

# 한반도 중기 가뭄의 기상학적 특성 분석을 통한 가뭄 전망 기술 개발

명복순 기후예측팀, 이진영 사업기획팀

## 발간사

전 세계적으로 극단적인 이상기후 현상이 빈번히 발생하여 많은 인명 피해와 재산 피해가 속출하고 있습니다. 특히 가뭄은 다른 이상기후 현상에 비해 지속기간이 길고 발생 지역이 넓기 때문에 천문학적 규모의 피해를 가져올 수 있습니다. APCC에서는 다양한 개념의 가뭄을 정의하고 감시하는 한편, 가뭄의 발생과 유지 기작을 과학적으로 연구하고 이해하여 이를 바탕으로 가뭄 예측시스템을 개발하고 구축하는 노력을 기울여 왔습니다.

2013-2015의 가뭄 사례에서 나타났듯이 가뭄이 장기화 될 때 그 피해가 극심함에도 불구하고 우리나라 가뭄의 물리적 기작에 대한 연구는 양적으로나 질적으로 부족하였습니다. 특히 계절 시간 규모 이상의 증장기 가뭄에 대한 연구는 거의 전무한 실정입니다. 장기 가뭄으로 발전 할 수 있는 한반도 증기 가뭄의 대기 및 해양 특성을 분석하여 가뭄을 일으키는 기작을 이해하고, 가뭄을 예측할 수 있는 잠재 선행 예측 인자를 제시한 본 연구는 시의적절하고 큰 의미를 가진다고 할 수 있습니다. 이러한 예측 인자들을 이용하여 새로 개발된 역학기반 가뭄 예측 회귀모델과 기 개발된 기계학습 기반 가뭄예측 모델은 향후 한반도 가뭄 예측에 큰 기여를 할 수 있을 것으로 보입니다.

본 연구보고서가 발간되기까지 많은 분들의 도움이 있었습니다. 무엇보다도 연구 방향에 대한 조언을 아끼지 않은 기상청 이상기후팀 오태석 사무관과 한양대학교 예상욱 교수께 깊은 감사를 표하는 바입니다. 또한 다양한 의견 개진을 통하여 연구와 보고서의 질을 높여 주신 익명의 검토자들과 끝으로 연구를 맡아 수행한

A P E C C L I M A T E C E N T E R

본 센터의 명복순 박사와 이진영 박사의 노고에 감사의 뜻을 전합니다.

2018년 3월  
APEC 기후센터  
원장 정 홍 상

## ABSTRACT

2013-2015의 가뭄 사례에서 나타났듯이 한반도 가뭄이 장기화 될 시 그 피해가 극심함에도 불구하고 한반도 가뭄의 물리적 기작에 대한 연구는 주로 계절 시간 규모에 집중해 왔다. 본 연구에서는 장기 가뭄으로 발전 할 수 있는 한반도 중기 가뭄(10월의 Standardized Precipitation Index 6, SPI6\_Oct  $< -0.5$ )과 풍수(SPI6\_Oct  $> 0.5$ )의 대기 및 해양 특성을 분석함으로써 가뭄을 일으키는 기작을 이해하고 가뭄을 예측할 수 있는 잠재 선행 예측 인자를 제시하였다. 또한 이러한 예측 인자들을 이용하여 역학기반 가뭄 예측 회귀모델을 개발하는 한편 APCC에서 개발된 기계학습 기반 가뭄예측 모델에 이러한 예측 인자를 이용했을 때 가뭄 예측력의 향상 여부를 평가하였다.

풍수 상황은 열대 태평양에 라니냐가 급격히 발달하는 여름에 발생했는데 아열대/중위도 지역의 고기압이 서태평양까지 미치며 우리나라에 고온 다습한 남풍을 유도하기 때문이었다. 가뭄은 열대 태평양의 변동성이 비교적 적은 상황에서 일본 동해상에 위치한 저기압의 영향으로 남풍이 억제되어 강수가 감소하기 때문인 것으로 보인다. 지위고도 편차에서는 통계적으로 유의미한 수준에서 북대서양, 유라시아, 동아시아로 이어지는 순압 구조의 파동 패턴이 가뭄해와 풍수해에 선형적인 역의 관계를 보였다.

SPI6\_Oct와 1월-3월 평균 해수면 온도(SST)와의 상관관계 결과를 바탕으로 SST 기반의 다섯 가지의 잠재 예측인자를 선정하였다. 그 중 노르웨이 해와 바렌츠 해의 SST 차이(NA\_dipole)는 가뭄지수와 높은 상관성(1995~2014 기간동안

$r=0.68$ )을 보였는데 앞서 언급한 북대서양-유라시아-동아시아 지위고도장 파동 패턴과도 깊은 연관성을 보였다. 한편 NA\_dipole 지수와 일본 동남쪽 바다의 SST 를 예측 인자로 사용한 회귀 예측 모델은 SPI6\_Oct의 연간 변화를 비교적 잘 예측하며 특히 2015년의 극심한 가뭄을 잘 예측하는 것으로 나타났다. 본 연구는 decadal change를 고려하여 1990년대 중반 이후, 최근 20년(1995년-2014년)의 결과에 집중하였는데 이전 20년(1975-1994)의 결과와 상당히 차이를 보였다.

기계학습 모델의 경우 짧은 선행시간의 경우(1개월~2개월)와는 달리 긴 선행시간의 경우(3개월~6개월) 잠재 예측인자를 포함했을 시 예측 성능이 우수하게 나타났다. 이는 잠재 예측인자 중 입력 변수의 상대적 중요도가 높게 나타난 NA\_dipole이 예측 성능의 향상에 기여했기 때문으로, 기상학적 특성 분석을 통한 잠재 예측인자의 고려가 기계학습 기반 가뭄예측력을 향상시킬 수 있음을 보여준다.

# 목 차

1. INTRODUCTION	1
2. DATA AND METHODOLOGY	5
2.1 가뭄지수 산출	5
2.2 가뭄해와 풍수해의 정의	6
2.3 가뭄 특성 및 기작 분석	7
2.4 기계학습 기반 가뭄 모델링	8
2.4.1 자료	8
2.4.2 가뭄예측 모델링 방법론	10
3. RESULTS AND DISCUSSION	13
3.1 가뭄 특성 및 기작 분석	13
3.1.1 Composite 분석	13
3.1.2 ENSO와의 연관성	19
3.1.3 상관관계 분석	23
3.1.4 SST 기반 잠재 예측인자	25
3.1.5 회귀 예측모델 개발	29

3.2 기계학습 기반 가뭄 모델링 -----	31
3.2.1 기후예측 모델 성능 비교-----	31
3.2.2 기계학습 모델 매개변수 최적화 및 우수 모델 선정	32
3.2.3 최종 평가-----	33
4. CONCLUDING REMARKS -----	44
▮ REFERENCES -----	48

## 1. INTRODUCTION

한반도 강수량은 1973년 이후 전반적으로 증가하고 있는 추세임에도 불구하고 가뭄의 발생과 그로 인한 피해는 적지 않은 상황이다. 한반도의 장기 가뭄지수의 통계학적 분석 결과에 따르면 남한의 가뭄은 5, 14, 34, 115년 주기를 가지며 발생하고 있는 것으로 나타났다(Kim et al., 2009). 1990년대 이전에 발생한 가뭄 중 1939, 1968, 1978, 1982년에 발생한 가뭄이 심각 했고(심기오, 2009) 1990년대 이후에는 1994-1995년, 2001년, 2008-2009년, 2013-2015년에 가뭄이 심각했다. 특히 최근 2013년부터 시작된 가뭄은 강한 강도가 오랜 기간 지속되어서 농업과 수자원 피해가 심각하였다(이진영, 2015).

가뭄의 기상학적 연구는 홍수나 한파, 폭염과 같은 재해와 달리 발달 기간이 길고 영향 지역도 넓어 다양한 원인이 복합적으로 혼재되어 있기 때문에 심도 있는 연구가 많이 이루어지지 않은 편이다. 기존의 연구들도 주로 사례 중심의 연구인데 그나마 다양한 연구가 이루어진 미국 가뭄에 대해서도 여러 사례를 아우르는 총체적인 이해가 부족하다(e.g., Wang et al., 2014; Seager et al., 2015; Watson et al., 2016). 한반도 가뭄에 대한 기상학적 연구는 주로 봄철 가뭄(이동률, 김응태, 2001; 이동률 외, 2002; 박종서, 전종갑, 2003; 이종화 외, 2003; 최기선 외, 2009 등)에 대한 것들이 많다. 여름철에 관하여는 장마 강수에 대한 연구가 주로 행해진 반면(Kwon et al., 2005; Wu and Kirtman, 2007; Wu et al., 2009; Lee and Seo, 2013; 권민호 외, 2014) 가뭄의 관점에서 접근한 연구는 많지 않다(e.g., 변희룡, 1996; Park and Schubert, 1997). 그 중 변희룡 (1996)은 여름철 가뭄에서 중요한 인자 중 하나는 일본 동남쪽의 기압패턴인데 고기압일수록 우리나라에 가뭄이 일어나지 않는다고 알려져 있다.

많은 기존 연구들이 ENSO(El Niño-Southern Oscillation)와 한국 가뭄 또는 강수량과의 연관성을 살펴보았는데(안중배 외, 1997; 강인식, 1998; 차은정 외, 1999; Kug et al. 2010; Kim et al., 2012; Son et al. 2016) 뚜렷한 경향성은 나타나지 않았다. 차은정 외 (1999)는 강수량의 경우 엘니뇨 해에는 북태평양 고기압의 발달이 평년보다 늦어지고 위치가 평년보다 남쪽/남동쪽으로 편향하기 때문에 장마 시작 시기와 종료 시기가 늦어지고 강수량이 증가하며 라니냐 해에는 장마 종료가 당겨져 장마기간이 짧고 강수량이 감소하는 경향이 있음을 지적 하였다. 최근 Son et al. (2016)은 엘니뇨가 발

달하는 9월에 서태평양 아열대 지역의 저기압성 순환의 발달로 남한의 강수가 감소함을 보였는데 7월과 8월에는 반대의 결과가 나타났다. ENSO와 한국 여름 강수와의 뚜렷한 연관성의 부재는 엘니뇨/라니냐가 발달하는지 쇠퇴하는지에 따라 연관성이 다르고, ENSO의 연관성이 한반도 내 지역에 따라 다르며(Jin et al., 2005), 엘니뇨의 타입에 따른 영향 또한 다르기 때문이다(Kug et al. 2010; Kim et al. 2012).

이와 같이 한국 가뭄과 관련된 뚜렷한 대규모 해양/대기 순환장이 발견되지 않는 원인 중 하나는 어느 지점에서 기후가 급변하여 이전과는 다른 양상을 보이는 일명 climate shift의 가능성이다. 기존의 연구에 따르면 1990년대 중반에 다양한 climate shift가 있었음이 제시되었는데 이 기간을 전후로 AMO(Atlantic Multidecadal Oscillation)가 음의 위상에서 양의 위상으로 전환되며(<http://www.esrl.noaa.gov/psd/data/correlation/amon.us.data>) 동아시아 여름 몬순이 인도양의 변화보다 태평양의 변화에 민감해지는 등의 변화가 관찰되었다(Kwon et al., 2005; Chen and Zhou, 2014). 동아시아 몬순 시스템 안에 있는 우리나라도 이러한 climate shift의 영향을 받았을 가능성이 있으며 그로 인해 가뭄의 원인이 되는 기작들이 시대에 따라 변화하여 견고한 경향성을 보이지 않았을 가능성이 있다.

1994-1995년이나 2013-2015년의 가뭄 케이스에서 나타나듯 가뭄 상태가 1년 이상 이어지는 장기가뭄이 심심치 않게 발생 하는 상황에서 남한의 계절 시간 규모 이상의 중장기 가뭄에 대한 기상학적 연구는 거의 전무한 상태이다. 기존 가뭄 연구들이 단기 또는 계절 규모에 집중한 이유는 계절에 따라 또는 월별에 따라 강수와 관련된 인자들이 달라지기 때문이다. 그러나 이러한 중장기 가뭄들이 단기(또는 계절) 가뭄들의 우연한 연속발생에 의한 것이 아니라 장기적으로 강수 부족을 일으키는 인자에 의해 유도될 수도 있기 때문에 그에 대한 연구가 필요하다. 또한 기상학적 가뭄이 농업가뭄과 수문학적 가뭄으로 이어지는 경우는 계절가뭄과 같은 단기 기상학적 가뭄보다는 6개월 이상의 중·장기 기상학적 가뭄이기 때문에 중·장기 가뭄에 대한 기상학적 고찰이 절실히 필요한 상황이다. 이러한 중·장기 가뭄에 대한 고찰을 바탕으로 가뭄의 발생, 종료 시점, 가뭄의 심도 등 여러 가뭄 특성을 예측할 수 있다면 가뭄 피해 경감을 위한 자원 확보 및 효율적 배분을 위한 선제적인 계획을 세워 가뭄 피해를 최소화할 수 있을 것이다.

다양한 가뭄예측 모델링 방법론이 개발되었는데, Mishra and Singh (2011)는 가뭄

예측 모델링의 구성 요소를 수문기상변수, 가뭄 지수, 기후 지수, 방법론, 결과물로 구성하였다. 예측하고자 하는 가뭄의 유형에 따라 여러 수문기상 변수 및 방법론을 선택하여 가뭄예측을 수행할 수 있다. 기존 연구에서 많이 나타난 가뭄예측 모델링 방법론으로 회귀 모델(e.g., Leilah and Al-Khateeb, 2005), 시계열 모델(e.g., Mishra and Singh, 2011; Han et al., 2010), 확률 모델(e.g., Steinemann, 2006), 신경망 모델(e.g., Morid et al., 2007) 등이 있다.

최근 들어 인공지능과 가뭄을 결합하여 기계학습을 통해 가뭄예측을 수행하는 연구가 있어 왔다. 자기발전적인 전문가 시스템이 필요로 하는 규칙은 인간 전문가에 의해서 개발되거나, 인간이 제공한 훈련 자료를 이용하여 기계가 도출하게 되는데, 이러한 학습 과정의 컴퓨터 모델링을 기계학습이라고 한다(Jensen, 2005). Tadesse et al. (2005)은 위성영상에서 추출한 식생 조건 자료를 표준강수지수(Standard Precipitation Index, SPI) 등의 가뭄 지수 및 토지 이용, 토양 수분 최대 가능 함유량, 관개 지역 등과 같은 생물리적인 변수들과 함께 이용하여 2주, 4주, 6주의 다양한 시간차(time lag)를 가지는 규칙 기반의 회귀 분지도(rule-based regression-tree) 모델을 구축, 가뭄 상태 및 작물 수확량을 예측하였다. 이진영 (2014, 2015), Rhee and Im (2017)은 남한의 가뭄예측을 위해 의사결정분지도(DT; decision tree), 랜덤포레스트(RF; random forest), 극랜덤트리(ERT; extremely randomized trees) 등의 기계학습 모델을 활용하였다.

기후학적으로 남한 강수량은 5~10월의 6개월간 집중되어 발생하기 때문에 이 기간의 강수량은 연강수량에 큰 영향을 미치게 된다. 한국에서 심각한 피해를 주는 봄철 가뭄은 오래 지속되지 않는 반면 심각한 가뭄은 주로 여름에 시작하는 경향이 있으며 그 해 겨울 또는 다음 해로 이어질 가능성이 높기 때문에(전갑영 외, 2008; Kim et al., 2011) 이 시기의 가뭄은 장기 가뭄 위험도 예측의 측면에서 중요하다. 또한 여름철 가뭄이 발생한 후 이듬해 봄철 가뭄이 연이어 발생 한다면 심각한 농업가뭄과 수자원 가뭄을 초래할 수 있다.

따라서 본 연구에서는 1990년대 중반의 climate shift를 고려하여 1995년 이후 주요 강수기간(5월-10월)에 발생한 가뭄과 관련한 기상학적 특성을 분석하고자 한다. 각각의 가뭄은 개별적 특성을 가지고 있지만 이 연구에서는 개별적 특성보다 공통적 특성에 더 집중하여 태평양, 대서양과 관련된 대규모 순환을 살펴보고자 한다. 이는 평균장과 무관

#### 4 | 한반도 중기 가뭄의 기상학적 특성 분석을 통한 가뭄 전망 기술 개발

하게 발생하는 극한 현상으로써의 가뭄이 아니라 평균 강수량의 장기 변동성과 관련하여 나타나는 가뭄시기의 대기와 해양의 특성을 분석하고자 하기 때문이다. 비교를 위해 풍수 상황에 관련한 특성도 비교 분석하였다. 이러한 이해를 바탕으로 잠재 예측인자를 선정하여 회귀분석 기반 가뭄 예측 모델을 개발하는 한편 APCC(APEC Climate Center)에서 개발된 기계학습 기반 가뭄 예측 모델에 활용하여 한반도 가뭄 정보를 생산하는 기반을 마련하고자 한다.

## 2. DATA AND METHODOLOGY

### 2.1 가뭄지수 산출

SPI는 McKee et al. (1993)에 의해 정의되었는데, 원하는 시간 스케일(timescale)에 따라 강수량을 누적시키고, 이를 정규화하여 구할 수 있다. 강수량만을 사용하므로 많은 지역에 대해 구할 수 있고 결과 값이 정규화된 지수로 나오므로 시공간적인 비교가 용이하다. 또한 사용자가 시간 스케일을 지정하므로 가뭄의 유형에 따라 다양하게 사용될 수 있다.

산정 과정을 좀 더 자세히 보면, 일반적으로 12개월 미만의 강수량 누적량은 정규분포를 따르지 않으므로 매개변수가 2개인 Gamma 확률분포함수나 매개변수 3개의 Pearson Type III 확률분포함수 등 적절한 확률분포함수에 맞춘다. 본 연구에서는 Gamma 확률분포함수를 이용하였다.

$$f(x) = \frac{\beta^\alpha x^{\alpha-1} e^{-\beta x}}{\Gamma(\alpha)} \quad (\text{Eq. 2.1})$$

이 때,  $x$ 는 Gamma 분포를 따르는 확률 변수( $> 0$ ),  $f(x)$ 는 Gamma 확률분포함수이며  $\Gamma(\alpha)$ 는 완전감마함수이다.  $\alpha$ ,  $\beta$ 는 이 확률분포함수의 매개변수로  $\alpha$ 는 형태 매개변수( $> 0$ ),  $\beta$ 는 규모 매개변수의 역이 된다( $> 0$ ).

월별로 분석을 수행할 경우 기간에 따른 누적 강수량의 시계열을 구한 다음, 월별로 L-모멘트 또는 최대우도법(maximum likelihood) 등을 이용하여 매개변수 값을 계산한다. 이에 따라 각 누적 강수량의 누적 확률(cumulative probability)을 얻을 수 있으며, 정규분포함수의 역함수를 사용하여 SPI 값을 산정하게 된다.

$$F(x) = \frac{\gamma(\alpha, \beta x)}{\Gamma(\alpha)} \quad (\text{Eq. 2.2})$$

이 때,  $F$ 는 Gamma 누적분포함수이며,  $\gamma(\alpha, \beta x)$ 는 불완전 감마 함수이다. 산정된 표준 강수지수의 평균은 0, 표준편차는 1이 되는데, McKee et al. (1993)의 체계에 따라 가뭄의 심도를 분류할 수 있다(Table 1).

Table 1. Drought categories based on SPI (McKee et al., 1993).

