게 감소
 - 중위도의 강한 온도 경도 ~ 경압 불안정
 - 대륙을 중심으로 더욱 급격하게 예측성 감소

표1. 선행 시간에 따른 지역 (북반구, 유라시아, 북미) 평균된 HSS(%). 지역 평균 시 해양은 제외.

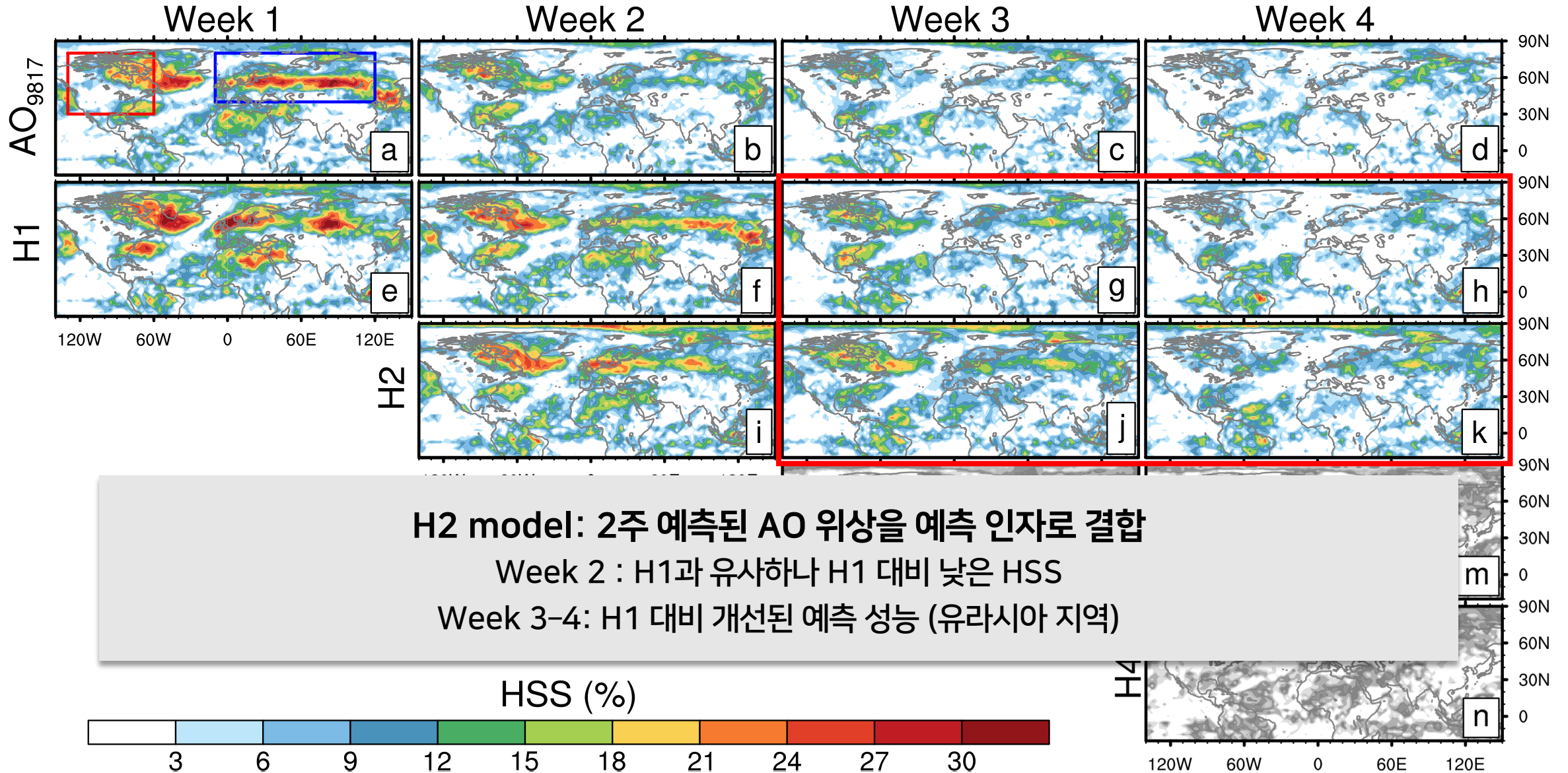
| Lead time | Northern Hemisphere | Eurasia | North America |
|-----------|---------------------|---------|---------------|
| Week 1 | 61.92 | 65.55 | 67.23 |
| Week 2 | 32.23 | 31.57 | 32.42 |
| Week 3 | 12.82 | 10.71 | 10.93 |
| Week 4 | 5.15 | 2.21 | 2.20 |



