

## 현업 계절 예보의 예측 성능 향상과 활용성 제고를 위해 실험중인 방법들

# 정확하고 이해하기 쉬운 계절 예측 정보

- APCC는 고품질 기후 정보를 제공하기 위해 노력하고 있음
- 에이펙기후센터는 정기적으로 제공되는 다중모델앙상블 기반의 고품질 계절 예측 정보를 포함한 최신의 과학적 지식과 혁신적인 기후 예측 기술을 제공하여 국내 및 회원국의 사회-경제적 번영을 높이는 데 기여하고 있다.

관측

모델링

앙상블

후처리

예보

- 하지만, 기후 정보를 제대로 활용하기 위해서는 많은 후처리가 필요함
- 다중모델앙상블의 기초가 되는 수치 모델의 바이어스와 불확실성, 그리고 낮은 해상도 등으로 인하여, 사용자가 이해하기 쉬운 현업 계절 기후 예보를 제공하기 위해서는 예측 정보에 대한 상당한 후처리가 필요하다.
- 후처리 작업 자동화를 통해 쉽고 정확한 예보를 제공할 필요가 있음
  - 기후 모델의 원시 자료를 자동으로 후처리(민첩성)하여
  - 보다 정확한 예측 정보(정확성)를 보다 쉽게(접근성) 제공할 수는 없을까?
- 이를 위해 실험중인 기후 예측 후처리 시스템 소개
  - EPreSSO (Expert Seasonal Prediction System for Seasonal Outlook)

- ESPreSSO는, coffee brewed by forcing a small amount of nearly boiling water under pressure through finely ground coffee beans.
- 우리나라 맞춤형 하이브리드(역학-통계/주관-객관) 통합 계절 예보 생산 시스템
  - 예측성<sup>UP</sup>: 계절 예측 결과를 우리나라 관측 자료에 맞게 후처리하여 예측성 향상
  - 접근성<sup>UP</sup>: 이해하기 쉬운 통합 계절 전망(자연어 설명, 기후 모식도 등)을 통한 접근성 향상
- 전문가의 지식과 경험을 활용한 후처리(v1,2 = 직접 개입, v3 = 전문가 가이드 + AI)
  - 전문가 가이드: 실제 기후 역학/물리 과정, 기반 모델 예측 특성, ESPreSSO에 대한 이해
  - 위도, 대륙-해양 차이, 기반 모델 성능, 영향 반경 등을 추가로 고려
- 예측, 검증, 자연어 해설, 예측 현황 모식도를 포함한 통합 계절 전망 제공
  - 다양한 형식의 예측(삼분위 확률, 최고밀도구간, 대푯값 등) 및 검증 정보
  - 현재 예측 인자 활동과 우리 기후에 미치는 영향, 예측 현황 및 영향 강도 등의 설명
  - ESPreSSO에 의해 선별된 예측 인자의 활동 전망과 영향을 정리한 예측 현황 모식도 제공

