


APEC기후센터 2020년 기후예측워크숍

기후예측 기술개발 및 발전방향

APEC기후센터
48058 부산 해운대구 센텀 7로 12
T. 051-745-3933 F. 051-745-3949 H. www.apcc21.org

- 일시: 2020년 7월 9일 (목), 10:00-18:00
- 장소: 부산 벅스코 컨벤션홀 2층 201-204호
- 주관: APEC기후센터  APCC
APEC CLIMATE CENTER



APEC기후센터 2020년 기후예측워크숍

기후예측 기술개발 및 발전방향

프로그램

시간	발표 제목	발표자	소속
09:00-10:00	등록		
10:00-10:10	개회		
10:00-10:05	APEC기후센터 원장 개회사	권원태	APEC기후센터
10:05-10:10	부산지방기상청 청장 축사	신도식	부산지방기상청
10:10-11:00	세션 1. 2019년 기후 현황 리뷰 (좌장 : APCC 김형진 과장)		
10:10-10:35	전 세계 이상 기후 현황 및 원인	이우섭	APEC기후센터
10:35-11:00	2019년 우리나라 주요 기후 특성	최정희	기상청
11:00-11:20	휴식		
11:20-14:45	세션 2. 이상 기후와 S2S 예측 (좌장 : 부산대 서경환 교수)		
11:20-11:45	동아시아 폭염에 영향을 주는 대규모 원격상관 패턴과 전지구 모델을 이용한 앙상블 예측	이명인	울산과학기술원
11:45-12:10	지구온난화가 이상기후에 미치는 영향: 2018년 한반도 폭염을 중심으로	민승기	포항공과대학교
12:10-13:30	중식		
13:30-13:55	역학-통계 기법을 이용한 한반도 여름철 계절기후 예측	권민호	한국해양과학기술원
13:55-14:20	한반도 주변의 태풍 장기 변동성과 미래변화	차동현	울산과학기술원
14:20-14:45	전지구기후모델 계절내 예측의 평가 및 활용	이윤영	APEC기후센터
14:45-15:00	휴식		
15:00-16:40	세션 3. 기후예측 분야 신기술 도입 (좌장 : APCC 유진호 본부장)		
15:00-15:25	기상 현상 예측에서의 인공지능기술 적용 가능성	김선영	국립기상과학원
15:25-15:50	딥러닝을 활용한 S2S 예측 성능 향상 기법 연구	정유란	APEC기후센터
15:50-16:15	딥러닝을 이용한 기후예측	함유근	전남대학교
16:15-16:40	머신러닝 기반 상수원 위험요소 예측을 통한 수돗물 안전성 향상	이종수	한국수자원공사
16:40-17:00	휴식		
17:00-17:50	세션 4. 기후예측의 부가가치 (좌장 : 부경대 김백민 교수)		
17:00-17:25	기후 변화와 항공 분야간 양방향 상호작용	김정훈	서울대학교
17:25-17:50	지구시스템모델(ESM)을 이용한 해양 생태 예측 및 해양 자원 관리에의 활용 방안	박종연	전북대학교
17:50-18:10	세션 요약		

차례

01	전 세계 이상 기후 현황 및 원인 이우섭 과장 (APEC기후센터 기후분석과)	1
02	2019년 우리나라 주요 기후 특성 최정희 주무관 (기상청 기후변화감시과)	15
03	동아시아 폭염에 영향을 주는 대규모 원격상관 패턴과 전지구 모델을 이용한 앙상블 예측 이명인 교수 (울산과학기술원 도시환경공학과)	29
04	지구온난화가 이상 기후에 미치는 영향: 2018년 한반도 폭염을 중심으로 민승기 교수 (포항공과대학교 환경공학부)	45
05	역학-통계 기법을 이용한 한반도 여름철 계절 기후 예측 권민호 책임연구원 (한국해양과학기술원)	57
06	한반도 주변의 태풍 장기 변동성과 미래 변화 차동현 교수 (울산과학기술원 도시환경공학과)	77
07	전지구 기후 모델 계절내 예측의 평가 및 활용 이윤영 선임연구원 (APEC기후센터 예측기술과)	101

차례

- | | | |
|----|---|-----|
| 08 | 기상 현상 예측에서의 인공지능기술 적용 가능성
 김선영 기상연구소 (국립기상과학원 인공지능예보연구팀) | 113 |
| 09 | 딥러닝을 활용한 S2S 예측 성능 향상 기법 연구
 정유란 선임연구원 (APEC기후센터 예측기술과) | 135 |
| 10 | 딥러닝을 이용한 기후예측
 함유근 교수 (전남대학교 지구환경과학부) | 153 |
| 11 | 머신러닝 기반 상수원 위험요소 예측을 통한 수돗물 안전성 향상
 이종수 과장 (한국수자원공사) | 165 |
| 12 | 기후 변화와 항공 분야간 양방향 상호작용
 김정훈 교수 (서울대학교 지구환경과학부) | 189 |
| 13 | 지구시스템모델(ESM)을 이용한 해양 생태 예측 및 해양 자원 관리에의 활용 방안
 박종연 교수 (전북대학교 지구환경과학과) | 203 |
-

01

전 세계 이상 기후 현황 및 원인

이우섭 과장 (APEC기후센터 기후분석과)

전세계 이상기후

— 이상기후 감시, 원인분석 그리고 예측

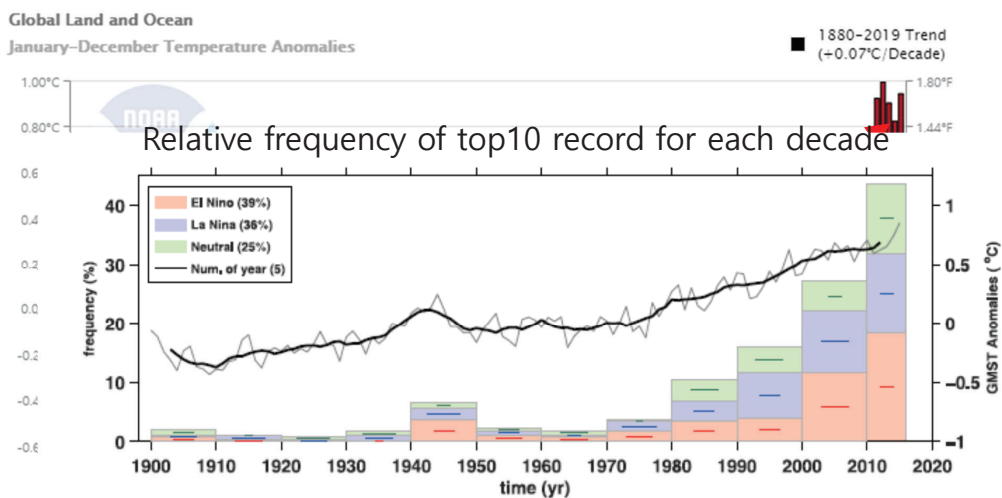
이우섭 , 기후분석과

APEC 기후센터

김가은, 김대하, 김선태, 김옥연, 김유진, 명복순, 박다인, 여새림, 윤순조, 이성규, 이은정, 이진영, 이현주, 임슬희, 전종안

배경

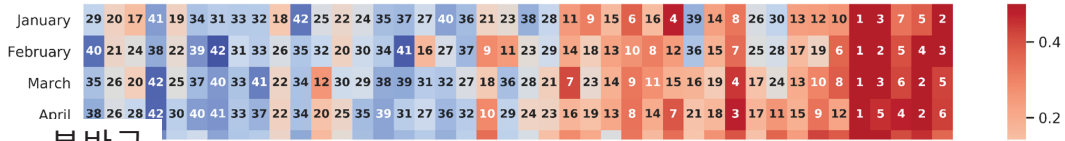
전지구 평균기온



Su et al., 2017

평균기온 순위(월별)

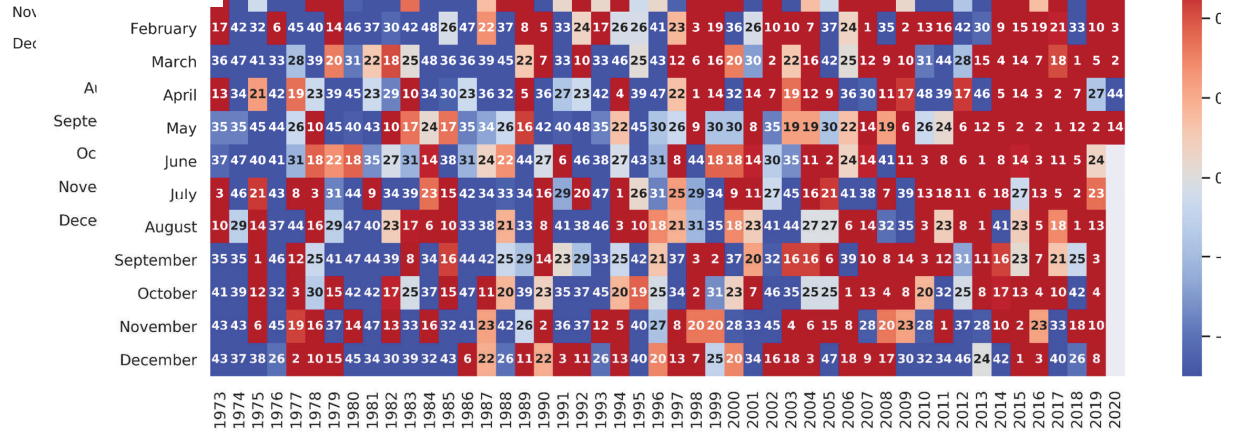
전지구



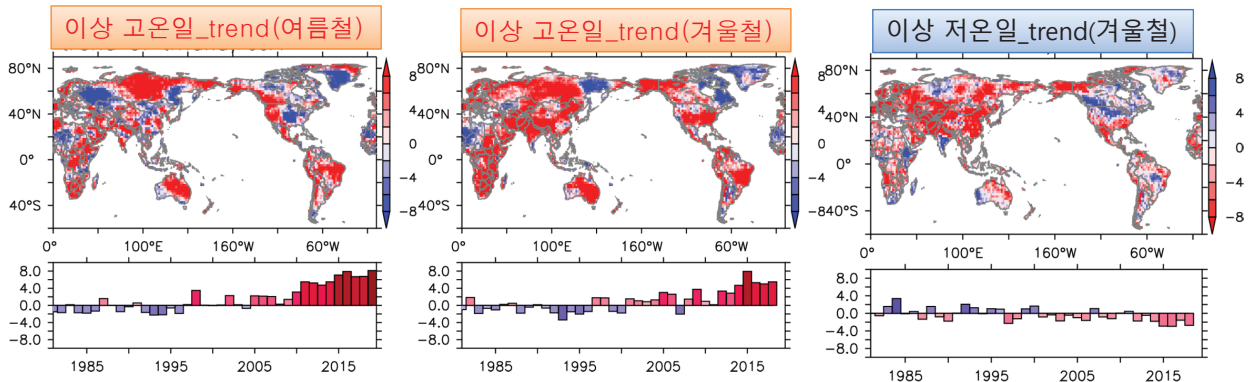
북반구



한반도

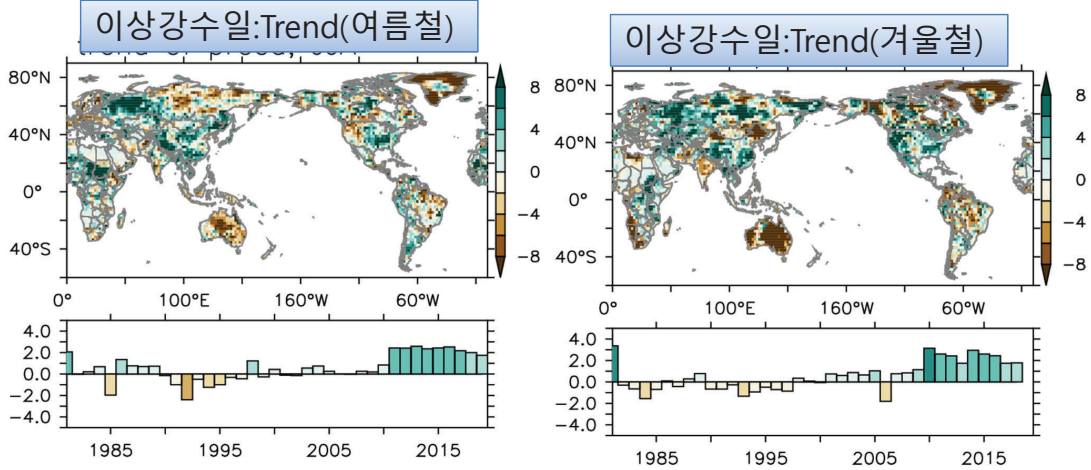


최근 10년 이상기후 경향



- 2019년 두번째로 가장 더웠던 해(WMO).
- 최근 10년 (2010-2019) 전 지구 기온 평균은 역대 최고 기록.

최근 10년 이상기후 경향



이상 강수일: 총 일일 강수량 기준값 (90%tile) 보다 높은 날의 수

APEC CLIMATE CENTER

전세계 이상기후 발생 현황(2019년)

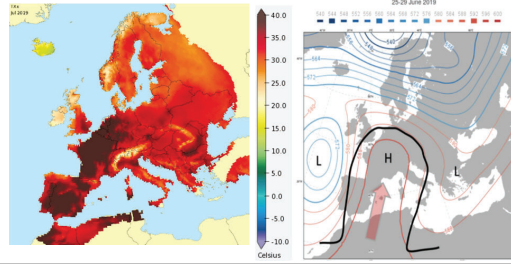
세계 이상기후 발생 분포도



출처: 2019년 이상기후보고서(10주년 기념판)

2019년 세계 이상기후

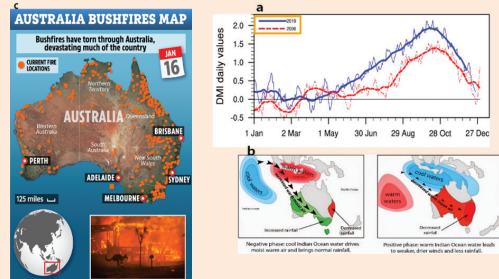
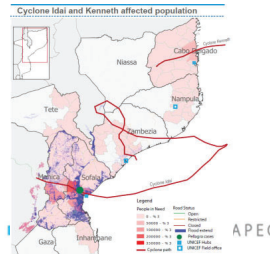
- 유럽 많은 지역에서 40°C 이상의 최고온도를 기록. 평년보다 7-9°C 높았으며, 과거 극심했던 2003년 8월 폭염을 능가 하였음. 수천 수백명의 사망자 발생.
 - 오메가 블러킹에 의해 아프리카 사하라 사막으로부터 지중해를 거쳐 유입된 뜨거운 공기가 오래 정체함.



- 알래스카의 7월 평균 최고온도는 19.3°C, 최저온도는 9.7°C, 평균 온도는 14.6°C으로 1925년부터 관측한 이래 2004년 7월의 기록을 깨고 가장 높은 온도를 기록.
- 알래스카 인근해의 해빙감을 심화시켰으며 특히 척치 해의 경우 7월 해빙 면적이 관측 사상 최저치를 기록
 - ✓ 알래스카 상공에 돔 형태로 일주일 이상 자리한 고기압의 영향

- 호주 평균 1월과 12월은 관측 사상 가장 더운 달이었고, 2019년이 가장 더운 해로 기록됨.
- 9월부터 호주 동남부에서 발생한 산불이 폭염과 장기간 가뭄, 마른 번개 등으로 인해 악화됨 (2020년 1월까지 지속).
 - ✓ 가을철 역대 최고의 양의 IOD 발생하였으며, 이때문에 호주의 강수를 더욱 감소시켜서 산불의 전제 조건을 제공함.

- 위성 관측 사상 5개의 가장 큰 사이클론 중 2개가 3월 중순(이다이) 부터 4월초(케네스) 아프리카 모잠비크 강타. 수만명의 이재민 발생
 - 남인도양의 강한 양의 해수면 온도 편차.



이상기후의 영향

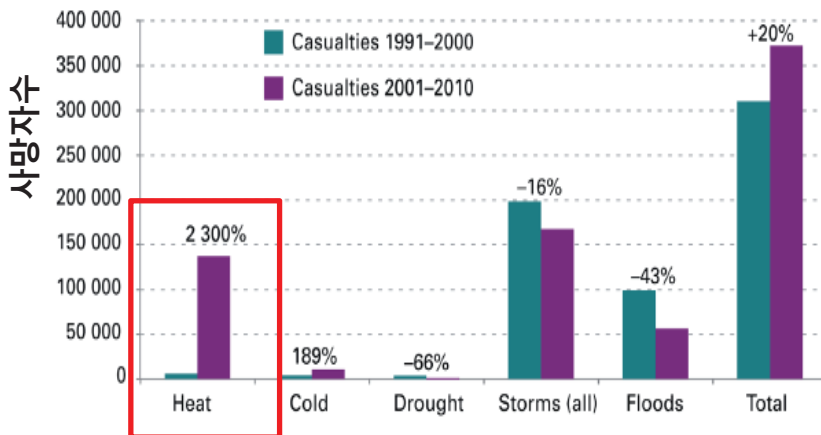
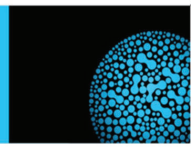


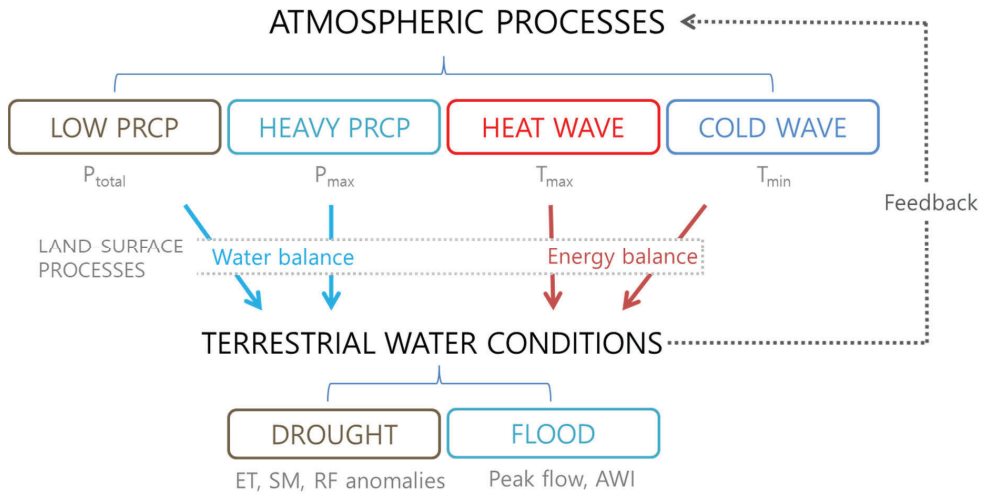
Figure 1. The casualties due to various extreme weather events during 1991-2000 (green bars) and 2001-2010 (purple bars). The percentages above the bars indicate the change in losses during 2001-2010 compared to 1991-2000. Source: WMO (2013).

- 2019년 폭염 관련 인명 피해 (WMO, 2019)
 - ✓ 일본 100명 이상
 - ✓ 네덜란드 2964 사망자 발생 (여름 사망자 평균에 비해서 400 여명 증가)

이상기후 모니터링



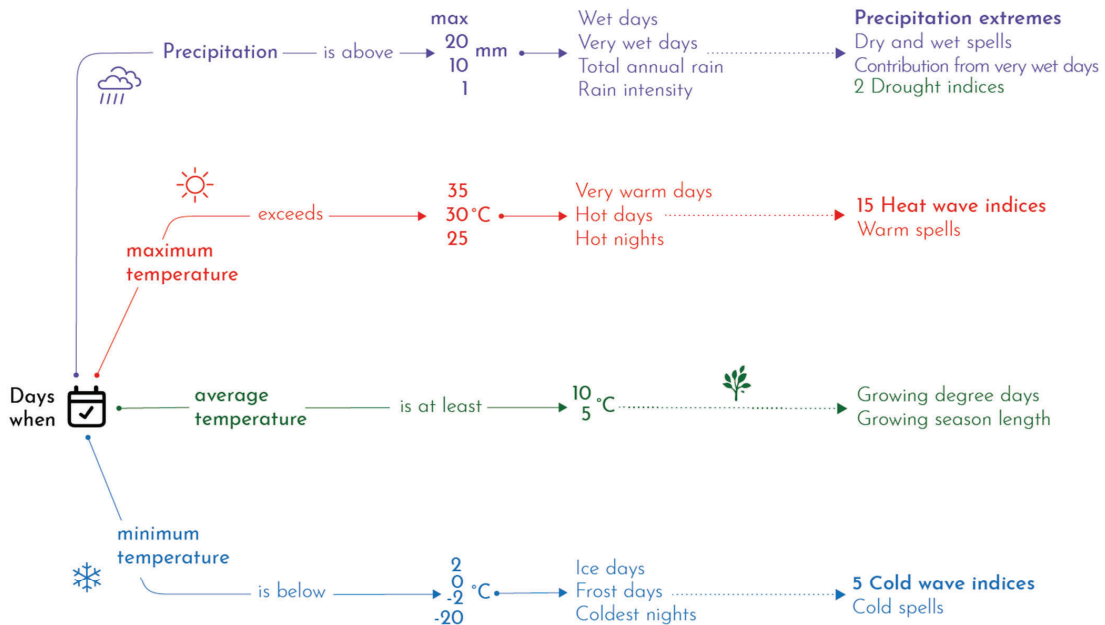
Climate extremes are in both "atmospheres" and "lands"



APEC CLIMATE CENTER

71* Climate Extreme Indices

0.25° global gridded resolution
1970-2016



Browse data: https://climexp-test.knmi.nl/selectfield_rea.cgi?
 Download data: <https://googl/R44CJs>
 Paper: <https://googl/KT85qL> *Defined by the WMO Expert Teams on Climate Change Detection and Indices (ETCCDI) and Sector-specific Climate Indices (ET-SCI)

소셜미디어 자료를 이용한 이상기후 감시



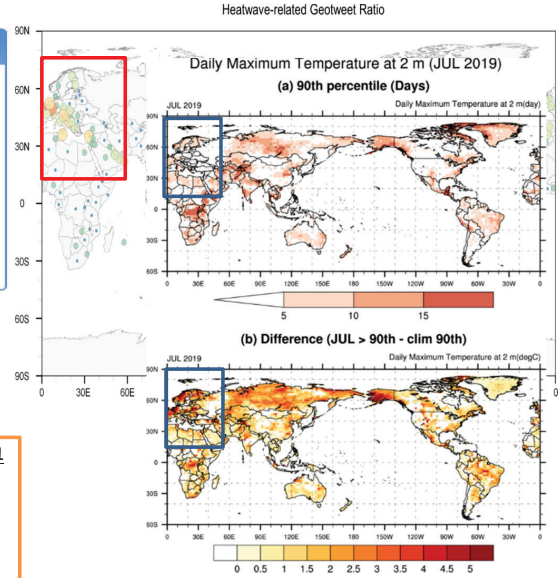
트위터를 활용한 이상기후 감시 체계



1) Francis C. Moore, Nick Obasogie, Fabian Lehner, and Patrick Slayback 2019. Rapidly declining remembrance of temperature anomalies may obscure public perception of climate change. PNAS, 116 (11), pp. 4905-4910 논문용 참고로 날씨 키워드 DB 구축하고 데이터 분석을 통해 이상기후 관련 키워드 추기

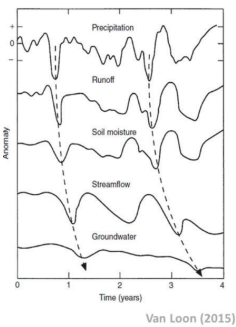
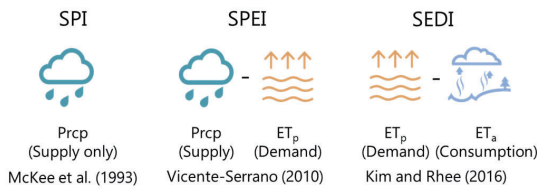
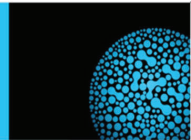
2019년 7월 사례

- 유럽 (벨기에 7/25, 핀란드 7/28, 프랑스 7/25, 독일 7/25, 그린란드 7/28, 룩셈부르크 7/25, 네덜란드 7/26, 노르웨이 7/26, 스웨덴 7/28, 영국 7/25, 이탈리아 7/25, 독일 7/25, 스페인 7/25, 이탈리아 7/25, 스위스 7/25, 체코 7/25) 7월 말 폭염**
- 벨기에와 네덜란드를 포함한 많은 서유럽 국가에서 기온이 40°C 초과
 - 프랑스, 42.6°C 기록으로 노트르담 성당의 복원 작업에 어려움 발생
 - 영국 케임브리지, 38.7°C 기록
 - 네덜란드 Gilze en Rijen, 40.4°C 기록
 - 독일 린겐, 41.5°C 기록



APEC CLIMATE CENTER

이상기후 모니터링



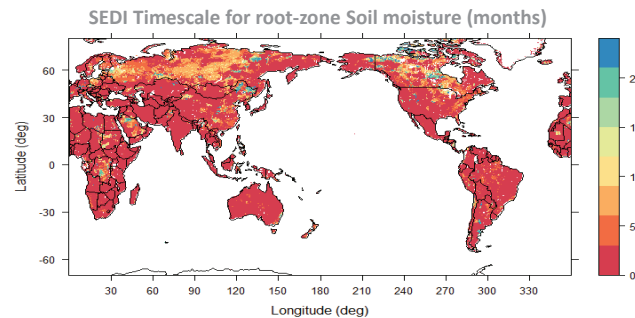
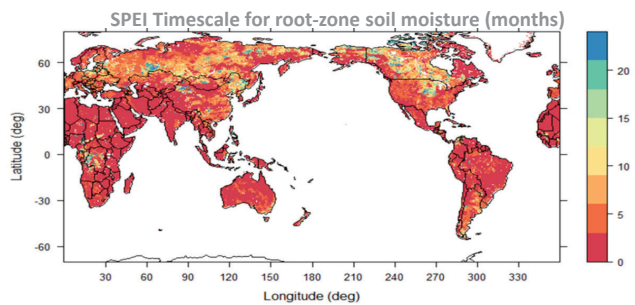
General Water Balance Equation in Lands

$$\frac{\Delta S}{\Delta t} = P - ET - Q = P - ET - f(S)$$

$$S_t = kS_{t-1} + P_t - ET_t$$

$$S_t \approx f \left[\sum_{i=t-T+1}^t (P_i - ET_i) \right]$$

k (i.e. capacity of water storage) is affected by "heterogeneity" of surface properties

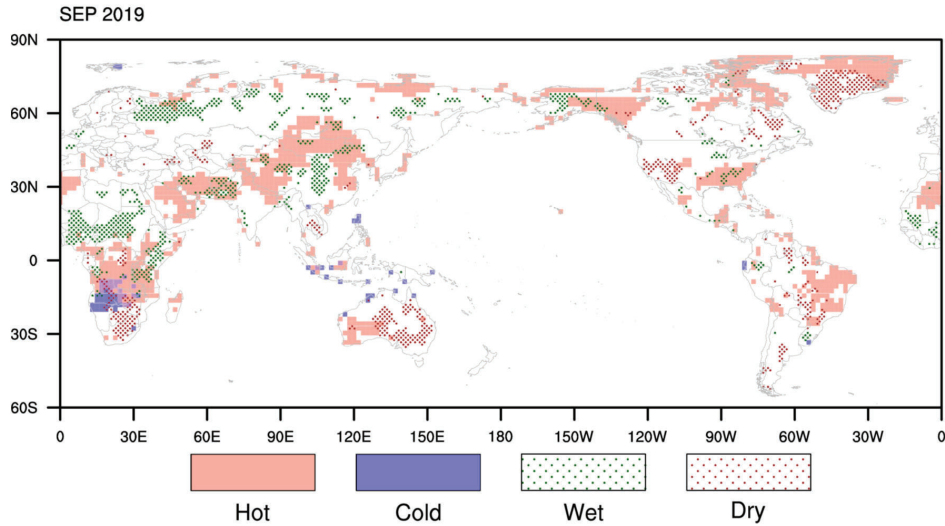


APEC CLIMATE CENTER

전지구 이상기후 감시정보 통합맵

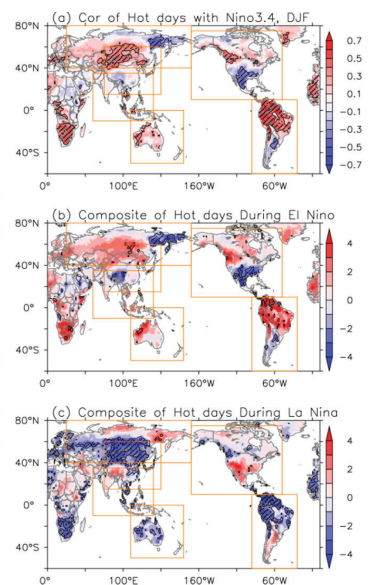
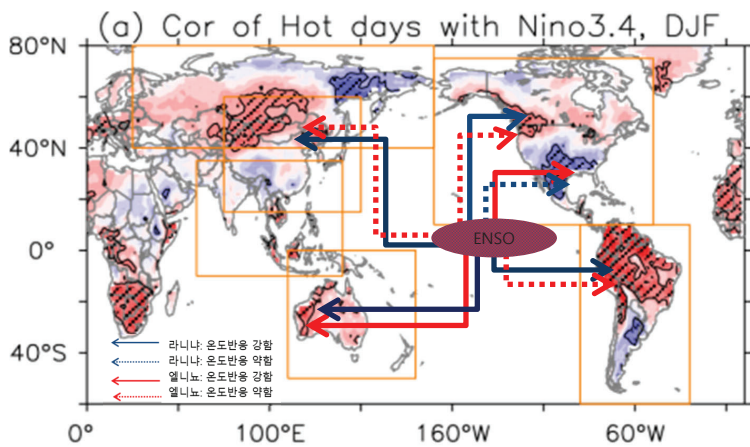
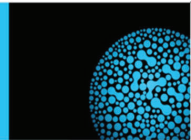


Global Extreme Climate Map



- **Hot** : 일최고기온의 90백분위값을 초과하는 이상 고온 발생일수가 10일 이상인 지역
- **Cold** : 일최저기온의 10백분위값 미만인 이상 저온 발생일수가 10일 이상인 지역
- **Wet** : 일누적강수량의 90백분위값을 초과하는 이상 강수 발생일수가 10일 이상인 지역
- **Dry** : CDD(연속무강우일수)의 누적확률값이 90% 이상이거나 SPI(표준 강수 지수)나 SEDI(표준 증발량 부족 지수)가 -1.3 이하, 또는 토양 수분 지수의 백분위 값이 10백분위값 미만인 지역

이상기후 원인분석 : ENSO 영향 모식도



이상고온 원인 분석

- EOF 분석 및 상관성 분석



- 동시베리아 고온현상

imnews.imbc.com > 뉴스투데이 >

[이슈톡] 시베리아 이상고온현상...최고기온 38도 - MBC 뉴스

2020. 6. 23. - 요즘 같이 평통 같은 무더위가 한창일 때는 세계에서 가장 춥다는 '북극의 병하' 떠
올려 보신 적 있으실 텐데요. 이슈 톡 첫 번째 키워드는 "시베리아에 ...

www.sciencetimes.co.kr > news > 계속되는-시베리아... >

계속되는 시베리아 이상고온현상...최고기온 38도까지 올라 ...

2020. 6. 23. - 북극권에 속한 러시아 시베리아에서 이상고온현상이 지속하고 있다. 21일(현지시
간) 미국 일간 워싱턴포스트(WP)에 따르면 북위 67.5도에 위치한 ...

누락된 검색어: 동 | 다음 정보가 포함되어야 합니다. 동

kr-mb.thepoetimes.com > 산불까지-뛴졌다-영상-38... >

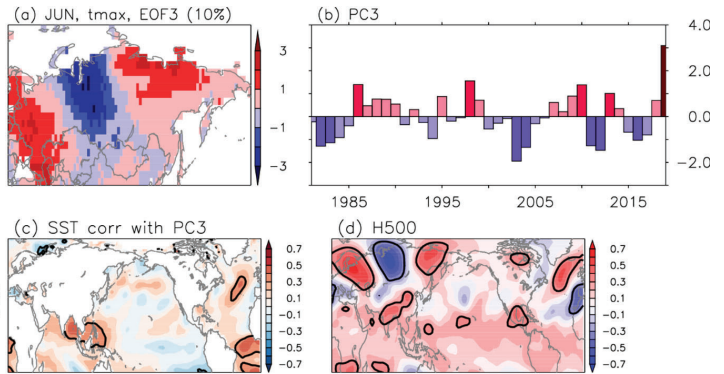
"산불까지 뛴졌다" '영상 38도' 치솟으며 펄펄 ...

5일 전 - 이상 고온 현상이 나타난 것이다. 전문가들조차 깜짝 놀라
여름에도 서늘한 날씨를 유지하던 시베리아가 최근 낮 최고 ...

post.naver.com > viewer > postView >

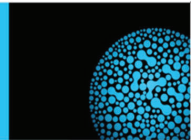
'시베리아 40도 육박...' "올해 지구 기온 최고 ...

2020. 6. 24. - 또 북극에서는 고온에 따른 산불도 기승을 부리고 ...
도 상승하는 등 이상고온 현상을 산불 원인으로 지목하고 있다. ...
태평양의 무역풍이 약해지고 동태평양 해수면 온도가 ...

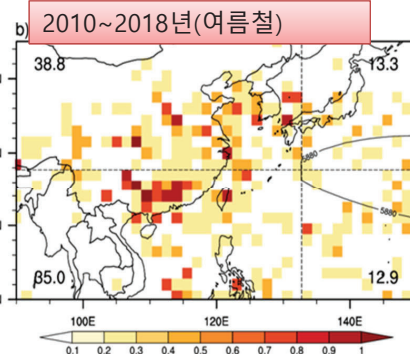
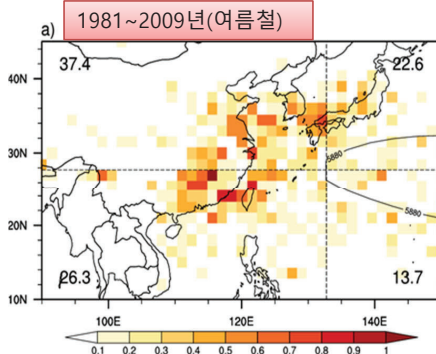
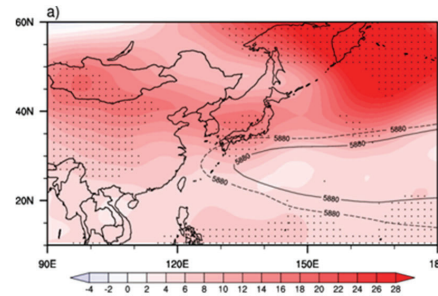
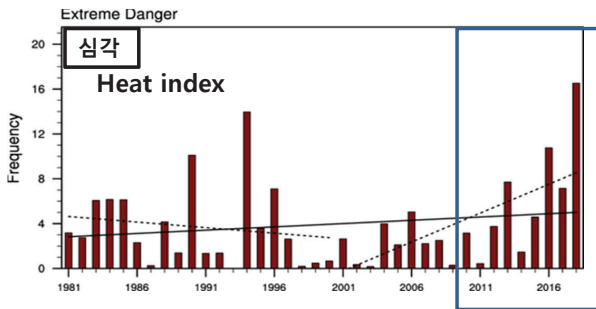


APEC CLIMATE CENTER

폭염과 연관된 대기패턴의 변화



일최고기온 => 일최고체감온도



Lee et al, 2020

예측은....

- 1개월 전망
- 3개월 전망

6 HOURS
초기단기예보

기온, 강수, 뇌파동기상요소의 현재상황부터 6시간 이내의 예보를 1시간간격으로 알림

3 DAYS
동네예보

기온, 강수, 하늘상태 등 12개 기상요소의 3일 이내예보를 3시간 간격으로 발표

10 DAYS
중기예보

향후 10일까지의 날씨와 산포도 정보(높음, 보통, 낮음)를 오전 오후로 나누어 (8-10일은 하루단위) 매일 2회 발표

3 MONTHS
장기예보

1개월전망은 11월이후부터 4주까지의 기온과 강수량을 주별로 나누어 매우 목요일 발표하며, 3개월전망은 다음월부터 3개월 동안의 기온과 강수량을 월별로 나누어 매월 23일경 발표

1 YEAR
기후전망

계절 기후전망은 다음 다음 계절의 기온, 강수량, 열-노/라-노 전망을 연 4회 발표하며, 연 기후전망은 다음 해에 대한 기온, 강수량, 열-노/라-노 전망을 1년에 한번 발표



기후예측

주단위, 월과 계절 단위의 비교적 긴 시간규모에 대하여 평년 대비 경향성 예보

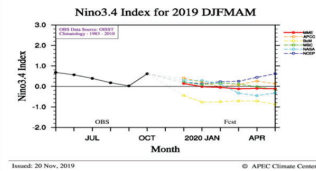
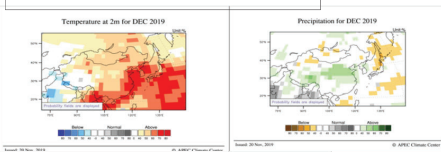
APEC 기후센터 다중모델앙상블 시스템

APEC CLIMATE CENTER

기후예측정보를 활용한 이상기후 예측

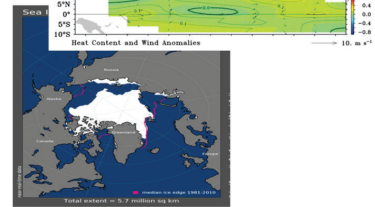
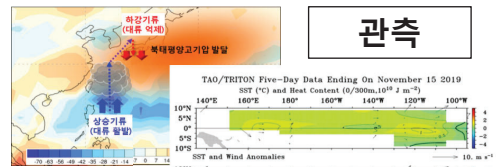
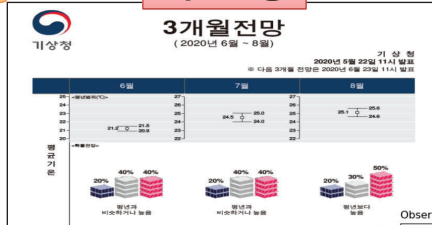
• 3개월 전망

APCC MME

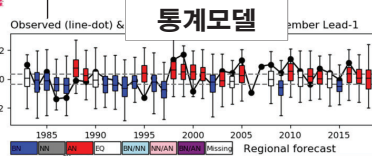
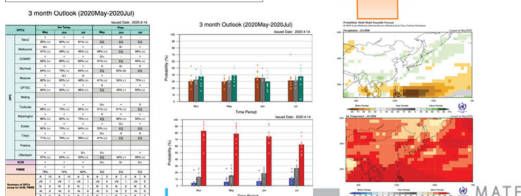


계절전망

3개월전망



WMO 선도센터



The ESPRESSOTM thinks Kuroshio SST, North Pacific High, in-situ temperature, and southerly are important factors to consider in the APCC MME in September 2018. Kuroshio SST is positive, North Pacific High is negative, in-situ temperature is positive, and southerly is negative. As a result, the ESPRESSOTM predicts the temp will likely be AN (B, 30%, N, 30%, A, 40%) around +0.1 K. Note that the prediction skill (correlation) of ESPRESSOTM in September is $r = 0.46$ during all (training+forecast) period. The correlation skill for the training (1983-2005) and the independent forecast (2008-2018) is $r = 0.48$ and $r = 0.39$, respectively.

3 MONTHS
장기예보

1개월전망은 11월이후부터 4주까지의 기온과 강수량을 주별로 나누어 매우 목요일 발표하며, 3개월전망은 다음월부터 3개월 동안의 기온과 강수량을 월별로 나누어 매월 23일경 발표

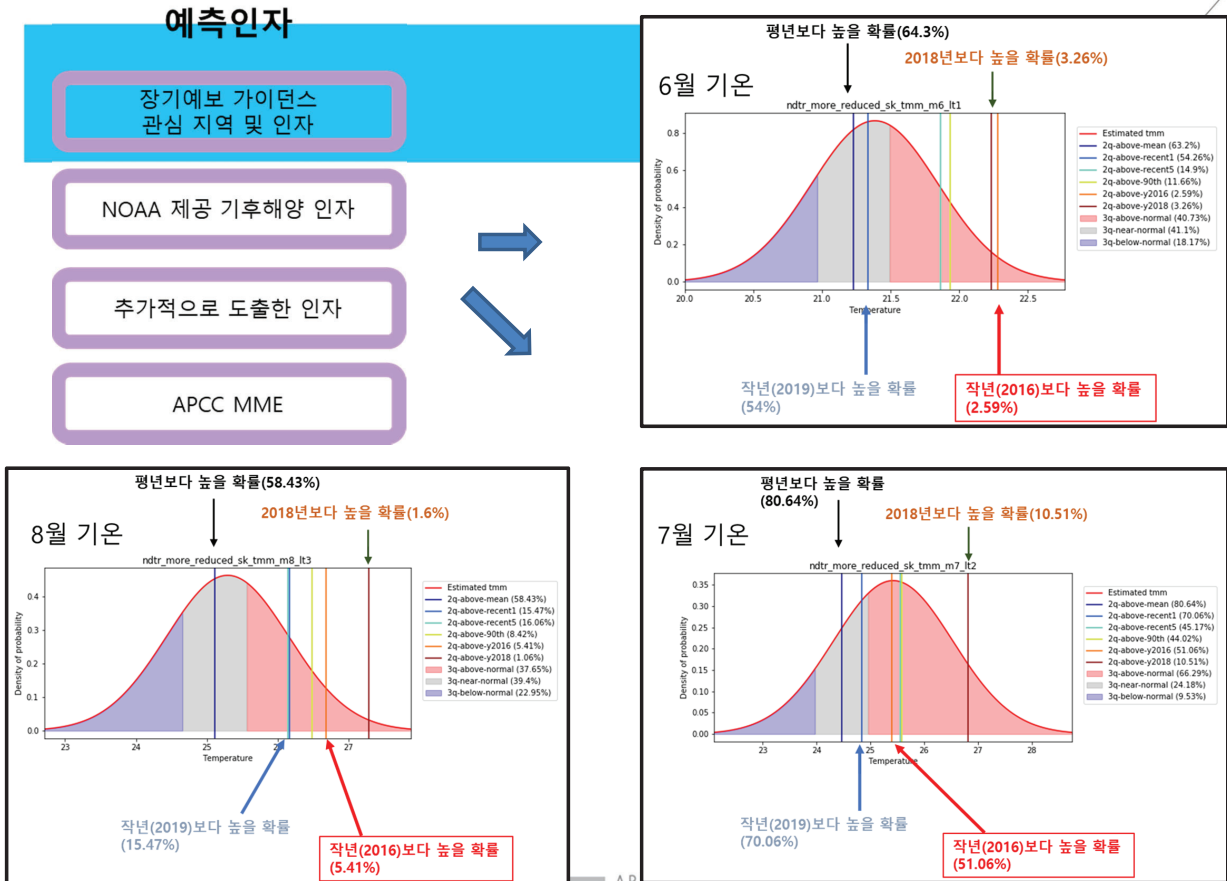
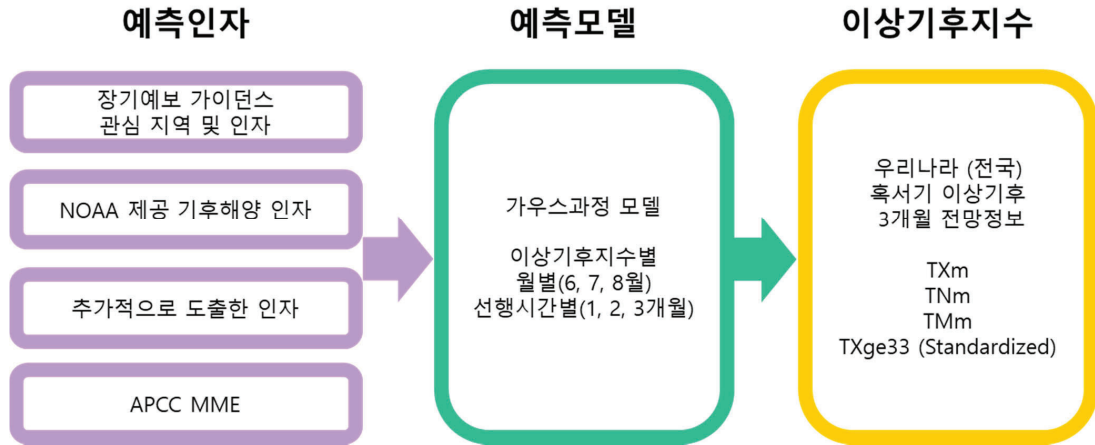
기후예측

주단위, 월과 계절 단위의 비교적 긴 시간규모에 대하여 평년 대비 경향성 예보

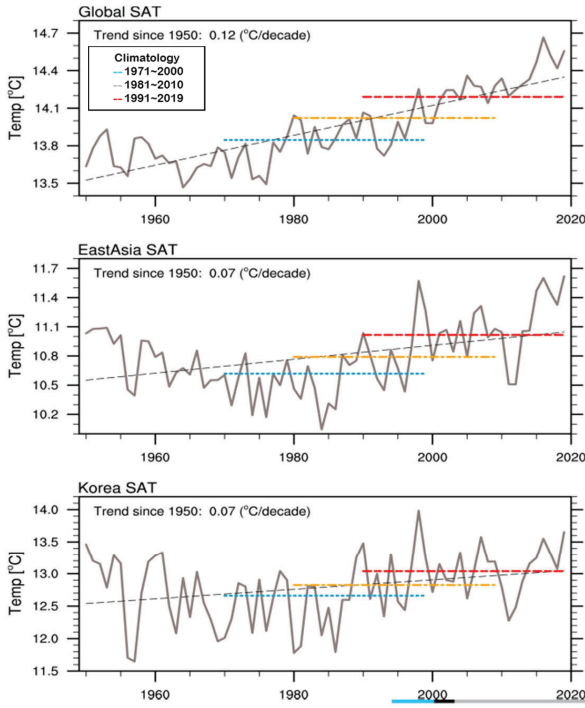
우리나라 3개월 전망



- 우리나라 장기에보 개선을 위한 전망정보 생산



기후 평년값 변화



TEMP	YEAR	Spring	Summer	Autumn	Winter
① 8110 Average	12.5	11.8	23.6	14.1	0.567
② New Average	12.8	12.0	23.9	14.4	0.845
(② - ①)	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3

81-10(BN:NN:AN = 7:17:48)

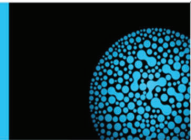
2014	1.5	1.4	1.8	1.2	1.2	0.7	0.6	-1.3	0.4	0.5	1.2	-2
2015	1.5	0.9	0.8	0.5	1.4	0.5	-0.1	0.1	0	0.7	2.5	2
2016	0.1	0.6	1.3	1.6	1.4	1.1	0.9	1.6	1.1	1.5	0.2	1.6
2017	1.1	0.5	0.4	1.7	1.5	0.6	1.9	0.3	0.1	1	-0.8	-1.6
2018	-1.0	-1.3	2.2	1.1	0.6	1	2.3	2.2	-0.1	-1.3	0.5	-0.4
2019	1.3	1.3	1.6	-0.2	1.4	0.1	0.3	1.1	1.3	1.5	1.2	1.4

91-19(BN:NN:AN = 8:23:41)

2014	1.1	1	1.4	1.1	0.9	0.4	0.3	-1.5	0.2	0.2	0.9	-2
2015	1.1	0.5	0.4	0.4	1.1	0.2	-0.4	-0.1	-0.2	0.4	2.2	2
2016	-0.3	0.2	0.9	1.5	1.1	0.8	0.6	1.4	0.9	1.2	-0.1	1.6
2017	0.7	0.1	0	1.6	1.2	0.3	1.6	0.1	-0.1	0.7	-1.1	-1.7
2018	-1.4	-1.7	1.8	1	0.3	0.7	2	2	-0.3	-1.6	0.2	-0.4
2019	0.9	0.9	1.2	-0.3	1.1	-0.2	0	0.9	1.1	1.2	0.9	1.3

APEC CLIMATE CENTER

요약



- 전 지구적인 기후변화의 영향은 우리나라와 전세계의 이상기후의 특성 변화에도 직접적인 영향
- 기후변화에 기인한 대기, 해양순환장의 변화들이 우리나라 이상기후의 빈도나 강도를 더욱더 강화하고 있음.
- 이상기후에 대한 철저한 대비책이 필요



정확도 높은 이상기후 예측정보를 생산하는데 정책적, 과학적인 노력이 결집되어야 함

APEC CLIMATE CENTER

Thank you!



02

2019년
우리나라 주요 기후 특성

최정희 주무관 (기상청 기후변화감시과)

2019년 우리나라 주요 기후 특성

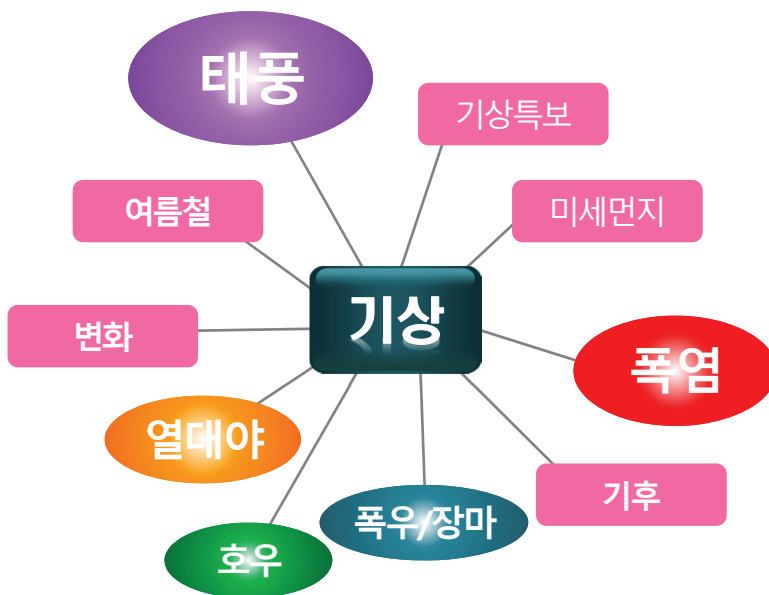
2020. 7. 9.

기후과학국 기후변화감시과
최 정 희

하늘을 친구처럼,
국민을 하늘처럼

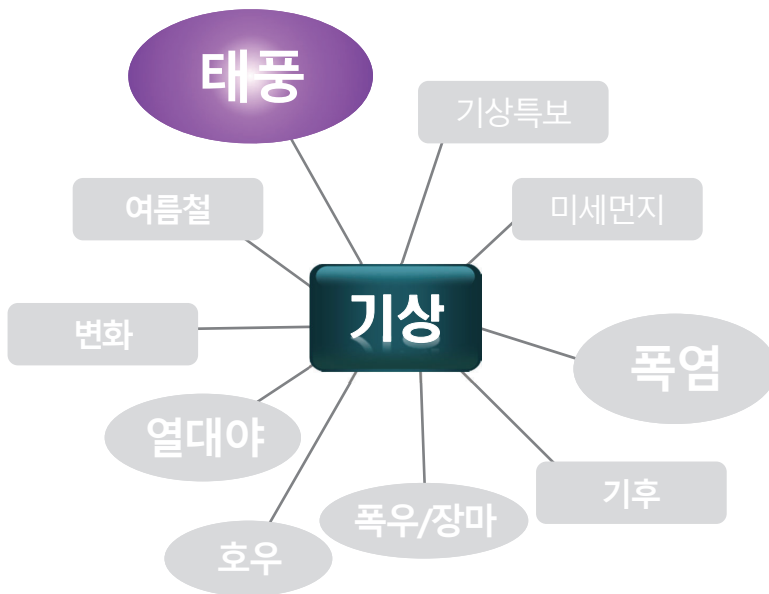


2019년 주요 이슈 키워드



연관어	탐색건수
태풍	26846
폭염	10325
열대야	3447
기상특보	3139
호우	2943
기후	2776
폭우	2235
변화	2084
여름철	1772
미세먼지	1488

2019년 주요 이슈 키워드



연관어	탐색건수
태풍	26846
폭염	10325
열대야	3447
기상특보	3139
호우	2943
기후	2776
폭우	2235
변화	2084
여름철	1772
미세먼지	1488

3

태풍: 2019년 역대 가장 많은 영향 태풍

태풍 발생과 기록 현황

- 2019년 총 19개의 태풍 발생, 7개 영향 (평년 3.1개) → 1950, 1959년과 공동 1위
- 여름철(6~8월) 태풍: 10개 발생, 4개 영향
- 9월 태풍: 6개 발생, 3개 영향 → 1904년 이후 1위, 4년(2016~19년) 연속 영향

태풍 발생 현황 (괄호 내 숫자: 발생일 기준 영향 태풍 수, 평년: 1981~2010년)

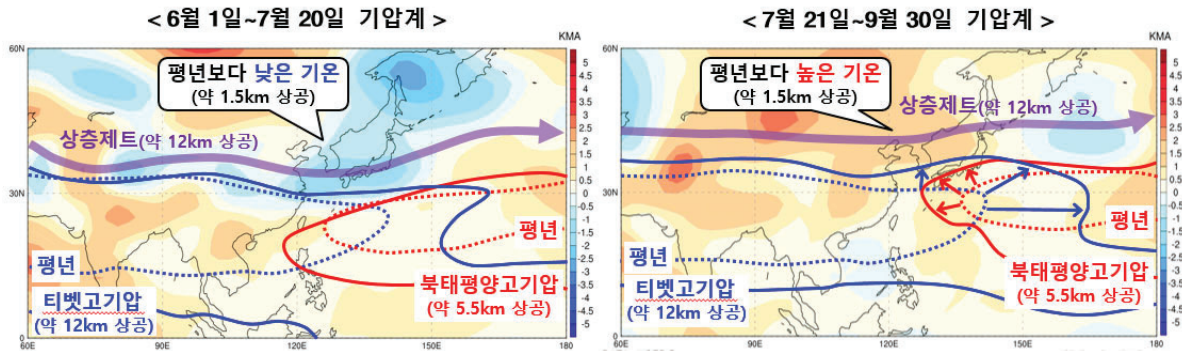
	1월	2월	3월	4월	5월	6월	7월	8월	9월	10월	11월	12월	합계
평년	0.3	0.1	0.3	0.6	1.0	1.7 (0.3)	3.6 (0.9)	5.8 (1.1)	4.9 (0.6)	3.6 (0.1)	2.3	1.2	25.6 (3.1)
2015년	1	1	2	1	2	2(1)	4(2)	3(1)	5	4	1	1	27(4)
2016년	-	-	-	-	-	-	4	7	7(2)	4	3	1	26(2)
2017년	-	-	-	1	-	1	8(2)	5	4(1)	3	3	2	27(3)
2018년	1	1	1	-	-	4(1)	5	9(2)	4(2)	1	3	-	29(5)
2019년	1	1	-	-	-	1	4(1)	5(3)	6(3)	4	6	1	29(7)
1959년	-	1	1	1	-	-	2(2)	6(3)	4(2)	4	2	2	23(7)
1950년	-	-	-	-	-	2(2)	1(1)	2(2)	2(2)	-	-	-	7(7)

4

태풍: 2019년 역대 가장 많은 영향 태풍

6~9월 우리나라 주변 기압계

- 6월~7월 20일: 상층 찬 공기 주기적 영향 + 티벳/북태평양 고기압 평년 수준
- 7월 21일~9월: 상층 제트 북쪽 위치 + 우리나라 주변 약 1.5°C 높은 기온
+ 티벳/북태평양 고기압 평년보다 북쪽 확장



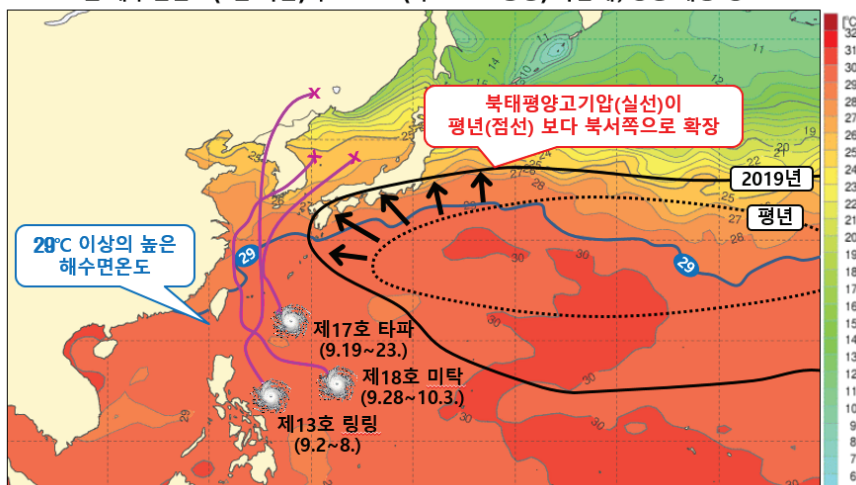
5

태풍: 2019년 역대 가장 많은 영향 태풍

특히, 9월 우리나라 주변 기압계

- 우리나라 남쪽 해상~열대 태평양의 해수면 온도: 29°C 이상 고온
- 이례적인 북태평양고기압 확장 → 우리나라 태풍의 길목에 위치
→ 영향 태풍 수 증가의 원인

< 9월 해수면온도(1일 기준)와 500hPa(약 5.5km 상공) 기압계, 영향 태풍 경로 >



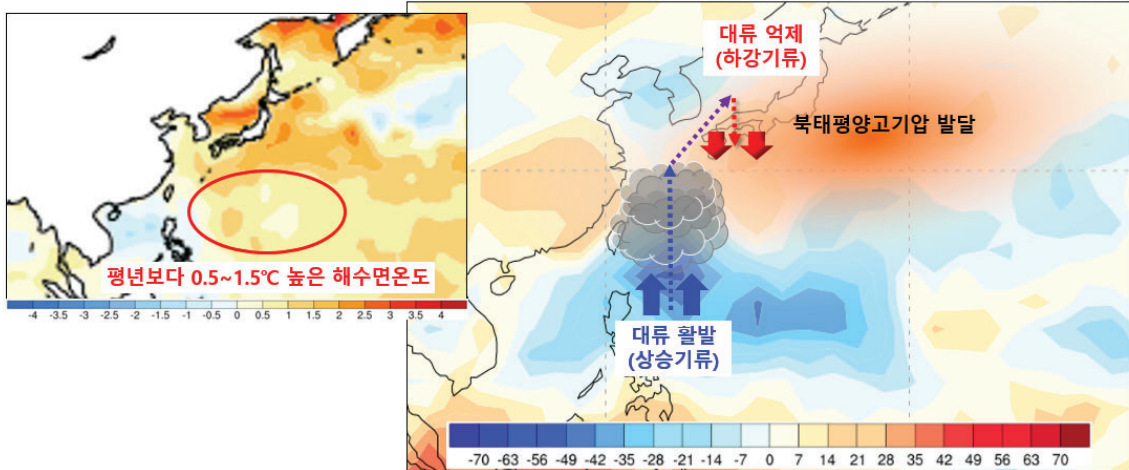
6

태풍: 2019년 역대 가장 많은 영향 태풍

9월 이례적인 북태평양고기압 발달 왜?

- 필리핀 동쪽 해상의 높은 해수면 온도 → 대류 활발(상승기류 강화)
 - 북태평양고기압 가장자리인 일본 부근에서 대류 억제(하강기류 강화)
 - 북태평양고기압이 평년에 비해 북서쪽으로 확장에 기여

< 9월 지구장파복사 편차(채색)와 대기순환 모식도 >



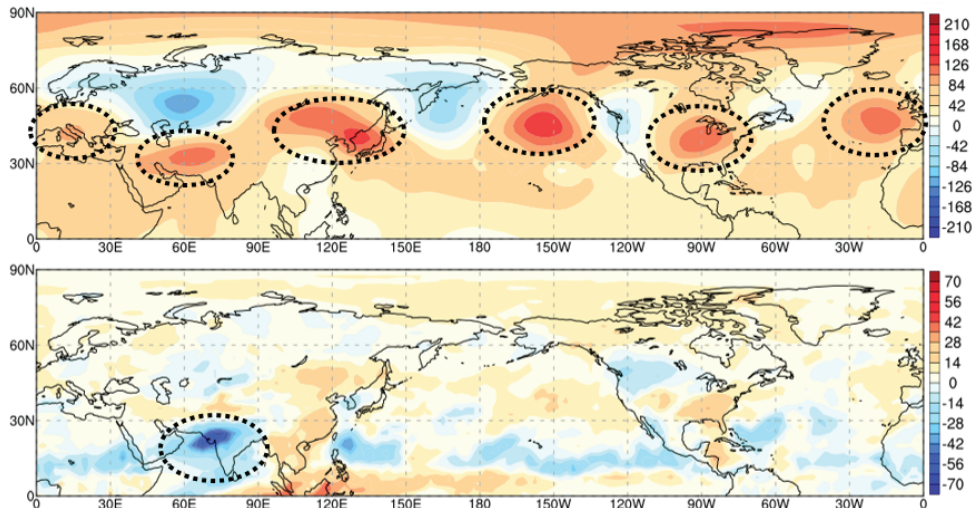
※ 지구장파복사: 지구가 방출하는 복사에너지, 상승기류(파랑) & 하강기류(빨강) 7

태풍: 2019년 역대 가장 많은 영향 태풍

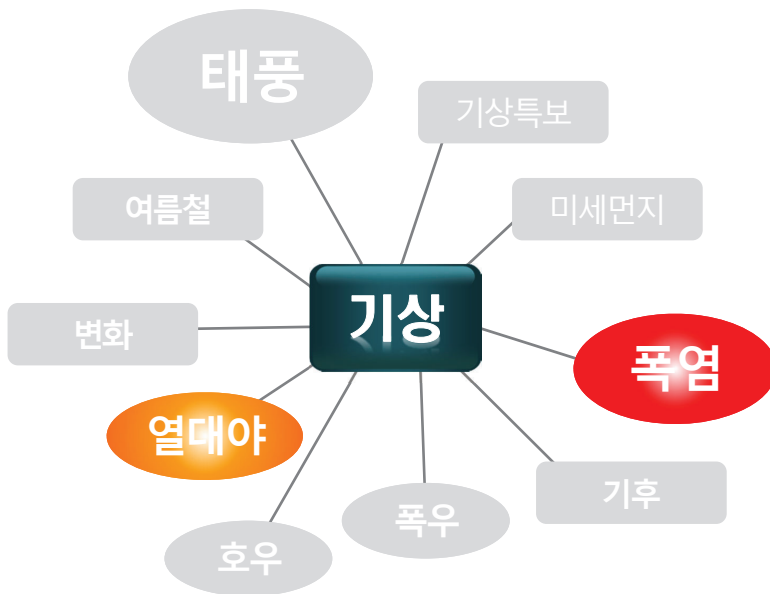
9월 전지구적 기압계 특성

- 중위도 상층(약 12km 상공) 북반구 전체에 고기압들 동서방향 파동형태
 - ※ 중앙아시아 지역의 큰 변동성이 원격상관을 통해 동아시아 기후에 영향을 주는 패턴
 - 우리나라 주변 대기 상하층 전체 고기압성 편차가 고기압 지속에 기여

< 9월 200hPa(약 12km 상공) 지위고도 편차와 지구장파복사 편차 >



2019년 주요 이슈 키워드



연관어	탐색건수
태풍	26846
폭염	10325
열대야	3447
기상특보	3139
호우	2943
기후	2776
폭우	2235
변화	2084
여름철	1772
미세먼지	1488

9

폭염: '18년 대비 훨씬 덜한 무더위

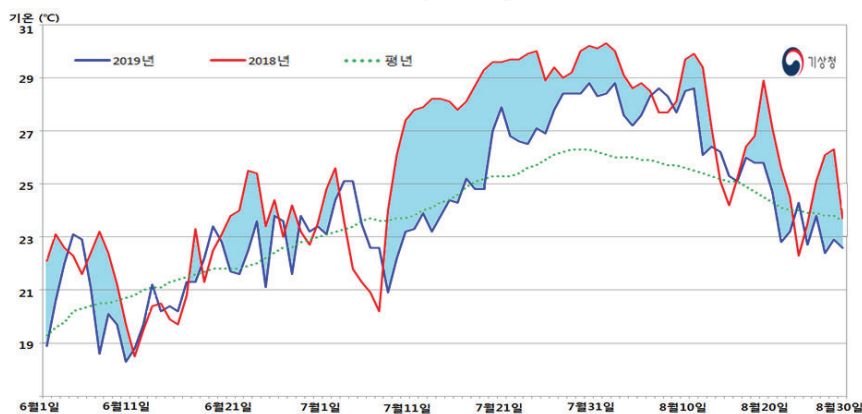
더위는 일찍 시작했으나, 한여름 덜 더웠고 후반에 폭염 지속

- 폭염일수 13.3일, 열대야일수 10.5일로 작년대비 각각 41%, 59% 수준

※ 평년값: 폭염일수 9.8일, 열대야일수 5.1일

→ 전반 큰 기온변동 & 장마종료 후 7월 후반~8월 중반 폭염 이어짐

< 2018년과 2019년 여름철(6~8월) 전국 평균기온 비교 >



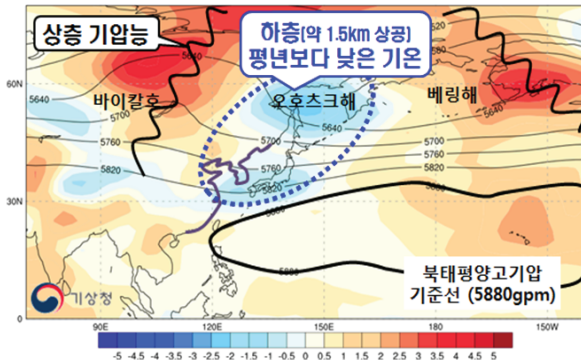
10

폭염: 후반부터 북태평양고기압 확장

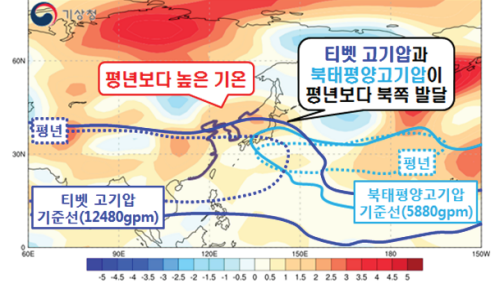
전반과 후반 기압계 차이

- 전반에 상층 찬 공기 잦은 유입 & 후반에 필리핀 해 부근 강한 대류활동으로 우리나라 부근 고기압 발달 + 강한 일사 효과 → 가을 늦더위로 이어져

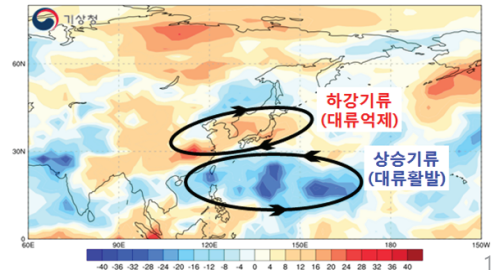
< 2019년 6월 1일~7월 20일: 500hPa 지위고도+850hPa 기온편차 >



< 2019년 7월 21일~8월 20일: 200hPa+500hPa 지위고도 >

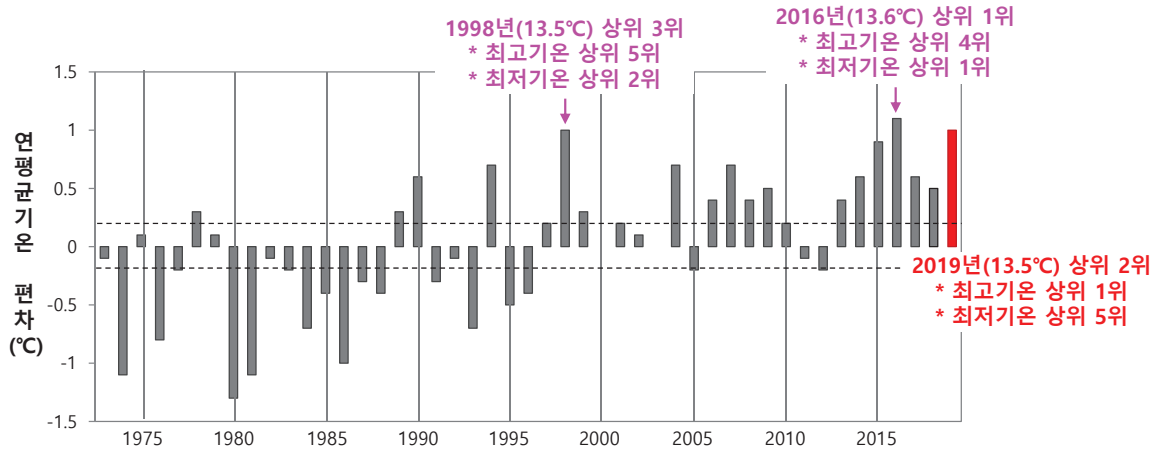


< 2019년 7월 21일~8월 20일: 지구장파복사 >



11

2019년: 역대 두 번째로 높은 기온



우리나라 월 평균기온, 편차 및 역대 순위

	1월	2월	3월	4월	5월	6월	7월	8월	9월	10월	11월	12월	2019년
평균(°C)	0.3	2.4	7.5	12.0	18.6	21.3	24.8	26.2	21.8	15.8	8.8	2.8	13.5
편차(°C)	+1.3	+1.3	+1.6	-0.2	+1.4	+0.1	+0.3	+1.1	+1.3	+1.5	+1.2	+1.3	+1.0
역대 순위(상위)	10위	9위	4위	27위	2위	24위	23위	13위	3위	4위	10위	8위	2위

12

2019년 주요 이슈 키워드



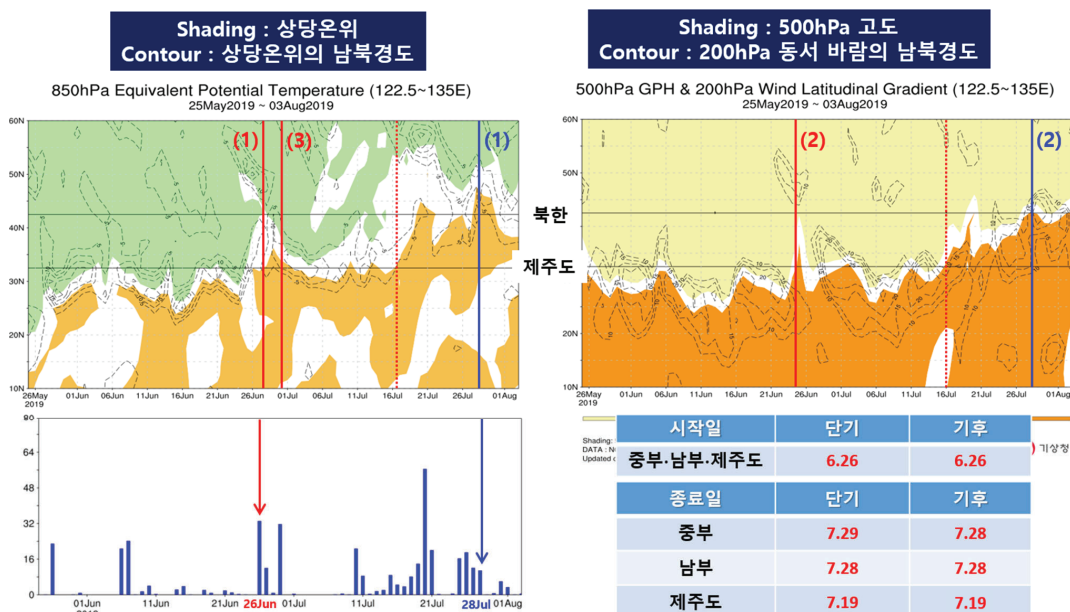
연관어	탐색건수
태풍	26846
폭염	10325
열대야	3447
기상특보	3139
호우	2943
기후	2776
폭우	2235
변화	2084
여름철	1772
미세먼지	1488

13

장마: 2019년 동시 장마 시작

* 장마백서 2011(서경환)

장마 시작 (세 조건 동시 만족)	① 122.5°~135°E 평균 ② 122.5°~135°E 평균 ③ 125.0°~130°E 평균	상당온위 335K 선이 32.5°N 보다 북상해 3일 이상 지속 5850 gpm선이 32.5°N 보다 북상해 3일 이상 지속 상당온위 남북 경도 최저값이 32.5°N 보다 북상해 3일 이상 지속	상관계수 0.72
장마 종료 (두 조건 동시 만족)	① 122.5°~135°E 평균 ② 122.5°~135°E 평균	상당온위 남북 경도 최저값이 42.5°N 보다 북상해서 2일 이상 지속 200hPa 동서방향 바람의 남북경도 최고값이 42.5°N 보다 북상해서 2일 이상 지속	상관계수 0.63



14

장마: 2019년 동시 장마 시작

2014년 이후 6년째 평년보다 적은 장마 강수량

※ 전국 장마 강수량(mm): 2014년 145.6, 2015년 240.0, 2016년 332.7, 2017년 291.7, 2018년 283.0

【표 1】 올해(2019년)와 평년(1981~2010년)의 장마 시작일과 종료일 및 기간

	올해			평년		
	시작	종료	기간(일)	시작	종료	기간(일)
중부지방	6.26.	7.29.	34	6.24.~25.	7.24.~25.	32
남부지방	6.26.	7.28.	33	6.23.	7.23.~24.	32
제주도	6.26.	7.19.	24	6.19.~20.	7.20.~21.	32