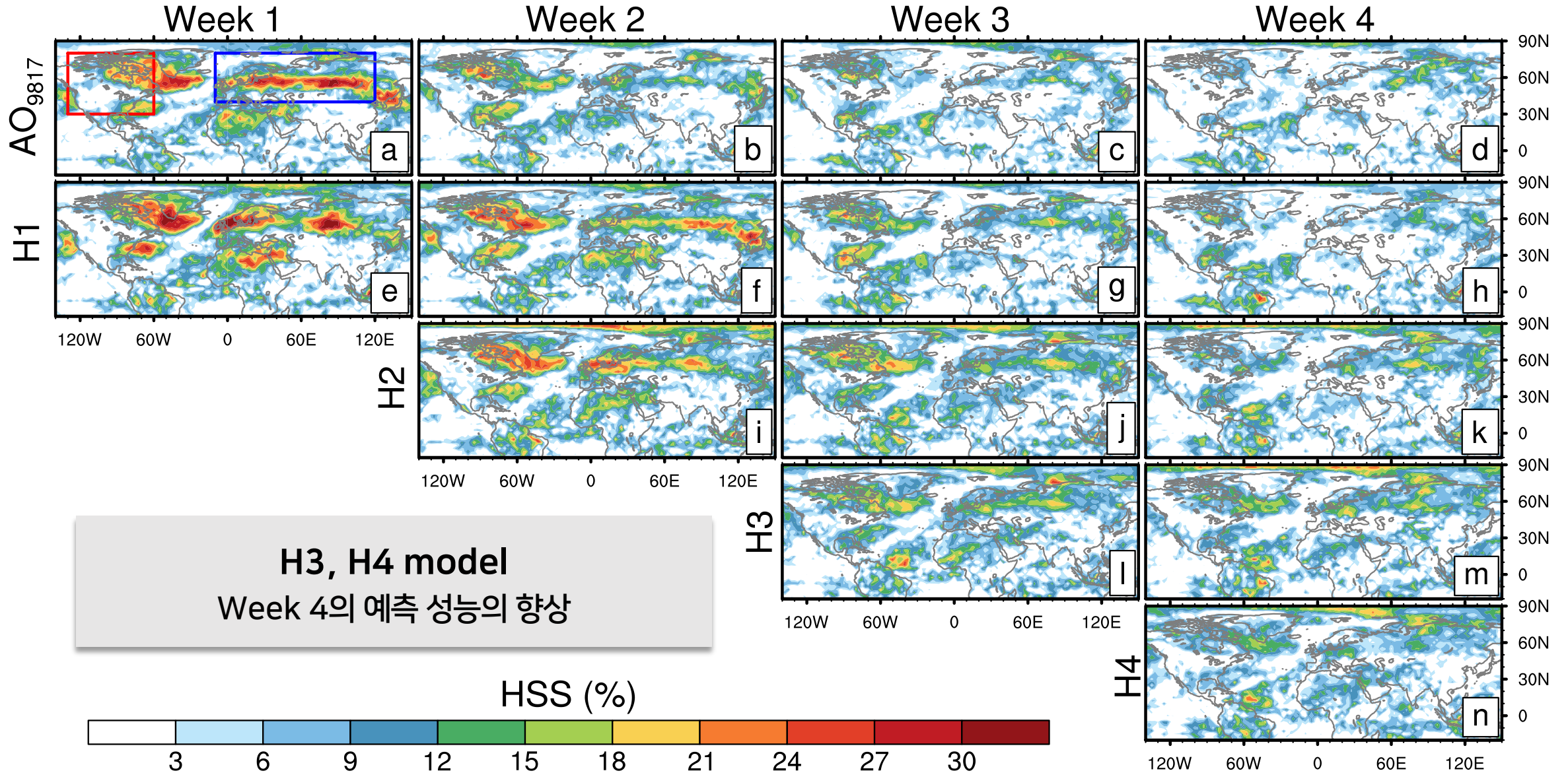
04 통계-역학 모형 결합을 통한 예측 성능 향상

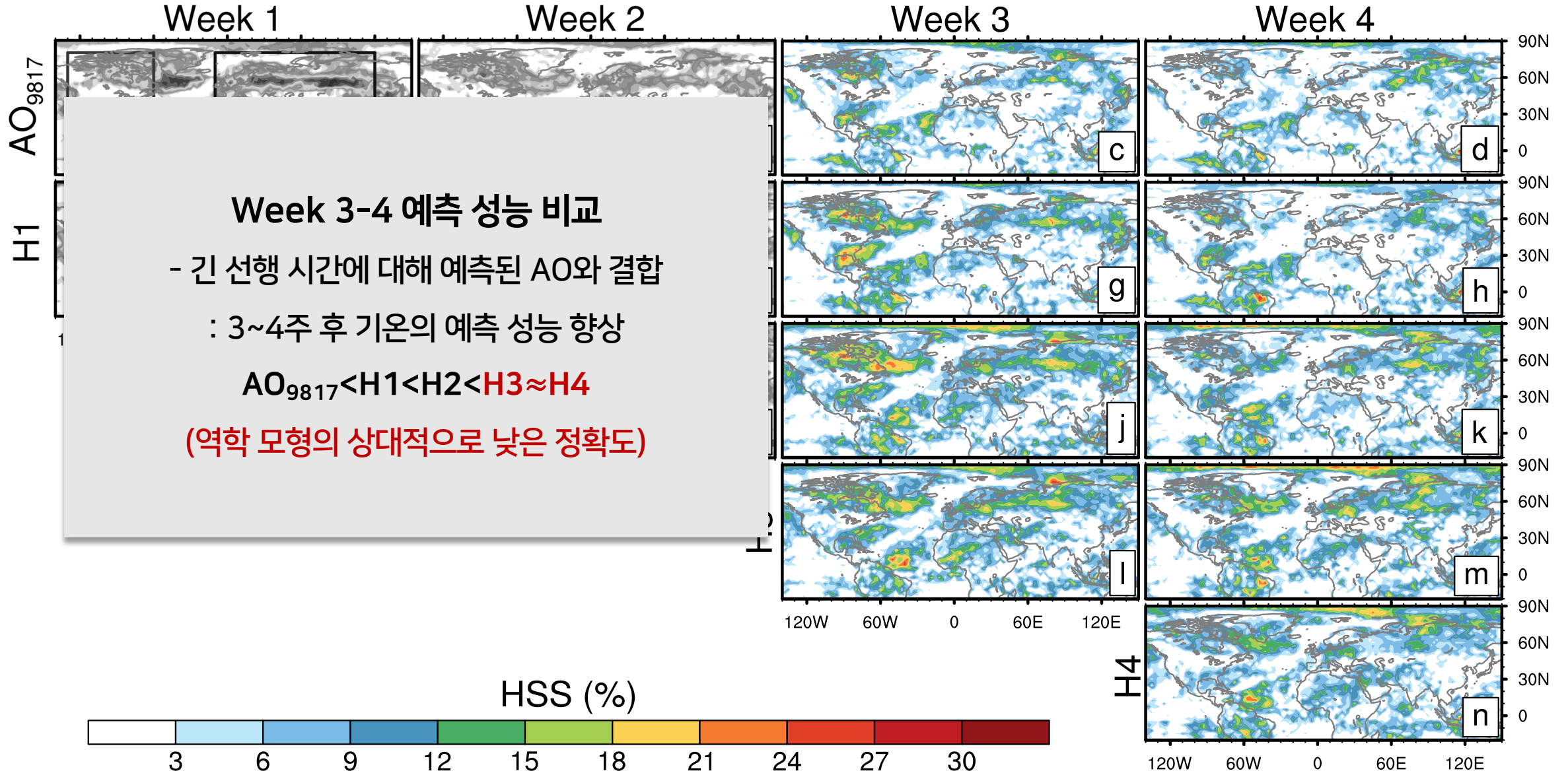