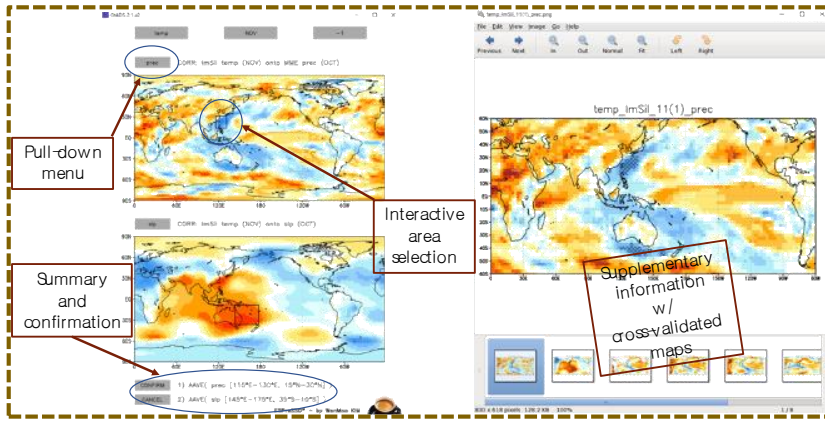


Free human  
Benefit science  
Improve prediction

# ESPreSSO의 발자취: ESPreSSO<sup>v1</sup> 2016-2017

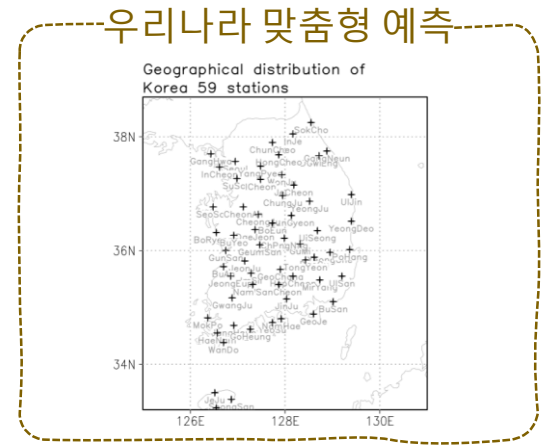
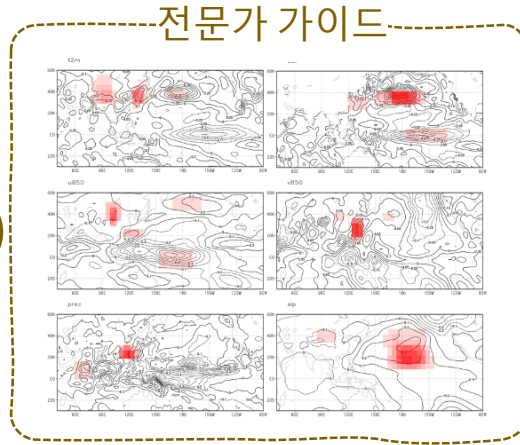
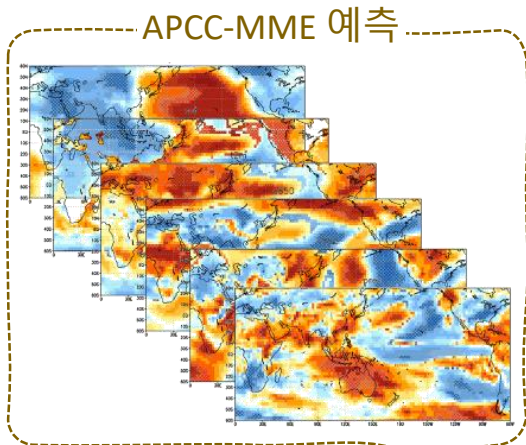
## • 주관-객관 하이브리드 시스템:

- 전문가의 지식과 경험을 통해 후처리 잠재 예측 인자를 직접 선택
- 객관적 기준에 따라 전문가가 선택한 잠재 예측 인자를 알고리즘이 선별



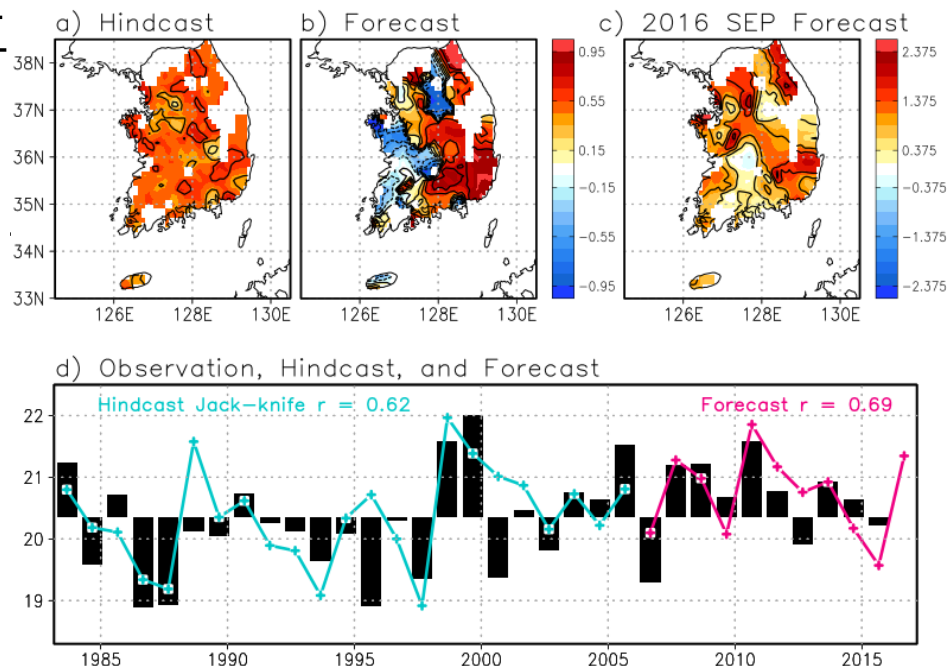
← 전문가 선택부 인터페이스

- 실제 역학/물리 현상과 영향
- 기반 모델(APCC-MME) 모의 성능 및 예측성
- ESPreSSO의 후처리 과정에 대한 이해



# ESPreSSO의 발자취: ESPreSSO<sup>v1</sup> 2016-2017

- ESPreSSO<sup>v1</sup>의 주요 성과:
  - 하이브리드 주관+객관 접근 방법의 효과
  - 상관 스킬 0.4~0.7 수준의 예측성 향상
  - 전문가 선택 잠재 인자 테이블 제공
- 높은 예측 성능의 후처리 예측 결과 제시
  - 우리나라 맞춤형 1개월 계절 결정 예측
- 기타 성과
  - 대한민국 특허 등록(제 10-1901311호)
  - 관련 연구 논문 2편 발표
- ESPreSSO<sup>v1</sup>의 한계점:
  - 장기 계절 전망 및 확률 예측 부재
  - 자동화 미지원 및 비주류 언어 사용(FORTRAN + GrADS)에 따른 유지 개발 어려움