Classification	Index Value
Extremely Wet (EW)	$\geq 2.00$
Very Wet (VW)	1.50 to 1.99
Moderately Wet (MW)	1.00 to 1.49
Near Normal (NN)	0.99 to -0.99
Moderate Drought (MD)	-1.00 to -1.49
Severe Drought (SD)	-1.50 to -1.99
Extreme Drought (ED)	$\leq -2.00$

## 2.2 가뭄해와 풍수해의 정의

Figure 1은 10월의 SPI6 지수의 시계열을 나타낸다. 남한의 강수량 집중기인 5월에서 10월 사이의 강수량을 바탕으로 계산된 10월 SPI6(SPI6\_Oct)는 지난 40년동안 증가하는 추세를 보이고 있다. 장기 추세선을 제거하고 난 후 약한 가뭄의 기준인 -0.5보다 적은 다섯해를 가뭄해, 그 반대로 0.5보다 높은 다섯해를 풍수해로 정의하였다(Table 2 참조). 7월과 10월의 SPI3 값에 따르면 가뭄해에는 2014년 경우를 제외하고는 전반기(7월 SPI3; 5-7월 강수량 기반)와 후반기(10월 SPI3; 8-10월 강수량 기반)에 모두 음의 SPI 값을 보였고 강도 면에서는 후반기 SPI3값이 더 낮은 것으로 나타났다(그림 없음).

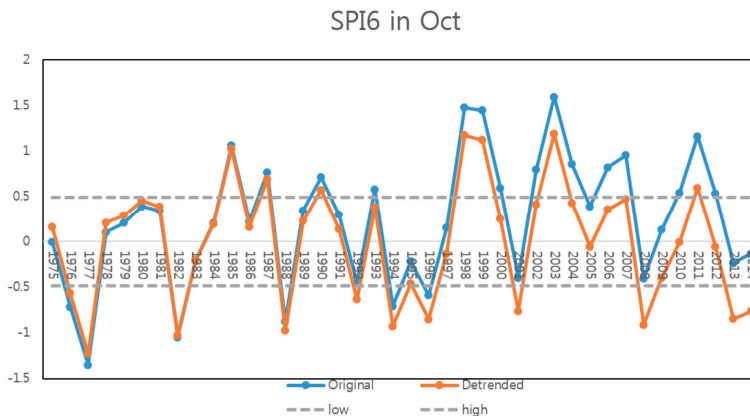


Figure 1. 40-year (1975-2014) time series of original (blue) and detrended (orange) SPI6 in Oct (SPI6\_Oct). Years with SPI6\_Oct less than -0.5 are defined as dry years while that that greater than 0.5 are defined as wet years.

Table 2. Dry and wet years after 1995.

Dry Years	Wet Years
1996, 2001, 2008, 2013, 2014	1998, 1999, 2003, 2007, 2011

### 2.3 가뭄 특성 및 기작 분석

대기변수는  $2.5^{\circ} \times 2.5^{\circ}$  간격의 National Centers for Environmental Prediction-National Center for Atmospheric Research(NCEP-NCAR) reanalysis(R1)를 사용하였는데 850, 500, 250hPa 지위고도(HGT), 해면 기압(SLP), 250hPa, 500hPa, 850hPa 바람 등의 변수를 사용하였다. SST(sea surface temperature)와 방출장파복사(outgoing longwave radiation, OLR)는 National Oceanic and Atmospheric Administration(NOAA)가 제공하는 SST Extended Version 4( $2^{\circ} \times 2^{\circ}$ )와 monthly interpolated OLR( $2.5^{\circ} \times 2.5^{\circ}$ )를 각각 이용하였다.

해양/대기 변동 지수는 Climate Prediction Center archives(<http://www.esrl.noaa.gov/psd/data/climateindices/list/>)로부터 얻은 월별 자료이다. ENSO 변동성을 위해 사용된 지수는 NINO3.4(이후 NINO3.4로 표기) 지수이며 이 외에도 NINO1+2, NINO3, NINO4, PDO(Pacific Decadal Oscillation), Southern Oscillation Index(SOI), El Niño Modoki Index(EMI), Interdecadal Pacific Oscillation(IPO), IOBWM(Indian Ocean Basin Wide Mode), IOD(Indian Ocean Dipole), wNINO(West NINO), TNA(Tropical North Atlantic), TSA(Tropical South Atlantic), CAR(Caribbean Index), HAW(Hawaiian Index) 등이 사용되었다. 대기 지수로는 Arctic Oscillation(AO), North Atlantic Oscillation(NAO), West Pacific Pattern(WP), Pacific/North American Pattern(PNA), East Atlantic/West Russia Pattern(EA/WR), Scandinavia Pattern(SCA), Tropical/Northern Hemisphere Pattern(TNH)이 사용되었다.

주 연구기간은 최근 20년(1995-2014)인데 앞서 언급했듯이 1990년도 중반에 있었던 climate shift를 고려한 것이다(Kwon et al., 2005; Chen and Zhou, 2014). 이전 20년(1975-1994)에 대해서도 분석하였지만 따로 언급하지 않는 한 최근 20년의 결과를 보였다.

가뭄해와 풍수해에 따른 대기/해양의 특성 차이를 살펴보기 위해 Composite Analysis를 수행하였는데 이 분석에서는 대체 없는 1000번의 무작위적 선택을 통한 bootstrap 방법(Gershunov and Barnett, 1998)을 이용하여 신뢰도를 테스트하였다. 변수간의 상관성을 보기 위해서는 선형 상관 분석을 이용하였다. 선형 상관 분석에서 장기 선형성의 영향력을 배제하기 위해서 제거 후의 결과를 보였는데 장기 선형성 제거 전과 후를 비교한 결과 고위도 대서양과 극지역 이외엔 차이가 거의 나타나지 않았다. 강수량 예측식을 개발하기 위해서는 선형 회귀 분석을 이용하였다.

## 2.4 기계학습 기반 가뭄 모델링

기계학습을 이용한 가뭄예측 모델링을 위해 사용한 자료와 방법론은 다음과 같다.

### 2.4.1 자료

#### 2.4.1.1 관측 자료

기상청에서 1973년부터의 강수 자료를 수집하였다. 일별 자료를 월별 강수로 전환하여 가뭄 지수인 SPI를 6개월 시간 스케일로 산정하였다. 매개변수를 구하는 기준 기간은 1973년부터 2002년까지로 정하였으며, 결측이 적은 64개 관측 지점의 2002년부터 2016년까지의 10월 SPI 값을 기계학습에 이용하였다.

#### 2.4.1.2 위성 자료

##### 2.4.1.2.1 지표면 온도

지표면 온도는  $0.05 \times 0.05^\circ$  공간해상도로 제공되는 미국 NASA(National Aeronautics and Space Administration)의 Aqua 위성에 탑재된 Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer(MODIS) 센서의 월별 지표면온도 MYD11C3 자료를 이용하였다. 주간, 야간 지표면 온도를 도출하고 평균한 평균 온도 또한 기계학습 모델의 입력 변수로 활용하였다. 자료는 미국 NASA의 Earth Observing System Data and Information System(EOSDIS, <http://reverb.echo.nasa.gov>)에서 획득하였다.

#### 2.4.1.2.2 식생 지수

식생지수는 지표면 온도와 마찬가지로 미국 NASA의 Aqua 위성에 탑재된 MODIS 센서의 표준 생산물인 MYD13C2 자료의 NDVI(Normalized Difference Vegetation Index)와 EVI(Enhanced Vegetation Index)를 이용하였다. 공간해상도는 지표면 온도와 같다.

#### 2.4.1.2.3 위성 강수

강수량 자료는 Precipitation Estimation from Remotely Sensed Information using Artificial neural Networks(PERSIANN)-Climate Data Record(CDR), Tropical Rainfall Measuring Mission(TRMM), 그리고 Global Precipitation Measurement(GPM) 자료를 이용하였다. PERSIANN-CDR 자료는  $60^{\circ}\text{S}$ - $60^{\circ}\text{N}$ ,  $180^{\circ}\text{W}$ - $180^{\circ}\text{E}$ 의 범위에 대해  $0.25^{\circ}\times 0.25^{\circ}$ 의 공간해상도로 1983년부터 수집하였으며(Ashouri et al, 2015), TRMM 자료는 미국 Goddard Earth Sciences Data and Information Service Center(GES DISC)에서  $50^{\circ}\text{S}$ - $50^{\circ}\text{N}$ ,  $180^{\circ}\text{W}$ - $180^{\circ}\text{E}$  범위에 대해  $0.25^{\circ}\times 0.25^{\circ}$  공간해상도로 1998년부터 수집하였다. GPM Integrated Multi-satellite Retrievals for GPM(IMERG) 자료는 2014년 4월부터 2015년 12월까지  $90^{\circ}\text{S}$ - $90^{\circ}\text{N}$ ,  $180^{\circ}\text{W}$ - $180^{\circ}\text{E}$  범위에 대해  $0.1^{\circ}\times 0.1^{\circ}$  공간해상도로 NASA의 Precipitation Measurement Missions(PMM)에서 수집하였다.

기계학습 모델을 훈련하는데 미계측 지역의 가뭄 상태를 나타내주는 지표로 이용하기 위해 위성 강수 기반의 가뭄지수를 산정하였는데, 위성 강수 자료를  $0.05^{\circ}\times 0.05^{\circ}$  해상도로 리샘플하여 확률분포함수 매개변수를 도출하고 SPI6(6개월 SPI)를 산정하였다.

모든 위성 자료는 남한을 포함하는 동일한  $32.5^{\circ}\text{N}$ - $39.0^{\circ}\text{N}$ ,  $122.5^{\circ}\text{E}$ - $132.5^{\circ}\text{E}$ 의 범위에 대해  $0.05^{\circ}\times 0.05^{\circ}$ 의 공간해상도로 리샘플되었다.

#### 2.4.1.3 예측 자료

계절 예측 자료로 APCC의 6개월 다중모델앙상블(MME; Multi-Model Ensemble) 및 1~6개월 예측을 생산하는 개별 모델 자료를 이용하였다. MME 자료는 SCM(Simple

Composite Method) 방법을 통한 자료만을 이용하였다. 이용된 개별모델은 APCC, CMCC(Centro Euro-Mediterraneo sui Cambiamenti Climatici), MSC(Meteorological Service in Canada), NASA, NCEP(National Center for Environmental Prediction), PNU(Pusan National University), POAMA(Predictive Ocean Atmosphere Model for Australia) 이다.

모든 예측 자료는 남한을 포함하는 동일한  $32.5^{\circ}\text{N}$ - $39.0^{\circ}\text{N}$ ,  $122.5^{\circ}\text{E}$ - $132.5^{\circ}\text{E}$ 의 범위에 대해  $0.05^{\circ} \times 0.05^{\circ}$ 의 공간해상도로 리샘플되었으며 모델의 월별 값을 산정한 후 기준 기간에 대한 아노말리의 퍼센트 증감 비율(Percent Increment of Anomaly)을 구하여 위성 강수에서 도출한 기후값(Climatology)에 적용, 다시 위성 기반의 관측에 부합하는 월별 값으로 전환되었다(Quan et al., 2012).

#### 2.4.1.4 가뭄 관련 주요 기후 지수 자료

가뭄 관련 주요 기후 지수 자료는 가뭄 역학 분석 결과로 도출된 잠재 예측인자(섹션 3.1.4 참조)의 시계열이 이용되었다.

#### 2.4.1.5 고도 자료

고도 자료는 미국 지질조사국(U.S. Geological Survey)에서 획득한 대략  $1\text{km} \times 1\text{km}$  해상도의 Global 30 Arc-Second Elevation(GTOPO30) 자료를 이용하였다.

### 2.4.2 가뭄예측 모델링 방법론

#### 2.4.2.1 기계학습 모델

본 연구에서 사용된 기계학습 모델의 개념 및 상세한 설명은 이진영 (2014, 2015)에 나타나 있다. 기계학습 모델 중 기존 연구(e.g., 이진영, 2014, 2015)에서 우수한 성능을 보였으며 여러 임의의 과정을 통해 이상치나 노이즈에 안정적인 결과를 생산하는 것으로 알려진 극랜덤트리(ERT) 모델을 이용하였으며, 또한 여러 되풀이 과정을 통해 결과에 잘 반영되지 않은 훈련값들에 높은 가중치를 주어서 모델이 주어진 훈련 자료를 골고루

반영하도록 하는 아다부스트(Adaboost) 모델 또한 이용하였다. ERT 모델과 Adaboost 모델은 여러 입력 변수와 목표 변수를 가지며, 훈련 자료로 주어진 ‘참값’을 이용하여 모델을 훈련한다. 본 연구에서는 ‘참값’이 존재하는 관측 지점 위치에 대한 값만을 이용하여 훈련하고 검증하였다. 구축된 모델에 대해서는 남한 전체 지역에 대해 공간적으로 분포하는 가뭄 예측 값을 얻을 수 있다.

목표 변수로는 10월의 SPI6를 설정하였으며 모델의 입력 변수로는 위성 자료에서 도출한 주간, 야간, 평균 지표면온도와 NDVI, EVI의 식생지수, 고도 값, 잠재 예측인자, 그리고 기후 예측자료에서 산정한 SPI6 값을 이용하였다. 이 중 잠재 예측인자를 입력 변수에 포함한 경우와 그렇지 않은 경우를 비교하였다.

기후 예측 자료는 APCC MME 또는 각각의 개별 모델 결과를 이용하였는데, 6개월 SPI를 산정하기 위해 6개월 강수 누적 값을 구할 때 선행시간에 따라 관측 값이 사용되는 부분은 위성 강수에 기반한 강수량을, 예측 값이 사용되는 부분은 각 예측 모델 값이 적용된 강수량을 더하여 산정하였다. ERT 모델 및 Adaboost 모델 모두 분류 모델 및 회귀 모델로 구축이 가능한데, 본 연구에서는 회귀 모델만을 구축하여 활용하였다. 기계 학습 모델의 개념도는 Figure 2에 나타나 있다.

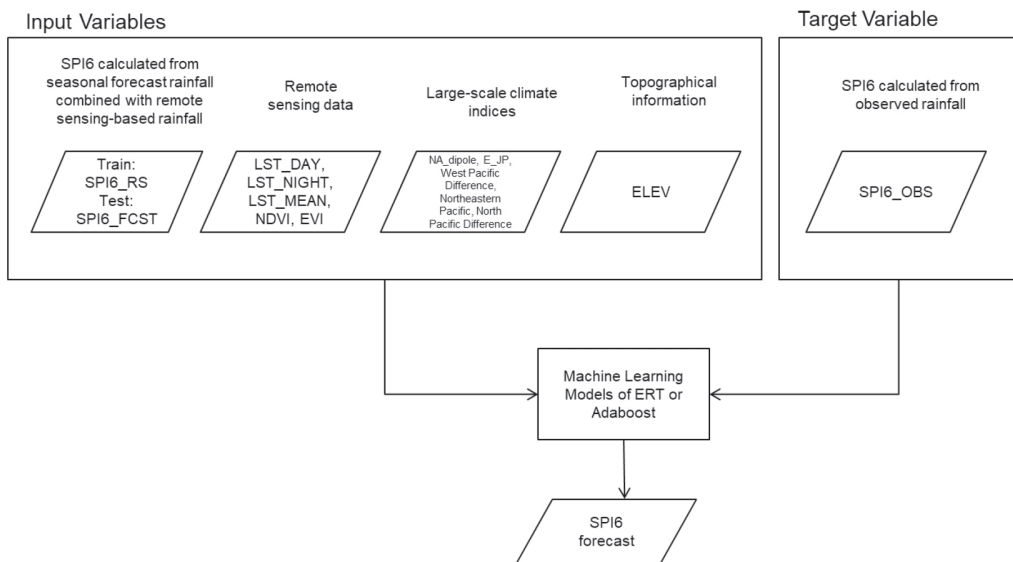


Figure 2. A flow diagram of machine learning models used in this study.

### 2.4.2.2 기계학습 모델 성능 비교

가뭄예측 정보는 가뭄 심도에 대한 가뭄 카테고리 정보가 유용하다. 따라서 모델의 성능 평가 기준은 이진영 (2015), Rhee and Im (2017) 등에서 이용한 가뭄 카테고리에 대한 변형된 생산자 정확도를 가뭄 정확도로 정의하여 이용하였으며(Eq. 2.3) 가뭄 카테고리에 대한 평균절대오차(MAE; Mean Absolute Error) 또한 이용하였다(Eq. 2.4).

$$\text{Drought Accuracy} = \frac{C_{ED} + C_{SD} + C_{MD}}{N_{ED} + N_{SD} + N_{MD}} \quad (\text{Eq. 2.3})$$

$$\text{MAE} = \frac{\sum |SPI6_{obs} - SPI6_{pred}|}{\text{Total Number of Samples}} \quad (\text{Eq. 2.4})$$

여기서 ED는 Extreme Drought, SD는 Severe Drought, MD는 Moderate Drought으로 McKee et al. (1993)의 가뭄 카테고리 분류를 따르며, N은 실제로 각 카테고리에 속하는 샘플의 수이고 C는 그 중 그 카테고리로 맞게 분류된 샘플의 수이다.

본 연구의 가뭄 예측 부분에서는 앞서 설명한 바와 같이 10월의 SPI6 예측 성능을 평가하고 잠재 예측인자를 입력변수로 사용한 경우 가뭄예측 성능이 개선되는지 살펴본다. 기계학습 모델 입력 변수 중 SPI6 예측 값의 경우 각 기후 모델의 계절 예측 값을 아노말리의 퍼센트 증감 비율만 적용하여 편의보정(Bias Correction) 해서 적용한 경우를 비교하였다.

위성 자료의 짧은 기간으로 인하여 2002년에서 2016년까지의 값을 이용하여 훈련 및 검증하였는데, 기간이 짧다 보니 과적합(overfitting)이 발생할 수 있으며 가뭄 사상이 훈련과 검증 자료에 고루 포함되지 않을 수 있다는 단점이 존재하였다. 따라서 입력 및 목표 자료의 벡터를 2002년에서 2016년의 연도와 64개 관측 지점의 조합으로 구성하여 이를 임의로 10개의 그룹으로 나누었으며 이 중 7개의 그룹을 Leave-One-Out 교차 검증 방법을 이용하여 훈련하고 나머지 3개의 그룹을 이용하여 모델을 검증하였다. 모델을 훈련하는 경우에는 계절 예측을 적용한 입력 변수 대신에 위성 기반의 SPI6 값을 참고 값으로 이용하였으며, 모델의 검증 시 예측 값을 적용한 입력 변수를 이용하였다.

## 3. RESULTS AND DISCUSSION

### 3.1 가뭄 특성 및 기작 분석

#### 3.1.1 Composite 분석

Figure 3은 가뭄해의 5-10월 평균 SST, 850hPa HGT와 바람장, OLR 편차를 나타낸다. 850hPa 지위도고와 바람장(Figure 3a) 및 OLR(Figure 3d) 편차에 따르면 일본 동편에는 저기압성 순환과 그로 인한 강수강화가, 캄차카반도 동쪽에는 강한 고기압성 순환과 그로 인한 강수 억제가 뚜렷이 나타나며 이러한 지위고도장 패턴은 저층뿐 만 아니라 중층과 고층 대류권에서 모두 유사하게 나타난다(그림없음). 한반도와 그 북쪽에는 약한 고기압성 순환이 자리잡아 일본 동편의 저기압성 순환과 맞물려 한반도에는 북동풍 또는 북풍이 발달함으로써 남쪽의 습윤한 공기의 유입을 저지(Figure 3b)하여 강수가 감소하는 것으로 보인다. 이러한 특성과 함께 몽골 북서쪽에 위치한 저기압성 순환 또한 통계적으로 유의미하게 나타나고 있는데 이 지역의 강수 증가 또한 특이할 만 하다. 가뭄해에는 열대 태평양에 매우 약한 음의 편차가 나타나는 반면 열대 서태평양에서 북동태평양, 캄차카 반도까지 이어지는 말발굽 모양의 양의 편차가 통계적으로 유의미하게 나타난다. 특히 열대 서태평양의 강수 증가와 인도양의 강수 억제가 눈에 띈다. 우리나라 동쪽에는 양의 SST 편차가, 일본 동쪽에는 음의 SST 편차가 나타나는데 일본 동쪽의 음의 편차는 저기압으로 인한 강수 증가와 그로 인한 태양 복사 에너지의 감소로 인한 것으로 보인다. 인도양 서편에는 음의 편차가 유의미하게 나타나는데 이는 아래에 설명 되겠지만 이 전 겨울에 중태평양에 나타난 강한 음의 편차에 따른 인도양의 반응으로 이해된다.