【표 2】 올해(2019년)와 평년(1981~2010년)의 장마기간 강수일수와 평균 강수량

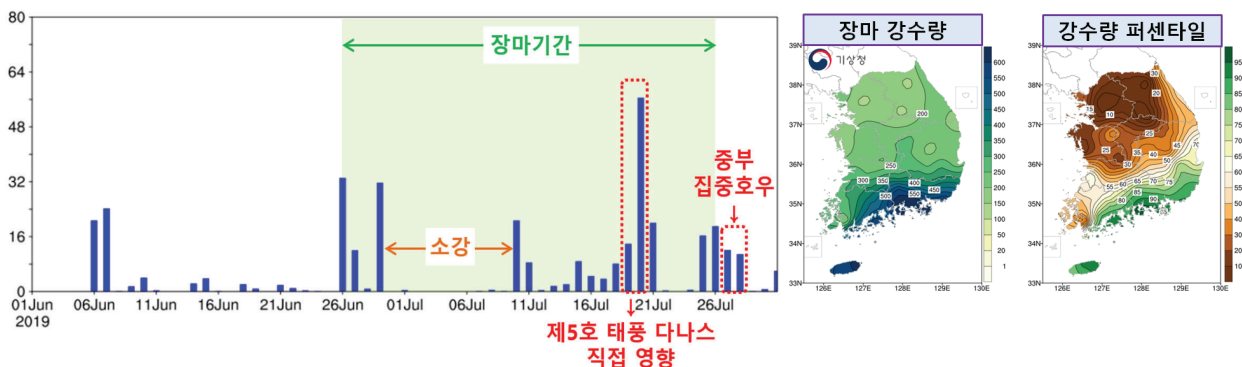
	올해		평년	
	강수일수(일)	평균 강수량(mm)	강수일수(일)	평균 강수량(mm)
중부지방	15.8	197.6	17.2	366.4
남부지방	16.1	358.4	17.1	348.6
제주도	13.5	475.3	18.3	398.6
전국	16.0	291.1	17.1	356.1

15

장마: 2019년 동시 장마 시작

- 장마 시작 후 열흘간 소강상태, 제5호 태풍 다나스에 의한 전국 많은 비를 제외하고 대체로 국지적이거나 소낙성 강수 → 적은 장마 강수량
 ※ 전국 종료 시점에 중부 집중호우 → 혼란 야기
- 장마전선이 주로 남쪽에 위치하여 남해안과 제주도 중심 영향
 → 지역간 편차 크고, 중부 중심 기상가뭄 지속

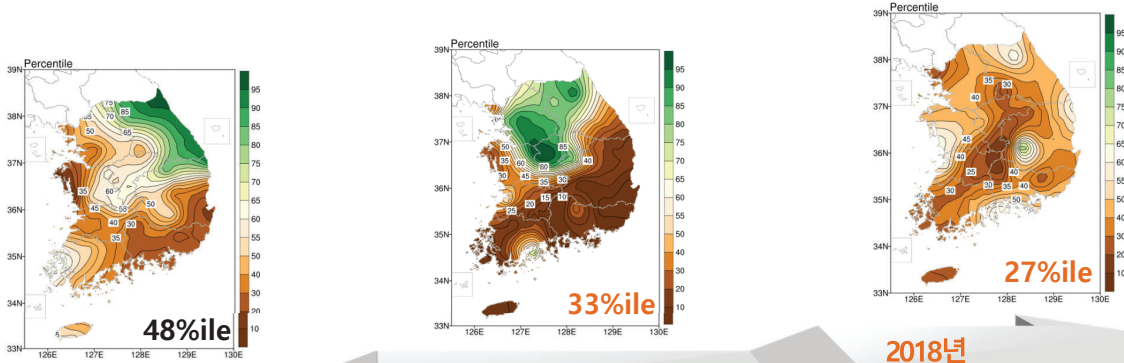
장마기간(6.26~7.29) 강수량 시계열과 분포



16

장마: 2016~18년 과거 장마 강수량

- 최근 장마 평년 기간(제주도 시작(6.19.)~중부 종료(7.25.))의 강수량은 대체로 적은 경향

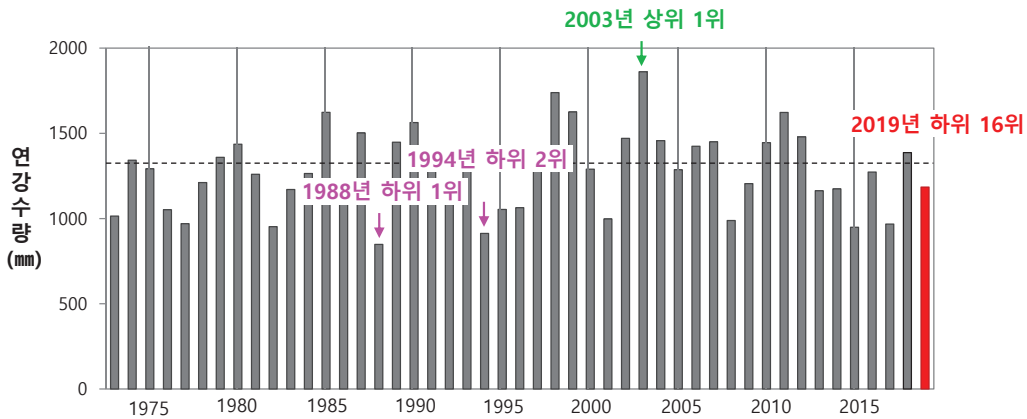


2016년
 제주도(6.18.)~중부(7.30.)
 장마기간 동안 대체로 소강상태
 강원도를 제외한
 전국 적은 강수량

2017년
 제주도(6.24.)~중부(7.29.)
 북태평양고기압 확장
 중부 집중호우, 남부 주로 폭염
 남부 적은 강수량

2018년
 제주도(6.19.)~중부(7.11.)
 북태평양고기압 일찍 발달
 7.11. 장마 종료 → 1973년 이래
 두 번째로 짧은 장마
 전국 적은 강수량

2019년: 대체로 평년 수준이거나 적은 강수량



전국 월평균 누적 강수량(mm), 퍼센타일 및 역대 순위

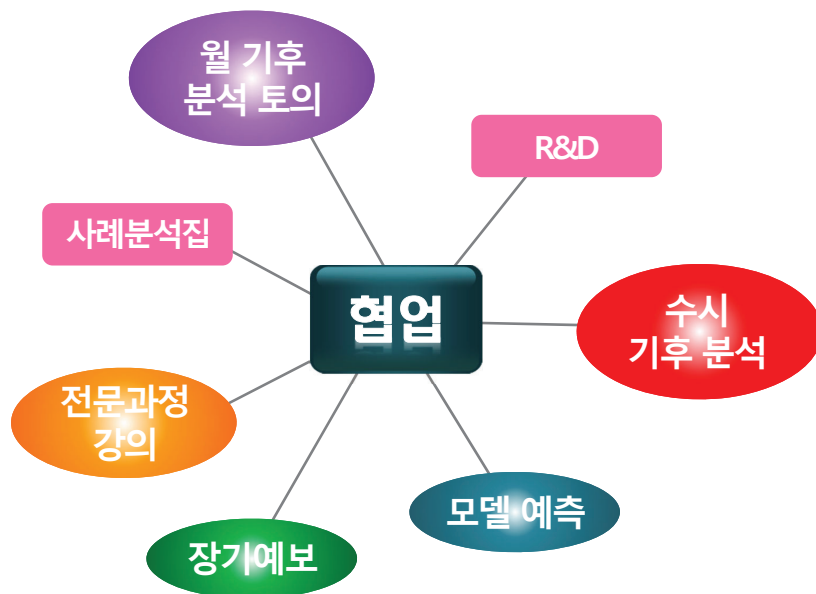
	1월	2월	3월	4월	5월	6월	7월	8월	9월	10월	11월	12월	2019년
월강수량(mm)	8.1	30.8	38.7	79.3	55.9	143.1	217.2	140.7	221.2	169.0	58.2	26.3	1171.8
퍼센타일(%ile)	0.7	51.9	22.7	57.7	13.1	39.6	29.8	12.3	66.7	100	69.4	59.6	27.7
역대 순위	하위 5위	상위 23위	하위 12위	상위 27위	하위 9위	상위 23위	하위 15위	하위 9위	상위 12위	상위 1위	상위 14위	상위 23위	하위 16위

2019년 기후 특성(요약)

	내 용
1	[1월] 약한 시베리아 고기압 → 온화하고 건조한 날씨
2	[4월] 북쪽 찬 공기의 주기적 남하 → 기온 변화 크고 쌀쌀한 날씨
3	[5월] 이동성 고기압 주로 영향 → 고온 현상과 이른 더위
4	[장마] 전국 동시 시작, 2014년 이후 6년 연속 평년보다 적은 장마 강수량
5	[폭염] 한여름에는 덜 더웠으나, 7월 후반 이후 가을까지 늦더위가 이어져
6	[태풍] 9월 덥고 습한 북태평양고기압 지속 → 역대 가장 많은 태풍 영향
7	[10월] 1월 강수량이 역대 가장 적었던 반면에 10월은 가장 많아 월별 강수량 폭이 컸음
8	[12월] 약한 시베리아 고기압과 한반도 남동쪽 고기압 지속 → 적은 눈

19

APCC와 함께한 2019년



20

감사합니다



03

동아시아 폭염에 영향을 주는 대규모
원격상관 패턴과 전지구 모델을 이용한 앙상블 예측

이명인 교수 (울산과학기술원 도시환경공학과)

동아시아 폭염에 영향을 주는 대규모 원격상관 패턴과 전지구 모델을 이용한 앙상블 예측

이 명 인

최낙빈, 서은교, 탁선래

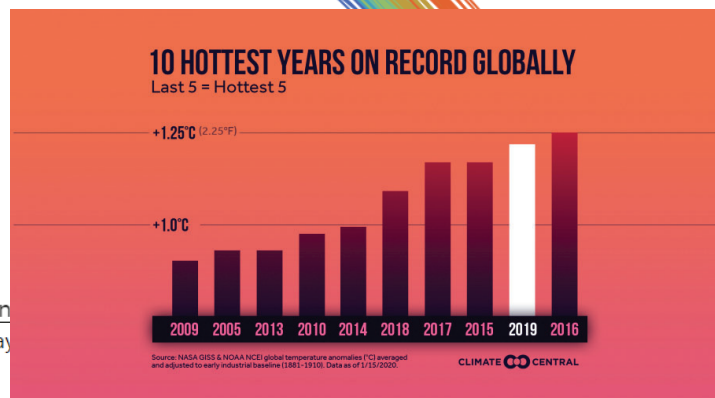
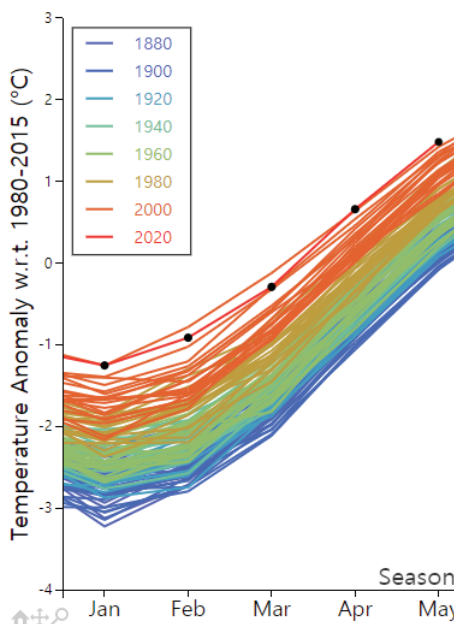
폭염연구센터 & 도시환경공학과
유니스트



2020년 기후예측워크숍, 2020. 7. 9.

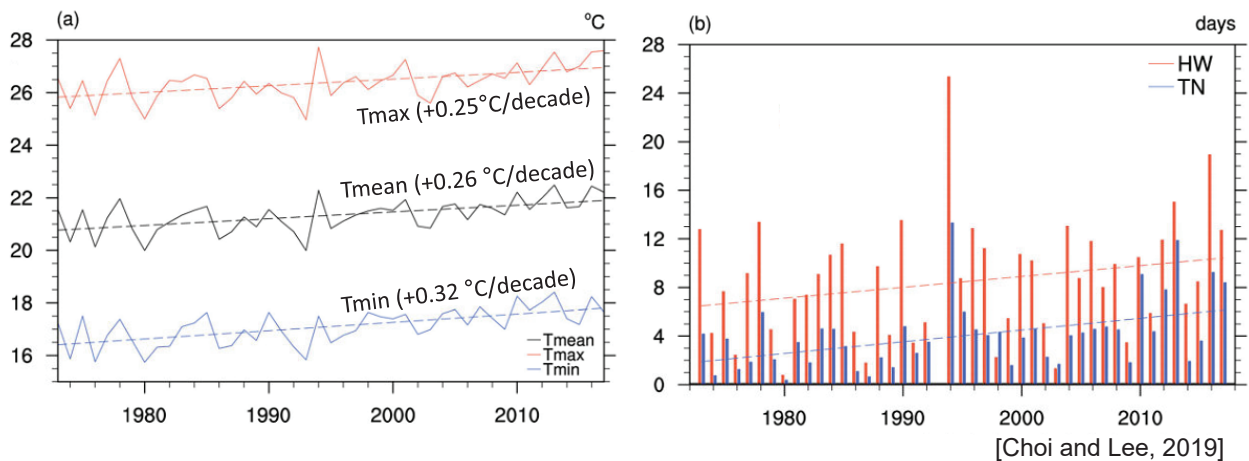
지구온난화와 폭염

GISTEMP Seasonal Cycle since 1880



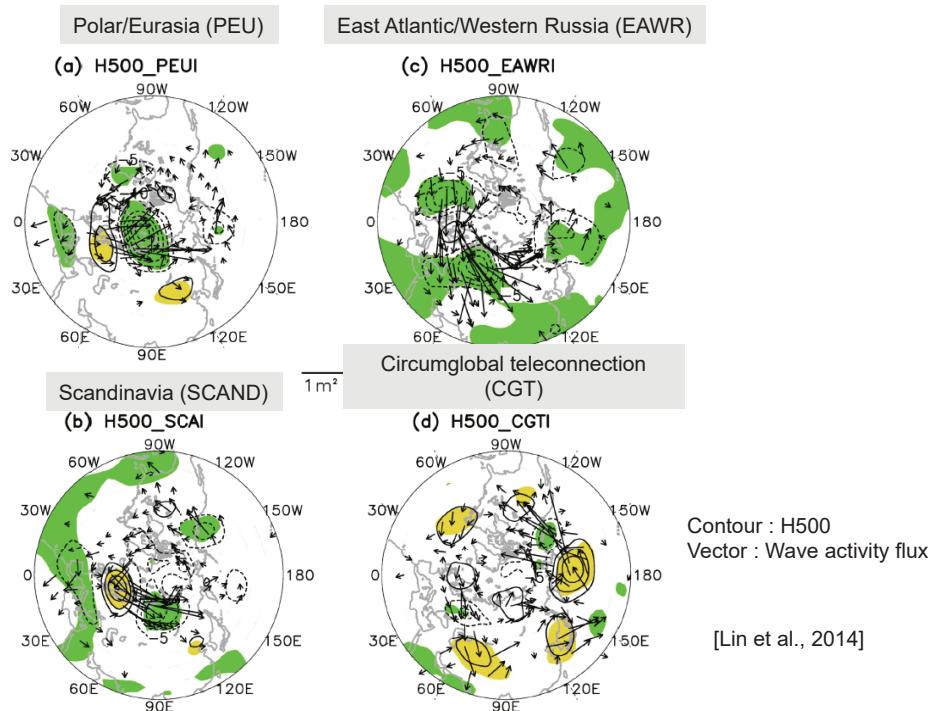
지구온난화에 따른 폭염 발생 추세

- ❖ 지구 온난화와 폭염
 - 지구온난화로 인해 폭염의 발생 빈도 및 강도는 증가 할 것으로 예상 [Meehl and Tebaldi, 2004; Hansen and Sato, 2012; Coumou and Robinson, 2013]
- ❖ 한반도 폭염 추세 (1973-2017, 73개 지상 관측 지점)
 - 일 평균 기온 뿐만 아니라, 일 최고기온과 일 최저기온에서도 지속적인 증가 추세
 - 폭염 및 열대야 일수도 뚜렷한 증가 추세 (+0.89 and +0.96 days/decade)
 - 2018년에 기록적인 한반도 폭염 발생 (폭염 일수 31.5일 및 열대야 일수 17.7일)



동아시아 대규모 대기순환

- ❖ 장기간 지속되는 폭염은 대규모 정체파동에 영향을 받을 것으로 예상
- ❖ 동아시아 지역에 영향을 주는 주요한 대기 패턴 (Lin et al. 2014)



동아시아 지역 장기 관측 분석

❖ 일 최고기온 지상 관측 지점

	중국	대한민국	북한
관측 자료	Gridded Daily Data over China	Weather Stations	Weather Stations
공간 해상도	Gridded 0.25° lat/lon from 756 Stations	61개 지상 관측	13개 지상 관측
분석 기간	1973 – 2012		

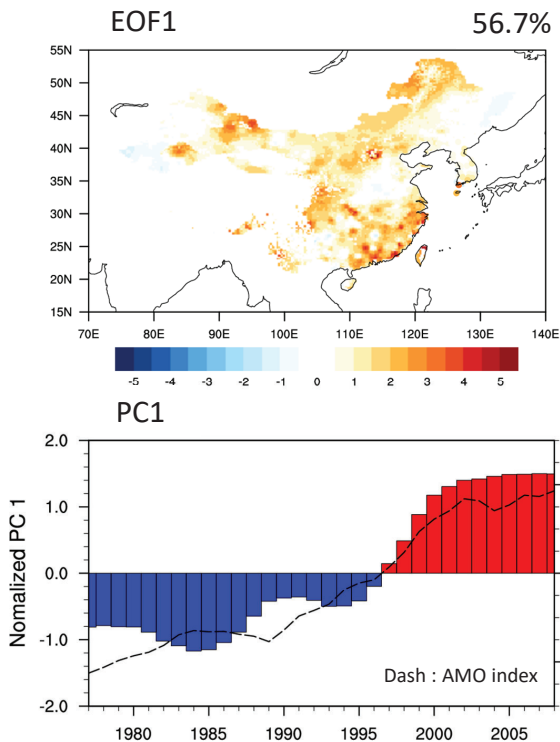
❖ 분석 방법

- 1) 폭염 일 정의
: 일 최고기온이 7, 8월 일 최고기온의 90th 퍼센타일 이상이거나 29°C 이상인 날
- 2) 폭염 일수 : $HWD = num(T^{max} \geq Threshold)$
- 3) high-pass (≤ 8 yrs) / low-pass (> 8 yrs) filter로 경년 변동 추출
- 4) EOF 분석을 통해 동아시아 규모 폭염 패턴 추출

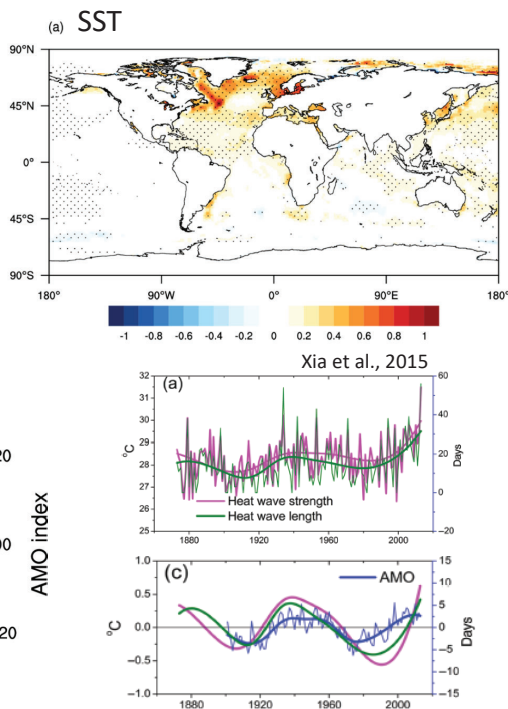
Choi et al. (J. Clim, 2019)

폭염의 장주기 변동

❖ 동아시아 규모 폭염 장주기 변동

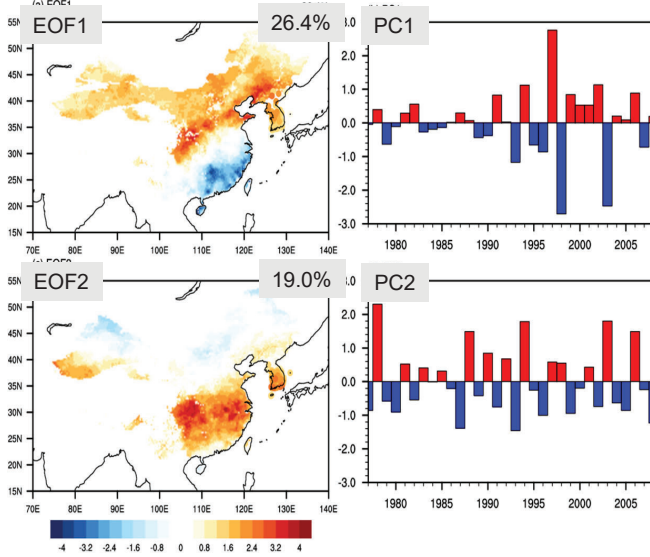


Global Warming + AMO signal

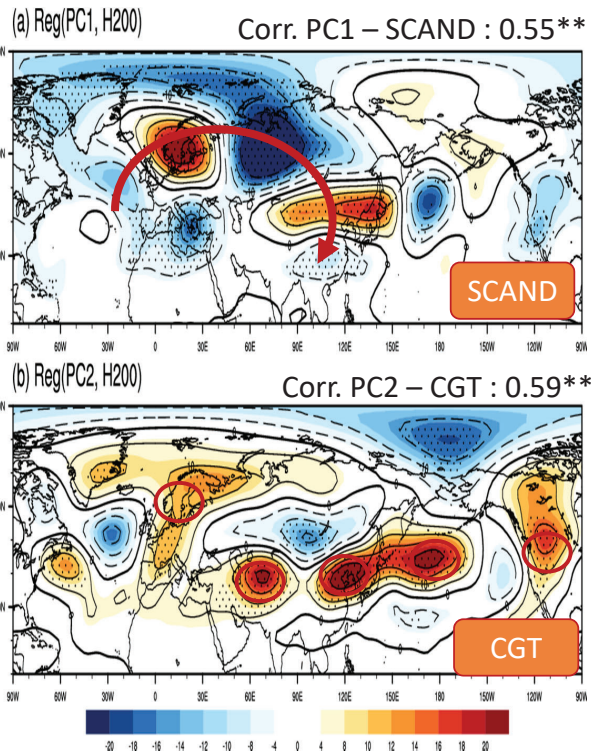


폭염의 경년 변동

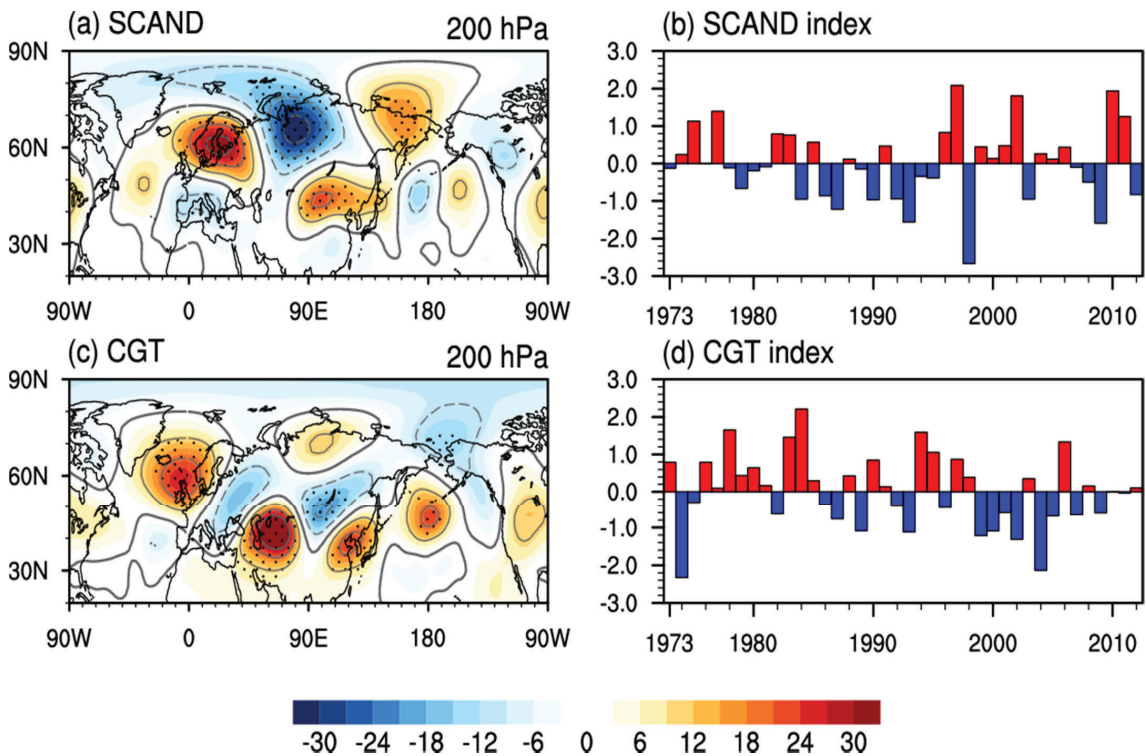
❖ 동아시아 규모 폭염 경년 변동 패턴



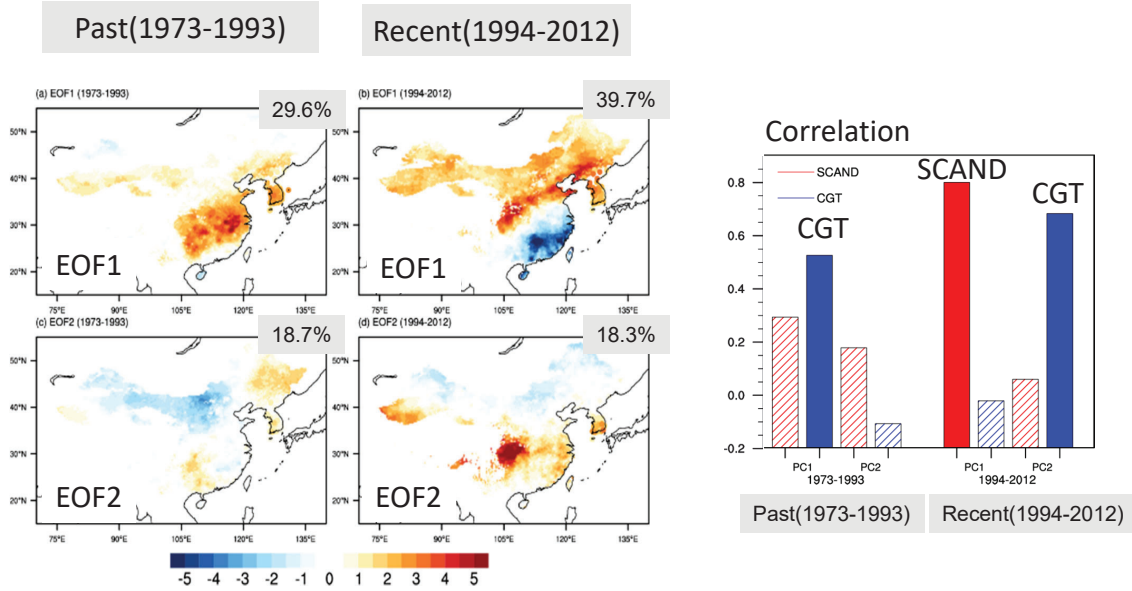
- 동아시아 폭염을 두가지 유형으로 분류하였고, 각각 SCAND, CGT와 연관됨



동아시아 폭염과 관련된 상층 대기 패턴

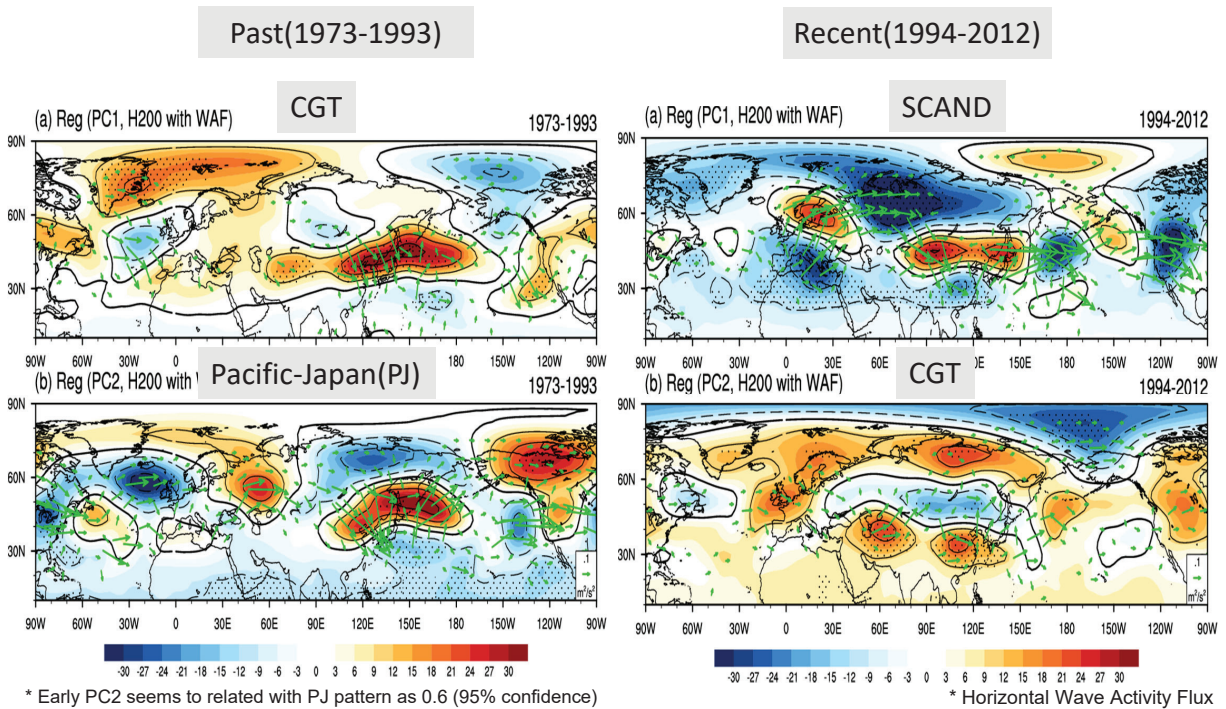


폭염 변동성 변화 (1990년대 중반)



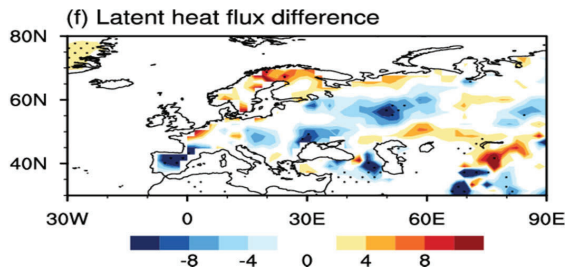
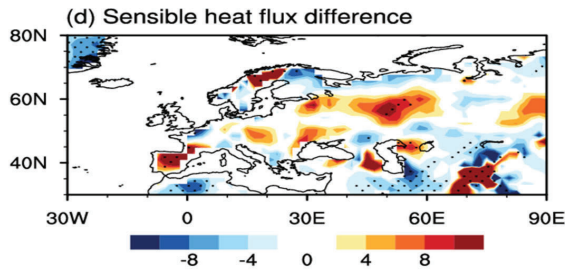
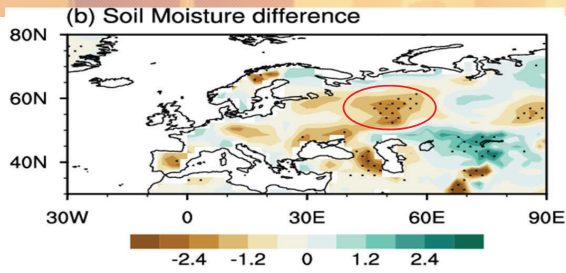
- 1990년대 중반을 기준으로 동아시아 폭염 패턴이 변화함

폭염 변동성 변화 (1990년대 중반)



- 최근 동아시아 폭염에 대한 SCAND의 영향이 강해짐

SCAND: 대기-지면 상호작용의 강화

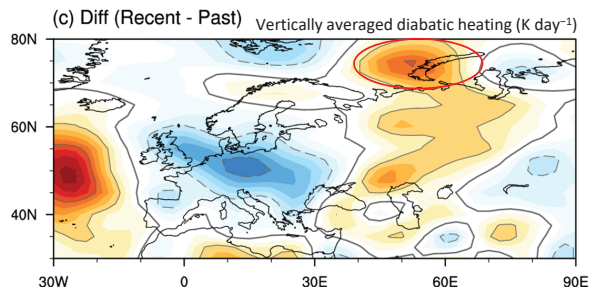


Diabatic Heating Rate

$$\bar{Q}(x, y, p, t) = \frac{\Delta T}{\Delta t} + \bar{\mathbf{v}} \cdot \nabla \bar{T} + \left(\frac{p}{p_0}\right)^{R/C_p} \bar{\omega} \frac{\partial \bar{\theta}}{\partial p} + \left(\frac{p}{p_0}\right)^{R/C_p} \left[\nabla \cdot \bar{\mathbf{v}}' \theta' + \frac{\partial (\bar{\omega}' \theta')}{\partial p} \right]$$

[Chan and Nigam, 2009]

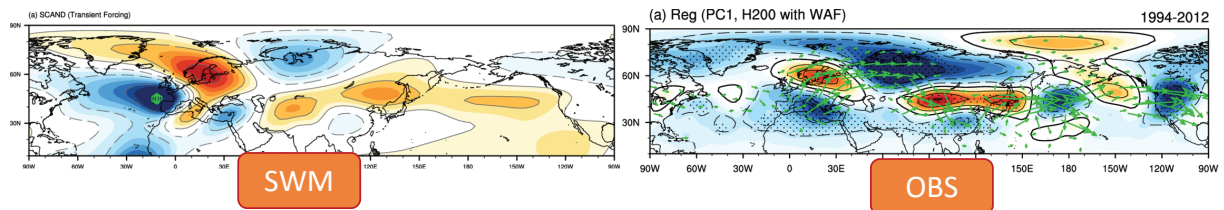
- 최근 유라시아 대기-지면 상호작용이 강해짐



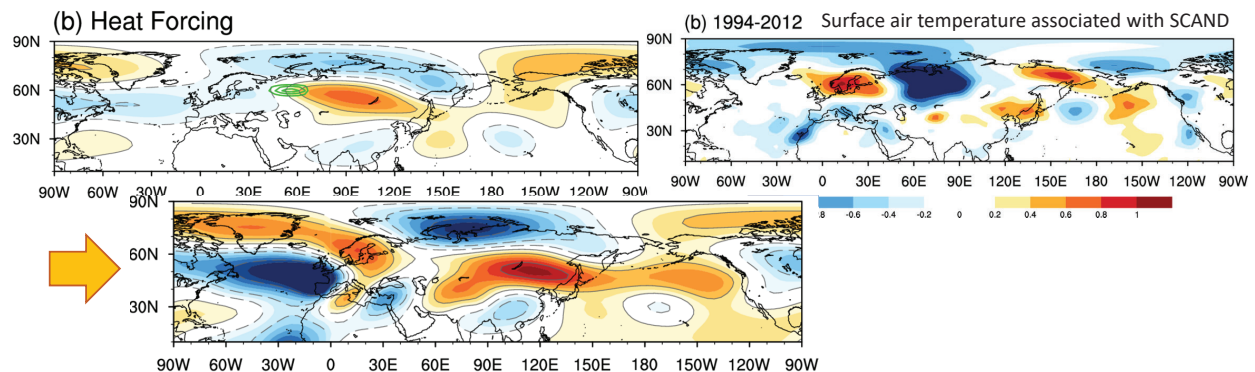
최근 SCAND 패턴의 강화

❖ Stationary Wave Model Experiment (Ting and Yu 1998)

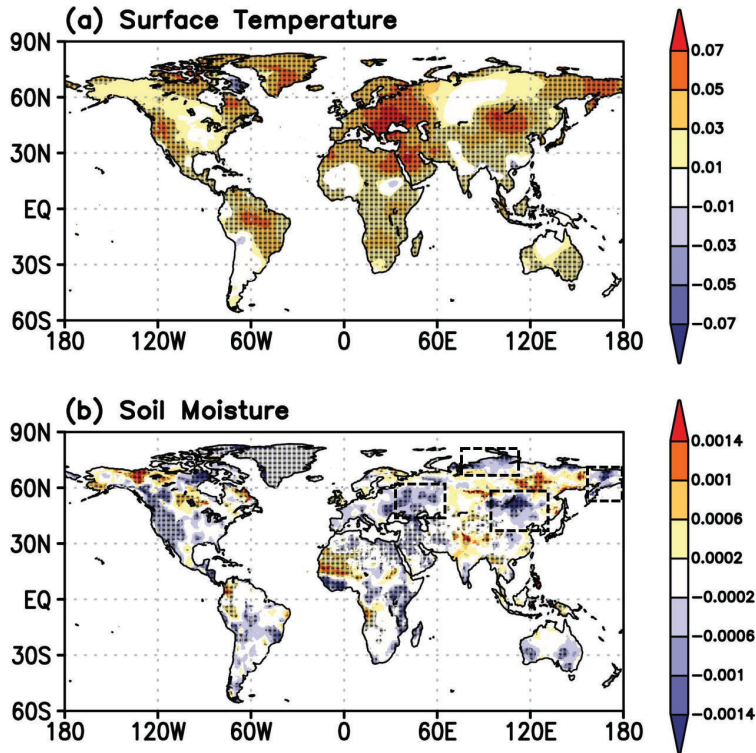
- STEP1: Transient forcing in the North Atlantic



- STEP2: Additional heating at the surface (최근 대기-지면 상호작용 강화)



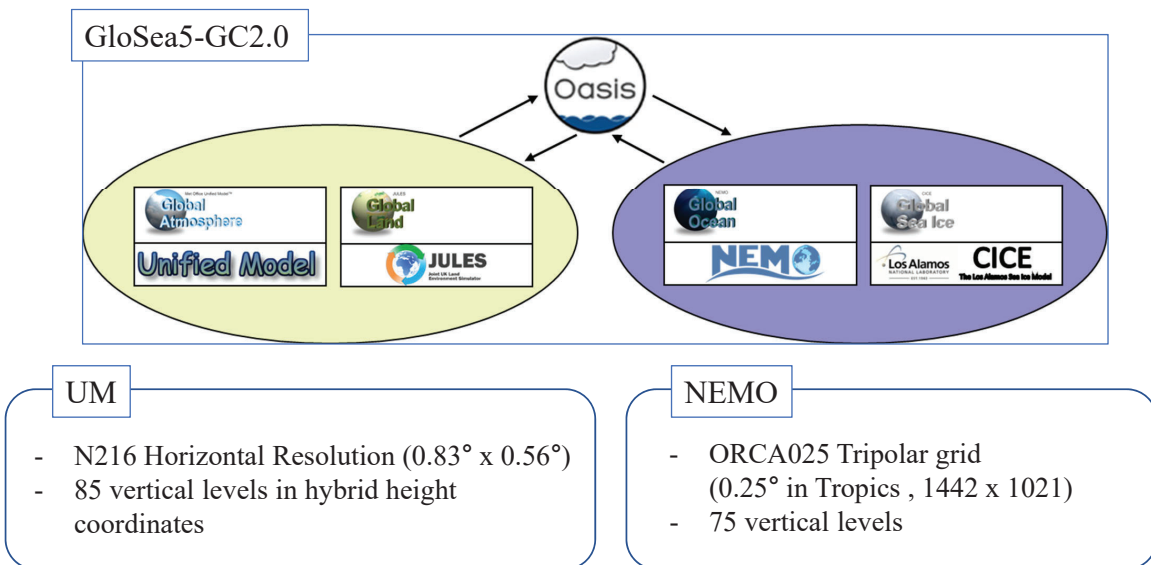
지상기온과 토양수분의 추세



- 여름철 (JA) CRU 지상기온과 JULES offline으로 산출된 토양수분의 장기 추세 (1979-2016)
- 유라시아 지역에서 기온의 증가 추세와 토양수분의 감소 추세가 뚜렷하게 나타남

2016년 폭염 사례 계절 예측 실험

❖ 기상청 계절예측시스템 (GloSea5)

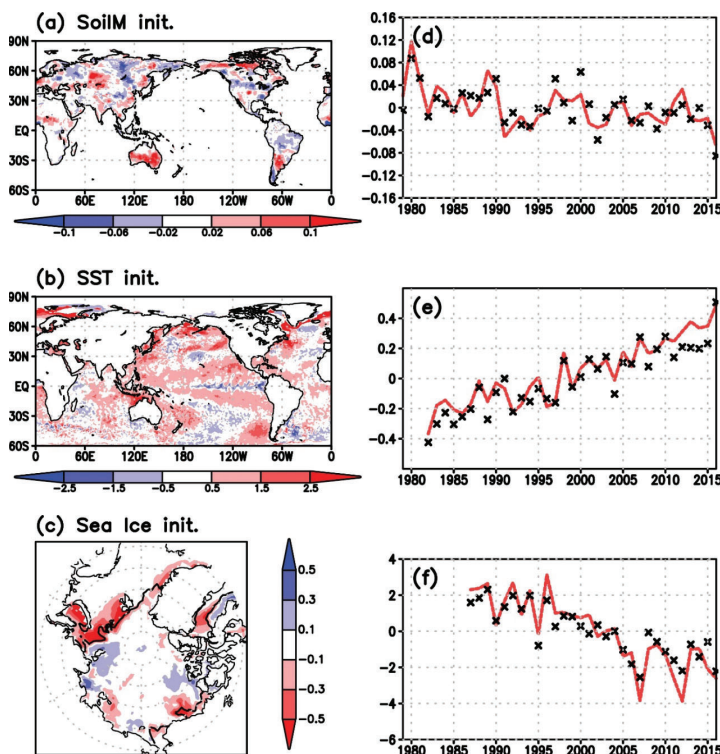


2016년 폭염 사례 계절 예측 실험

- 대규모 폭염 사례에서의 지면, 해빙, 해양의 영향 평가
- UK Met Office GloSea5-GC2.0 system (MacLachlan et al., 2015; Williams et al., 2015)
- 폭염 사례: 2016년 폭염
- 초기화 날짜 : 1~5, July 2016 (20개 앙상블)
- 각각 2개월 적분 후 상층 및 지상 기온 편차 분석

	Exp1	Exp2	Exp3	Exp4
토양 수분 초기화	Climatology	0	0	0
해양 초기화	0	Climatology	0	0
해빙 초기화	0	0	Climatology	0

2016년 여름철 기후인자

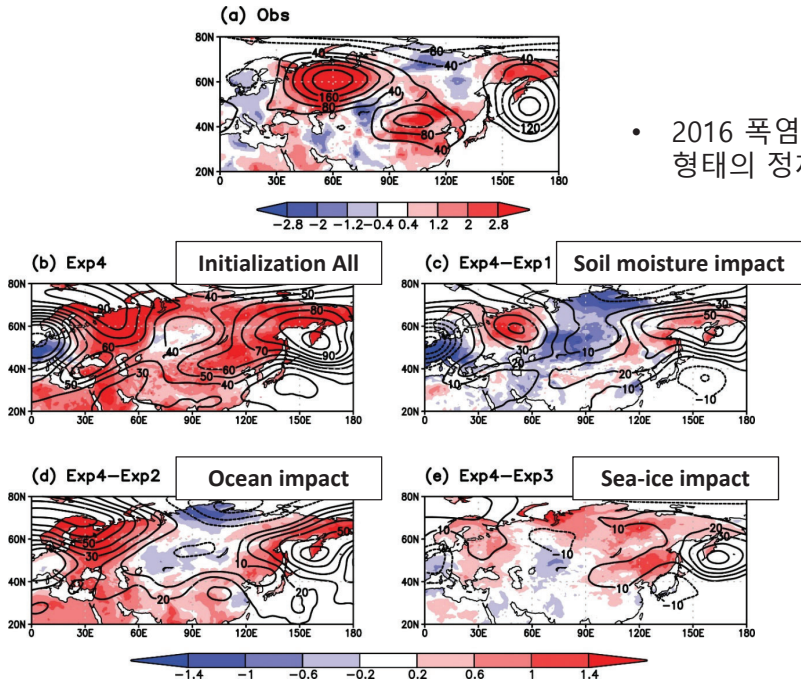


- 토양 수분:
2016 여름철 유라시아 대륙이 기록적으로 건조함

- 해수면 온도:
2016 여름철 전지구 해수면 온도가 역대 최고치 기록

- 해빙 농도:
2016년 7월 북극 해빙 면적이 역대 2번째로 낮음

2016년 폭염 사례 (지면 영향)



• 2016 폭염 사례는 동아시아에 Tri-pole 형태의 정체파가 발생 (25 July-25 August)

- 토양수분, 해양, 해빙의 영향으로 동아시아 기온에 양의 편차 발생
- 토양수분의 영향이 동아시아 tri-pole wave 패턴 과 가장 유사한 편차를 보여 2016년 폭염의 주요 원인

전지구 모델 앙상블 폭염 예측

❖ 기상청 현업 전지구 예측 모델을 이용한 앙상블 폭염 예측

전지구 앙상블예측시스템 (EPSG)



UM기반 전지구예보모델

수평 해상도 : ~32km
 예측 기간 : 11일
 앙상블 수 : 매일 25개
 (현재 13개)

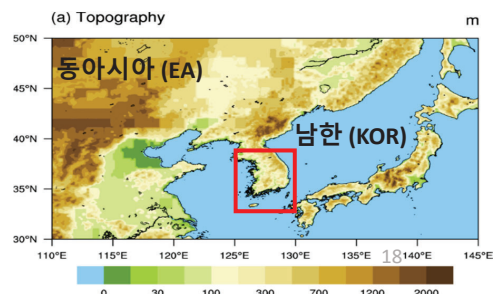
기후예측시스템 (GloSea5)



수평 해상도 : ~60km
 예측 기간 : 60일
 앙상블 수 : 매일 4개

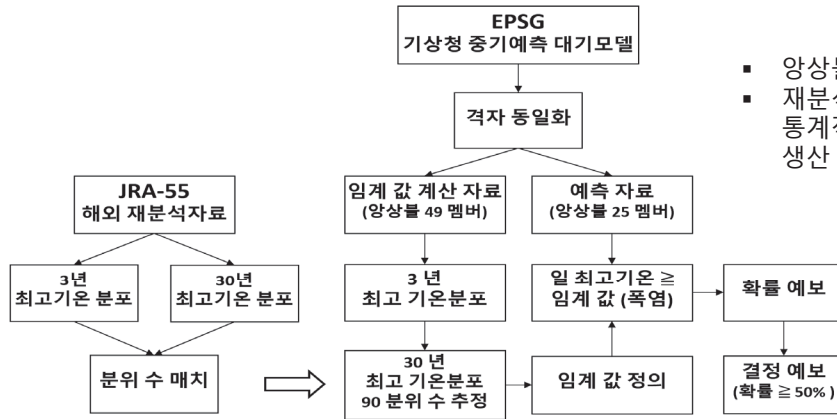
❖ 폭염 예측 성능 비교 방법 및 예측 지역

- 폭염 정의: 일 최고기온 (TMAX) > 90th percentile of model climatology (Threshold, Jul-Aug)
- 폭염 확률 예보: 전체 앙상블 중 폭염 탐지 멤버 수
- 예측 지역: 30-50N & 110-145E (동아시아)
 33-38N & 125-130E (남한)



EPSG 기반 폭염 중기예보 시스템

❖ 폭염/열대야 중기예보 시스템 자료 생산 모식도



- 앙상블을 이용한 확률예보 시스템
- 재분석자료와의 Percentile matching 통계적 방법 사용하여 격자별 임계값 생산

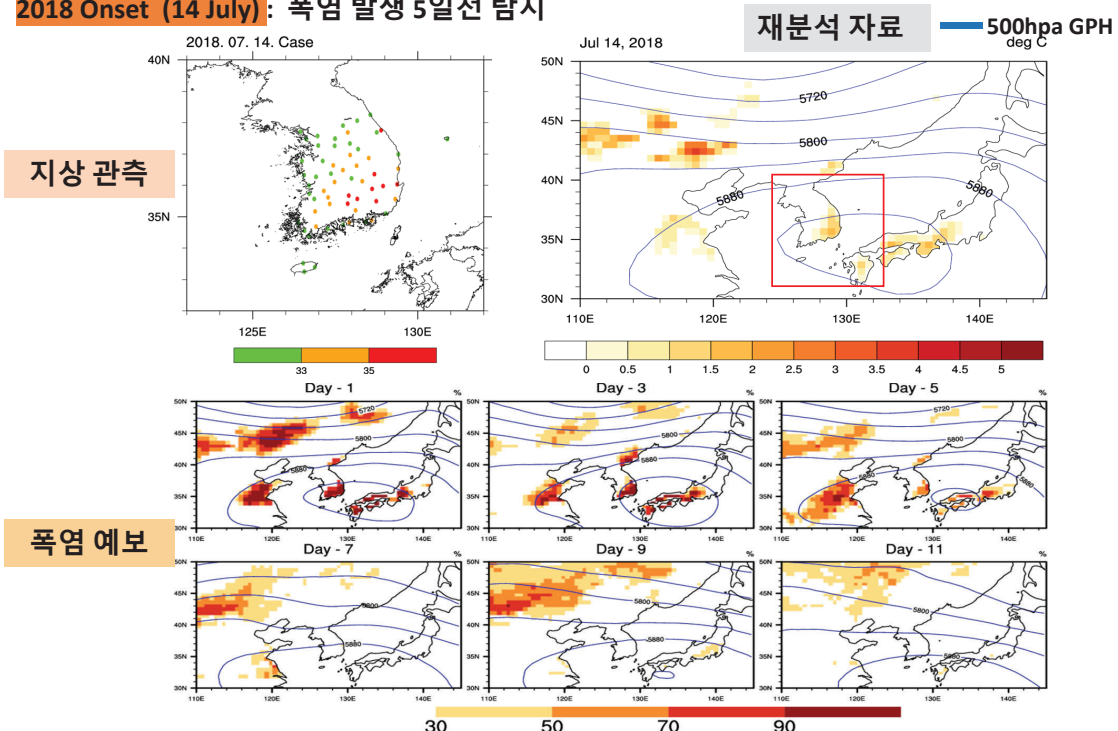
❖ 성능 평가 방법

2X2 Contingency Table		Observation (reanalysis)	
		O	X
Forecast	O	a	b
	X	c	d

- 스킬 스코어 (Skill Score) $[a_{ref} = \frac{(a+b)*(a+c)}{a+b+c+d}]$
- ① ETS (Equitable Threat Score) $ETS = \frac{a - a_{ref}}{a + b + c - a_{ref}}$
- ② HR (Hit Rate) $Hit Rate = \frac{a}{a + c}$
- ③ FAR (False Alarm Ratio) $FAR = \frac{b}{a + b}$

폭염 확률 예보 사례 (2018)

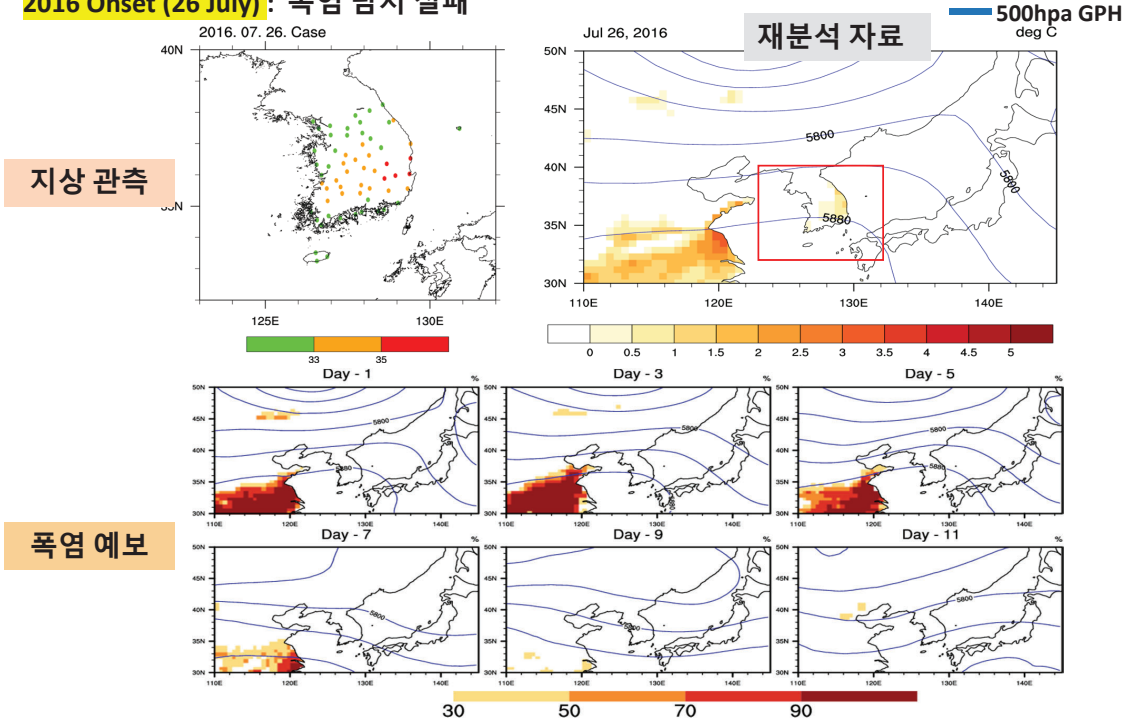
■ 2018 Onset (14 July): 폭염 발생 5일전 탐지



- 폭염 발생 5일 전 부터 경상도 지역 폭염 발생 예측

폭염 확률 예보 사례 (2016)

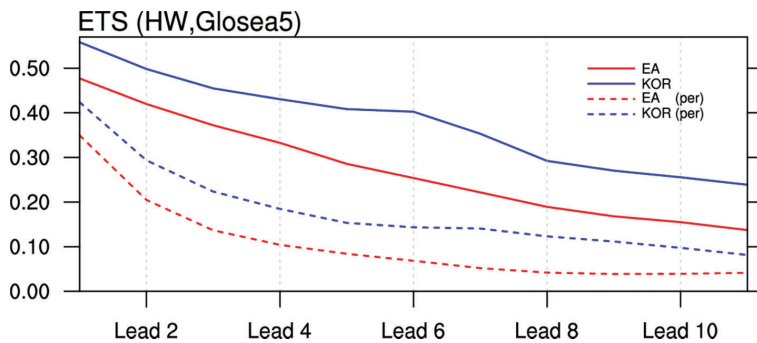
2016 Onset (26 July): 폭염 탐지 실패



수치모델에서 폭염 발생 극 값 예측은 실패 하였으나, 5일 전까지 상승 대기 패턴을 모의함

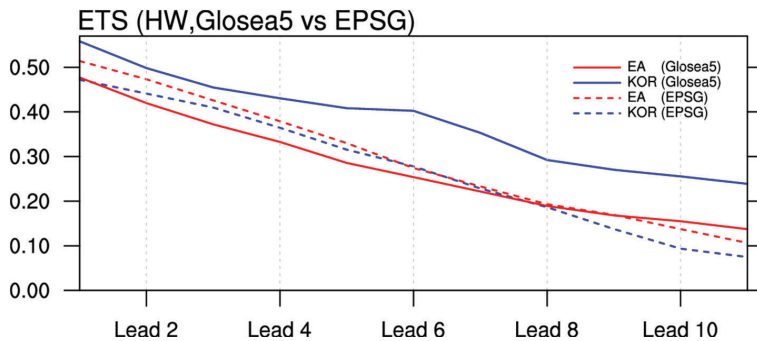
계절예보시스템 기반 폭염 예보

ESGP 기반 폭염 예보 시스템과 GloSea5 기반 폭염 예보 시스템의 비교



GloSea5 기반 폭염 예보 시스템

- GloSea5의 폭염 예측은 Persistent 예보 대비하여 남한과 동아시아 지역 모두 높은 예측 성능을 보임

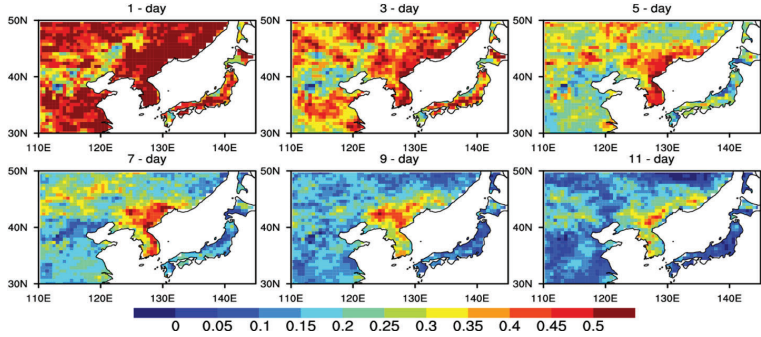


EPSG - GloSea5 폭염 예측 성능 비교

- GloSea5의 폭염 예측은 한반도 지역에서 EPSG 대비 높은 예측 성능을 보임
- 11일 선행시간까지 높은 예측 성능을 나타냄

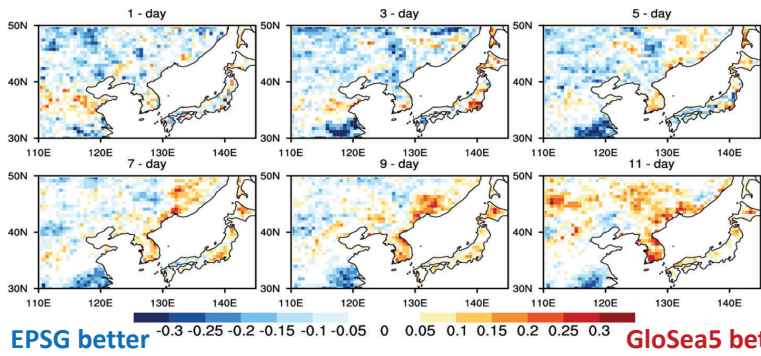
계절예보시스템 기반 폭염 예보

❖ 폭염 예보 성능 공간 분포



GloSea5 폭염 예측 ETS 공간 분포

- 한반도 지역에서 중기예측 시간 규모까지 높은 예측 성능 유지
- 동아시아 전체적으로 5일 이후 예측 성능 감소



GloSea5과 EPSG 폭염 예측 ETS 차이 공간 분포 (GloSea5 - EPSG)

- 한반도 지역에서 선행시간이 길어질수록 GloSea5 폭염 예측 성능 높음
- 지역적으로 EPSG가 높은 성능을 보이는 곳도 존재함

23

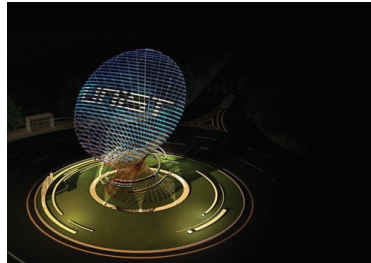
요약

- ❖ 동아시아에 발생하는 폭염은 SCAND 및 CGT와 같은 대규모 상층 대기 패턴과 강한 연관성을 가지며, 최근 유라시아 지면-대기 상호작용이 강해지며 동아시아 폭염에 대한 SCAND의 영향이 강해진 것으로 나타남
- ❖ 동아시아 폭염에 대한 외부 강제력의 영향을 진단, 2016년 폭염 사례의 경우 지구온난화(전지구적인 해수면 온도 상승)에 따른 배경온도 상승에 토양수분이 상층 정체파 형성과 기록적 폭염 발생에 중요한 역할을 하였음을 확인
- ❖ 동아시아 폭염이 대규모 대기순환 및 토양수분, 해양-해빙 강제력과 관련이 높아 전지구 규모 모델링 및 지면-해양-해빙의 영향을 고려한 결합모델을 이용한 예보시스템이 필요
- ❖ 기상청 현업 전지구 앙상블 예측시스템 (EPSG) 기반의 폭염 앙상블 예측 시스템을 구축하였으며, 대규모 폭염의 발생 5일 전에 폭염 발생의 예측이 가능함
- ❖ 폭염 중기 예측에 기상청 현업 계절예측시스템 (GloSea5)를 활용하면 폭염 예보 선행 시간을 개선 할 수 있으며, EPSG와 GloSea5의 다중모델 앙상블을 활용한 폭염 예측 시스템을 개발 중에 있음

감사합니다



연구지원: 기상청·국립기상과학원



04

지구온난화가 이상기후에 미치는 영향
: 2018년 한반도 폭염을 중심으로

민승기 교수 (포항공과대학교 환경공학부)

Global warming impact on extreme events: Attribution analysis of 2018 heat wave

Seung-Ki Min¹, Yeon-Hee Kim¹, Sang-Min Lee¹,
Sarah Sparrow², Sihan Li², Fraser C. Lott³, Peter A. Stott³

¹Division of Environmental Science and Engineering, Pohang University of Science and Technology, Pohang, Gyeongbuk, Korea

²Oxford e-Research Centre, Department of Engineering, University of Oxford, Oxford, UK

³Met Office, Exeter, UK

[Min et al., BAMS 2020]

POSTECH



2018 strongest heat wave in South Korea



Korea logs record-high temperature of 40.7 C

By Yonhap

Published : Aug 1, 2018 - 14:12

Updated : Aug 1, 2018 - 20:02



South Korea sizzled to its highest-ever temperature of 40.7 degrees Celsius on Wednesday as sweltering heat continued to grip most parts of the country.

The mercury hit 40.3 C in the northeastern town of Hongcheon, Gangwon Province, at 2:20 p.m., marking the highest level since 1907, when the country began to keep weather records, the Korea Meteorological Administration said.

Death toll in South Korea heat wave hits 42

By Claire Lee

Published : Aug 8, 2018 - 12:02

Updated : Aug 8, 2018 - 12:03



The prolonged heat wave in Korea has claimed 42 lives, the highest number since the country began recording heat-related fatalities in 2011, health authorities said Wednesday.

According to the Health Ministry, some 3,440 Koreans have been medically treated for heat-related illnesses, including heatstroke, from May 20 to Aug. 6. Among them, 42 have died, including five who were working outdoors.

This year's heat wave, which began in mid-July, is one of the most severe heat waves in Korean history. On Aug. 1, Korea sizzled to its highest-ever temperature of 40.7 degrees Celsius, since the country began recording weather and climate data in 1907. The same day was also the hottest day in Seoul in 111 years, with a temperature of 39.6 C.

Koreans experience electricity supply failure amid prolonged heat wave

By Claire Lee

Published : Aug 2, 2018 - 17:50

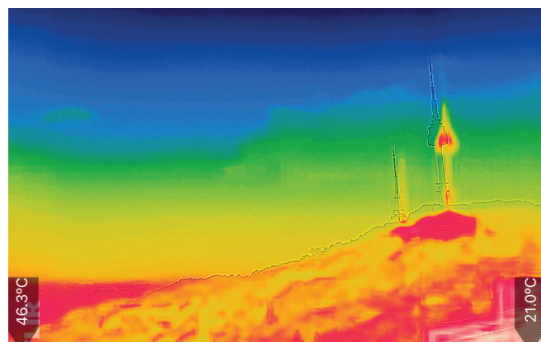
Updated : Aug 2, 2018 - 18:22



Amid the prolonged heat wave, some 2,000 households in southern Seoul experienced a blackout for about two hours Wednesday, the day Seoul hit a record high of 39.6 degrees Celsius -- the city's highest level in 111 years.

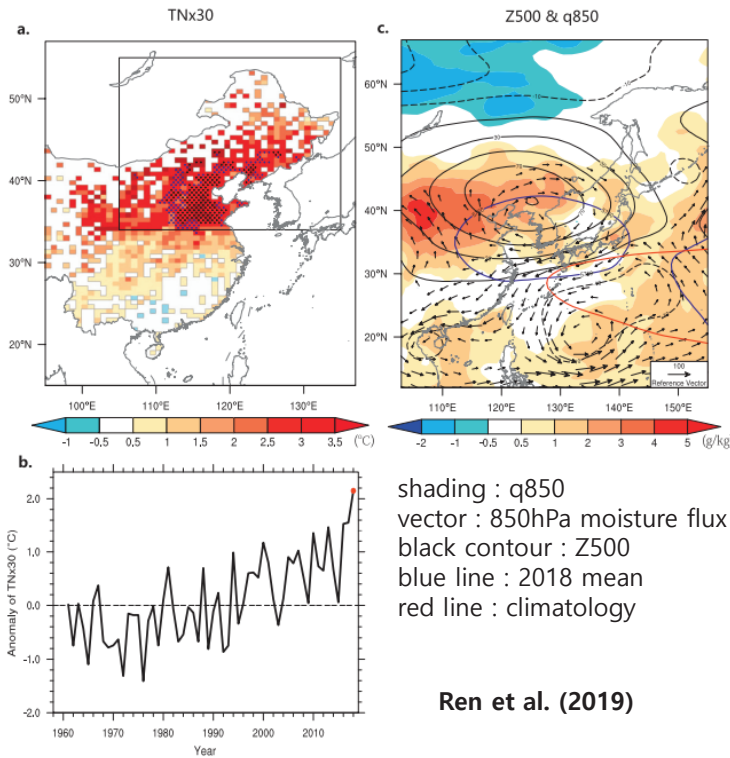
The electrical failure occurred in an apartment complex, Eunma Town, which consists of some 4,400 units. The complex was built in the 1970s.

A similar incident took place in Goyang, Gyeonggi Province, where 580 units in an apartment complex lost electricity.



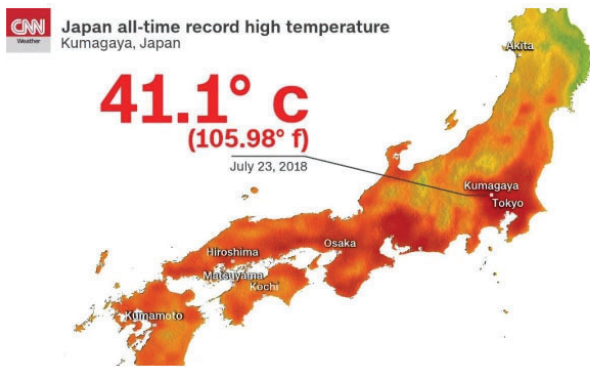
(Yonhap)

2018 heat wave in Northeast China

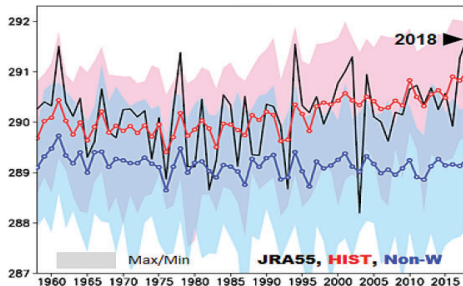


- TNx30 : Maximum consecutive 30-day Tmin anomalies (12 Jul ~ 10 Aug 2018)
 - **Record-breaking high TNx30** was observed in Northeast China, larger than 3SD of 1961-2013 climatology
 - **Northward shift of the western Pacific subtropical high**
 - Anomalous northwestward moisture transportation from the warm Bohai Sea
- contributing to warmest night

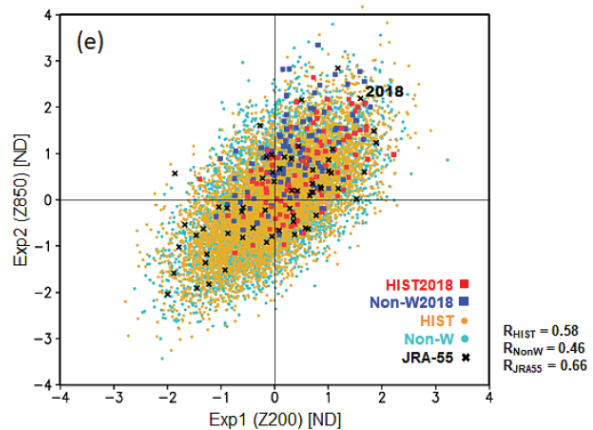
2018 heat wave in Japan



Time series of T850 anomalies in July

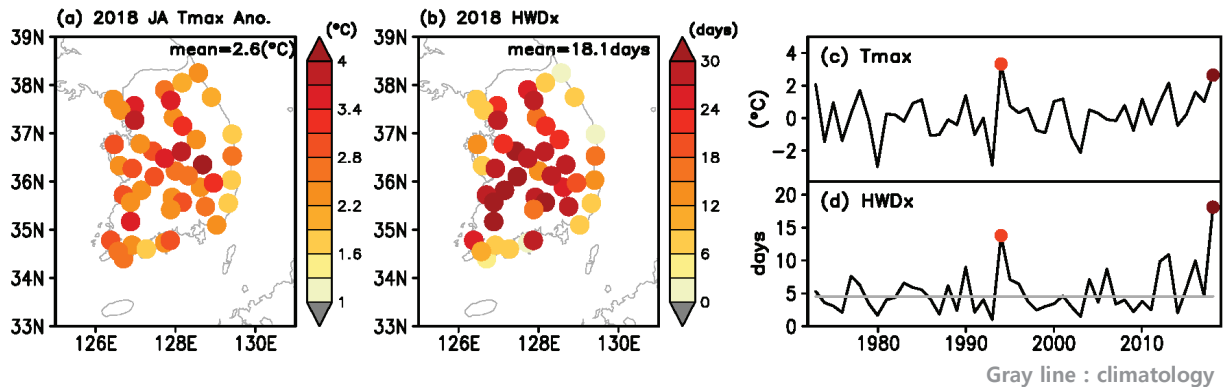


Imada et al. (2019)



- In July 2018, Japan experienced extremely high temperature.
- This heat event caused damage to human health with 1032 deaths
- **Two high pressure systems (NPSH and Tibetan high)** cause warm climate in Japan

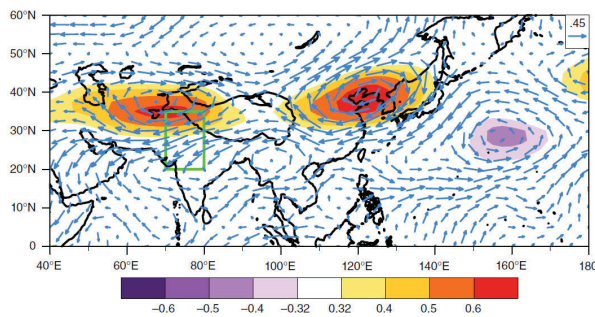
“Extremely long-lasting” heat wave!!



- Second highest record July-August Tmax (2.6°C warmer than 1987-2010 mean) since 1973
- **Record high number of hot days as 31.5** (total number of days with daily Tmax > 33°C), breaking the 1994 record (29.7 days)
- **Record maximum consecutive hot day (HWDx) with 18.1 days**
- Huge societal impact for society and economy, including 48 heat-related deaths
- JA mean Tmax and HWDx are strongly correlated ($r=0.74$)

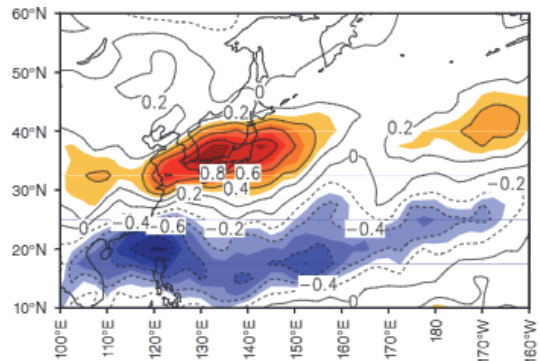
Influence of strong tropical convection

Correlation (IMRI & 250Z)



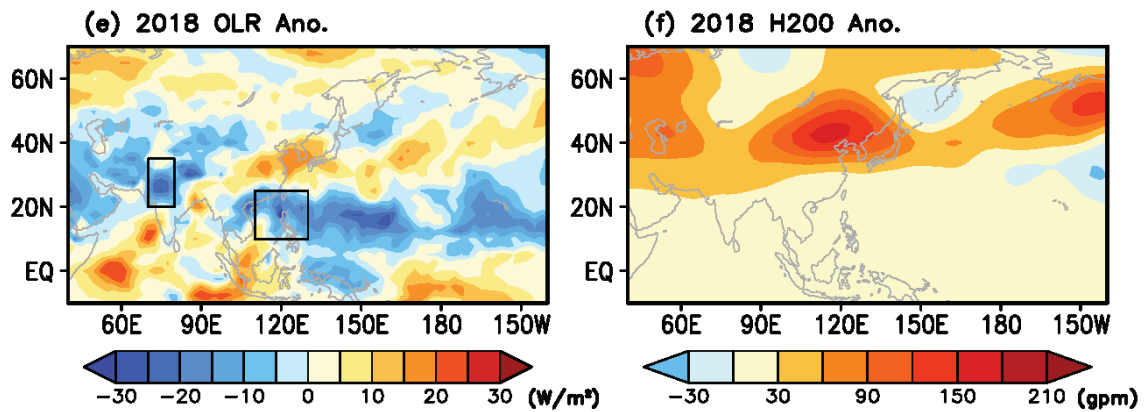
Kim et al. (2019)

Regression (OLR & Korea heat wave index)



Lee and Lee (2016)

- Northwest Indian convection induces a CGT-like pattern, providing favorable conditions for Korean heat wave
- Strong convection over the South China Sea is associated with Korean heat wave (similar to PJ pattern).