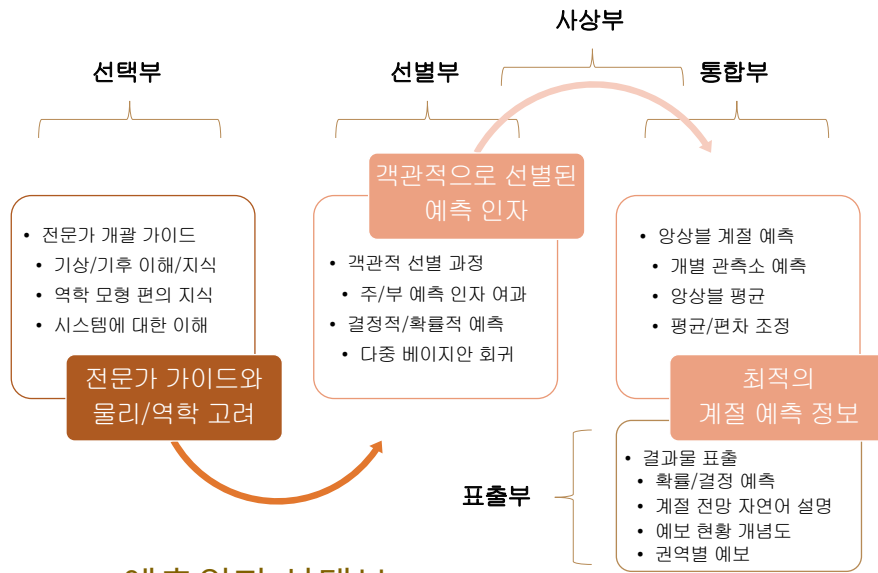
ESPreSSO-KR 리드별/기간별 Correlation Skill

2017 평가 기준		Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec	Period
ESPreSSO		0.53	0.52	0.73	0.63	0.57	0.45	0.51	0.65	0.63	0.54	0.32	0.52	HINDCAST
	+1	0.40	0.43	0.87	0.58	0.86	0.59	0.58	0.78	0.80	0.52	0.39	0.14	FORECAST
		0.47	0.49	0.77	0.60	0.69	0.53	0.53	0.69	0.68	0.53	0.34	0.38	TOTAL

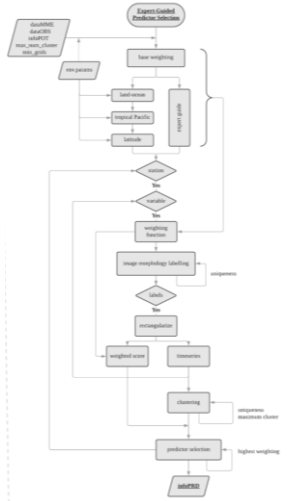


- all new ESPreSSO<sup>v3</sup>
  - 망 분리 환경에 맞춰 완전히 새로 구성된 새로운 시스템
  - 계산 과정 모듈화 및 최적화, 버전 관리 시스템 도입
- \*전문가의 직접적인 개입 → 전문가 가이드 + AI 협업 시스템
  - 전문가 선택부를 전문가 가이드 + AI 협업 시스템으로 대체, 자동으로 인자 선정
  - 전문가의 선택이 존재할 경우 이를 통합 운용(오버라이드)할 수 있도록 구성
  - 환경 변화에 민첩하게 대응하고 이상기후 변수로 확장 가능한 유연성 확보
- \*이해하기 쉬운 통합 계절 전망 제공
  - 다양한 예보 표출 방식, 자연어 설명 및 예측 현황 모식도 제공
- 현재 시험 운용중 (기온, 강수\*12개월\*3리드):
  - 2018년 과거 재현에 기반한 전문가 가이드 기준으로 2020~년 시험 운용
  - 하반기 이후 최신 MME 세트에 적용될 전문가 가이드 전용 예정

## ESPreSO 구조 및 연산의 흐름



전문가 + 인공지능 협업 시스템



- 전문가 가이드에 의한 예측 인자 자동 선택 시스템
- 전문가의 지식과 경험에 기반해 선택한 잠재 예측 인자 가이드
- 대륙-해양 차이, 기후 모델의 예측성, 위도 왜곡, 영향 반경 고려\*
- 하이퍼-파라미터 튜닝을 통한 최적화 기능
- 이미지 형태 라벨링을 통한 잠재 인자 선별
- 개별 인자의 정규화를 통한 민감도 조율과 개별 상관도 가중치
- 잠재 인자 상관도에 따른 클러스터링
- 클러스터 평균 가중 상관 점수로 군집 선별 및 클러스터 최적 인자 선정
- 전문가 선택 인자가 존재할 경우 이를 우선 사용