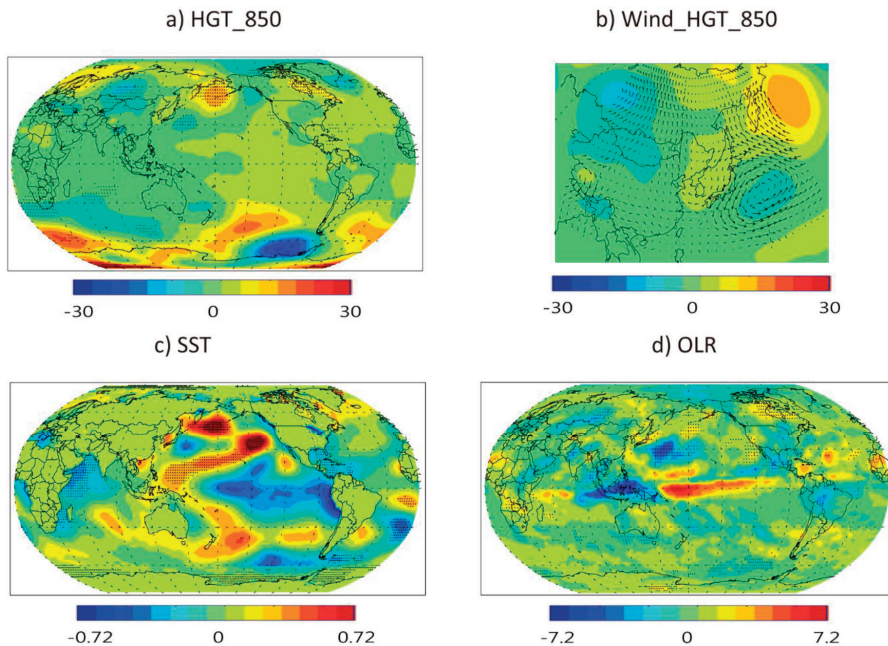


Figure 3. 6-month (May-Oct) average SST ( $^{\circ}$ C), HGT (m), winds (m/s), OLR ( $W/m^2$ ) in dry years. Regions statistically significant at the 95% confidence level are indicated in dots.

Figure 4는 풍수해의 상황을 보여준다. 풍수해에는 북태평양 중양에 강한 고기압성 순환이 위치하며 서태평양까지 넓게 확장된 모습을 보이고 있다(Figure 4a). 그 북쪽으로는 오호츠크해 및 알래스카 지역에 저기압성 순환이 자리하고 있다. 이러한 저기압, 고기압성 순환은 각각 강수 억제와 강수 강화와 맞물려 있다(Figure 4d). 몽골 북쪽에는 가뭄해와 반대로 고기압성 순환과 강수 억제 현상이 보이거나 통계적으로 유의미하지는 않다. 우리나라는 북서태평양 고기압의 가장자리에 들어 남풍계열의 바람이 유입됨으로써(Figure 4b) 강수가 증가하게 된다. SST장에서는 열대 중태평양에 강한 음의 편차가 나타나며 이 음의 편차는 북아메리카 서부 해안을 따라 이어져 나타난다. 중위도 북서태평양에서는 강한 양의 편차가 나타나고 있는데 이러한 SST 패턴은 라니냐 현상과 유사하며 실제로 5개의 풍수해 중에 2003년을 제외한 모든 풍수해의 겨울철에 라니냐가 발생하였다. OLR장을 보면 일본 남해와 우리나라를 비롯한 넓은 서태평양 아열대 지역과 인도양에 강수가 증가하였고 열대 중태평양과 북태평양, 북아메리카의 대부분 지역에 강수가 감소한 모습이 보인다. 열대 서태평양에는 강수가 평균보다 활발하긴 하였지만 가뭄해(Figure 2d)에 비하여는 그다지 발달하지 않은 상황이다.

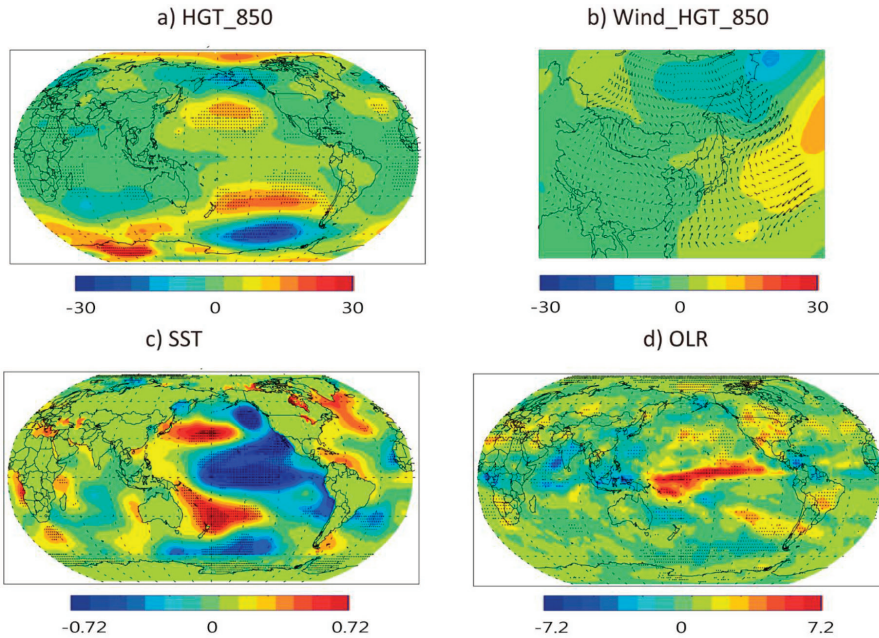


Figure 4. Same as in Figure 3 but in wet years

적은 샘플 수로 인하여 단정하긴 어렵지만 위에서 보인 풍수해와 가뭄해의 대기, 해양 특성 결과(Figure 3 and Figure 4)는 풍수해와 가뭄해의 배경장이 비선형성과 선형성을 동시에 지니고 있음을 의미한다. 첫번째 비선형적 특징은 강도의 차이는 있지만 가뭄해와 풍수해 모두 열대 중태평양이 음의 편차를 보이고 있다는 점이다. 두번째 특징으로 가뭄해에 나타나는 일본 동남쪽 저기압의 규모는 작지만 풍수해에는 북태평양과 북서태평양에 큰 규모의 고기압이 위치하고 있다는 점이다. 반면에 유라시아 대륙과 오호츠크해 주변의 지위고도장은 선형적인 역의 관계를 보여준다. 이러한 선형성은 차후에 회귀 예측 모델을 개발하는데 중요한 근거가 된다.

시간에 따른 변화를 보기 위해 가뭄해의 대기와 해양 변수들(SST, OLR, HGT\_500hPa)의 계절변화를 Figure 5에 나타내었다. 850hPa 지위고도장의 변화는 500hPa 지위고도장의 변화와 거의 유사하기에 생략되었다.

- NDJ(Figure 5i): 열대 중태평양에서는 라니냐성 특징이 보이며 서태평양의 강수 증가가 중동태평양의 강수 억제 현상과 대비를 이루고 있다. 서태평양의 동편(150-180E)에 동풍이, 서편(75-120E)에 서풍이 불어 서태평양에 수렴이 이루어

지며 강수가 활발한 것으로 보인다. 중태평양의 강수 억제 지역은 날짜 변경선 근처에서 북쪽 25°N까지 확장되어 있으며 그 북쪽의 일본 동편 날짜 변경선 근처 지역은 활발한 강수를 보이고 있다. 지위고도장에서는 북아메리카에서부터 북대서양, 유라시아 대륙, 동아시아에 걸쳐 강한 대기 변동성이 관찰된다(e.g., 남유럽에 음의 편차, 북유럽에 양의 편차, 인도북부-몽골북부의 음의 편차, 일본 동쪽의 음의 편차). 이러한 편차의 중심은 통계적으로 유의미한 강한 강도를 지니고 있다. 또한 한반도 인근의 일본 동쪽 지역에는 저기압성 순환, 차가운 해수면 온도, 활발한 강수가 관찰된다. 이러한 유라시아 및 일본 동쪽의 대기 편차는 가뭄해 5월-8월의 지위고도장 패턴과 상당히 유사하다(Figure 3a). 특히 가뭄해의 일본 동쪽 저기압은 5월 이전의 겨울철에도 발달하였음을 의미한다.

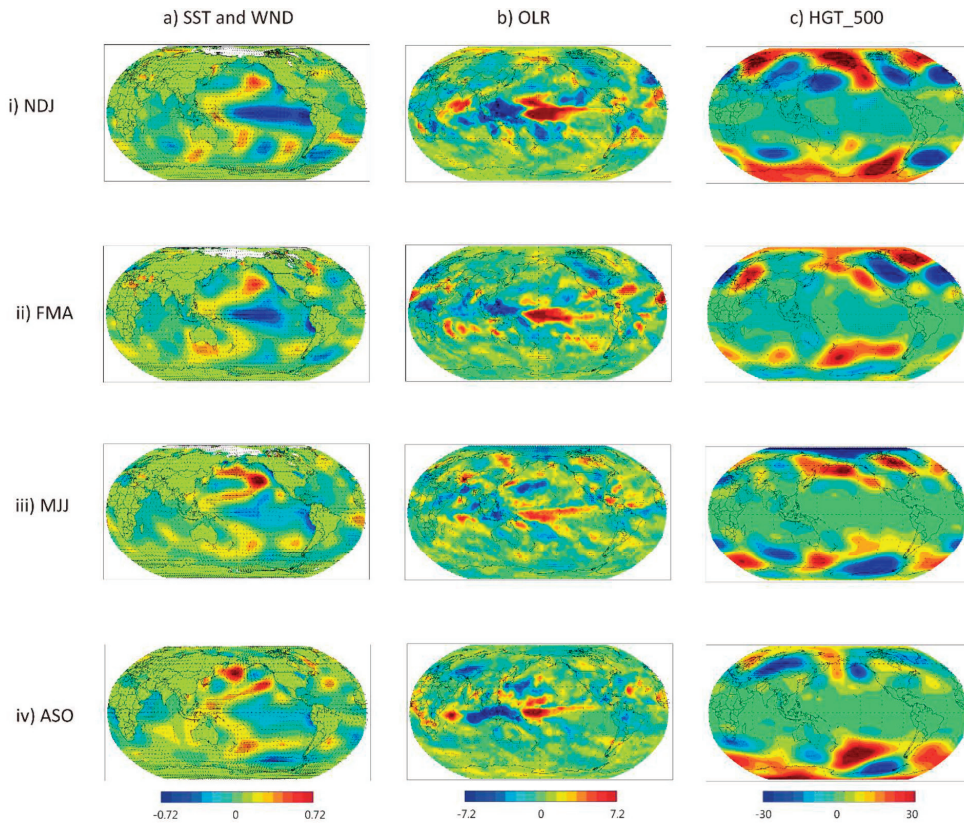


Figure 5. Seasonal anomaly map of SST (°C) with 850 hPa wind (m/s), OLR (W/m<sup>2</sup>), and HGT\_500 hPa (m) in dry years. Regions statistically significant at the 95% confidence level are indicated in dots.

- FMA(Figure 5ii) : 전체적인 대기/해양 패턴은 NDJ의 모습과 비슷하나 열대에서 음의 SST 편차가 약화되면서 전체적인 특성 또한 약화되어 있다. 특히 유라시아 대륙과 일본 동쪽의 지위고도 편차가 약화되었다. 그러나 북태평양과 북대서양의 지위고도 편차와 OLR 편차는 여전히 강하게 나타나고 있다. 이러한 지위고도 패턴(i.e., 북동태평양에 양의 편차, 북아메리카 중앙의 음의 편차, 북대서양 중위도에 음의 편차)는 미국 캘리포니아에 심각한 가뭄을 유발하는 지위고도장과 유사하다(Wang et al., 2014; Seager et al., 2015; 명복순, 2017).
- MJJ(Figure 5iii) : 중태평양의 음의 SST 편차와 그에 따른 양의 OLR편차가 더욱더 약화 되었으나 서태평양 해수면은 비슷한 강도의 고온을 유지하고 있으며 이는 북태평양의 말발굽 모양의 고온 SST와 연결되어 있다. 열대 서태평양 강수는 NDJ나 FMA 계절보다 약화되었는데 인도양에 남동풍이 불어 서태평양으로의 수렴이 약화되었기 때문이다. 일본 동쪽에는 저온 SST가 날짜경계선을 지나 넓은 지역에 나타나는데 이 지역에 저기압성 순환과 관련되어 강수가 활발히 일어난다. 이는 서태평양을 포함한 아열대 지역에서 보이는 고기압성 흐름과 대조를 이룬다. NDJ에 관찰된 북유럽의 고기압, 몽골 북서부 저기압 패턴이 다시 나타나며 우리나라는 몽골 북부 저기압과 일본 동쪽 저기압의 사이에 위치한 고기압의 영향과 일본 동편 저기압으로 인한 남풍 감소로 인해 강수가 억제된다.
- ASO(Figure 5iv) : 열대 중태평양 저온 SST현상은 극소화 되었으나 150~180°E 지역의 동풍은 지속되어 열대 서태평양 SST는(특히 필리핀 동쪽 바다) 오히려 증가되었다. 그러나 필리핀 동쪽바다에는 고기압성 흐름으로 인해 강수가 억제되고 남쪽인 인도네시아쪽으로 강수가 치우쳐 있다. 지위고도장 편차에서는 MJJ에 나타난 유라시아-동일본 지위고도장 편차가 강화 또는 유지되고 있는 가운데 우리나라의 강수가 계속적으로 억제되고 있다.

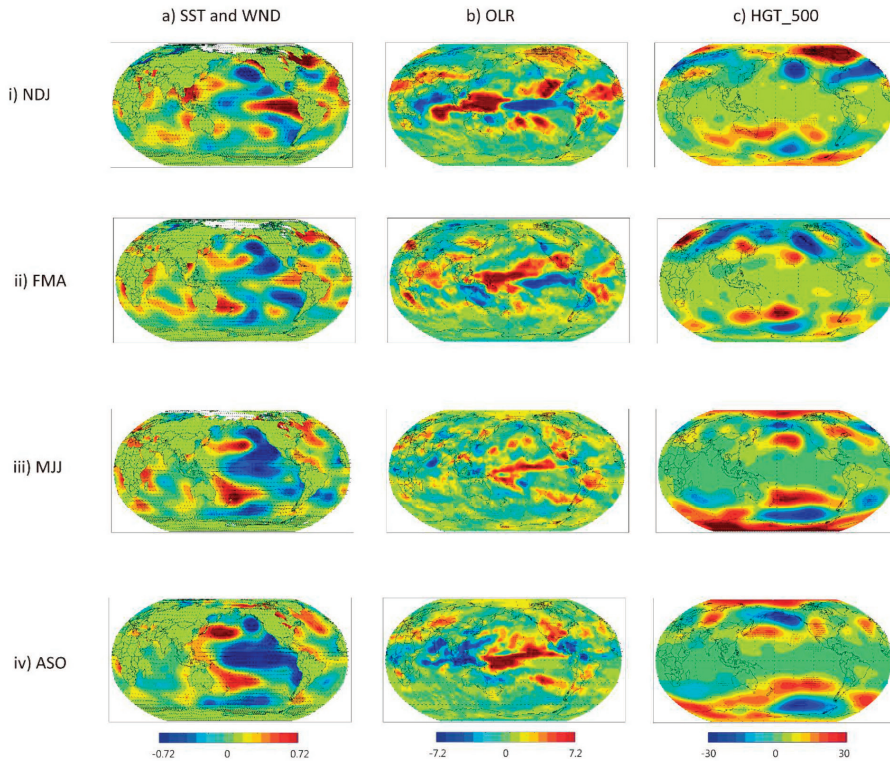


Figure 6. Same as in Figure 5 but in wet years

Figure 6은 풍수해의 대기와 해양 변수들의 계절 변화를 보여준다.

- NDJ(Figure 6i) : 열대 태평양의 날짜 변경선 서쪽에 음의 SST편차가, 중동태평양에 양의 SST 편차가 있지만 동태평양 일부 지역을 제외하고는 통계학적으로 유의하지 않다(Figure 6ai). 하지만 열대의 OLR편차(Figure 6bi)는 통계적으로 유의미한데 서태평양의 강수 억제로 인한 고기압성 흐름이 우리나라와 일본의 남쪽 서태평양의 넓은 지역에 분포해 있다. 우리나라와 중국, 중앙아시아에는 저기압이 위치한 가운데 일본 남동쪽 해양 지역은 태평양 고기압의 가장자리에 들며 강수가 증가한 것으로 보인다. 가뭄해와는 대조적으로 이 지역에 양의 SST 편차가 나타나는데 따뜻한 남서풍의 영향으로 보인다.
- FMA(Figure 6ii) : 중태평양의 SST 편차는 미미하나 캐나다 서해안의 저기압성 흐름과 그 풍상측 고기압성 흐름에 의해 북서풍이 강화되어 북동 태평양의 해양이 냉각된다. 북서 태평양에는 일본 남쪽(대만 동쪽 해상)의 저기압성 순환에 의해 우리나라

인근 바다와 일본 동남쪽 바다의 해수면 온도가 상승하였다.

- MJJ(Figure 6iii) : 열대 중태평양에서 SST음의 편차가 강화되며 라니냐 패턴이 나타나고 있으며 이에 따라 ITCZ가 북상하여 중동태평양 아열대 지역에 발달한다. 그 북쪽으로는 고기압과 강수 억제, 오호츠크해에는 저기압과 강수 발달이, 북극에는 고기압과 강수 억제가 순차적으로 나타난다. 이런 상황에서 중위도 태평양에는 고기압이 수평적으로 확장 발달하여 강수를 억제하고 있다. 열대 150-180°E 지역에 동풍이 불며 서태평양에 고기압성 순환이 약하게 나타난다. 한반도와 일본 남쪽 지역은 고기압의 가장자리에 들며 강수가 증가되었다. 몽고 북서쪽에는 양의 지위고도 편차가 약하게 나타나고 있다.
- ASO(Figure 6iv) : 열대에 강한 라니냐 패턴이 나타나고 있으며 우리나라 남쪽의 거대한 고기압성 흐름이 강화되며 서태평양에 대규모 강수대를 형성하고 있다. 북태평양 중위도 지역의 고기압은 MJJ에 비해 서쪽으로 편향되어 일본 동편에 강한 고기압을 형성했는데 이러한 북태평양 고기압의 가장자리에 위치한 한반도는 남풍 또는 남동풍이 더욱 더 강해짐으로써 강수가 증가하게 된다. 일본 동쪽 고기압의 발달은 유라시아 지역 지위고도 편차와 함께 강화된 것으로 보여지는데 이러한 지위고도 패턴은 가뭄해의 패턴과 정반대의 모습을 보인다.

### 3.1.2 ENSO와의 연관성

가뭄/풍수해와 ENSO와의 관련성을 더 자세히 살펴보고자 가뭄해와 풍수해 전후의 MEI(Multivariate ENSO Index) 변화를 살펴보았다(Figure 7). 가뭄해 초반(Figure 7a)에는 대부분의 경우 음의 MEI 값을 보였는데 2008년의 경우에는 4월까지 라니냐가 지속되었다. 2014년을 제외하고는 MEI 지수가 4, 5월에 증가하는 추세를 보이나 7, 8, 9월에 다시 감소하여 11월부터 다음해 3월까지 약한 음의 값을 유지한다. 그러나 이듬해 3월 이후부터 MEI 지수는 급속하게 증가하며 6월부터 MEI 지수가 1에 근접하거나 이상으로 커지며 후반기에 대부분 엘니뇨로 발전함을 볼 수 있다.