04 통계-역학 모형 결합을 통한 예측 성능 향상

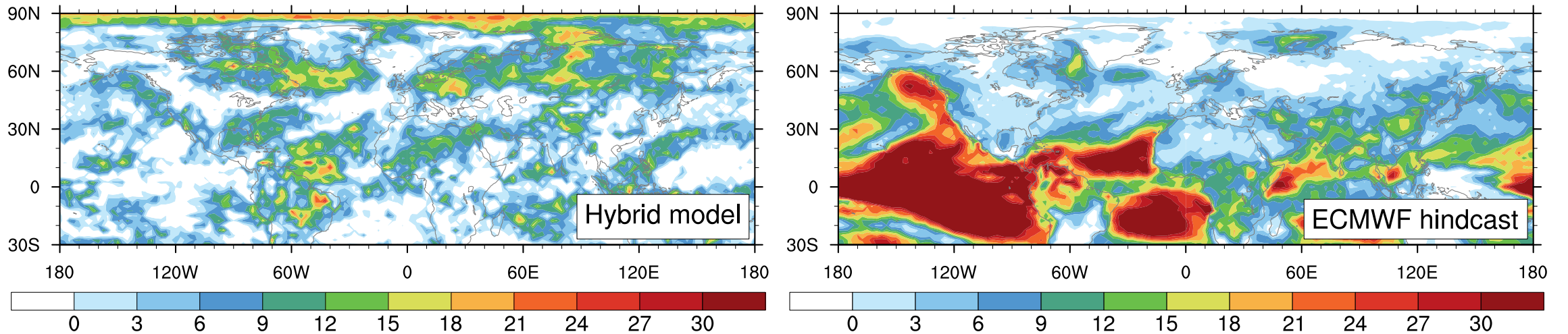


04 통계-역학 모형 결합을 통한 예측 성능 향상