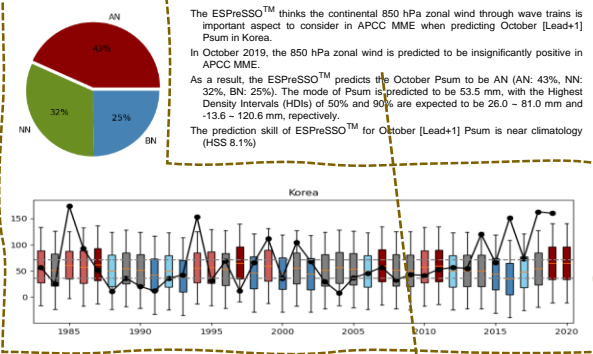
# ESPreSSO<sup>v3</sup>의 통합 계절 전망 (예시)

기본 (확률) 예측 정보 및 과거 예측/관측 시계열

예측 현황 모식도 (인자 활동, 관련성, 영향 방식)

**ESPreSSO<sup>3.0</sup>** Patent#10-1901311, Copyright 2018, W.Kim @ Team ESPreSSO by WonMoo Kim (WonMoo.Kim@apcc21.org)

### Climate Outlook for October [Lead+1] Psum 2019:



### Predictor information:

Specifically, October [Lead+1] Psum in Korea is somewhat positively related to the continental 850 hPa zonal wind as defined by  $u850$  [70°E-120°E, 25°N-45°N] for some stations through wave trains. In October 2019, the 850 hPa zonal wind is predicted to be insignificantly positive in APCC MME. As a result, the ESPreSSO<sup>TM</sup> predicts the October Psum to be AN (AN: 43%, NN: 32%, BN: 25%). Note that the prediction skill of ESPreSSO<sup>TM</sup> for October [Lead+1] Psum is near climatology (HSS 8.1%).

### Map:

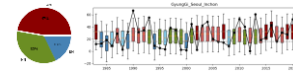


1/3

**ESPreSSO<sup>3.0</sup>** Patent#10-1901311, Copyright 2018, W.Kim @ Team ESPreSSO by WonMoo Kim (WonMoo.Kim@apcc21.org)

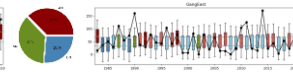
### GyungGi\_Seoul\_Inchon:

AN (AN: 47%, NN: 35%, BN: 18%) with HSS of 1.3%



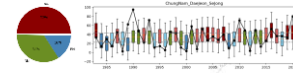
### GangEast:

AN/NN (AN: 37%, NN: 37%, BN: 26%) with HSS of -4.6%



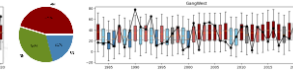
### ChungNam\_DaeJeon\_SeJong:

AN (AN: 50%, NN: 34%, BN: 16%) with HSS of -0.7%



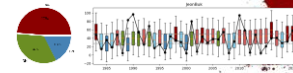
### GangWest:

AN (AN: 45%, NN: 34%, BN: 21%) with HSS of 15.1%



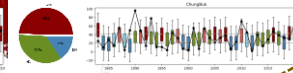
### JeonBuk:

AN (AN: 49%, NN: 34%, BN: 18%) with HSS of -2.6%



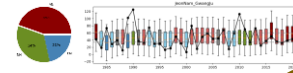
### ChungBuk:

AN (AN: 49%, NN: 35%, BN: 15%) with HSS of 9.2%



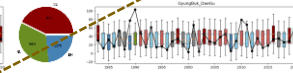
### JeonNam\_GwangJu:

AN (AN: 45%, NN: 34%, BN: 21%) with HSS of -7.2%



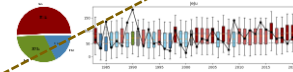
### GyungBuk\_DaeGu:

AN (AN: 43%, NN: 34%, BN: 23%) with HSS of -0.7%



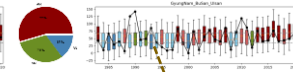
### JeJu:

AN (AN: 51%, NN: 32%, BN: 18%) with HSS of 5.9%



### GyungNam\_BuSan\_Ulsan:

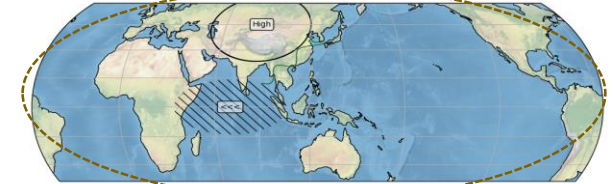
AN (AN: 55%, NN: 31%, BN: 15%) with HSS of 7.2%



2/3

**ESPreSSO<sup>3.0</sup>** Patent#10-1901311, Copyright 2018, W.Kim @ Team ESPreSSO by WonMoo Kim (WonMoo.Kim@apcc21.org)

### Conceptual Diagram of Climate Drivers and Responses:



Above conceptual diagram shows that the February [Lead+2] Psum is weakly positively related to the Indian Ocean 850 hPa zonal wind as defined by  $u850$  [45°E-95°E, 10°S-10°N] for some stations through teleconnection and somewhat positively related to the continental 500 hPa geopotential height as defined by  $z500$  [60°E-110°E, 30°N-60°N] for some stations through wave trains.