이처럼 가뭄해의 다음해 여름에 엘니뇨로 발달하는 현상은 가뭄해의 SST 평균장의 변화를 나타낸 Figure 8에서도 확인된다. 가뭄지수(SPI6\_Oct)와 15개월 후 SST 장과의 상관관계에서도 Figure 8과 같은 패턴이 나타난다(그림없음). 특히 우리나라 가뭄에

직접적으로 연관되어 있는 일본 동쪽 바다의 음의 SST편차는 가뭄해 5-10월 뿐 아니라 (Figure 8c) 6개월 전과 후(Figure 8b and c)에도 여전히 유지되고 있다. 이는 5-10월 강수 부족이 그 기간에만 국한되는 것이 아니라 그 전이나 후에도 지속될 수 있음을 의미 하는데, 실제로 가뭄해에 5월의 SPI6 지수는 평균 -0.232로써(5케이스 중 4케이스가 음의 SPI) 약한 가뭄 현상이 5월 이전부터 이미 지속되고 있음을 말해준다.

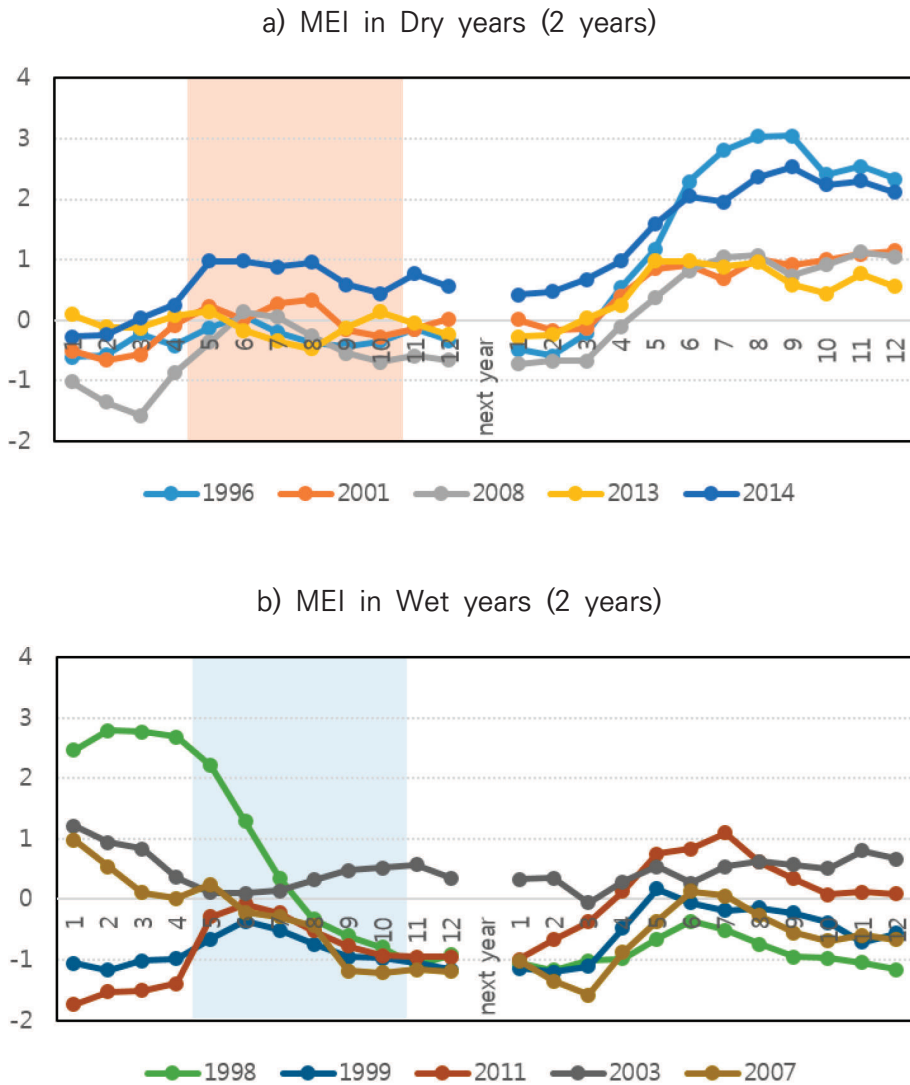
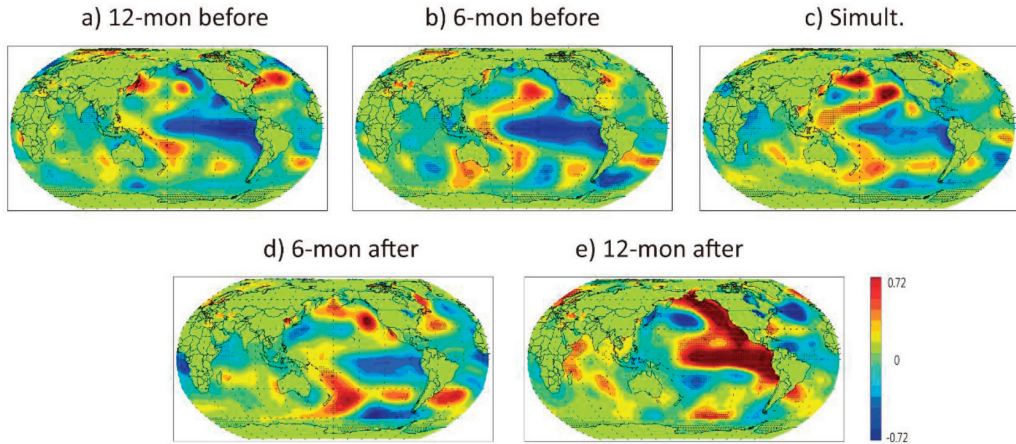


Figure 7. Time series of MEI in a) the dry years and the following years and b) the wet years and the following year. X-axis indicates month and y-axis indicates  $^{\circ}\text{C}$ . Yellow and blue boxes in a) and b) indicate the targeted dry and wet period in this study, respectively.



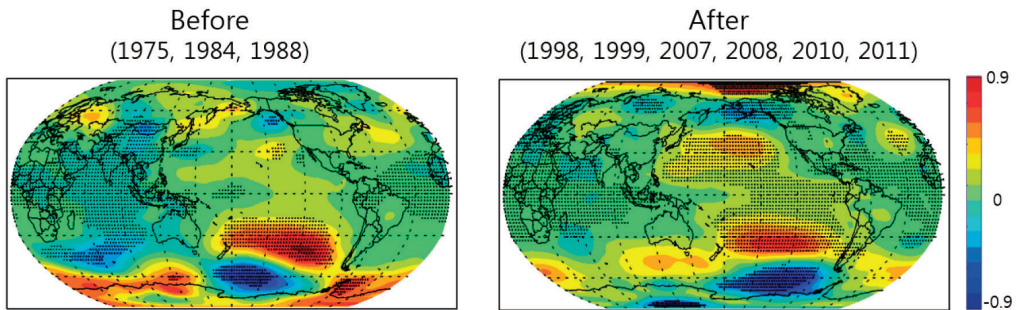
**Figure 8.** Temporal changes of 6-month mean SST ( $^{\circ}\text{C}$ ) field in the dry years: a) May (-1)~Oct (-1), b) Nov (-1)~Apr (0), c) May (0)~Oct (0), d) Nov (0)~Apr (+1), e) May (+1)~Oct (+1) in the dry years. (-1) and (+1) indicate the prior and subsequent years of the dry years, respectively, and (0) indicates the dry years. Regions statistically significant at the 95% confidence level are indicated in dots.

풍수해의 초반에는 총 5사례 중 세 경우(1998, 2003, 2007년)에 엘니뇨가 나타났고 두 경우(1999, 2011년)에 라니냐가 나타나는 등(Figure 7b) 일정한 경향성을 보이지 않는다. 그러나 2003년을 제외하고는 모든 경우에 6월달 이후에 MEI 지수가 급격히 감소하며 그 해 겨울에 라니냐 현상이 발생함을 확인할 수 있다. 그 이듬해 봄과 초여름에는 MEI 지수가 증가하지만 가을철을 거쳐 겨울철에는 열대에 음의 MEI 또는 양의 MEI가 혼재되어 있다.

Figures 4a와 6a는 남한의 풍수해 발생이 라니냐 발달과 관련이 있음을 시사한다. 특히 열대 중태평양의 음의 SST 편차의 강화와 함께 나타나는 북태평양의 강한 양의 SST 편차는 음의 PDO를 의미한다. 특이한 점은 이러한 현상(즉, 라니냐가 발달하는 여름, 한국 강수의 현격한 증가)이 1990년 중반 이후 두드러지게 발견된다는 점이다. Figure 9a은 라니냐 발달기 여름에 1990년대 중반 이전(1975년, 1984년, 1988년)과 이후(1998, 1999, 2007, 2008, 2010, 2011년)의 850hPa 지위고도장의 평균장(5월-10월 평균)의 차이를 보여주는데, 라니냐가 발달하는 여름, 북태평양과 서태평양 고기압의 강화가 1990년대 중반 이후에 두드러짐을 확인할 수 있다. Figure 9b에서는 90년대 중반 이후 8월-10월 평균 북태평양 고기압( $20\sim 45^{\circ}\text{N}$  and  $150\sim 210^{\circ}\text{E}$ )과 우리나라

를 포함한 서태평양 고기압(20~40°N 120~140°E)의 in-phase 관계가 증가하였음을 보여준다. 한가지 놀라운 점은 라니냐 발달기에 한국과 일본 남쪽의 지위고도장이 대조적인데(Figure 9a) 90년 중반 이전에는 음의 편차가 유의미하게 나타났지만 이후에는 양의 편차가 나타난다는 점이다. 이러한 decadal change에 대한 후속 연구가 요구되는 가운데 본 과제의 연구 결과는 1990년 중반 이후에 라니냐 발달 시 여름 강수의 증가로 인해 남한에 가뭄 위험성이 낮아짐을 암시한다.

a) Composite of 500 hPa HGT in La Nina before and after 1995



a) NP High vs WP High in ASO

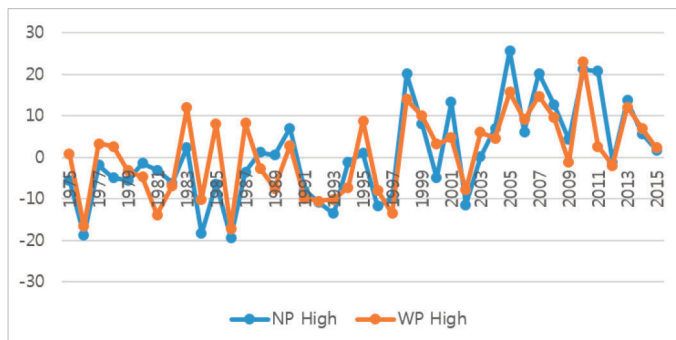


Figure 9. Mean geopotential height anomaly in May–Oct in the La Nina developing summer before and after the mid-1990’s (a). Regions statistically significant at the 95% confidence level are indicated in dots. (b) is time series of 500 hPa HGT averages over North Pacific High (20–45°N and 150–210°E) in blue and Western Pacific High (20–40°N 120–140°E) in orange for Aug–Oct from 1975 to 2015.

한편 엘니뇨 발달기 여름의 1년전 여름에 가뭄이 나타나는 현상은 적은 샘플수로 인해

서 통계적인 결론에 도달하기는 무리가 있다. 하지만 이동률 (1999)은 한국의 PDSI와 ENSO관련 지수가 13~19개월의 시간 지체를 가지고 유의미한 음의 관계를 보임을 밝혔는데 이는 본 연구 결과에서 엘니뇨 현상이 발달하는 겨울의 전해 여름에 우리나라에 가뭄이 발생한다는 사실과 일치하는 결과이다. 따라서 ENSO 및 PDO의 변동성 또는 진화와 연관된 한반도 강수의 기작에 대한 심도 있는 후속 연구가 필요할 것으로 보인다.

### 3.1.3 상관관계 분석

Figure 10a, b, c는 남한 가뭄지수와 SST, 500hPa HGT, OLR과의 동시 상관 관계를 각각 나타낸다. 위도 30°N부근 일본 동해에서부터 날짜 변경선까지 이어진 지역에 SST와 양의 관계, HGT와의 양의 관계, OLR과 양의 관계가 뚜렷이 나타나고 있다. 이는 남한에 강수가 억제될 때 이 지역의 해수면 온도가 낮고 저기압성 흐름에 의한 강수가 활발함을 의미하는데, 앞서 composite analysis의 결과(Figure 3 and Figure 5)에서도 언급했듯이 저기압성 흐름에 의해 이 지역에 강수가 강화되며 그로 인한 일사량의 감소로 해수면 온도가 낮아지기 때문이다. 이 지역의 주변 남쪽과 북쪽, 동쪽에는 음의 SST, 음의 HGT 상관관계가 관찰되는데 위에서 언급된 가뭄시기에 보이는 말발굽 모양의 북태평양 해수면 온도와 깊은 관련이 있는 것으로 보인다.

지위고도와 관련하여 남유럽의 양의 관계, 몽골 북서쪽의 양의 관계, 일본 동해의 양의 관계, 오호츠크해의 음의 관계는 통계적으로 유의미하게 나타나며 유의미하진 않지만 영국 및 북유럽 지역의 음의 관계가 나타난다. OLR 상관관계 또한 같은 맥락으로 몽골 북쪽의 양의 상관관계, 일본 동쪽의 양의 상관관계가 유의미하게 나타난다. 이러한 유라시아 및 일본 동쪽 지위고도장 및 OLR의 상관관계는 가뭄해와 풍수해의 composite 분석 결과와 일치한다(Figure 3과 Figure 4). 이같은 결과는 중층(500hPa)뿐 아니라 저층(850hPa)과 고층(200hPa)에서도 유사하게 관측되었는데 앞서 강조한 대기 변동성이 순압구조를 가지고 있음을 말해준다.

이러한 결과는 북대서양으로부터 기인한 듯 보이는 파동 또는 블로킹 형태의 대기 변동성이 우리나라 5월-10월 강수량과 가뭄에 큰 영향을 준다는 점을 시사한다. 가뭄과 풍수해의 비교에서 언급되었듯이 비선형적인 열대 중태평양의 SST 패턴과 일본 동남쪽 기압계(규모에 있어서)와는 대조적으로 북유럽에서 북태평양으로 이어지는 대기 변동성

은 선형적임을 의미한다.

SPI6\_Oct와 다양한 기후 지수와의 20년(1995-2014) 상관관계도 살펴보았다. SST 관련 지수와의 분석 결과 95% 신뢰도 내에서 유의미한 관계를 보이는 지수는 캐리비안 해 SST 기반CAR지수와 하와이 주변 SST 기반 HAW 지수이었다. 이러한 결과는 동시 상관관계뿐만 아니라 SST가 SPI6\_Oct를 1~3개월 리드하는 상황에서도 마찬가지였다. SPI6\_Oct가 ENSO와 관련된 지수들(PDO, SOI, NINO12, NINO3.4, EMI, IOBW, wNINO 등)과 강한 상관관계를 보이지 않는다는 사실은 SPI6\_Oct이 이러한 지수들과 직접적으로 관련되어 있지 않음을 시사한다.

대기 지수와의 동시 상관 관계 분석 결과 95% 신뢰도 내에서 유의미한 상관관계를 보이는 지수는 발견되지 않았으나 90% 신뢰로 내에서 SCA(Scandinavia 패턴, Figure 10b)와는 음의 관계( $r=-0.40$ )를, WP(West Pacific 패턴, Figure 10c)와는 양의 관계( $r=0.38$ )를 갖는 것으로 밝혀졌다. 남한 가뭄지수와 500hPa 지위고도장의 상관관계 지도(Figure 10c)에서 보이듯이 북유럽의 음의 상관관계, 남유럽의 양의 상관관계, 몽골 북서쪽의 양의 상관관계, 일본 동해의 양의 상관관계는 7월의 SCA패턴과 반대 위상으로 유사하다. 또한 일본 동쪽 해의 양의 상관관계와 오호츠크해 부근의 음의 상관관계는 7월의 WP패턴과 같은 위상으로 유사하다. 한편 관측지점 별로 계산한 상관관계 결과 SCA는 남한 전 지역에서 고른 상관관계를 보이는 반면, WP는 수도권, 충청도, 강원도에 서만 유의미한 상관관계를 보이고 있다(그림없음).

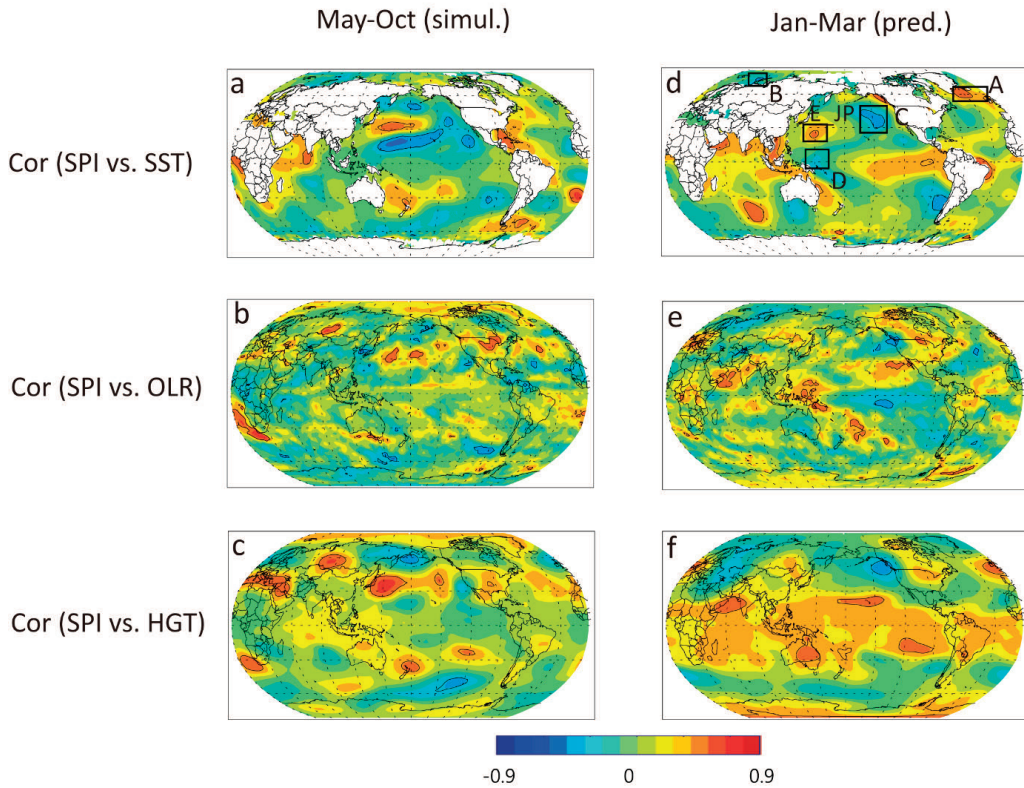


Figure 10. Correlation map of SPI6\_Oct with May-Oct averaged SST (a), OLR (b) and HGT at 500 hPa (c) for the 20 years (1995–2014). (d), (e), and (f) are those with Jan-Mar averaged SST, OLR, HGT at 500 hPa, respectively. Correlations being statistically significant at the 95% confidence level are indicated in black contour.