- Long-lasting heat wave is related to a **persistent anomalous high pressure system** in upper troposphere over Korea
- **Strong tropical convection over northwestern India and the South China Sea** partly induce the anomalous high pressure

Objective

This study aims at quantifying human contribution to the 2018 summer longest duration of heat wave in South Korea

- Using high resolution large-ensemble atmospheric regional climate model (RCM, weather@home East Asia, 50km) and atmospheric global climate model (AGCM, HadGEM3-A-N216, 60km at mid-latitude)
- Comparing probabilities of occurrence of the extreme heat wave duration between model simulations performed under **a real world condition (AMIP type) and the counterfactual world (with human-induced warming removed)**

Observations

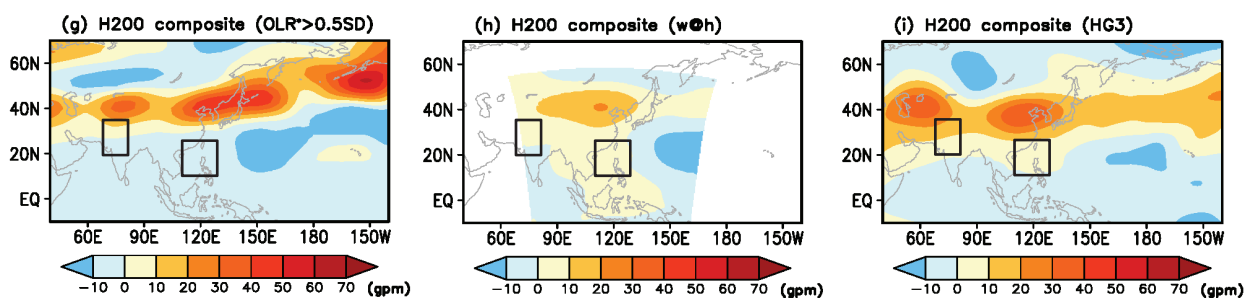
- Daily temperature: 45 stations for 1973-2018
- 200hPa Geopotential height: NCEP-1 reanalysis with 2.5° spatial resolution
- OLR: from NOAA interpolated data

Model simulations

Model		RCM: HadRM3P (w@h)	AGCM: HadGEM3-A-N216
Spatial resolution		~50km	~60km (at mid-latitude)
ALL simulations (real world)	Boundary condition/forcing	Prescribed 2018 observed SST (OSTIA)	Prescribed 2018 observed SST (HadISST1)
	GHG / Aerosol	historical/RCP4.5 sulfate emissions	historical/historical emission
	Land use/cover	historical	historical
	Period	2018	2018
No. of runs		2300	525
NAT simulations (counterfactual world)	Boundary condition/forcing	Prescribed adjusted SST (OBS-ANT influence estimated from ALL-NAT)	Prescribed adjusted SST (OBS-ANT influence estimated from ALL-NAT)
	GHG / Aerosol	Pre-industrial level	Pre-industrial level
	Land use/cover	historical	historical
	Period	2018	2018
No. of runs		3700	525

Model performance for teleconnection pattern

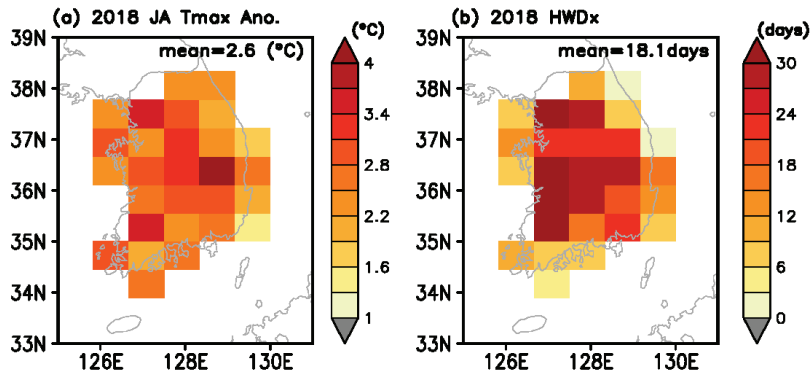
Anomaly composite of H200 for strong convection years



* Strong convection year : OLR > 0.5SD over two convection area during 1987-2010

- RCM and GCM reasonably capture the observed teleconnection pattern (Pattern correlation > 0.6) but with weaker amplitudes
- **Sampling model runs with strong vs. weak convection** : when OLR (precipitation for HG3) anomalies over two convection zones are below the 30th percentile and above the 70th percentile

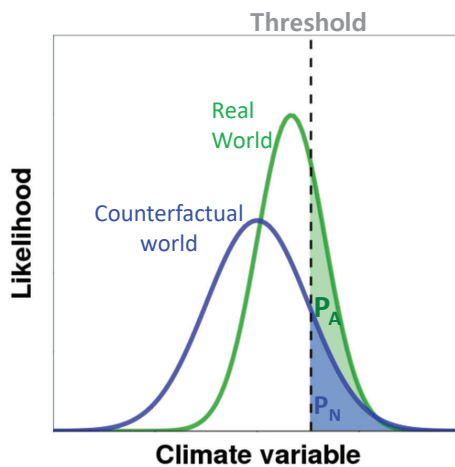
- **Gridded Tmax observations** to match the spatial scale between stations and gridded model data
- Interpolating station observations onto HadGEM3-A-N216 grid boxes (0.86° lon × 0.56° lat) by taking simple average of station values within each grid box
- HWDx for each grid box is calculated using gridded Tmax data



- **Different Tmax thresholds applied for each model** to consider model biases in climatology and variability in Tmax
- Find temperature corresponding to the same quantile as the observed threshold (33°C):
w@h : 33.21°C, HadGEM3-A-N216 : 30.51°C

Risk Ratio (RR) analysis

- Quantifying anthropogenic influence on extreme events (Stott et al. 2004, Nature)
- Comparing the probability of extreme events occurring in **a real world (with human influence)** with that in **a counterfactual world (without human influence)**



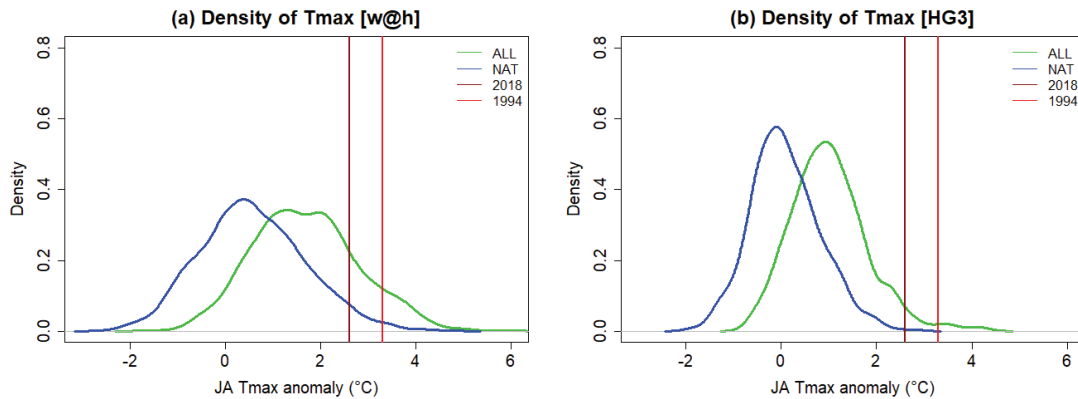
$$RR = P_A / P_N$$

P_N : Probability that extremes will occur exceeding the observed strength in **natural unforced conditions (NAT)**

P_A : Probability estimated in **anthropogenic forced conditions (ALL)**

- Confidence interval : “likelihood ratio method” (Paciorek et al. 2018)

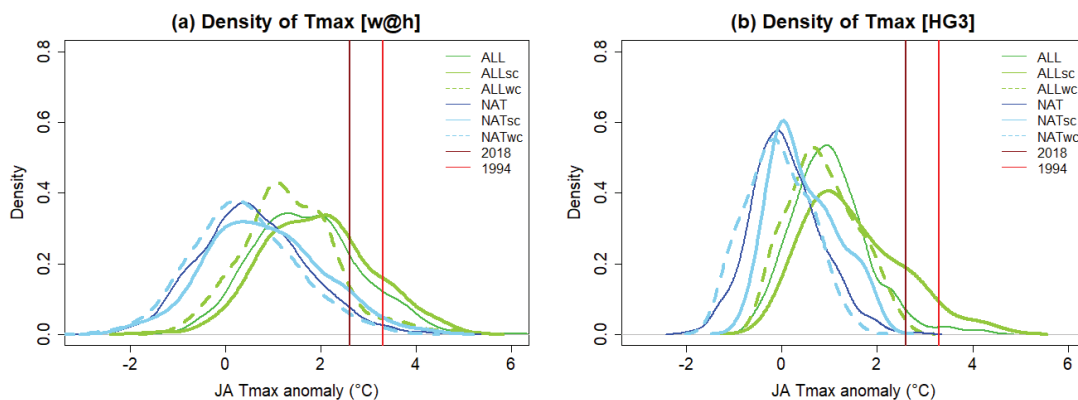
Results - Risk Ratio for Tmax



			w@h HadRM3P	HadGEM3-A-N216
JA Tmax	All ensemble	P_{ALL}	19.8%	3.6%
		P_{NAT}	4.2%	0.19%
		RR	4.7 [4.1 - 5.5]	19.0 [4.9-184]

- Human influences increase the probability of extremely warm summer by 4-5 times and 19 times

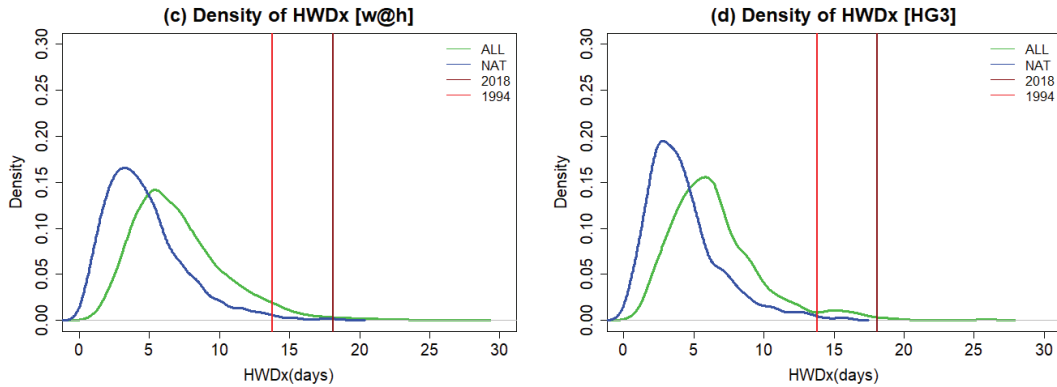
Results - Risk Ratio for Tmax



			w@h HadRM3P	HadGEM3-A-N216
JA Tmax	Strong Cov.	P_{ALL}	25.9%	16.7%
		P_{NAT}	7.8%	0%
		RR	3.3 [2.4 - 4.6]	∞ [5.0 - ∞]
	Weak Cov.	P_{ALL}	8.2%	0%
		P_{NAT}	2.8%	0%
		RR	3.0 [1.7 - 5.5]	-

- Tropical convection affects the probability of warm summer, but RR remains large

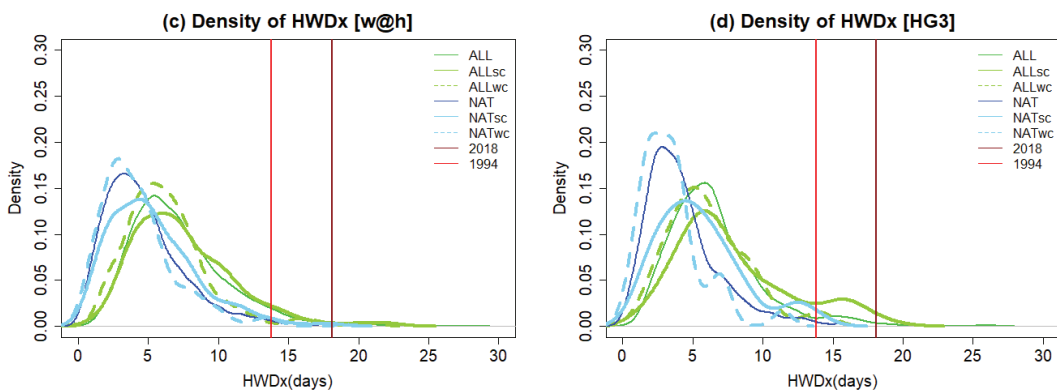
Results - Risk Ratio for HWDx



			w@h HadRM3P	HadGEM3-A-N216
HWDx	All ensemble	P_{ALL}	1.0%	0.76%
		P_{NAT}	0.11%	0%
		RR	9.7 [4.3 - 26.1]	∞ [2.5 - ∞]

- Probability of long-lasting heat wave has increased by about **10 times due to human impacts**

Results - Risk Ratio for HWDx

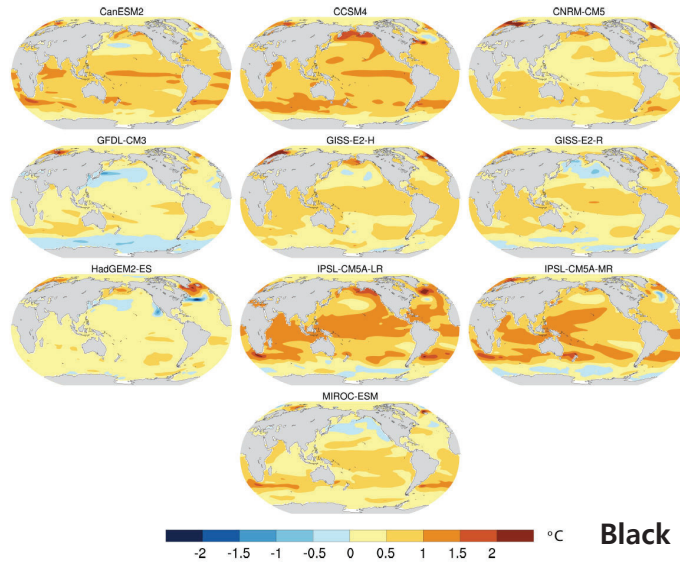


			w@h HadRM3P	HadGEM3-A-N216
Strong Cov.		P_{ALL}	1.7%	2.1%
		P_{NAT}	0.24%	0%
		RR	7.3 [1.5 - 74.7]	∞ [0.32 - ∞]
Weak Cov.		P_{ALL}	0.78%	0%
		P_{NAT}	0.25%	0%
		RR	3.1 [0.47 - 34.9]	-

- Tropical convection can increase or decrease the probability but RR is not affected much

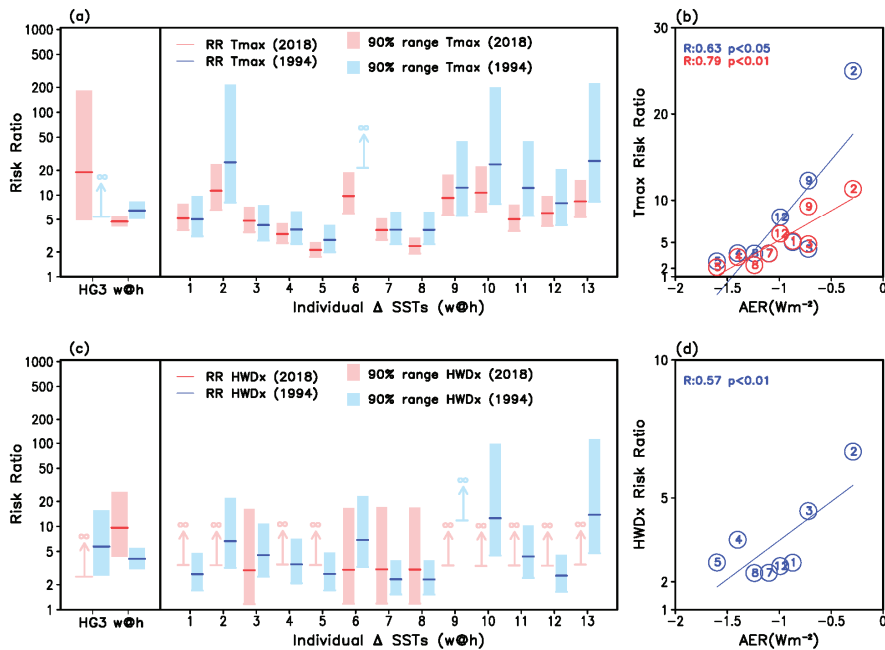
Results - Influence of delta-SST (w@h)

- SST boundary condition for NAT simulation
: Observed SST minus anthropogenic SST increase (delta-SST)
- Delta-SST is estimated from 12 individual CMIP5 models and multi-model mean (All forcing minus natural only forcing runs for 1996-2005 means)



Black et al. (2016)

Results - Influence of delta-SST (w@h)



- Spread in RR across the delta-SST is significantly related to the different aerosol sensitivity of GCMs
- Robust greenhouse forcing influence (RR >> 0) in 2018 JA T_{max} and HWD_x

- This study quantifies human impacts on the **2018 summer heat wave intensity and maximum duration** by conducting an event attribution analysis.
- Probability of extremely JA Tmax and maximum duration of heat wave in Korea is compared between **real world (ALL)** and **counterfactual world (NAT)** conditions using the datasets from **high-resolution large ensemble simulations from an atmospheric RCM (w@h) and AGCM(HadGEM3-A-N216)**
- **Human activities have at least quadrupled the probability of occurrence of the extremely long-lasting heat waves** over South Korea as observed in 2018 summer.
- **Strong tropical convection activity seems to have contributed to the increased probability** of the heat wave intensity and duration, but human influences on heat wave remain overall unaffected by the strength of tropical convection.

05

역학-통계 기법을 이용한
한반도 여름철 계절기후 예측

권민호 책임연구원 (한국해양과학기술원)

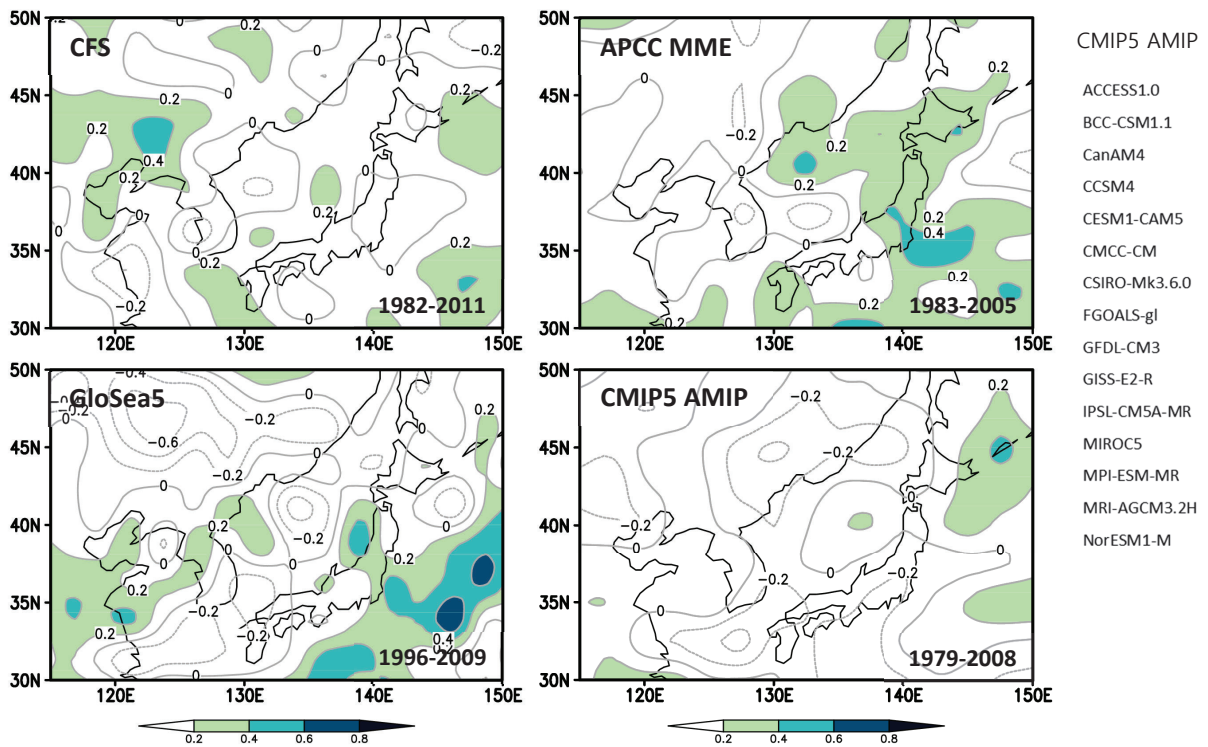
역학-통계 기법을 이용한 한반도 여름철 계절기후 예측

2020년 7월 9일

권민호

한국해양과학기술원/해양순환기후연구센터

역학모형을 이용한 동아시아 여름철(JJA) 강수량의 예측성



❖ 계절예측의 방법론

1. 역학 수치모형(AGCM, CGCM)을 이용한 계절예측
2. 통계적 방법이나 통계모형을 이용한 계절예측

문제점

- 단순역학모형의 예측정확도가 현저히 떨어짐
- 단순통계모형의 예측성은 불안정하고, 장기변동성의 고려가 어려움

➔ ✓ 두 방법이 상보적으로 활용되어야 함

일반화된 극한분포를 이용한
한반도 폭염 확률예측 모형

극단값에 대한 통계적분포

❖ Generalized Extreme Value Distribution

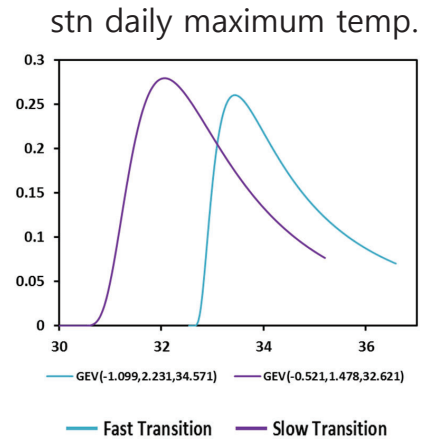
✓ 구간 최대값의 분포

$$f(s; \sigma, \xi) = \frac{1}{\sigma} \begin{cases} (1 + \xi s)^{-1/\xi} \exp(-(1 + \xi s)^{-1/\xi}) & \xi \neq 0 \\ \exp(-s) \exp(-\exp(-s)) & \xi = 0 \end{cases}$$

$$s = (x - \mu) / \sigma$$

Generally, $\mu \neq \bar{X}$

✓ Parametric Distribution :
shape, scale, and location parameters



4

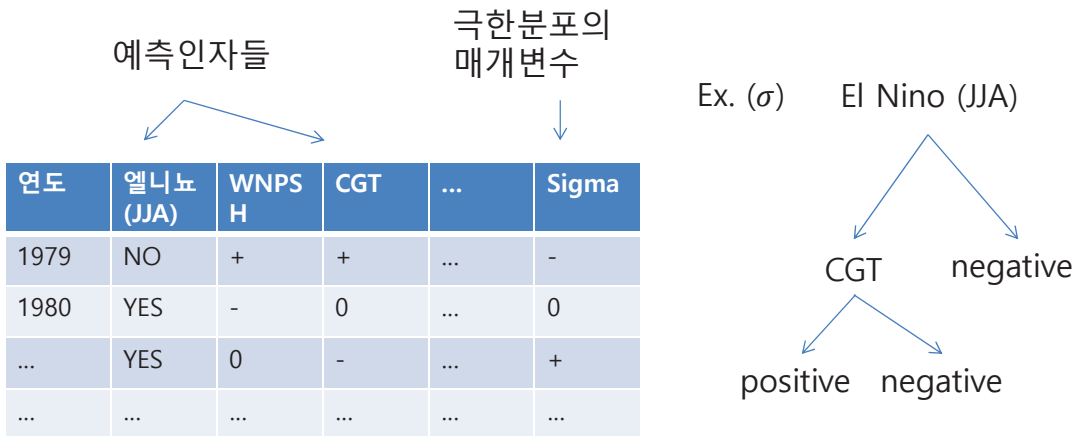
요인과 GEV 모수 변동

Factor \ GEV	Location (μ)				Shape (κ)				Scale (σ)			
	6	7	8	9	6	7	8	9	6	7	8	9
ENSO _{DJF} ⁺		-	-	+			+				+	+
ENSO _{DJF} ⁻						+	-				-	-
ENSO ⁺	+	-	-	+		-			+	+	+	
ENSO ⁻	-		+	+			-	+	-	-	-	+
STRANS	+	-	-	-	+		-	-		-		-
FTRANS		-	+	+	+	-	+	+		-	-	-
CGT ⁺		+	+	-			+			+	+	+
'73-'93	-	-	-	-			+				+	-
'94-'16	+	+	+	+			-				-	

❖ 채색영역 : Binomial Test에서 유의함(95% 신뢰수준)

5

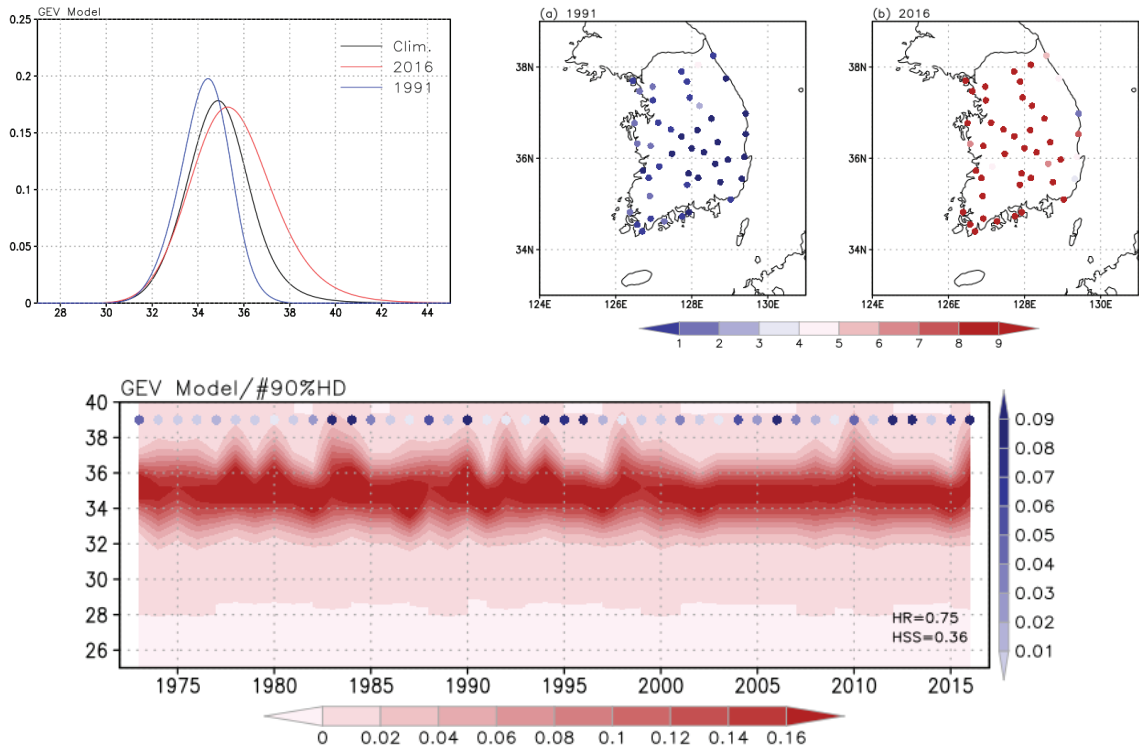
결정트리(Decision Tree) 모델



- ✓ 엘니뇨(DJF)는 관측자료 이용, 엘니뇨(JJA), WNPSH(JJA), CGT(JJA) 등은 기후 모형(GloSea5)에서 예측된 예측값을 이용
- ✓ Overfitting을 방지하기 위하여 가지치기(pruning)을 함
→ 소수의 nodes만 적합(fitting)시킴

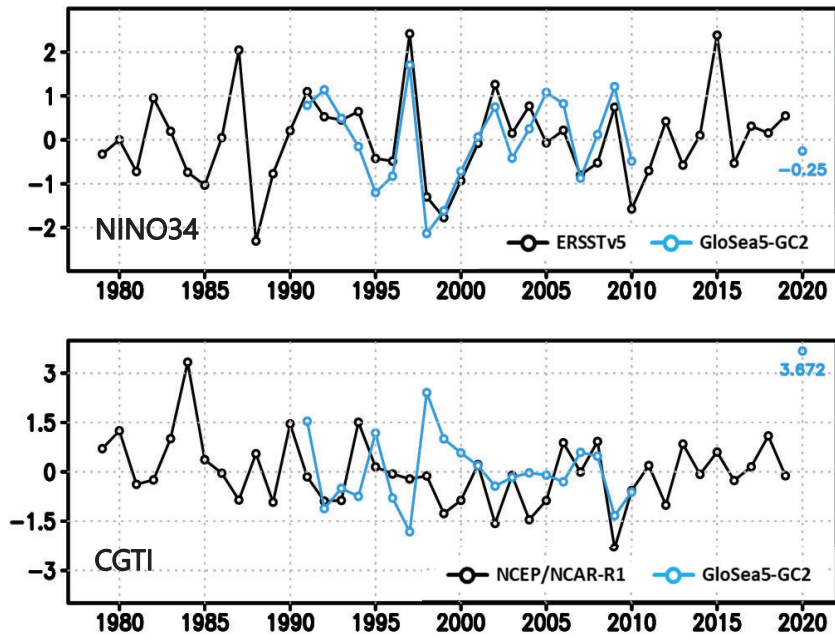
6

결정트리와 GEV를 이용한 확률분포모델



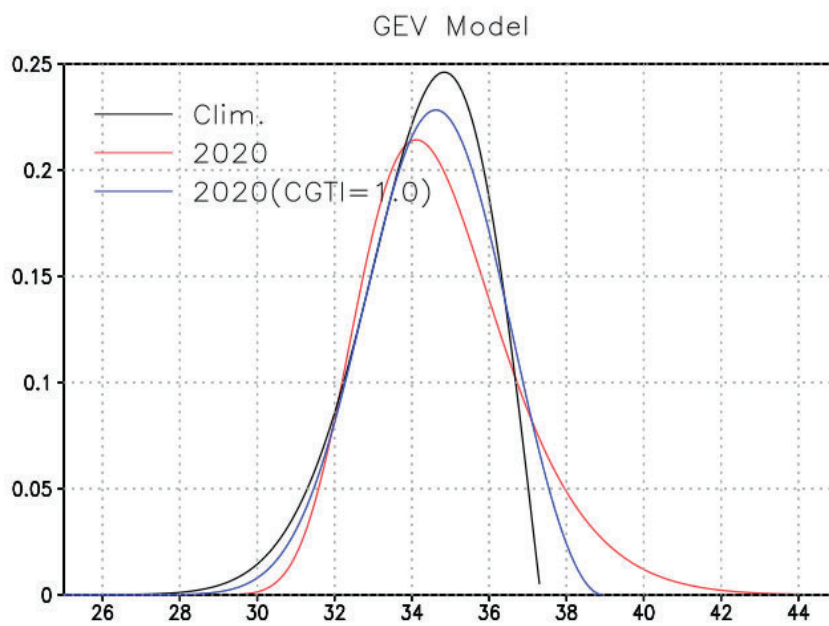
7

기후지수의 예측성



8

2020년 폭염 확률 예측

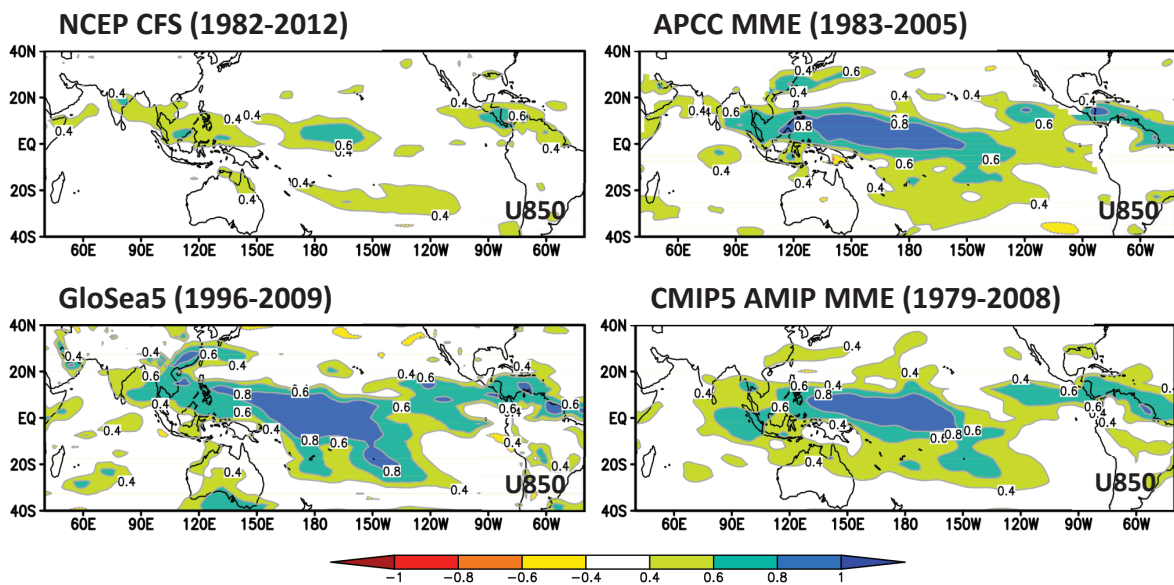


9

북서태평양 원격상관 패턴을 이 용한 한반도 계절예측 모형

10

역학모형의 예측성

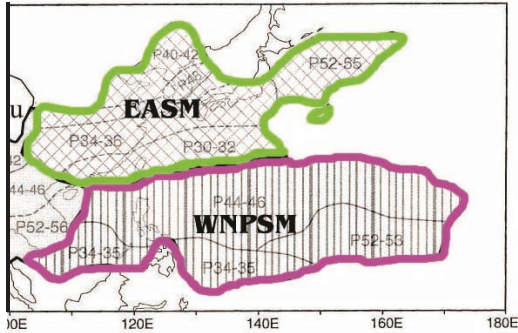


Prediction skills of JJA-mean 850 initialized on 1 May

11

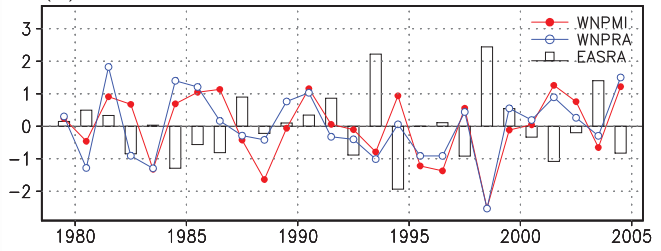
북서태평양 경년변동성

아시아-태평양 여름몬순

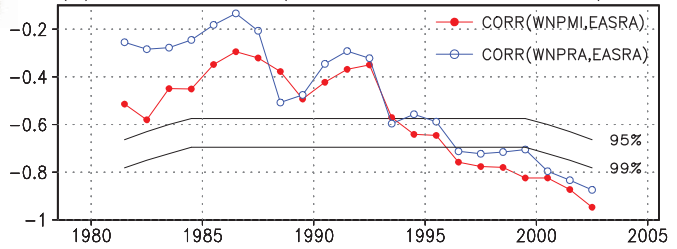


- ▶ Western North Pacific Monsoon Index (WNPMI) Wang et al. (2001)
- ▶ East Asian Summer Rainfall Anomaly (EASRA) Lee et al. (2005)
- ▶ Western North Pacific Subtropical High Index (WNPSH) Xiang et al. (2013)

(a) WNPMI, WNPRA, and EASRA

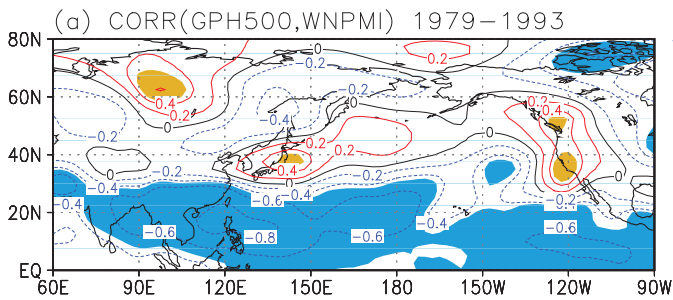


(b) SLIDING CORR(WNPMI or WNPRA, EASRA)

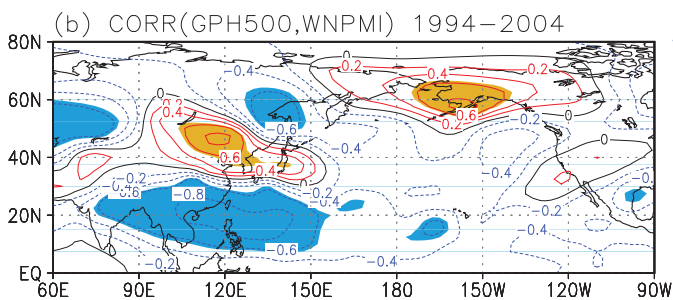


12

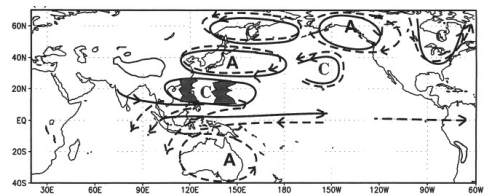
북서태평양 여름몬순과 동아시아 여름몬순



→ PJ (Pacific-Japan) 패턴 (Nitta, 1987; Huang and Sun, 1992)



→ WNP (Western North Pacific) 패턴 (Kwon et al. 2005; Wang et al., 2001)



13

역학통계모형을 이용한 계절 예측

CCA (Canonical Correlation Analysis) model → 패턴의 예측

East Asia Summer Rainfall

$$A_{ik} = \sum_n U_{in} p_{nk}$$

$$U_{in} = \frac{\sum_k A_{ik} p_{nk}}{\sum_k p_{nk}^2}$$

$$A_{ik_1} = \sum_n U_{in} p_{nk_1}$$

$$p_{nk_1} = \frac{\sum_k p_{nk} q_{nk}}{\sum_k q_{nk}^2} q_{nk_1} = c_n q_{nk_1}$$

Regression coefficient

$$q_{nk_1} = \frac{\sum_j V_{jn} B_{jk_1}}{\sum_j V_{jn}^2}$$

Forecasted WNP5H

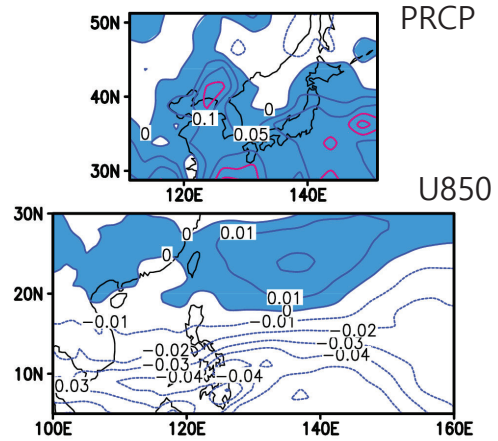
$$A_{ik_1} = \sum_n U_{in} \frac{\sum_k p_{nk} q_{nk}}{\sum_k q_{nk}^2} \frac{\sum_j V_{jn} B_{jk_1}}{\sum_j V_{jn}^2}$$

Predicted EASRA

Western North Pacific Subtropical High

$$B_{jk} = \sum_n V_{jn} q_{nk}$$

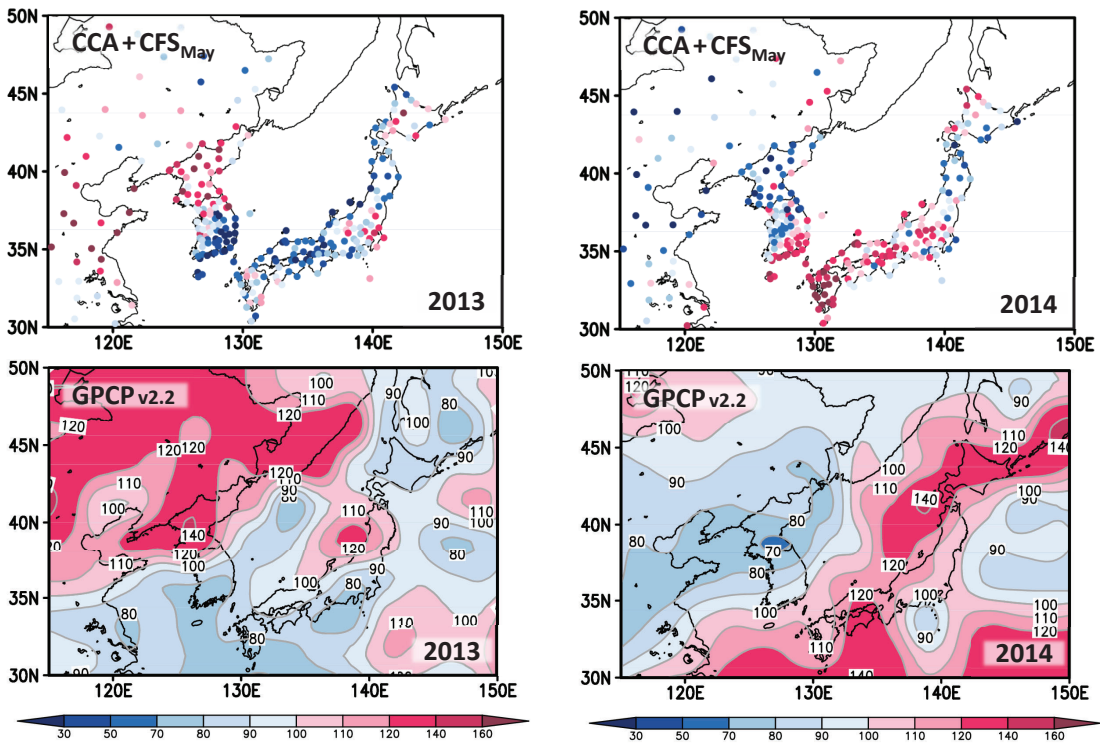
$$V_{jn} = \frac{\sum_k B_{jk} q_{nk}}{\sum_k q_{nk}^2}$$



U_{in} : singular vectors corresponding to A_{ik}
 V_{jn} : singular vectors corresponding to B_{jk}
 p_{nk} : canonical variables of A_{ik}
 q_{nk} : canonical variables of B_{jk}

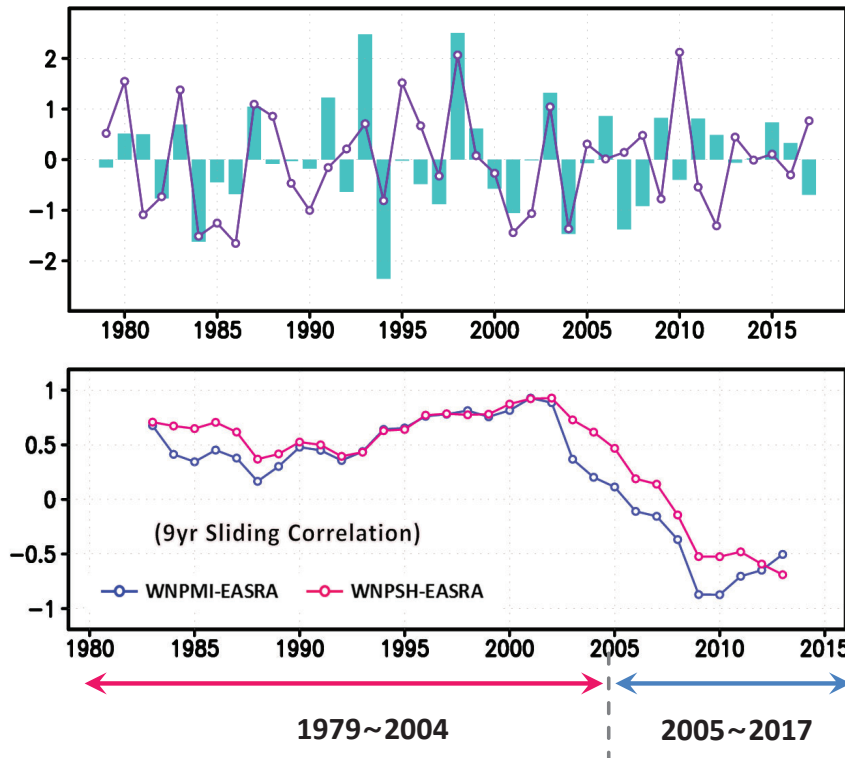
14

역학통계모형을 이용한 예측



15

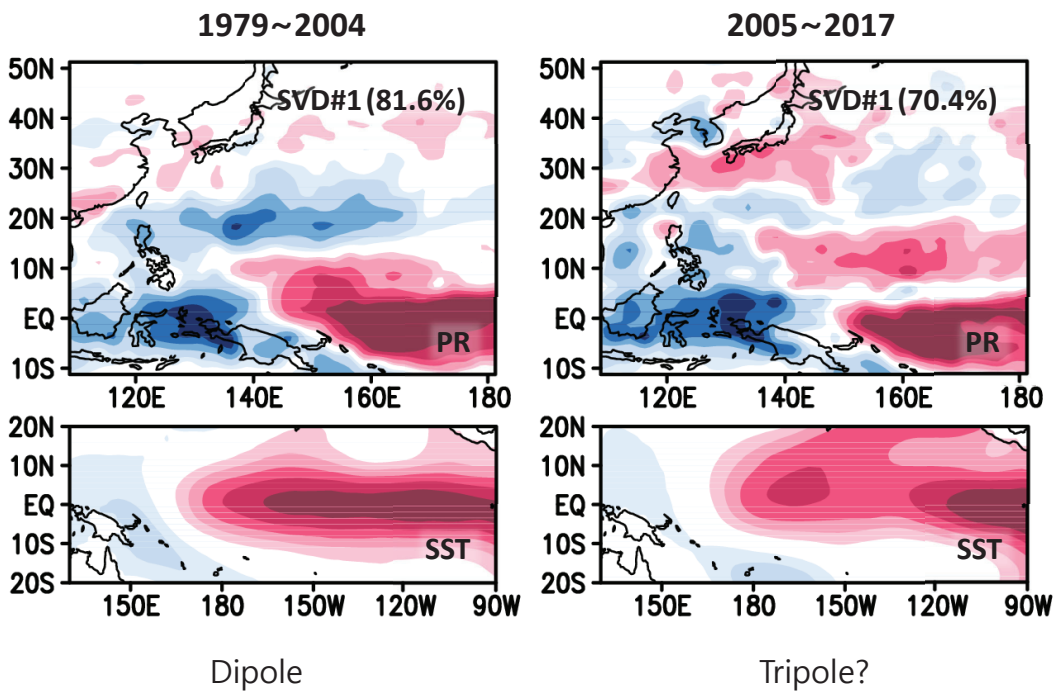
북서태평양 아열대 고기압 강도와 북동아시아 여름강수량의 상관관계 변화



- 2005년 이후 북서태평양아열대고기압강도와 북동아시아 여름강수량의 상관관계는 높은 양의 관계에서 높은 음의 관계로 변함

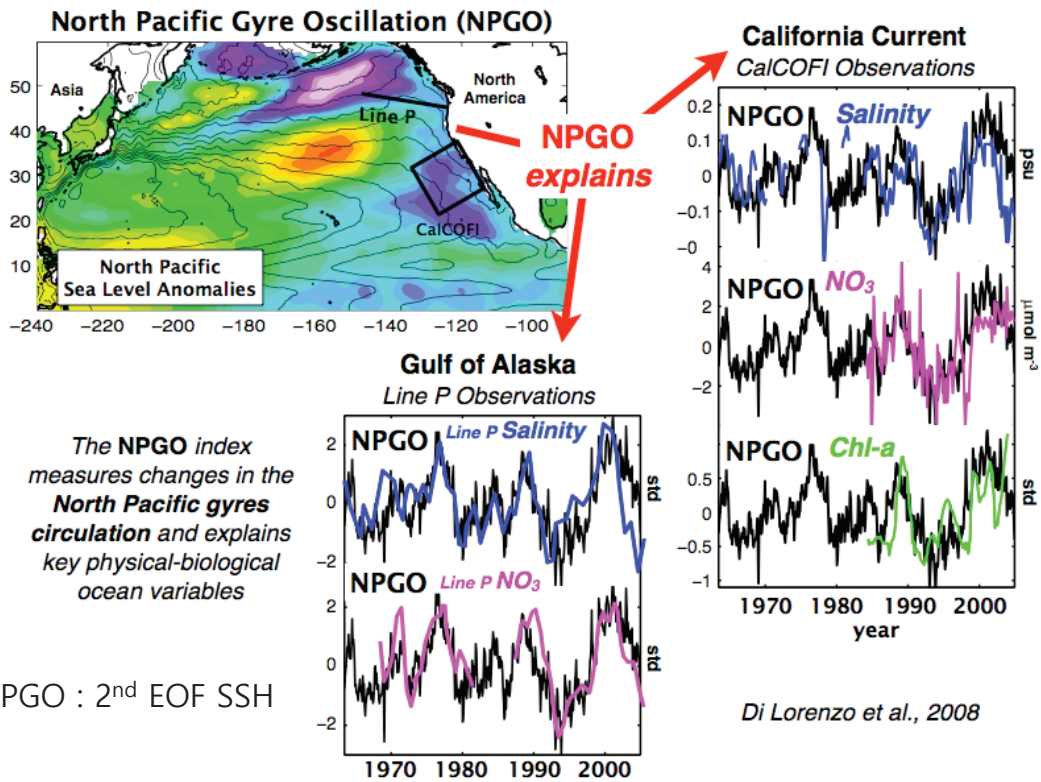
16

ENSO와 관련된 주요모드의 변화



17

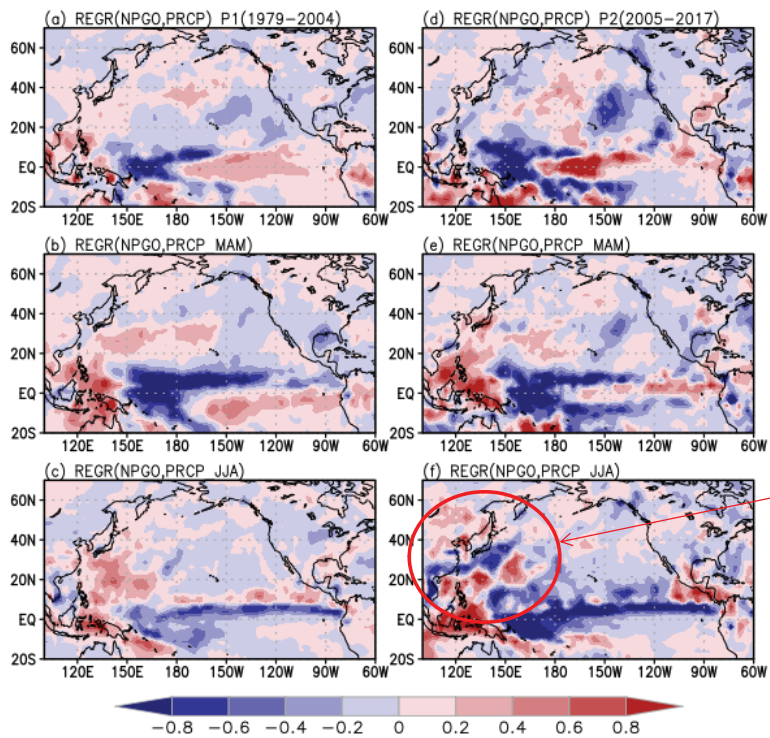
북태평양-적도태평양 기후시스템: NPGO



- NPGO : 2nd EOF SSH

18

NPGO의 원격상관 변화

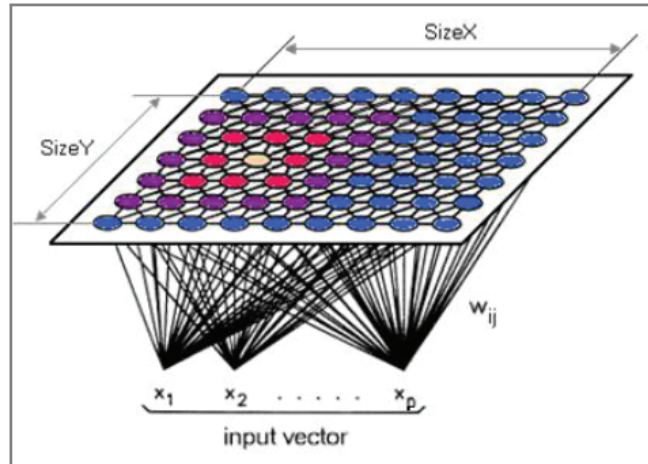


19

SOM(Self-Organizing Map) 분석

- 여름철 평균 편차는 일별편차 패턴의 합성임 → 평균 편차의 분해?

자기조직화지도의 구조



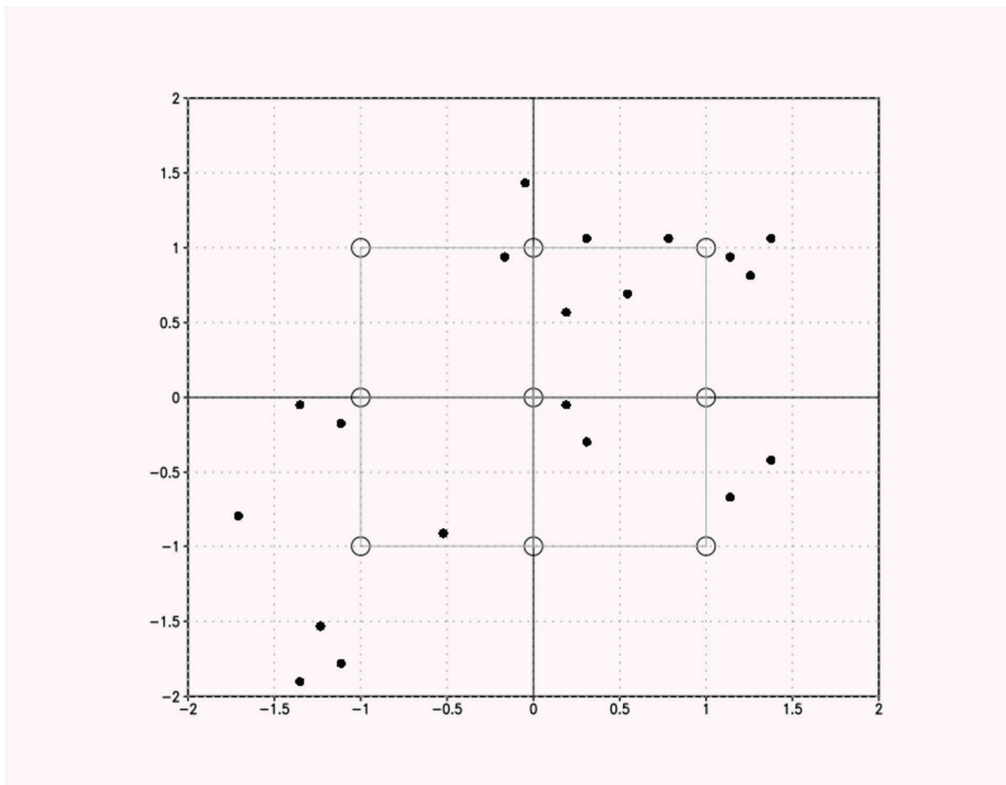
❖ Clustering Analysis

- Hierarchical Clustering
- K-means Clustering
- Fuzzy C-means Clustering
- **Kohonen Clustering**
→ **Self-Organizing Map**
(자기조직화지도)

SOM Update Rule

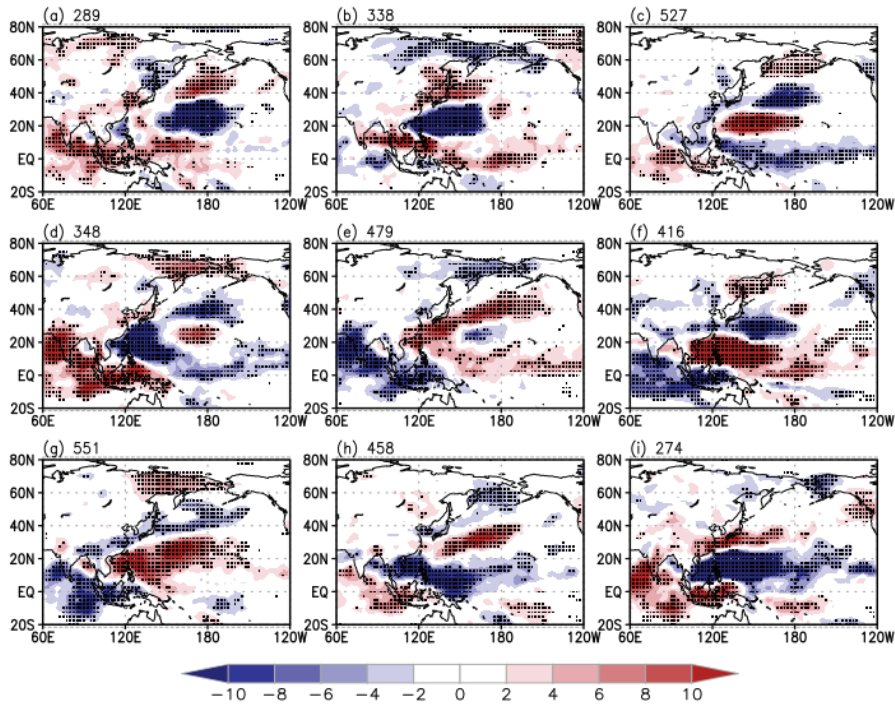
$$w_j(n+1) = w_j(n) + \underbrace{\eta(n)}_{\text{Learning rate}} h_{ij(x)}(n) (x - w_j(n))$$

SOM(Self-Organizing Map) 분석(예)



OLR 합성도 (3x3 SOM 패턴)

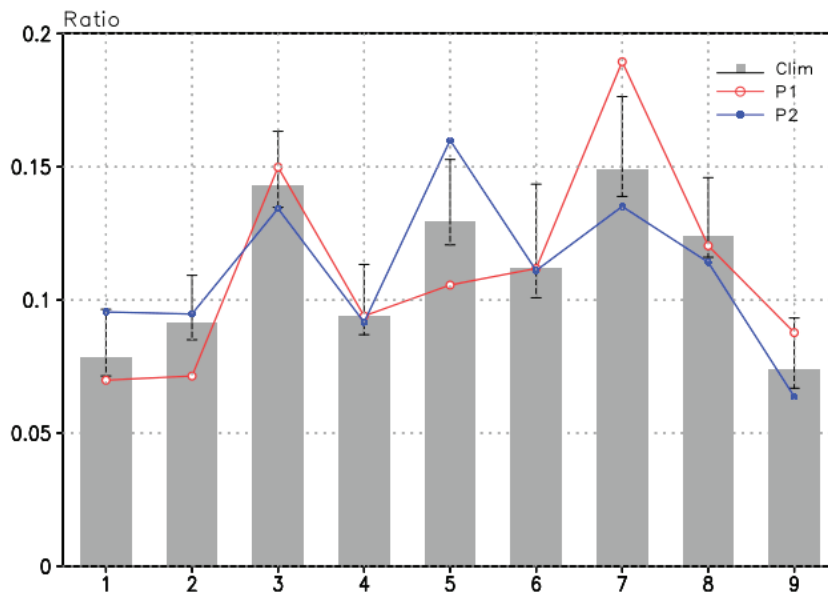
✓ Daily-mean 하층 동서바람(1979-2018) ← 100E-180, Eq.-60N 영역



Stippled area :
95% significant

22

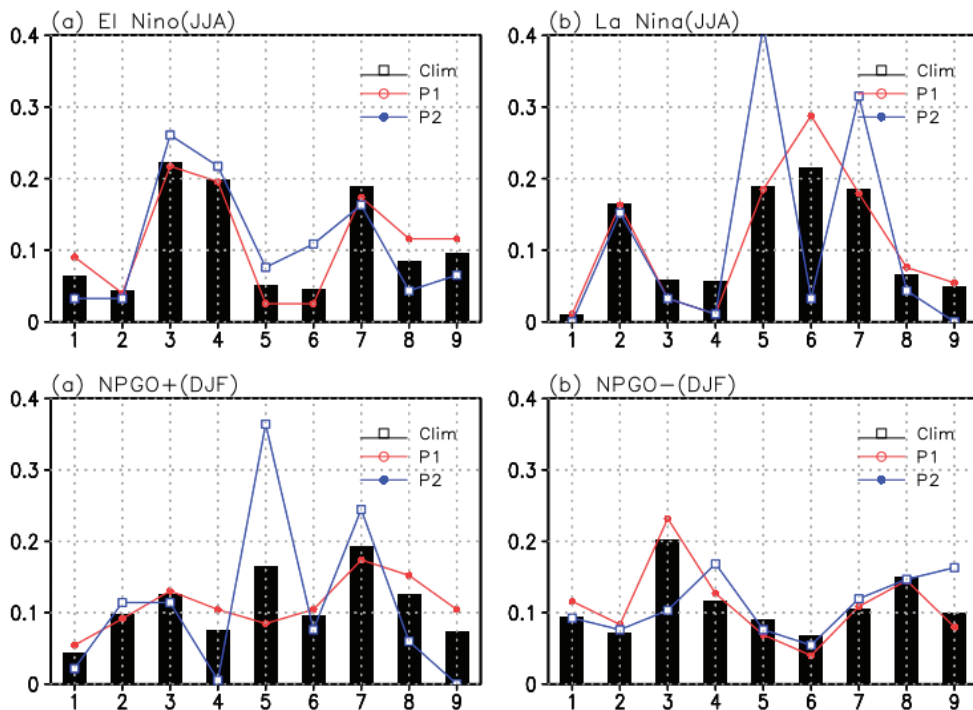
SOM 패턴의 확률분포



P1 : 1991-2004
P2 : 2005-2018

23

북서태평양 패턴과 NPGO



❖ SOM5 → "tripole pattern"과 관련 있는 모드

24

자기조직화지도를 이용한 예측모델

자기조직화지도를 이용한 예측모형 구성시 문제점

- 자기조직화지도에 의해서 구분된 북서태평양 패턴은 한반도와 직접적으로 관련이 없는 경우(cases)가 많음
- 자기조직화지도는 학습 알고리즘이라 초기조건, 매개변수, 자료 자체(기간)에 따라 결과가 조금씩 달라짐

해결방안

- 한반도와 관련있는 패턴을 추출하기 위하여 가중 자기조직화지도 (weighted SOM)를 이용함
- 일별(daily mean) 자료를 5일 평균(pentad mean) 자료로 바꾸어 synoptic noise를 제거하고, 자료의 차원을 줄이기 위하여 5도x5도로 재격자함
- 자기조직화지도 학습시 초기조건과 매개변수의 민감도를 제거하기 위하여 앙상블(100회) 후 양자화 에러가 가장 작은 것을 솔루션으로 택함

25

가중 자기조직화지도 분석

❖ 가중 자기조직화지도(weighted SOM)

해당 변수와 관련이 있는 패턴을 추출하기 위하여 자료에 해당 변수에 따른 가중치를 줌

$$x' = x \cdot |\arctan(\tau y)|$$

τ : dilation factor

❖ 북서태평양 지역의 가중 자기조직화지도 분석

여름철에 대하여 북서태평양 지역(100E-180, Eq.-60N) 5도x5도 U850 편차를 이용하여 가중 자기조직화지도 분석함

26

SOM 패턴

SOM 패턴	적도태평양	지상기온
SOM1	라니냐 (북태평양 관련)	+
SOM2	엘니뇨	-
SOM3	라니냐 (인도양관련)	-
SOM4	평년	+
SOM5	평년	-
SOM6	라니냐	+
SOM8	엘니뇨	-
SOM9	엘니뇨	-

- ✓ 비슷한 패턴의 라니냐라고 하더라도 북서태평양 패턴은 상이하게 나타나며, 북태평양과 관련된 패턴은 북동아시아에 양의 지상기온 편차를 유도하며, 인도양과 coupled된 패턴은 북동아시아에 음의 편차를 유도함

27

생성학습모델(Generative Learning Model)

$y \sim B(1, \phi)$ 베르누이 확률분포 $x|y \sim N(\mu, C)$ 다변량 정규분포

매개변수로
표현 →

$$p(y) = \phi^y(1-\phi)^{1-y}$$

$$p(x|y) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2}|C|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x-\mu_y)C^{-1}(x-\mu_y)\right)$$

베이지정리

예측변수

$$\underline{p(y|x)} = \frac{p(x|y)p(y)}{p(x)} = \frac{p(x|y)p(y)}{\sum_i p(x|y_i)p(y_i)}$$

예측인자

28

생성학습모델(Generative Learning Model)

매개변수추정기준 $\operatorname{argmax}(p(y|x))_y$

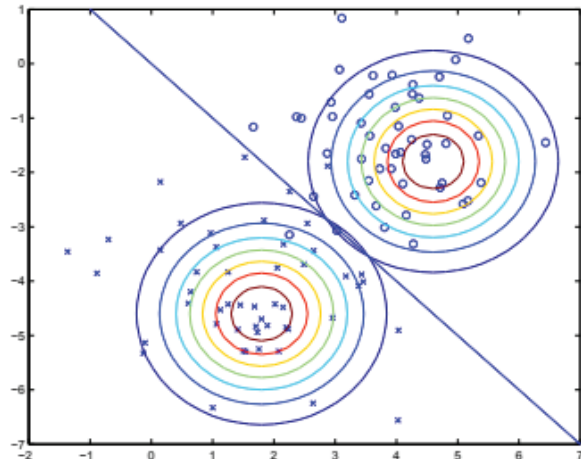
$$\longrightarrow l(\phi, \mu_y, C) = \log \prod_i p(x_i, y_i; \phi, \mu_y, C) = \log \prod_i p(x_i|y_i; \mu_y, C) p(y_i; \phi)$$

- 추정된 매개변수

$$\phi = \frac{1}{n} \sum_i 1(y_i = k)$$

$$\mu_y = \frac{\sum_i 1(y_i = k) x_i}{\sum_i 1(y_i = k)}$$

$$C = \frac{1}{n} \sum_i (x_i - \mu_y)^T (x_i - \mu_y)$$



29

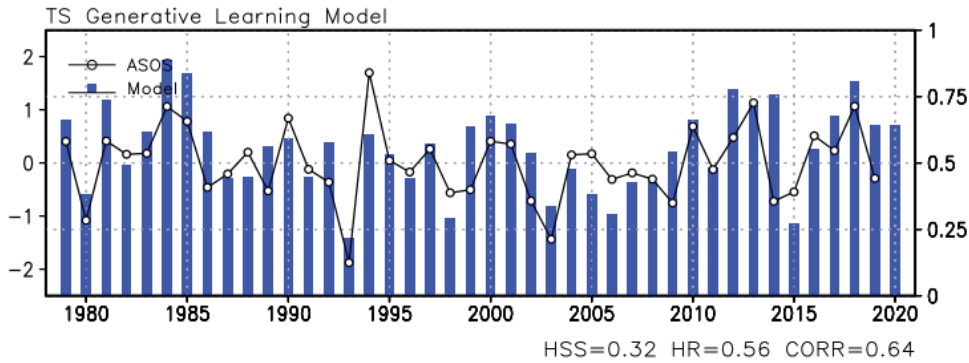
생성학습모델(Generative Learning Model)

❖ 예측인자

- 시계열 : U_m
- GloSea5에서 예측된 여름철 평균 U850 편차(100E-180, Eq-30N)

S_m : SOM 패턴들

$$X = \sum_m U_m S_m$$



- ✓ 2020년 여름 한반도 기온 above normal일 확률 = 0.64

30

요약 및 토의

- ✓ 한반도 여름철 폭염발생 확률은 대규모 기후변동성에 의해서 조절될 수 있음
- ✓ 일반화된 극한확률분포를 이용한 한반도 여름철 폭염 확률예측모형이 개발됨
- ✓ 2005년대 중반 이후 북서태평양 원격상관은 크게 변화되었음 → 변화된 북서태평양 원격상관은 이전 겨울철 NPGO/NPO와 높은 상관을 가짐
- ✓ 북서태평양 일별 하층 바람의 패턴을 자기분석화지도(SOM) 분석을 이용하여 9개의 패턴으로 분류하고 각 패턴에 대한 확률분포를 구함 → 변화된 북서태평양 원격상관은 라니냐에 의한 강수반응과 북태평양 양의 NPGO 패턴에 의해서 유도됨
- ✓ 2005년 이후 겨울철 NPO 패턴의 고기압은 상대적으로 더 남쪽에 위치하며, 이는 바람-해수면온도 피드백으로 인해 PMM 모드와 라니냐 발달을 이끄는 데 더 호조조건이 됨
- ✓ 라니냐 시기 인도양과 결합된 모드는 북동아시아 지역 지상기온의 음의 편차를 이끔
- ✓ 자기조직화지도 분석을 이용한 한반도 기온 계절예측 확률 모델이 개발됨
- ✓ 기후예측기술은 역학모형기술과 통계기법(머신러닝)이 상보적 발전이 이루어져야 함

31

감사합니다.

06

한반도 주변의 태풍 장기 변동성과 미래변화

차동현 교수 (울산과학기술원 도시환경공학과)

Long-term trend and future change of tropical cyclones around Korea

Dong-Hyun Cha

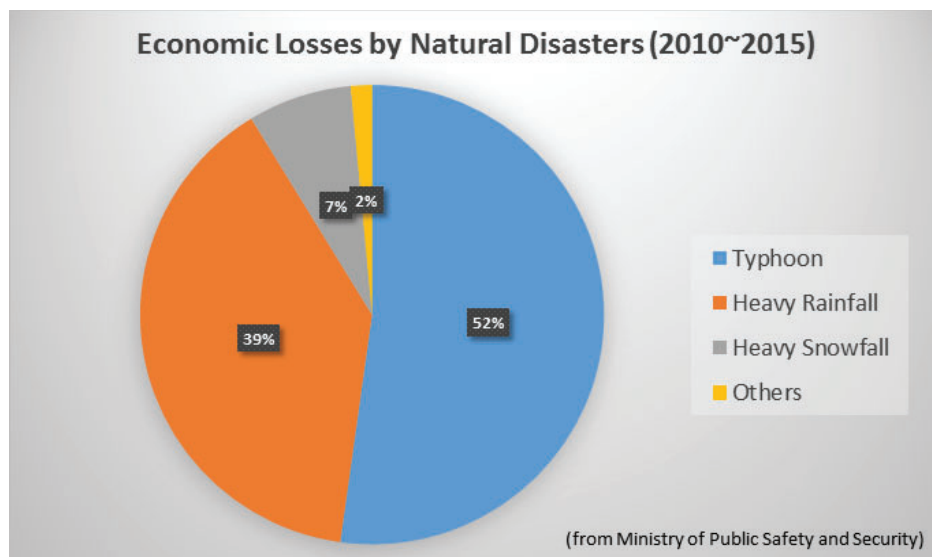
School of Urban and Environmental Engineering
Ulsan National Institute of Science and Technology

2020/07/09 APCC 기후예측워크샵

Introduction



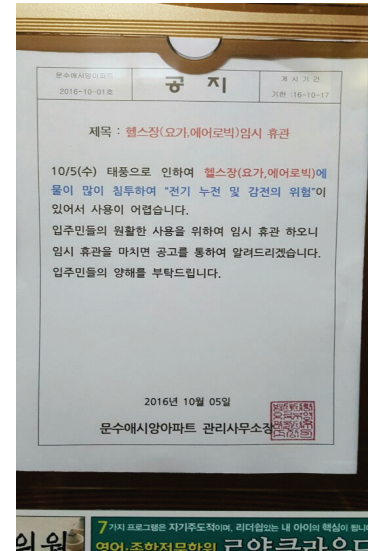
Economic Losses



- Tropical cyclones (TCs) are considered to be the most destructive natural hazards in East Asia due to significant casualties and property damages.
- There have been a number of studies on the long-term variability of TCs over the western North Pacific (WNP). Zhang et al. (2018) indicated that TC frequency over the WNP decreased recently; however, the damage by TCs tended to increase as more TCs made landfall in Korea and Japan (Park et al., 2011).

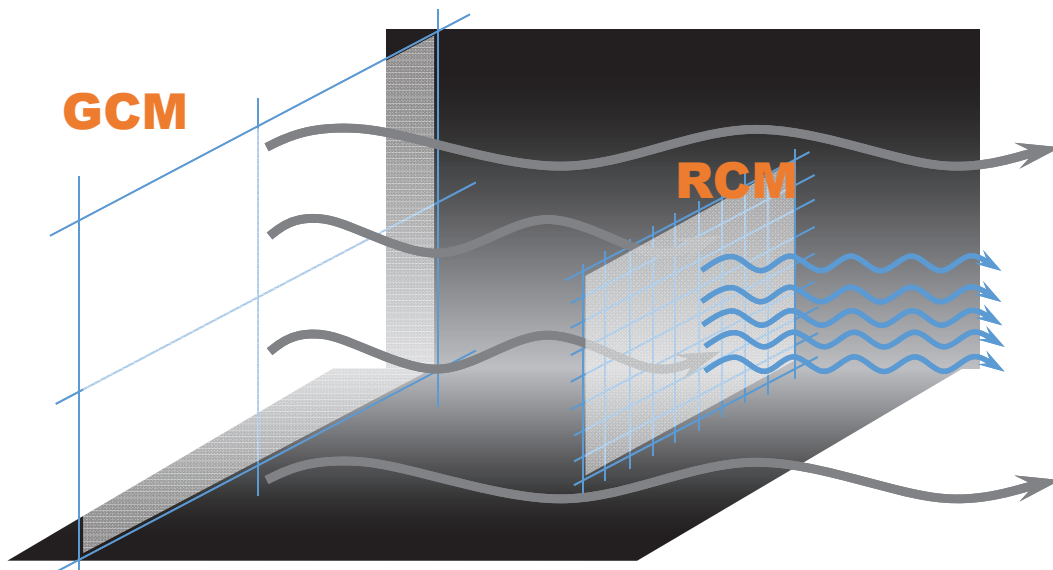
Introduction

Typhoon CHABA (2016)



Introduction

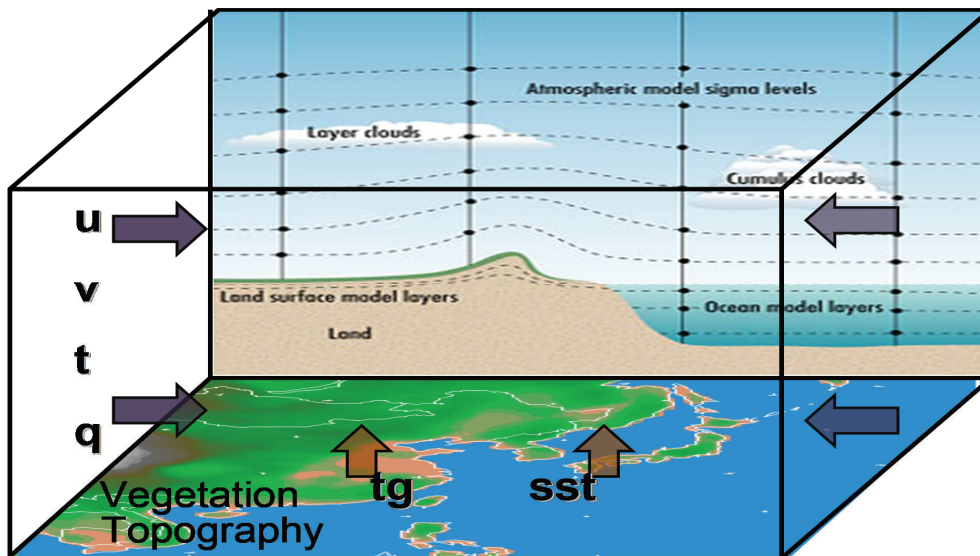
Regional Climate Model (RCM)



- Regional climate models can realistically simulate mesoscale phenomena because of high resolution, sophisticated topography, and physics parameterization.