### Verification Information:

Lead	Cast	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec	
1	ALL	17.1	0.0	15.1	-8.1	2.0	-2.0	7.4	12.8	8.1	16.9			
	HIND	25.0	11.6	-0.0	14.3	-5.4	5.4	10.7	4.5	17.0	10.7	25.0		
	FORE	-20.0	32.5										-8.3	-8.3
	ALL	5.9	11.8										8.8	26.4
	HIND	8.9	9.8										17.0	25.0
	FORE	-2.5	17.5										-16.7	30.6
3	ALL	0.7	5.9										10.8	
	HIND	2.5	7.4	7.1	14.3	16.1	9.8	-0.0	-4.5	19.6	8.1	7.0	25.0	
	FORE	5.0	7.5	2.5									-8.3	-8.3
	ALL													10.8
	HIND													17.0
	FORE													-8.3

The Heidke Skill Scores (HSS) for February [Lead+2] Psum is 11.8% for total years, and 9.8% and 17.5% for Hindcast and Forecast periods, respectively.

3/3

예측 현황, 예측 인자의 활동 및 우리나라 관련성, ESPreSSO의 과거 예측 성능 등에 대한 자연어 설명

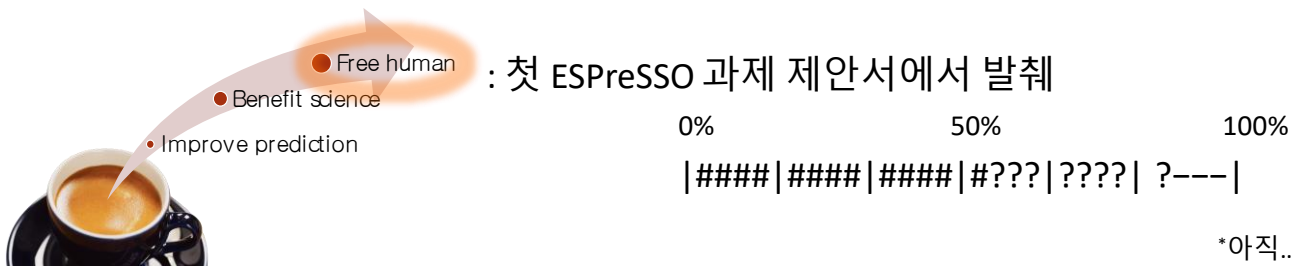
권역별 상세 예측

과거 계절별 ESPreSSO 예측 성능 검증

# ESPreSSO<sup>v3</sup>의 개선 사항과 한계

- (민첩성) 민첩한 ESPreSSO
  - (수동) 전문가 선택부를 (자동) 전문가 가이드와 AI 협업 시스템으로
    - 향후 MME 구성 변화, 예측 변수 확장에 선제적 대응
- (접근성) 이해하기 쉬운 ESPreSSO
  - 통합 계절 전망을 자연어로 제공하여 예보자의 편의와 접근성을 향상
    - 예측 정보, 현재 예측 인자의 활동과 우리나라 기후에 미치는 영향, 예측 현황
    - 권역별 상세 예보, 검증 정보 등을 포함
  - 예측 현황이 정리된 기후 모식도 제공
    - 현재 눈여겨보아야하는 예측 인자의 활동과 이들이 우리나라 기후에 미치는 영향, 그리고 최종 예측 결과를 이해하기 쉽도록 구성
- (정확성) 정확하고 운영하기 편리한 ESPreSSO
  - 민감도 실험을 통한 예측 정보 최적화, 전문가 오버라이드, 버전 관리 기능 등
- ESPreSSO<sup>v3</sup>의 한계
  - 전문가 직접 개입(HSS 30-50%)보다는 예측 성능이 떨어지는 것으로 보임(10-30%)\*
  - 여전히 일정 부분 전문가의 개입이 필요함(전문가 개략적 가이드 작성이 필요)