### 3.1.4 SST 기반 잠재 예측인자

잠재 예측인자를 선정하기 위해 남한 가뭄지수와 1월~3월 평균 SST, OLR, 500hPa HGT와의 상관관계(Figure 10d, e, f)를 살펴보았다. SST와의 상관관계(Figure 10d)에서 통계적으로 유의미한 지역을 중심으로 5개의 잠재 예측인자로 선정하였는데(Table 3) 그 중 직접적으로 남한의 강수량에 영향을 미치는 E\_JP와 상관관계가 제일 높은 대서양의 인자 NA\_dipole(=A-B)를 중점적으로 다루었다. 열대 동태평양과 인도양은 North Pacific(Figure 10c에서 C)과 높은 상관관계를 보인 반면 회귀 모형 테스트 시 예측인자로 사용했을 때 다른 변수들에 비해 그다지 좋은 결과를 보이지 않아 선정되지 않았다.

Table 3. List of potential predictors and the corresponding regions for SST averaging.

잠재 예측인자 이름	SST 평균 지역(Figure 10d 참조)
NA_dipole	A minus B
E_JP	E_JP
West Pacific Difference	E_JP minus D
Northeastern Pacific	C
North Pacific Difference	E_JP minus C

Figure 10d에 따르면 일본 동남쪽에 양의 SST 상관관계(E\_JP지역)가, 알래스카 아래 쪽 북동 태평양(Northeastern Pacific, C지역)에는 음의 상관관계가 유의미하게 나타난다. 전자와 관련하여 가뭄 발생 시, 일본 동남쪽의 저기압성 흐름과 차가운 해수면 온도는 5월-10월의 가뭄이 발생하기 4~5개월 전부터 존재하며 여름으로 갈수록 이러한 특성이 날짜 변경선까지 확대되며 가뭄 상황을 유도하는 것으로 보인다. 따라서 이 지역의 1월-3월 평균SST 값(E\_JP)은 SPI\_Oct를 예측하는데 유용할 것으로 사료된다. E\_JP 변수는 Northeastern Pacific(C)의 SST와 동시 상관성이 매우 높았다( $r=-0.62$ ).

열대 서태평양에는 약한 음의 SST 상관관계가 나타나지만 OLR 에서는 강한 양의 상관관계를 보인다. 이는 가뭄해의 1월~3월에 열대 서태평양에 강수가 활발함을 의미하며 가뭄 발생 전 겨울철에 대부분의 경우에 라니냐성 흐름이 열대태평양에 지배적이기 때문인 것으로 보인다(Figure 6 and Figure 8b).

북대서양에서 유의미한 SST 상관관계를 보이는 지역은 그린란드 남부와 스칸디나비아 반도 사이의 노르웨이 해(Figure 10d의 A지역, 양의 관계)와 바렌츠 해(Figure 10d의 B 지역, 음의 관계)이다. 풍수해의 경우 거의 모든 계절 동안 노르웨이 해가 평년보다 따뜻하며 바렌츠 해는 평년보다 매우 차가웠고(Figure 6) 가뭄해에는 NDJ와 FMA기간 동안 그 반대의 상태(따뜻한 바렌츠 해와 상대적으로 차가운 노르웨이 해)(Figure 5)가 지속되었다.

노르웨이 해의 SST는 원격상관을 통해 여름철 아시아 몬순에 큰 영향을 주는 지역으로 알려져 있는데 SST 편차가 수주에서부터 6개월 정도의 긴 시간 차이를 두고 영향을 줄 수 있는 것으로 나타났다(Sung et al., 2006; Wu et al., 2009; Seo et al., 2012; Lee and Seo, 2013). 특히 Lee and Seo(2013)은 이 지역의 봄철 해수면 온도와 북대

서양 중위도 해수면 온도의 차이가 클수록 유라시아를 통과하는 순압구조의 원격상관과 Circumglobal 원격상관(CGT)을 통해 일본 동해상에 고기압성 흐름을 유발하여 장마 강수를 증가시킴을 밝힌 바 있다. 본 연구 결과에서도 전자는 물론 CGT와 유사한 패턴 (Ding and Wang et al., 2005)이 확인되는데 Figure 10c에서 보이는 중위도의 양의 상관관계 지역들(e.g, 지중해 및 서중동, 일본 동해, 알래스카 남쪽 해상, 미국 중부, 중위도 대서양 등)이다.

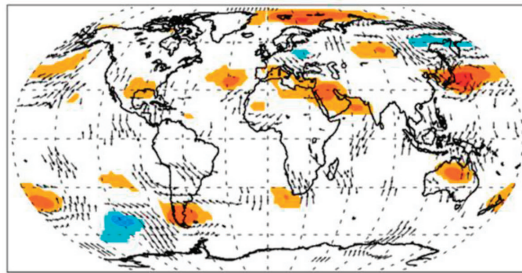
1월-3월 평균 노르웨이 해 SST와 바렌츠 해 SST의 차이( $NA\_dipole=A-B$ )가 5-10월 250hPa 지위고도장과 바람에 미치는 영향(90% 신뢰도에서 유의미한 값만을 보임)을 확인하기 위하여  $NA\_dipole$ 과 5월-10월 지위고도장(250hPa)의 상관관계를 살펴보았다 (Figure 11a). 비교를 위해 가뭄지수와 5월-10월 지위고도장(250hPa)의 상관관계를 Figure 11b에 도시하였다. 두 그림은 전지구적으로 상당히 유사한데 그중에서도 서유럽의 저기압성 순환과 몽골 북부 지역의 고기압성 순환, 일본 동쪽의 고기압성 순환은 앞서 강조된 유라시아-동일본 패턴(즉 북유럽의 음의 관계, 지중해의 양의 관계, 몽골 북서쪽 양의 관계, 일본 동해 양의 관계 등)과 일치할 뿐 아니라 Lee and Seo (2013)에서 보인 (Figure 7a in Lee and Seo (2013)) 원격상관의 센터의 위치와 거의 유사하며 부호 또한 동일하다.

겨울철(1월-3월)  $NA\_dipole$ 이 긴 시차를 두고 5-10월 남한 강수량과 높은 상관관계를 보이는 이유를 찾기 위해 우선  $NA\_dipole$  지수가 가뭄해와 풍수해에 각각 양의 값과 음의 값을 지속적으로 유지하는지를 살펴보았다. Figure 12a에 따르면 가뭄해에는 MJJ를 제외하고 음의 값이 유지되고 있는 반면 풍수해는 양의  $NA\_dipole$  값이 NDJ 부터 ASO까지 유지되나 강도가 감소하는 경향을 보이고 있다. Figure 12b는  $NA\_dipole$ 과 5월-10월 평균 850hPa HGT와 바람의 상관관계를 보여주는데  $NA\_dipole$ 이 양의 값을 가질 때는 바렌츠 해(B지역) 북쪽의 고기압성 흐름이 바렌츠 해에 찬공기를 지속적으로 공급하여 바렌츠 해 주변의 SST를 낮추는 것으로 보인다. 하지만 노르웨이 해(A지역)에는 남풍이 주도적이지는 않는 것으로 보아(해빙과 해양-대기 상호 작용, 그에 따른 열역학적 관계를 면밀히 살펴보아야 하겠지만) B지역의 온도 지속성이  $NA\_dipole$  값을 유지하는 역할을 하는 것으로 추측된다.

한편 겨울철  $NA\_dipole$ 과 관련된 대기 패턴이 유라시아 지역의 눈덮임 같은 외부

강제력을 조절하여 여름철 강수에 영향을 미칠 가능성도 존재한다. 지위고도장 조절을 통한 유라시아 지역의 겨울 또는 봄철 적설량과 한국 장마 강수와의 연관성은 이미 잘 알려진 바 있다(Kripalani et al., 2002; Wu and Kirtman 2007). 특히 봄철에 중앙아시아의 적설이 많을수록 중앙아시아에 저기압성 흐름을 유도하여 몬순 순환을 약화시키는 경향이 있는데 이는 본 연구에서 가뭄시기에 중앙아시아에 저기압이 이전 겨울부터 여름철까지 지속적으로 나타나는 점과 일맥 상통한다. 따라서 겨울철 북대서양의 SST와 유라시아-동일본 파동 패턴이 유라시아의 적설을 통하여 SPI6\_Oct에 미치는 구체적인 기작이 추후에 연구될 예정이다.

a) Cor. of NA\_dipole with HGT 250 hPA



b) Cor. of SPI6\_Oct with HGT 250 hPA

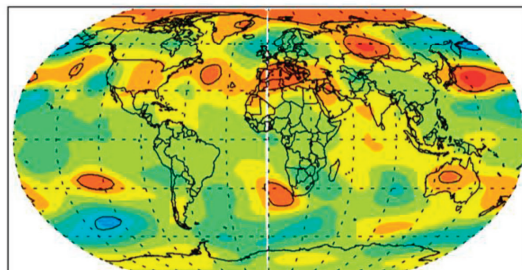


Figure 11. Correlations of May–Oct averaged HGT and wind at 250 hPa with NA\_dipole index (a) and with SPI\_Oct (b) for the 20 years (1995–2014). Correlations being statistically significant at the 95% confidence level are shown only in (a) and are indicated in black contour in (b).

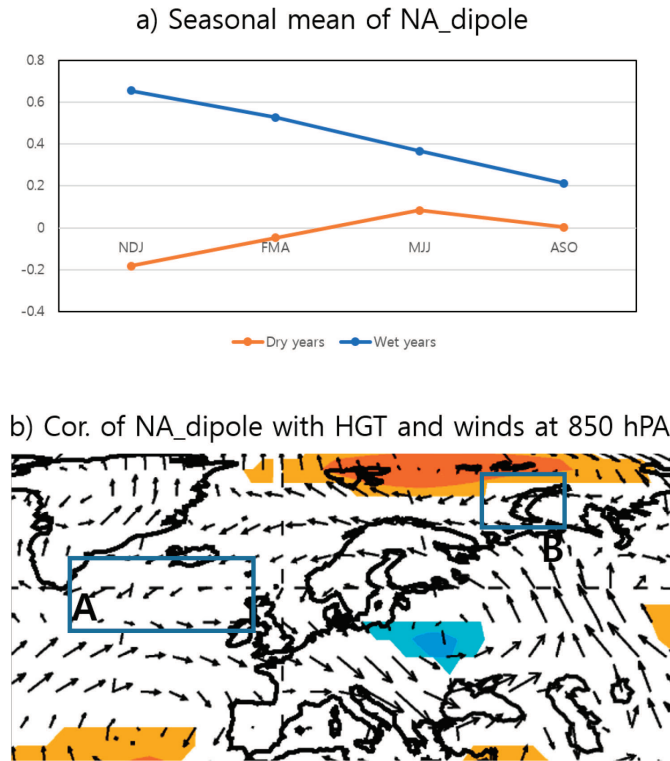


Figure 12. (a) Magnitude of NA\_dipole index in DJF, FMA, MJJ and ASO in the dry (orange) and wet (blue) years. (b) Correlations of May–Oct averaged HGT (color contours) and wind (arrow) at 850 hPa with NA\_dipole index. Locations of A and B are also shown in blue boxes. For HGT, correlations being statistically significant at the 95% confidence level are shown only.

### 3.1.5 회귀 예측모델 개발

상기 섹션에서 설명된  $E_{JP}$ 와 NA\_dipole 인덱스를 독립변수로 이용하여 아래 식과 같은 회귀모델을 개발하였다. 두 변수의 상관관계는  $-0.05$ 로써 서로 독립적이다.

$$SPI6_{Oct} = 0.404939 + 1.01796 * NA\_dipole + 0.652250 * E_{JP} \quad (\text{Eq. 3.1})$$

Figure 13은 관측된 가뭄지수와 예측된 가뭄지수를 보여준다. 트레이닝에 사용된 20년(1995-2014)간  $0.73$ 의 상관관계를 보이며 Leave-One-Out 교차 검증 결과  $0.60$ 의 상관관계(TCC)를 갖는 등 두 독립변수를 사용한 것을 고려할 때 비교적 좋은 성능을 보였다. 이 예측모델을 이용하여 2015, 2016년 가뭄지수를 예측한 결과 2015년의 극심한 가뭄과 2016년에는 2015의 가뭄 상황이 완화된 형태를 잘 모의하는 것으로 나타난

다(Figure 13a). 특히 본 모델에서는 NA\_dipole 변수에 의한 예측력이 월등했는데(약 47%의 변동성을 설명) 이는 북대서양의 환경변화가 우리나라 5-10월 강수량에 미치는 영향이 크다는 점을 시사한다.

가뭄지수와 NA\_dipole과의 시계열 그래프(Figure 13b)는 이전 20년보다 최근 20년 동안에 월등히 강화되었음( $r=-0.15$ 에서  $r=0.68$ )을 말해주며 극심한 가뭄해였던 2015년 여름은 강한 음의 NA\_dipole 값과 관련이 깊은 것으로 보인다. E\_JP와 가뭄지수의 상관관계 경우(Figure 13c)에는 1990년 중반 전과 후의 변화가 그다지 유의미 하지 않은 반면, 약 7~8년 주기로 관계가 강화(e.g., 1976-1983, 1996-2002, 2012-2016)되었다가 그 사이 기간에는 관계가 약화되는 패턴을 반복하고 있으며 특히 강한 가뭄해에 E\_JP값이 낮은(e.g., 1977, 1996, 2001, 2013, 2014, 2015) 특징을 보이고 있다.

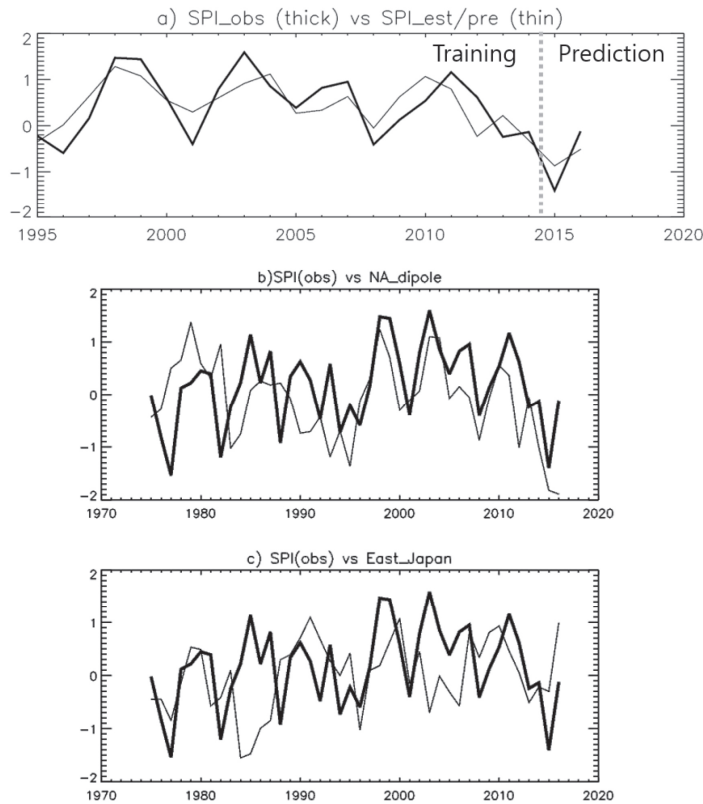


Figure 13. (a) Observed (thick line) and model-estimated (thin line) SPI<sub>6</sub>Oct from 1995 to 2016. Training and prediction periods are divided by the vertical dashed line. (b) shows the time series of SPI<sub>6</sub>Oct (thick line) and NA\_dipole (thin line) while (c) does that of SPI<sub>6</sub>Oct (thick line) and E\_JP (thin line).

## 3.2 기계학습 기반 가뭄 모델링

### 3.2.1 기후예측 모델 성능 비교

기계학습 모델을 적용하지 않고 편의보정만을 적용한 8가지(7개 개별 모델 및 MME) 경우에 대해 가뭄 정확도와 가뭄 카테고리의 MAE를 비교하였다(FCST\_ONLY; Figure 14 and Figure 15). 앞서 설명한 바와 같이 SPI6의 경우 6개월의 강수 누적량을 이용하는데, 이 6개월의 기간이 예측 선행시간에 따라 관측 부분과 예측 부분으로 나뉘게 된다. 관측 부분은 위성 강수에 기반한 강수량을, 예측 부분은 예측 기반의 강수량을 적용하였다. SPI6 산정 시에는 위성 강수에 기반한 강수량을 통해 미리 산정해 놓은 확률분포함수 매개변수를 이용하였다.

선행시간이 증가할수록 가뭄 정확도가 감소하였다. 선행시간이 1개월인 경우 대부분의 모델이 0.4 이상의 정확도를 보였으나 선행시간 2개월 이후부터는 급격히 감소하였다. 기후 모델 간에 결과의 차이가 약간 있었는데, 선행시간이 1개월인 경우 NCEP 모델과 PNU 모델의 정확도가 다른 모델에 비해 아주 약간 낮았던 것에 비해 선행시간 2개월 일 때 이 두 모델의 정확도가 다른 모델에 비해 높은 수준인 0.22로 유지되었다(Figure 14). MAE의 경우도 선행시간이 증가할수록 오차가 증가하였는데, 선행시간 1개월의 경우 CMCC 모델이 그나마 0.37로 상대적으로 작은 오차를 보였다(Figure 15).

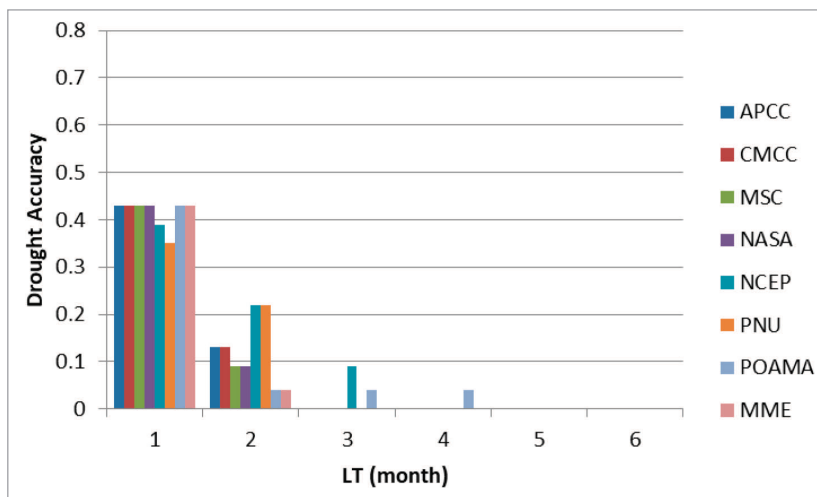


Figure 14. Drought Accuracy of FCST\_ONLY cases.

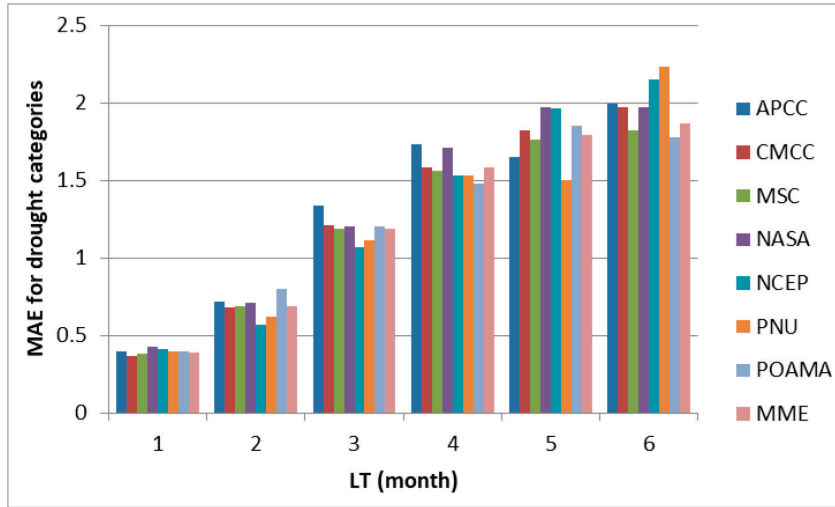


Figure 15. MAE for drought categories of FCST\_ONLY cases.