Introduction

Regional Climate Model (RCM)

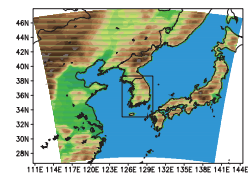
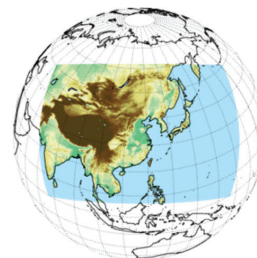


- Coarser resolution GCM provides initial and lateral boundary conditions to drive RCM.
- Higher-resolution RCM is nested in the GCM and provides mesoscale information.

Introduction

Regional climate downscaling project in Korea

- 2010-2011: CORDEX Phase I (EAS-44)
- 2012-2014: 12.5km Korea (KOR-11)
- 2015-2017: CORDEX Phase II (EAS-22)



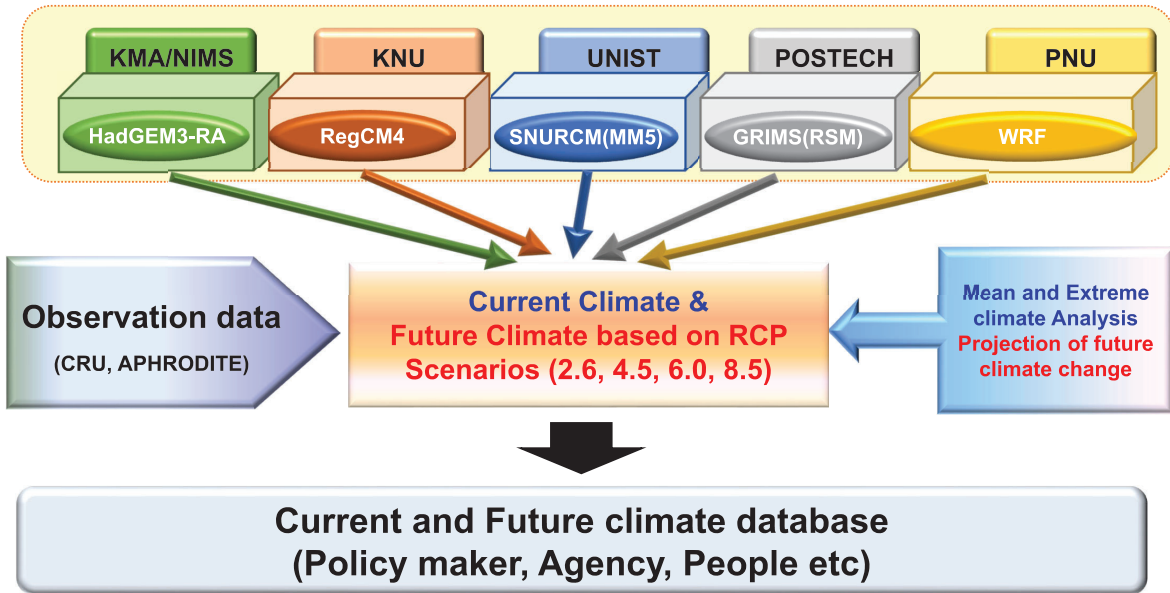
2018-2020: New Project for CORDEX (3 million US\$ for 3yr)

CORDEX EA
CORE
Experiments

CORDEX
FPS
Experiments
(CPM &
LULC)

Development
of Coupled
RCM

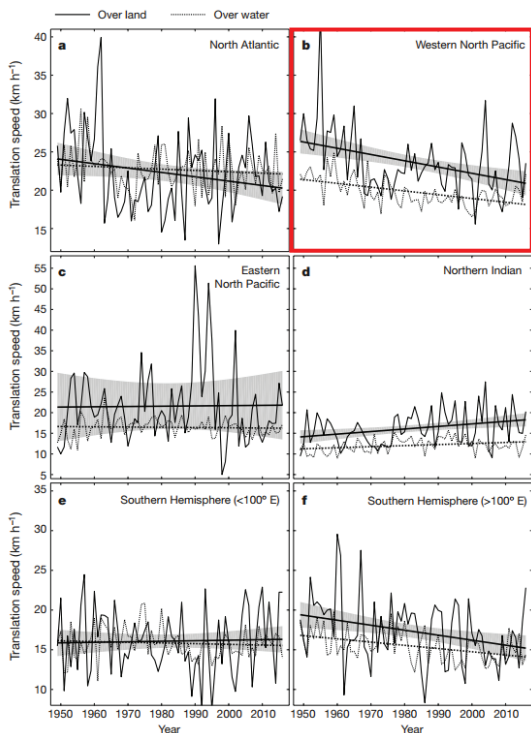
Regional climate downscaling project in Korea



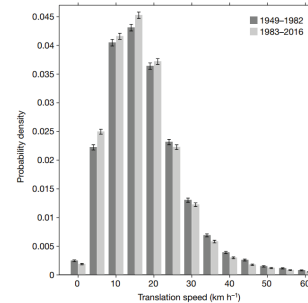
Long-term trends in tropical cyclones around the Korean Peninsula

TC translation speed

Time series of annual-mean TC translation speed and their linear trends



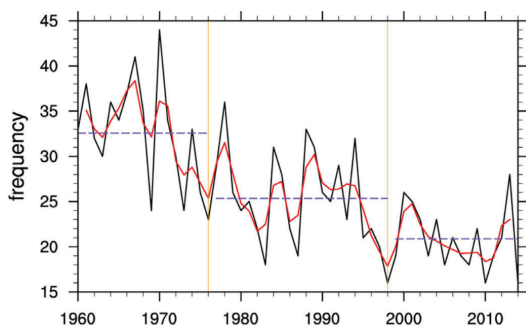
Change in the global distribution of TC translation speed



- The **global annual mean tropical cyclone translation speeds** show a **decreasing trend** during 1949-2016.
- The global distribution of translation speed exhibits a clear shift towards slower speeds in the second half.
- The differences are **highly significant** throughout most of the distribution.
- There is a substantial and significant **slowing trend** over land areas affected by **western North Pacific tropical cyclones** (21% reduction).

TC frequency

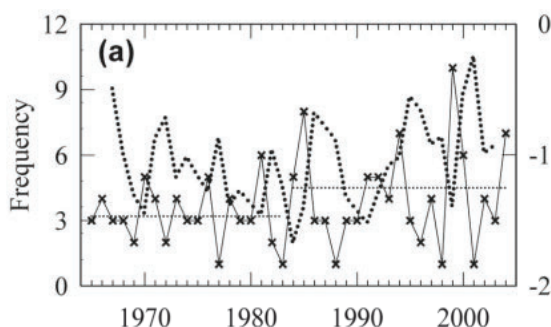
Total number of TCs



Hu et al., (2018)

- Time series of the total number of WNP TCs in JJASO from 1960 to 2014 (black line).
- The red line represents interdecadal variation with an 8-year low-pass filter.
- The **decreasing trend of the TC genesis number** is statistically significant.

The frequency of Korean Peninsula Affected TCs

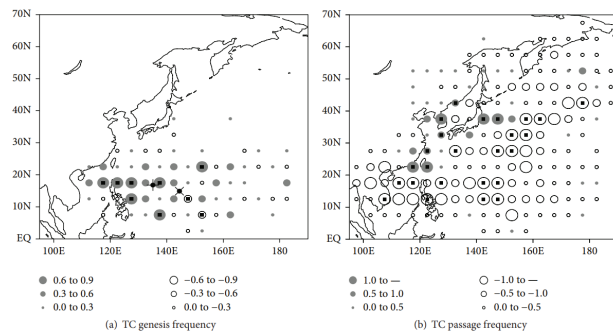


Choi and Cha., (2015)

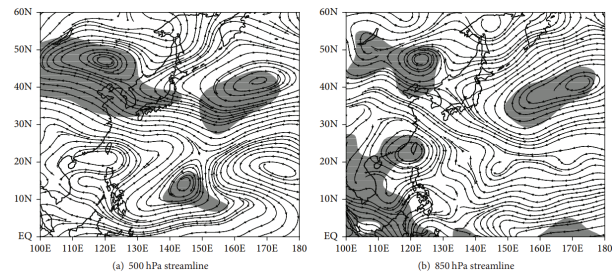
- The significant change point was found between 1983 and 1984 about the number of Korean Peninsula affected TCs.
- While there were 61 TCs for period 1 (1965-1983), there were 95 for period 2 (1984-2004).
- There was an **increasing trend of the number of TCs that affected the Korean Peninsula (TC-KPA)**.

TC genesis and passage frequency

Distributions of difference in TC and TC passage frequency



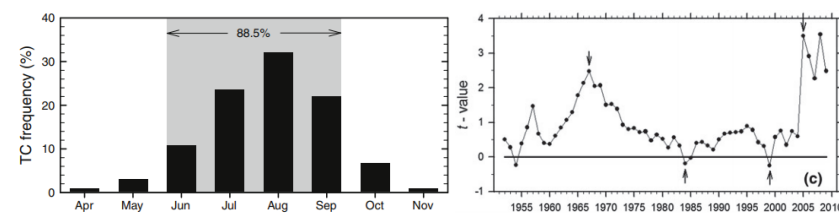
Differences in 500 hPa and 850 hPa streamline



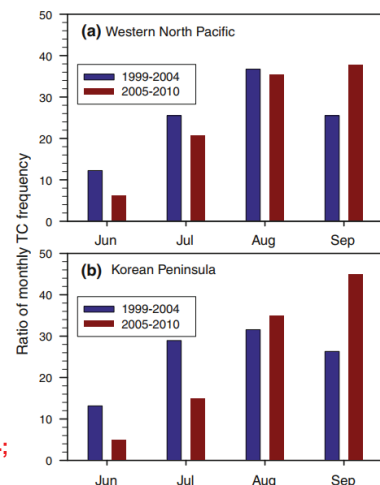
- Difference of TC genesis and passage frequency between Period 1 (1977-1998) and Period 2 (1999-2013).
- Recent TCs were generated further in a northwest region of the WNP.
- TC track showed a pattern that moved to the mid-latitude in East Asia, mostly during Period 2.
- In the difference of 500 hPa streamline between two periods, Anomalous anticyclonic circulations were strengthened in 30-50N, where an anomalous monsoon trough was placed in the northern South China Sea.
- In the difference of 850 hPa streamline between two periods was also similar to a 500 hPa streamline.
- In addition, anomalous south-easterlies were strengthened from the southeastern sea in the WNP to the mid-latitude East Asia.

TC genesis and passage frequency

The ratio of the monthly frequency of TCs from 1951 to 2010 Results of change-point analysis



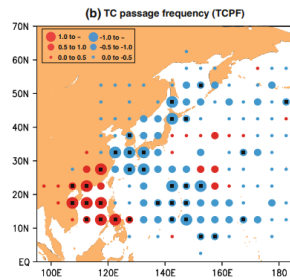
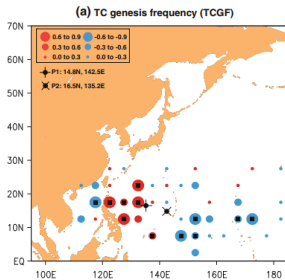
The ratios of monthly TC frequency



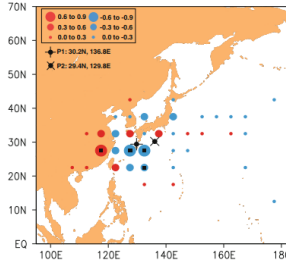
- Most of the TC-KPAs occur during June to September.
- The frequency periods of the TC-KPAs can be divided into three periods:
 - 1) 1951 to 1967 (high-frequency period)
 - 2) 1968 to 1983 (low-frequency period)
 - 3) 1984 to 2010 (high-frequency period)
- The third period can be subdivided into the high-frequency period (1999-2004; P1) and low-frequency period (2005-2010; P2).
- During P1, the number of TCs in the WNP tended to increase until August and decrease in September.
- During P2, that of TCs in WNP grew until September steadily.
- The ratio of monthly TC-KPAs also shows a trend similar with that in the WNP.

TC genesis and passage frequency

Distributions of difference in TC and TC passage frequency



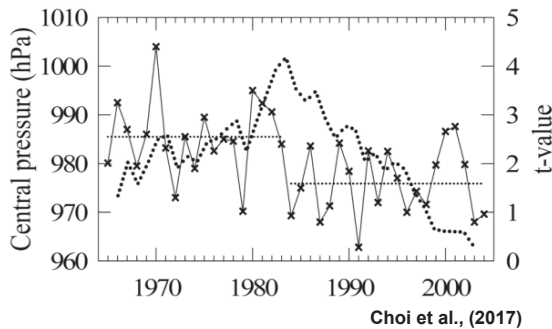
Differences in frequency of the TC recurvature



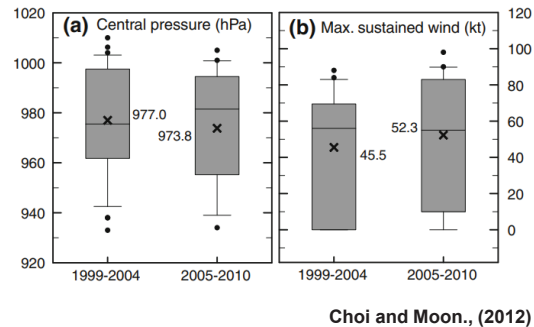
- During P1, more TCs were generated in the southeastern part of the WNP.
- TCs tended to pass through the East China Sea from the Philippines and move to the Indochina peninsula and the south coast of China.
- During P2, more TCs were generated in the northeast of the Philippines.
- TCs tended to move farther westward than TCs during P1.
- TCs that occurred in the sea to the east near the Philippines generally tended to move westward, while TCs that occurred in the sea far from the Philippines tended to move to the northwest.
- The TC recurvature locations during P1 are closer to the west than during P2.

TC intensity

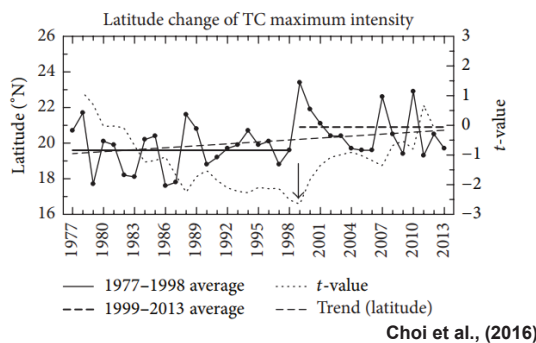
Decadal and annual variation in the central pressure of TC-KPAs



Central pressure and Maximum sustained wind speed



Central pressure and Maximum sustained wind speed



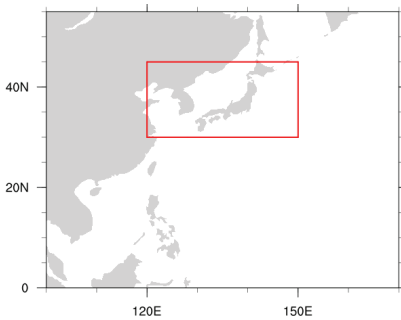
- The intensity of TCs that affected Korean Peninsula is increased.
- The latitudes of TC maximum intensity shifted northerly.

Long-term trends in tropical cyclone tracks around Korea and Japan in late summer and early fall



Lee et al., (2019)

Data and Methods



- Best track data : **JTWC** (Joint Typhoon Warning Center) Best Track Data
- The analysis area is set as **30–45 °N, 120–150 °E**, covering Korea and Japan.
- The analysis period is **from June to November for 35 years (1982-2016)**.
- The analysis area is set as **30–45 °N, 120–150 °E**, covering Korea and Japan. Hereafter, TCs passing through the analysis area are referred to as typhoons in the extratropical WNP (**TEW**).

Results

The number of TEW in each period for 35 years (1982-2016).

DATE	NUM_TEW	DATE	NUM_TEW
June 1 - June 10	6	September 1 - September 10	33
June 11 - June 20	11	September 11 - September 20	38
June 21 - June 30	12	September 21 - September 30	34
July 1 - July 10	15	October 1 - October 10	31
July 11 - July 20	17	October 11 - October 20	20
July 21 - July 31	27	October 21 - October 31	12
August 1 - August 10	43	November 1 - November 10	6
August 11 - August 20	37	November 11 - November 20	2
August 21 - August 31	41	November 21 - November 30	2

- The periods with **above 30 TEW** are selected for further analysis.

Long-term trends in tropical cyclone tracks around Korea and Japan in late summer and early fall



Lee et al., (2019)

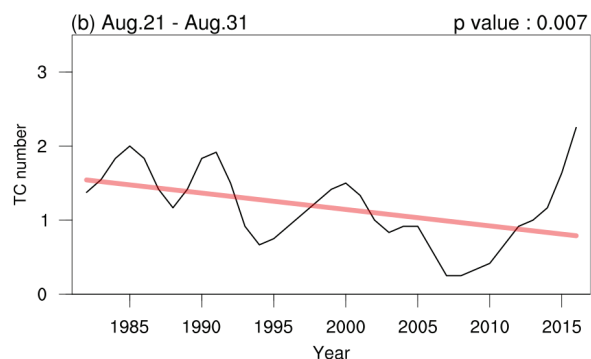
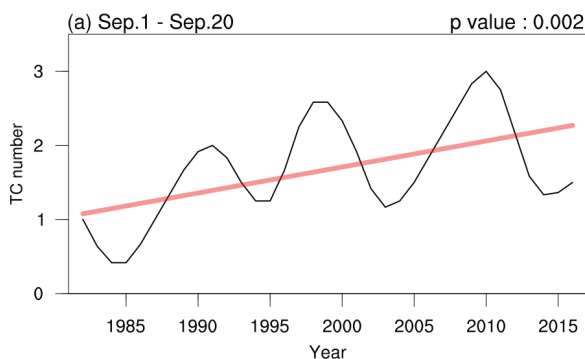
Results

The frequency of TEW in the first half (1982-1998) and second half (2000-2016)

	August			September			October
	Early	Middle	Late	Early	Middle	Late	Early
1982-1998	18	18	23	13	16	18	17
2000-2016	21	17	16	20	20	15	13
Relative change (%)	16.7	-5.6	-30.4	53.8	25.0	-16.7	-23.5

- The increasing rate during the early and mid-September and the decreasing rate during the late August are notable with **more than 25 %**.

The time series of the frequency of TEW with linear trend line



p-value from the Mann-Kendall non-parametric test.

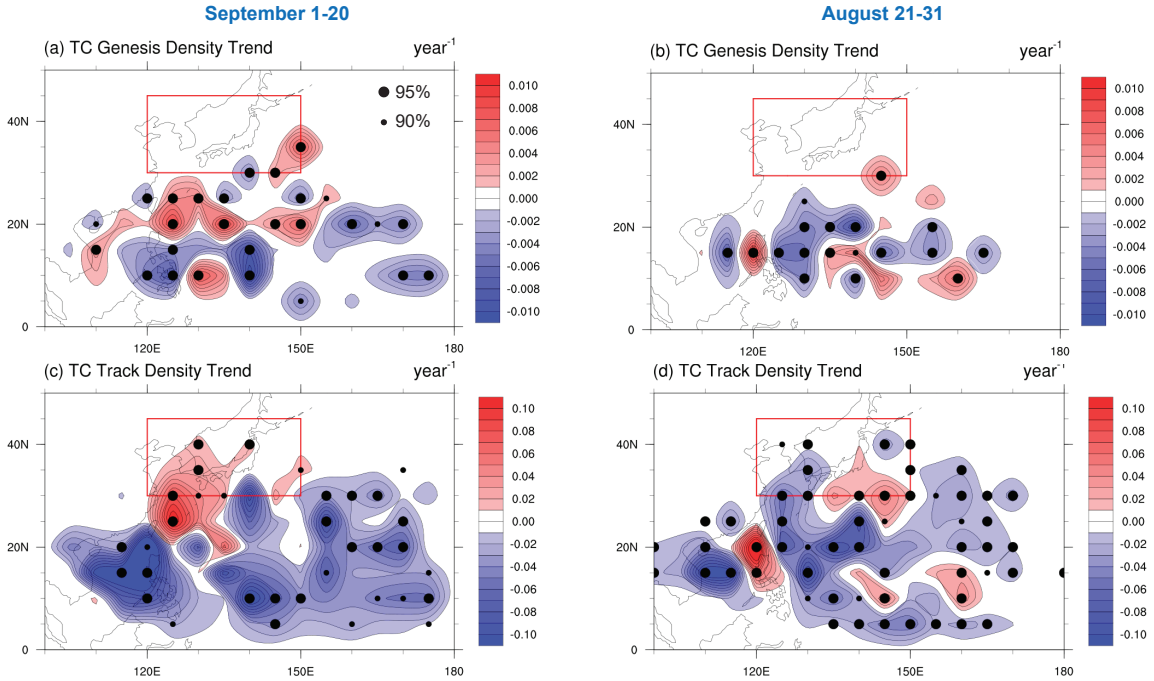
Long-term trends in tropical cyclone tracks around Korea and Japan in late summer and early fall



Lee et al., (2019)

Results

Linear trends maps of TC genesis density and track density



p-value from the Mann-Kendall non-parametric test.

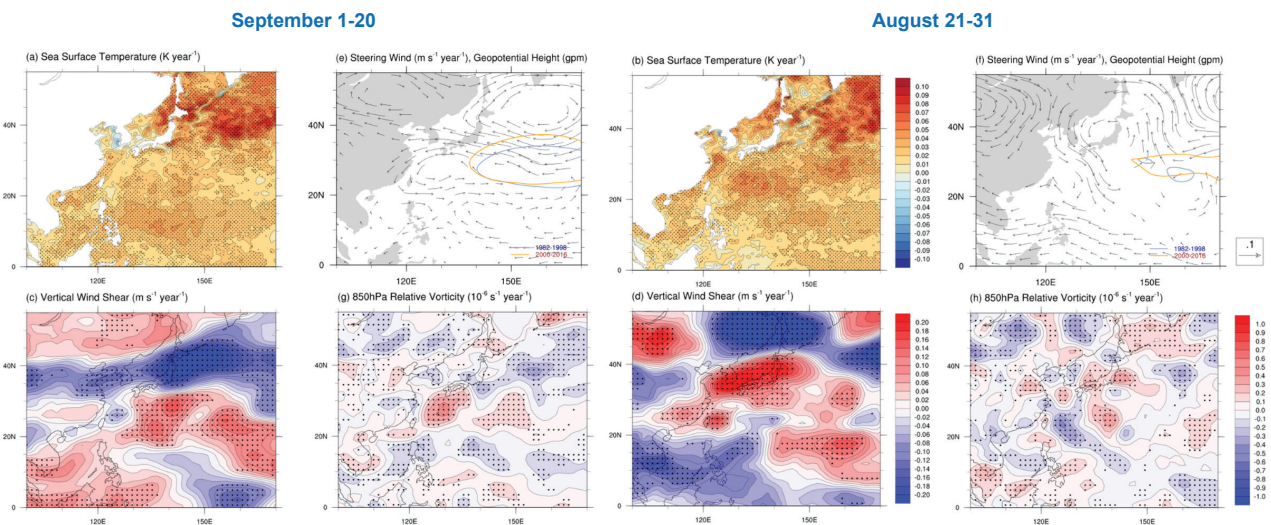
Long-term trends in tropical cyclone tracks around Korea and Japan in late summer and early fall



Lee et al., (2019)

Results

Linear trend maps of large-scale environment in September 1-20 (left) and August 21-31 (right)



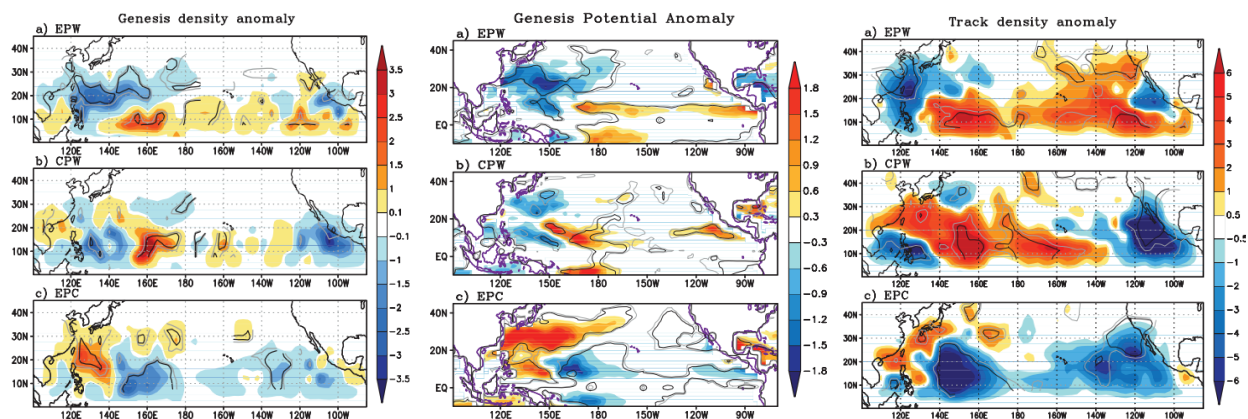
- Sea surface temperature data : OISST (Optimum Interpolation Sea Surface Temperature)
- Atmospheric data : ERA-Interim reanalysis
- Contour lines in e and f designate 5,880-gpm contour of 500 hPa geopotential height

Dotted areas and wind vectors indicate p-value from the Mann-Kendall nonparametric test < 0.05

Tropical cyclone activity and climate indices

Tropical cyclone activity and climate indices

El Niño Southern Oscillation (ENSO)

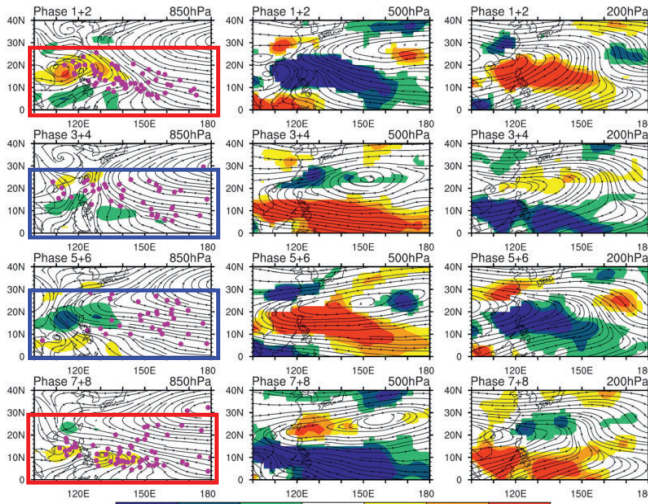


Kim et al. (2011)

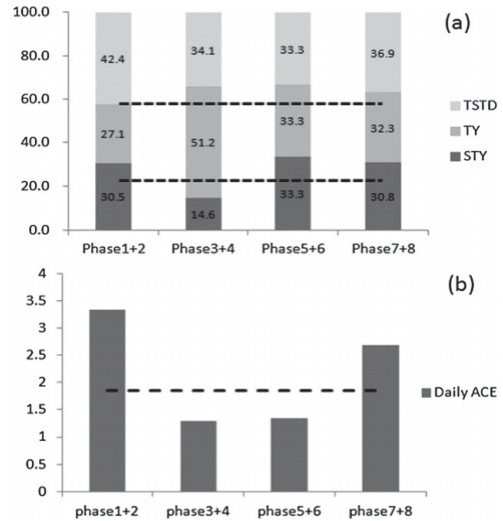
- Eastern Pacific warming (EPW), Central Pacific warming (CPW), Eastern Pacific cooling (EPC), these three phases of ENSO are shown to have different impacts on TC activity over the western North Pacific
- In EPW years, the genesis and the track density of TCs tend to be enhanced over the southeastern part and suppressed in the northwestern part of the western Pacific by strong westerly wind shear
- In CPW years, the TC activity is shifted to the west and is extended through the northwestern part of the western Pacific. On the other hand, The CPW produces a large suppression of TC activity in the eastern Pacific basin
- In EPC years, All of the variables investigated show almost a mirror image of the EPW

Intraseasonal Oscillation (ISO)

(1) Madden-Julian Oscillation (MJO)



Left : 850hPa stream line, 30-60 day filtered relative vorticity anomalies
 Middle : 500hPa stream line, 30-60 day filtered omega anomalies
 Right : 250hPa stream line, 30-60 day filtered divergence anomalies

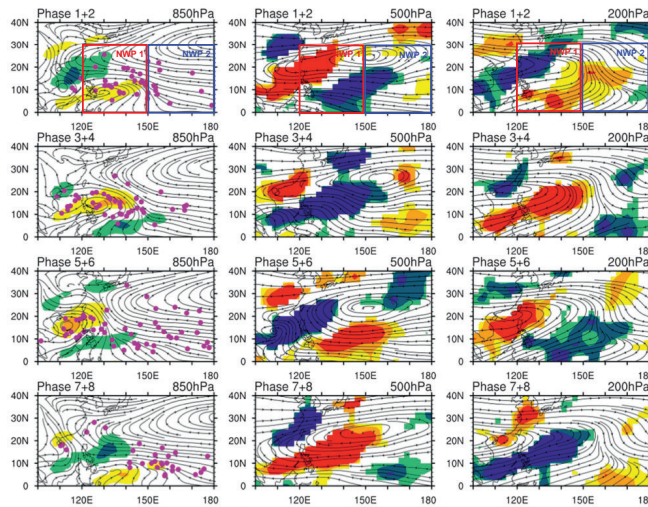


Li and Zhou (2012)

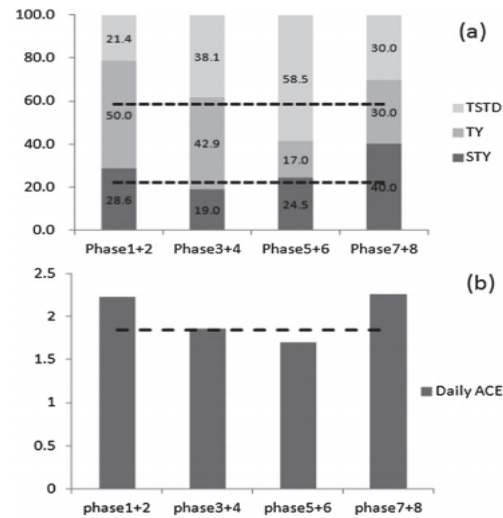
- The significant **increase** (**reduction**) in cyclogenesis in the **convective** (**non-convective**) phase
- the large contrast in TC frequency also results in a significant difference in daily accumulated cyclone energy (ACE) between the convective and non-convective MJO phases

Intraseasonal Oscillation (ISO)

(2) Quasi-biweekly Oscillation (QBO)



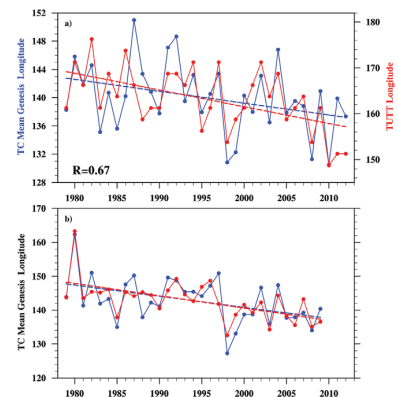
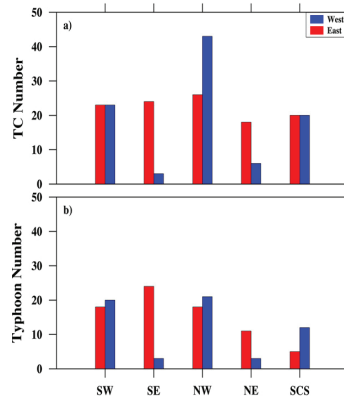
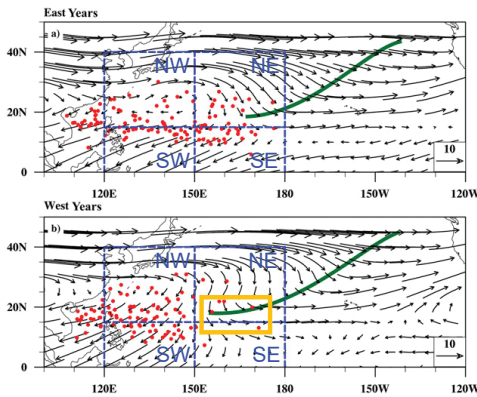
Left : 850hPa stream line, 10-20 day filtered relative vorticity anomalies
 Middle : 500hPa stream line, 10-20 day filtered omega anomalies
 Right : 250hPa stream line, 10-20 day filtered divergence anomalies



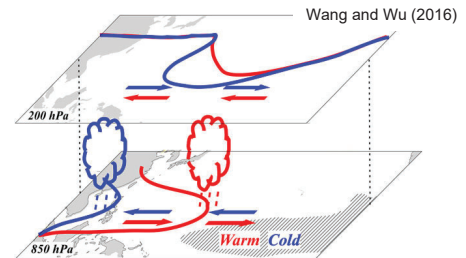
Li and Zhou (2012)

- The northwestward-propagating QBO is characterized by alternating signals of positive and negative convection
 - It leads to the results in a **northwestward shift** in TC genesis locations
 - It causes **substantial differences** in intensity distribution and daily ACE for different QBO phases

Tropical Upper-Tropospheric Trough

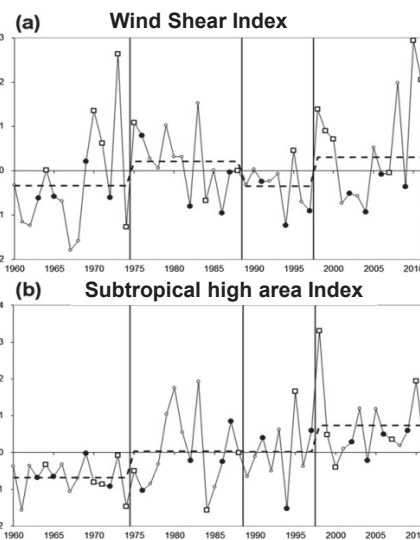
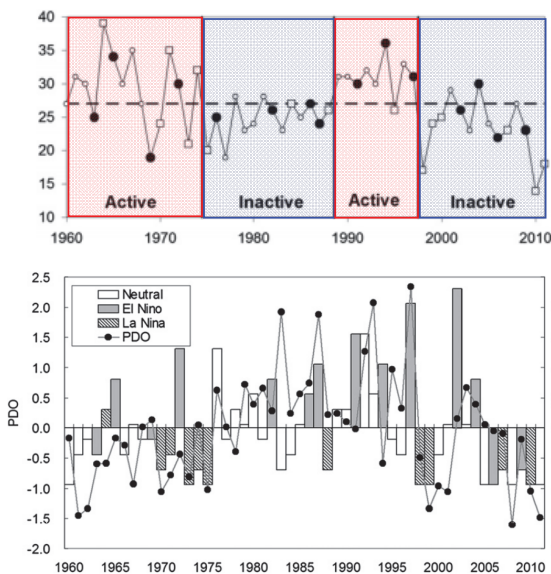


- West-east of the TUTT shifts **eastward** (**westward**), TC formation is **enhanced** (**suppressed**) in the eastern portion of the WNP
 - **TUTT shift mainly affects the TC formation** in the eastern portion of the WNP basin
- TCs form in the eastern WNP → Longer time for intensification
- More TCs **developed into typhoons** or **higher intensity** in the **east years** than in the west years



Wang and Wu (2016)
Schematic illustration of the circulation configuration in El Niño (red) and La Niña (blue)

Pacific Decadal Oscillation (PDO)



Liu and Chan (2012)

- The overall **TC activity** shows a significant **decrease**, which is partly related to the positive PDO phase and the downward trend of TC genesis frequency in the main development region
- The **strong** (**weak**) **vertical wind shear** and **strong** (**weak**) **subtropical high** lead to **unfavorable** (**favorable**) condition for TC genesis during positive PDO phase

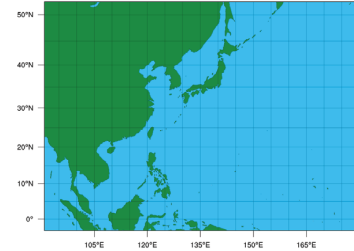
Data and Methods

Frequency of TC (TEW) in each month (JJASON) with top PDO phase years

Model	WRF v3.9.1
Horizontal dimensions (lat x lon)	251 x 341
Map projection	Mercator
Horizontal resolution	25 km
Lateral boundary condition	ERA-Interim
SST data	OISST
Vertical levels	35
Microphysics	WSM6
Planetary boundary layer	YSU
Long and shortwave radiation	RRTMG
Convection scheme	Kain-Fritsch

Simulation period	
EXP 1	1993, 2008 / 08 / 14 / 00 ~ 1993, 2008 / 10 / 01 / 00
EXP 2	1993, 2008 / 08 / 15 / 00 ~ 1993, 2008 / 10 / 01 / 00
EXP 3	1993, 2008 / 08 / 16 / 00 ~ 1993, 2008 / 10 / 01 / 00
EXP 4	1993, 2008 / 08 / 17 / 00 ~ 1993, 2008 / 10 / 01 / 00
EXP 5	1993, 2008 / 08 / 18 / 00 ~ 1993, 2008 / 10 / 01 / 00

WPS Domain Configuration



Experiment design

$$T = \bar{T} + T'$$

\bar{T} = zonal averaged temperature

T' = perturbation

$$CTL = \overline{T_{year}} + T'_{year}$$

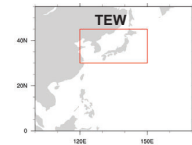
$$Zonal = \overline{T_{clim}} + T'_{year}$$

- All experiments are based on time-lagged ensemble forecast method to reduce uncertainty (each experiment has 5 ensemble members).

Tropical cyclone activity and Pacific decadal oscillation

Results

Frequency of TC (TEW) in each month (JJASON) with top PDO phase years



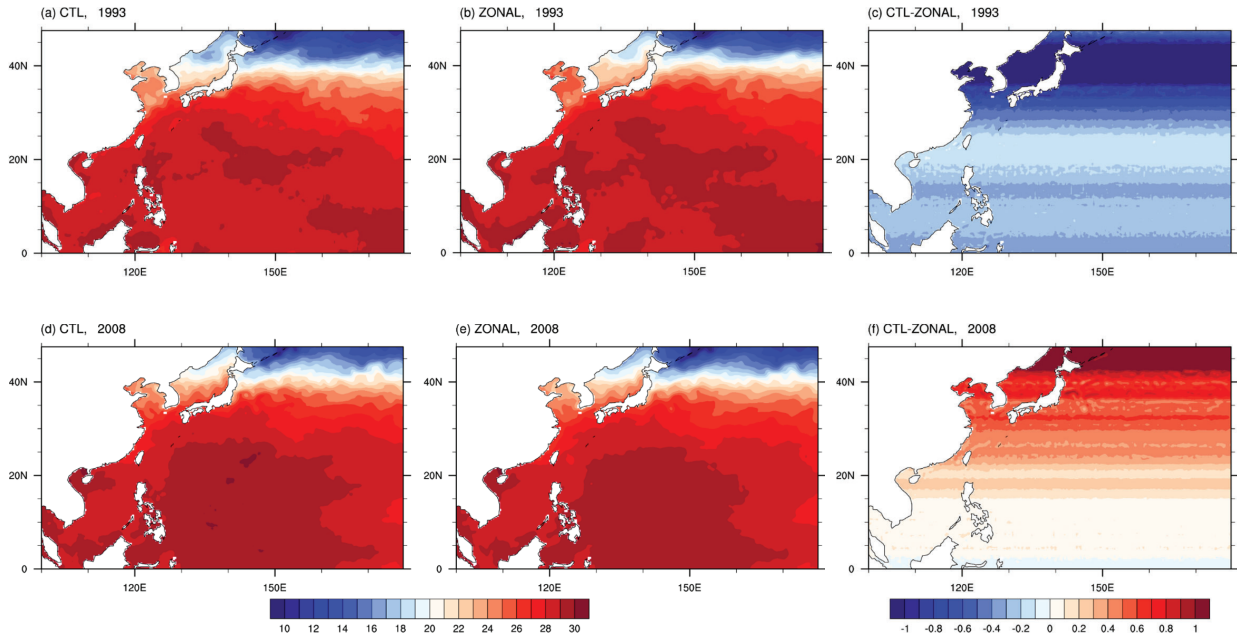
Top 5 Negative PDO phase years	June	July	August	September	October	November
2011	3(1)	4(1)	4(2)	7(5)	1(0)	1(0)
2008	1(1)	2(1)	5(2)	7(4)	2(1)	3(0)
1999	0(0)	6(3)	8(7)	5(3)	2(1)	4(1)
2012	3(2)	4(1)	5(5)	5(3)	3(4)	2(0)
2001	3(1)	6(1)	6(3)	5(3)	3(2)	3(0)
Total	10(5)	22(7)	28(19)	29(18)	11(8)	13(1)

Top 5 Positive PDO phase years	June	July	August	September	October	November
1997	3(4)	4(1)	8(2)	6(3)	4(0)	2(0)
1993	2(0)	6(3)	6(3)	7(2)	4(2)	5(0)
1987	2(0)	4(4)	4(1)	7(1)	2(3)	3(0)
1983	1(0)	3(0)	6(4)	2(1)	6(1)	4(1)
2015	2(0)	4(2)	4(4)	5(2)	4(1)	1(0)
Total	10(4)	21(10)	28(14)	27(9)	20(7)	15(1)

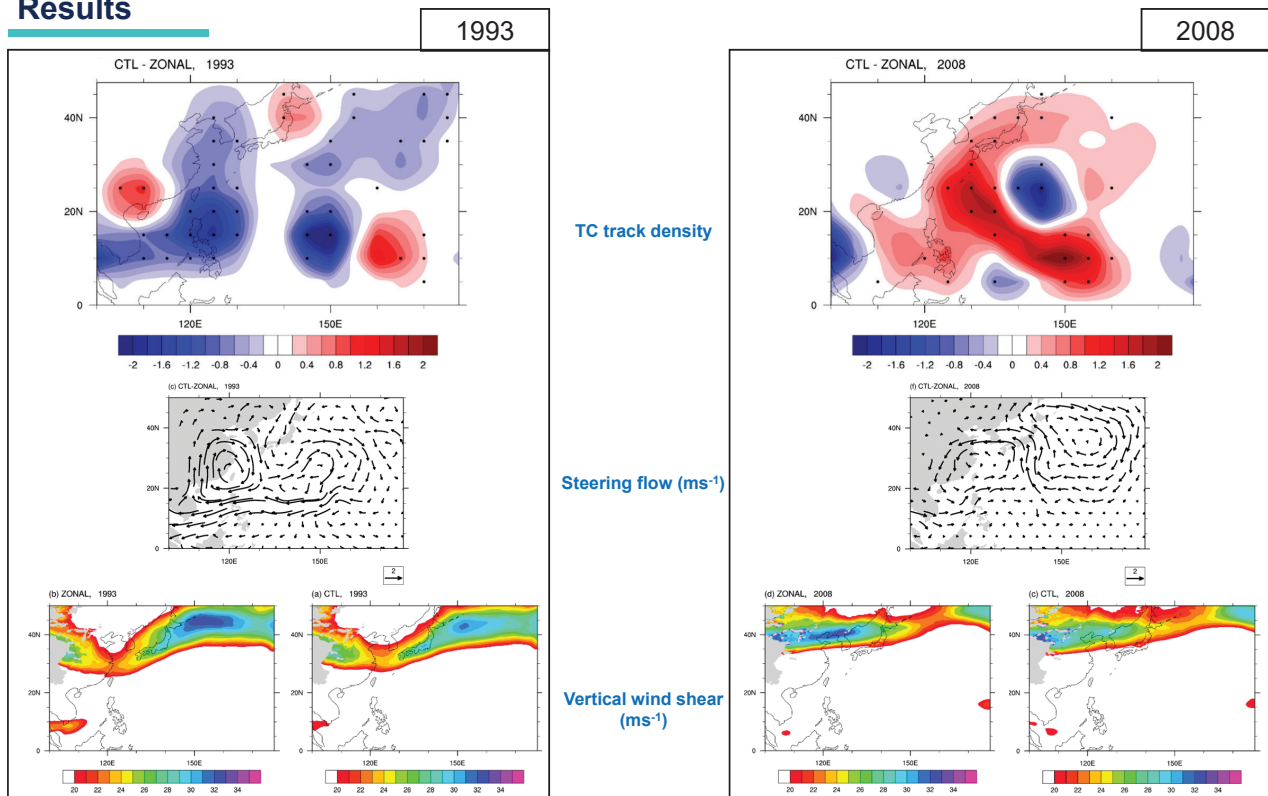
Best track data : JTWC best track data

Results

sea surface temperature in each experiment and difference



Results



Future change in tropical cyclone activity over western North Pacific

Tropical cyclone GPI over the WNP simulated by CMIP5

Song et al., (2015)

Data and Methods

List of CMIP5 models analyzed

No.	Model	Institute/country
1	ACCESS1.0	Commonwealth Scientific and Industrial Research Organization (CSIRO) and Bureau of Meteorology (BOM)/Australia
2	BCC-CSM1-1	Beijing Climate Center, China Meteorological Administration/China
3	BNU-ESM	Beijing Normal University/China
4	CanESM2	Canadian Centre for Climate Modeling and Analysis/Canada
5	CCSM4	National Center for Atmospheric Research/United States
6	FGOALS-g2	LASG, Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences andCESS, Tsinghua University/China
7	FIO-ESM	The First Institute of Oceanography, State Oceanic Administration/China
8	GFDL-ESM2G	NOAA Geophysical Fluid Dynamics Laboratory/United States
9	GISS-E2-H	NASA Goddard Institute for Space Studies/United States
10	GISS-E2-R	NASA Goddard Institute for Space Studies/United States
11	HadCM3	Met Office Hadley Centre/United Kingdom
12	HadGEM2-AO	National Institute of Meteorological Research/Korea Meteorological Administration/Korea
13	HadGEM2-CC	Met Office Hadley Centre/United Kingdom
14	HadGEM2-ES	Met Office Hadley Centre/United Kingdom
15	INMCM4	Institute for Numerical Mathematics/Russia
16	IPSL-CM5A-LR	L'Institut Pierre-Simon Laplace/France
17	IPSL-CM5A-MR	L'Institut Pierre-Simon Laplace/France
18	MIROC5	Atmosphere and Ocean Research Institute (University of Tokyo), National Institute for Environmental Studies, and Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology/Japan
19	MPI-ESM-LR	Max Planck Institute for Meteorology/Germany
20	MPI-ESM-MR	Max Planck Institute for Meteorology/Germany
21	MRI-CGCM3	Meteorological Research Institute/Japan
22	NorESM1-M	Norwegian Climate Centre/Norway
23	NorESM1-ME	Norwegian Climate Centre/Norway

The four terms of the **GPI (Genesis Potential index)** are shown below:

$$GPI = |10^5 \eta|^{\frac{3}{2}} \times (1 + 0.1 V_{shear})^{-2} \times \left(\frac{H}{50}\right)^3 \times \left(\frac{V_{pot}}{70}\right)^3$$

η : absolute vorticity (s^{-1}) at 850 hPa

V_{shear} : vertical wind shear between 850 and 200 hPa ($m s^{-1}$)

H : relative humidity at 600 hPa (%)

V_{pot} : maximum TC potential intensity

The **potential intensity** is calculated as follows:

$$V_{pot}^2 = C_p(T_S - T_O) \frac{T_S C_K}{T_O C_D} (\ln \theta_e^* - \ln \theta_e)$$

T_S : ocean surface temperature

T_O : mean outflow temperature

C_K : exchange coefficient for enthalpy

C_D : drag coefficient

θ_e^* : saturation equivalent potential temperature at the ocean surface

θ_e : boundary layer equivalent potential temperature

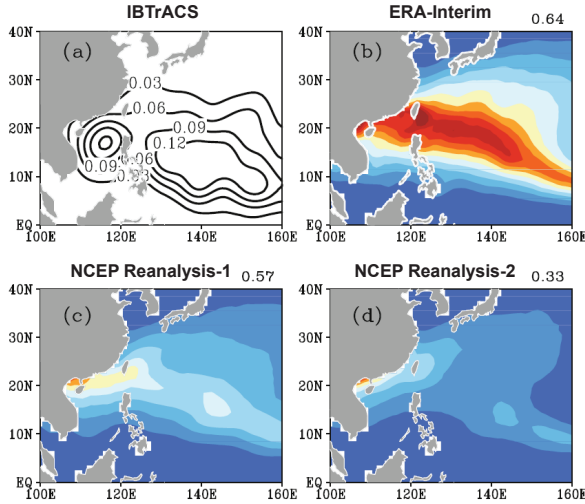
Tropical cyclone GPI over the WNP simulated by CMIP5



Song et al., (2015)

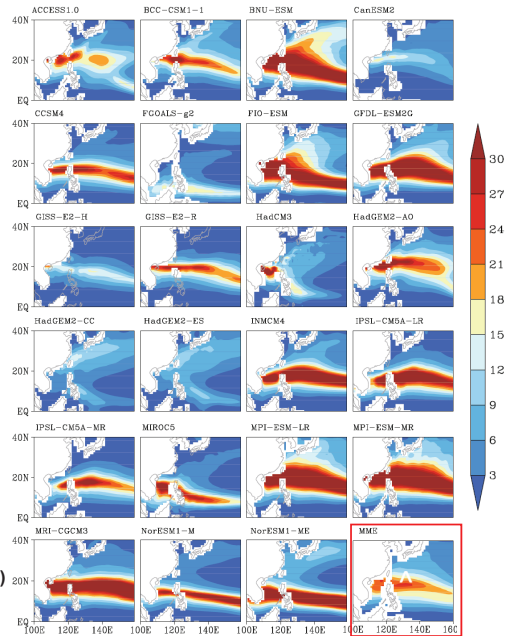
Results

(a) Spatial distributions of mean frequency of observed tropical cyclone formation in the WNP. (b–d) July–October mean GPI calculated by reanalysis data.



- **Best track data :** The International Best Track Archive for Climate Stewardship (IBTrACS)
- **Ocean data :** Optimum Interpolation Sea Surface Temperature version 2 (OISST V2)
- **Analysis period :** 1982 – 2005 (24-year), July–October
- **The values above each panel on the right are the correlation coefficients between observed TC frequency and the reanalysis dataset.**

GPI in the WNP simulated by the CMIP5 models. MME (last panel) is the multi-model mean.



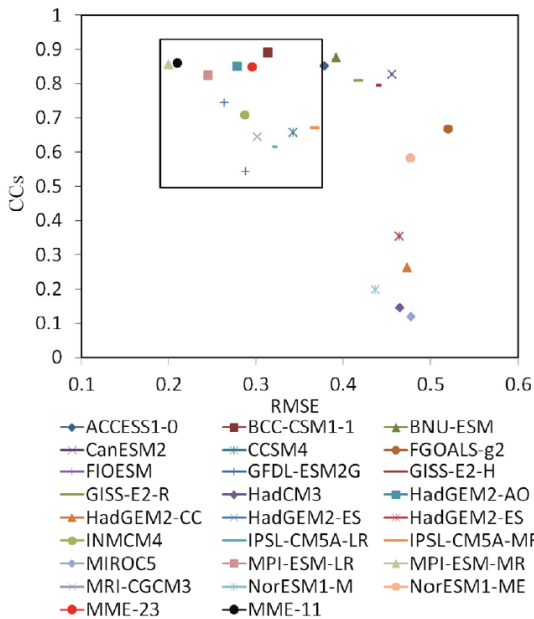
Tropical cyclone GPI over the WNP simulated by CMIP5



Song et al., (2015)

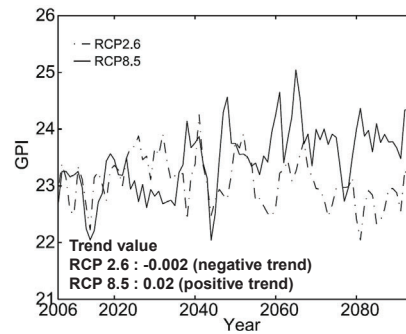
Results

Scatter plot of correlation coefficients and RMSE from CMIP5 models.

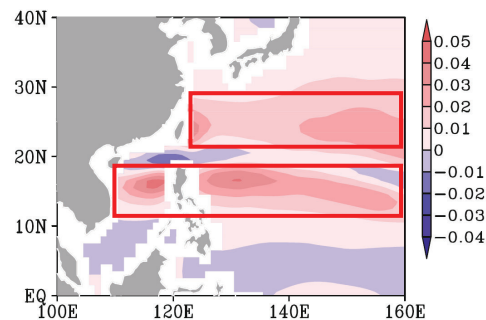


- **The black box indicates the models used in the future projection.**
- **The CCs and RMSEs between the GPI from models and the GPI from ERA-Interim–OISST reanalysis data are calculated for each of the 23 CMIP5 models**

Time series of MMEGPI under the RCP scenarios in the domain (5°–30°N, 110°–160°E).



Differences in MMEGPI between RCP8.5 (2076–2100) and historical simulations (1982–2005).

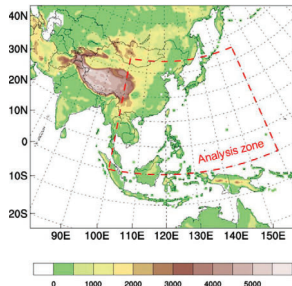


Data and Methods

The configuration of the RCMs used in this study

	RegCM	SNURCM	WRF	GRIMs
Institute	Kongju National University	Seoul National University	Seoul National University	Yonsei University
Dynamics framework	Hydrostatic	Nonhydrostatic	Nonhydrostatic	Hydrostatic
Projection, resolution	Lambert conformal, 50km	Lambert conformal, 50km	Lambert conformal, 50km	Mercator, 50km
Vertical levels	18	24	27	22
Convection	Emanuel (1991)	Kain (2004)	Kain (2004)	Hong and Pan (1998)
PBL	Holtslag et al. (1990)	Hong et al. (2006)	Hong et al. (2006)	Hong et al. (2006)
Spectral nudging	Yes (full wind nudging)	Yes (full wind nudging)	Yes (full wind nudging)	Yes (rotational wind nudging only)
Reference	Giorgi et al. (2012)	Lee et al. (2004)	Skamarock et al. (2008)	Hong et al. (2013)

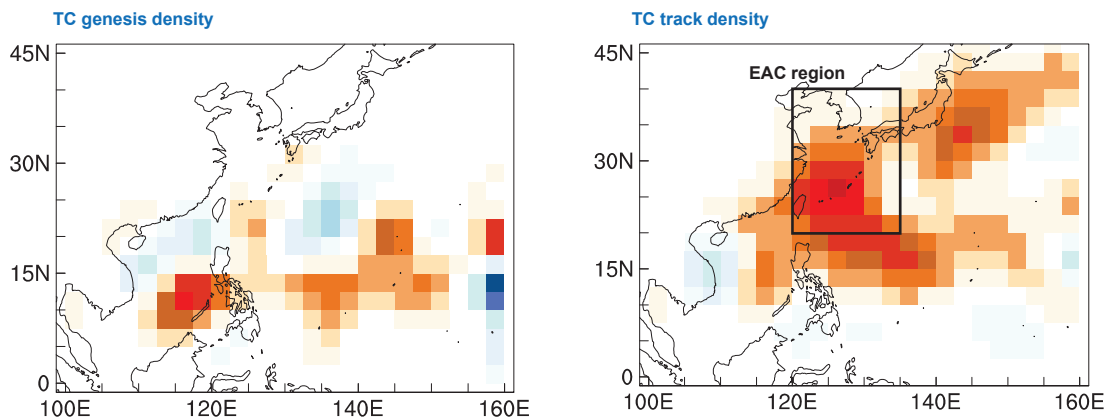
The CORDEX-East Asia domain with topography



- The analysis was focused on TCs that formed from **June to November (JJASON)**, since most TCs over the WNP (around 85% of the total annual TCs) tend to occur during the period.
- Simulation period : **present (1980-2005) and future (2024-2049)**
- Analysis domain : **0-45°N, 100-160°E**
- To diminish the uncertainty of a single RCM, the **multi model ensemble (MME) mean** of four RCMs was constructed using the performance-based ensemble averaging method

Results

RCP 8.5 (2024-2049) – historical(1980-2005)



NTC, NTC_EAC, ACE, and duration

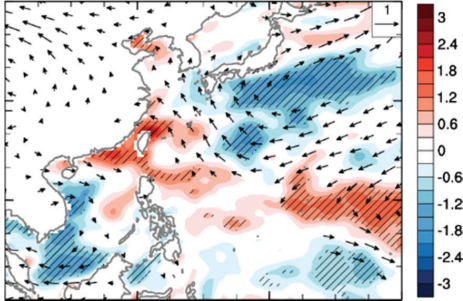
	NTC (year ⁻¹)	NTC_EAC (year ⁻¹)	ACE (10 ⁴ m ² s ²)	Duration (day year ⁻¹)
Historical (1980-2005)	18.5	5.8	24.5	5.4
RCP 8.5 (2024-2049)	20.7	6.7	29.1	5.7
Relative change (%)	+4.5%	+15.8%	+17.5%	+6.6%

NTC : Number of TC
 NTC_EAC : Number of TC movement toward EAC region
 $ACE = \sum V_{MAX}^2$

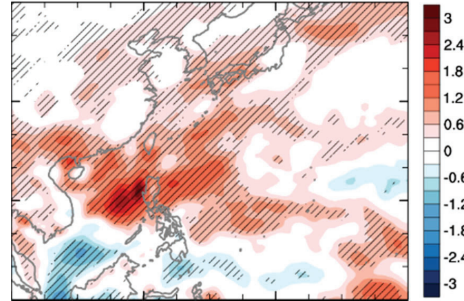
Results

RCP 8.5 (2024-2049) – historical(1980-2005)

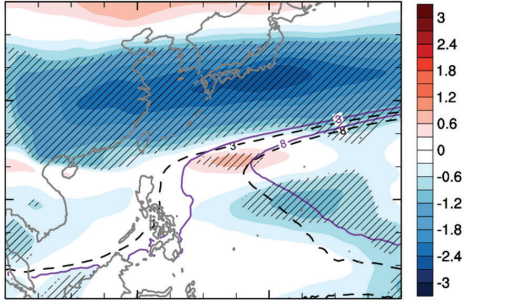
Relative vorticity (shading) and wind vector (vector) at 850 hPa (10^{-6} s^{-1})



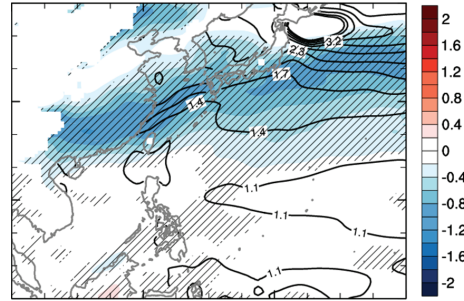
Precipitation (shading, mm day^{-1})



Vertical wind shear between 200 and 850 hPa (m s^{-1}) and western North Pacific subtropical high at 500 hPa (contour)

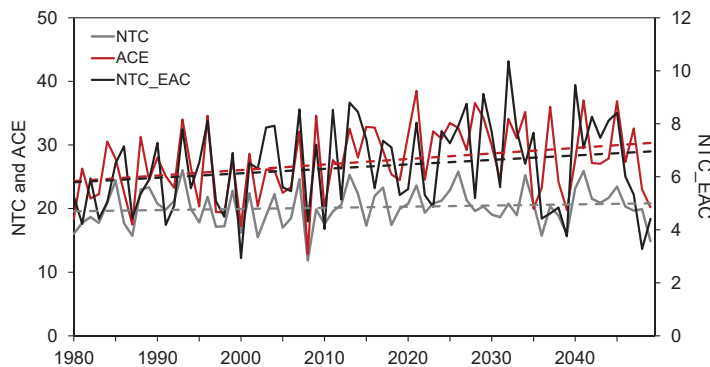


Meridional temperature gradient ($10^{-3} \text{ }^\circ\text{C km}^{-1}$) and sea surface temperature ($^\circ\text{C}$)



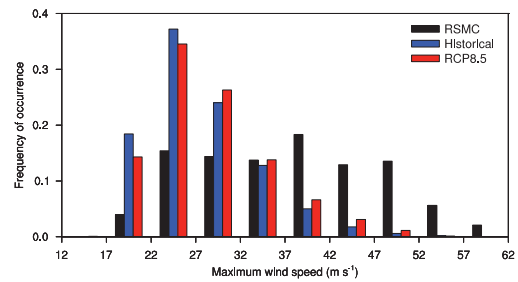
Results

Annual number of TC geneses, number of TCs entering the EAC region, and ACE.

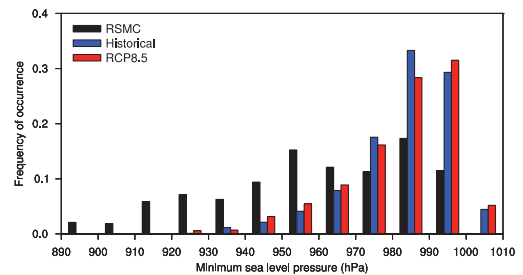


- The frequency of all TCs over the WNP (NTC) hardly increases [10.9% (10 years)²¹] during 70 years.
- On the other hands, the NTC_EAC and ACE tend to increase with similar rates [13.5% and 13.0% (10 years)²¹, respectively].

Probability density function of maximum wind speed

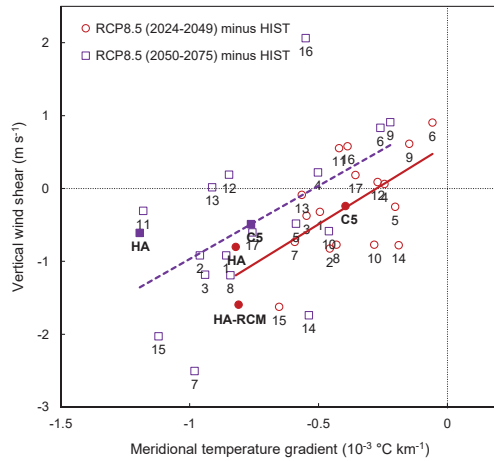


Probability density function of minimum sea level pressure

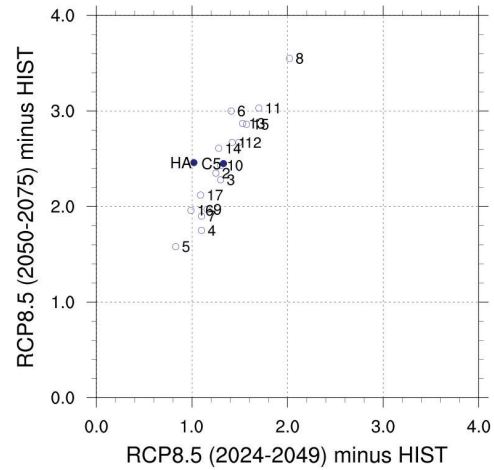


Results

Vertical wind shear as a function of meridional temperature gradient



sea surface temperature change over 25–40N, 120–145E under RCP8.5 compared to the historical run



- The MME of the four RCMs captures a positive correlation between VWS and meridional SST gradient that is enhanced compared with those in the GCMs.
- As the temperature gradient decreases in all GCMs, most of the models simulate weakened VWS, even if seven models simulate enhanced VWS in the near future (2024–49).
- All CMIP5 models simulate warmer SST than the historical run and an increasing trend of SST in the far future (2050–75) that is larger than that in the near future (2024–49).

Summary

- There is a substantial and significant slowing trend over land areas affected by western North Pacific tropical cyclones (Kossin., 2015).
- While the decreasing trend of the TC genesis number is statistically significant (Hu et al., 2018), there was an increasing trend of the number of TCs that affected Korean Peninsula (Choi and Cha., 2015).
- TC track showed a pattern that moved to the mid-latitude in East Asia (Choi et al., 2016).
- The intensity of TCs that affected Korean Peninsula is increased (Choi et al., 2017).
- Analysis based on future projection experiments showed that the GPI under the RCP2.6 scenario has no significant change in the first half of the 21st century and then decreases at the end of the 21st century, while the GPI under RCP8.5 exhibits an increasing trend (Song et al., 2015).
- Climate indices such as ENSO, MJO, QBO, TUTT and PDO affect to TC frequency and intensity over the western north pacific
- The future (2024–49) projections indicated the insignificant change in the total number of TC geneses (+5%), especially at lower latitudes, and a robust increase in track density over EAC regions (+17%) (Lee et al., 2019).
- The enhanced TC activity over EAC regions is mainly related to vertical wind shear weakened by reduced meridional temperature gradient and increased SST at mid-latitudes (Lee et al., 2019).

Thank you !

Reference

- Choi, J. W., & Cha, Y. (2015). Interdecadal variation in the activity of tropical cyclones affecting Korea. *Tropical Cyclone Research and Review*, 4(2), 88-93.
- Choi, J. W., Cha, Y., Kim, H. D., & Kang, S. D. (2016). Latitudinal change of tropical cyclone maximum intensity in the western North Pacific. *Advances in Meteorology*, 2016.
- Choi, J. W., Cha, Y., Kim, H. D., & Lu, R. (2017). More intensive summer tropical cyclone near 30° N of East Asia. *Dynamics of Atmospheres and Oceans*, 78, 152-164.
- Choi, K. S., & Moon, I. J. (2012). Changes in tropical cyclone activity that has affected Korea since 1999. *Natural hazards*, 62(3), 971-989.
- Hu, F., Li, T., Liu, J., Bi, M., & Peng, M. (2018). Decrease of tropical cyclone genesis frequency in the western North Pacific since 1960s. *Dynamics of Atmospheres and Oceans*, 81, 42-50.
- Kim, H. M., Webster, P. J., & Curry, J. A. (2011). Modulation of North Pacific tropical cyclone activity by three phases of ENSO. *Journal of Climate*, 24(6), 1839-1849
- Kossin, J. P. (2018). A global slowdown of tropical-cyclone translation speed. *Nature*, 558(7708), 104-107.
- Lee, H., Jin, C. S., Cha, D. H., Lee, M., Lee, D. K., Suh, M. S., ... & Kang, H. S. (2019). Future change in tropical cyclone activity over the western North Pacific in CORDEX-East Asia multi-RCMs forced by HadGEM2-AO. *Journal of Climate*, 32(16), 5053-5067.
- Lee, M., Cha, D. H., Moon, J., Park, J., Jin, C. S., & Chan, J. C. (2019). Long-term trends in tropical cyclone tracks around Korea and Japan in late summer and early fall. *Atmospheric Science Letters*, 20(11), e939.

Reference

- Li, R. C., & Zhou, W. (2013). Modulation of western North Pacific tropical cyclone activity by the ISO. Part I: Genesis and intensity. *Journal of Climate*, 26(9), 2904-2918.
- Liu, K. S., & Chan, J. C. (2013). Inactive period of western North Pacific tropical cyclone activity in 1998–2011. *Journal of Climate*, 26(8), 2614-2630.
- Park, D. S. R., Ho, C. H., Kim, J. H., & Kim, H. S. (2011). Strong landfall typhoons in Korea and Japan in a recent decade. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 116(D7).
- Song, Y., Wang, L., Lei, X., & Wang, X. (2015). Tropical cyclone genesis potential index over the western North Pacific simulated by CMIP5 models. *Advances in Atmospheric Sciences*, 32(11), 1539-1550.
- Wang, C., & Wu, L. (2016). Interannual shift of the tropical upper-tropospheric trough and its influence on tropical cyclone formation over the western North Pacific. *Journal of Climate*, 29(11), 4203-4211.
- Zhang, W., Vecchi, G. A., Murakami, H., Villarini, G., Delworth, T. L., Yang, X., & Jia, L. (2018). Dominant role of Atlantic Multidecadal Oscillation in the recent decadal changes in western North Pacific tropical cyclone activity. *Geophysical Research Letters*, 45(1), 354-362.

07

전지구기후모델 계절내 예측의 평가 및 활용

이윤영 선임연구원 (APEC기후센터 예측기술과)

전구기후모델 계절내 예측의 평가 및 활용

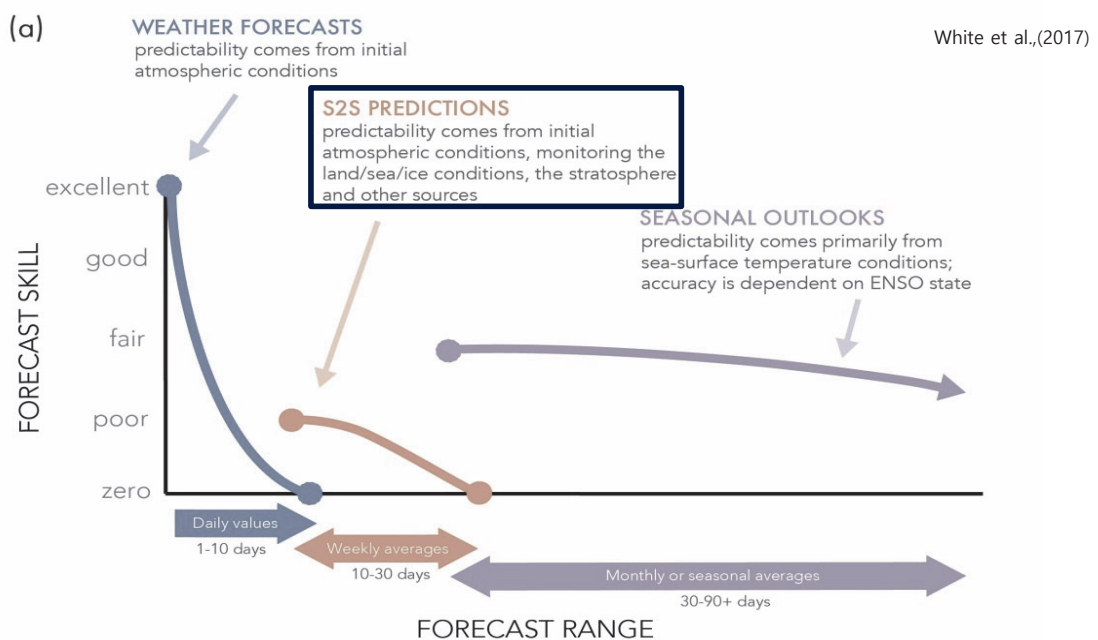
Evaluation and application of subseasonal forecasts
from global climate models

APEC Climate Center

이윤영

***Special thanks to 김가영 연구원

S2S: barrier to seamless forecast



S2S: Current status & challenges

S2S project: launched in November 2013 and carried out for 5 years, S2S phase II from November 2018 to December 2023

WMO LC: S2S project 기반 (for NMS only, still 3 weeks embargo)

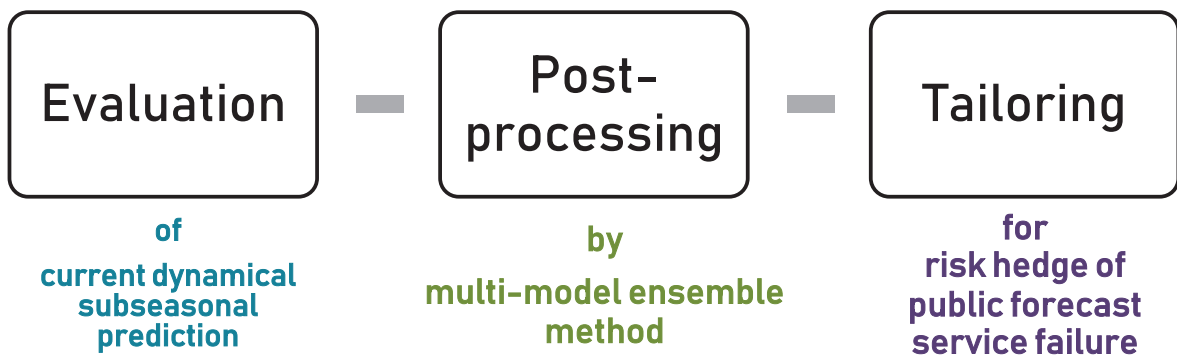
NMME/SubX: North America regional cluster 기반 subseasonal MME services launched.