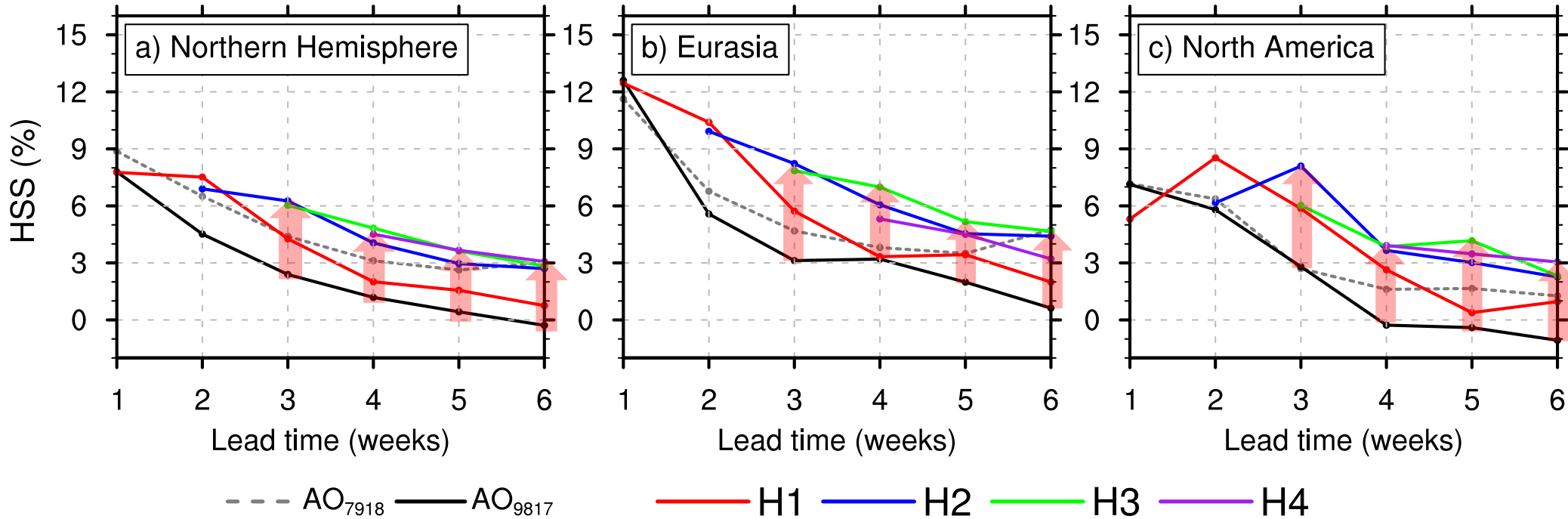


4주 선행 시간의 예측 성능 비교 Hybrid (H3) model vs