### 3.2.2 기계학습 모델 매개변수 최적화 및 우수 모델 선정

기계학습 모델을 훈련시키는 경우 다양한 내부 매개변수를 최적화할 수 있다. ERT 모델의 경우 트리의 개수와 트리를 성장시키는 정도, 그리고 Adaboost 모델의 경우 트리의 개수를 각각의 모델에 대해 최적화하였다. 또한 앞서 설명한 Leave-One-Out 교차 검증을 통해 여러 예측 모델 중 우수 모델을 선정하였는데, 이 경우 가뭄 카테고리의 MAE를 기준으로 이용하였다. 잠재 예측인자를 포함시킨 경우와 그렇지 않은 경우 선정된 모델은 다음 표에 나타나 있다(Table 4).

잠재 예측인자를 포함시킨 때와 그렇지 않은 때 많은 경우 선행시간에 따른 모델 선정이 일치하였다. 특히 선행시간 1, 6개월인 경우는 가장 작은 오차를 보인 모델이 각각 APCC, POAMA 모델로 같은 결과를 보였다(Table 4). 기계학습 모델의 최종 평가의 경우에는 여기에서 선정된 우수 모델만을 이용하여 앞서 기계학습을 이용하지 않은 경우 가장 우수했던 경우와 비교하였다.

Table 4. Selected forecast models for each method and lead time.

LT (month)	ERT	Adaboost	ERT (w/Large)	Adaboost (w/Large)
1	APCC	APCC	APCC	APCC
2	APCC	PNU	PNU	CMCC
3	PNU	NCEP	NCEP	NCEP
4	POAMA	POAMA	POAMA	CMCC
5	APCC	PNU	APCC	APCC
6	POAMA	POAMA	POAMA	POAMA

### 3.2.3 최종 평가

#### 3.2.3.1 가뭄 정확도 및 가뭄 카테고리의 MAE

기계학습을 통해 선정된 모델의 결과를 잠재 예측인자를 포함한 경우와 그렇지 않은 경우에 대하여, 기계학습을 통하지 않고 기후예측 모델 값을 이용한 경우와 모델 성능을 최종적으로 평가하여 비교하였다.

기계학습으로 가뭄예측 모델링을 수행한 경우와 편의보정만을 한 기후 모델 예측 값을 사용한 경우를 비교하면, 기계학습을 통한 경우의 가뭄 정확도가 대부분의 경우 더 높게 나타났다(Figure 16; Table 5). 이는 MAE에서도 마찬가지로, 가장 우수한 결과는 주로 기계학습을 이용한 경우에서 나타났다(Figure 17; Table 5).

잠재 예측인자를 입력 변수에 포함한 경우와 포함하지 않은 경우를 비교하면 선행시간에 따라 다른 결과가 나타났는데, 즉 짧은 선행시간에는 포함하지 않은 경우의 모델 성능이 우수한 반면 긴 선행시간에서는 잠재 예측인자를 포함한 경우의 성능이 우수하였다(Figure 16 and Figure 17; Table 5). 예를 들어, ERT 모델을 통한 1개월 선행 예측의 경우 잠재 예측인자를 포함하지 않은 경우의 MAE가 0.31로 잠재 예측인자를 포함한 경우의 0.44보다 낮았고 가뭄 정확도도 0.61로 0.43에 비해 높았는데, 6개월 선행예측의 경우는 잠재 예측인자를 포함한 경우가 MAE 0.89, 가뭄 정확도 0.22로 포함하지 않은 경우의 MAE 1.1, 가뭄 정확도 0.09에 비해 상대적으로 높았다(Figure 16 and Figure 17; Table 5).

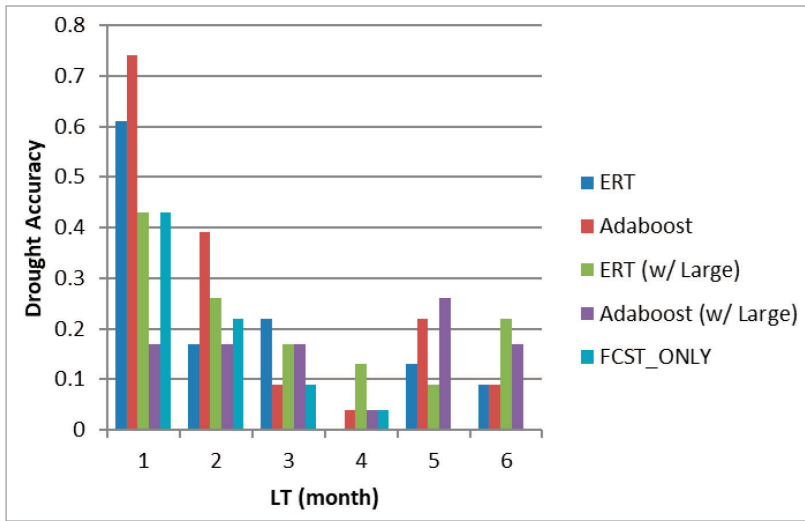


Figure 16. Drought Accuracy of machine learning models as well as bias-corrected forecast data.

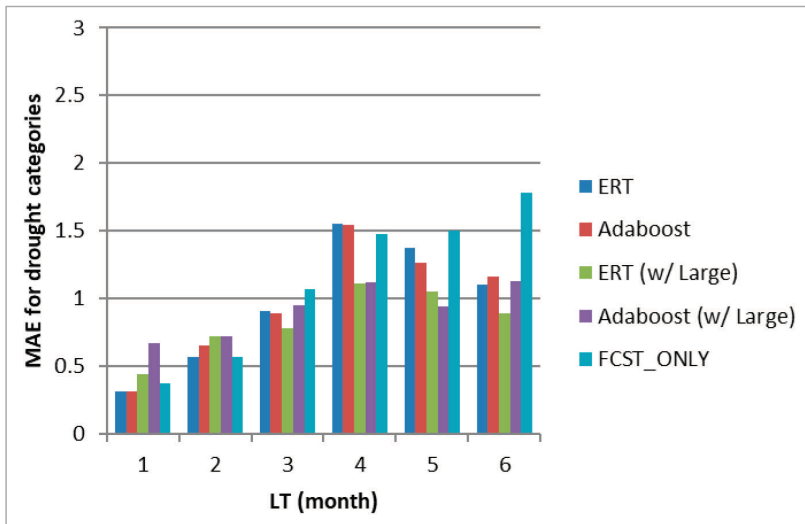


Figure 17. MAE for drought categories of machine learning models as well as bias-corrected forecast data.

Table 5. Drought Accuracy, MAE for each lead-time, and model with selected climate models.

Measure	LT (month)	ERT		Adaboost		ERT (w/Large)		Adaboost (w/Large)		FCST_ONLY	
MAE	1	0.31	APCC	0.31	APCC	0.44	APCC	0.67	APCC	0.37	CMCC
	2	0.57	APCC	0.65	PNU	0.72	PNU	0.72	CMCC	0.57	NCEP
	3	0.91	PNU	0.89	NCEP	0.78	NCEP	0.95	NCEP	1.07	NCEP
	4	1.55	POAMA	1.54	POAMA	1.11	POAMA	1.12	CMCC	1.48	POAMA
	5	1.37	APCC	1.26	PNU	1.05	APCC	0.94	APCC	1.5	PNU
	6	1.1	POAMA	1.16	POAMA	0.89	POAMA	1.13	POAMA	1.78	POAMA
Drought Accuracy	1	0.61	APCC	0.74	APCC	0.43	APCC	0.17	APCC	0.43	CMCC
	2	0.17	APCC	0.39	PNU	0.26	PNU	0.17	CMCC	0.22	NCEP
	3	0.22	PNU	0.09	NCEP	0.17	NCEP	0.17	NCEP	0.09	NCEP
	4	0	POAMA	0.04	POAMA	0.13	POAMA	0.04	CMCC	0.04	POAMA
	5	0.13	APCC	0.22	PNU	0.09	APCC	0.26	APCC	0	PNU
	6	0.09	POAMA	0.09	POAMA	0.22	POAMA	0.17	POAMA	0	POAMA

### 3.2.3.2 입력 변수의 상대적 중요도

기계학습 모델은 입력 변수들의 상대적 중요도를 제공하는데, 가장 중요한 변수의 중요도를 100으로 하고 이와 비교한 값을 살펴볼 수 있다. 잠재 예측인자를 포함하지 않은 경우, 훈련 시 입력 변수 중 위성 강수를 이용하여 구한 SPI6의 중요도가 1-4개월 선행 시간에서 가장 높게 나타났으며 선행시간이 길어지면서 지표면 온도나 고도의 중요도가 높아졌다(Figure 18 and Figure 19).

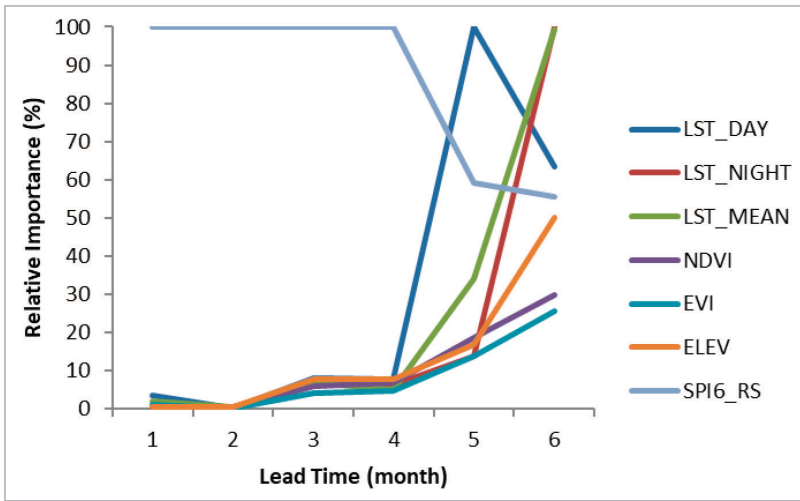


Figure 18. Relative importance of input variables (%) for ERT model.

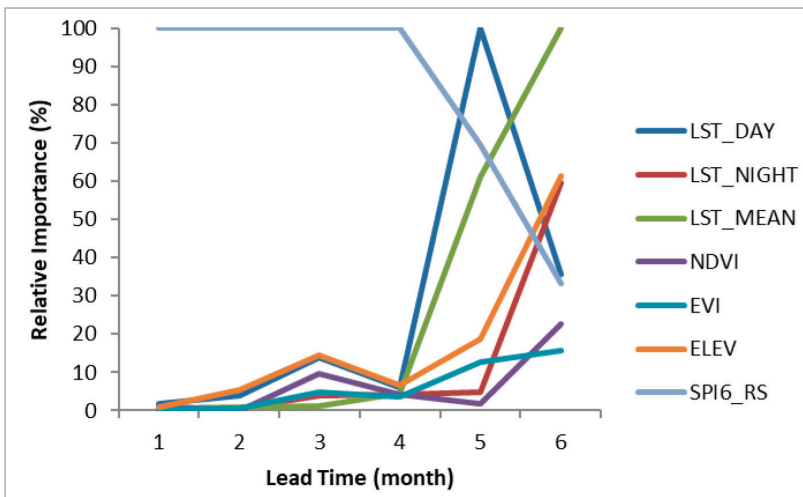


Figure 19. Relative importance of input variables (%) for Adaboost model.

잠재 예측인자를 포함한 경우를 살펴보면, 선행시간이 1-2개월인 경우는 위성 강수에 기반한 SPI6\_RS의 중요도가 가장 높다가, 이보다 긴 선행시간에 대해서는 잠재 예측인자 중 NA\_dipole의 중요도가 가장 높음을 알 수 있다(Figure 20 and Figure 21). 상대적으로 위성 변수나 고도, NA\_dipole을 제외한 다른 잠재 예측인자의 중요도는 낮았다(Figure 20 and Figure 21).

이는 앞서 짧은 선행시간에서는 잠재 예측인자를 포함하지 않은 기계학습의 가뭄 예측 성능이 높았다가, 긴 선행시간에서는 잠재 예측인자를 포함하는 기계학습의 예측 성능이 높게 나타난 결과와 연관지어 설명할 수 있다. 즉 짧은 선행시간에서는 SPI6를 이루는 위성 강수의 비중이 크기 때문에 SPI6\_RS의 중요도 또한 높게 나타나지만 긴 선행시간에서는 예측 강수의 비중이 커지며 다른 변수의 중요도가 커진 것으로 여겨진다. 하지만 예측 강수에 사용된 편의보정된 계절 예측값보다 잠재 예측인자가 SPI6\_OBS의 변동을 잘 모의하여 결과적으로 긴 선행시간에서는 잠재 예측인자를 포함한 기계학습의 결과가 더 우수하게 나타난 것으로 보인다.

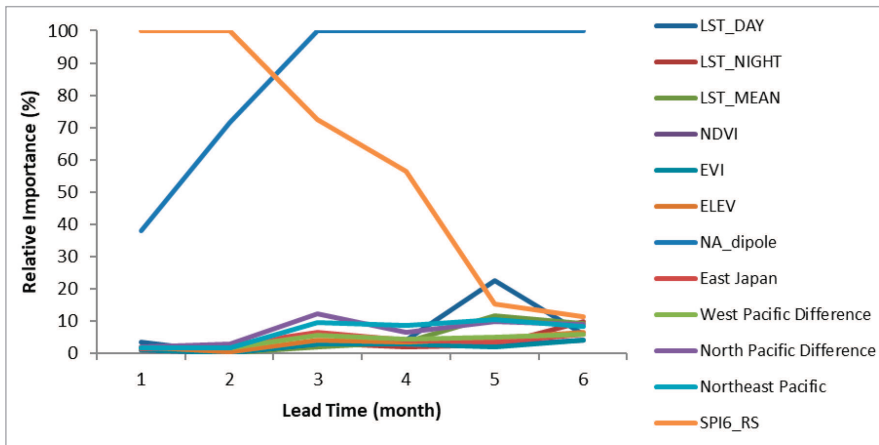


Figure 20. Relative importance of input variables (%) for ERT model with potential predictors.

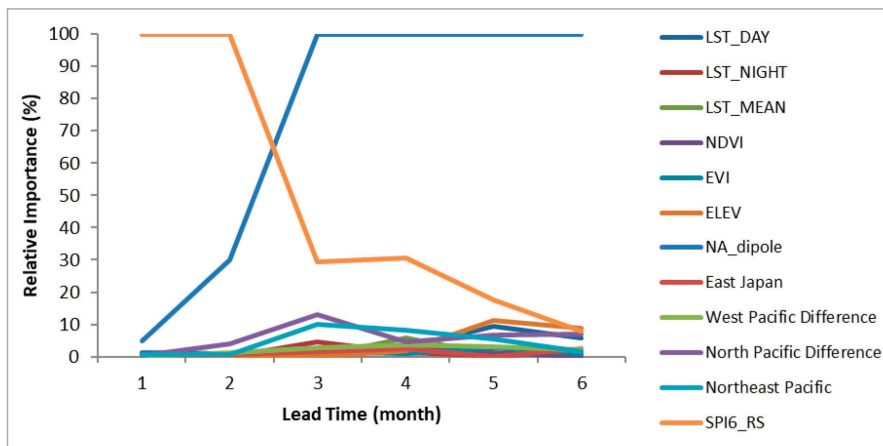
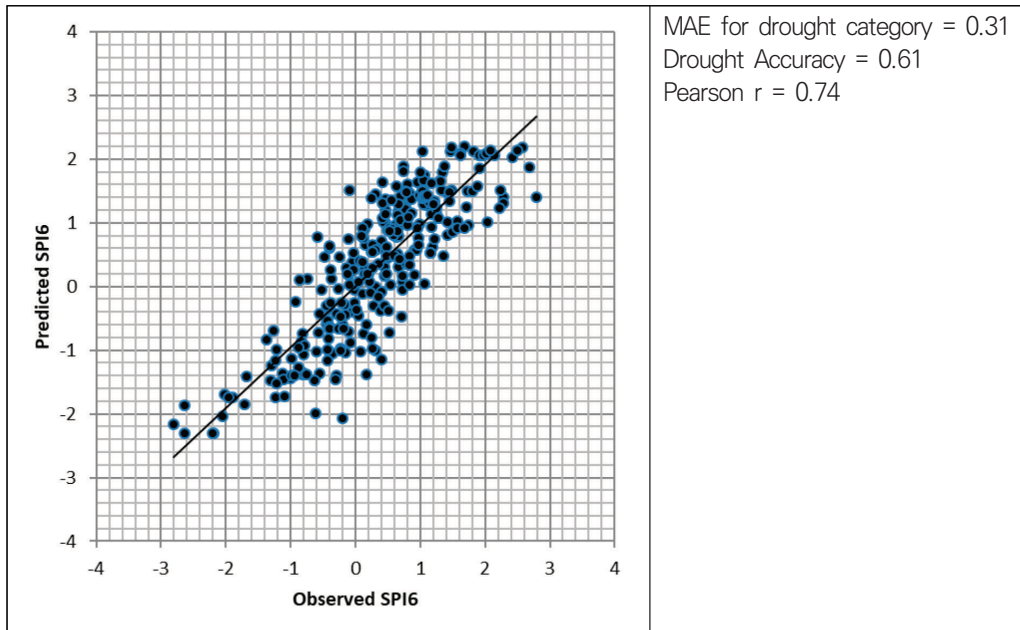


Figure 21. Relative importance of input variables (%) for Adaboost model with potential predictors.

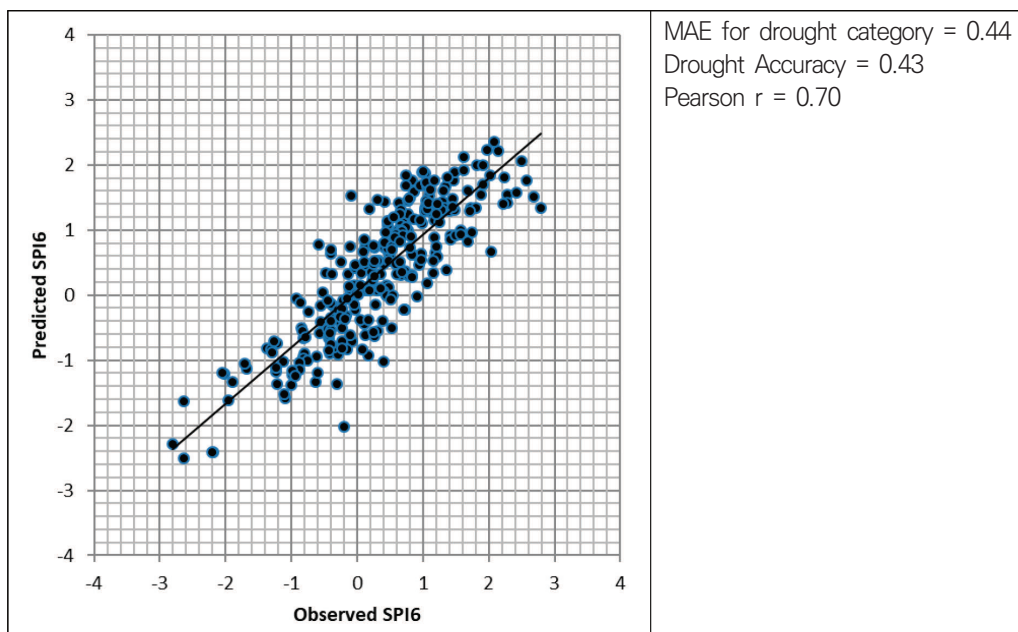
3.2.3.3. SPI6 산점도 및 예측 지도

가뭄 카테고리의 MAE 측면에서 선행시간이 1, 6개월일 때 우수한 결과를 보인 경우에 대해 관측 값과 예측 값의 산점도를 그려 잠재 예측인자를 포함하지 않은 ERT, 잠재 예측인자를 포함한 ERT, 그리고 편의보정한 기후예측을 이용한 FCST\_ONLY 방법을 비교하였다(Figure 22 and Figure 23). 1개월 선행 예측의 경우는 각각의 경우에 대해 MAE가 0.31, 0.44, 0.37로 나타났는데 산점도에서 가뭄에 해당하는 좌하단 부분에서 분포의 차이가 있었다(Figure 22). 6개월 선행 예측의 경우는 각각의 MAE가 1.1, 0.89, 1.78로 산점도의 양상이 전체적으로 매우 다르게 나타났다(Figure 23).