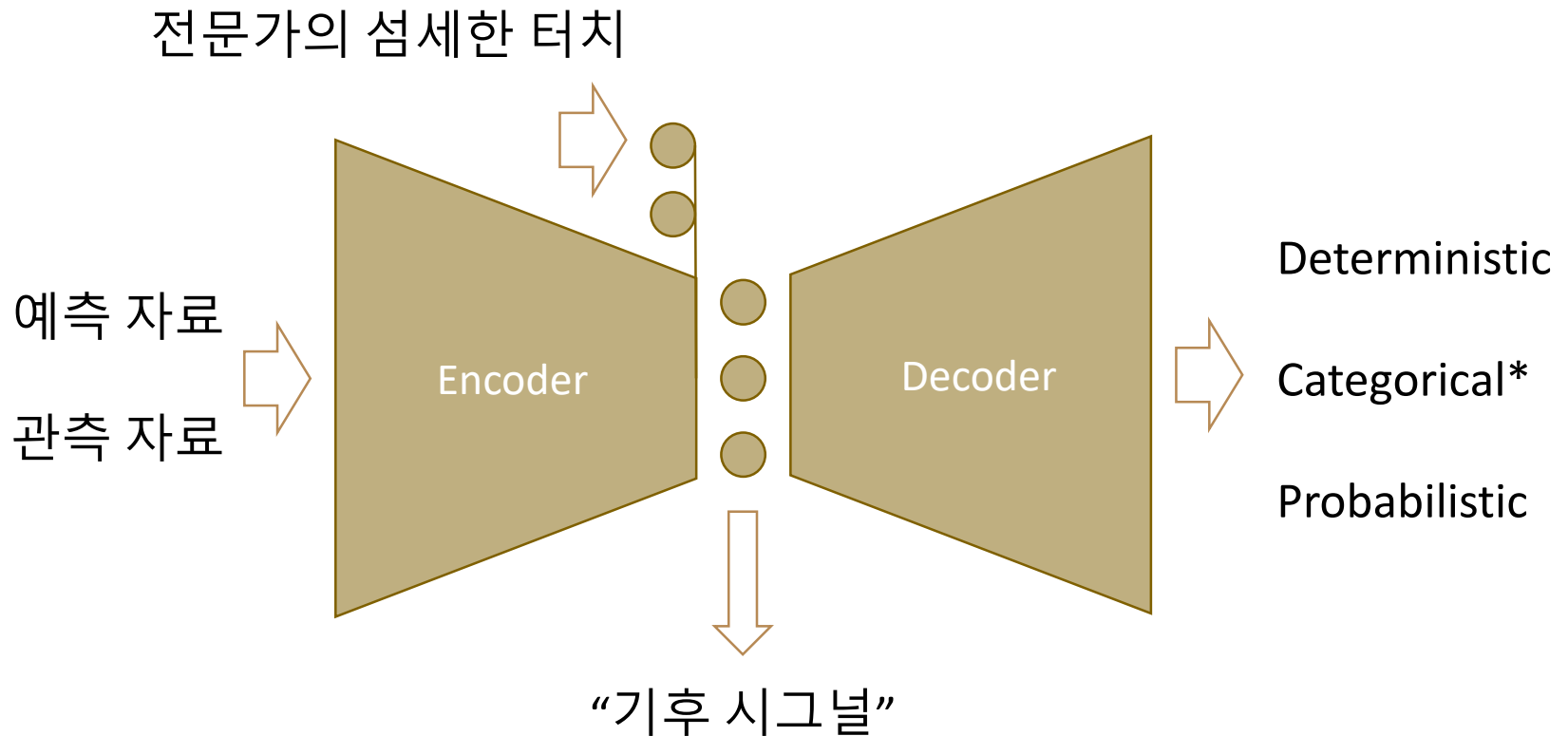
## 한 단계 더 나아가면 어떨까?\*



\*아직... 진행중... 결과는 보여드릴 게 별로 없어요.

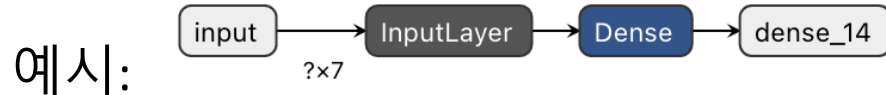
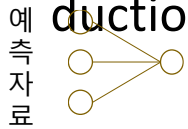
# 최종 목표 (dream big, start basic)

ESPreSSO XS pro max (CN #skynet17A5-3):

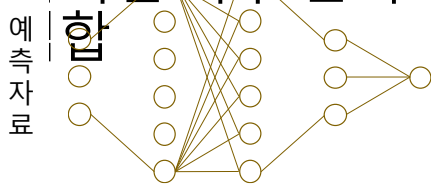


# Start basic

- 기준 실험 (선형 회귀 모델)
- 알려진 기후 인덱스(오류가 포함된)를 이용한 선형 적합 (cf. dimension reduction)