- ✓ *NWP vs GCM?*
서로 상이한 시스템을 가진 계절내 규모 모델들에 대한 통합적, 일관적 평가 필요
- ✓ 상대적으로 낮은 계절내 예측성능에 대한 적극적 회피 혹은 극복 방안이 요구됨
- ✓ 계절내 예측에 대한 낮은 이해도 결국 낮은 활용도로 이어지게 됨. 예측 정보 가공을 통한 활용성 증대 모색

Objectives

For better subseasonal forecast



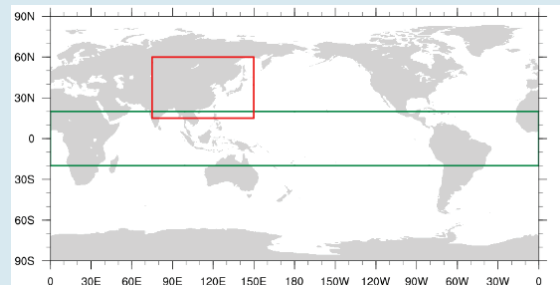
KMA GloSea5 Evaluation

against (ECCC, ECMWF, NCEP, UKMO)

GPC name	Center	Time Range	Resolution	Fcst Ens. Size	Fcst frequency	Hindcast	Hindcast Length	Hindcast Frequency	Hindcast Ens. Size
Seoul	KMA	D 0-60	N216L85	4	daily	on the fly	1991-2010	4/month (1, 9, 17, 25)	3
Montreal	ECCC	d 0-32	0.45x0.45 L40	21	weekly (Thu)	on the fly	1995-2014	weekly (Thu)	4
ECMWF	ECMWF	d 0-46	Tco639/319 L91	51	2/week (Mon, Thu)	on the fly	Past 20 years	2/week (Mon, Thu)	11
Washington	NCEP	d 0-44	T126L64	16	daily	fix	1999-2010	daily	4
Exeter	UKMO	d 0-60	N216L85	4	daily	on the fly	1993-2016	4/month (1, 9, 17, 25)	7

for T2M, PREC, Z500
over Globe(G), Tropics(T), East Asia(EA)

*Observation References: ERA5, GPCP, OISST



5

CREDYT[®]

Comprehensive and Relative Evaluating Weekly DYnamical ForecasT of KMA

"relative, objective, consistent, multi-aspect and comprehensive..."

Yearly,

Climatology	Real-time forecast	Climate regimes	Dynamical coupling process
<ul style="list-style-type: none"> • Mean biases • PCC & RMSE • Relative Error • Seasonality • Comparing different climatologies 	<ul style="list-style-type: none"> • Skill summary • Scores for 6 metrics • Relative performance of KMA • Y2Y score variation • Skill sensitivity to different climatologies 	<ul style="list-style-type: none"> • Hydrosphere-Cryosphere-Troposphere-Stratosphere climate index representation • Earth systems connectivity • Skill reliance on initial status of climate regimes 	<ul style="list-style-type: none"> • Sea-air coupling • Tropics-extratropics coupling • Stratosphere-troposphere coupling

6

CREDYT[®] 2019

Evaluation

Post-processing

Tailoring

CREDYT[®] produced by PRD/APCC

Comprehensive and Relative Evaluating Weekly Mean DYNAMICAL Forecast of KMA (CREDYT[®]) for the year 2019

employing GloSea5, up to four lead weeks

* Data resources (models & observation), Domains, Variables, Verification Metrics applied
 ** Suppose that the operation is scheduled every Thursday, thus W1, lead 4-10 days
 * Teriles, anomalies and climate indicator here are derived based on the reference period (1959-2012).

- Climatology**
 - Mean biases: $T2m_PREC2500$
 - Pattern Correlation Coefficient (PCC) & Root Mean Square Error (RMSE): $T2m_PREC2500$
 - Relative Error (RMSE)
 - compared to 4 other models (RMSE_{En}/RMSE_{Obs}: $T2m_PREC2500$)
 - compared to previous year (RMSE_{En}/RMSE_{En-1}: $T2m_PREC2500$)
 - Comparison of different ways calculating weekly mean climatology
 - KMA operation vs Modified: (3x2)x7 ens. vs (3x3)x7 ens. w/wo weight (RMSE_{En}/RMSE_{En-1}: $T2m_PREC2500$)
 - Lead_based vs Target_based: (3x3)x7 ens. vs wo weighting (RMSE_{En}/RMSE_{En-1}: $T2m_PREC2500$)
 - Seasonality
 - Length of Summer (T2m: 0.7,EA)
 - Stratospheric Final Warming (USO)
 - ITCC/SPCZ (F+ve)
- Real-time forecast**
 - **skill Summary**
 - Scores for each of metrics:
 - [Continuous] Deterministic: ACC ($T2m_PREC2500$), MSSS ($T2m_PREC2500$)
 - [Terile Category] Probabilistic: ROCS ($T2m_PREC2500$), HSS ($T2m_PREC2500$), LEPs ($T2m_PREC2500$), and CRPSS ($T2m_PREC2500$)
 - Relative performance of KMA
 - Against to each of 4 other GPCs' models: ACC ($T2m_PREC2500$), MSSS ($T2m_PREC2500$), ROCS ($T2m_PREC2500$), HSS ($T2m_PREC2500$), LEPs ($T2m_PREC2500$), and CRPSS ($T2m_PREC2500$)
 - Rank-based Verification Metrics Merging (RVMM)
 - RVMM map of KMA ($T2m_PREC2500$)
 - Map of RVMM-based top performing model ($T2m_PREC2500$)
 - Year-to-year score variation
 - ACC ($T2m_PREC2500$), MSSS ($T2m_PREC2500$)
 - ROCS ($T2m_PREC2500$), HSS ($T2m_PREC2500$), LEPs ($T2m_PREC2500$), and CRPSS ($T2m_PREC2500$)
 - Sensitivity to the methodologies making weekly mean climatology (Current KMA operational vs Modified)
 - Deterministic skill comparison: ACC ($T2m_PREC2500$), MSSS ($T2m_PREC2500$)
 - Skill saturation with lead time vs Timing error in seasonal cycle?

CREDYT[®] produced by PRD/APCC

- Climate regimes**
 - Index representation
 - Hydrosphere: MJO (diag, predictable days), NINO3.4, Atlantic Equatorial Mode (AEM)
 - Cryosphere: ART1, ART2, SIE
 - Troposphere: AO, EAWM, SH
 - Stratosphere: Polar Vortex (P₁), QBO
 - Hydrosphere-Cryosphere-Troposphere-Stratosphere interactions:
 - 11 (AYR,DJF,MAM,JJASON), 12 (AYR,DJF,MAM,JJASON), 13 (AYR,DJF,MAM,JJASON), 14 (AYR,DJF,MAM,JJASON), 15 (AYR,DJF,MAM,JJASON), 16 (AYR,DJF,MAM,JJASON), 17 (AYR,DJF,MAM,JJASON), 18 (AYR,DJF,MAM,JJASON).
 - Skill (ACC) reliance on initial status of climate regimes
 - Summarizing initial predictability source (ACC based: $T2m_PREC2500$)
 - sensitivity to Hydrosphere: initial MJO phase & amplitude ($T2m_PREC2500$), NINO3.4 ($T2m_PREC2500$), AEM ($T2m_PREC2500$)
 - sensitivity to Cryosphere: initial ART1 ($T2m_PREC2500$), ART2 ($T2m_PREC2500$), SIE ($T2m_PREC2500$)
 - sensitivity to Troposphere: initial AO ($T2m_PREC2500$), EAWM ($T2m_PREC2500$), SH ($T2m_PREC2500$)
 - sensitivity to Stratosphere: initial PV ($T2m_PREC2500$), QBO ($T2m_PREC2500$)
- Dynamical coupling process**
 - sea-air coupling
 - SST-PREC correlation map
 - tropics-extratropics coupling
 - Div/Con(VP)-EA(T2m) correlation map
 - stratosphere-troposphere coupling
 - FV(USO)-T2m correlation map

Miscellaneous

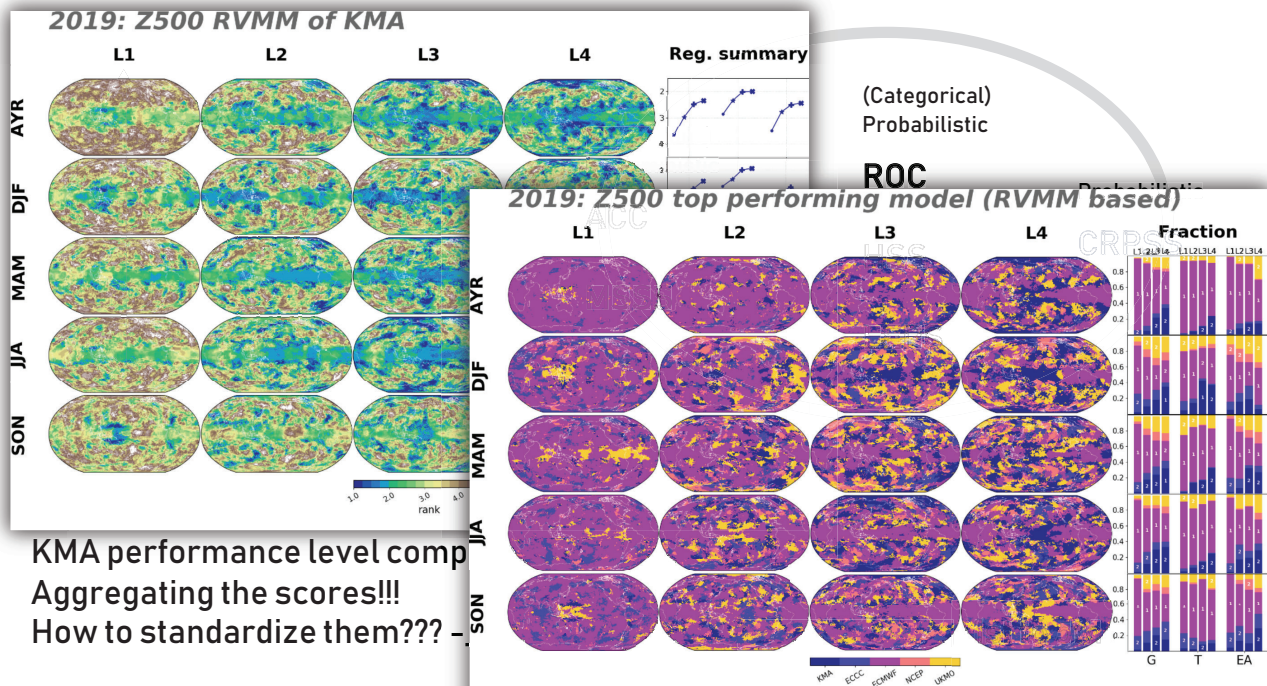
- 2010.1.10-2010.1.26: observed PREC (GPCP) only available over the 40S to 40N domain
<https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1029/2009GL040000>
https://www1.ncdc.noaa.gov/pub/data/gpcp/daily/v1.2/documentation/1DD_v1.2_doc.pdf
- Verification of ECMWF reforecasts (5 members only) against ERA5 and Glorys12v1 data:
 CRPSS: <https://drive.google.com/file/d/1VDuNqCqJLwVjafide6ZOTvC8uMHDkd/view?usp=sharing>
 Correlation: <https://drive.google.com/file/d/1Rk2cPqARnp014LwQ7WkN8Beo14-jNqQ/view?usp=sharing>

Rank-based Verification Metrics Merging (RVMM)

Evaluation

Post-processing

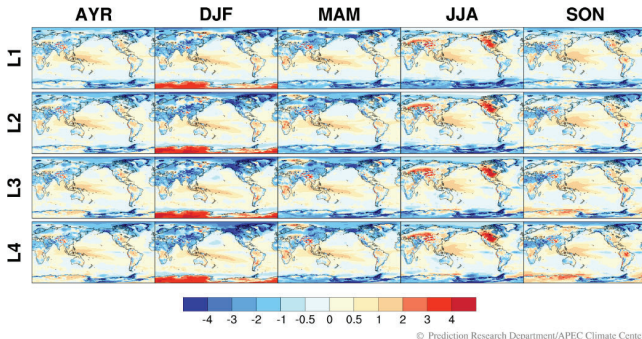
Tailoring



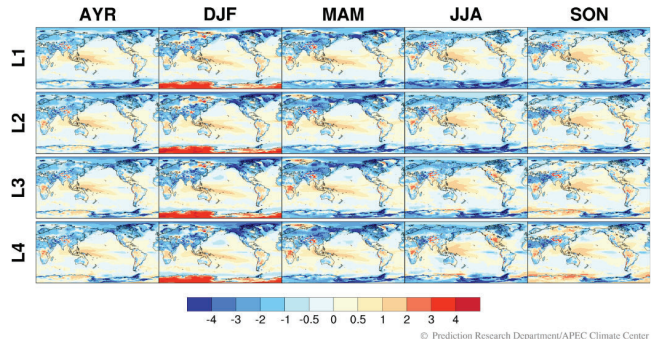
Winter Season Antarctic Warm Biases

Evaluation
Post-processing
Tailoring

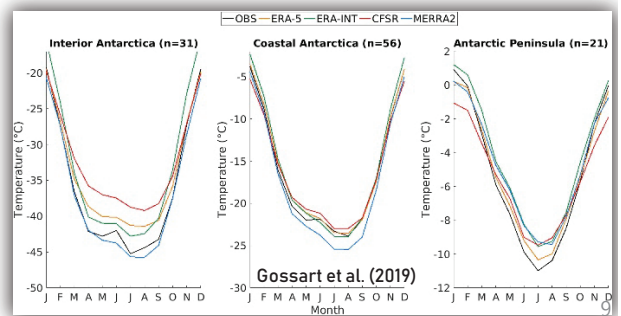
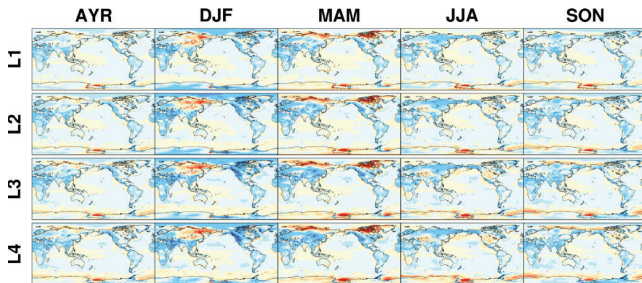
KMA: Mean biases of T2M, 1999-2010



UKMO: Mean biases of T2M, 1999-2010



ECMWF: Mean biases of T2M, 1999-2010



Shortened summer length in Stratosphere

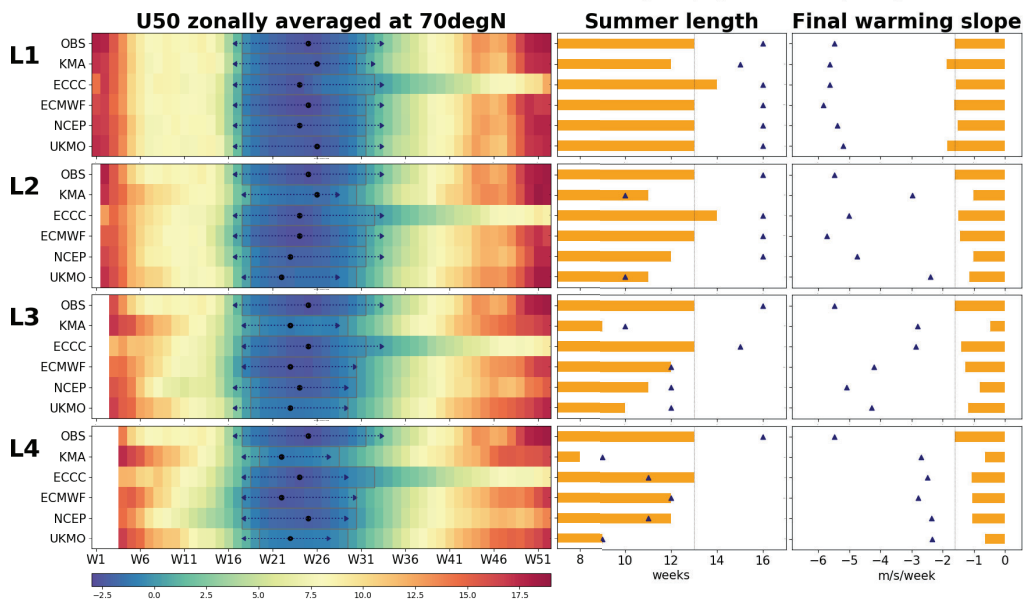
Importance of seasonality in Stratosphere?

Evaluation
Post-processing
Tailoring

Seasonality: U50, 1999-2010

Summer: gray box (Clim), arrow (2019), thr = 75% quantile (obs)

Slope: U50 grad. near FW onset

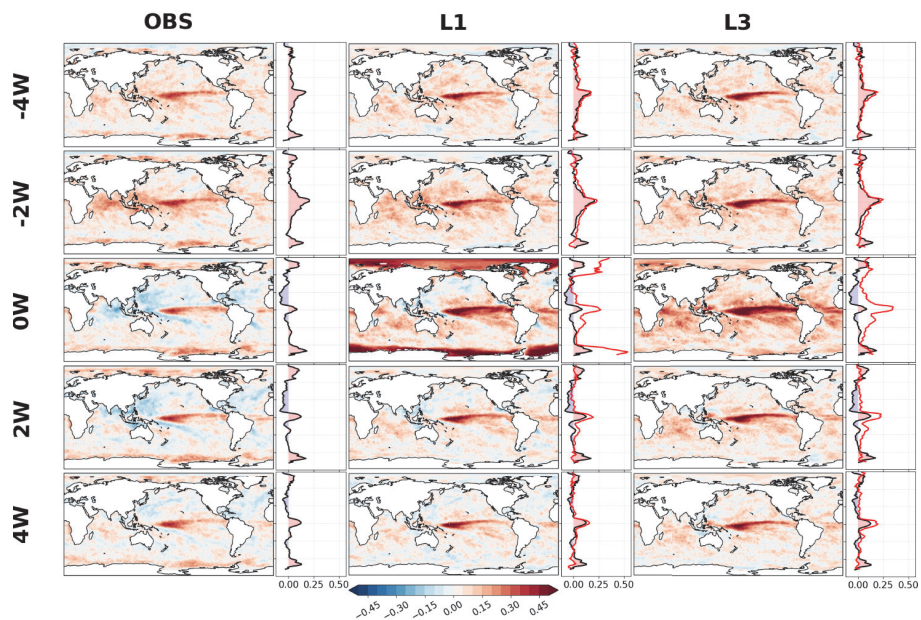


© Prediction Research Department/APEC Climate Center

Too tight initial coupling in polar area

Weekly SST-PREC Corr. during 1999-2010

Line: 80E to 80W zonal avg., -4W & -2W: SST leading, +2W & +4W: SST lagging



© Prediction Research Department/APEC Climate Center

Assessment of Subseasonal MME's potential

- **Prediction skill** for hindcast & real-time forecast

- ✓ ACC (Anomaly Correlation Coefficient)
- ✓ LEPS, ROC, SR

for v2016 & v2017 sets
for 4(11) variables and 3(12) regions

For 3 models (ECMWF, ECCO, and NCEP) &
4 MME variations

MME_e (extended/original reference period, equal weighted MME)

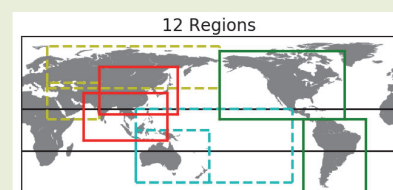
MME_c (common/short reference period, equal weighted MME)

MME_g (common period, grand ensemble MME, pooling)

MME_w (common period, root ensemble size weighted MME)

Reference: ERA-Interim (short period)

- Its reliance on ENSO & QBO year-to-year variation



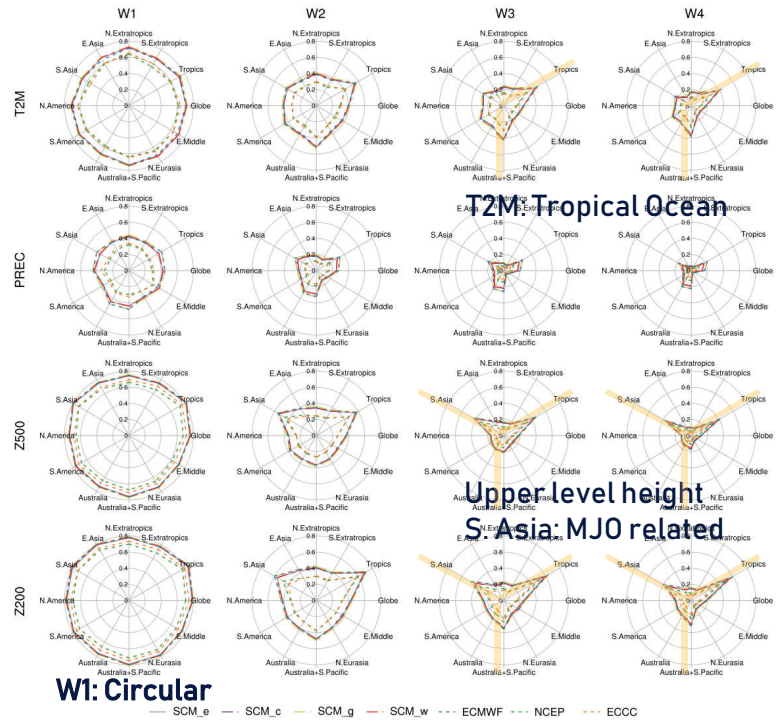
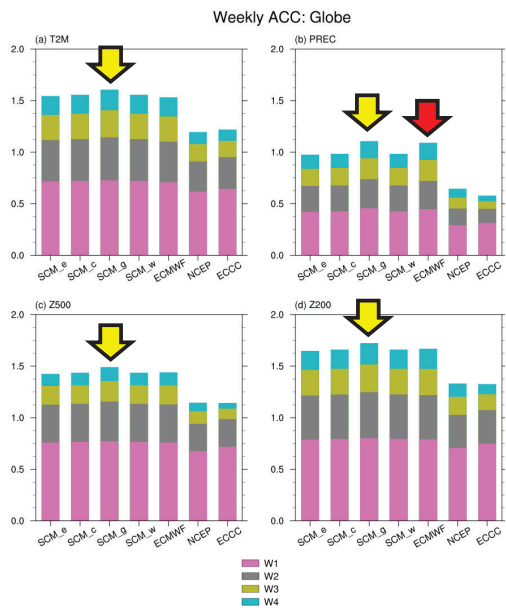
11 Variables	12 Regions
TMAX	Globe
TMIN	Tropics
T2M	S. Extratropics
PREC	N. Extratropics
MSLP	East Asia
Z200	South Asia
Z500	North America
U200	South America
U850	Australia (or Australasia)
V200	Australia + S. Pacific
V850	Russia (or Northern Eurasia)
	East Middle

HINDCAST: Weekly ACC

Evaluation

Post-processing

Tailoring

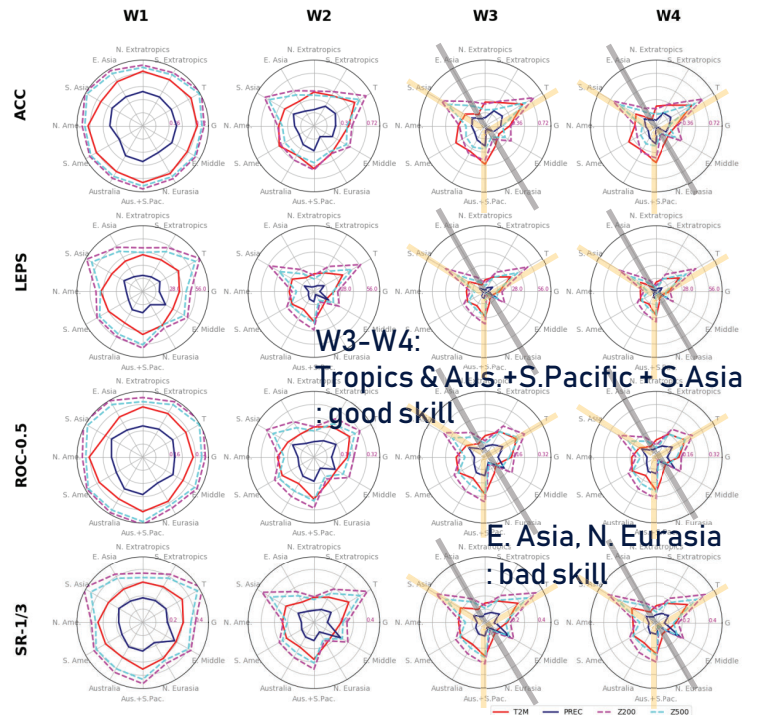
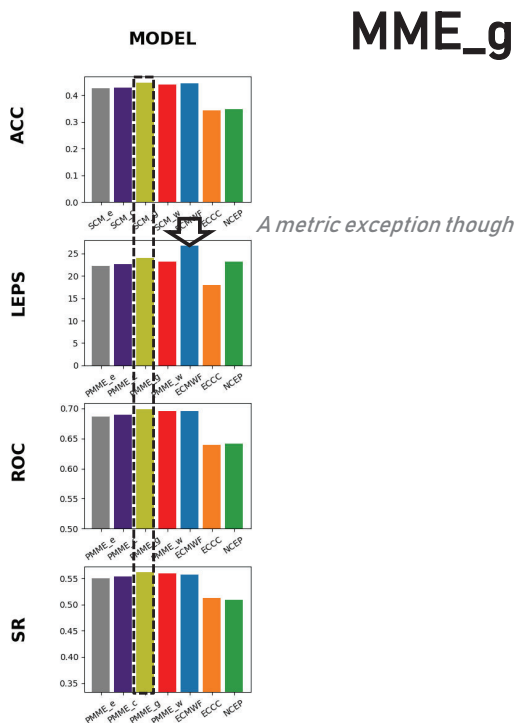


R. Forecast: dependency on variable

Evaluation

Post-processing

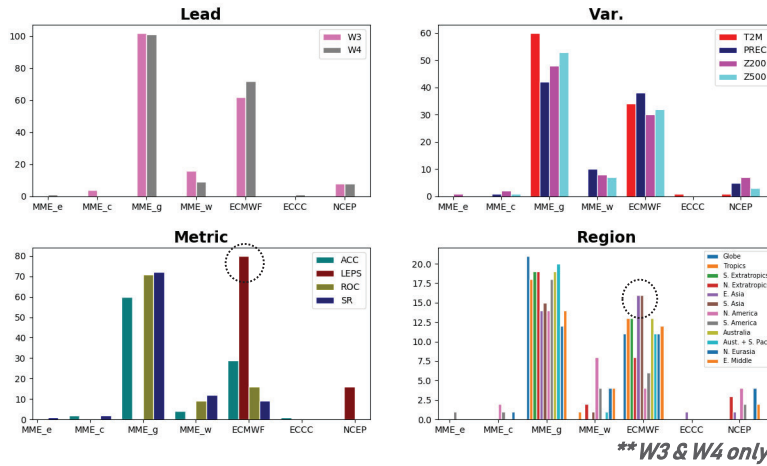
Tailoring



Q. MME defeats ECMWF?

Partly **YES**

Top ranker counts



- Grand ensemble **MME_g** is most frequently counted as a top ranker (more than ECMWF).
- Region exception: over E. Asia, ECMWF > MME_g.
- Metric exception: in LEPS, ECMWF is the most.

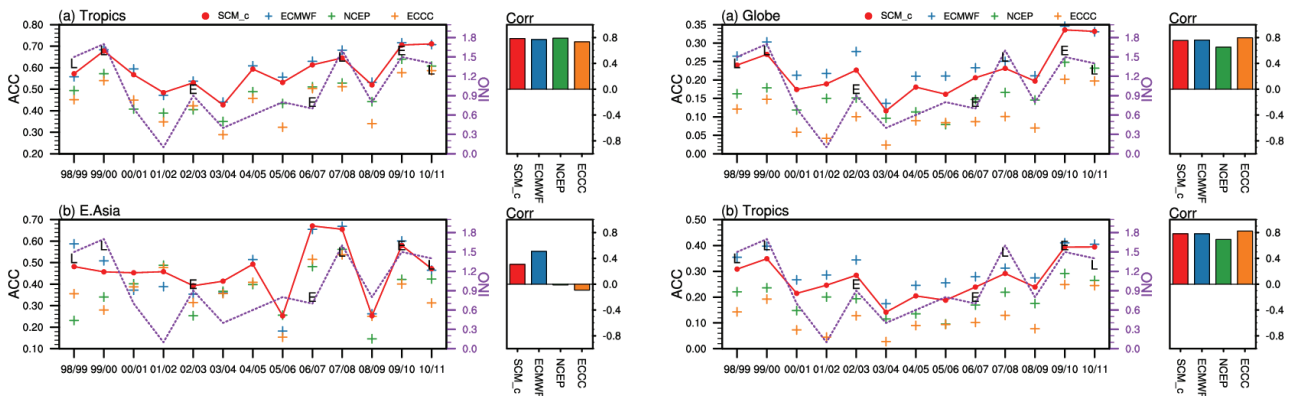
ACC and ONI during DJF

T2M

PREC

Weekly ACC: T2M, DJF, Week 2

Weekly ACC: PREC, DJF, Week 3



* ONI: ONI magnitude (absolute value of ONI)
 ** E: El Nino year / L: La Nina year
 *** only forecasts of initial data within DJF are verified.

Subseasonal prediction skill
 - dependent on ENSO strength
 - ACC skill is very low in W34 though...

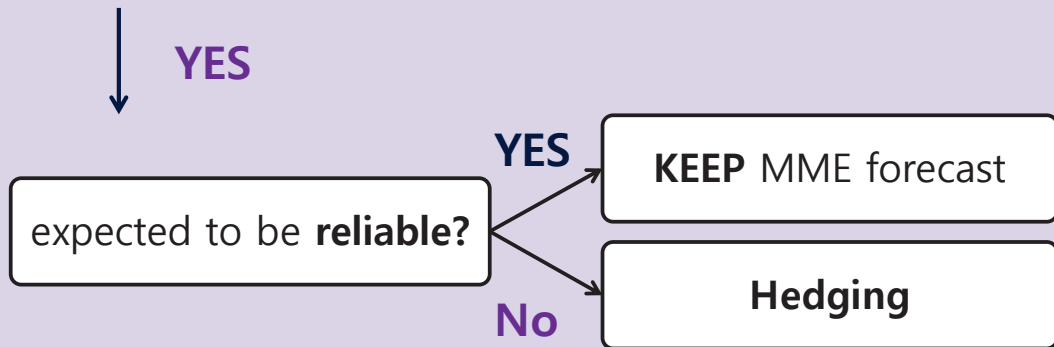
Forecast information Tailoring & Reliability estimation

Q. How much can we believe MME forecasts?

In other words, MME forecast "skill" is predictable ?

"Forecasting forecast skill" by Kalnay and Dalcher (1987)

"On the prediction of forecast skill" by Palmer and Tibaldi (1988)



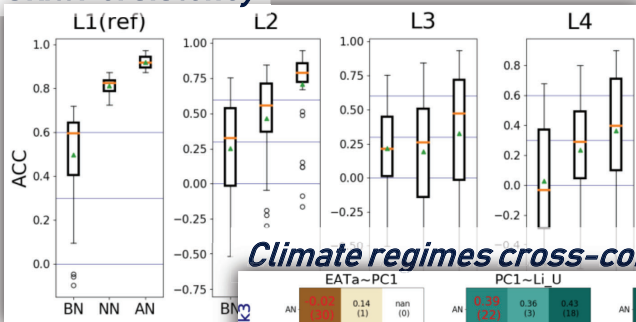
EAT skill reliance on...

Evaluation

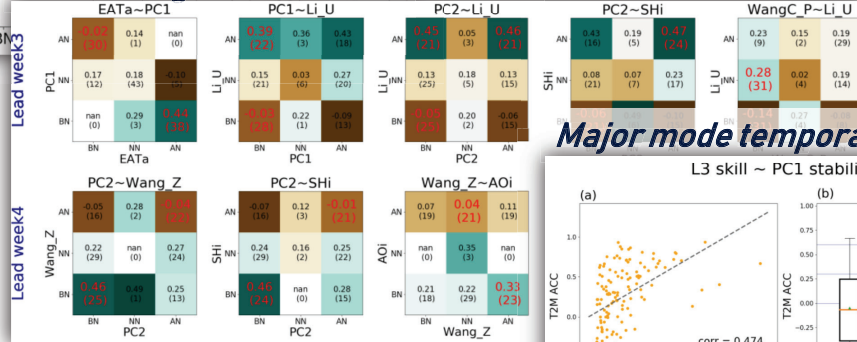
Post-processing

Tailoring

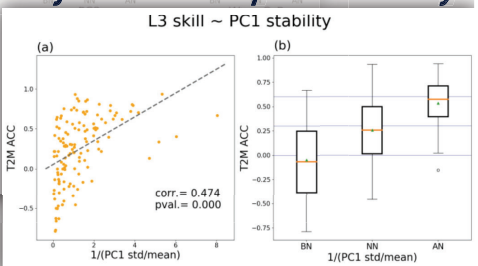
Skill Persistency



Climate regimes cross-conditions



Major mode temporal stability



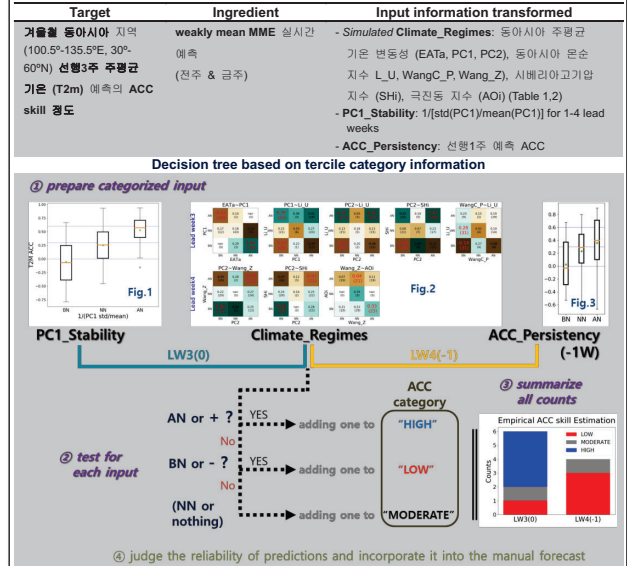
A guide to RT skill estimation

동아시아 겨울 기온 선행3주 예측의 성능 추정을 위한 가이드라인

A guide to estimating lead week3 forecast skill of weakly mean East Asia temperature during boreal winter

수주의 계절내 규모에서 역학 예측은 그 성능이 매우 낮고 불확실성이 큰 것이 잘 알려져 있음. 실시간으로 불확실성의 정도를 측정할 수 있다면, 역학 모형 신뢰 여부를 선 판단하여 기타 정보와의 상대적 가중치를 결정할 수 있고, 궁극적으로 객관적이고 최적화된 consolidated 예보 생산에 일조할 것으로 기대함.

ECCC, NCEP, ECMWF 세 모형의 Simple Composite Mean MME 과거 예측 정보 분석에 따르면, 동아시아 겨울 기온 주평균 예측성능이 뚜렷이 구분되는 여러 조건들을 존재함. 이러한 정보를 활용하여 선행 3주 예측성을 미리 가늠할 수 있게끔 가이드라인을 제시하고자 함.



Summaries

- KMA-GloSea5 weekly mean dynamical forecast is evaluated in the frame of CREDYT[®] developed in this study.
- Based on RVMM, 2019 KMA (GloSea5) system shows **moderate performance** among 5 models. When it comes to Z500, while it ranks around 2nd place (after ECMWF).
- Through the CREDYT[®], **major discrepancies** (winter season Antarctic warm biases, shortened summer length in Stratosphere, too tight initial air-sea coupling in polar area) of KMA-GloSea5 are identified.

- **East Asia (EA) winter temperature** is highly related to extratropical atmospheric variabilities (EAWM, SH, and AO) but those relationships are not always simulated well in models (MME).
- Despite of low skill in predicting EAWM, SH, AO etc., employing them has a lot of **potential in EA temperature forecast "skill estimation"** 3 weeks ahead.

- The **grand ensemble merging MME (MME_g)** has a **skill at least comparable to, and perhaps even better than, the ECMWF**.
- Boreal winter global subseasonal prediction skill is largely **dependent on the ENSO strength** and the association becomes clearer in longer lead weeks. For the limited regions and variables, it tends to be high (low) when **easterly (westerly) QBO is prevailing**.

08

기상 현상 예측에서의 인공지능기술 적용 가능성



목 차

01

Why AlphaWeather

02

How To Approach

03

Where We Are

04

How To Apply

01

Why AlphaWeather

국립기상과학원 인공지능예보연구팀 소개

인공지능
예보연구팀



정부가추진하는 벤처형 조직사업
→ 자유롭고 창의적인 업무 수행이 가능
하도록 기획된 부처 내 벤처조직



정원 12명
- 기상연구관(2명)
- 기상연구사(3명)/기상주사(1명)/연구위원(2명)/
연구원(4명)

[임무] AI 예보보좌관 알파웨더 개발

- 예보관이 기상특보 및 전반적 기상예보를
신속정확하게 생산할 수 있도록 지원
- 예보관이 기상예보 생산 시 필요한 자료를 분석·활용 학습
→ 시간당 100GB 데이터를 활용
- 예보관의 개인역량 및 주관관단이 큰 예보생산 과정에서
① 방대한 양의 데이터를 빠른 시간 내 분석
② 예보관에게 인과관계를 설명하여 자료 신뢰도 확보
- 예보관의 예보생산 의사결정을 지원하고
국민과의 예보 소통에 집중할 수 있도록 보조

[알파웨더를 통한 기상예보 생산 개념도]



WHY AlphaWeather

언제?

어디에?

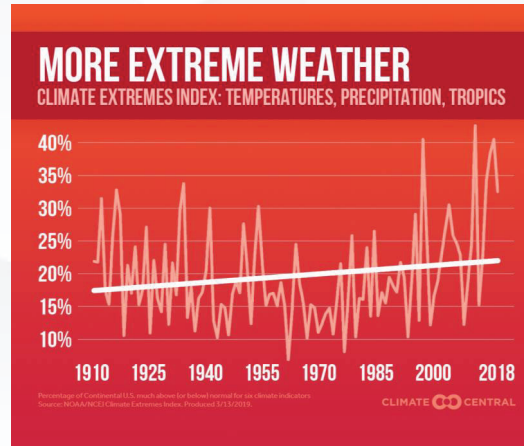
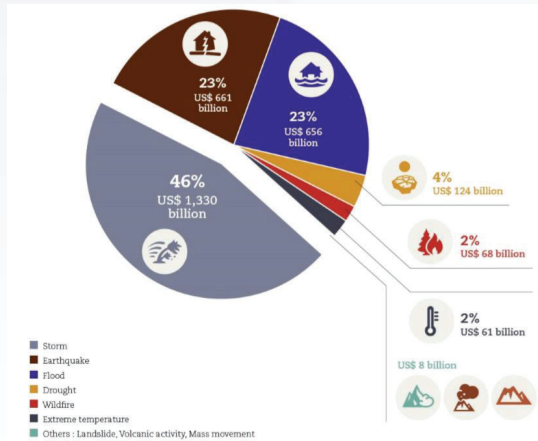
얼마나?

- 연도별 호우 특보 선행시간 → 평균 100 분

2014	2015	2016	2017	2018	2019
108분	93분	109분	83분	84분	105분

WHY AlphaWeather

- Disaster-hit Economic losses (UNDRR, 2018)
 - Total : US\$ 2,908 billion
 - Climate-related : US\$ 2,245 billion (77% of the total, #7,255)



- How can we improve the prediction of new weather extremes?

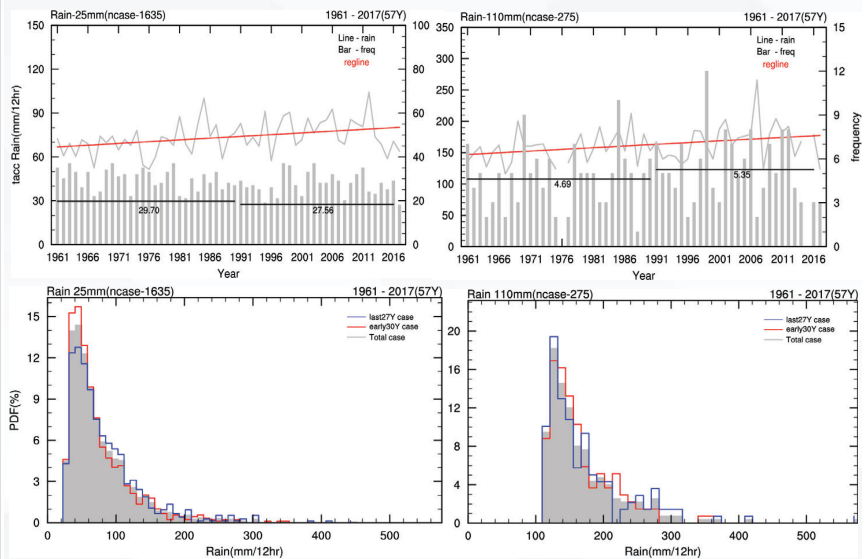
WHY AlphaWeather

호우 관련 기상재해 증가

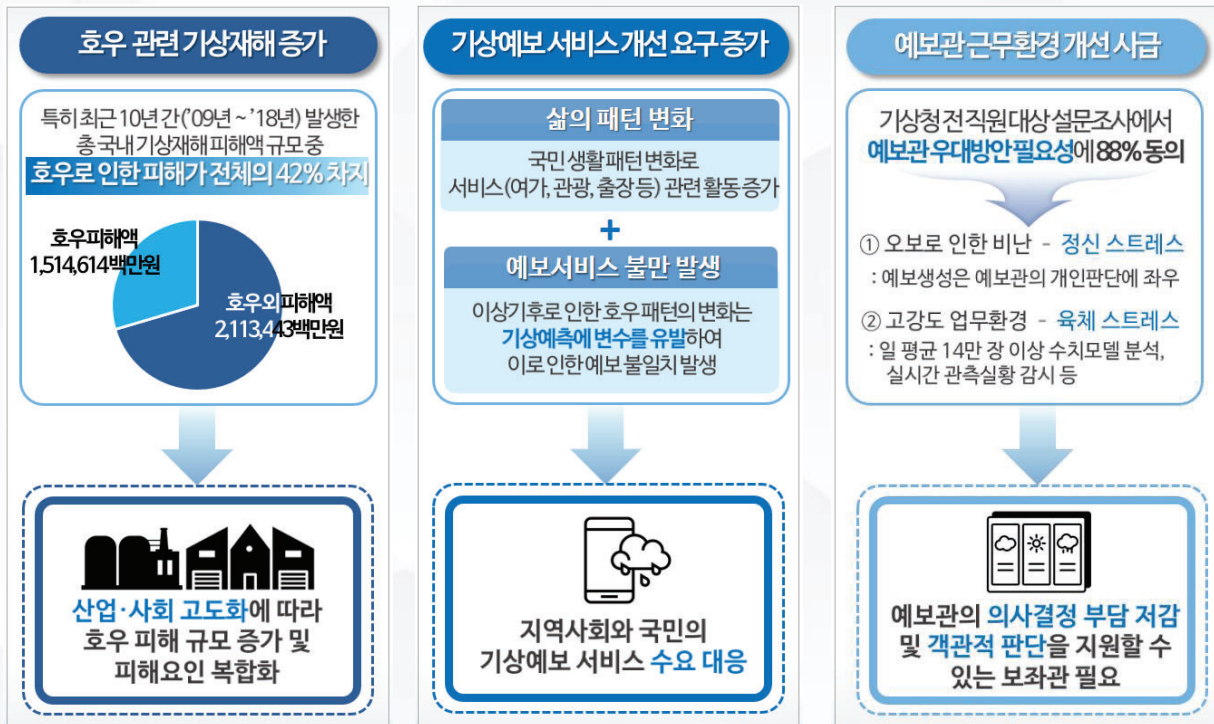
특히 최근 10년간('09년 ~ '18년) 발생한
총 국내 기상재해 피해액 규모 중
호우로 인한 피해가 전체의 42% 차지

호우 피해액 1,514,614백만원
호우외 피해액 2,113,443백만원

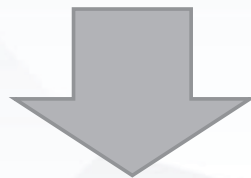
**산업·사회 고도화에 따라
호우 피해 규모 증가 및
피해요인 복합화**



WHY AlphaWeather

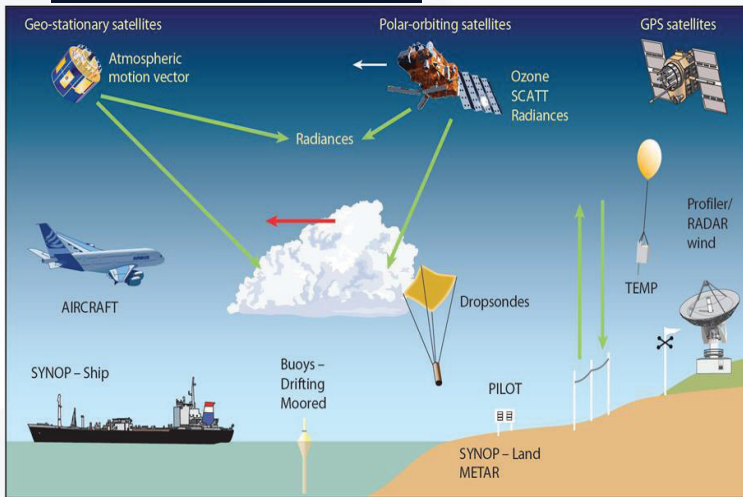


Why we need AlphaWeather?

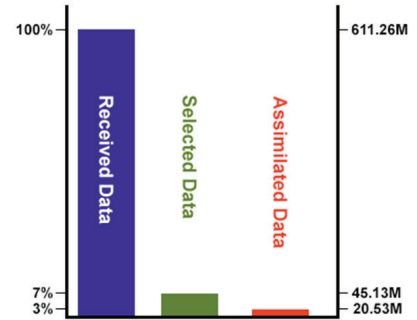


Data Challenge

WHY AlphaWeather



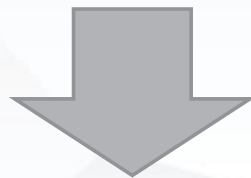
Daily Percentage of Data Ingested Into NWP Models (ECMWF, 2016)



Received: All observations received operationally from providers
 Selected: Observations selected as suitable for use
 Assimilated: Observations actually used by NWP models

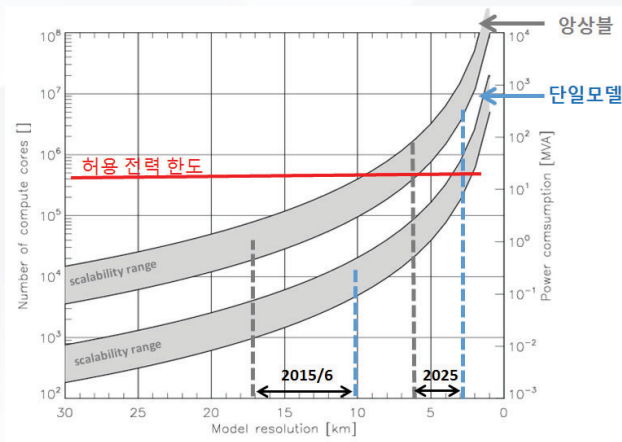
©The COMET Program

Why we need AlphaWeather?

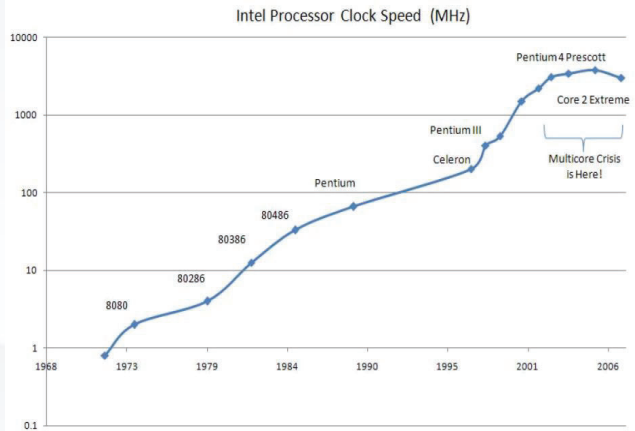


Resolution Challenge

WHY AlphaWeather



[ECMWF, Bauer et al. 2015]

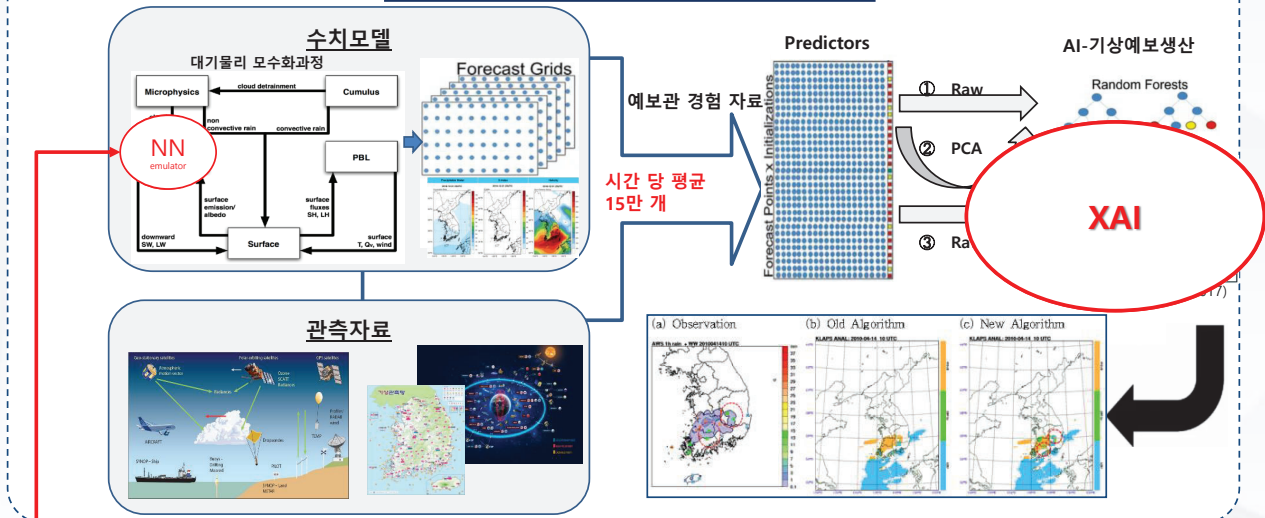


- Doubling of resolution requires 8X more processors.
- Processors are not getting faster.

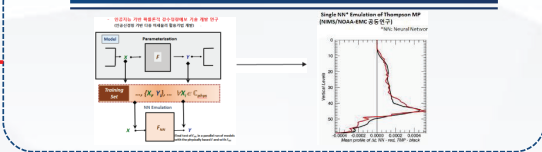
02

How To Approach

[연구모듈 1] AI 기상예보생산시스템 α-weather 개발



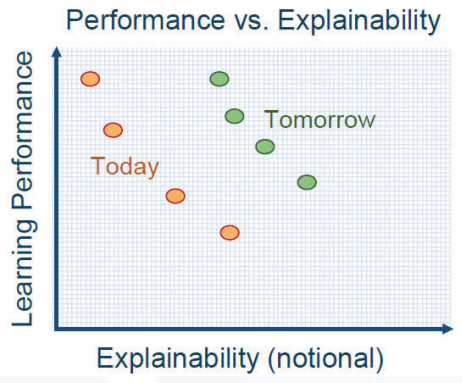
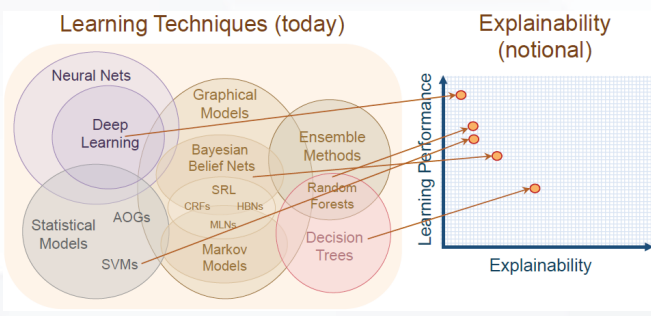
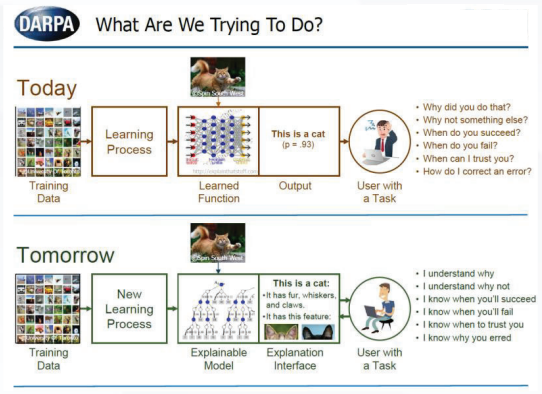
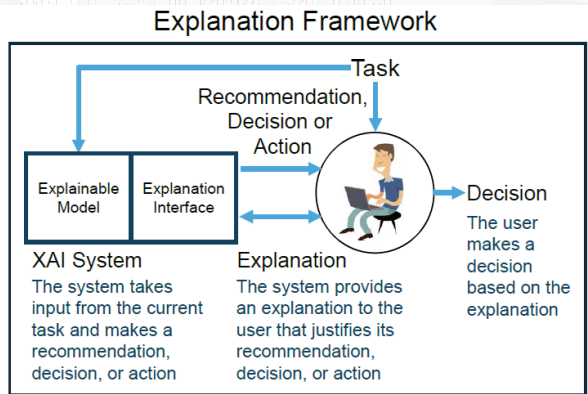
[연구모듈 2] 인공지능기반 복사과정 에뮬레이션



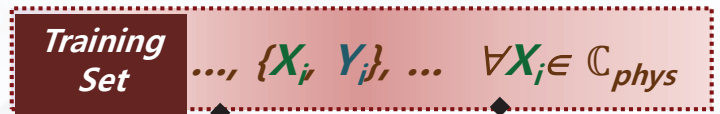
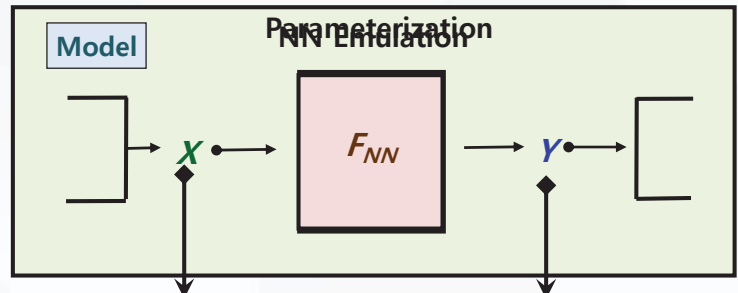
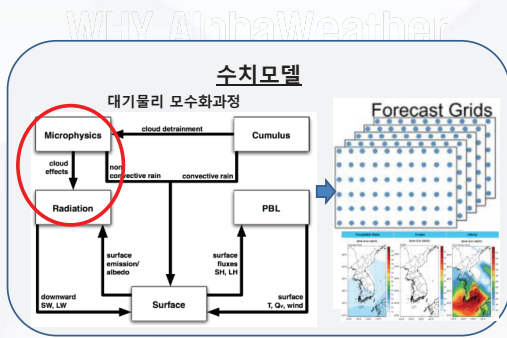
[연구모듈 3] 알파웨어 공동통합플랫폼 구축



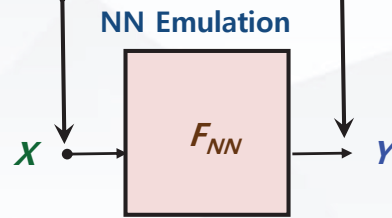
XAI



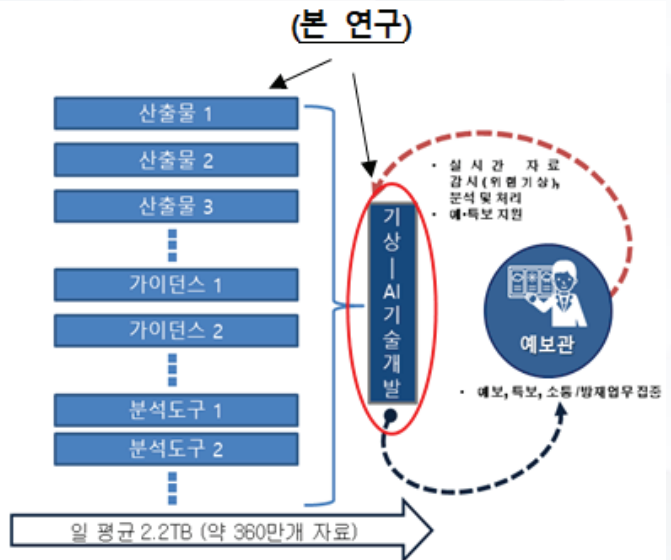
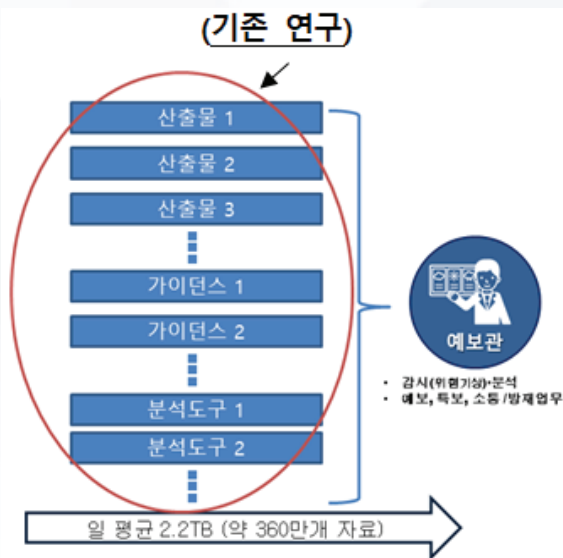
인공신경망 기반 복사과정 에뮬레이터(NN-Emulator) 개발



- 미세물리/복사과정 인공신경망 에뮬레이터 개발
- 인공지능기반 다중 미세물리 활용기법

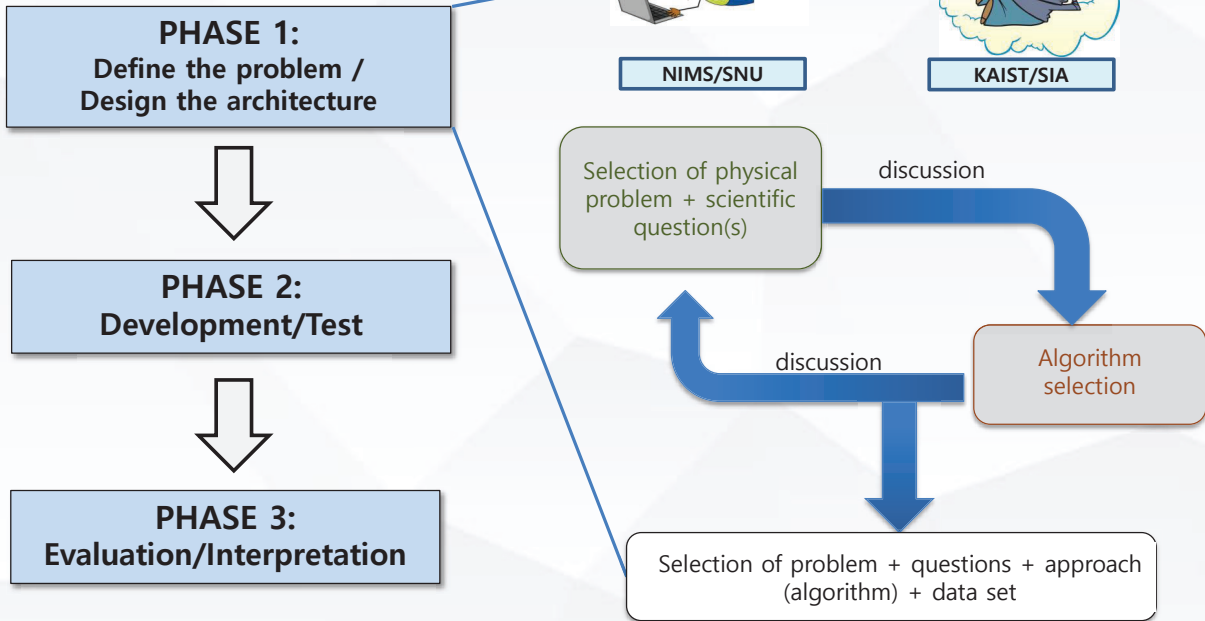


How To Approach

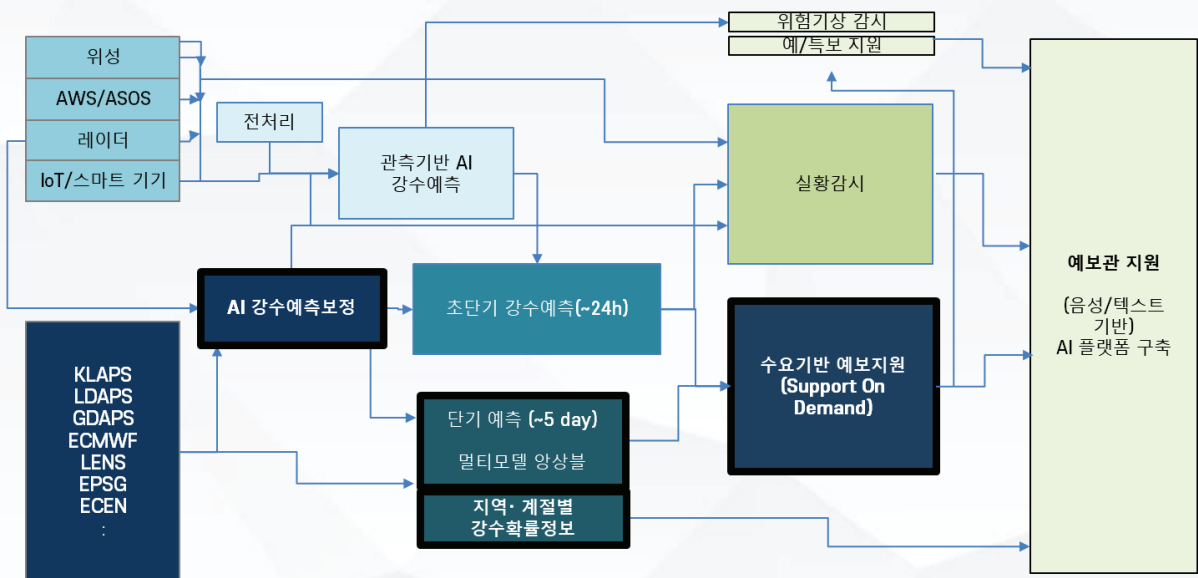


WHY AlphaWeather

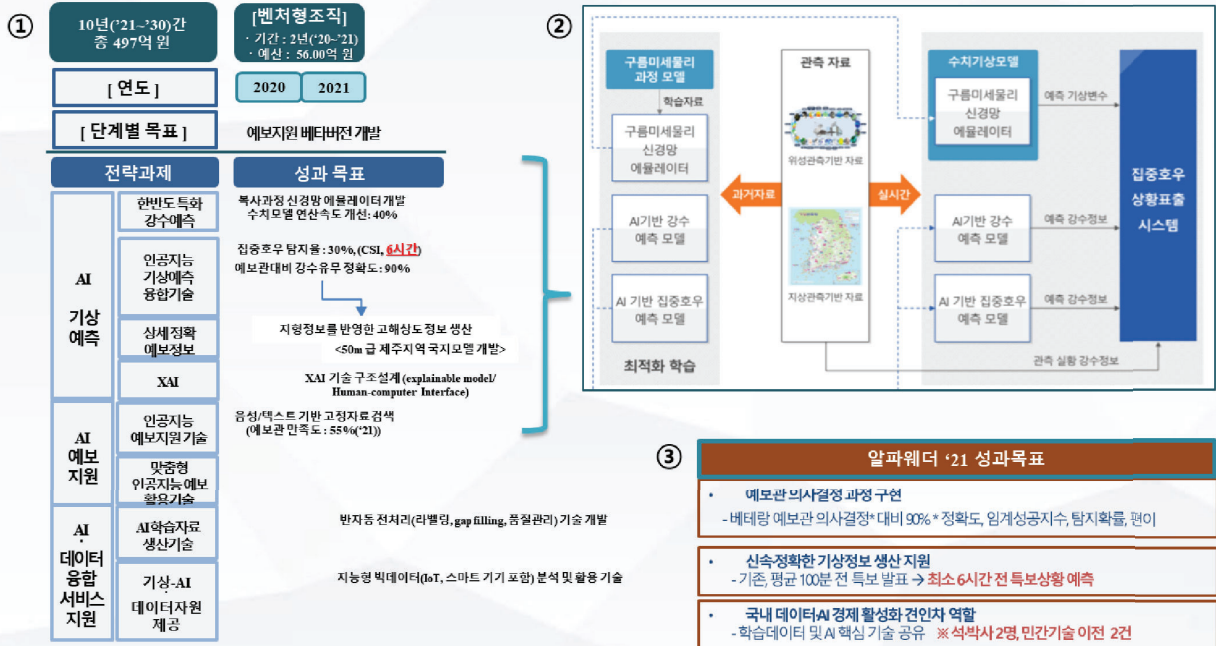
Where AlphaWeather is...



Process Schematic



① 벤처형조직 기간 개발 내용 및 성과, ② 성과 통합 시스템 개요, ③ 알파워드 성과목표



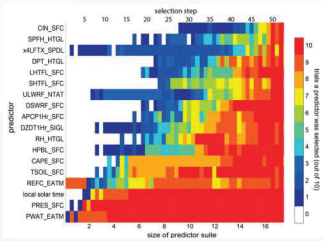
03

Where We Are

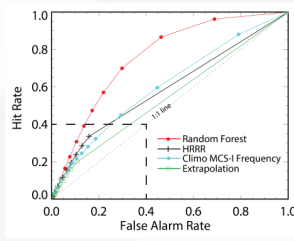
1. 강수 예측

('19.5.) 강수유무(20mm/h) 예측

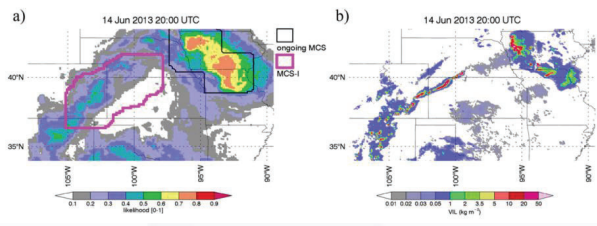
Ahijevych et al. (2016, WAF) based on Random Forecast



Selection of predictors



Evaluation



Random Forecast

Observation

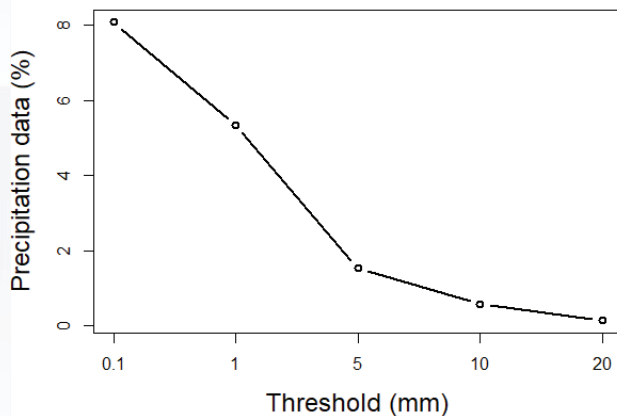
KMA/NIMS preliminary results based on Random Forecast

- Predictors:** ERA-5 hourly 13 instability indices
 Convective Available Potential Energy (CAPE)
 Convective Inhibition (CIN)
 Severe WEather Threat Index (SWE)
 Storm Relative Helicity (HEL)
 Cross Total (CT)
 Vertical Total (VT)
 Total Totals Index (TTI)
 S Index (SI)
 K Index (KI)
 Lifted Index (LI)
 Thompson Index (TI)
 Showalter Stability Index (SSI)
 Precipitable Water (PW)
- Period:** June–August 2009–2018
- Observation:** Gauge-radar merged hourly rainfall
- Target:** heavy rainfall above 20 mm/h

	ACC	CSI	Bias
before 3h	0.70	0.50	0.86
before 2h	0.74	0.58	0.78
before 1h	0.77	0.63	0.91

('19.10.) 임계값 별 강수유무 예측

강수 임계값 별 강수사례 비율



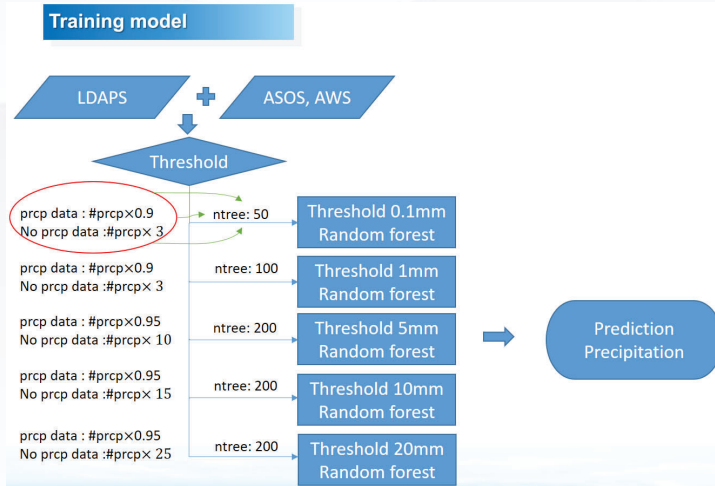
- 강수 임계값이 커질 수록 강수 사례 감소
 → 무강수 사례가 상대적으로 많이 분포
 → 과소모의 할 가능성 높음
- LDAPS 와 관측 강수 상관계수 약 0.18~0.36
- 강수발생지역 불일치



AI 기법을 이용한 집중호우 예측

('19.10.) 임계값 별 강수유무 예측

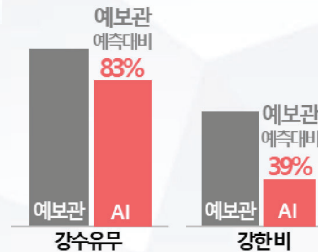
구조



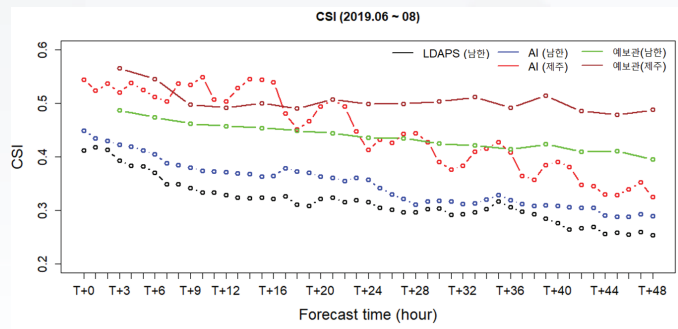
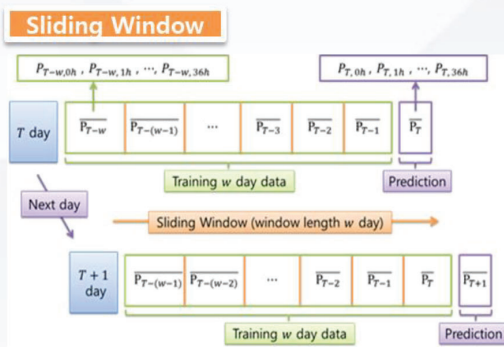
인공지능 예보보좌관 알파워드 원형 개발
 → 예보관 예측 대비 83%(강수유무), 39%(강한비)

자료

- 국지예보모델(LDAPS) 자료
 - 공간해상도/시간해상도 : 1.5 km/1시간
 - 예측시간 : T+0~48h
 - 변수: 단일면 18종, 기압면 9종 및 KI index
- 관측자료
 - 지점 : ASOS + AWS 약 684개
 - 변수 : 1시간 누적 강수량
- 학습기간 : 2013~2018년 6~8월
- 검증기간 : 2019년 6~8월



('19.10.) 임계값 별 강수유무 예측



- (남한) 예보관 대비 성능: 6시간 86%, 12시간 81%, 18시간 83%, 24시간 82%
 LDAPS 대비 성능: 6시간 109%, 12시간 113%, 18시간 119%, 24시간 113%
- (제주) 예보관 대비 성능: 6시간 94%, 12시간 102%, 18시간 92%, 24시간 83%
 LDAPS 대비 성능: 6시간 120%, 12시간 122%, 18시간 116%, 24시간 114%

※ 예보관 검증: 243지점, 3시간 간격
 AI 검증: 684지점, 1시간 간격

※ 예보관 검증: 4지점, 3시간 간격
 AI 검증: 39지점, 1시간 간격

※지역자료(제주) 학습 결과

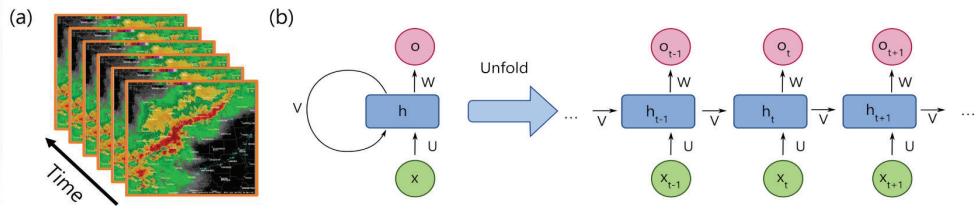
□ 남한 전체 학습 대비 제주지역 학습 : 성능 14% 개선(제주지역 검증)

레이더자료 기반 AI 초단기 예측(~24시간) 기법 개발

- 강수강도 추정 ('20.6.)
 - (기존) Z-R 관계 활용, 레이더 반사도와 지상강수간 포인트별 선형회귀 방법 사용
 - (계획) 합성곱신경망 (Convolution Neural Network; CNN) 기반의 Semantic Segmentation* 기술 활용
 - * 이미지를 픽셀 단위로 분류(classification)하여 예측하는 방법
- 누적강수량 추정('20.8.) → 검증('20.12.)
 - (기존) 단순 선형보간법 사용, 시간에 따라 누적된 강수량 추정
 - (계획) 누적된 레이더 관측자료를 적재, 다수채널의 입력데이터 구성, 합성곱신경망 (CNN) 적용
 - 유동적인 수의 레이더 관측자료로 시퀀스(sequence) 데이터 구성, 순환신경망(RNN) 적용



(a) 누적된 관측데이터를 적재한 다수채널의 입력데이터 예시
(b) 순환신경망의 예시

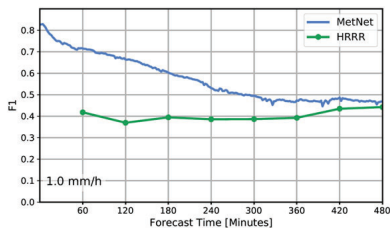


레이더자료 기반 초단기 예측: MAPLE

- Semi-Lagrangian 기법 활용
 - cost function 을 최소화하는 에코 이동벡터 산출 후 에코 궤적에 따라 semi-Lagrangian 기법 기반 에코 선형 추적
 - (장점) 에코의 정확한 추적 가능 (3시간 이내, MAPLE > KLAPS)
 - (단점) 강수 에코의 생성소멸이 없다고 가정하고 있어 예측시간 확장에 한계

AI 초단기 예측: 구글, MetNet (2020.3.)