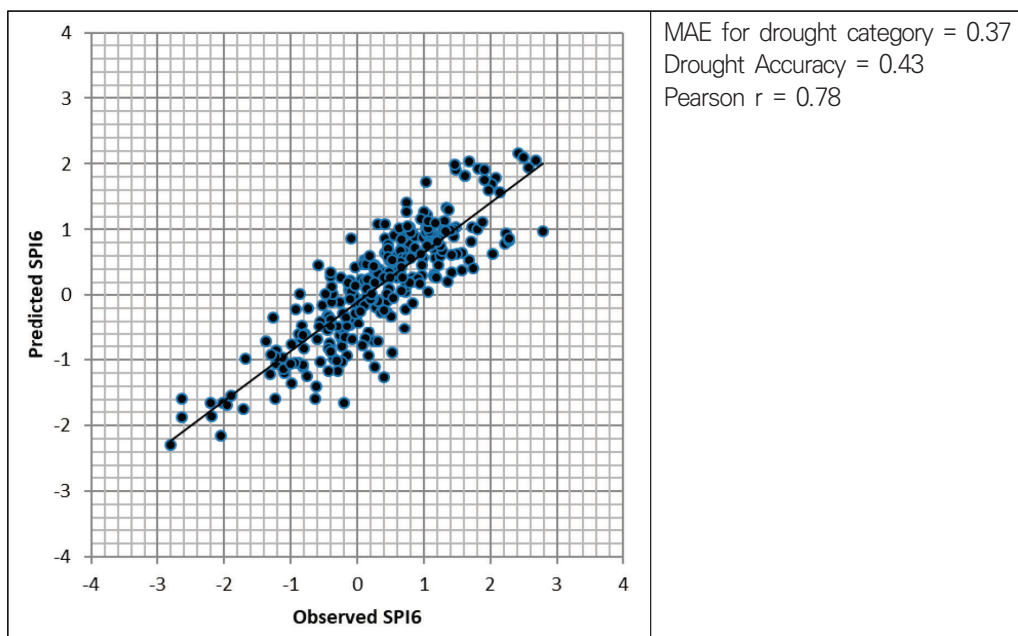


(a) ERT (based on APCC climate model)

Figure 22. Scatterplot of observed and predicted SPI6 for (a) ERT (APCC), (b) ERT with potential predictors (APCC), and (c) FCST\_ONLY (CMCC) with 1-month lead time.

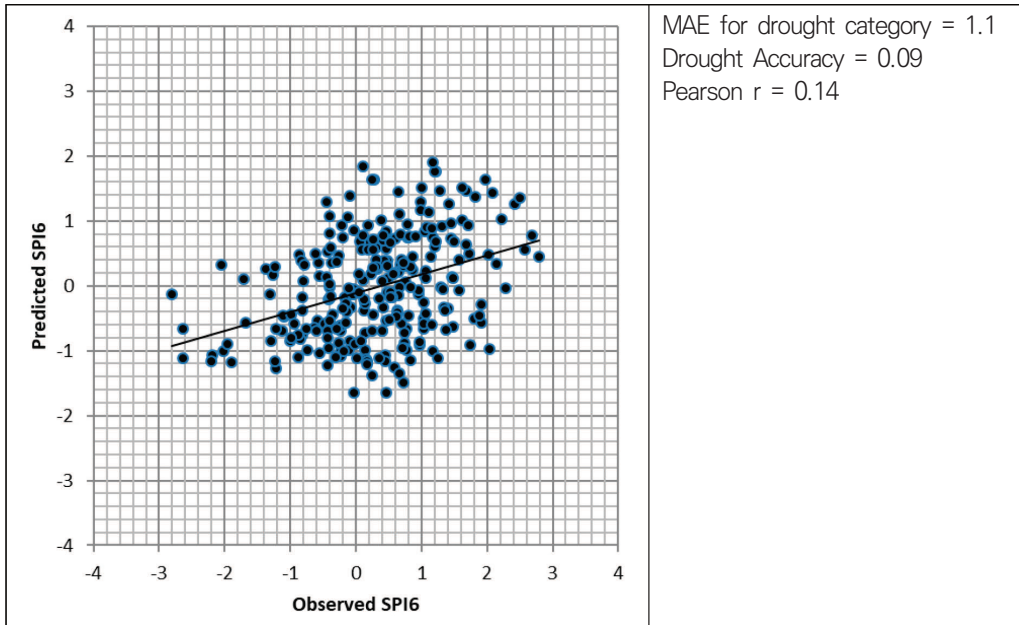


(b) ERT with potential predictors (based on APCC climate model)

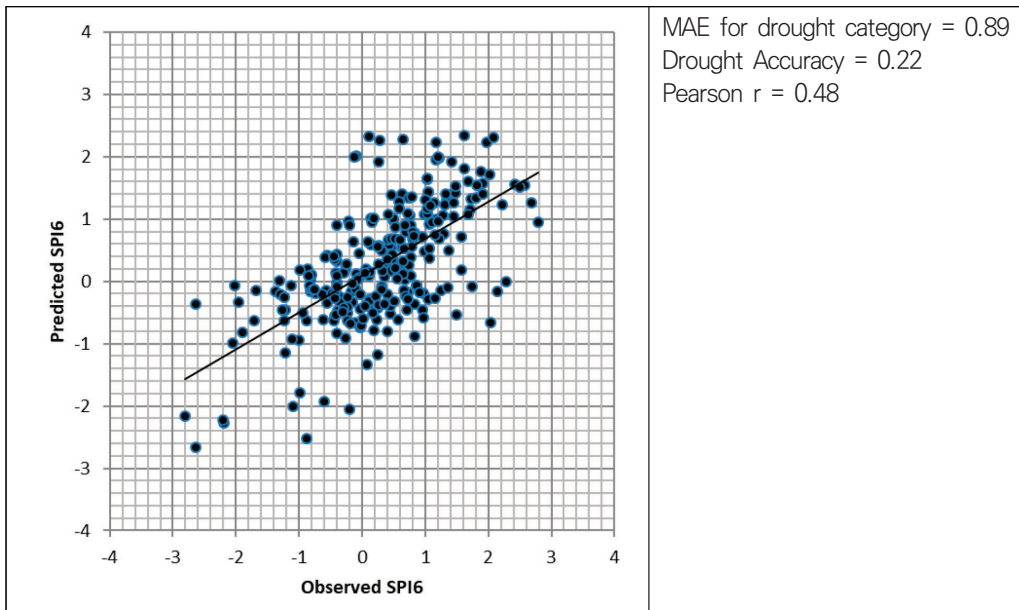


(c) FCST\_ONLY (based on CMCC climate model)

**Figure 22.** Scatterplot of observed and predicted SPI6 for (a) ERT (APCC), (b) ERT with potential predictors (APCC), and (c) FCST\_ONLY (CMCC) with 1-month lead time. (Cont')

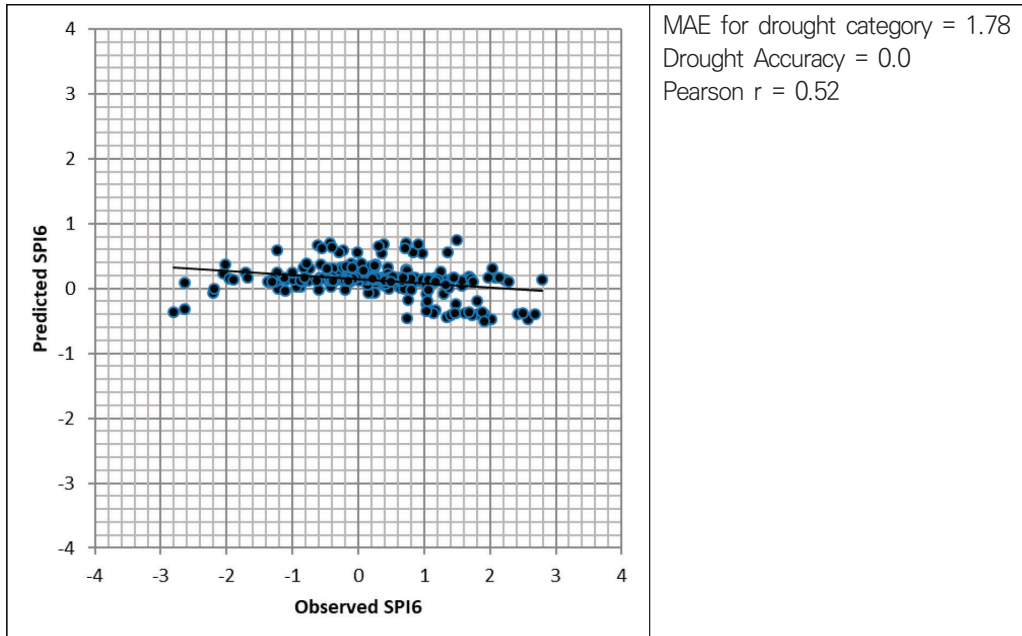


(a) ERT (based on POAMA climate model)



(b) ERT with potential predictors (based on POAMA climate model)

**Figure 23.** Scatterplot of observed and predicted SPI6 for (a) ERT (POAMA), (b) ERT with potential predictors (POAMA), and (c) FCST\_ONLY (POAMA) with 6-month lead time.



(c) FCST\_ONLY (based on POAMA climate model)

Figure 23. Scatterplot of observed and predicted SPI6 for (a) ERT (POAMA), (b) ERT with potential predictors (POAMA), and (c) FCST\_ONLY (POAMA) with 6-month lead time. (Cont')

가뭄 카테고리의 MAE를 기준으로 가장 우수한 결과를 보인 방법들을 이용하여 (Table 5) 서울, 경기 지역을 중심으로 심한 가뭄이 주로 발생했던 2014년 10월과, 전국적으로 가뭄이 심했던 2015년 10월의 SPI6 값을 위성 강수 기반의 관측 지도 및 선행 시간 1-6개월의 예측 지도로 살펴보았다(Figure 24 and Figure 25). 1-2개월 선행 예측은 APCC 기후모델 예측값을 이용한 ERT 모델, 3-4개월 및 6개월 선행예측은 각각 NCEP, POAMA, POAMA 기후모델 예측값을 이용한 잠재 예측인자를 포함한 ERT 모델, 5개월 선행예측은 APCC 기후모델 예측값을 이용한 Adaboost 모델이 이용되었다. 원은 관측 지점이며 지점 자료로부터 도출한 관측값을 나타낸다(Figure 24 and Figure 25).

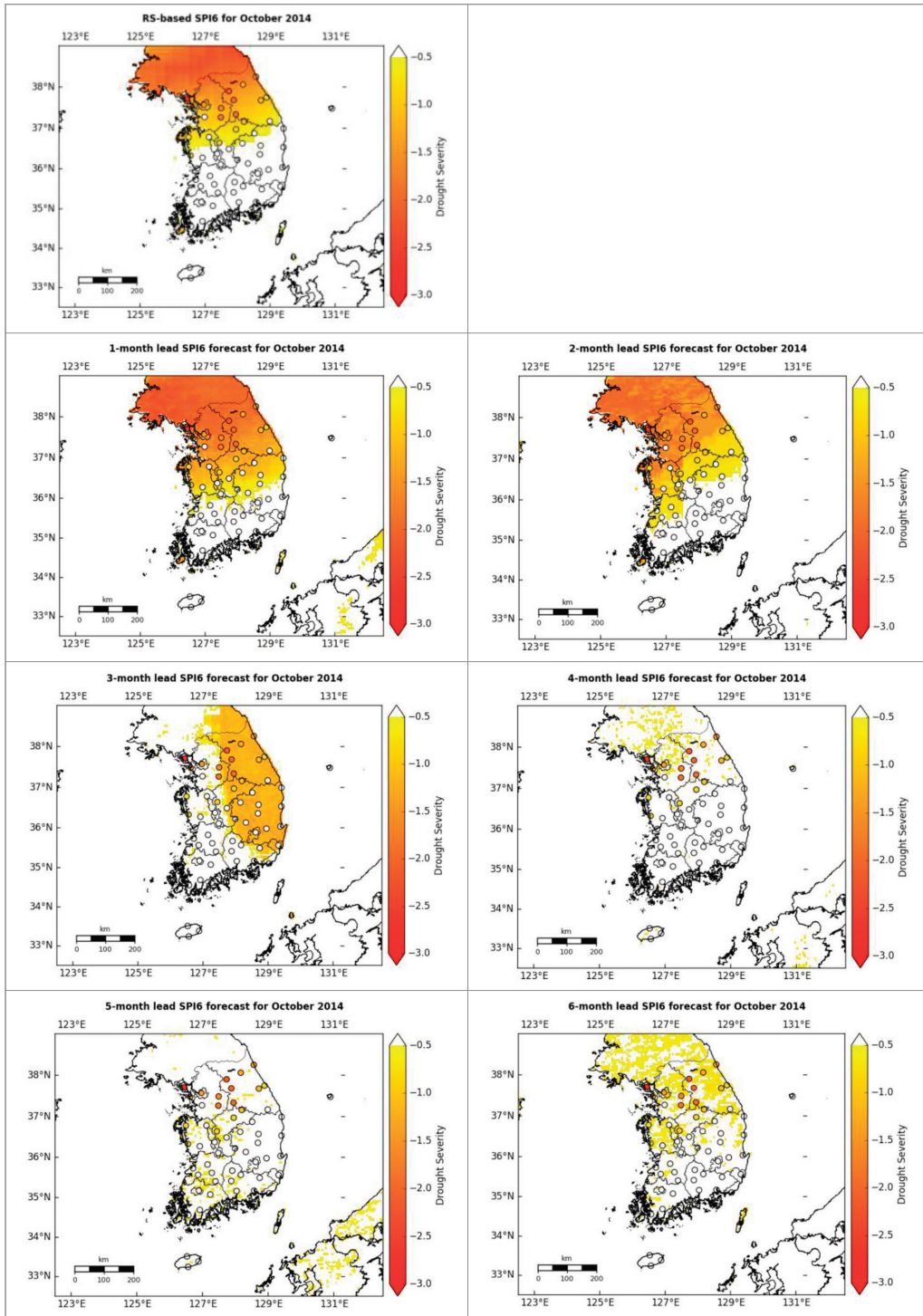


Figure 24. 1 to 6-month lead SPI6 forecast maps with remote sensing-based SPI6 for October 2014.

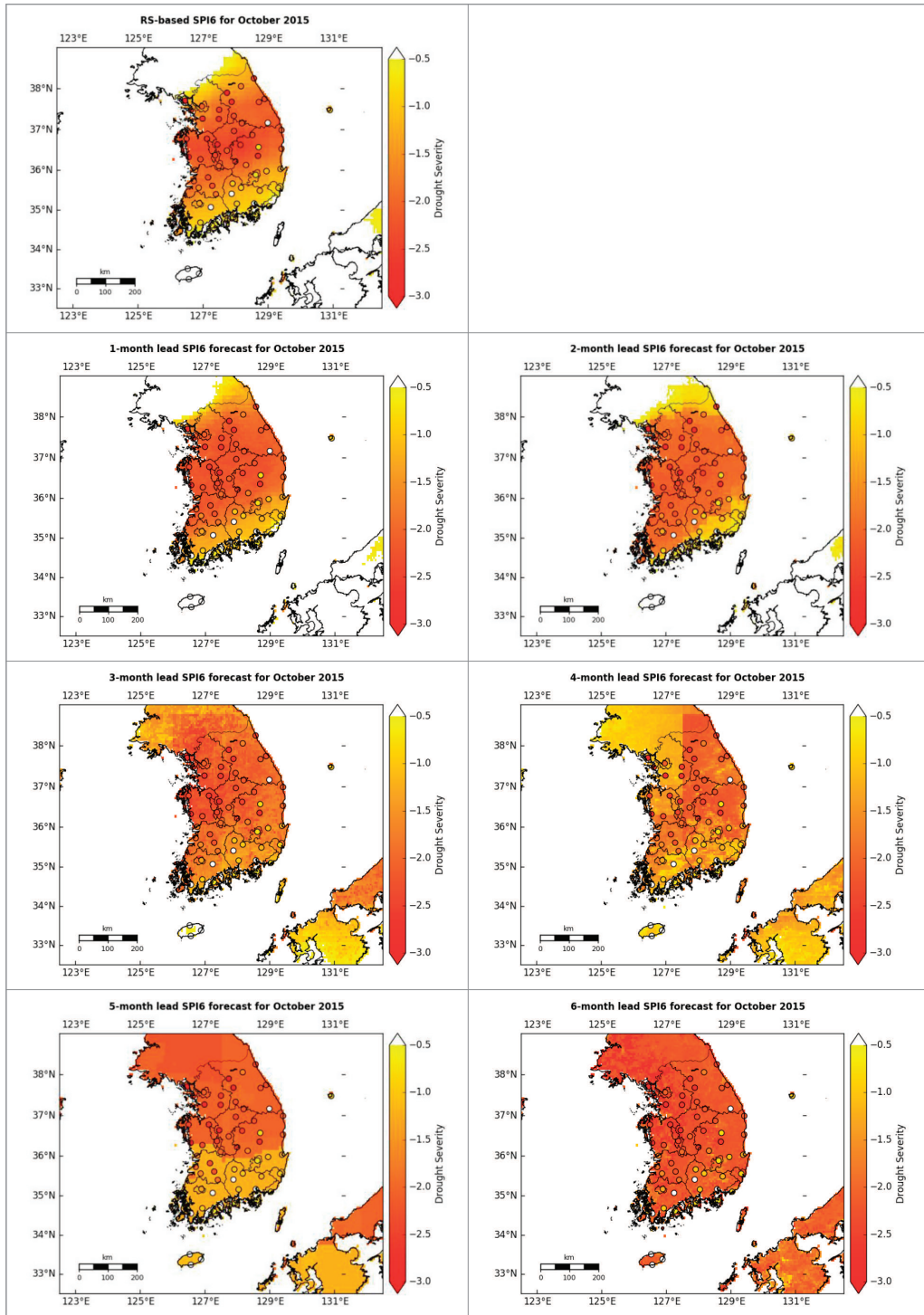


Figure 25. 1 to 6-month lead SPI6 forecast maps with remote sensing-based SPI6 for October 2015.

## 4. CONCLUDING REMARKS

본 연구는 연강수량에 많은 영향을 미칠 뿐만 아니라 한반도 장기 가뭄에 중요한 시기인 5월~10월의 강수 부족으로 인한 가뭄 현상을 분석하였다. 10월의 SPI6(SPI6\_Oct)를 바탕으로 가뭄해와 풍수해를 정의한 후 이들과 관련한 대기 및 해양 특성을 우선 분석하였다. 또한 SPI6\_Oct과 여러 변수들의 상관관계 분석을 통해 잠재 예측인자를 제시하였다. 이 인자들을 이용하여 통계학적 회귀 가뭄 예측 모델을 개발하는 한편 기 개발된 기계학습 기반 가뭄예측 모델에 이러한 예측 인자를 이용했을 때 가뭄 예측력이 향상되는지를 평가하였다.