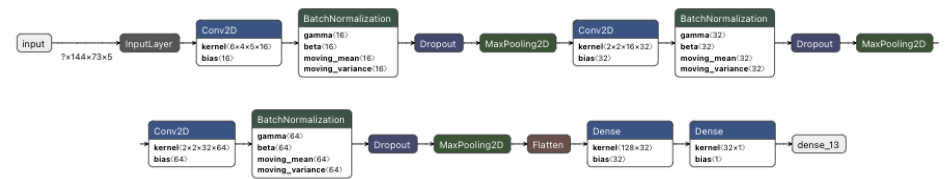
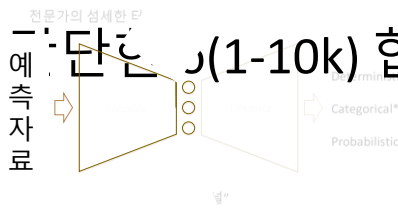


- 간단한 인공 신경망 실험 (비선형 회귀 모델)
- 알려진 기후 인덱스(오류가 포함된)와 간단한 인공 신경망을 이용한 비선형



예시:

- 간단한 (1-10k) 합성곱 신경망을 이



예시:

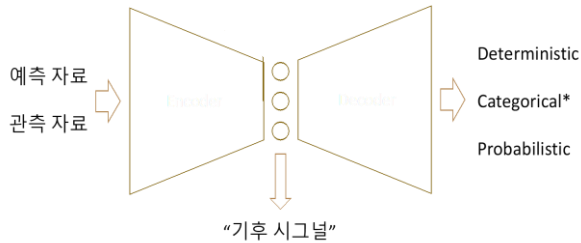
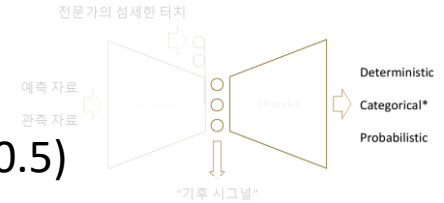
- 실험 결과 (예. -17.5, 171.5)

\* 구체적인 결과가 없는 모형 구성에 따라

# Into the unknown

## • 디코더 파트 실험

- 기후 인덱스 입력자료로부터 동아시아 패턴 디코딩
  - 독립된 자료 부족으로 파라미터 추정이 어려움 (훈련 자료 0.4~0.5)



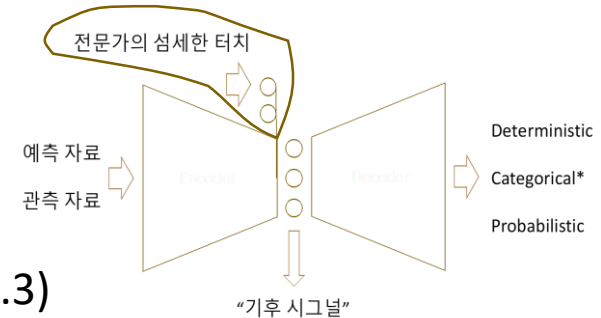
## • 풀 인코더-디코더 모델의 이용

- 구체적인 아키텍처에 민감
- 독립된 자료가 부족하여 일반화에 어려움\*
- 훈련 자료 과적합되는 경우가 많음(0.9 vs 0.1)

## • 커스텀 인코더-디코더 모델

(관측 자료 및 예측 자료로부터 추출한 인덱스)

- 역시 구체적인 아키텍처에 민감하며 일반화가 어려움\*
- 추출된 인덱스가 안정화에 기여하는 것으로 보임\* (0.2-0.3)



## • 최종 아웃풋 형식에 대한 실험

- 결정값+분산 조정(회귀) vs 범주 예측(분류) vs 확률 예측(회귀)
- 범주 예측이 확률 예측 범주화보다 예측 스킬이 좋은 경향(Heidke Skill Score 기준)
- 일반적으로 신경망 모델의 분류 성능이 회귀 성능보다 나은 것으로 평가됨 +

# 자료의 특성 활용

- 근본적인 문제: (독립적인) 자료의 부족
- 복잡한 모델  $> O(1M)$ 의 파라미터를 추정하기에 자료가 충분하지 않음
  
- 회피 방법 (해결 방법...?)
  - 전이 학습
    - 여러 관측 재분석자료, 다양한 조합의 다중모델, 다른 계절의 자료, 장기 적분 자료를 활용
    - 형상 추출을 위한 인코더 전이 학습 (혹은 그 확장\*)
  - 멀티태스크 학습
    - 타겟과 비슷한 성질을 가지는 자료를 함께 학습시켜 형상 추출을 안정화시킬 수 있음
  - (중단기적으로는) 적합한 모델 아키텍처 개발
    - 기후 정보의 특성에 맞는 아키텍처 개발: 합성곱 혹은 순환 신경망이 옳은 선택인가?
    - 초기 단계에서는 일정 부분 전문가의 직접적 개입(도메인 지식 활용)이 필요
      - 입력 자료 전처리/아키텍처 구성(e.g., prescribed convolution, attention)
  - (먼... 미래에는) 생성망의 활용
    - 변분오토인코더 등을 통해 자료의 기저 분포를 추정하고 이를 이용한 증강 자료 생성
    - 역학 모델 없는 기후 모델링 실험 (VAE, SINDy...)