- Convolutional LSTM으로 구현
 - (출력) 0mm/h ~ 1024mm/h 범위의 강수를 0.2mm 간격의 512개 bin으로 구분 (마지막 bin은 1024mm/h 이상 모두 포함)
 - (장점) HRRR 대비 연산속도 대폭 개선 및 1mm/h 이상 강수에 대해 8시간 내 예측결과가 HRRR보다 정확
 - (단점) 강수 에코의 생성소멸이 없다고 가정하고 있어 예측시간 확장에 한계



<MetNet과 HRRR의 예측시간별 F1>

$$Precision(P) = \frac{a}{a+c} \quad Recall(R) = \frac{a}{a+b}$$

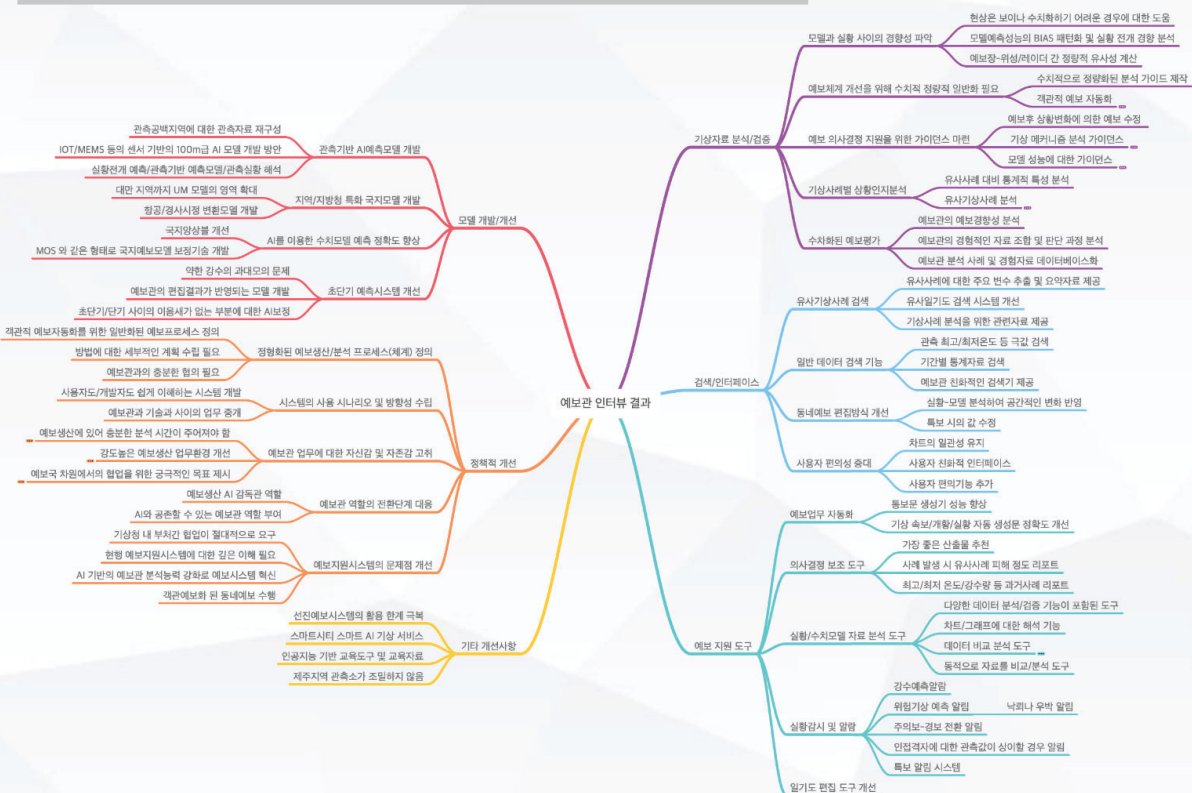
$$F1 = \frac{2PR}{P+R}$$

	fcst	True	False
obs	True	a	b
	False	c	d

정밀도(P)와 재현율(R)의 조화평균으로 계산되며, 정밀도와 재현율에 같은 기중치를 부여하여 평균

인공지능 기법 적용 시 예측시간의 확장 가능?

예보관 요구사항 분석



04

How To Apply 기후분야에의 적용 가능성

인공지능(AI) 국가 전략

'IT 강국을 넘어서 AI 강국으로', 정부의 AI 지원 의지

• 작년 10월 SW개발자 모임 '데뷰 2019'에서 정부 스스로 인공지능을 가장 적극적으로 활용하고 지원하는 인공지능 정부가 될 것을 발표



• 이를 위해 연내 완전히 새로운 기본구상의 '인공지능 국가 전략' 제시할 계획

- 포괄적 네이티브 규제로 전환, 분야별 장벽 붕괴 등을 기반으로 새로운 글로벌 AI 협력 모델을 창출

EU Commission

- 인공지능 윤리지침 (Ethics guidelines for trustworthy AI, 2019. 10. 8.)
 1. 인간존중
 2. 자율성, 위해 예방, 공정성 및 설명 가능성 존중
 3. 취약집단 배려

- ✓ AI 시스템 개발의 7가지 핵심 요구사항
 1. 인적기관 및 감독
 2. 견고성 및 안정성
 3. 개인정보 보호 및 데이터 거버넌스 (AIOT)
 4. 투명성 (traceability) → XAI
 5. 다양성, 차별금지 및 공정성
 6. 사회 및 환경복지
 7. 책임

○ 급속한 인공지능 기술 발전으로 산업과 사회 전반에 걸쳐 패러다임의 변화를 초래하므로 국가·사회적 차원의 준비가 필요

인공지능 국가전략 핵심전략 및 목표

AI 경쟁력 혁신	AI 활용 전면화	AI와 조화·공존
① 인프라 확충 ② 전략적 기술구현 ③ 과감한 규제혁신 ④ 스타트업 육성	⑤ 인재양성 국민교육 ⑥ 전 산업 AI 도입 ⑦ 디지털정부 대전환	⑧ 포용적 일자리 안전망 구축 ⑨ 역기능 방지 및 시윤리 마련

세계를 선도하는 인공지능 생태계 구축

인공지능을 가장 잘 활용하는 나라

사람 중심의 인공지능 구현

[대통령 주재 국무회의에서 「인공지능(AI) 국가전략」 발표 ('19.12.17.)]

(국가과학기술자문회의) 2021년 신기후체제에 대응하는 기후오너십 활성화 전략

○ (데이터 플랫폼 사업 현황) 과기부 '빅데이터 플랫폼 및 센터 구축' 공모사업 추진 중이나 기후 분야 제외

- 환경 분야 '환경 비즈니스 빅데이터 플랫폼' 사업이 선정되었으나 수질정보 서비스 및 대기질 야외활동 추천 서비스 제공으로 한정
- 기후 분야 데이터 수집, 분석, 생산, 기후주체 제공 및 공유서비스를 통합하는 시민참여-정보제공플랫폼 개발 필요

* 빅데이터 플랫폼 및 센터 구축 사업 공공과 민간이 협업하여 빅데이터 센터에서 수집된 데이터를 플랫폼에서 분석·유통하고 혁신 서비스를 발굴·확산하여 데이터 기반 가치창출 생태계 조성을 목적으로 하는 사업

데이터·AI 경제 활성화 계획('19-'23)

데이터·AI 경제활성화 계획('19-'23)

< 단계별 AI 학습용 데이터 구축 계획 안 >

1단계('19년~)	최고 수준의 음성·시각·언어이해 기술 확보에 필요한 데이터
2단계(20년~)	인간수준 질의응답, 맞춤형 분석 등 복합 상황인지를 위한 데이터
3단계('23년~)	분야별 전문가를 대체가능한 의사결정 및 판단행동을 위한 데이터

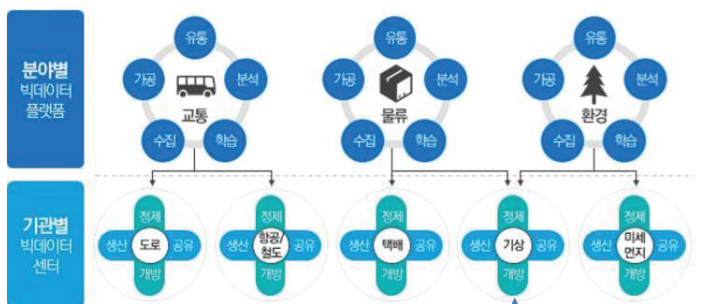
→ AI 플랫폼 구축 기술

○ (빅데이터 플랫폼) 주요 분야별*로 각종 빅데이터의 수집·분석·유통을 지원

* 금융, 환경, 문화·미디어, 교통, 국토·도시, 헬스케어, 에너지, 유통·물류, 농수산, 제조 등

○ (빅데이터 센터) 중소기업대학 등 주요 기관별로 빅데이터를 체계적으로 생산관리

<빅데이터 플랫폼 및 센터 개념도>



환경 빅데이터 플랫폼

Climate Change: Challenges for ML

Banerjee & Monteleoni, Invited Tutorial, NeurIPS, 2014

1. Past: Paleo-climate reconstruction

- What was the climate before we had thermometers?

2. Local: Climate downscaling

- What climate can I expect in my own backyard?

3. Future: Climate model ensembles

- How to reduce uncertainty on future predictions?

4. Spatiotemporal: Space and time

- How to capture dependencies over space and time?

5. Tails/impacts: Extreme events

- What are extreme events and how will climate change affect them?

6. Other problems

- Data-rich playground with many opportunities for ML to have an impact!

35

국민
예보관

ARTIFICIALLY
SMART PARTNER, 알파워드 development

• 국민의 삶의 질 향상

• 가치있는 기술 개발

36



감사합니다.

09

딥러닝을 활용한 S2S 예측 성능 향상 기법 연구

정유란 선임연구원 (APEC기후센터 예측기술과)

딥러닝을 활용한 S2S 예측 성능 향상 기법 연구

정유란*, 박경원, 손수진

기후사업본부 예측기술과
2020년 7월 9일 부산 벡스코

APEC Climate Center

Contents

01 S2S

Seasonal to sub-seasonal Prediction

02 Deep Learning

Artificial Intelligence, Machine Learning

03 Application

S2S climate model prediction data & MME based S2S,
LSTM (Long Short-Term Memory)

S2S: window of opportunity

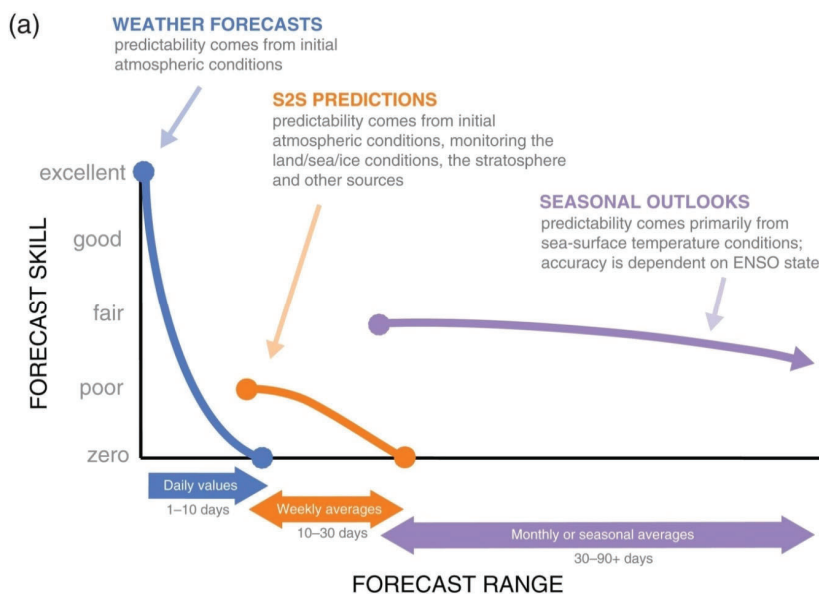
1.

- increasing interest
- at least 10 international weather centers
- a few collaborate projects/program

Source: White et al. (2017)

Barrier to seamless forecast

1.



Source: White et al. (2017)

Rising demands

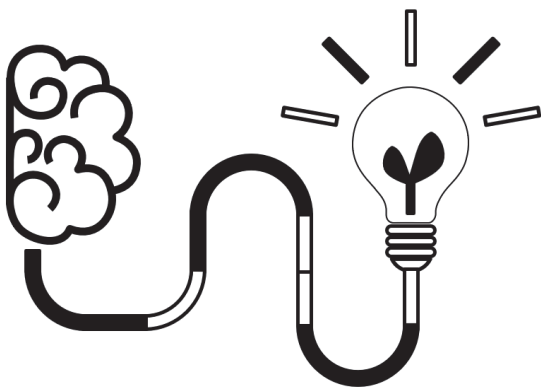
1.



Source: White et al. (2017)

Current status

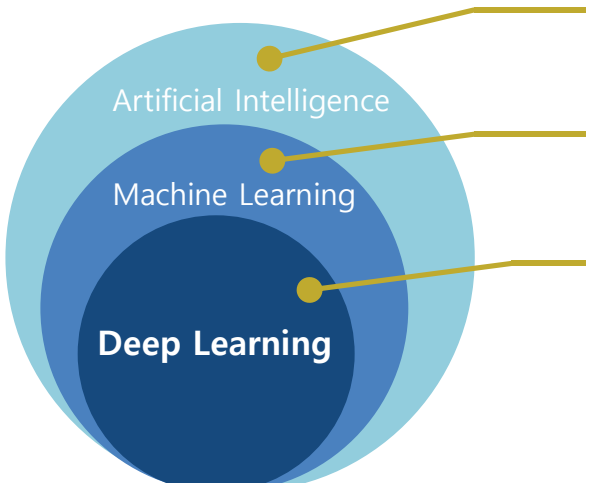
1.



- 단기, 장기 예보에 비해 현저히 떨어짐
- 특히, 한반도를 비롯한 동아시아 지역의 성능은 다른 지역에 비해 현저히 떨어지고,
- MME 적용 효율성도 미비함
- Needs/활용은 증가

Burning interests

2.



Any techniques which enable computers to mimic human behavior. It's the superset of Machine Learning and Deep Learning.

A sub-field of AI that comprised of algorithms and statistical models used by machines to perform a specific task and improve with experience by learning on its own.

Subset of Machine Learning that uses Artificial Neural Network for computation for giving accurate results.

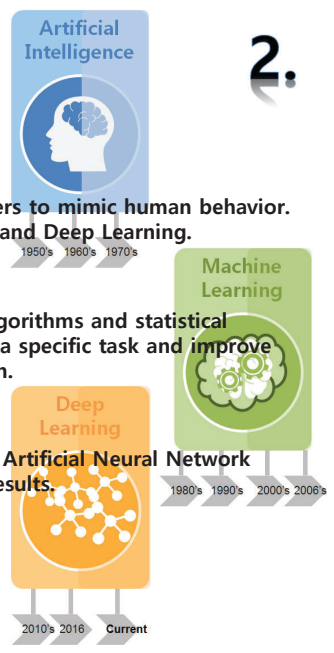
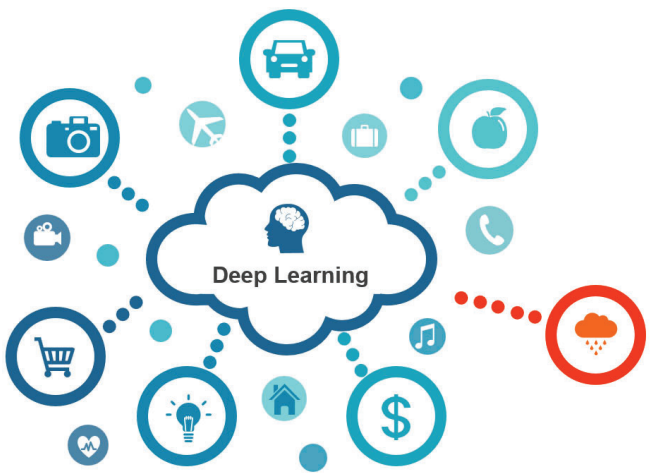


Figure source: Nadia BERCHANCE (M2 IESCI, 2018), <https://master-iesc-angers.com/artificial-intelligence-machine-learning-and-deep-learning-same-context-different-concepts/>

Breakthrough

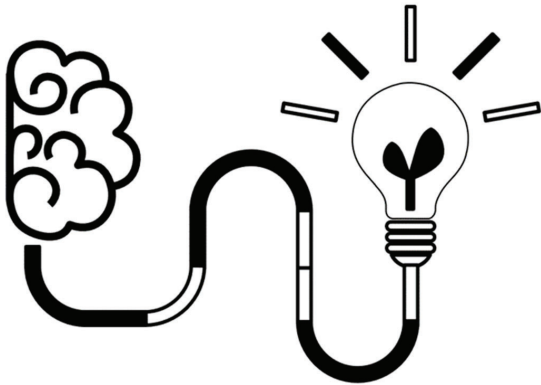
2.



- 최근 각광받고 있는 딥러닝 기술은 다양한 알고리즘의 개발과 디지털 혁명, 컴퓨터의 발달로 갈수록 방대해지는 데이터의 축적에 따라, 다양한 분야에서 복잡한 문제들을 해결하는데 널리 적용되고 있음
- 이러한 딥러닝 기술은 예측이 어려운 기후 분야에도 적용: 강수량 등 기상기후 예측 성능 개선 가능성을 보여 주고 있음

S2S & DL: Challenge

2.



- S2S 시간규모 예측 정보의 활용성 증대를 위해, S2S 예측을 개선하는 통계적 기술 개발이 요구됨
- S2S 예측 자료에 딥러닝 기술을 적용하여 기후 예측 자료의 오차를 줄이고 정확성을 향상시킬 수 있는 기술 개발이 필요
- 특히, 예측 성능의 오차가 큰 것으로 알려진 3-4주에 대한 S2S 기후 예측 자료에 MME 자료와 딥러닝 기술 적용

Project overview

3.

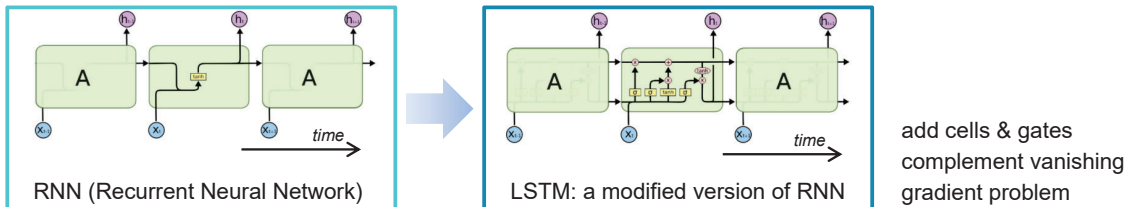
- **Goal:** Improvement of S2S climate model prediction data
 - **domain** : Korea Peninsular
 - **target climatic variable:** Tmax, Tmin, Prec
 - **time scale** : Week 3-4 in model's time range (e.g., 40~ 60 days)
- **Method:** Deep learning (LSTM, Long Short-Term Memory Neural Network)
- **Input :**
 - S2S climate model prediction data
 - MME based S2S data



LSTM for Time-Series Prediction

3.

- Time-series data: eg., Weather data
- LSTM (Long Short-Term Memory): 장단기기억



- Used/applied to many researches
- Xingjian, S. H. I., et al., 2015. Convolutional LSTM network: A machine learning approach for precipitation nowcasting. *Advances in Neural Information Processing Systems*.

3.

Recent:

- **Poornima, S. & Pushpalatha, M., 2019.**
Prediction of Rainfall Using Intensified LSTM Based Recurrent Neural Network with Weighted Linear Units. Atmosphere, 10, 668.

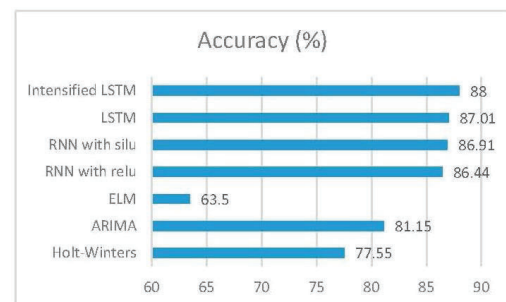


Figure 10. Comparing the accuracies of different prediction models.

- Karevan Z. and Suykens Johan A.K., 2020.
Transductive LSTM for time-series prediction: An application to weather forecasting. Neural Networks, 125, p1-9.

Used models for S2S data

3.

Center		Forecast Ens. size	Forecast frequency	Hindcast Ens. size	Hindcast length	Hindcast frequency	Time range		Ensemble
KMA	Seoul	4	daily	3	1991-2010	4/month (1,9,17,25)	60	MME-1 (TR60)	MME-n (TR60 + TR40)
UKMO	Exeter	4	daily	7	1993-2015	4/month (1,9,17,25)	60		
CMA	Beijing	4	daily	4	1994-2014	daily	60		
ECMWF	ECMWF	51	2/week (Mon, Thu)	11	Past 20 years	2/week (Mon, Thu)	46	MME-2 (TR40)	
NCEP	Washington	16	daily	4	1999-2010	daily	44		
MSC	Montreal	21	weekly (Thu)	4	1995-2014	weekly (Thu)	32		

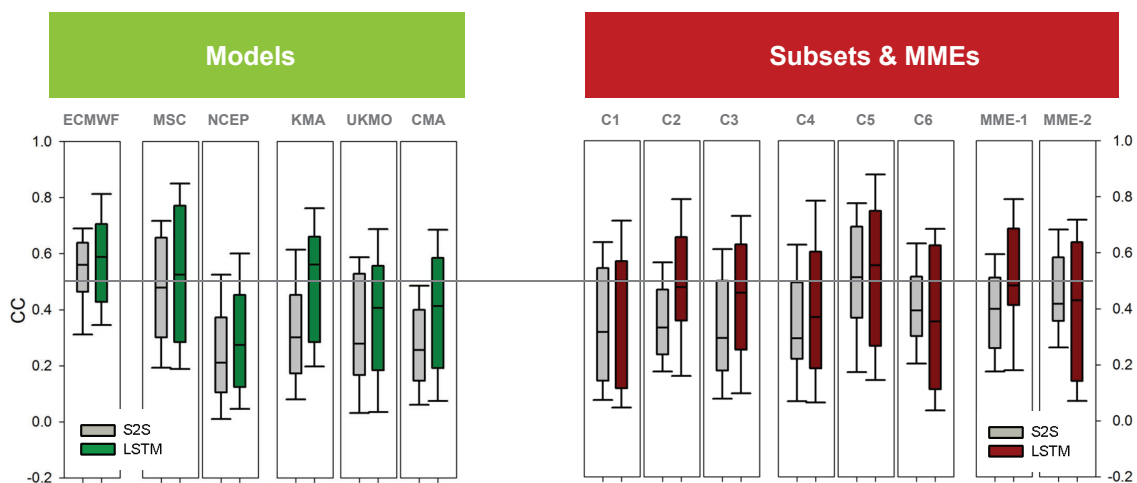
2020 half year

Preliminary Results:

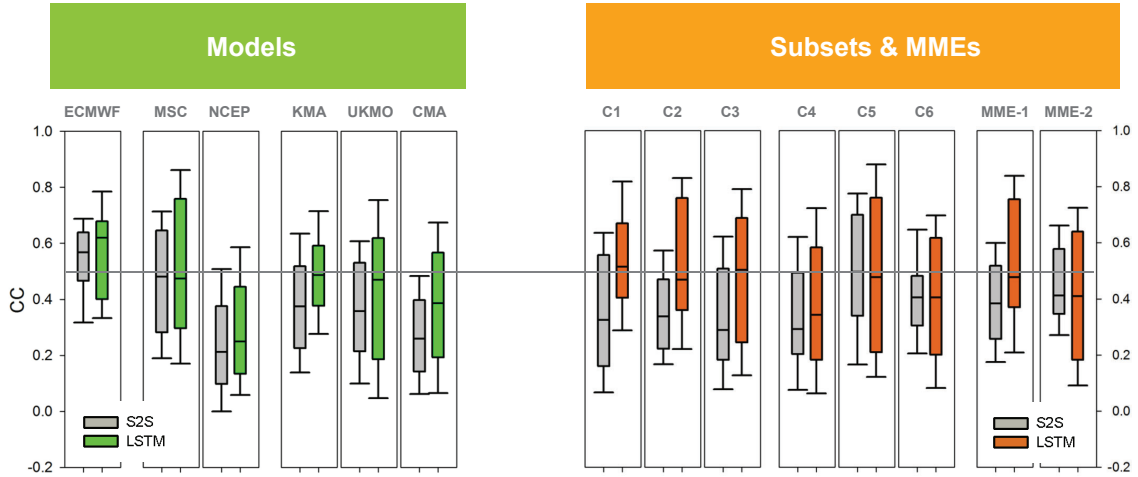
Objectives:

- MME 기반 LSTM 후보정 개선 효과는 개별 기후모델 보다 우수해야 함: (특히, ECMWF보다 좋아져야 한다)
- MME-1과 MME-2 결과 중, MME-2 결과가 좋아야 함: (이유: MME-2에는 ECMWF가 포함)
- LSTM 후보정은 예측 선행기간 중 3-4주를 향상

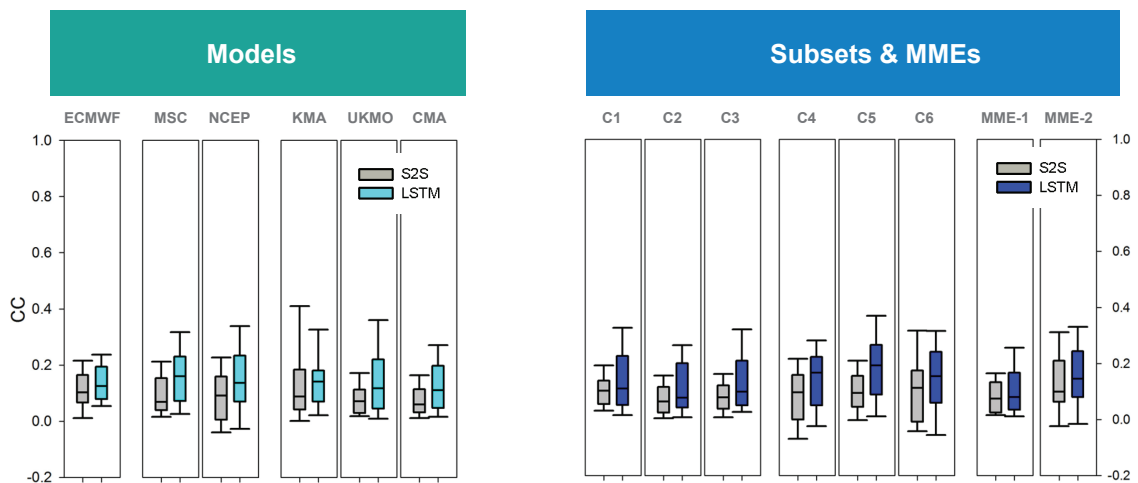
전체 예측선행 기간(40~60 days)의 LSTM 평가: TMAX



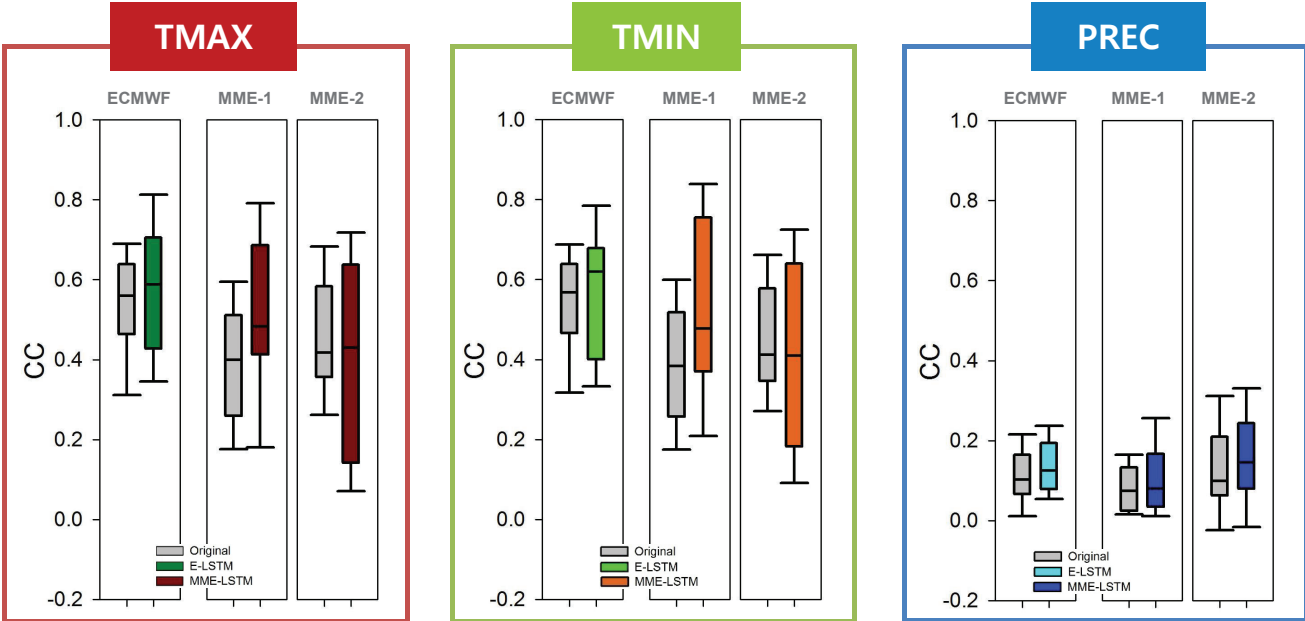
전체 예측선행 기간(40~60 days)의 LSTM 평가: TMIN



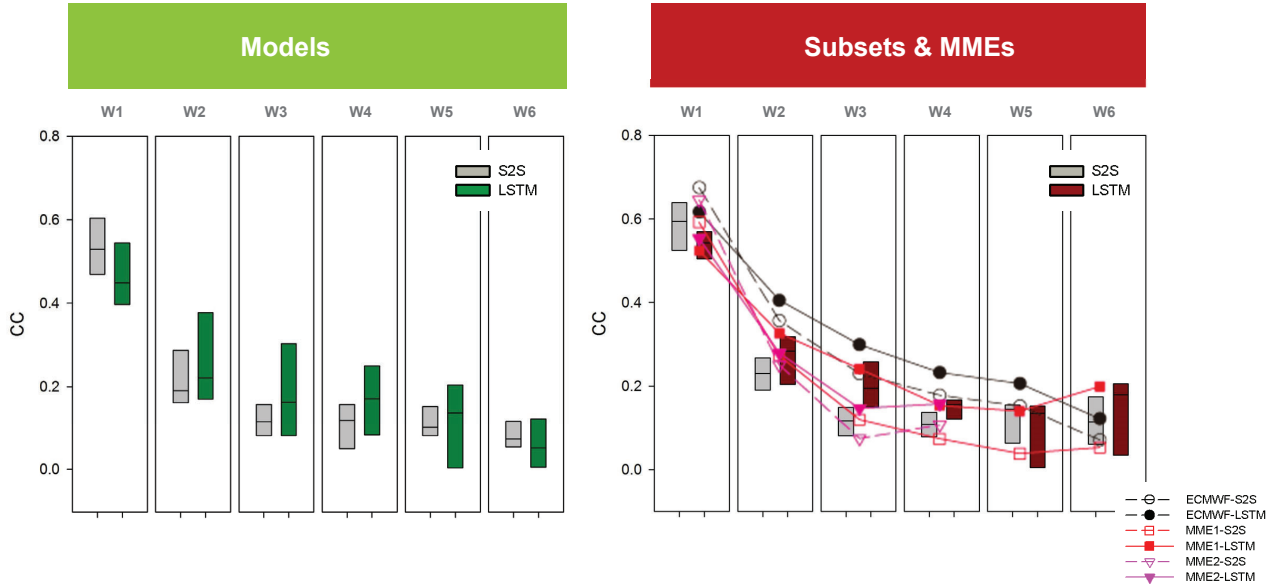
전체 예측선행 기간(40~60 days)의 LSTM 평가: PREC



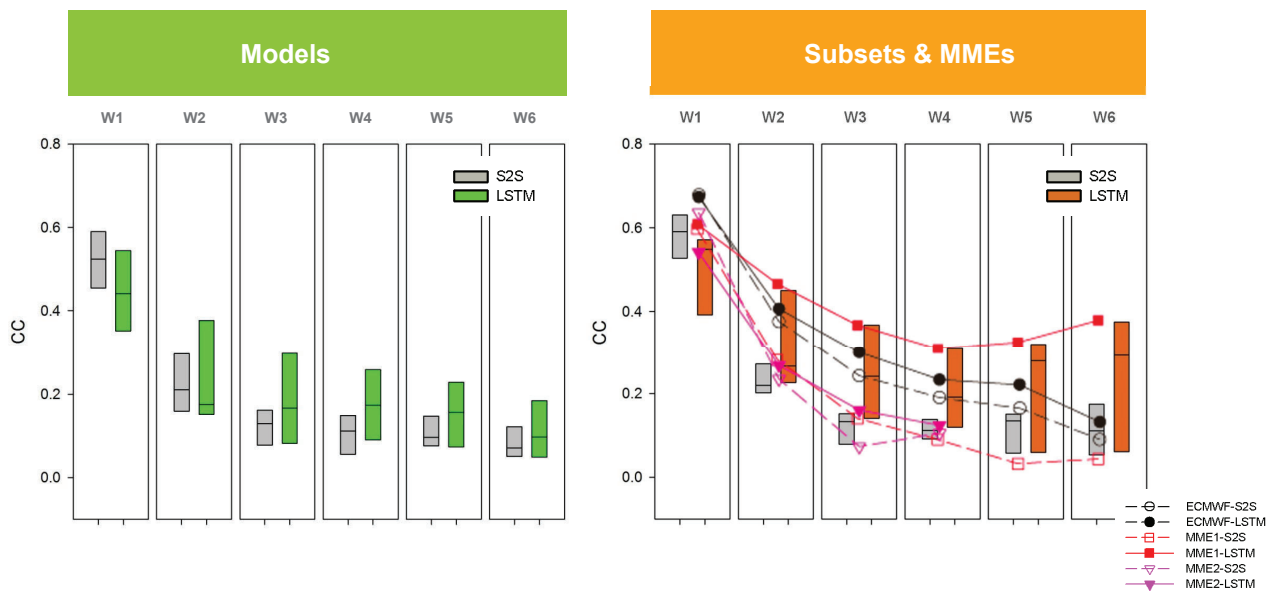
Summary (ECMWF vs. MME-1 & -2):



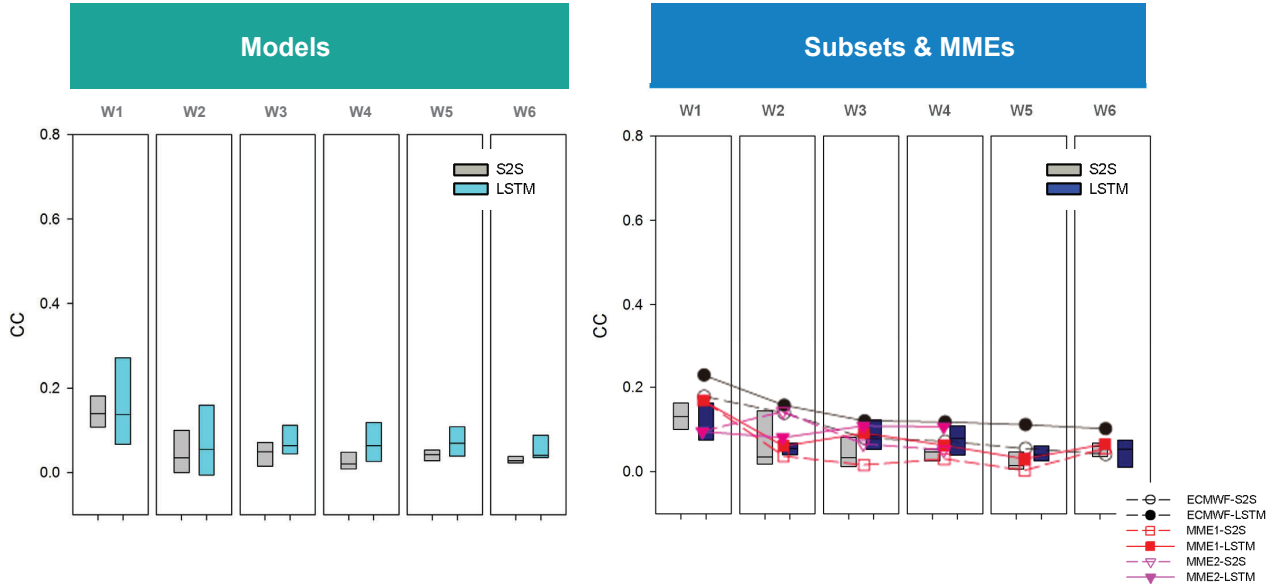
주별(~6 week) 예측선행 기간의 LSTM 평가: TMAX



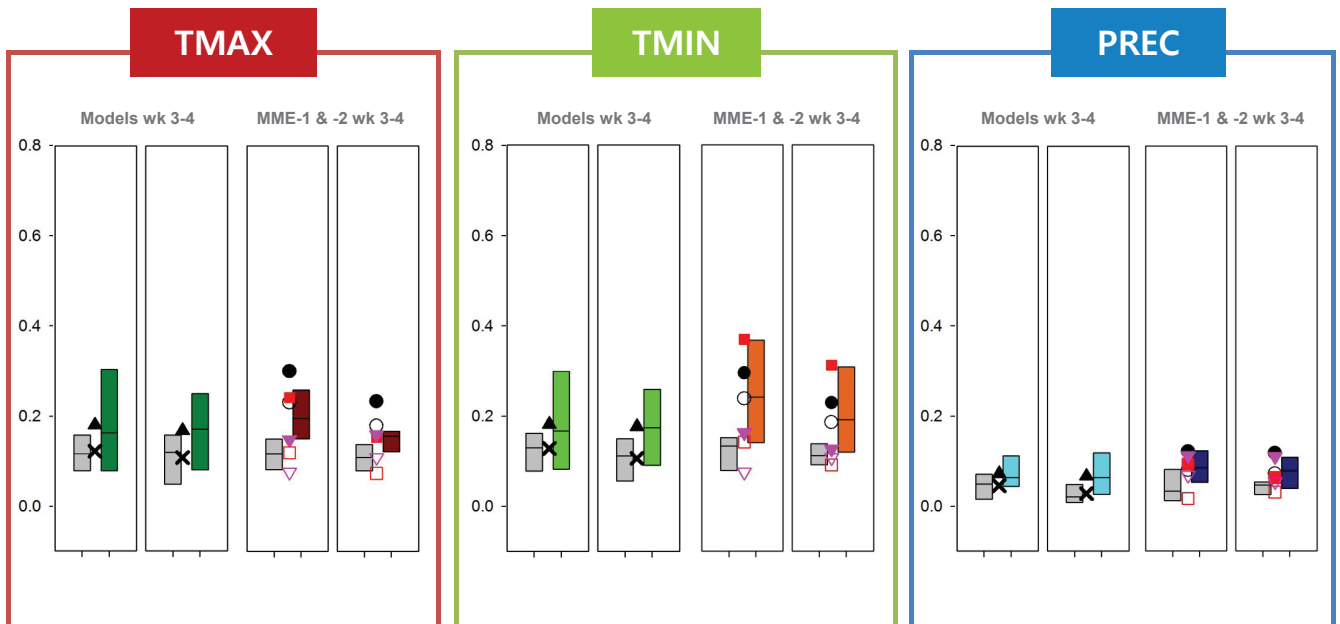
주별(~6 week) 예측선행 기간의 LSTM 평가: TMIN



주별(~6 week) 예측선행 기간의 LSTM 평가: PREC



Summary (week 3-4):



Preliminary conclusion:

- MME-1 & -2 결과가 ECMWF 보정 전을 능가하지 않지만, MME 기반 및 LSTM 후보정 개선 효과는 개별 기후모델보다 좋음
- 기온에서 MME-2는 MME-1보다 좋지만, LSTM 후보정 개선 효과는 크지 않음. 그러나 강수는 MME-2 가 더 좋음
- LSTM 후보정은 3-4주 예측 향상에 분명히 기여함

Expected Outcomes & Implications

- 딥러닝 및 MME 기법 적용을 통한 S2S 예측 자료 향상
- 딥러닝 및 MME 기법 적용 기술 및 경험 축적

Next Plan

- ✓ Evaluation of LSTM with MMEEn
 - e.g. $MME_n = TR_{60} + TR_{40}$ based MME
- ✓ Optimization of MME-based DL algorithms
- ✓ Feature engineering application to S2S & MME data

Acknowledgements:

- S2S data 수신해서 서버에 잘 정리해 주신 윤순조 연구원님에게 감사
- 관련된 모든 센터 내 연구자님들과 PI 및 PM에게 감사



THANK YOU for
YOUR ATTENTION !

10

딥러닝을
이용한 기후예측

함유근 교수 (전남대학교 지구환경과학부)

딥러닝을 이용한 기후 예측

함유근

전남대학교 해양학과

2020. 07. 09



*Collaborators : 김정환 (전남대학교), Jing-Jia Luo (NUIST)



nature > letters > article



nature
International journal of science

Letter | Published: 18 September 2019

Deep learning for multi-year ENSO forecasts

Yoo-Geun Ham , Jeong-Hwan Kim & Jing-Jia Luo

Nature **573**, 568–572 (2019) | [Download Citation](#) ↓

10k Accesses | **244** Altmetric | [Metrics](#) >>



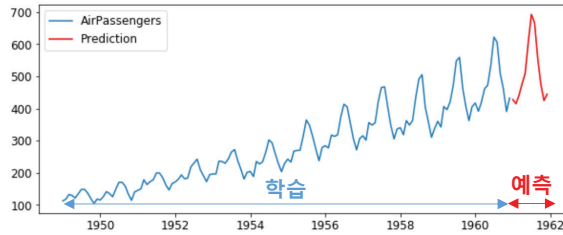
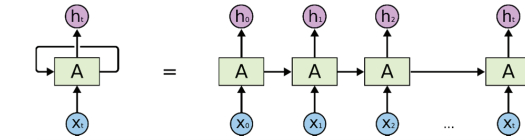
Deep Neural Network (Deep Learning)

Recurrent Neural Network (RNN)

Convolutional Neural Network (CNN)

Recurrent Neural Network (RNN)

시계열 자료의 학습에 사용 (번역, 음성인식 등)



시가 쓴 소설 읽어보니 '로맨스 감성도 척척'

이세정 기자 isj@bizwatch.co.kr
2018.08.06(월) 17:58

전개감정 묘사 자연스러워
다양한 콘텐츠 빠르게 확보



인공지능주식매매 에이트레이더 ainvestment.co.kr
 급등주검색기 · 테마주검색기 · 역상검색기 · AI무료추천
 특허받은 로보어드바이저급등종목주식100% 무료제공, 증권



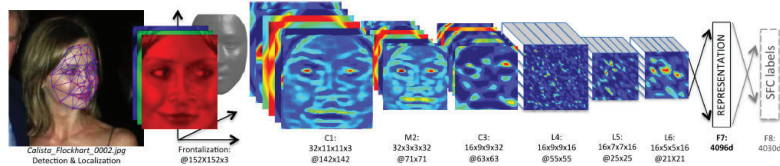
Deep Neural Network (Deep Learning)

Recurrent Neural Network (RNN)

Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN)

영상, 이미지 사물 인식에 사용 (사물 인식, 자율 주행)



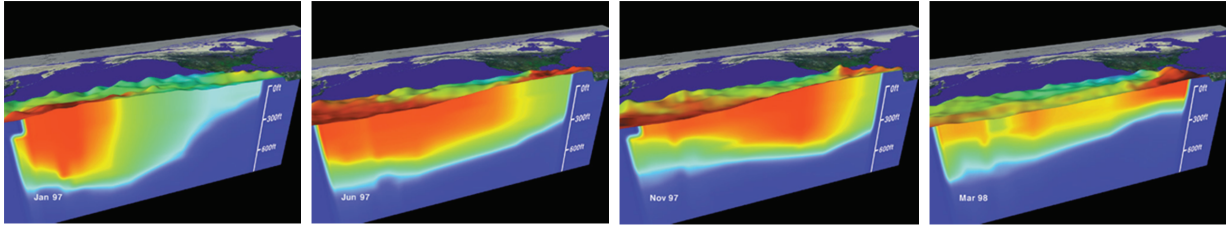
Autonomous Car (self-driving car)

꽃검색

엘니뇨 통계 예측의 기본 개념



● 1997/98년 겨울 엘니뇨의 예



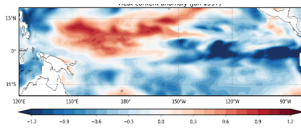
1997년 1월
(엘니뇨 발생 1년 전)

1997년 6월

1997년 11월

1998년 3월

0-300m 해수 온도



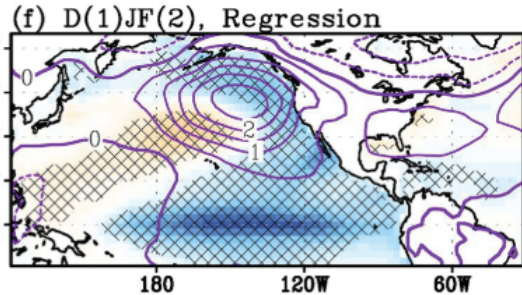
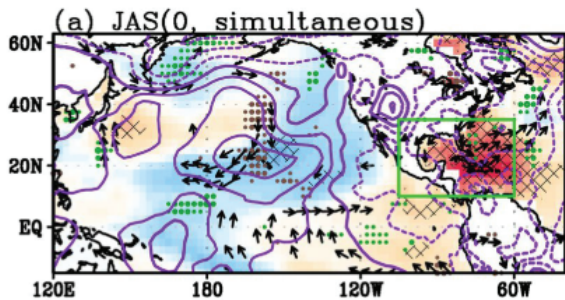
서태평양의 해수 온도 상승이 점차 동쪽으로 전파하면서 1년뒤 엘니뇨 유발

엘니뇨 지수와 타 대양의 통계적 시간지연 관련성



당해 여름철

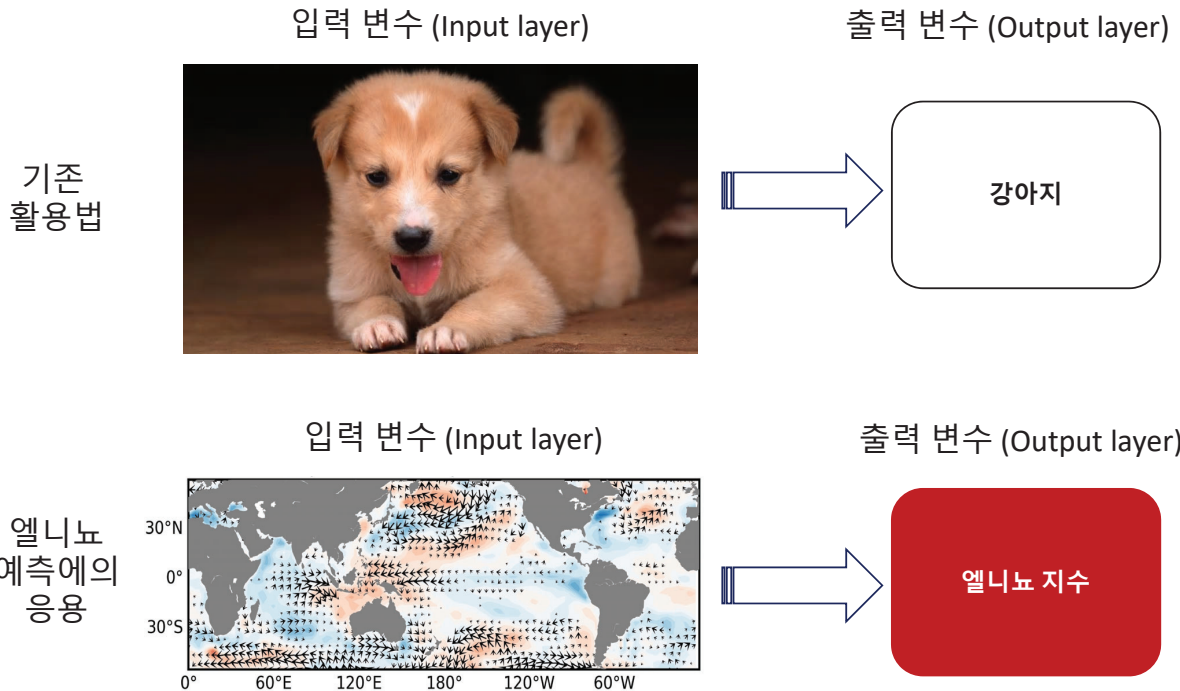
다음해 겨울철 (18개월 뒤)



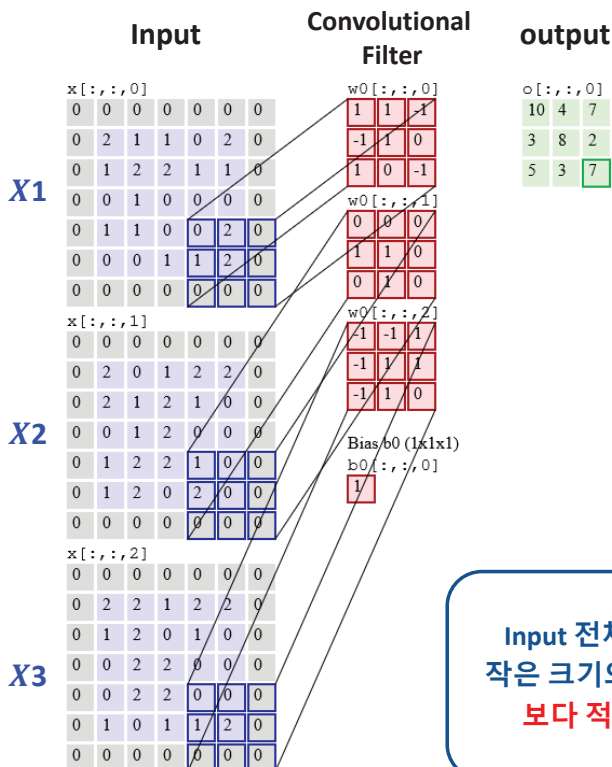
*Park et al. (2018)

대서양, 인도양등 타 대양의 해수면 온도 변동이 1년뒤 엘니뇨/라니냐를 유발 시킬 수 있음
(Park et al., 2018; Ham et al., 2013; Izumo et al., 2010; Rodriguez et al., 2009; Kang and Kug, 2006)

엘니뇨 통계 예측에의 CNN 적용

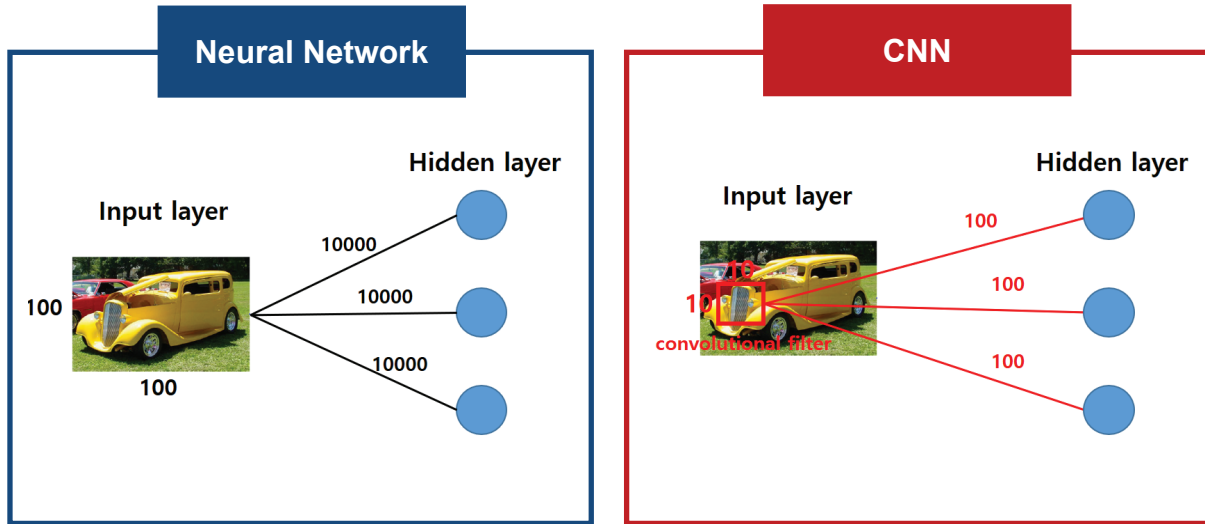


Convolutional 과정



Input 전체를 가중치로 연결하는 것이 아니라, 작은 크기의 필터를 옮겨가면서 output으로 표출, 보다 적은 수의 가중치로 모형을 구성 가능

Advantages of the convolutional process

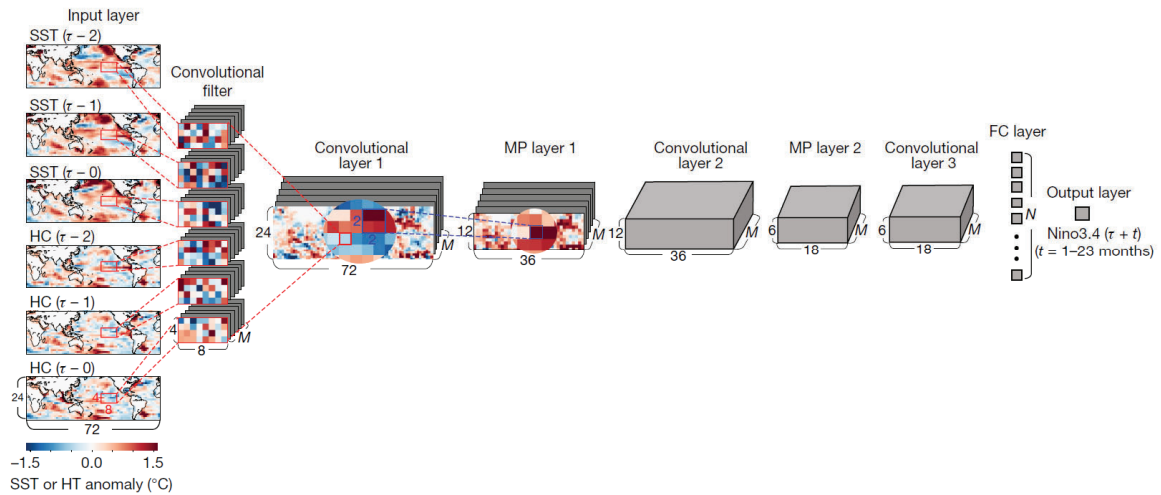


Needs 30,000 weights

vs Needs [300 X (Num. convolutional filter)]

Can be significantly reduce the number of weights for constituting the model.
 → Can be effectively trained even with a smaller number of samples.

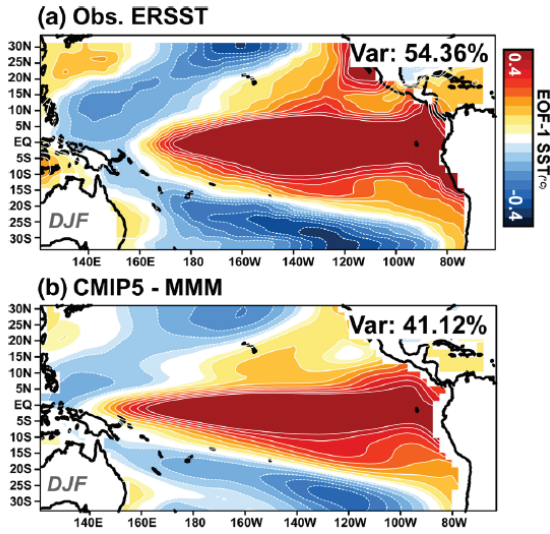
Structure of CNN for ENSO Prediction



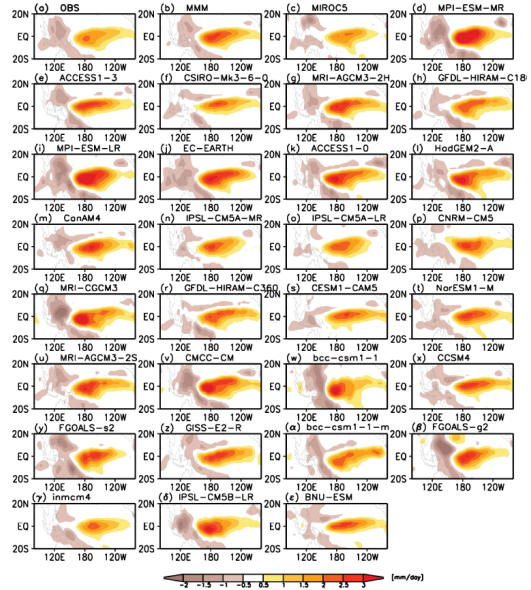
	Data	Period
Training dataset	CMIP5 historical run	1861-2004
	Reanalysis (SODA)	1871-1973
Validation dataset	Reanalysis (GODAS)	1984-2017



엘니뇨 강수 시기 해수면 온도 아노말리

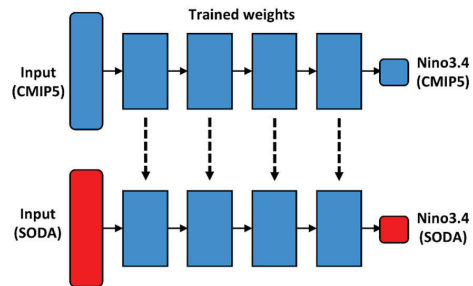
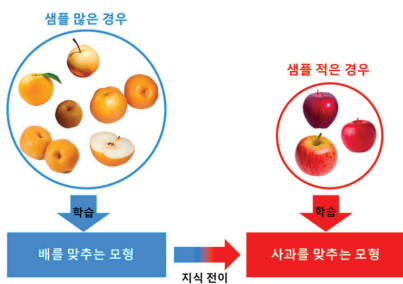


엘니뇨 강수 시기 강수량



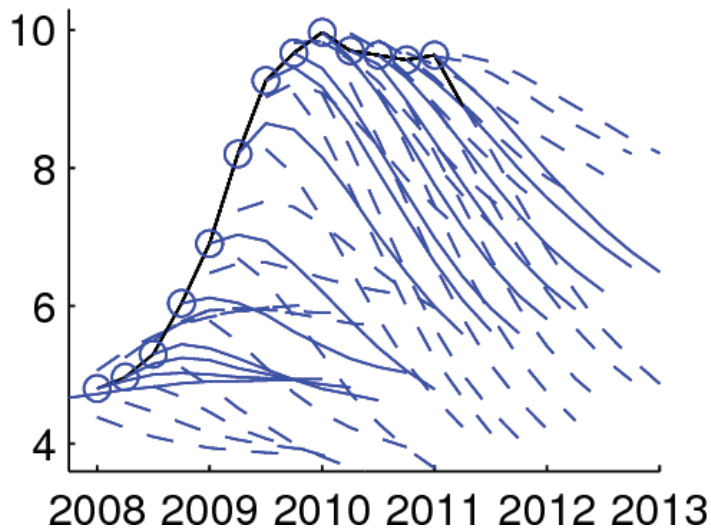
Coupled Model Intercomparison Project phase 5 (CMIP5) 는 IPCC 보고서 작성에 활용된 기후 변화 가상 시뮬레이션 결과를 제공함
: 전세계 30개 이상의 가상 시뮬레이션 결과 제공

전이 학습 (Transfer learning)



- 1st training : CMIP5 archives (number of samples : about 2,700)
- 2nd training : Reanalysis from 1871 to 1973
- Initial weighting for 2nd training is final weighting of 1st training

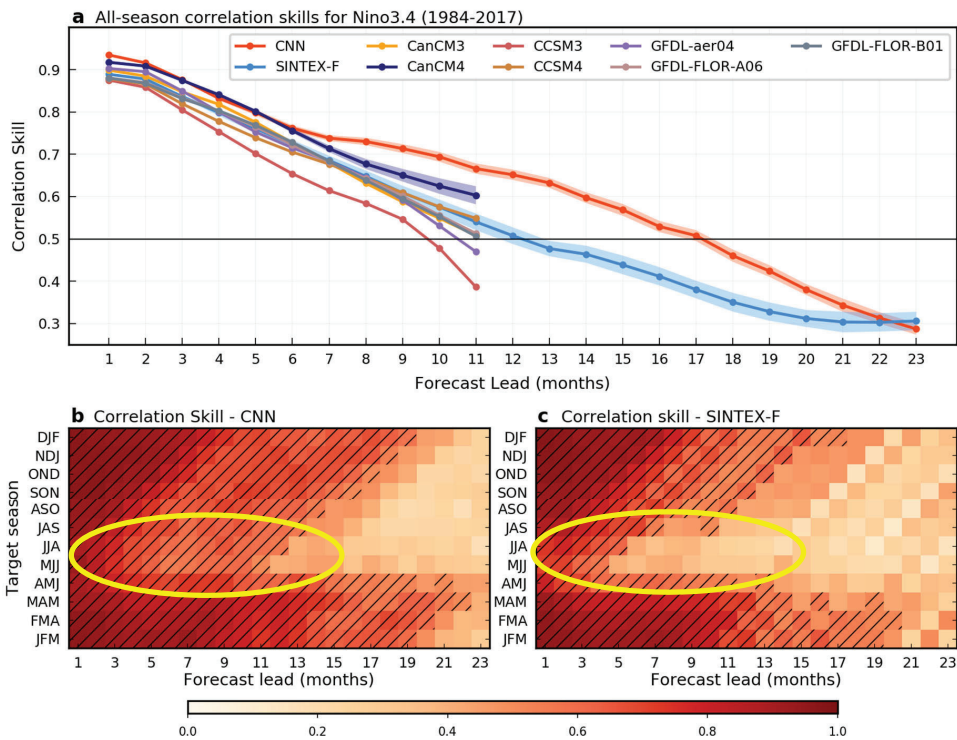
예측 실험 수행 개요



- 1984년 1월 부터 2017년 12월 까지 매달 1일 예측 시작
- 24개월 예측 수행
- 실제 관측과 비교

13

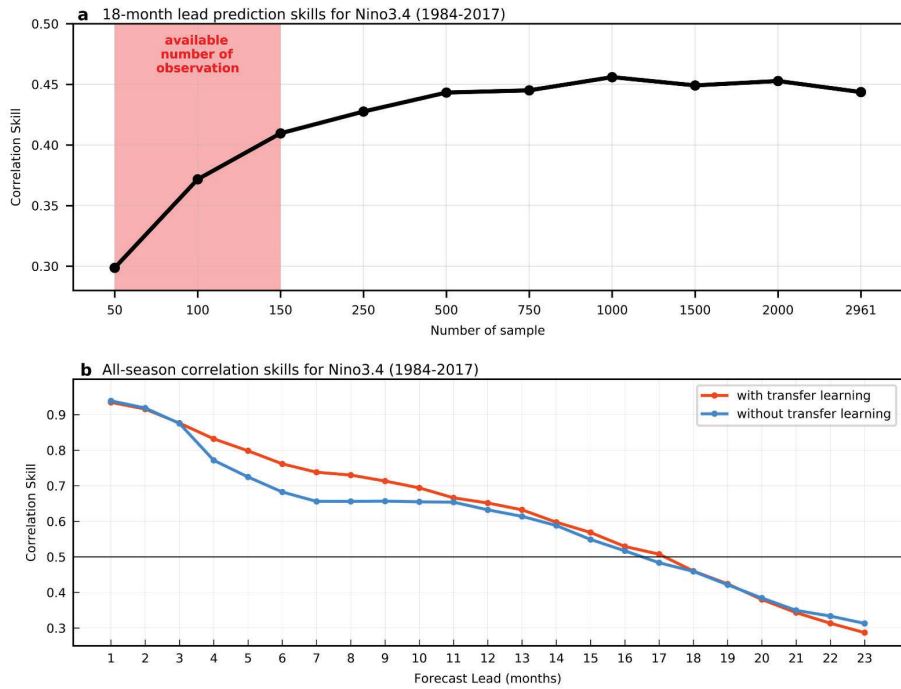
Correlation Skill of 3-months-averaged Nino3.4 forecast



*Validation period : 1984-2017

14

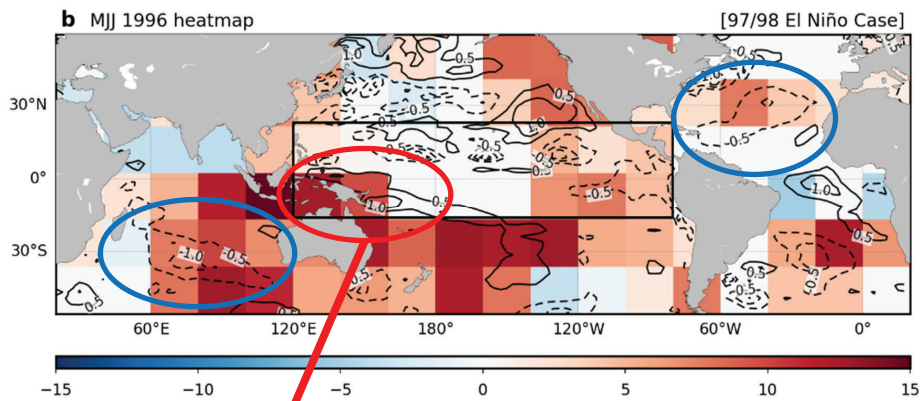
민감도 실험 : 샘플 수 증가와 전이 학습의 효과



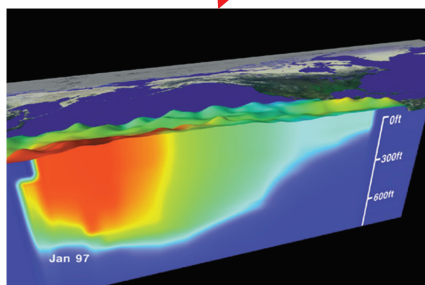
- 약 1,000개 이상의 샘플이 있어야만 학습이 적절히 되는 것으로 평가
- 전이 학습으로 CNN 모형의 예측 성능 향상

15

히트맵 분석 (1997/98년 엘니뇨 18개월 예측)

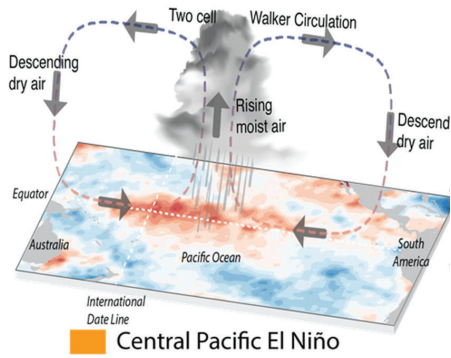


*히트맵의 빨간 영역 : 엘니뇨 예측의 기반이 된 지역

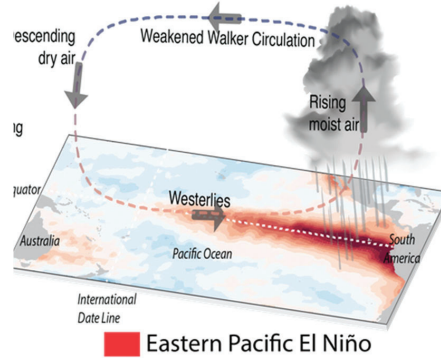


Eastern Pacific (EP) vs Central Pacific (CP) El Niño

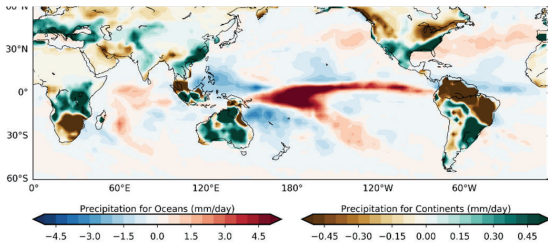
중태평양 엘니뇨



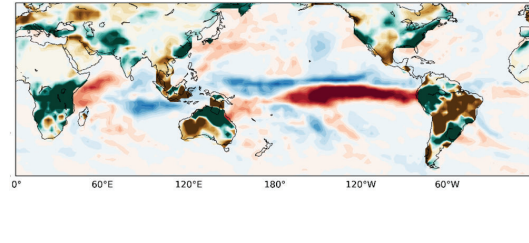
동태평양 엘니뇨



중태평양 엘니뇨: 겨울철 강수량 아노말리



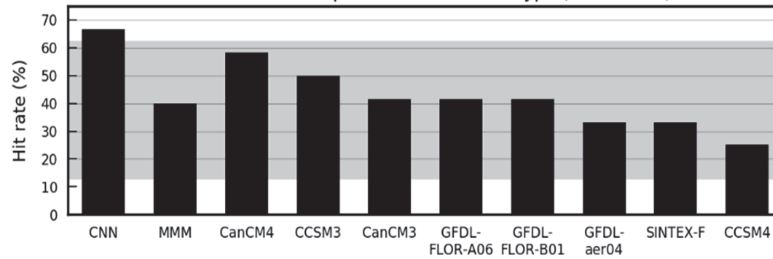
동태평양 엘니뇨: 겨울철 강수량 아노말리



- 2000년 이후 Central Pacific (CP)-type El Niño의 발생이 빈번해 짐.
- EP El Niño와 CP El Niño의 전지구적 영향은 매우 다름
: 두 타입 엘니뇨를 구분하는 것이 엘니뇨 전지구 Impact을 예측하는 데 매우 중요함.

Skill of El Niño-type (CP, EP, mixed) forecasts

a Hit rate of 12-month lead prediction of El Niño type (1984-2017)



Year	OBS	CNN	SINTEX-F	CanCM3	CanCM4	CCSM3	CCSM4	GFDL-aer04	GFDL-FLOR-A06	GFDL-FLOR-B01
1976	EP	EP	-	-	-	-	-	-	-	-
1977	CP	CP	-	-	-	-	-	-	-	-
1979	MIX	MIX	-	-	-	-	-	-	-	-
1982	EP	EP	-	-	-	-	-	-	-	-
1986	MIX	MIX	MIX	MIX	MIX	MIX	MIX	EP	CP	CP
1987	MIX	CP	MIX	EP	EP	EP	CP	EP	EP	EP
1990	CP	MIX	MIX	MIX	MIX	CP	MIX	MIX	MIX	MIX
1991	MIX	CP	CP	MIX	MIX	MIX	EP	EP	EP	EP
1994	MIX	MIX	EP	EP	EP	EP	EP	EP	EP	EP
1997	EP	EP	MIX	MIX	MIX	MIX	MIX	MIX	MIX	MIX
2002	MIX	MIX	MIX	EP	MIX	MIX	EP	MIX	MIX	MIX
2004	CP	MIX	EP	CP	EP	EP	EP	EP	CP	CP
2006	MIX	MIX	MIX	MIX	MIX	MIX	MIX	MIX	MIX	MIX
2009	MIX	MIX	EP	MIX	MIX	MIX	MIX	MIX	MIX	MIX
2014	CP	CP	MIX	MIX	MIX	MIX	MIX	CP	MIX	MIX
2015	MIX	CP	CP	MIX	MIX	EP	EP	CP	MIX	MIX
Hit rate (%)	-	66.67 (75.00)	33.33	41.67	58.33	50	25	33.33	41.67	41.67



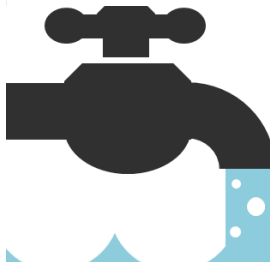
- 인공 지능 딥러닝 기반의 엘니뇨 통계 예측 모형은 신뢰도 있는 엘니뇨 예측 기간을 기존 1년 미만에서 18개로 확장함.
- 기후 예측을 위한 관측 샘플수는 최대 100개 정도로 매우 부족함. 훈련에 필요한 샘플수를 늘리기 위하여, CMIP5 프로젝트에 참여한 가상 시뮬레이션 모형 결과를 활용함. 또한, 1871-1973년 기간의 관측 결과를 전이 학습 (Transfer learning) 을 통해 학습 시킴.
- 1984-2017년의 예측 검증 기간에 대해 기존 엘니뇨 예측 보다 예측 성능이 유의미하게 향상된 결과를 나타냄. 1년 예측의 예측 상관 관계 성능 (correlation skill) 은 기존 0.5 에서 0.7 정도로 향상됨.
- 딥러닝 기반 엘니뇨 예측 모형은 엘니뇨 지수 (Nino3.4 index) 뿐만 아니라, 엘니뇨 발생 타입 (중/동태평양 엘니뇨) 까지도 다른 모형에 비해 높은 정확도로 예측할 수 있음. 1년 예측에 대해 중,동태평양 엘니뇨의 구분 성능은 70% 정도로, 기존 모형들의 50-55%의 성능에 비해 약 15%의 정확도가 향상됨.
- 히트맵 (Heat map) 분석을 통해 딥러닝 기반 엘니뇨 예측 모형이 물리적인 관련성에 근거한 선행 인자를 통해 엘니뇨를 예측한다는 사실을 증명함.