ECMWF hindcast



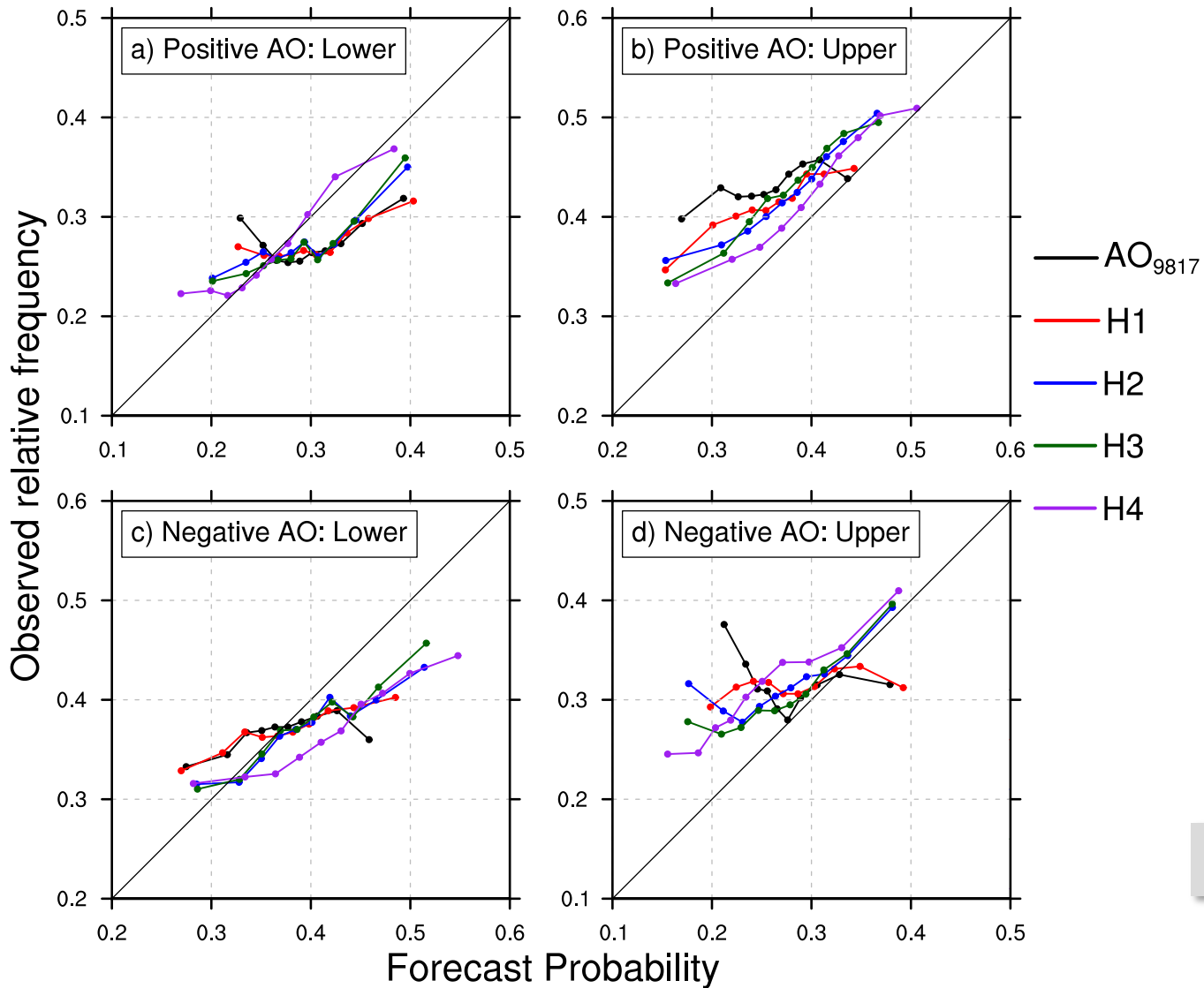
유라시아 대륙
Hybrid (H3) model > ECMWF hindcast