# 불확실성의 반영

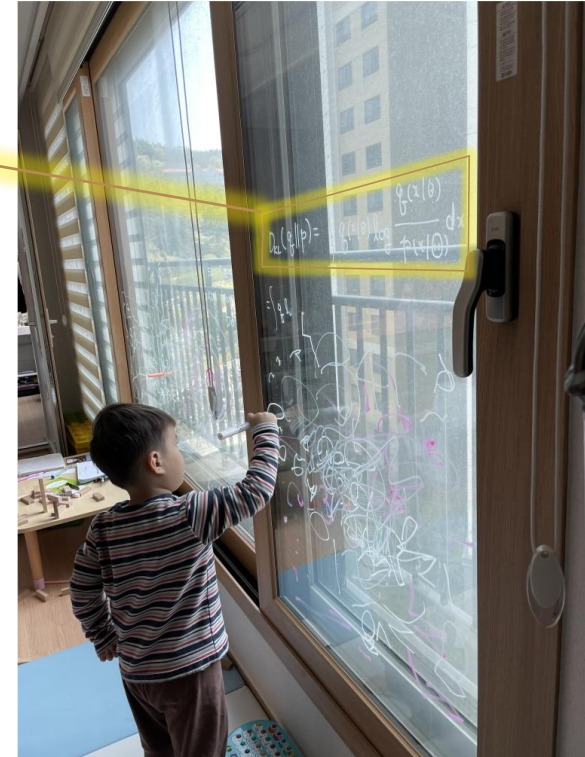
- 예측 불확실성의 반영 및 불확실성 감소
  - aleatoric uncertainty – 데이터 자체의 내재적/통계적 불확실성
    - 최종 출력 활성화를 분포형으로 추정하여 데이터 자체의 통계적 불확실성 반영
    - (preliminary 실험 결과) 분포형(회귀)보다 범주형(분류) 추정이 조금 더 안정적인 결과
  - epistemic uncertainty – 데이터 부족으로 인한 인식적/계통적 불확실성
    - 베이지스 네트워크 - 모형의 파라미터를 확률적으로 추정하여 불확실성 평가
    - cf. 변분 베이지스 추론 등을 이용해 복잡한 분포를 경사하강법 역전파를 이용해 추정할 수 있음

$$\begin{aligned} \text{Kullback-Leibler divergence: } D_{KL}(q(w|\theta)||p(w|D)) \\ = \int q(w|\theta) \log \frac{p(w|\theta)}{p(w|D)} dw = \int q(w|\theta) \left[ \log p(D) + \log \frac{q(w|\theta)}{p(w)} \right. \\ \left. - \log p(D|w) \right] dw = \log p(D) + D_{KL}(q(w|\theta)||p(w)) - E_{\sim q(w|\theta)}(\log p(D|w)) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \log p(D) = E_{q(w|\theta)}(\log p(D|w)) - D_{KL}(q(w|\theta)||p(w)) + D_{KL}(q(w|\theta)||p(w|D)) \\ \geq E_{q(w|\theta)}(\log p(D|w)) - D_{KL}(q(w|\theta)||p(w)) := \text{ELBO} \end{aligned}$$

$$L(\theta|D) = D_{KL}(q(w|\theta)||p(w)) - E_{q(w|\theta)}(\log p(D|w)) = -\text{ELBO}$$

- 기후 모델 장기 적분을 이용해 독립적인 자료 확충



# 부족한 시간에 따른 다급한 발표 내용 정리

- 기후 예측 정보의 후처리를 통해 예측 성능을 추가적으로 향상
  - 주관-객관 하이브리드 모델(ESPreSSO)의 안정적이고 높은 예측 성능
    - 전문가의 지식과 경험(주관)이 실제 현업 예측 성능을 향상시키는 데 도움을 줄 수 있음
- 간단한 ESPreSSO<sup>v3</sup>의 전문가+AI 협업 시스템
  - 기반 모델에 비해 예측 성능이 향상되나, 전문가의 직접 개입보다는 성능이 떨어지는 수준
- 인공지능망을 활용한 비선형 모델의 적용
  - 입출력이 잘 짜여진 경우, 선형 적합을 통한 후처리보다 성능이 향상될 수 있음
  - 회귀 보다는 분류 문제에 더 강한 모습이 보이는 경향(\*추가 분석 필요)
  - 자료로부터 정보를 추출해내는 인코더 파트는 어느정도 가능성을 보여줌
- 장기적으로는...
  - 다양한 기후자료로 전이/멀티태스크 학습 및 안정적인 아키텍처 공유가 필요
  - 기후 정보 처리를 위한 데이터/아키텍처 공유 → 형상 추출에 공통적으로 활용 가능
  - 맞춤형 아키텍처 개발 및 공유

현업 계절 예보의 예측 성능 향상과  
활용성 제고를 위해 실험중인 방법들  
**감사합니다.**