감사합니다

E-mail) ygham@jnu.ac.kr
 Office number) 062-530-3461
 Homepage) <http://ocl.jnu.ac.kr/>

11

머신러닝 기반 상수원 위험요소 예측을 통한 수돗물 안전성 향상



2020 기후예측 워크숍

머신러닝 기반 상수원 위험요소 예측을 통한 수돗물 안전성 향상



CONTENTS



0 Pre-view

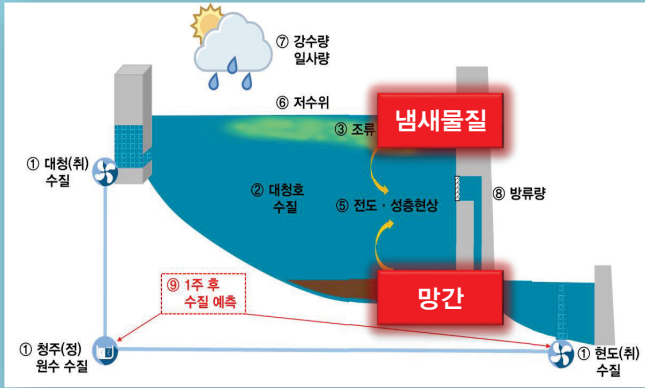
1 Pre-water

2 냄새물질 예측

3 망간 예측



Pre-view

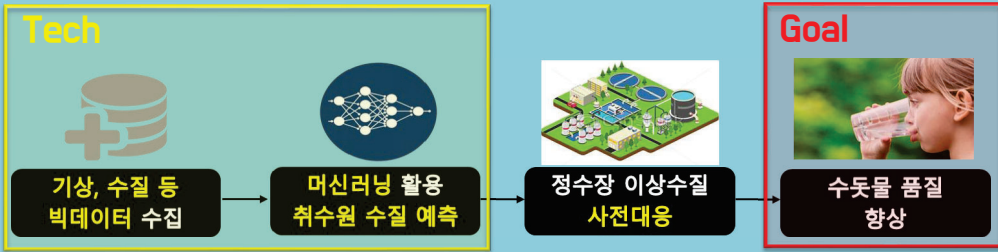


대전 · 충청권 40만 식수원 대청호

여름~가을	겨울
조류에 기인한 수돗물 냄새 발생 우려	망간에 의한 수돗물 탁수 발생 우려

가뭄·고온현상·집중호우 등 기상조건이 달라지면서 매년 수계 환경도 급변하여 수질 예측이 어려워짐

핵심 전제 **냄새물질** **망간** 은 사전 인지를 통해 정수장에서 충분히 제거 가능



냄새물질과 망간



냄새물질

- 1 주로 남조류에서 생성되는 유기 화합물
- 2 일반 정수처리 공정으로는 처리효율이 떨어지기 때문에 **별도 조치 필요**
- 3 낮은 농도(ng/L 단위)에서도 강한 냄새를 유발하여 수돗물 민원의 주원인

Geosmin 흙냄새 20 ng/L	<chem>O=C1C=CC2(C)C(C1)C(C)C2</chem> Geosmin	<chem>CC1=CC2(C)C(C)C1C2</chem> 2-Methylisobornol 2-MIB 곰팡이 냄새 20 ng/L
---------------------------	---	--

감시기준

망간

- 1 수돗물에서 색을 유발하는 주요 금속 물질
- 2 대청호와 같은 대형 호수에서는 바닥층 퇴적토에 고농도로 존재
- 3 취수원 고농도 유입시 정수장 **별도 조치 필요** (법정 수질기준 : 0.05 mg/L)
- 4 최근 수돗물 적수 사건이 이슈화되면서 수돗물 색도 민원 사례 급증



대청댐과 대청호

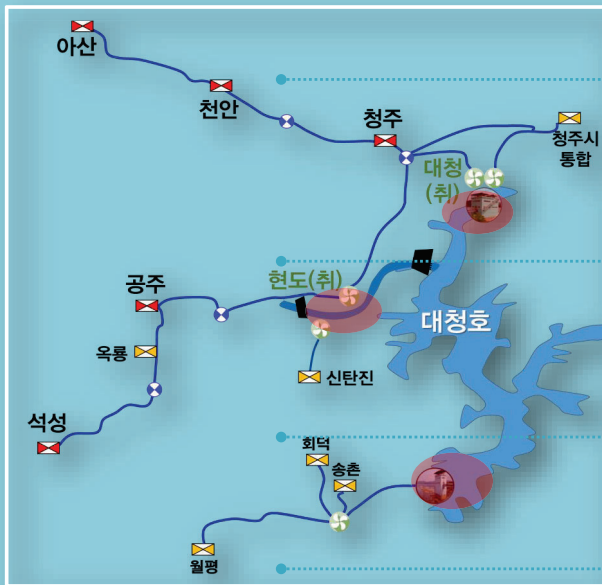


대청댐 금강유역 대표 다목적댐
대전-충주 사이에 위치

대청호 국내에서 세 번째 규모 호수
대전·충청지역 주요 식수원



대청수계 상수원 현황



취수 zone	취수장	광역(정)	지방(정)
문의	국전	청주	청주시 통합
	대청 (+현도)	천안	
대청 조정지	현도	아산	
	삼정	석성	공주시
		공주	공주시
추동	중리		옥룡
			신탄진
			송촌
			희덕
			월평

대청수계 5개 취수장, 11개 정수장, 취수량 160만 m³/d, 급수인구 400만 명

우리나라 8.5%

대전/세종/충청 일부

출처 2018 상수도 통계



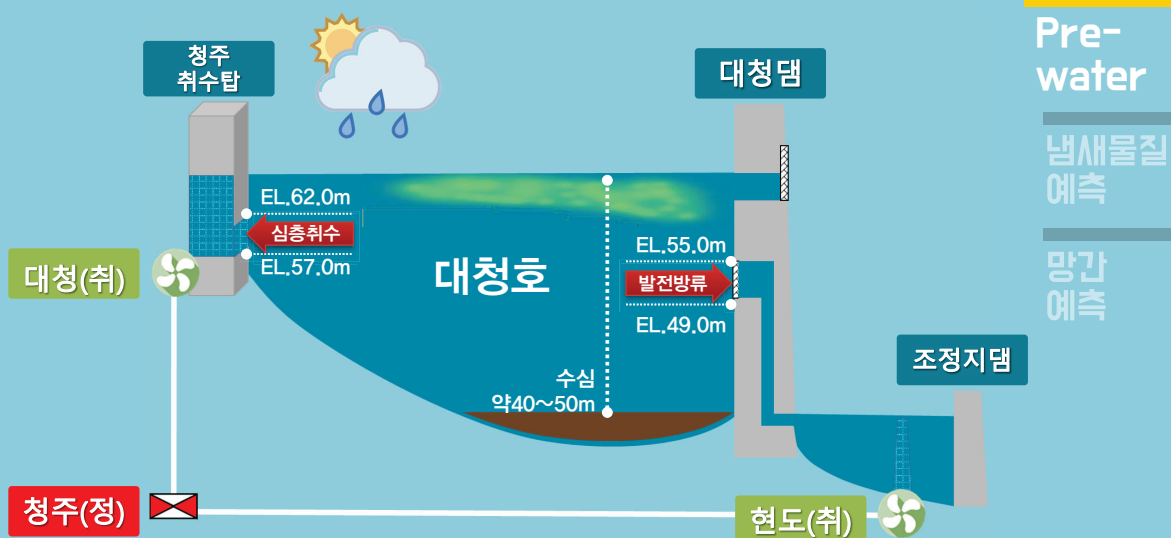
K-water 취수장 현황



대청광역 물 수요가 많은 **충남 서북부 지역**에 공급량 · 급수지역 확대 중



K-water 취수원 현황



대청
정량

대청(취) 취수위 약 10~15m
현도(취) 발전방류 수위 약 15~25m
저수위에 따라 변화

심층 취수

Good

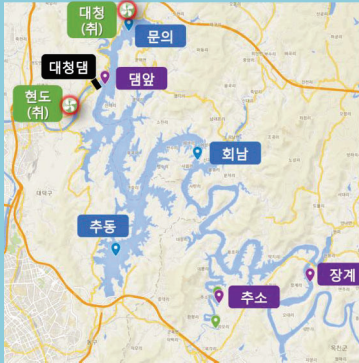
조류증식 수심 이하로 표층 냄새물질 방어
*통상 표층~10m

Bad

바닥층 고농도 망간 취수원 유입 우려
*현도(취) 취수위 변경 불가



대청호 조류경보 발령 현황



최근 5년간 조류경보 발령 현황					
연도	전체 발령기간	문의	추동	회남	
		관심	관심	관심	경계
2015	54	14	40	14	-
2016	91	91	84	64	-
2017	119	64	91	49	35
2018	77	77	63	60	9
2019	117	13	83	42	9

Pre-water

냄새물질 예측

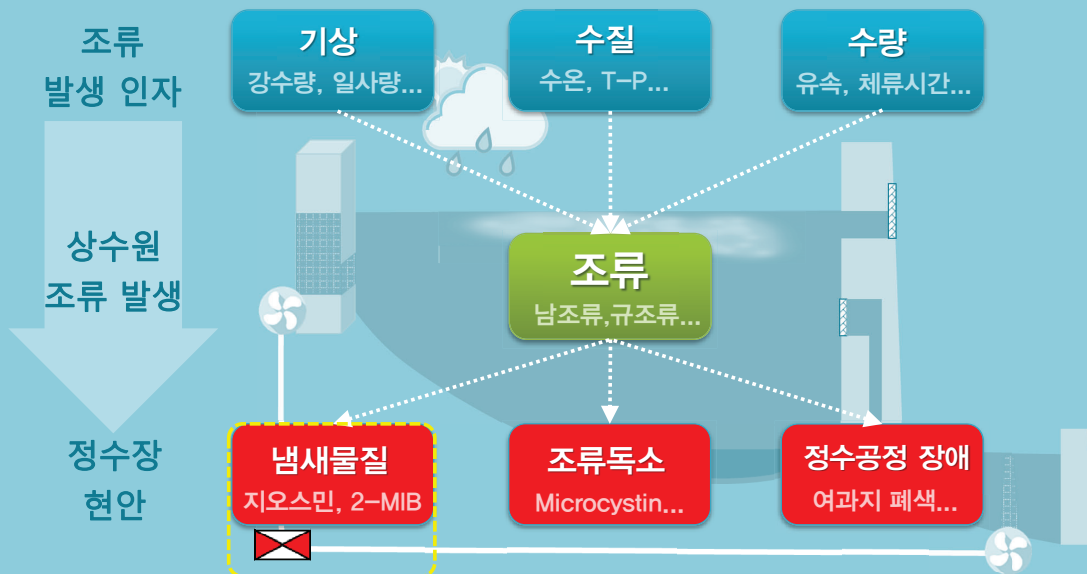
망간 예측

대청호 조류경보

- 1) 조류경보제 시행('98) 이후 **매년 조류경보 발령** ('99년, '14년 제외)
- 2) (**긴 체류시간**) 대청호 체류시간은 연평균 162일(최근 10년 평균)로 길게 나타나며, 사행천 형태로 구간별로 정체수역이 많이 존재
 - * 팔당댐 5.4일(최근10년 평균), 일반적으로 10일이상 체류시 녹조현상이 빈번
- 3) (**오염물질 유입**) 대청호의 평상시 수질은 양호하나, 장마철 강우시 비점오염 유입*으로 총인농도가 상승하여 하절기 부영양화 수준 도달
 - * 비점오염원에서 유입되는 총인의 비중(%) : 대청호(87%) > 전국평균(64%)



대청호 조류와 정수장 현안



Pre-water

냄새물질 예측

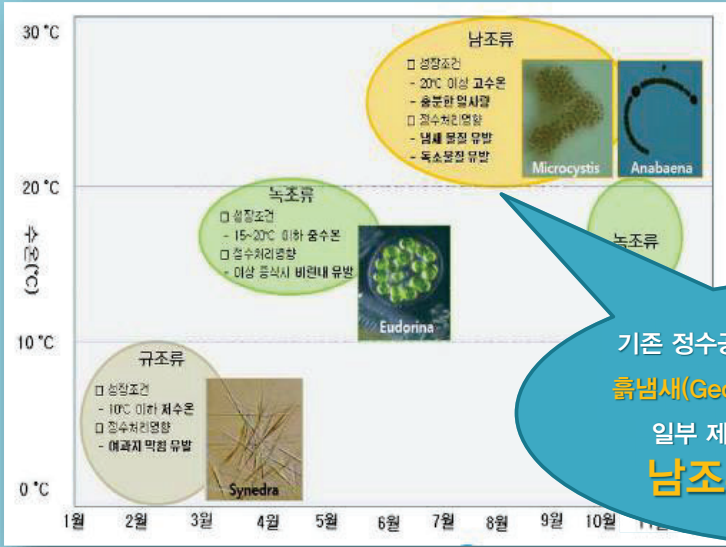
망간 예측

- 1 대청호 원수 불검출
- 2 일반정수처리 공정으로도 대부분 제거

- 1 대청호에서는 보통 불철 시네드라 발생
- 2 개체수 적고, 길이 짧은 편



상수원 냄새물질 발생 원인



Pre-water

냄새물질 예측

망간 예측

기존 정수공정에서 가장 제거하기 어려운 **흙냄새(Geosmin)**, **곰팡이 냄새(2-MIB)**는 일부 제한된 수의 균류를 제외하곤 **남조류**와 방선균이 주원인이다

Q 대청호 남조류 개체수가 높아지면 정수장 원수 냄새물질 농도도 높아지지 않을까요?



대청호 남조류와 냄새물질 상관성

A 상관관계가 낮다 >> 남조류 개체수만으로는 정수장 냄새물질 유입 판단이 어렵다



Pre-water

냄새물질 예측

망간 예측



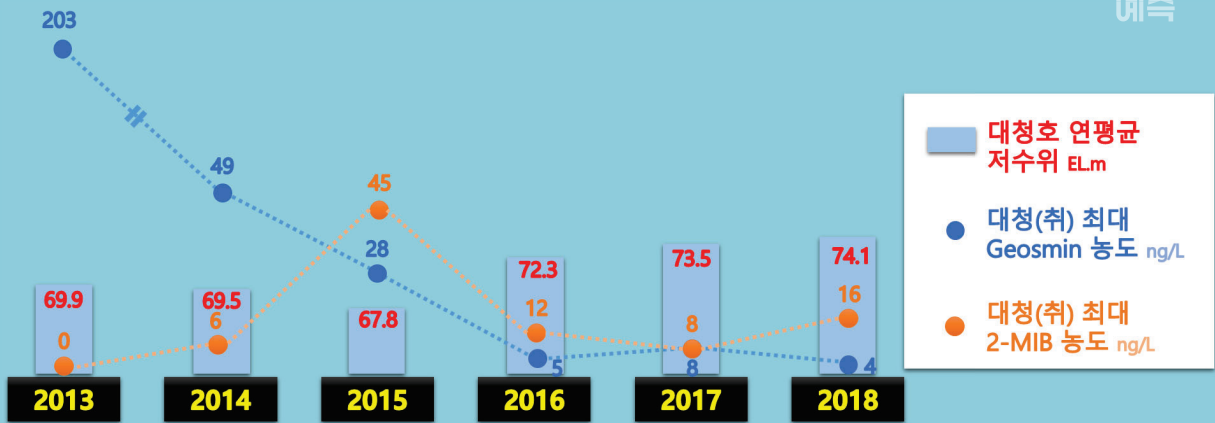
대청호 저수위와 냄새물질 상관성

A 상관관계가 높다 >> 저수위가 높게 유지될수록
취수원 냄새물질 농도가 낮다

Pre-water

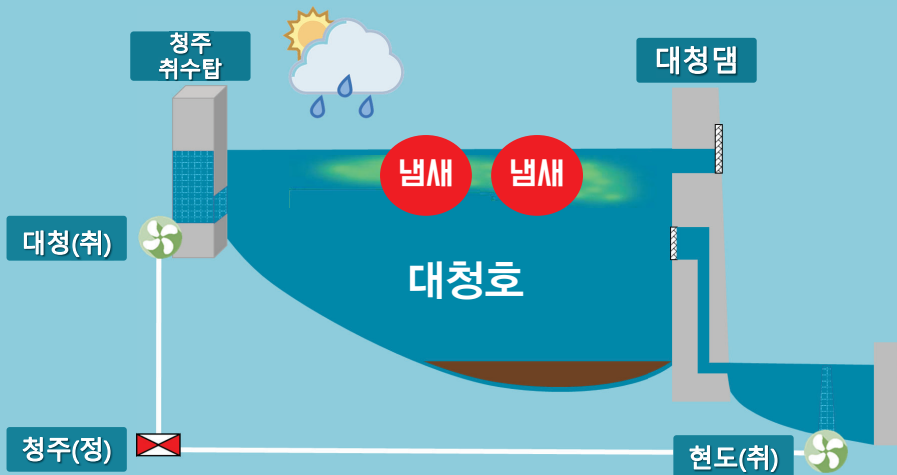
냄새물질
예측

망간
예측



대청호 원수 냄새물질 다중방어 체계

multiple barrier

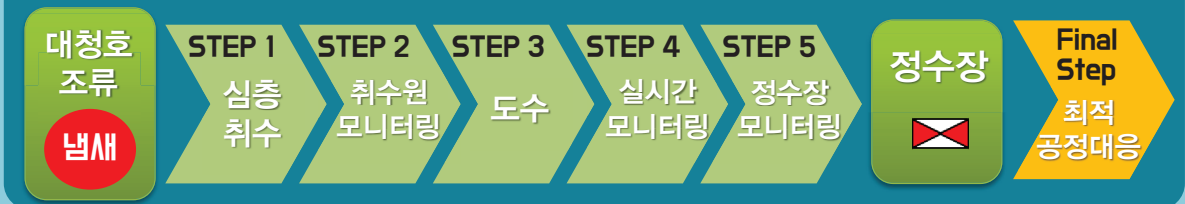


Pre-water

냄새물질
예측

망간
예측

multiple barrier

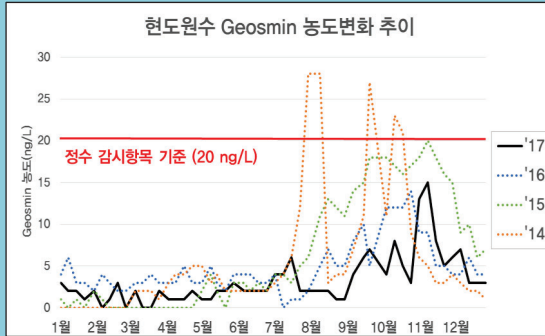




기존 대응 체계의 한계



7일간 무지(無地) 상태



단기간 급격히 상승하는 냄새물질

Pre-water

냄새물질
예측
망간
예측

Q

1주 후 취수원 수질(냄새물질 등)을 예측할 수 있을까?

A

대청수계는 수질·수량·기상 데이터를 활용한 Pre-water를 통해 예측 中



Pre-water 목적

Q

Pre-water는 무슨 뜻인가요?

A

Pre-water

Prediction system of Risk Elements in Water

상수원 위험 요소 예측 시스템

‘... 이전의’, ‘미리’ 를 뜻하는 전치사 pre를 활용, 상수원 위험 요소를 미리 예측하여 정수장에서의 원활한 사전 대응에 기여하는 시스템의 목적을 직관적으로 표현
ex) Pre-Crime (범죄를 예측하여 사전에 차단하는 치안 시스템)



기상, 수질 등 빅데이터 수집



머신러닝 활용 취수원 수질 예측



정수장 이상수질 사전대응



수돗물 품질 향상

Pre-water

냄새물질
예측
망간
예측



Pre-water 목적

Q Pre-water는 무슨 뜻인가요?

A Pre-water
Prediction system of
Risk Elements in Water

상수원 위험 요소 예측 시스템

Geosmin
2-MIB
흙-곰팡이
냄새 민원

조류
여과지 폐색
수돗물 냄새

망간
수돗물
흑수 민원



Pre-water

냄새물질
예측

망간
예측



CONTENTS



0 Pre-view

1 Pre-water

2 **냄새물질 예측**

3 망간 예측

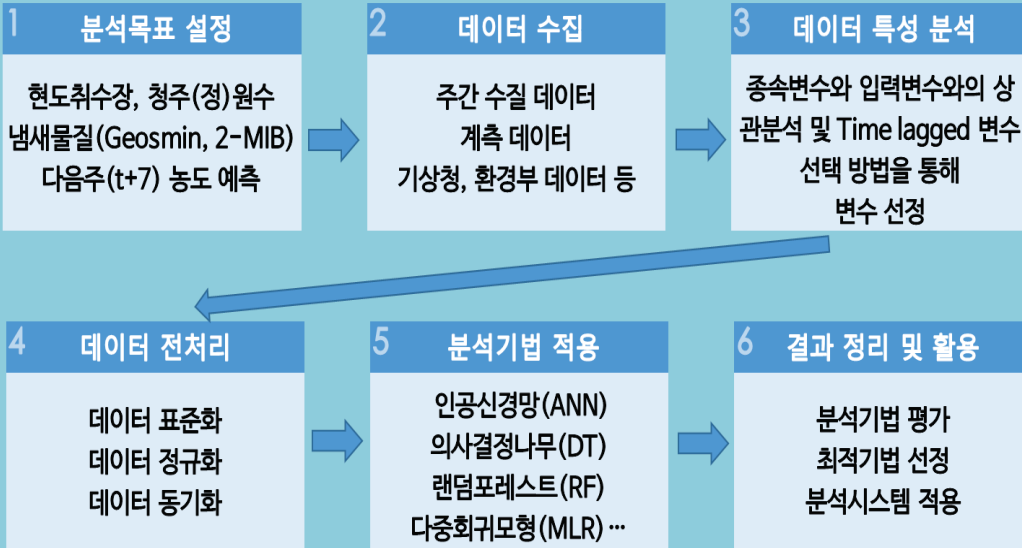


수질 예측모델 개발 과정

Pre-water

냄새물질
예측

망간
예측

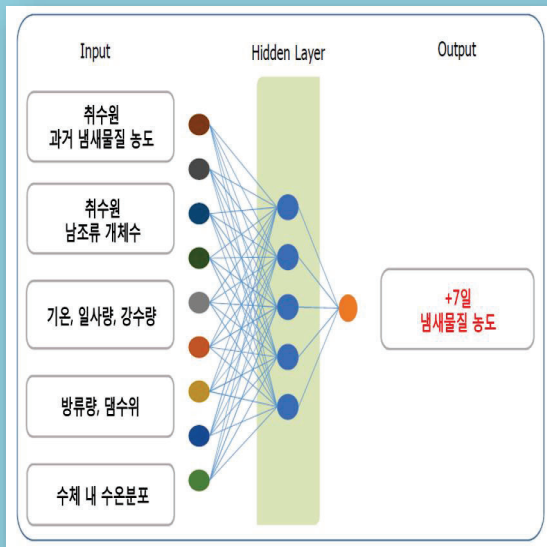


1 분석목표 설정

Pre-water

냄새물질
예측

망간
예측



대상 현도취수장, 청주정수장 원수
Geosmin, 2-MIB (t+7)

기간 2013년~ (주간 단위 누적 중)

방법 다중회귀모형(MLR), 의사결정나무(DT)
인공신경망 기법(ANN), 랜덤포레스트(RF)
등 8가지 기법 중 최적모델 적용
통계패키지 R 활용

검증 1) RMSE(평균제곱근오차)
2) 예측값과 실측값 직접 비교



2 데이터 수집



실측 수질 데이터	계측 수질 데이터	수량 데이터	기상자료 개방포털 물환경정보 시스템
<ul style="list-style-type: none"> 총질소 총인 냄새물질 조류... 	<ul style="list-style-type: none"> 탁도 잔류염소 pH 유량... 	<ul style="list-style-type: none"> 저수위 방류량 수심별 수온 유입량... 	<ul style="list-style-type: none"> 강수량 일사량 조류개체수 기온...

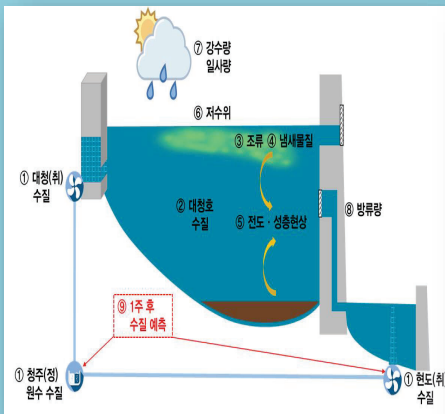
Pre-water

냄새물질
예측

망간
예측



2 데이터 수집



분류	데이터	항목	시간 해상도	출처
수질	① 취수장 수질	이취미, 망간, 조류개체수 등 19항목(실측)	주단위	K-water
	② 대청호 수질	수온, DO, 탁도 등(계측)	실시간	K-water 실시간수문정보 K-water 실시간수도정보
	③ 조류	물환경측정망(TN, TP 등 실측)	월단위	환경부
	④ 수심별 냄새물질	조류경보제 운영항목(실측)	주단위	환경부
수량	⑤ 전도·성층현상	대청호 수심별 냄새물질 등(실측)	필요시	K-water 금강본부
	⑥ 전도·성층현상	수심별 수온, DO, 냄새물질, 망간 등	실시간	K-water 실시간수문정보
	⑦ 저수위	저수위, 취수위(계측)	필요시	K-water 금강본부
	⑧ 저수위	저수위, 취수위(계측)	일단위	WRIS (K-water 수자원통합정보시스템)
예측 수질	⑨ 강수량, 일사량, 기온, 운량 등	강수량, 일사량, 기상예보	일단위	기상청 (https://data.kma.go.kr)
	⑩ 방류량	발전방류량, 수문방류량 등 (계측)	일단위	K-water WRIS
	⑪ 1주 후 취수원 수질	①~⑩ 종합적으로 고려하여 원수 수질 예측	주단위	K-water

Pre-water

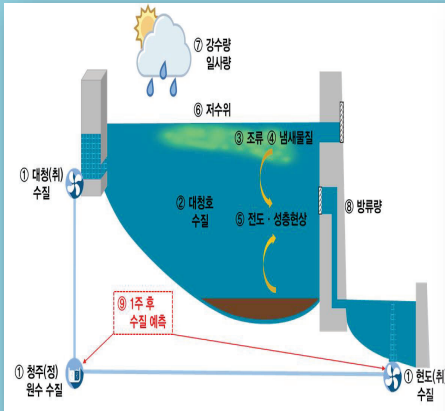
냄새물질
예측

망간
예측

총 380주간 48종의 입력변수로 Data Set 구성
'13~' 20 (계속 누적) 총 16,000 여개 Data



3 데이터 정의 Y



분류	데이터	항목	시간 해상도	출처
수질	① 취수장 수질	이취미, 망간, 조류개체수 등 19항목(실측)	주단위	K-water
	② 대청호 수질	수온, DO, 탁도 등(계측)	실시간	K-water 실시간수문정보 K-water 실시간수도정보
		물환경측정망(TN, TP 등 실측)	월단위	환경부
	③ 조류	조류경보제 운영항목(실측)	주단위	환경부
④ 수심별 냄새물질	대청호 수심별 냄새물질 등(실측)	필요시	K-water 금강본부	
수량	⑤ 전도·성층현상	수심별 수온, DO, 냄새물질, 망간 등	실시간 필요시	K-water 실시간수문정보 K-water 금강본부
	⑥ 저수위	저수위, 취수위(계측)	일단위	WRIS (K-water 수자원통합정보시스템)
	⑦ 강수량, 일사량, 기온, 운량 등	강수량, 일사량, 기상예보	일단위	기상청 (https://data.kma.go.kr)
	⑧ 방류량	발전방류량, 수문방류량 등 (계측)	일단위	K-water WRIS
예측 수질	⑨ 1주 후 취수원 수질	①~⑧ 종합적으로 고려하여 원수 수질 예측	주단위	K-water

Pre-water

냄새물질 예측

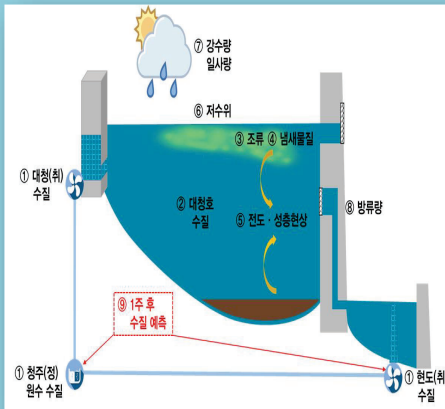
망간 예측

1주 후 수질

- 1 주요 입력인자(Input variables)로 ①~⑧ 데이터를 선정하여 이를 바탕으로
- 2 출력 인자(Target outputs)인 ⑨의 예측값 산정
- 3 취수원 수질(냄새물질, 망간 등) 변화 핵심요인을 다음과 같이 정리



3 데이터 정의 X1



분류	데이터	항목	시간 해상도	출처
수질	① 취수장 수질	이취미, 망간, 조류개체수 등 19항목(실측)	주단위	K-water
	② 대청호 수질	수온, DO, 탁도 등(계측)	실시간	K-water 실시간수문정보 K-water 실시간수도정보
		물환경측정망(TN, TP 등 실측)	월단위	환경부
	③ 조류	조류경보제 운영항목(실측)	주단위	환경부
④ 수심별 냄새물질	대청호 수심별 냄새물질 등(실측)	필요시	K-water 금강본부	
수량	⑤ 전도·성층현상	수심별 수온, DO, 냄새물질, 망간 등	실시간 필요시	K-water 실시간수문정보 K-water 금강본부
	⑥ 저수위	저수위, 취수위(계측)	일단위	WRIS (K-water 수자원통합정보시스템)
	⑦ 강수량, 일사량, 기온, 운량 등	강수량, 일사량, 기상예보	일단위	기상청 (https://data.kma.go.kr)
	⑧ 방류량	발전방류량, 수문방류량 등 (계측)	일단위	K-water WRIS
예측 수질	⑨ 1주 후 취수원 수질	①~⑧ 종합적으로 고려하여 원수 수질 예측	주단위	K-water

Pre-water

냄새물질 예측

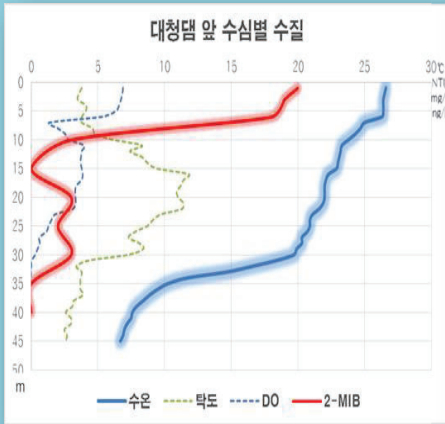
망간 예측

취수장 수질

- 1 현도(취), 대청(취), 청주(정) 원수 등 3개 지점에 대해 냄새물질, 망간 등 13항목을 주 1회 실측한 데이터
- 2 이번 주 수질이 ②~⑧의 영향으로 다음 주에 어떤 패턴으로 변화할지 예측하는 핵심 데이터



3 데이터 정의 X2



분류	데이터	항목	시간 해상도	출처
수질	① 취수장 수질	이취미, 망간, 조류개체수 등 19항목(실측)	주단위	K-water
	② 대청호 수질	수온, DO, 탁도 등(계측)	실시간	K-water 실시간수문정보 K-water 실시간수도정보
		물환경측정망(TN, TP 등 실측)	월단위	환경부
	③ 조류	조류경보제 운영항목(실측)	주단위	환경부
④ 수심별 냄새물질	대청호 수심별 냄새물질 등(실측)	필요시	K-water 금강본부	
수량	⑤ 전도·성층현상	수심별 수온, DO, 냄새물질, 망간 등	실시간 필요시	K-water 실시간수문정보 K-water 금강본부
	⑥ 저수위	저수위, 취수위(계측)	일단위	WRIS (K-water 수자원통합정보시스템)
	⑦ 강수량, 일사량, 기온, 운량 등	강수량, 일사량, 기상예보	일단위	기상청 (https://data.kma.go.kr)
	⑧ 방류량	발전방류량, 수문방류량 등(계측)	일단위	K-water WRIS
예측 수질	⑨ 1주 후 취수원 수질	①~⑧ 종합적으로 고려하여 원수 수질 예측	주단위	K-water

Pre-water

냄새물질 예측

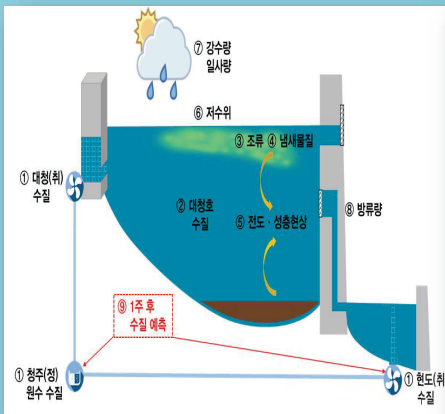
망간 예측

수심별 수질

- 1 심층,중층 취수(현도취수장)가 이뤄지는 대청수계에서는 수심별 냄새물질, 망간 값이 취수원 농도와 직결
- 2 위 그래프와 같이 수심별 남조류 개체수와 냄새물질 분포는 거의 유사
- 3 남조류 번식이 활발한 여름철(7~8월)에는 성층현상이 뚜렷하여 조류와 냄새물질이 표층에서는 높으나 취수위에서는 낮은 경향을 보임



3 데이터 정의 X3



분류	데이터	항목	시간 해상도	출처
수질	① 취수장 수질	이취미, 망간, 조류개체수 등 19항목(실측)	주단위	K-water
	② 대청호 수질	수온, DO, 탁도 등(계측)	실시간	K-water 실시간수문정보 K-water 실시간수도정보
		물환경측정망(TN, TP 등 실측)	월단위	환경부
	③ 조류	조류경보제 운영항목(실측)	주단위	환경부
④ 수심별 냄새물질	대청호 수심별 냄새물질 등(실측)	필요시	K-water 금강본부	
수량	⑤ 전도·성층현상	수심별 수온, DO, 냄새물질, 망간 등	실시간 필요시	K-water 실시간수문정보 K-water 금강본부
	⑥ 저수위	저수위, 취수위(계측)	일단위	WRIS (K-water 수자원통합정보시스템)
	⑦ 강수량, 일사량, 기온, 운량 등	강수량, 일사량, 기상예보	일단위	기상청 (https://data.kma.go.kr)
	⑧ 방류량	발전방류량, 수문방류량 등(계측)	일단위	K-water WRIS
예측 수질	⑨ 1주 후 취수원 수질	①~⑧ 종합적으로 고려하여 원수 수질 예측	주단위	K-water

Pre-water

냄새물질 예측

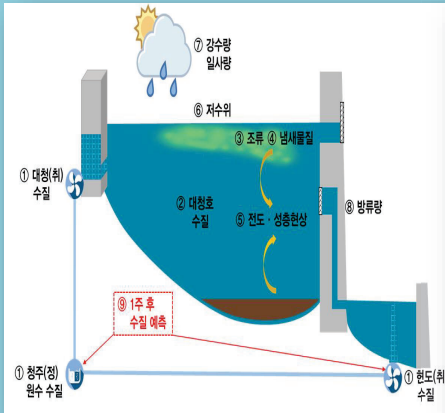
망간 예측

전도현상 저수위

- 1 (냄새물질) 여름철 성층현상으로 상수원 표층에 분포한 고농도 냄새물질이, 수온 하강이 일어나는 가을철 전도현상으로 취수위로 내려오는 시점(주로 9~10월)에 급격히 상승
- 2 (망간) 겨울철 기온 하강으로 심층까지 완전한 전도현상이 일어나 심층 망간이 취수위까지 올라옴



3 데이터 정의 X4



분류	데이터	항목	시간 해상도	출처
수질	① 취수장 수질	이취미, 망간, 조류개체수 등 19항목(실측)	주단위	K-water
	② 대청호 수질	수온, DO, 탁도 등(계측)	실시간	K-water실시간수문정보 K-water실시간수도정보
	③ 조류	물환경측정망(TN, TP 등 실측)	월단위	환경부
	④ 수심별 냄새물질	대청호 수심별 냄새물질 등(실측)	주단위	환경부
수량	⑤ 전도-성층현상	수심별 수온, DO, 냄새물질, 망간 등	실시간	K-water실시간수문정보
	⑥ 저수위	저수위, 취수위(계측)	필요시	K-water 금강본부
	⑦ 강수량, 일사량, 기온, 운량 등	강수량, 일사량, 기상예보	일단위	기상청 (https://data.kma.go.kr)
	⑧ 방류량	발전방류량, 수문방류량 등 (계측)	일단위	K-water WRIS
예측 수질	①~⑧ 종합적으로 고려하여 원수 수질 예측	주단위	K-water	

Pre-water

냄새물질 예측

망간 예측

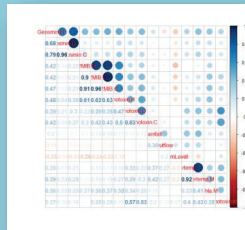
기상Data 방류량

- 1 봄~초여름의 강수량과 댐방류량은 저수위에 영향을 미치며, 늦여름 집중호우는 일시적인 수층 혼합을 야기해 취수원 고농도 냄새물질 유입으로 이어짐
- 2 겨울철 기온, 풍속 등이 전도현상에 영향을 미치며, 이는 취수원 고농도 망간 유입 시기와 직결



4 데이터 전처리

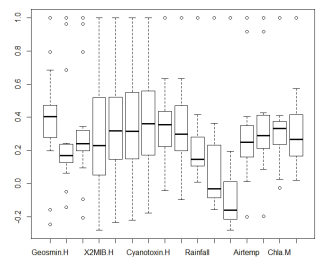
③ 입력변수 선정
(전진선택법, 후진제거법 등)



이전 7일 강수량 합	이전 7일 방류량 합	이전 7일 저수위 평균	취수원 2-MIB	취수원 유해남조류	문의수역 유해남조류	취수원 지오스민
2013-02-01	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-02	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-03	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-04	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-05	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-06	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-07	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-08	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-09	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-10	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-11	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-12	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-13	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-14	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-15	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-16	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-17	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-18	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-19	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-20	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-21	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-22	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-23	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-24	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-25	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-26	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-27	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-28	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-02-29	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-01	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-02	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-03	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-04	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-05	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-06	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-07	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-08	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-09	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-10	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-11	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-12	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-13	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-14	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-15	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-16	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-17	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-18	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-19	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-20	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-21	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-22	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-23	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-24	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-25	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-26	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-27	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-28	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-29	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-30	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2013-03-31	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

② 시간 동기화 (주단위 통일)

① 이상치 제거 결측치 처리



④ 데이터 정규화 (0.1~0.9 등)

⑤ 예측항목 전처리

Pre-water

냄새물질 예측

망간 예측



4 예측항목 함수 구성

이상		B.H	Chla.H	...	Rainfall	Outflow	Dam.Level	Water temp.	yanotoxin.	Geosmin
		X2	...	X12	X13	X14	X15	X16	Y	Y
2013~	2019-05-07	0	6.4	...	0.055	305.826	74.51429	10.9	0	0.004
	2019-05-13	0	4.8	...	0	334.698	74.21714	12.7	38	0.006
	2019-05-20	0	5.8	...	23.375	334.637	73.73286	12.5	0	0.002
	2019-05-27	0	4	...	15.51	334.619	73.28714	14.8	0	0.003
	2019-06-03	0	5.3	...	0.996	310.167	72.79143	15.4	616	0.005
	2019-06-10	0	1.8	...	38.081	228.186	72.39143	16.6	0	0.003
	2019-06-17	0	2.2	...	8.493	267.111	72.17571	17.7	0	0.004
2019-06-24	0	2.2	...	0.716	277.978	71.69714	19	0	0.004	
다음주	예측값1	예측값2	...	예측값12	예측값13	예측값14	예측값15	예측값16	다음주 예측값	...

예측항목 전처리

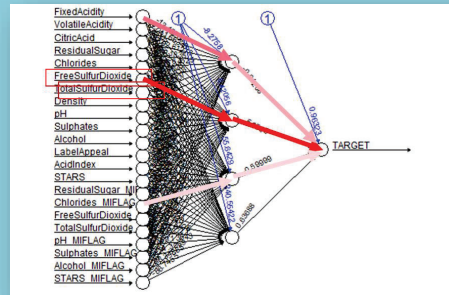
t+7일 데이터를 출력 변수로 하는 함수 구성

Pre-water

냄새물질 예측

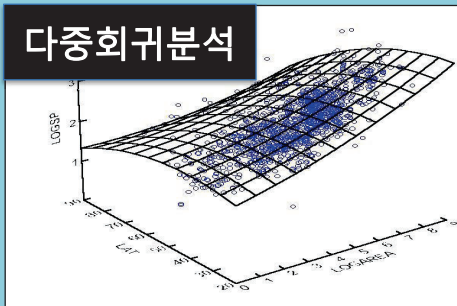
단기 예측

현실		B.H	Chla.H	...	Rainfall	Outflow	Dam.Level	Water temp.	yanotoxin.	1주후 Geosmin	Geosmin
		X2	...	X12	X13	X14	X15	X16	Y	Y	Y
2013~	2019-05-07	0	6.4	...	0.055	305.826	74.51429	10.9	0	0.005	...
	2019-05-13	0	4.8	...	0	334.698	74.21714	12.7	38	0.006	0.004
	2019-05-20	0	5.8	...	23.375	334.637	73.73286	12.5	0	0.002	0.002
	2019-05-27	0	4	...	15.51	334.619	73.28714	14.8	0	0.003	0.002
	2019-06-03	0	5.3	...	0.996	310.167	72.79143	15.4	616	0.005	0.003
	2019-06-10	0	1.8	...	38.081	228.186	72.39143	16.6	0	0.003	0.005
	2019-06-17	0	2.2	...	8.493	267.111	72.17571	17.7	0	0.004	0.003
2019-06-24	0	2.2	...	0.716	277.978	71.69714	19	0	다음주 예측값	0.004	

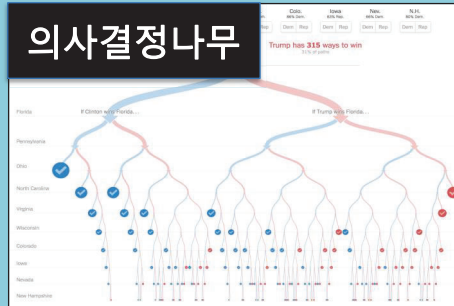


5 분석기법별 비교

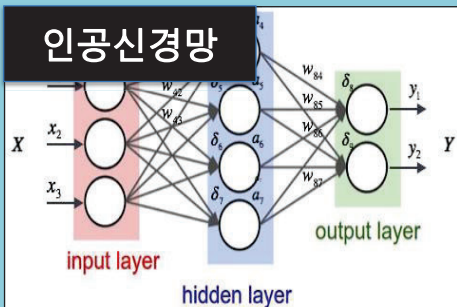
다중회귀분석



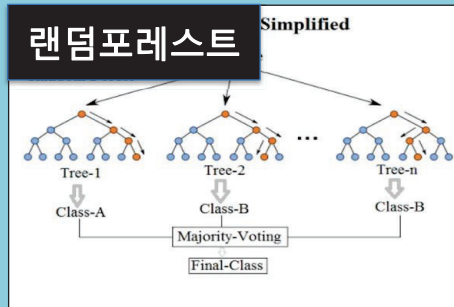
의사결정나무



인공신경망



랜덤포레스트



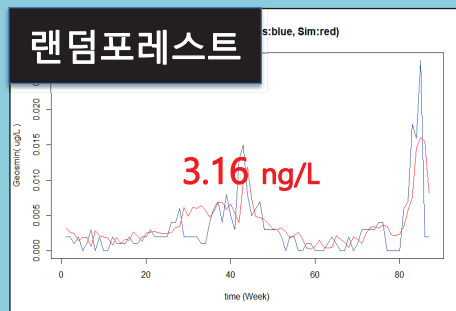
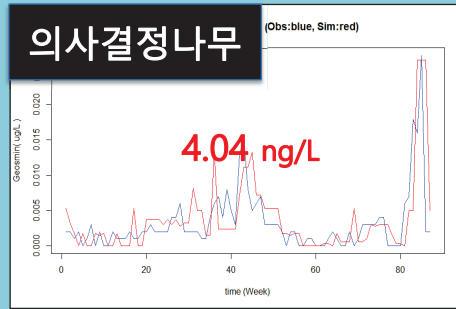
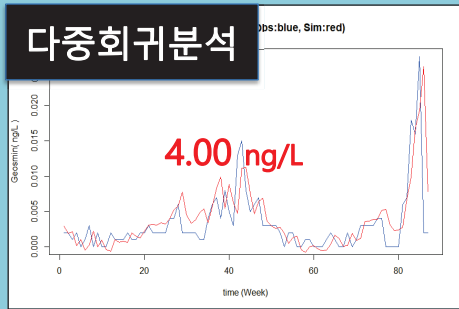
Pre-water

냄새물질 예측

단기 예측



5 분석기법별 비교



Pre-water

냄새물질
예측

망간
예측

RMSE

평균 제곱근 오차
숫자가 작을수록
모델 정확도 높음

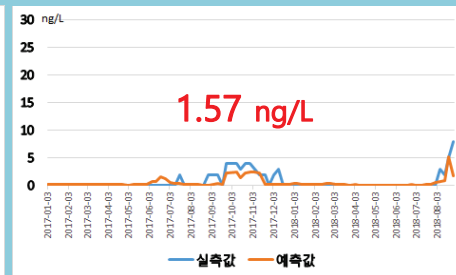
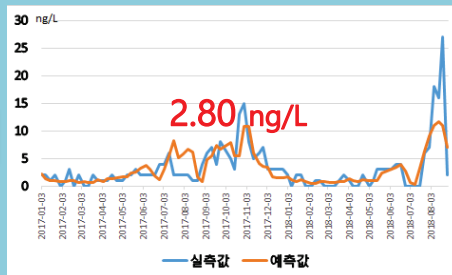


5 인공신경망 적용

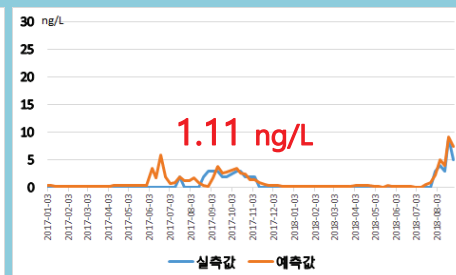
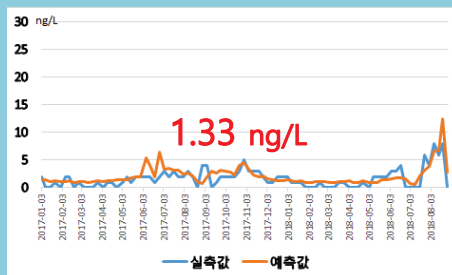
Geosmin

2-MIB

현도취수장



청주정수장



Pre-water

냄새물질
예측

망간
예측



6 정수장 원수 냄새물질 예측 결과

Pre-water

냄새물질
예측

망간
예측

실제 정수장에서 대응하기 적합한
범주 형태로 예측정보 제공 예정
예측정확도 90 % 이상

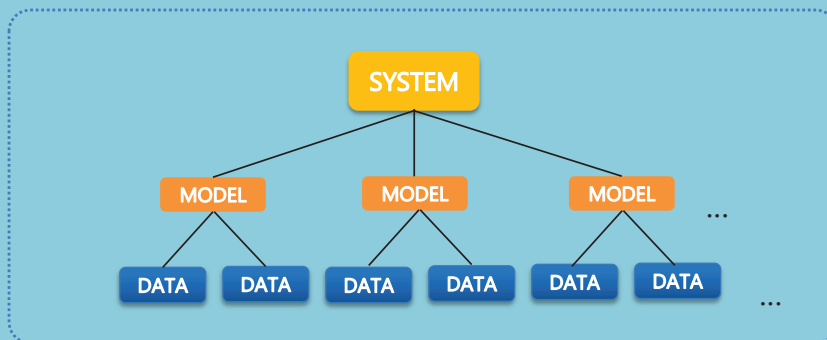


6 예측 데이터 활용 @ Pre-water

Pre-water

냄새물질
예측

망간
예측



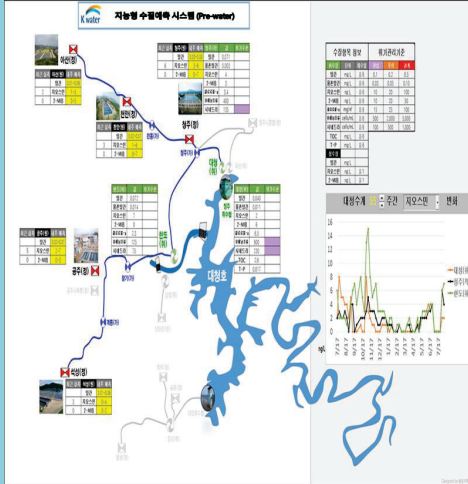
정확도 높은 예측 모델과 지속 생산되는 예측값도
결국 **현장과의 공유**를 통한 **실적용**이 핵심



지능형 수질예측 시스템
Pre-water



6 예측 데이터 활용 @ Pre-water



When 2018년 9월부터 운영 중
2017.7~18.8 시험운영

From K-water 충북지역협력단

To 대청수계 8개 정수장 수질 관리자



*(2019.6) 대청수계 정수장 지능형 수질관리를 위한 협약 체결

What 정기 수질 데이터 및 예측값 주 1회 공유
2018년 9월부터 머신러닝 예측값 적용

Why 데이터 기반 수질 예측 및 공유를 통한
과학적 물관리 및 정수시설 운영 효율화

Pre-water

냄새물질
예측

망간
예측



CONTENTS



0 Pre-view

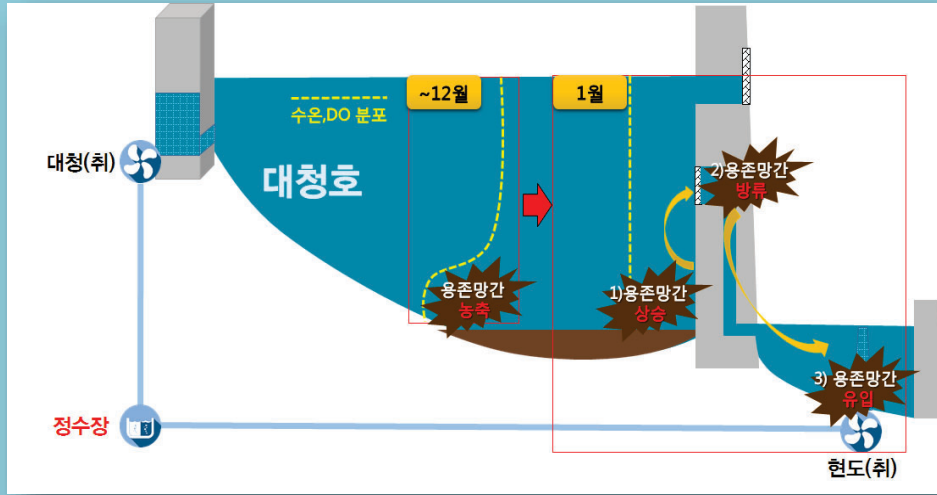
1 Pre-water

2 냄새물질 예측

3 망간 예측



상수원 망간 취수원 유입 과정



Pre-water

냄새물질
예측

망간
예측



상수원 망간 취수원 유입 과정

수심(m)	2019년 (수은)												2020년
	2월	3월	4월	5월	6월	7월	8월	9월	10월	11월	12월	1월	
0	5.6	7.5	11.7	21.1	24.4	27.3	29.7	26.6	22.1	16.6	11	8.7	8.7
5	5.6	6.8	10	18.5	22.3	26	29.4	26.4	20.9	16.7	11	8.5	8.5
10	5.6	6.5	8.9	10.1	15.4	19	24.6	26.1	20.9	16.7	11	8.4	8.4
15	5.5	6.2	8.1	8.1	8.6	11.7	19.4	23.8	20.5	16.7	11	8.4	8.4
20	5.5	5.8	6.5	6.8	7.4	8.4	10.7	17	19.5	16.7	10.9	7.9	7.9
25	5.5	4.9	5.8	6.1	6.4	6.7	8.2	9.8	18.9	16.7	10.7	7.9	7.9
30	5.5	4.8	5.3	5.8	6.1	6.3	7.1	7.7	16.5	16	10.6	7.9	7.9
35	5.5	4.7	5.2	5.6	5.9	6.1	6.5	7	9.2	9.4	9	7.7	7.7
40	5.4	4.7	5.2	5.6	5.8	6	6.3	6.7	7.6	7.6	7.4	7.6	7.6
45	5.4	4.7	5.2	5.6	5.8	6	6.2	6.5	7	7	7.1	7.7	7.7

취수위

Pre-water

냄새물질
예측

망간
예측

수심(m)	2019년 (총망간)												2020년
	2월	3월	4월	5월	6월	7월	8월	9월	10월	11월	12월	1월	
0	0.046	0.018	0.01	0.008	0	0.004	0.006	0.004	0.004	0.016	0.025	0.099	0.099
5	0.063	0.018	0.009	0.009	0.004	0.005	0	0.006	0.004	0.014	0.029	0.1	0.1
10	0.052	0.019	0.009	0.006	0.004	0.005	0.004	0.007	0.004	0.016	0.023	0.103	0.103
15	0.05	0.019	0.01	0.006	0.006	0.006	0.022	0.013	0.005	0.015	0.024	0.102	0.102
20	0.048	0.029	0.013	0.005	0.004	0.007	0.02	0.054	0.005	0.014	0.025	0.106	0.106
25	0.053	0.048	0.019	0.012	0.01	0.011	0.016	0.048	0.011	0.014	0.031	0.111	0.111
30	0.061	0.048	0.028	0.03	0.02	0.035	0.025	0.08	0.099	0.023	0.05	0.2	0.2
35	0.07	0.064	0.077	0.048	0.051	0.056	0.06	0.225	0.088	0.269	0.745	0.315	0.315
40	0.077	0.065	0.122	0.113	0.149	0.178	0.347	0.607	0.497	0.888	1.62	0.68	0.68
45	0.064	0.065	0.176	0.162	0.203	0.356	0.59	0.908	1.4	1.92	3.47	5.04	5.04

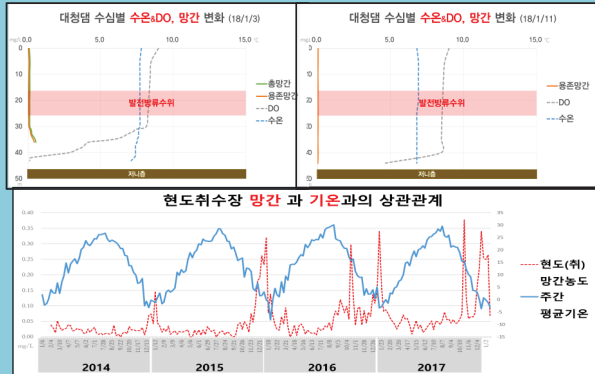
취수위

집중호우로 인한 탁수, 피산화 물질 유입
 > 심층 혐기화 > 퇴적물 용존망간 용출 활발

기온 하강으로 인한 전도현상으로 심층에
 농축된 용존망간 수체 전체로 확산



상수원 망간 취수원 유입 과정



- 1) 기온 등 기상데이터, 수심별 수온 · DO 등을 활용한 겨울철 취수장 고농도 망간 유입 타이밍 예측 (정성 예측) 적용 검토
 - 2) 추가 수질·수량 · 기상 데이터를 활용한 취수원 유입 망간 정량 예측모델 개발 완료
- K-water, 충북대 공동 연구

Pre-water

냄새물질 예측

망간 예측



자연적인 상수원 망간 발생을 사전 예측하여 선제적 정수공정 대응을 통해 수돗물 흑수현상 예방



현재 취수원 망간 농도 예측 문제점

기존 냄새물질 예측방법과 유사하게 '1주 후 총망간 농도' 예측모델 개발

활용자료 기존 냄새물질 예측을 위한 활용 데이터와 큰 차이 없음

분류	데이터	항목	시간 해상도	출처
수질(X1)	① 취수장 수질	망간, 용존망간 등 13항목	주단위	충북지역협력단
	② 대청호 수질	수온, DO, 탁도 등	실시간	WQE
	④ 망간·냄새물질	대청호 수심별 망간 등	필요시	충북지역협력단
		정수장 원정수 망간	주단위	WQE
수량(X2)	⑤ 성층·전도현상	수심별 수온, DO 등	실시간	HDAPS(계측)
	⑥ 강수량, 일사량	강수량, 일사량, 기상예보	필요시	물관리단(실측)
	⑦ 저수위, 방류량	저수위, 발전방류량 등	일단위	WRO, 기상청
예측수질(Y)	⑩ 취수원 1주 후 총망간 농도	①~⑨ 종합적으로 고려하여 원수 망간 예측	주단위	충북지역협력단

Pre-water

냄새물질 예측

망간 예측

예측방법 Time Lag를 조정하여 t+7일 데이터를 출력변수로 하는 함수 구성
→ ANN, 랜덤포레스트, LSTM 등 8개 기법으로 1주 후 총망간 농도 예측

예측결과 예측정확도 70% 이하, 고농도 시기 정확도 확연히 감소



현재 취수원 망간 농도 예측 문제점

기존 '1주 후 총망간 농도' 을 '일일 전도시기 예측'으로 전환 중

Pre-water

냄새물질 예측

망간 예측

문제점1) 1주 후 동절기 대청호 취수원 망간은 일시에 상승하여 수일 내 낮아지기 때문에(통상 10일 이내 정상화) 주간단위 예측은 효율성이 떨어짐

→ 현안시기(12~1월) 대상 **일일 예측모델 구축** 필요

문제점2) 총망간 총망간의 경우 동절기 전도현상뿐 아니라, 집중호우, 방류량 증가 등 변화요인이 다양하고, 입자성 망간 처리율이 높기 때문에 효율성 떨어짐

→ '총망간' 보다는 별도의 추가공정으로 처리해야 하는 **용존망간 예측** 필요

문제점3) 농도 예측 망간예측의 핵심은 '전도현상' 으로 정확한 농도 예측을 위해서는 수심별 데이터 축적이 필수적이거나 대청수계에서는 현재 계속 불가

→ 수량,기상 자료를 활용한 **정성예측(전도시기 예측)**이 현실적이며, 농도예측을 위해서는 **수심별 데이터 정기적 축적** 필요



향후 계획

일간단위 전도시기 예측모델 개발.적용 후, 용존망간 농도예측 모델 개발 검토

Pre-water

냄새물질 예측

망간 예측

과거추세 최근 대청호 동절기 망간발생 데이터를 통해 다음과 같은 전제 도출

① 심층 수질이 발전방류층 수질에 영향을 주는 전도 시기는 **이전 3개월 평균 기온**과 높은 상관성을 보임

연도	평균기온(℃, 대전)				수온 (℃, 1월 기준)		심층 망간영향 전도시기
	10월 (이전 해)	11월 (이전 해)	12월 (이전 해)	3개월 평균	대청댐앞 수심10m 지점	공주(정) 원수	
2017	15.7	7.2	2.5	8.5	8.7	8.9	01월 14일
2018	15.4	6.4	-0.4	7.1	7.3	7.6	01월 02일
2019	13.0	8.0	0.6	7.2	7.8	7.8	01월 06일
2020	16.2	8.7	2.6	9.2	9.1	9.1	01월 21일

② 댐 저수량이 많을수록 취수원 용존망간 농도는 감소 경향

③ 전도 발생 시점에 다다랐을 때, 기온이 급격하게 떨어지면 심층 망간이 일시에 취수원에 유입되며, 기온에 큰 변화가 없거나 상승하면 취수원에 유입되는 용존망간 농도는 서서히 상승

전도예측 중기예측(S2S, 2주~2개월)과 일일예측으로 나눠서 전도 예측모델 개발(~7월)

중기예측 12월 초 즈음, 저수위와 이전 기상데이터를 활용하여 '전도시기 중기예측'

일일예측 12~1월 수량,기상 데이터를 활용하여 '예측 전도시기 ' 일일 보정



향후 계획

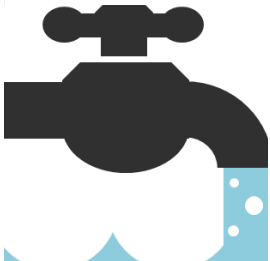
$$Q=C*M*\Delta T$$

	Y 전도날짜	X1 저수위 10~12월 평균저수위	X2 기온 10~12월 평균기온	강수량	기상 예측값...
	현장 판단	WRO	기상자료개방포털(과거자료)		통합물관리처 APCC 등
16-17	1월 14일(45)	72.3	8.5
17-18	1월 2일(32)	73.5	7.1
18-19	1월 6일(37)	74.1	8.5
19-20	1월 21일(52)	73.6	7.1
20-21	?	!	!		

Pre-water

냄새물질
예측

망간
예측



2020 기후예측 워크숍

감사합니다~



Q&A >> 이종수 과장

aimar04@kwater.or.kr

12

기후 변화와 항공 분야간 양방향 상호작용

김정훈 교수 (서울대학교 지구환경과학부)



Two-Way Interaction between Climate Change and Aviation

Prof. Jung-Hoon Kim

*School of Earth and Environmental Sciences (SEES)
Seoul National University (SNU)
Seoul, Korea*

Oct 30 – Nov 1, 2019, S9, 2019 KMS Fall meeting, Gyeongju, South Korea



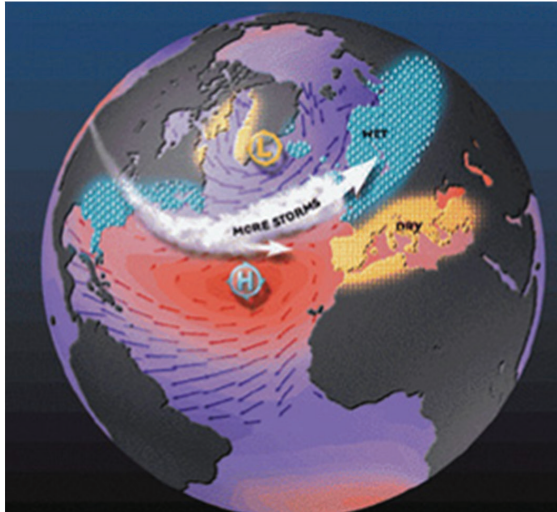
Contents

- » **1. Impact of Large-Scale Variabilities to Flight Routes**
 - » Variations of **jet stream** in extreme NAO and ENSO phases
 - » Variations of **Flight times** in extreme NAO and ENSO phases
 - » Estimation of **Aircraft Emissions** in extreme NAO and ENSO phases
- » **2. Impact of Aviation (Contrail) to Climate**
 - » Formation of **Contrail** and **Radiative Forcing (RF)**
 - » Estimation of **RF** using aircraft data in US
- » **3. Summary and Future Plans**

Impact of Large-Scale Variabilities to Flights

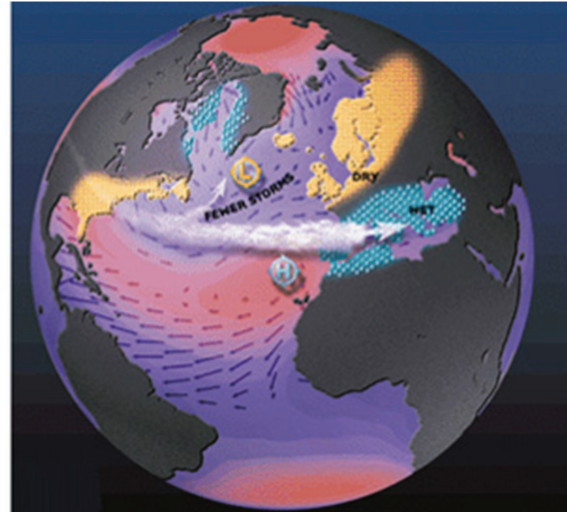
North Atlantic Oscillation (NAO)

+NAO



DJF88-89, DJF94-95, and DJF15-16

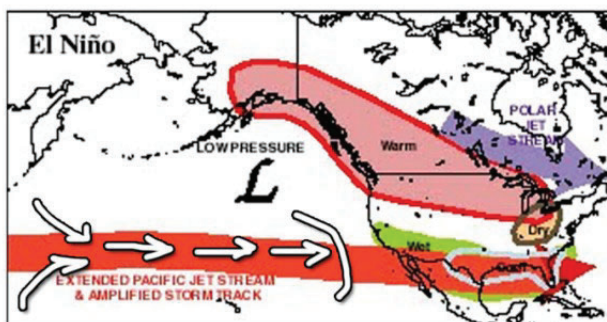
-NAO



DJF09-10, DJF95-96, and DJF10-11

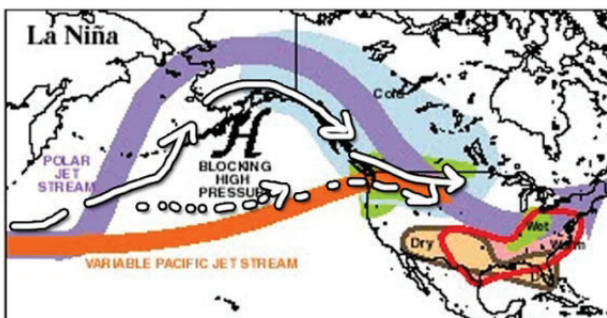
Impact of Large-Scale Variabilities to Flights

El Niño Southern Oscillation (ENSO)



+ENSO (El Niño)

DJF15-16, DJF82-83, and DJF97-98

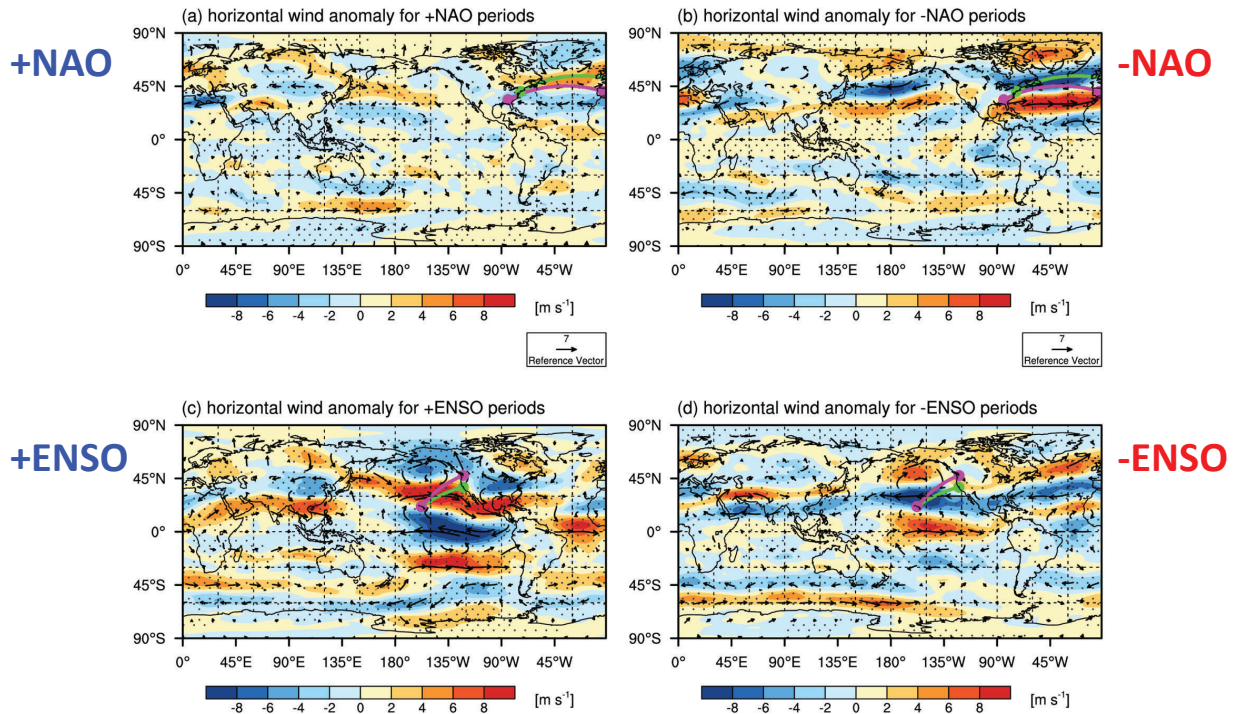


-ENSO (La Niña)

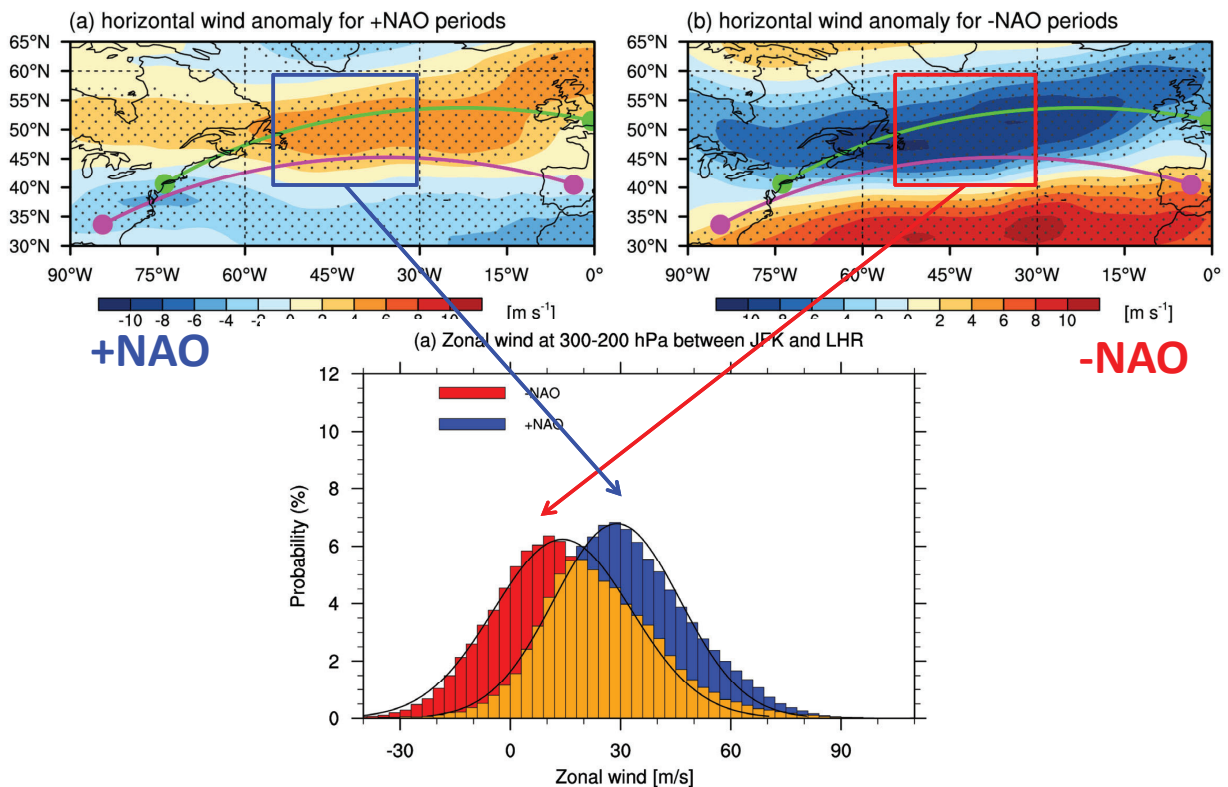
DJF88-89, DJF07-08, and DJF99-00

Impact of Large-Scale Variabilities to Flights

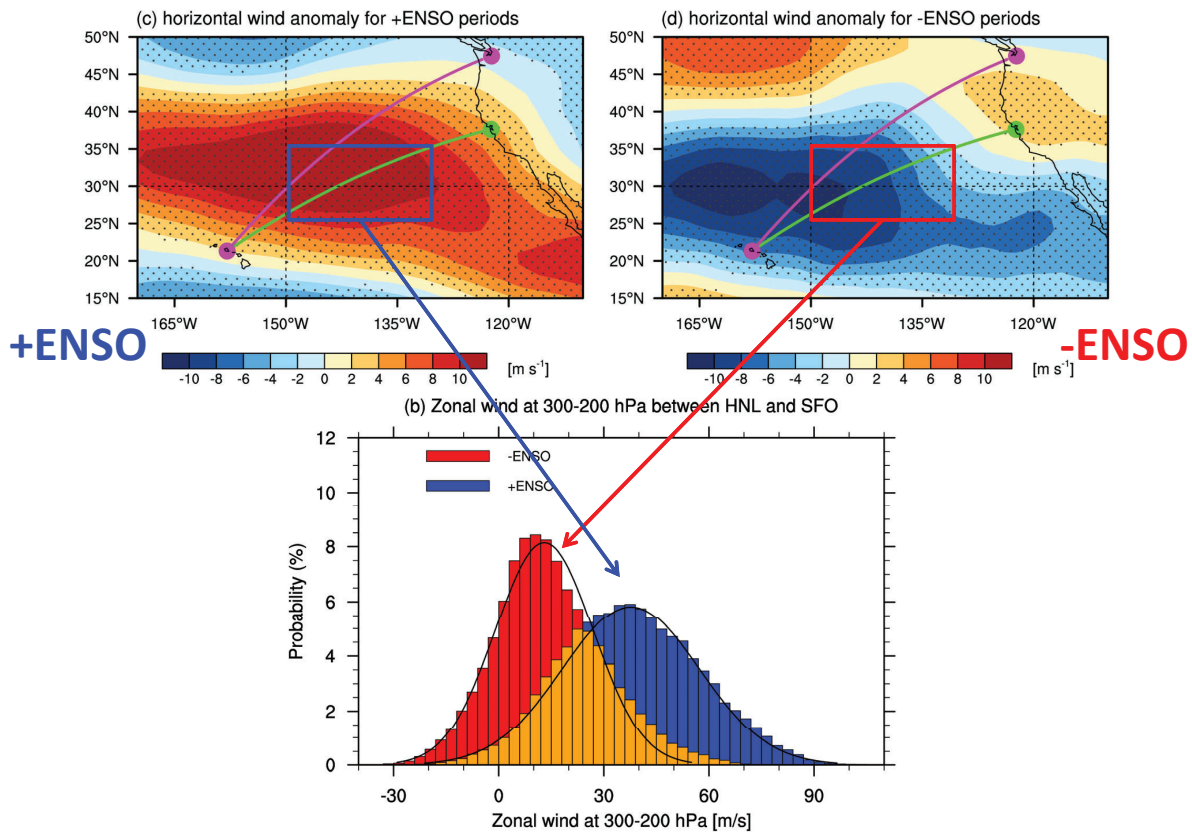
Wind anomaly for NAO and ENSO



Histograms of zonal winds with NAO



Histograms of zonal winds with ENSO



Flight trajectory models

$$\frac{d\phi(t)}{dt} = \frac{V_a \cos\psi(t) + U(\phi, \theta, z)}{R \cos\theta(t)},$$

$$\frac{d\theta(t)}{dt} = \frac{V_a \sin\psi(t) + V(\phi, \theta, z)}{R},$$

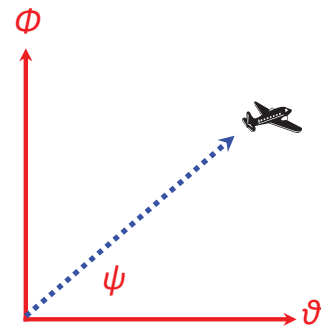
- **GCR (Great-Circle Route with winds)**
Great circle heading angle
from each way point to destination.