가뭄해와 풍수해의 composite 연구 결과, 가뭄해와 풍수해의 대기 및 해양 패턴이 선형적이지 않음을 발견하였다. 먼저 가뭄해와 풍수해 모두 열대 중태평양에는 음의 편차가 존재하였는데 가뭄해 보다 풍수해에 음의 편차가 더 강했다. 서태평양 대기 순환과 관련해서 가뭄해에는 적도 근처 서태평양에 고기압성 순환이, 일본 동쪽에는 저기압성 순환이 대조적으로 발달한 반면 풍수해에는 적도 서태평양으로부터 일본 동쪽까지 이르는 대규모의 고기압이 발달하였다.

풍수해는 열대 태평양에 라니냐가 급격히 발달하는 여름철에 북태평양 고기압과 서태평양 고기압이 동시에 발달하며 우리나라에 남풍을 유도하였는데 이로 인해 강수량이 증가한 것으로 보인다. 5개의 풍수해 중에 2003년을 제외한 4개의 경우에 겨울철 라니냐가 발생하였다.

가뭄해에는 열대 태평양의 변동성이 비교적 적은 상황에서 중위도와 고위도의 대기변동성(e.g., 유라시아 대륙으로부터 베링해로 이어지는 지역)과 밀접한 관련을 보였다. 하지만 가뭄해의 이듬해 겨울에는 모든 경우에 엘니뇨가 발달하였는데, 이는 우연일수도 있지만 엘니뇨가 진화하는 과정에서 필연적으로 한국에 중기 가뭄이 발생하는 것이 아닌가 하는 의구심도 불러일으킨다. 적은 샘플 수로 인해 통계적으로 증명하는데 무리가 있지만 역학적 관점에서 차후에 더 심도있게 연구되어야 할 것이다.

한편 가뭄해와 풍수해에 선형적인 변동성을 보이는 변수와 지역이 있었는데, 파동 또는 블락킹 형태를 띄며 유라시아 대륙에서 일본 동쪽으로 이어지는 중위도, 고위도 지역의 지위고도장이다. 따라서 SPI6\_Oct는 유라시아-동일본 파동 패턴과 밀접한 동시상관

관계를 보이는 동시에 1월-3월 노르웨이 해와 바렌츠 해의 해수면 온도차(NA\_dipole)와 높은 관련성(1995~2014 기간동안  $r=0.68$ , 1995~2016 기간동안  $r=0.74$ )을 보이고 있었다(Figure 10 and Figure 12).

예측을 위하여 1월-3월 평균 NA\_dipole 지수와 동일본 지수(E\_JP)를 이용하여 가뭄 회귀 예측모델을 개발하였는데 SPI6\_Oct의 연간변동을 비교적 잘 설명하며 특히 2015년의 극심한 가뭄을 잘 모의하는 것으로 나타났다.

본 연구에서 5월~10월은 한반도 강수량에 태풍의 영향이 많은 시기이기 때문에 태풍의 영향을 고려하지 않은 점이 하나의 문제점이라 할 수 있겠다. 국가태풍센터의 자료를 이용하여 분석한 결과 5월~10월 동안 한반도에 영향을 미친 태풍의 수는 20년동안 평균 3.1개였는데 가뭄해에는 평균 2.2개로 풍수해의 3.4개 보다 적게 나타났다. 가뭄과 풍수를 일으키는 대기 해양 패턴이 태풍의 발생과 진로에도 영향을 미칠 수도 있지만 차후에는 태풍에 의한 강수를 제외한 강수량을 이용하여 분석하면 더 정확한 분석이 될 것이다.

본 연구에서는 주로 최근 20년의 결과를 보였는데 이전 20년의 결과와 상당히 차이를 보였다. 한 예로, SPI6\_Oct와 SST의 상관관계를, 전체 40년(1975-2014), 초반 20년(1974-1994), 최근 20년(1995년-2014년)으로 나누어 보았을 때(Figure 26), 40년 기간 동안 95%의 신뢰도에서 유의미한 지역이 북반구에는 전무함을 확인할 수 있다(Figure 26a와 b). 하지만 20년 기간으로 나뉘었을 때 유의미한 상관관계를 보이는 지역이 초반 20년(Figure 26b와 e)과 최근 20년(Figure 26c와 f) 기간에 대해 부분적으로 나타나 지역적으로 상이하고 부호 또한 상이한 것으로 보아 시대별로 가뭄 지수와 관련된 주요 SST인자와 역학이 다를 수 있음을 암시한다. 특히 우리나라 주변의 태평양과 북태평양, 인도양에서의 상관관계 부호가 두 시기에 서로 상이함을 확인할 수 있다. 이러한 차이는 1990년대 중반 또는 후반에 나타나는 여러 decadal change 또는 climate shift의 결과일 수 있다. 1990년대 중반 동아시아 강수량 패턴 변화 뿐 아니라(Kwon et al., 2005; Chen and Zhou, 2014), 최근 바렌츠 해의 변동성이 북대서양 SST와 관련된 transient eddy forcing으로 인해 크게 강화된 것으로 나타났다(Kim and Kim, 2017). 또한 엘니뇨 라니냐에 대한 증위도 대기 반응 또한 변화되었는데 Figure 9에서 밝힌 바와 같이 라니냐가 발달하는 여름에 북태평양 고기압이 이전 기간

에 비해 크게 확장하는 것을 확인 할 수 있다. 이러한 결과들은 decadal change에 따라 강수의 원인과 기작들이 변화할 수 있으며 이러한 변화를 고려 했을때 가뭄 및 강수 예측력이 향상될 수 있음을 시사한다.

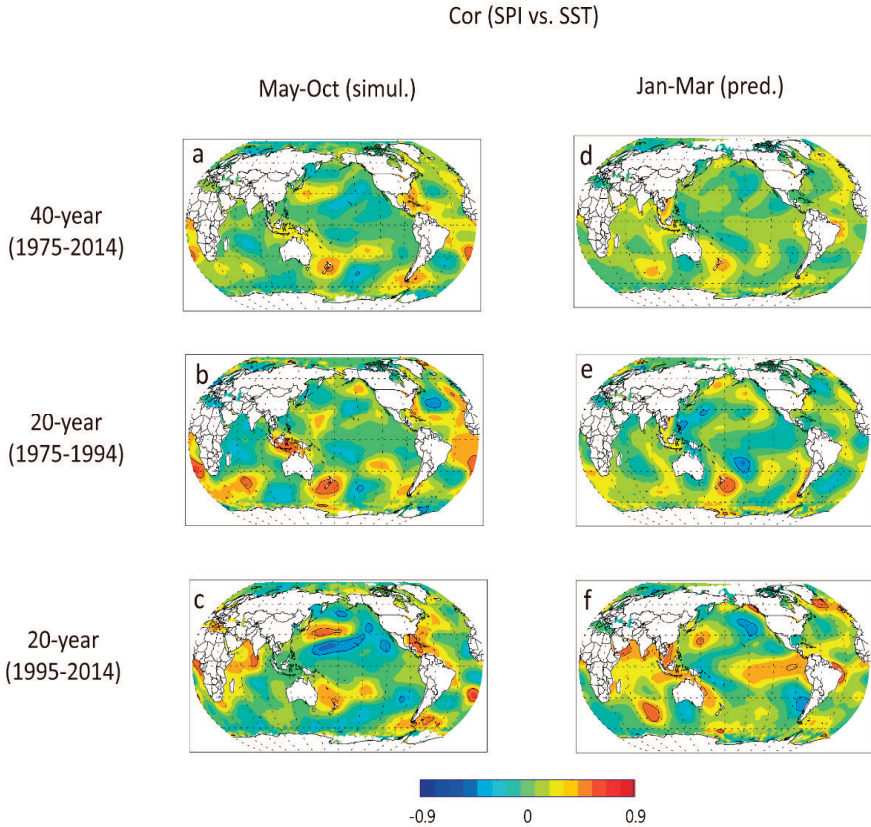


Figure 26. Correlation map of SPI6\_Oct with May-Oct averaged SST for (a) 40-year (1975-2014), (b) 20-year (1975-1994), and (c) 20-year (1995-2014). (d), (e), and (f) are the same but with Jan-Mar average SST. Correlations being statistically significant at the 95% confidence level are indicated in black contour.

기계학습을 통해 10월 SPI6를 예측하였는데, 기계학습을 통하지 않고 기후예측 모델 값을 편의보정한 경우와 비교하면 가뭄 정확도 측면에서나 가뭄 카테고리의 평균절대오차(MAE) 측면에서 대부분 기계학습 모델의 예측력이 우수함을 알 수 있었다. 기계학습 모델 중 잠재 예측인자를 입력 변수에 포함한 경우와 포함하지 않은 경우를 비교하면 짧은 선행시간에서는 잠재 예측인자를 포함하지 않은 경우의 예측 성능이 우수했으며

긴 선행시간에서는 반대로 잠재 예측인자를 포함한 경우의 예측 성능이 우수하게 나타났다. 입력 변수의 상대적 중요도를 살펴본 결과, 짧은 선행시간에서는 SPI6를 이루는 위성 강수의 비중이 크기 때문에 SPI6\_RS의 중요도 또한 높게 나타나지만 긴 선행시간에서는 관측 강수의 비중이 커지며 다른 입력 변수의 중요도가 커졌는데, 이때 잠재 예측인자가 포함된 모델의 경우 NA\_dipole의 중요도가 커지며 예측 성능의 향상에 기여한 것으로 보인다. 본 연구에서 기계학습 모델링을 위해 이용한 입력 변수의 기간이 2002년~2016년으로 decadal 규모의 잠재 예측인자의 영향을 반영하기에 비교적 짧으므로 후속 연구에서는 긴 기간의 자료를 가진 변수만을 포함하여 잠재 예측인자의 영향을 충분히 반영할 수 있도록 모델을 구축하여 시험할 예정이다.

## REFERENCES

- 강인식, 1998: 엘니뇨와 한반도 기후변동의 관련성. *한국기상학회지*, 34 (3), 390-396.
- 권민호 외 55명 (2014), 여름철 동아시아 몬순/장마 계절예측 기술 개발; Development of seasonal prediction models for East Asian summer monsoon/Changma, 기상청.
- 명복순. 2016. 최근 20년간 태평양 해수면 온도가 캘리포니아 다년가뭄과 강수량에 미친 영향. APEC Climate Center Research Report 2016-17. 39p. ISBN 979-11-5698-161-9.
- 박중서, 전종갑, 2003: 1960~2001동안의 동아시아 봄가뭄 특성 및 발생 원인. *대기*, 13 (3), 236-237.
- 변희룡, 1996: 한반도에 가뭄을 초래하는 대기순환. *한국기상학회지*, 32 (3), 455-468.
- 변희룡, 강경아, 김기훈, 2001: Nino-3 이노말리와 아시아 가뭄·홍수의 상관. *한국기상학회지*, 37 (5), 453-464.
- 심기오, 2009: 국한가뭄 대응방안에 관한 연구. 방재연구소, 170 pp.
- 안중배, 류정희, 조익현, 박주영, 류상범, 1997: 한반도 기온 및 강수량과 적도 태평양 해면온도와의 상관관계에 관한 연구. *한국기상학회지*, 33 (3), 487-495.
- 이동률, 1999: 엘니뇨/남방진동과 한국의 가뭄과 관계. *한국수자원학회지*, 32 (2), 111-120.
- 이동률, 김웅태, 2001: 2001년 봄 가뭄의 심도. *한국수자원학회지*, 34 (4), 68-73.
- 이동률, 김웅태, 이대희, 2002: 2001년 가뭄의 특성과 진행과정 분석. *한국수자원학회 2002년도 학술발표회 논문집 (II)*, 898-903.
- 이종화, 정현숙, 박정규, 2003: 한반도 봄 가뭄 특성 및 원인 분석. *대기*, 13 (1), 370-373.
- 이진영. 2015. 위성 및 장기예측자료의 기계학습을 통한 가뭄예측. APEC Climate Center Research Report 2015-16. 129 p. ISBN 979-11-5698-113-8.
- 이진영. 2014. 원격 탐사 자료를 활용한 가뭄 감시·예측 기술 개발. APEC Climate Center Research Report 2015-14. 170 p.
- 장기호, 정진임, 자영민, 양하영, 최영진, 권원태, 2011: 최근 강수 추세 및 가뭄년도의 특징. *한국방재학회지*, 11 (1), 54-66.
- 차은정, 전종갑, 정효상, 1999: 엘니뇨/라니냐 해의 우리 나라 기후 특성에 관한 연구. *한국기상학회지*, 35 (1), 98-117.
- 최기선, 김도우, 이지선, 변희룡, 2009: 한국 5월 가뭄과 북태평양진동의 연관성. *대기*, 19 (1), 67-78.
- Chen X, and T. Zhou, 2014: Relative role of tropical SST forcing in the 1990s periodicity change of the Pacific-Japan pattern interannual variability. *J. Geophys. Res.-Atmos.*, **119**, 2014JD022064.

- Gershunov, A., and T. Barnett, 1998: Interdecadal modulation of ENSO teleconnections. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 79, 2715–2726, doi:10.1175/1520-0477 (1998)079<2715: IMOET.2.0.CO;2.
- Han, P., Wang, P.X., Zhang, S.Y., Zhu, D.H., 2010. Drought forecasting based on the remote sensing data using. *ARIMA Models* 51 (11-12), 1398–1403.
- Jensen, J. R., 2005: *Introductory digital image processing: A remote sensing perspective*. 3rd Ed., Prentice Hall. 544 pp.
- Kim, D. W., Byun, H. R., and Choi, K. S., 2009: Evaluation, modification, and application of the Effective Drought Index to 200-Year drought climatology of Seoul, Korea. *Journal of hydrology*, 378 (1), 1–12.
- Kim, J. S., Zhou, W., Wang, X., & Jain, S., 2012: El Nino Modoki and the summer precipitation variability over South Korea: a diagnostic study. *Journal of the Meteorological Society of Japan*. Ser. II, 90 (5), 673–684.
- Kim, H. M., and Kim, B. M., 2017: Relative Contributions of Atmospheric Energy Transport and Sea Ice Loss to the Recent Warm Arctic Winter. *Journal of Climate*, 30 (18), 7441–7450
- Kripalani, R. H., B-J. Kim, J-H. Oh, and S-E. Moon, 2002: Relationship between Soviet snow and Korean rainfall. *Int. J. Climatol.*, 22, 1313–1325.
- Kug J-S, Ahn M-S, Sung M-K, Yeh S-W, Min H-S, Kim Y-H, 2010: Statistical relationship between two types of El Niño events and climate variation over the Korean Peninsula. *Asia-Pac J Atmos Sci* 46 (4):467-474.
- Kwon, M., J.-G. Jhun, B. Wang, S.-I. An, and J.-S. Kug, 2005: Decadal change in relationship between east Asian and WNP summer monsoons. *Geophys. Res. Lett.*, 32, L16709, doi:10.1029/2005GL023026.
- Jin, Y. H., Kawamura, A., Jinno, K., & Berndtsson, R., 2005: Detection of ENSO-influence on the monthly precipitation in South Korea. *Hydrological processes*, 19 (20), 4081–4092.
- Lee, S. E., and Seo, K. H., 2013: The development of a statistical forecast model for Changma. *Weather and Forecasting*, 28 (6), 1304–1321.
- Leilah, A. A., and S. A. Al-Khateeb, 2005: Statistical analysis of wheat yield under drought conditions. *J. Arid Environ.*, 61, 483–496.
- McKee, T. B., N. J. Doesken, and J. Kleist, 1993: The relationship of drought frequency and duration of time scales. *Proc. of the 8th Conf. of Applied Climatology*, Anaheim, CA, USA, Amer. Meteor. Soc., 179–184.

- Mishra, A. K., and V. R. Desai, 2006: Drought forecasting using feed-forward recursive neural network. *Ecol. Model.*, **198**, 127–138.
- Morid, S., Smakhtin, V., Bagherzadeh, K., 2007. Drought forecasting using artificial neural networks and time series of drought indices. *Int. J. Climatol.* 27 (15), 2103.
- Park, C. K., & Schubert, S. D., 1997: On the nature of the 1994 East Asian summer drought. *Journal of climate*, 10 (5), 1056–1070
- Quan, X.-W., M. P. Hoering, B. Lyon, A. Kumar, M. A. Bell, M. K. Tippett, and H. Wang, 2012: Prospects for dynamical prediction of meteorological drought. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, **51**, 1238–1252.
- Rhee, J., and J. Im. 2017. Meteorological drought forecasting for ungauged areas based on machine learning: Using long-range climate forecast and remote sensing data. *Agricultural and Forest Meteorology* 237: 105–122.
- Seager, R., M. Hoerling, S. Schubert, H. Wang, B. Lyon, A. Kumar, J. Nakamura, and N. Henderson 2015: Causes of the 2011 to 2014 California drought, *J. Clim.*, 28, 6997–7024, doi:10.1175/JCLI-D-14-00860.1.
- Seo, K.-H., J.-H. Son, S.-E. Lee, T. Tomita, and H.-S. Park, 2012: Mechanisms of an extraordinary East Asian summer monsoon event in July 2011. *Geophys. Res. Lett.*, 39, L05704, doi:10.1029/2011GL050378
- Son, H. Y., Park, J. Y., & Kug, J. S. (2016). Precipitation variability in September over the Korean Peninsula during ENSO developing phase. *Climate dynamics*, 46 (11–12), 3419–3430.
- Steinemann, A. C., 2006: Using climate forecasts for drought management. *J. Appl. Meteorol. Clim.*, **45**, 1353–1361.
- Sung, M.-K., W.-T. Kwon, H.-J. Baek, K.-O. Boo, G.-H. Lim, and J.-S. Kug, 2006: A possible impact of the North Atlantic Oscillation on the East Asian summer monsoon precipitation. *Geophys. Res. Lett.*, 33, L21713, doi:10.1029/2006GL027253.
- Tadesse, T., J. F. Brown, and M. J. Hayes, 2005: A new approach for predicting drought-related vegetation stress: Integrating satellite, climate, and biophysical data over the U.S. central plains. *ISPRS J. Photogramm.*, **59**, 244–253.
- Wang, S.-Y., L. Hips, R. R. Gillies, and J.-H. Yoon, 2014: Probable causes of the abnormal ridge accompanying the 2013–2014 California drought: ENSO precursor and anthropogenic warming footprint, *Geophys. Res. Lett.*, 41, 3220–3226, doi:10.1002/2014GL059748.
- Watson, P. A. G., A. Weisheimer, J. R. Knight, and T. N. Palmer, 2016: The role of the

- tropical West Pacific in the extreme Northern Hemisphere winter of 2013/2014, *J. Geophys. Res. Atmos.*, 121, 1698–1714, doi:10.1002/2015JD024048.
- Wu, R., and B. P. Kirtman, 2007: Observed relationship of spring and summer east Asian rainfall with winter and spring Eurasian snow. *J. Climate*, 20 (7), 1285–1304
- Wu, Z., B. Wang, J. Li, and F.-F. Jin, 2009: An empirical seasonal prediction model of the East Asian summer monsoon using ENSO and NAO. *J. Geophys. Res.*, 114, D18120, doi:10.1029/2009JD011733.

**【연구자】**

명복순 선임연구원

이진영 선임연구원

연구보고서 2017-10

**한반도 중기 가뭄의 기상학적 특성 분석을 통한 가뭄 전망 기술 개발**

I S B N 979-11-5698-200-5

발 행 2018년 3월

발 행 인 정 흥 상

발 행 처 APEC기후센터  
부산시 해운대구 센텀7로 12

제작·인쇄 경성문화사

이 보고서는 APEC기후센터 홈페이지(<http://www.apcc21.org/>)에서 이용하실 수 있습니다.  
또한 보고서에 실린 내용은 출처를 명시하면 자유롭게 인용할 수 있습니다. 단, 무단 전재 및  
복제를 금합니다.