지역 평균 HSS (Land only)



- 단일 위상 모형: $AO_{7918} > AO_{9817}$
- 유라시아 지역에서 비교적 높은 초기 예측 성능: AO와 유라시아 기온 간 강한 연관성
- 긴 선행 시간에 예측된 AO와 결합 ~ 통계 모형의 예측 성능 향상
- H4의 경우 H3 대비 개선되지 않음: 역학 모형의 낮아진 정확도 (4주 선행 시간)

Week 4: Eurasia



4주 선행 시간에 대한 Calibration functions

- (AO₉₈₁₇): 단일 위상 모형 (black lines)
 - Overconfidence (1보다 작은 기울기).
 - Positive AO phase: Biased forecasts
- H1 (red lines): 단일 위상 모형과 비슷
- H2 (blue lines): H1 대비 개선된 신뢰도
- H3 (green) & H4 (purple)
 - Lower tercile: overforecasting & Upper tercile: underforecasting
 - 1:1 기준선과 가장 근접 ~ 신뢰도 향상

앙상블 예측과 결합 > 통계 모형의 신뢰도 향상

- ✓ 결합 방법 비교: Perfect Prognosis (PP) vs Model Output Statistics (MOS)

$$y_0 = f_{PP}(x_0)$$

observation-based function



$$y_t = f_{PP}(x_t)$$

dependent to predictability of a dyn. model

$$y_t = f_{MOS}(x_t)$$

consider systematic error of the dyn. model
fixed dyn. model for hybrid model

- ✓ 확률 모형의 예측 인자로서 AO의 성능을 평가 (선형 추세는 반영되지 않음)
- ✓ 지역 및 예측 변수에 따라 확장 가능
 - 동아시아 지역의 확률 예측
 - Yoo et al. (2018): WP, EAWR 등 다양한 예측 인자 사용을 통한 확장
 - MJO 의 원격상관 활용
 - 역학 모형의 높은 MJO 예측 성능 ~ 결합 시 예측 성능 향상
 - 총 9개의 위상 ~ 각 위상에 따른 sample size 감소 ~ 예측 성능 감소 예상