- **WOR (Wind-Optimal Route)**

$$\frac{d\psi(t)}{dt} = -\frac{F_{wind}(t)}{R \cos\theta(t)}.$$

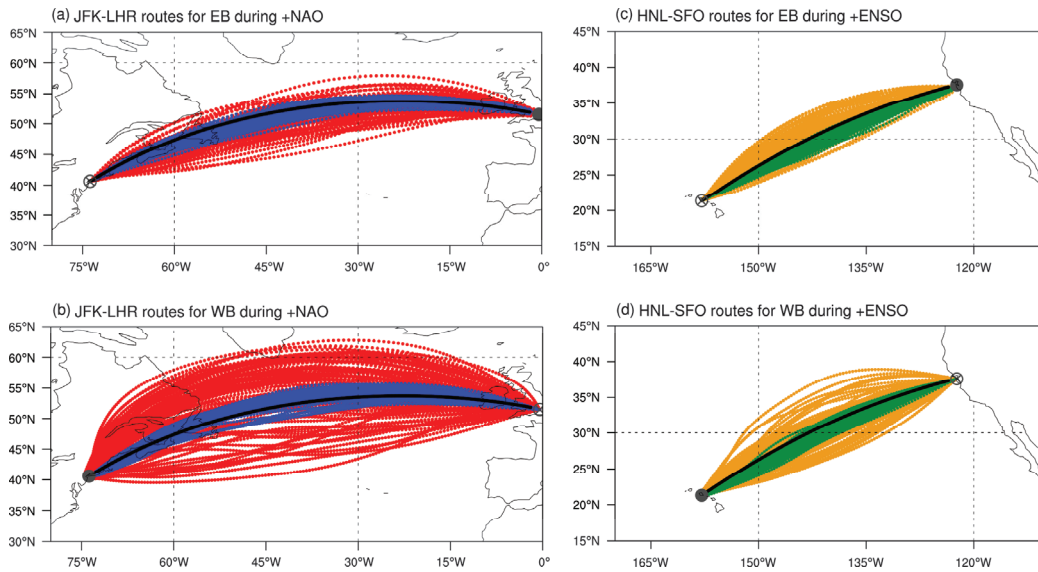
<Explicit Forward Euler method>

$$y(t+1) = y(t) + \Delta t \{dy(t)/dt\}, \text{ where } y = \phi, \vartheta, \text{ and } \psi.$$



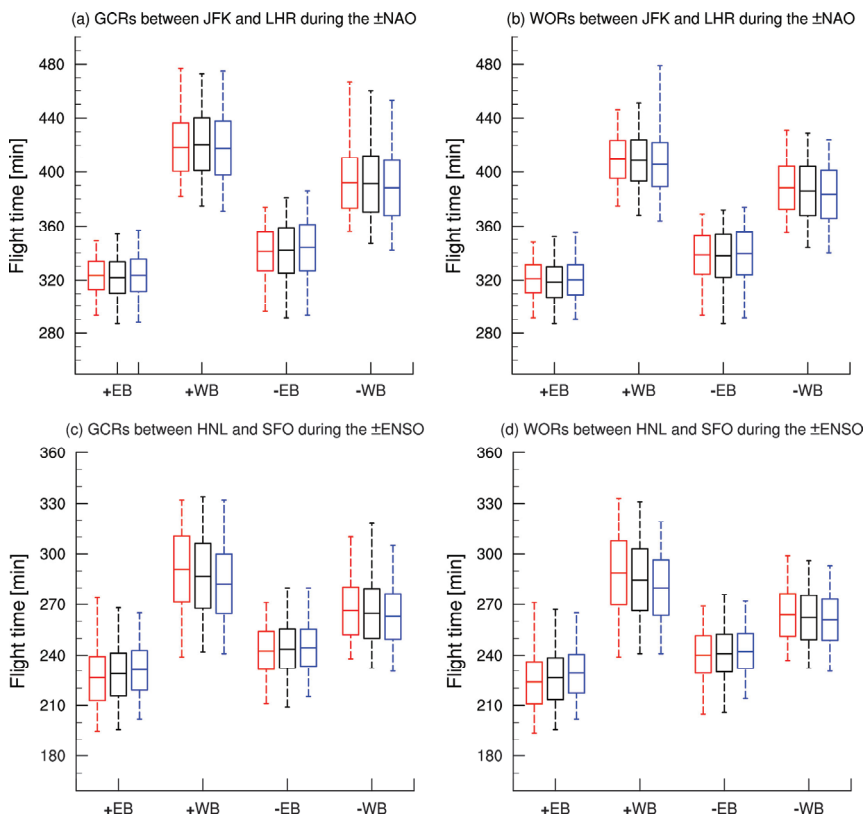
Kim et al. (2015; 2016),
Sridhar et al. (2011),
and Williams (2016)

Daily GCRs and WORs for +NAO and +ENSO



- **North Atlantic:** EB (top) and WB (bottom) GCRs (blue) and WORs (red)
GCRs (blue): stick with GC, WORs (red): wide.
- **Eastern Pacific:** EB (top) and WB (bottom) GCRs (green) and WORs (yellow):
GCRs (green): stick with GC, WORs (yellow): wide.

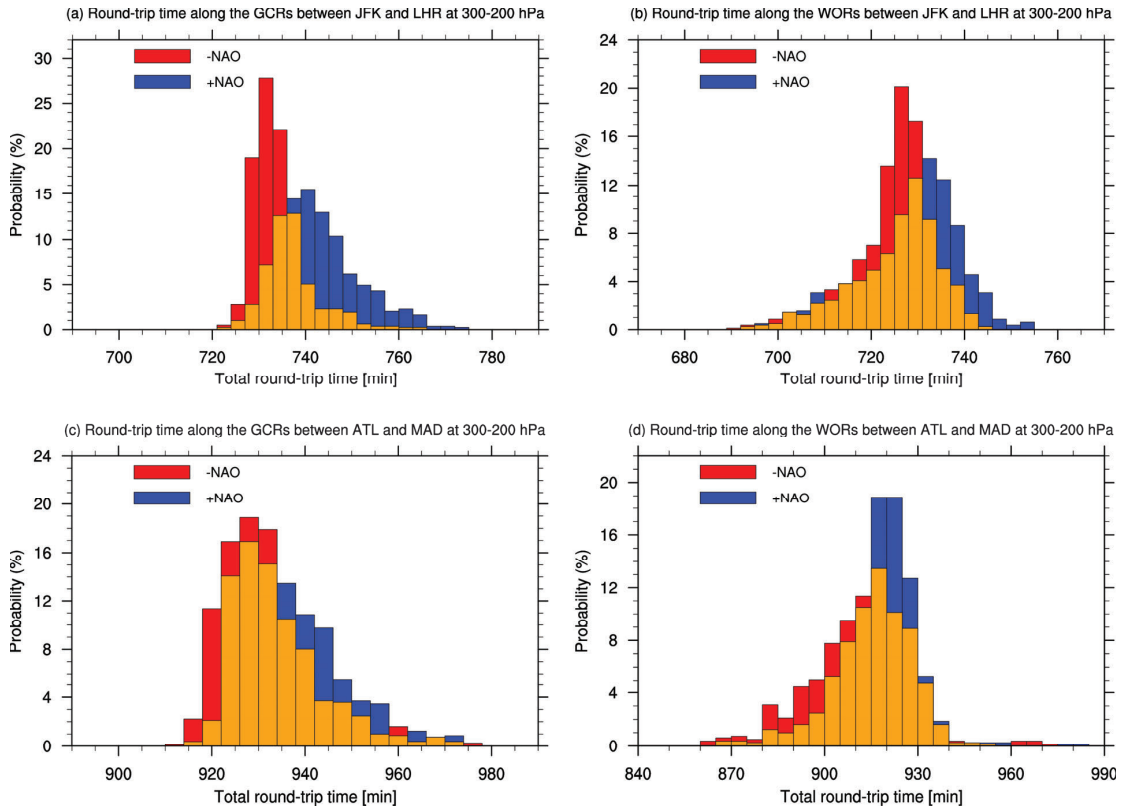
Eastbound and westbound flight times



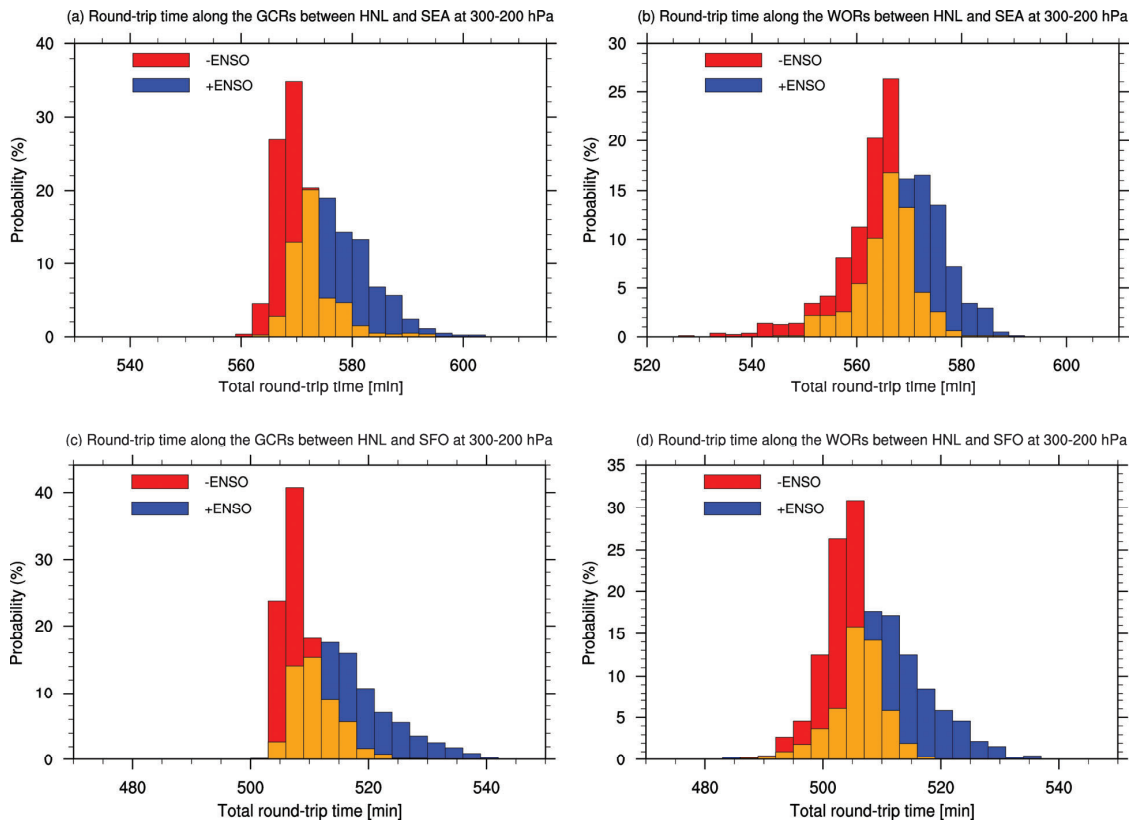
- Box plots of the minimum, maximum, mean, and \pm SD of the flight times along the GCRs (left) and WORs (right) for EB and WB during \pm NAO (top) and \pm ENSO (bottom) at 200, 250, and 300 hPa levels.

- 1) WBs takes longer than EBs.
- 2) WBs in +NAO and +ENSO is taking longer than those in -NAO and -ENSO periods.
- 3) No significant dependency in different cruising levels.

Histograms of daily round-trip flight time in the North Atlantic region



Histograms of daily round-trip flight time in the Eastern Pacific region



Extrapolation of **delays** of round-trip flight time to overall air traffic

✓ Averaged daily round-trip time in the North Atlantic Ocean:

JFK – LHR:

Round trip takes 5.09~7.87-minutes longer in +NAO than in -NAO.

ATL – MAD:

Round trip takes 4.24~9.35-minutes longer in +NAO than in -NAO.

** Extrapolate this to overall air traffic for winter season (3-months):
[300 round trips/day (data from Irvine et al. 2016, and Williams 2016),
1 gal/sec, 3 USD/gal, and 9.6 kg CO₂ /gal].

= 1,908 ~ 4,207 extra hours in +NAO winter period.

= 6.9 ~ 15 million gallons of fuels more in +NAO winter period.

= 21 ~ 45 million USD more in +NAO winter period.

= 66 ~ 144 million CO₂ emissions more in +NAO winter period.

Extrapolation of **delays** of round-trip flight time to overall air traffic

✓ Averaged daily round-trip time in the Eastern Pacific Ocean:

HNL – SEA:

Round trip takes 5.92~6.7-minutes longer in +ENSO than in -ENSO.

HNL – SFO:

Round trip takes 6.51~8.73-minutes longer in +ENSO than in -ENSO.

** Extrapolate this to overall air traffic for winter season (3-months):
[100 round trips/day (data from the <http://www.transtats.bts.gov>),
1 gal/sec, 3 USD/gal, and 9.6 kg CO₂ /gal].

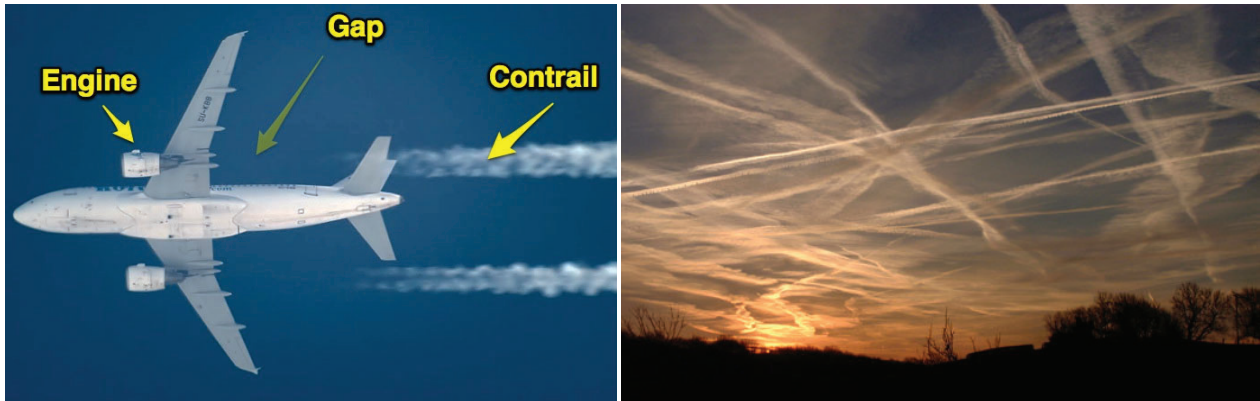
= 888 ~ 1,309 extra hours in +ENSO winter period.

= 3.2 ~ 4.7 million gallons of fuels more in +ENSO winter period.

= 9.6 ~ 14 million USD more in +ENSO winter period.

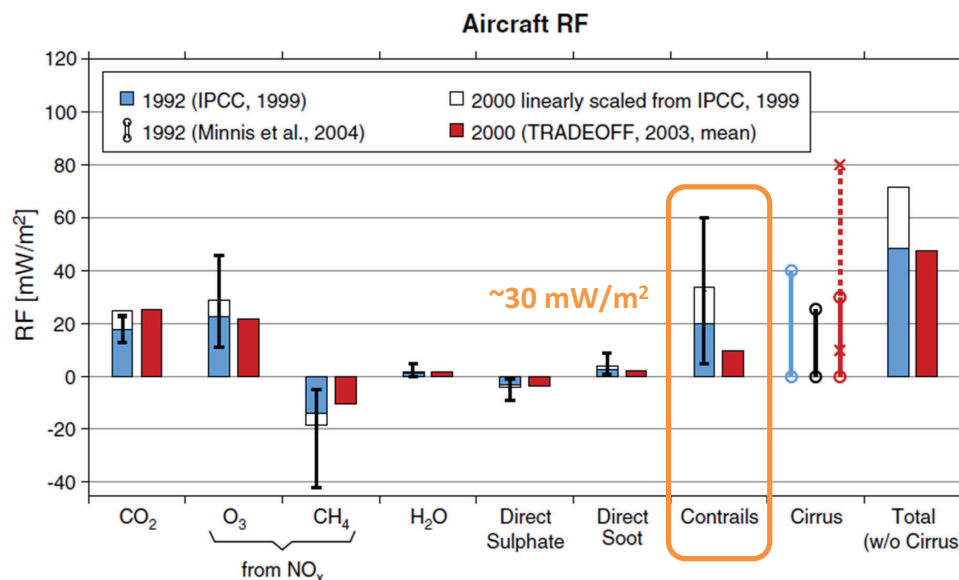
= 31 ~ 45 million CO₂ emissions more in +ENSO winter period.

What is the contrail ?



- Water vapor frozen on aerosols from the exhaust of engine
- Saturation and condensation, vortex downwash, and freezing
- Depending upon ambient atmospheric conditions
- Reflecting (trapping) shortwave (longwave) radiation

Motivation

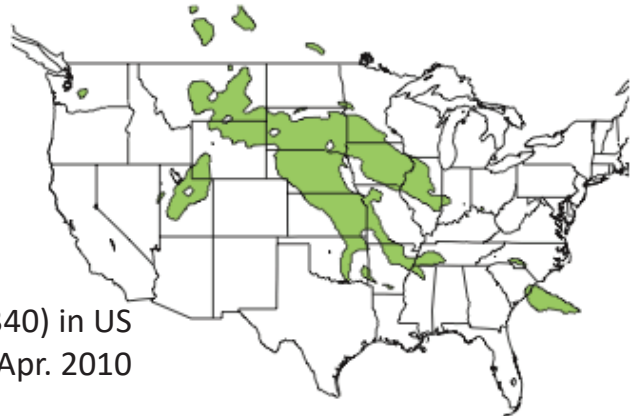


Sausen et al. (2000)

- Provide detailed RF values as a function of time during a day.
- Conduct RF study using actual aircraft data over the USA.

Formation of Contrail and its properties

- $RH > r_{contr}$ & $T < T_{contr}$
(Schmidt-Appleman Criterion)
- $RH_i > 0.7$
(Ice Super Saturation Region)



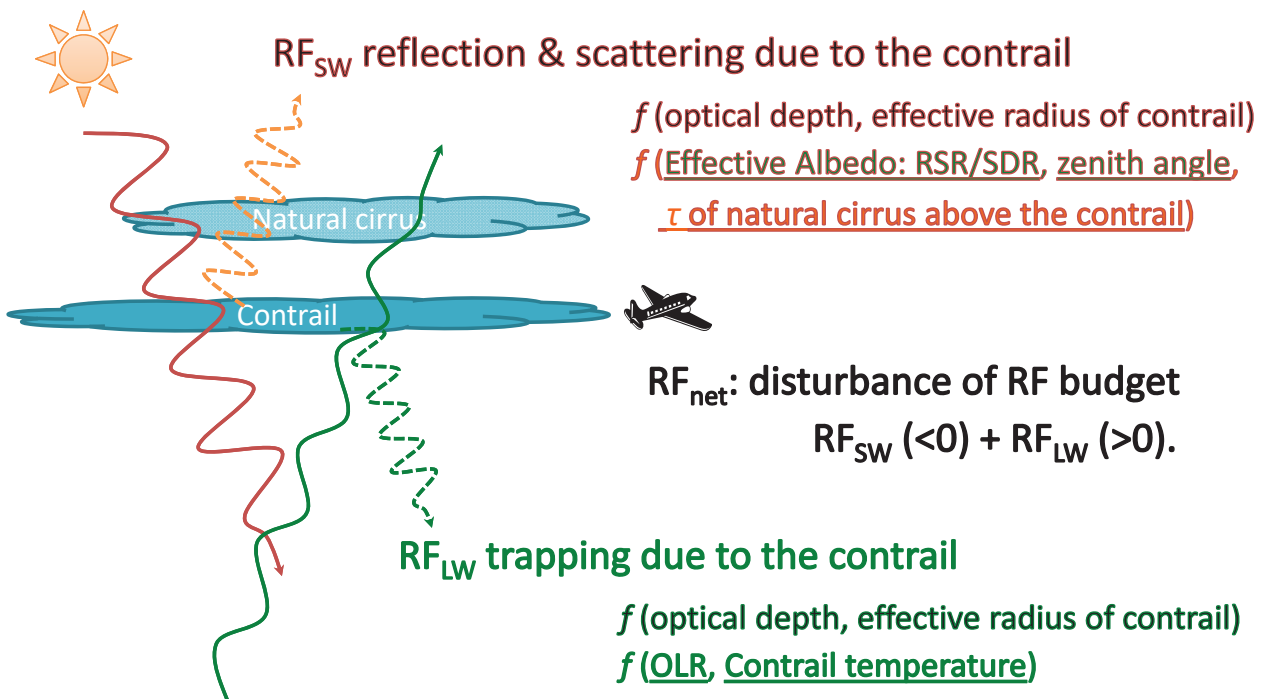
SAC+ISSR (green) at 34000 ft (FL340) in US
at 13 UTC 23 Apr. 2010

- Ice Water Content for contrail (Schumann 2012)

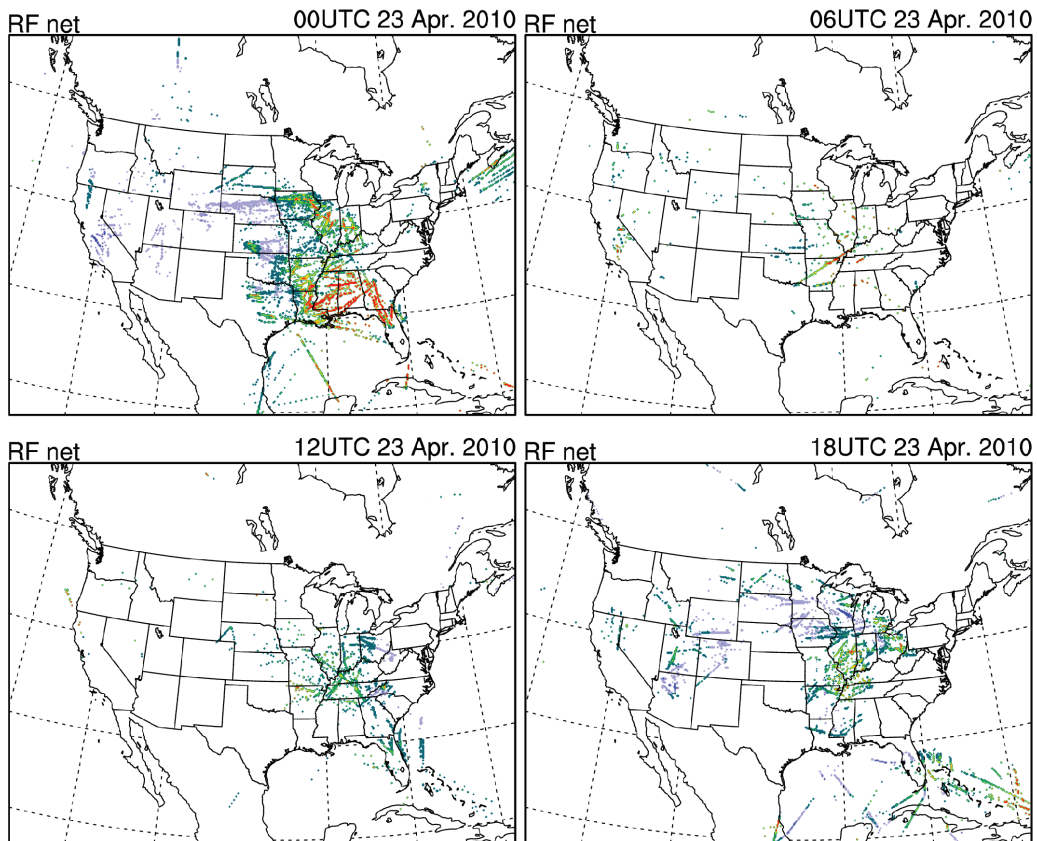
$$IWC_C = \exp(6.97 + 0.103 T)$$

- **Effective radius (e_{ff}):** As a function of T and IWC_C (Sun 2001)
- **Optical depth (τ):** As a function of e_{ff} and IWC_C (Sun and Rikus 1999).

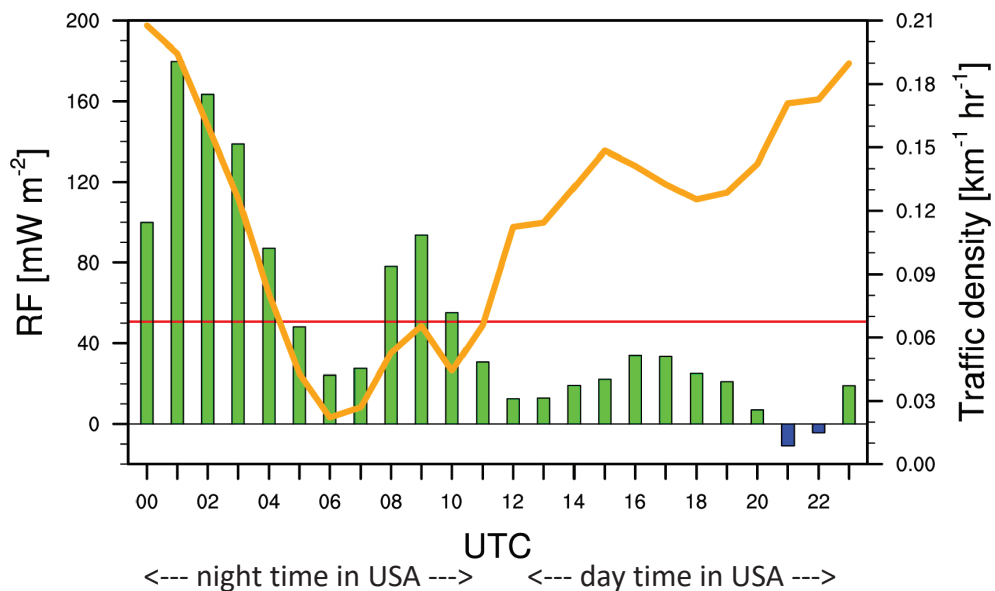
Radiative Forcing at Top of the Atmosphere by Schumann et al. (2012)



Estimation of contrail RF over USA



Estimation of contrail RF over USA



- Contrail RF net is the maximum around late evening.
- Daytime: Cooling (shortwave) and warming (longwave) cancel out.
- Mean: **50.73 mW/m²**. (Night: **85.54 mW/m²**; Day: **15.92 mW/m²**)



Summary and Future Plans

- Stronger (weaker) jets are found over the East Pacific Ocean and North Atlantic Ocean during +ENSO and +NAO (–ENSO and –NAO) phases.
- Averaged round-trip flight time is longer in +ENSO and +NAO than –ENSO and –NAO → Extra fuel → Extra costs → Extra CO₂ emissions in +ENSO and +NAO.
- Contrail is formed in SAC+ISSR area.
- In a case for US, night time RF is large, daytime effect is small.

- **Impact of other climate variabilities (e.g., MJO, AO, PNA, EAWM, and so on) for several other major flight routes**
- **Other emissions like NO_x, O₃, Water vapor, and Contrails**
- **Using the future climate scenarios in the CMIP6 models**
- **Other applications (Turbulence, Icing, Convection, Temperature, Fog, and so on) for aviation**



Thank you for your attention !

Jung-Hoon Kim
Seoul National University

jhkim99@snu.ac.kr
<http://faa.snu.ac.kr>

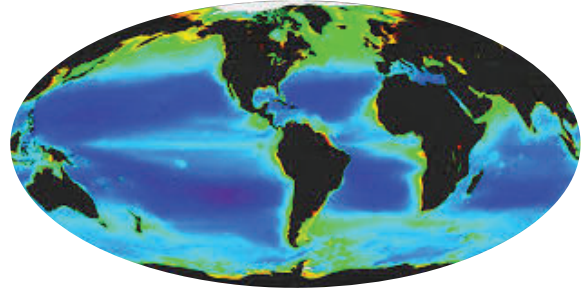
13

지구시스템모델(ESM)을 이용한 해양 생태 예측 및 해양 자원 관리에의 활용 방안

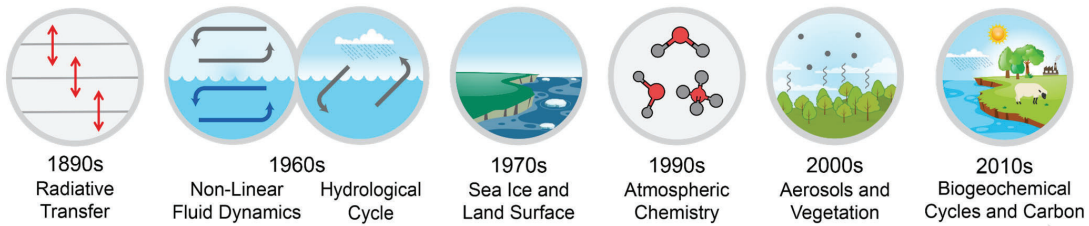
박종연 교수 (전북대학교 지구환경과학과)

지구시스템모델을 이용한 해양 생태 예측 및 해양 자원 관리에의 활용 방안

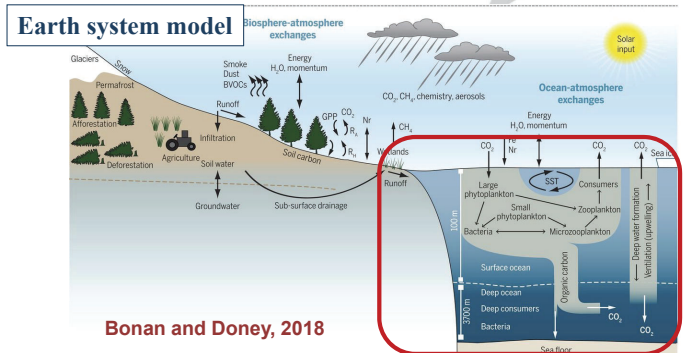
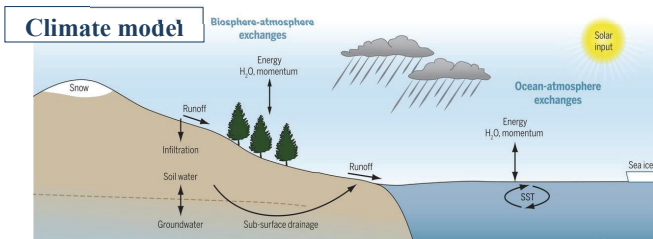
박종연
전북대학교 지구환경과학과



Earth system model (ESM)



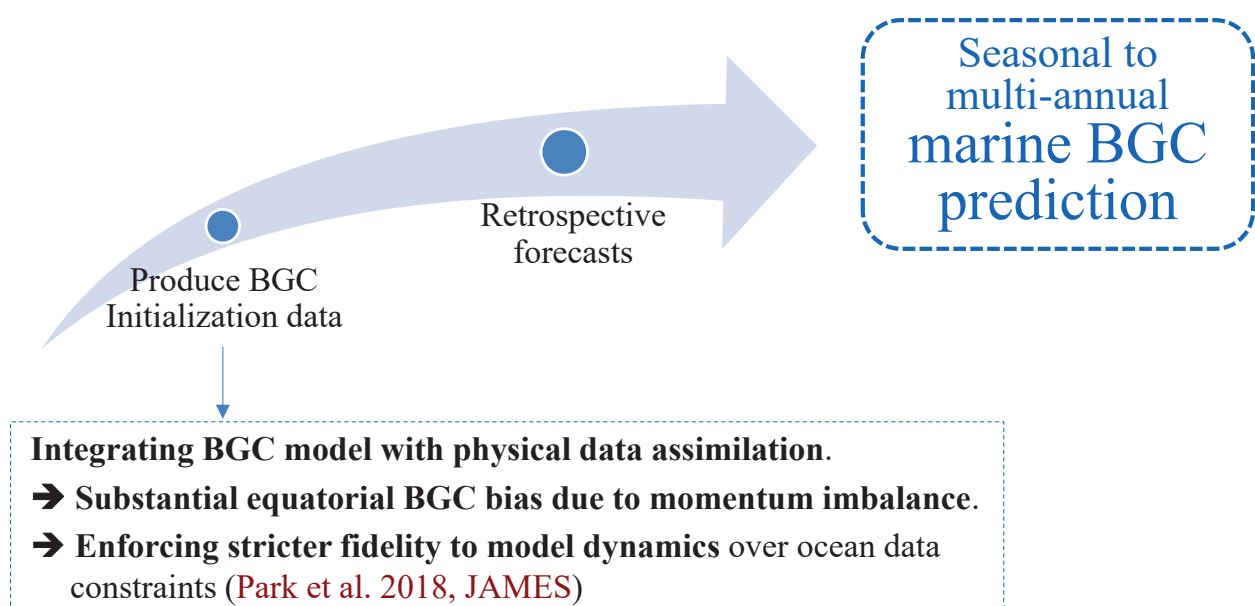
Energy Balance Models Atmosphere-Ocean General Circulation Models Earth System Models



1. Marine biogeochemistry prediction

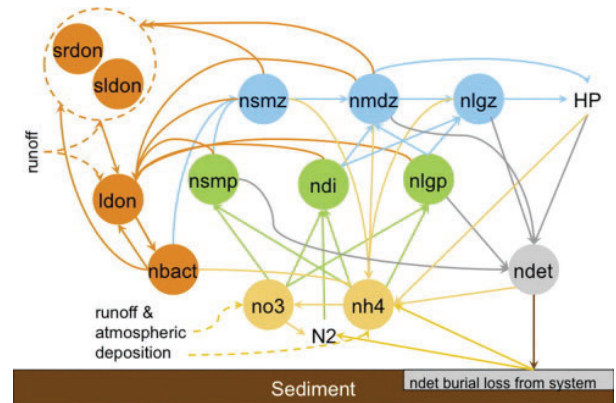
2. Application to fish catch prediction

Toward marine biogeochemistry (BGC) prediction



Marine biogeochemistry model of GFDL-ESM2

- COBALT
 - : The Carbon, Ocean Biogeochemistry and Lower Trophics planktonic ecosystem model
- 33 tracers (3 phytoplankton groups, 3 zooplankton groups, free-living bacteria, organic matter, C, N, P, Si,)
- Light, temperature, nutrient limitations
- Coupled with physical ocean model (MOM4, 1deg resolution)



Stock et al. 2014

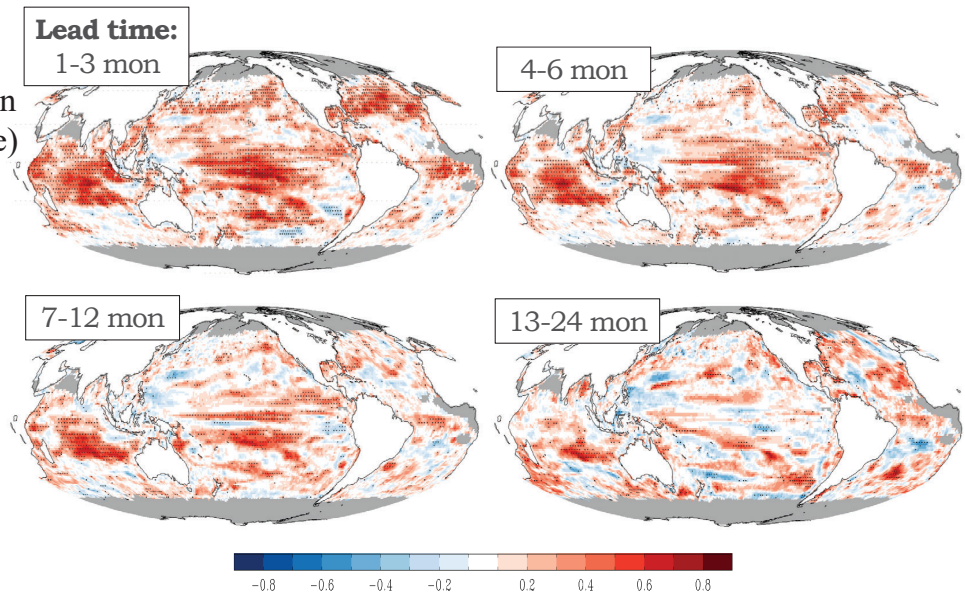
Retrospective prediction



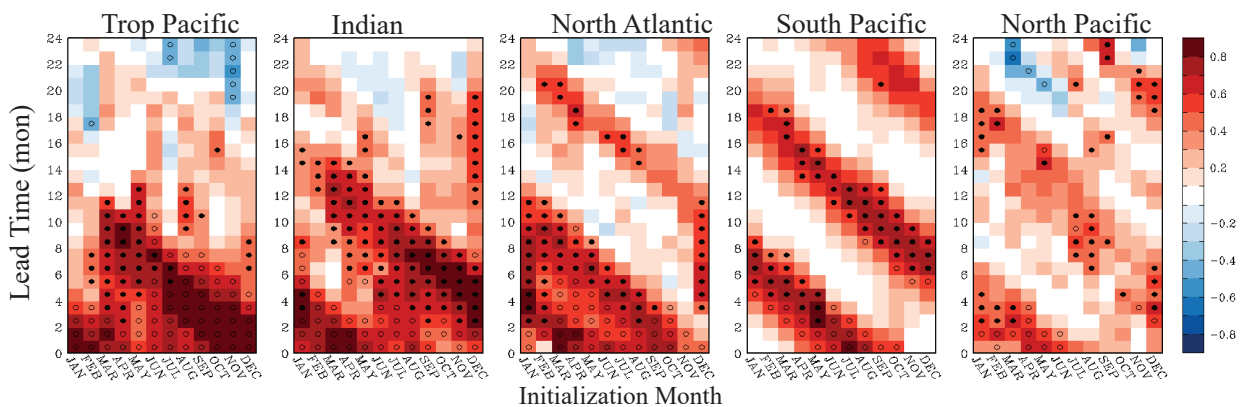
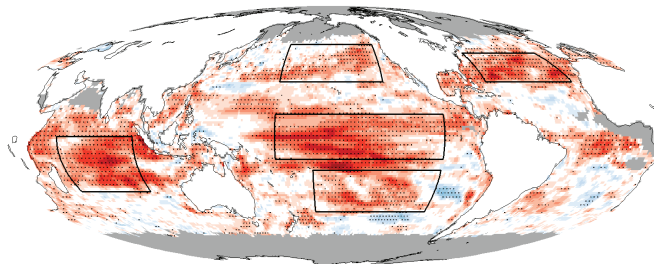
- ✓ Targeting seasonal-to-multi-annual prediction
- ✓ 2-yr-long, 12-ensemble prediction run started every months
- ✓ Prediction skill assessment
 - : Anomaly Correlation Coeff. (ACC)
 - : Lead-time-dependent monthly-mean drift removed

BGC prediction skill (global)

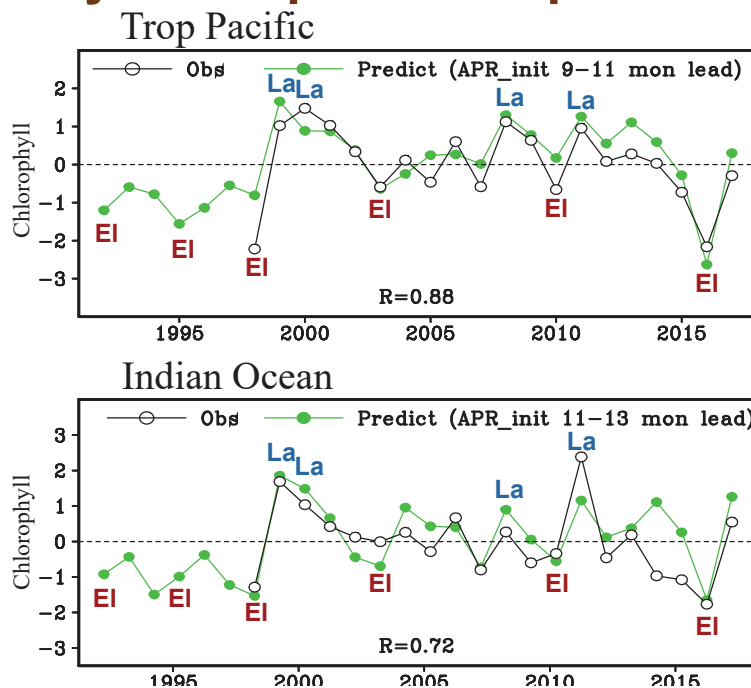
✓ Chlorophyll anomaly correlation (Model vs. Satellite)



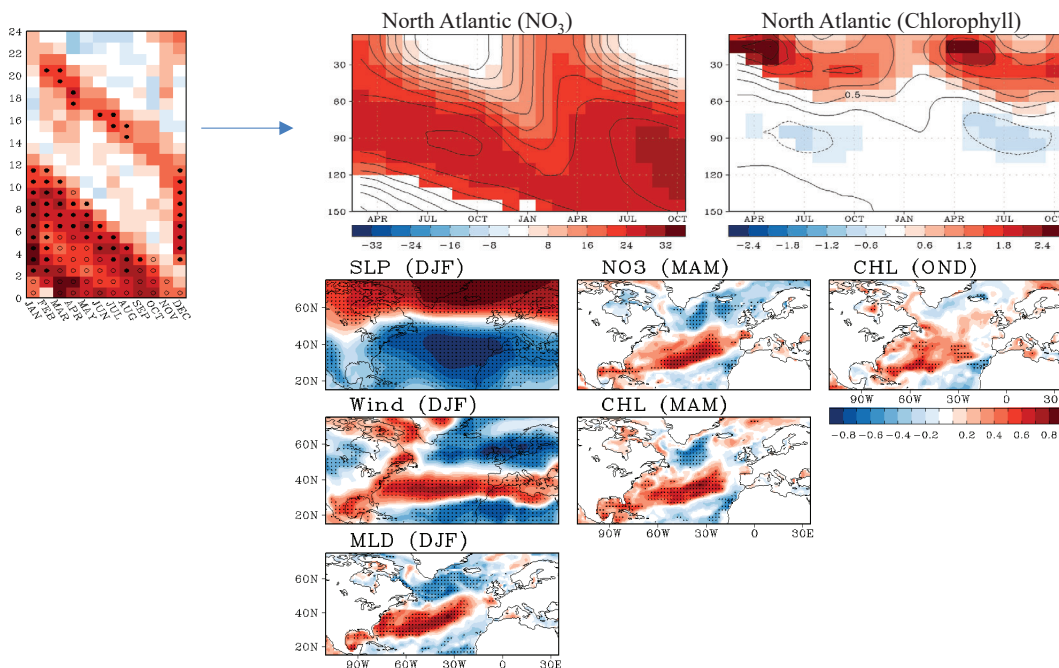
BGC prediction skill (regional)



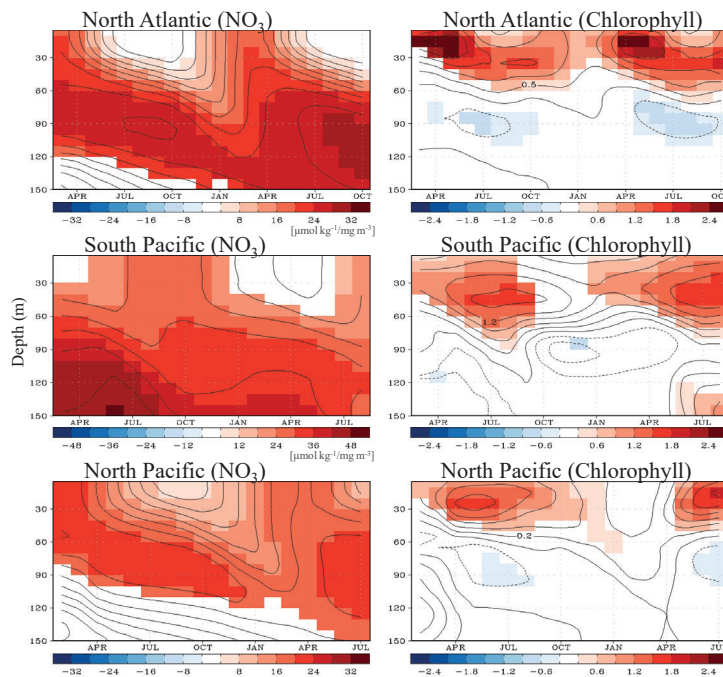
ENSO, a key for tropical CHL prediction skill



Reemergence of subsurface BGC anomalies



Reemergence of subsurface BGC anomalies



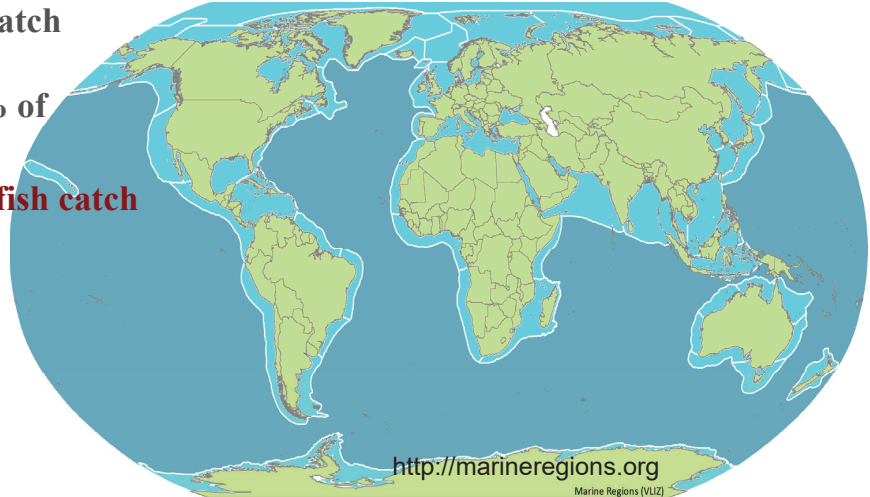
1. Marine biogeochemistry prediction

2. Application to fish catch prediction

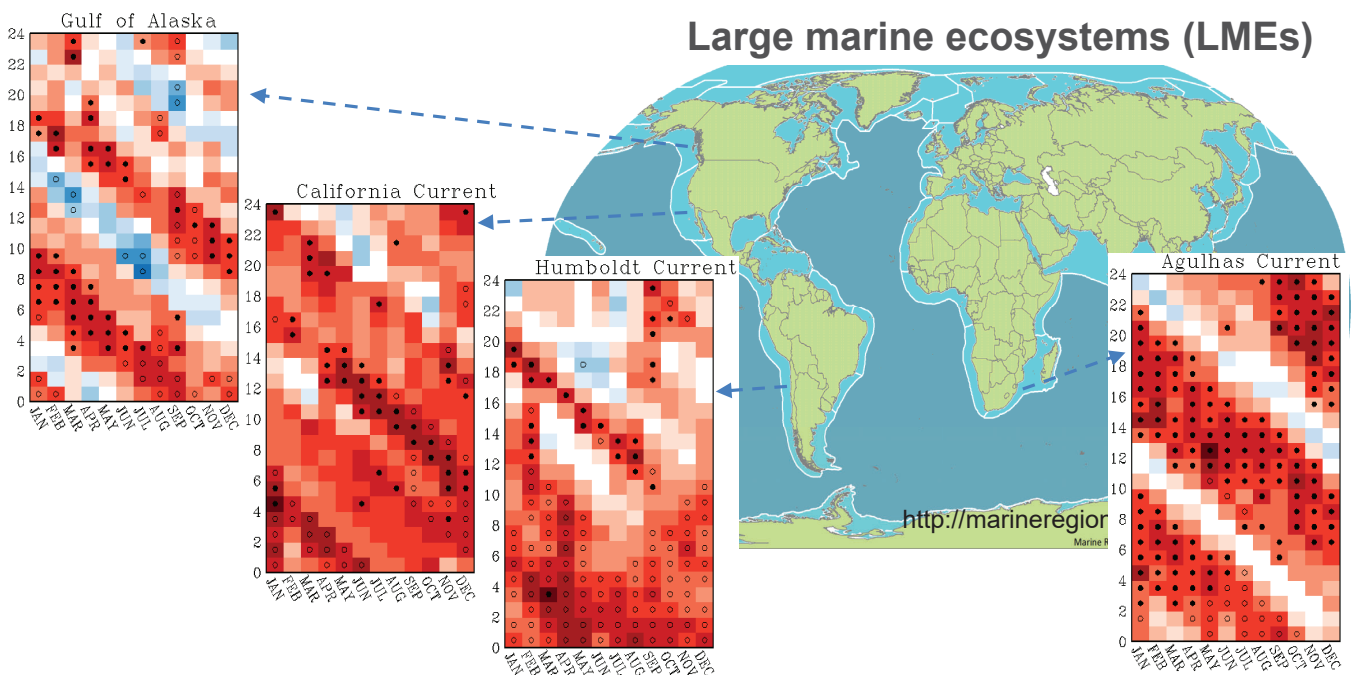
Potential utility for marine resources (fisheries)

Large marine ecosystems (LMEs)

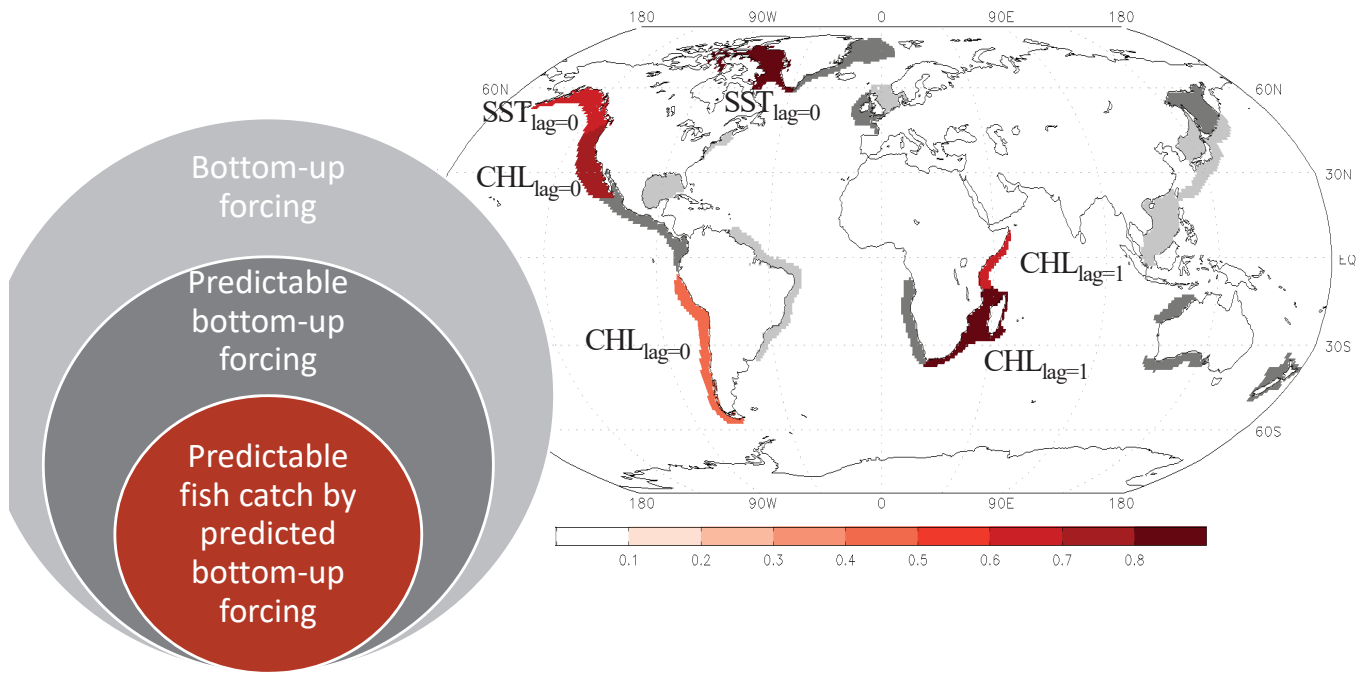
- ✓ Reported annual fish catch data in LMEs
- ✓ LMEs account for 95% of global fish catch
- ✓ **Bottom-up forcing for fish catch**
: SST, CHL



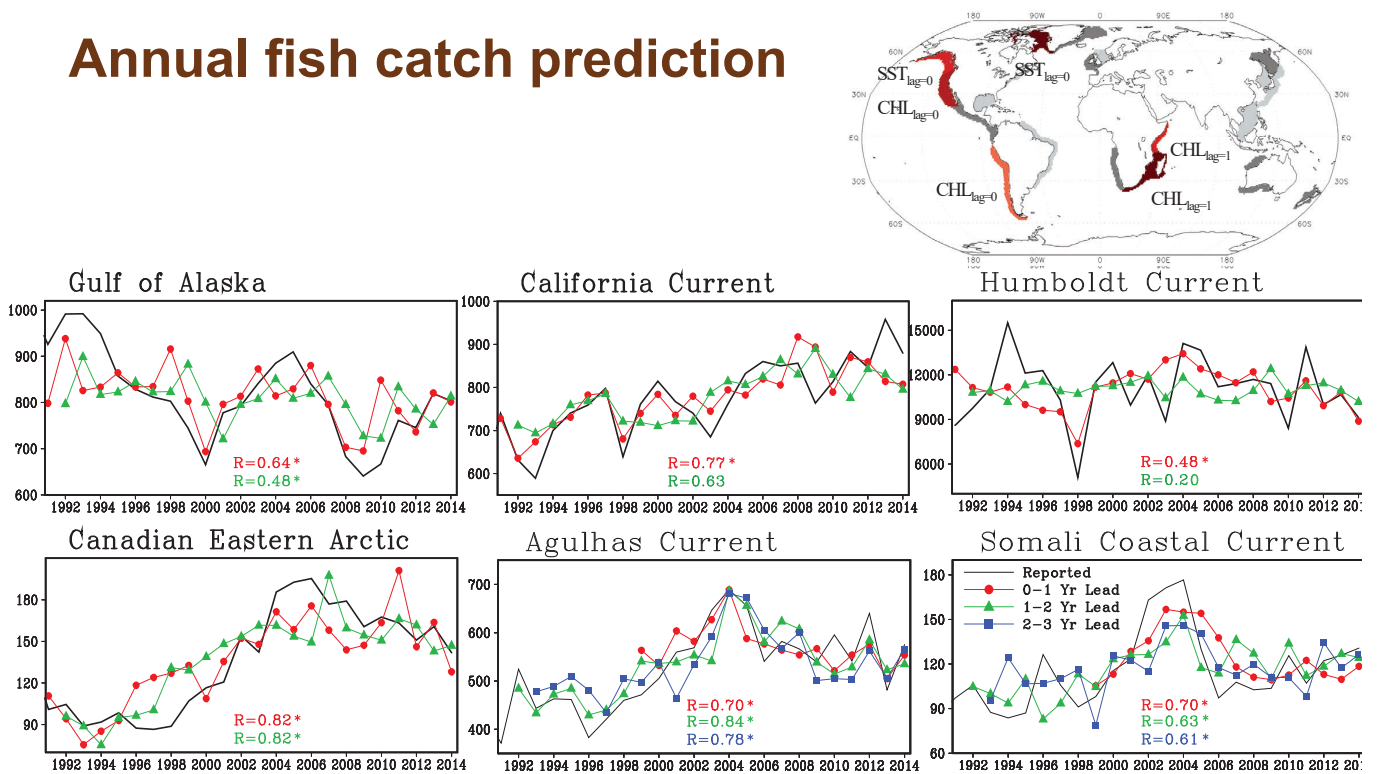
BGC prediction skill (Coastal)



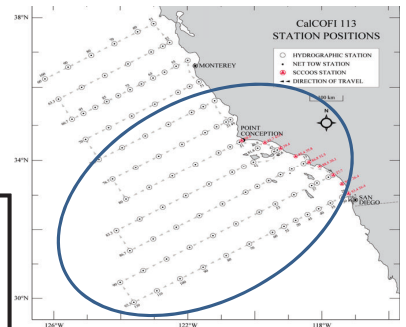
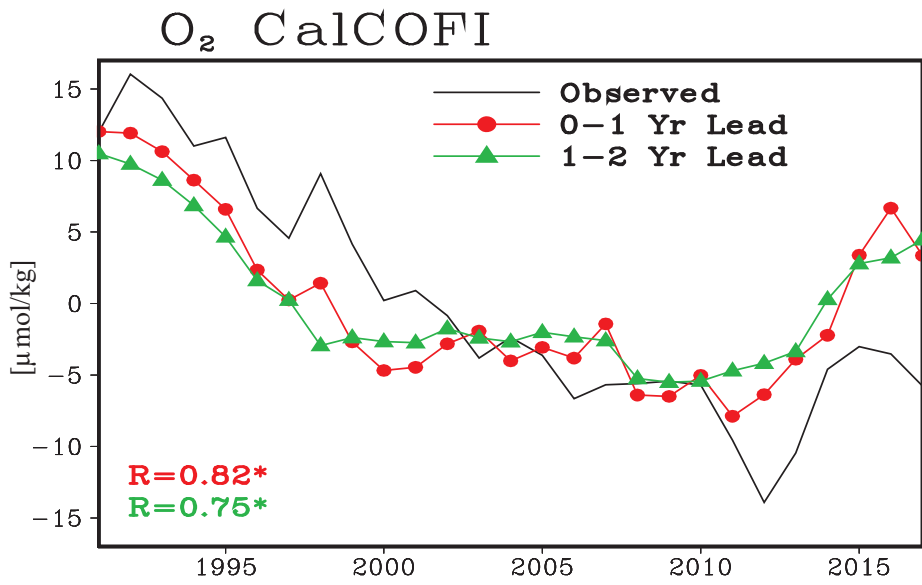
Annual fish catch prediction



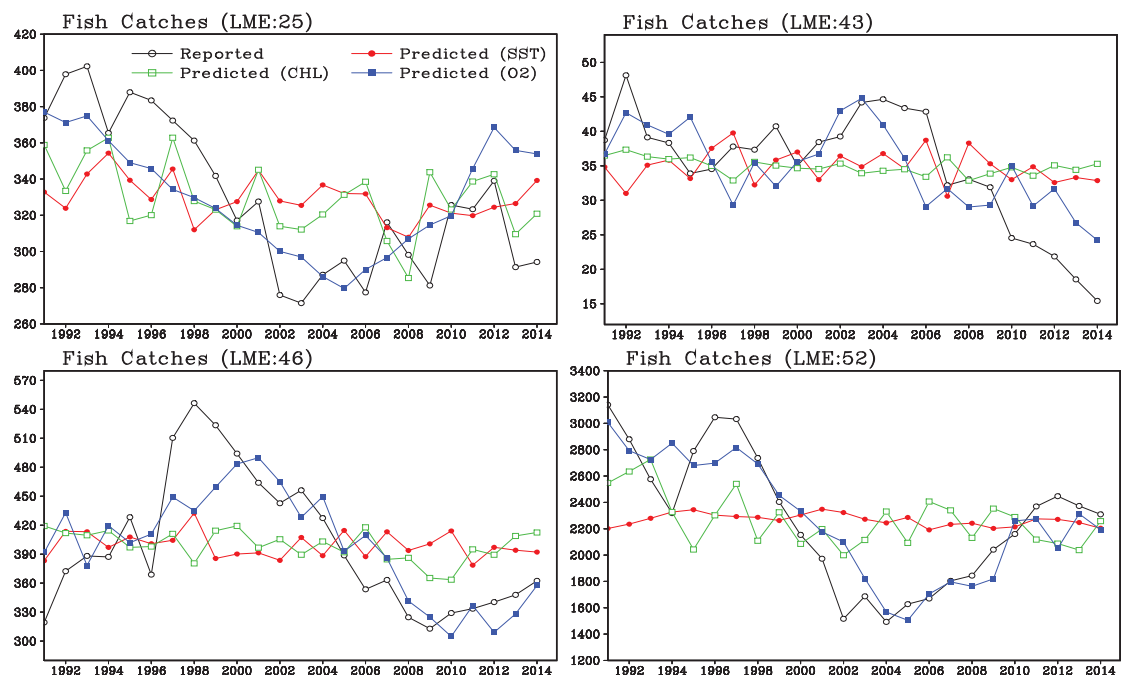
Annual fish catch prediction



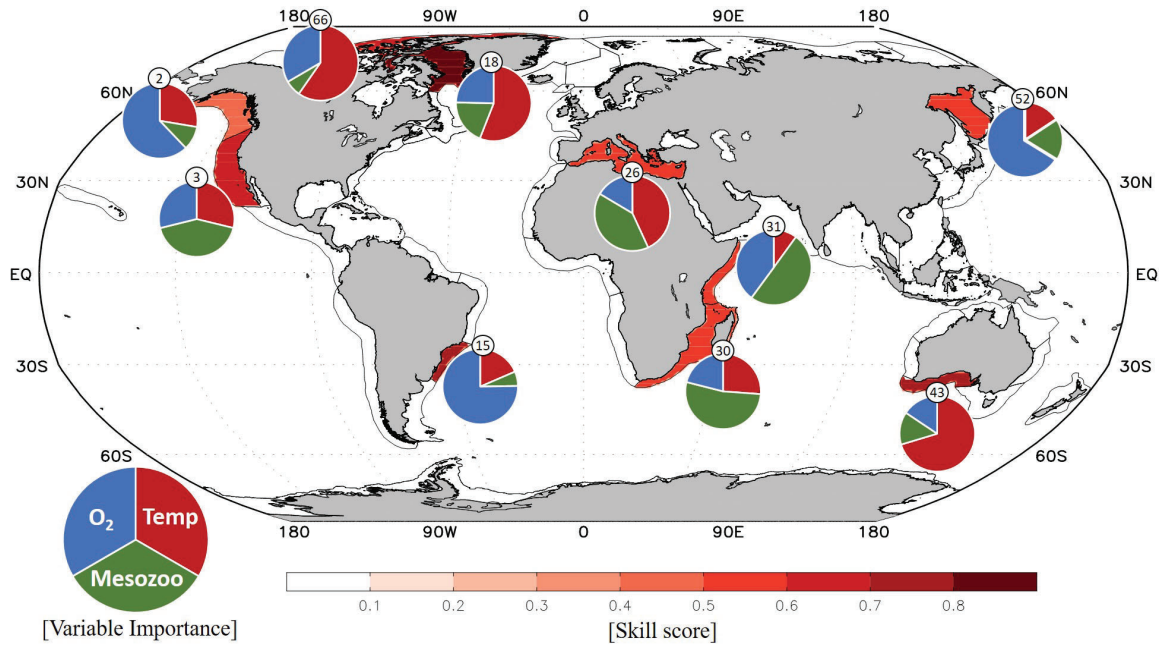
Oxygen prediction skill



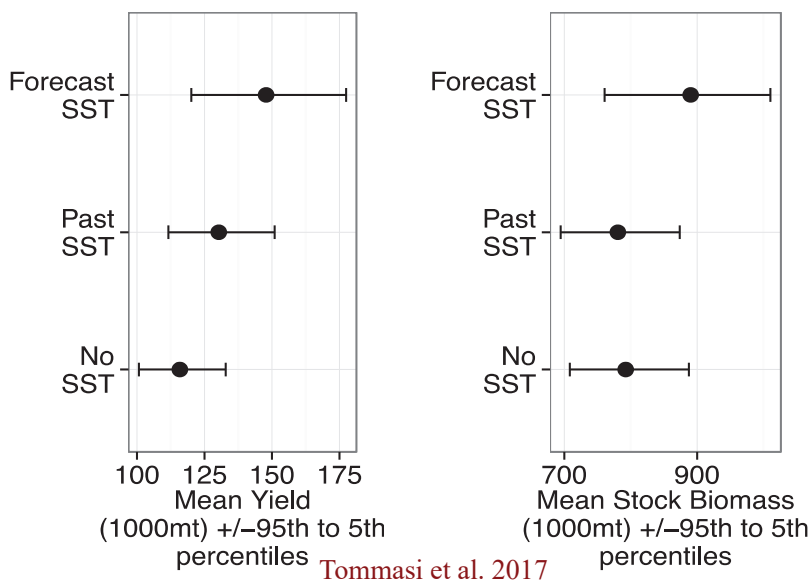
Oxygen can explain annual fish catch



Decision supporting for fisheries management



Climate-informed marine resource management



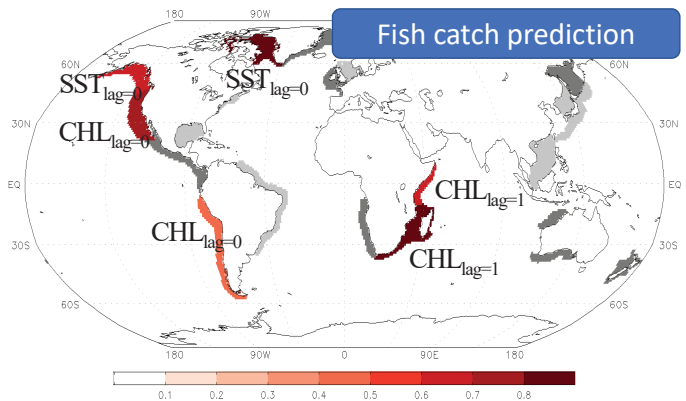
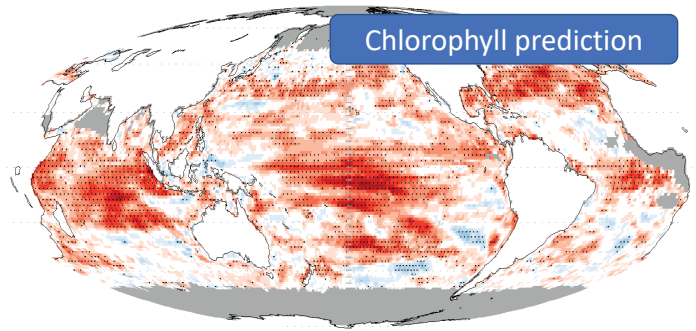
✓ Higher average catch and stock biomass of sardines using future SST information.

→ Improved marine resource management

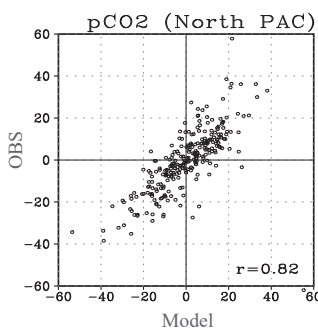
→ Expecting more benefits from BGC prediction

Summary

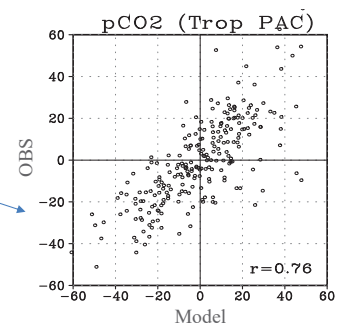
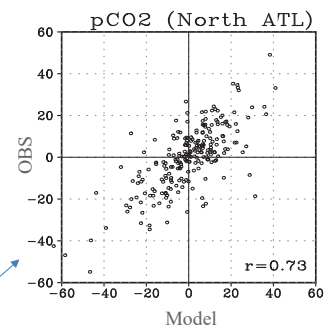
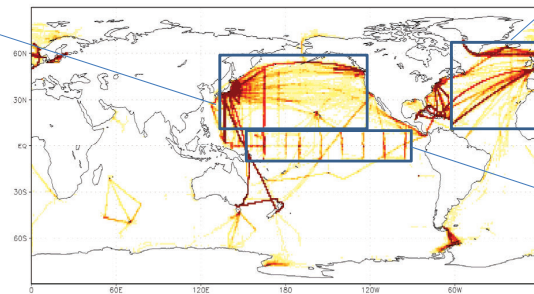
- ✓ Up to 1-2 year of CHL prediction skill depending on initialization month.
- ✓ Application to **fish catch prediction** is successful.
- ✓ Feasibility/utility of BGC prediction is promising.



pCO₂ simulation

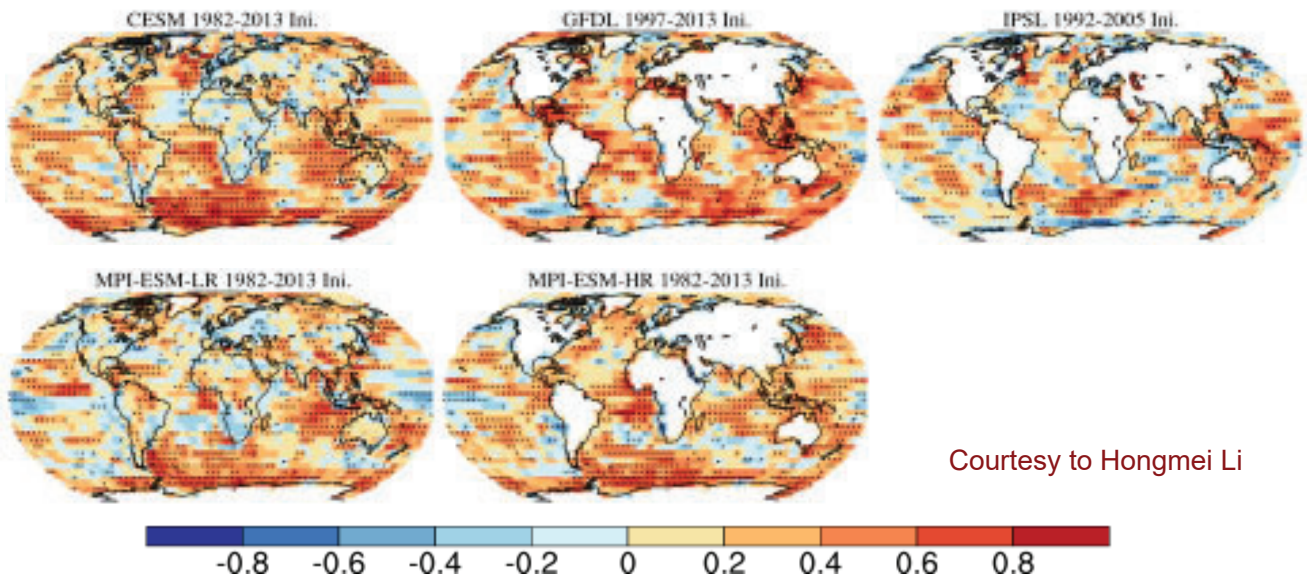


pCO₂ (1991-2015) # of cruise

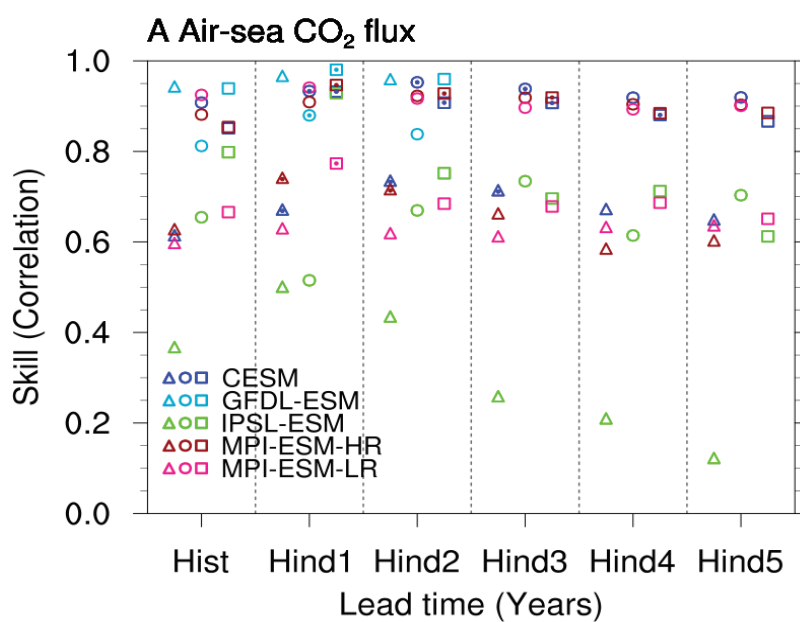


Air-sea CO₂ flux prediction skill

✓ Lead time: 2 year



Air-sea CO₂ flux prediction skill (spatial)



Courtesy to Hongmei Li