- Baggett, C. F., Nardi, K. M., Childs, S. J., Zito, S. N., Barnes, E. A., & Maloney, E. D. (2018). Skillful Subseasonal Forecasts of Weekly Tornado and Hail Activity Using the Madden-Julian Oscillation. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 123(22), 12,661-612,675. doi:https://doi.org/10.1029/2018JD029059
- Black, J., Johnson, N. C., Baxter, S., Feldstein, S. B., Harnos, D. S., & L'Heureux, M. L. (2017). The Predictors and Forecast Skill of Northern Hemisphere Teleconnection Patterns for Lead Times of 3–4 Weeks. *Monthly Weather Review*, 145(7), 2855-2877. doi:10.1175/mwr-d-16-0394.1
- Dee, D. P., Uppala, S. M., Simmons, A. J., Berrisford, P., Poli, P., Kobayashi, S., Vitart, F. (2011). The ERA-Interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 137(656), 553-597. doi:10.1002/qj.828
- Feldstein, S. B., & Franzke, C. L. E. (2017). Atmospheric Teleconnection Patterns. In C. L. E. Franzke & T. J. O'Kane (Eds.), *Nonlinear and Stochastic Climate Dynamics* (pp. 54-104). Cambridge: Cambridge University Press.
- Johnson, N. C., Collins, D. C., Feldstein, S. B., L'Heureux, M. L., & Riddle, E. E. (2014). Skillful Wintertime North American Temperature Forecasts out to 4 Weeks Based on the State of ENSO and the MJO. *Weather and Forecasting*, 29(1), 23-38. doi:10.1175/waf-d-13-00102.1
- Kim, H.-M., & Webster, P. J. (2010). Extended-range seasonal hurricane forecasts for the North Atlantic with a hybrid dynamical-statistical model. *Geophysical Research Letters*, 37(21). doi: 10.1029/2010GL044792
- Kim, H., Vitart, F., & Waliser, D. E. (2018). Prediction of the Madden-Julian Oscillation: A Review. *Journal of Climate*, 31(23), 9425-9443. doi:10.1175/jcli-d-18-0210.1
- Kim, O.-Y., Kim, H.-M., Lee, M.-I., & Min, Y.-M. (2017). Dynamical–statistical seasonal prediction for western North Pacific typhoons based on APCC multi-models. *Climate Dynamics*, 48(1), 71-88. doi:10.1007/s00382-016-3063-1
- Li, X., Yang, S., Wang, H., Jia, X., & Kumar, A. (2013). A dynamical-statistical forecast model for the annual frequency of western Pacific tropical cyclones based on the NCEP Climate Forecast System version 2. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 118(21), 12,061-012,074. doi: https://doi.org/10.1002/2013JD020708
- Lin, H. (2018). Predicting the Dominant Patterns of Subseasonal Variability of Wintertime Surface Air Temperature in Extratropical Northern Hemisphere. *Geophysical Research Letters*, 45(9), 4381-4389. doi: 10.1029/2018GL077509
- Mundhenk, B. D., Barnes, E. A., Maloney, E. D., & Baggett, C. F. (2018). Skillful empirical subseasonal prediction of landfalling atmospheric river activity using the Madden–Julian oscillation and quasi-biennial oscillation. *npj Climate and Atmospheric Science*, 1(1), 20177. doi: 10.1038/s41612-017-0008-2
- Qian, Y., Hsu, P.-C., Murakami, H., Xiang, B., & You, L. (2020). A Hybrid Dynamical-Statistical Model for Advancing Subseasonal Tropical Cyclone Prediction Over the Western North Pacific. *Geophysical Research Letters*, 47(20), e2020GL090095. doi: 10.1029/2020GL090095
- Saha, S., Moorthi, S., Wu, X., Wang, J., Nadiga, S., Tripp, P., . . . Becker, E. (2014). The NCEP Climate Forecast System Version 2. *Journal of Climate*, 27(6), 2185-2208. doi:10.1175/jcli-d-12-00823.1
- Vitart, F. (2014). Evolution of ECMWF sub-seasonal forecast skill scores. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 140(683), 1889-1899. doi: 10.1002/qj.2256
- Vitart, F., Ardilouze, C., Bonet, A., Brookshaw, A., Chen, M., Codorean, C., . . . Zhang, L. (2017). The Subseasonal to Seasonal (S2S) Prediction Project Database. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 98(1), 163-173. doi:10.1175/bams-d-16-0017.1
- Wilks, D. S. (2011). Chapter 8 - Forecast Verification. In D. S. Wilks (Ed.), *International Geophysics* (Vol. 100, pp. 301-394): Academic Press.
- Xiang, B., Lin, S.-J., Zhao, M., Johnson, N. C., Yang, X., & Jiang, X. (2019). Subseasonal Week 3–5 Surface Air Temperature Prediction During Boreal Wintertime in a GFDL Model. *Geophysical Research Letters*, 46(1), 416-425. doi:10.1029/2018GL081314
- Yoo, C., Johnson, N. C., Chang, C.-H., Feldstein, S. B., & Kim, Y.-H. (2018). Subseasonal Prediction of Wintertime East Asian Temperature Based on Atmospheric Teleconnections. *Journal of Climate*, 31(22), 9351-9366. doi: 10.1175/jcli-d-17-0811.1



감사합니다.

Email: k.minju0918@ewhain.net