

양상블 기법을 이용한 가뭄지수 예측[†]

정지현¹ · 차상훈² · 김묘정³ · 김광섭⁴ · 임윤진⁵ · 이경은⁶

¹²⁶ 경북대학교 통계학과 · ³⁴ 경북대학교 공과대학 건설환경에너지공학부 · ⁵ 국립기상과학원
응용기상연구과

접수 2017년 9월 4일, 수정 2017년 9월 20일, 게재확정 2017년 9월 20일

요약

가뭄의 심도와 빈도가 강해지는 상황에서 가뭄예측을 위한 연구가 지속적으로 이루어지고 있으나 가뭄현상의 시간적 변동이 비선형적이며 복잡하여 단일 모형만으로 예측하기에는 한계가 있다. 이 연구에서는 기상가뭄지수인 표준강수지수 (SPI)와 세계기후지수, 날씨 관련 변수 등과 같은 다양한 설명변수들 사이의 관계를 설명할 선형 모형과 가법 모형을 먼저 구축한 후 양상블 기법 중 확률 기울기 하강 (stochastic gradient descent; SGD) 방법을 이용하여 가중치를 설정하는 결합모형을 구축하였다. 우리나라 14개 지역에 대한 1954년 ~ 2013년 자료를 이용하여 모형을 구축하고 2014년 ~ 2015년 자료를 이용하여 모형의 성능을 비교하였다. 그 결과 14개 지역 중 8개 지역에 대하여 개별 모형에 비해 결합 모형의 성능이 좋았으며 가뭄 예측이 개선되었다.

주요용어: 가뭄예측, 가법모형, 양상블 기법, 확률 기울기 하강 방법.

1. 서론

기후변화로 인하여 자연재해의 심도와 강도가 커지는 지역이 많아지는 상황에서 우리가 해결해야하는 도전적 자연재해 유형 중 하나가 가뭄이다. 가뭄은 기본적으로 강수량의 부족으로 인해 발생하는 자연재해로서, 장기간에 걸쳐 넓은 지역에 대하여 영향을 미쳐 심각한 경제적 및 인적 피해를 야기하나 이에 대한 구조적 대응체계의 구축에는 장기간이 필요한 실정이다. 최근 발생한 가뭄기록에 따르면, 2008년과 2009년에는 평년보다 적은 강수량으로 인하여 강원도 태백시에 생활용수 부족으로 인한 피해가 컸으며 2012년에는 봄철 강수량이 평년의 30%에 미치지 못하여 전국적으로 농업용수와 생활용수 공급문제에 직면하는 어려움을 겪었고, 2015년에는 42년 만에 최악의 가뭄 현상을 경험했으며 올해도 봄철 가뭄으로 인한 피해를 경험하였다. 가뭄발생의 위험이 상존하는 상황에서 가뭄 자료의 이해와 예측의 정확도를 개선하는 연구는 필수적이라 하겠다. 가뭄은 홍수와 함께 대표적 수재해 유형이나 홍수와 달리 가뭄 발생의 시점과 종점 및 가뭄이 발생한 공간적 범위를 설정하는 것이 홍수와 다르게 불명확한 단점이 있다. 또한 기상학, 수문학, 농업, 사회과학 등 가뭄을 보는 분야별 시각에 따라 가뭄의 시점과 종점 및

[†] 본 연구는 국립기상과학원 연구개발사업 “기상업무지원기술개발연구”의 일환으로 수행되었습니다.

¹ (41566) 대구광역시 북구 대학로 80, 경북대학교 통계학과, 박사과정.

² (41566) 대구광역시 북구 대학로 80, 경북대학교 통계학과, 박사과정.

³ (41566) 대구광역시 북구 대학로 80, 경북대학교 공과대학 건설환경에너지공학부, 박사과정.

⁴ (41566) 대구광역시 북구 대학로 80, 경북대학교 공과대학 건설환경에너지공학부, 교수.

⁵ (63568) 제주특별자치도 서귀포시 서호북로 33, 국립기상과학원 응용기상연구과, 연구관.

⁶ 교신저자: (41566) 대구광역시 북구 대학로 80, 경북대학교 통계학과, 부교수.

E-mail: artlee@knu.ac.kr

발생 구역이 다르다는 모호성이 있어 자료를 구축하고 다루는 것은 매우 어려운 주제이다. 이러한 가뭄에 대한 적절한 대응을 통한 유역의 수자원 관리를 위하여 가뭄예측체계의 구축은 필수적이므로 본 연구에서는 강수부족을 중심으로 가뭄의 발생여부를 설정하는 기상학적 가뭄에 대한 예측모형구축을 목표로 한다.

가뭄극복을 위한 연구와 노력은 학계와 여러 연구기관, 중앙정부 및 지자체 등에서 이루어지고 있으며 또한 각 분야를 대표하는 기관에서는 가뭄감시 및 조기 경보 시스템을 구축하고 운영하기 위한 노력을 기울이고 있다. 기상청의 가뭄정보센터, 한국수자원공사의 국가가뭄정보분석센터 등을 통하여 각종 가뭄지수 등 관련정보를 제공하고 있다. 그러나 현재 가뭄 피해를 최소화시킬 수 있는 보다 정확한 가뭄예측 정보의 제공은 도전적 과제로 남아있는 실정이다. 따라서, 본 논문의 목적은 기상학적 가뭄의 심도를 나타내는 표준강수지수 (standardized precipitation index; SPI) 예측을 개선하는 것으로 비선형성이 강하며 시간적 변동이 복잡한 가뭄자료의 특성을 고려하는 표준강수지수 예측 모형을 개발하고자 한다. 종속변수인 표준강수지수와 설명변수들 간의 설명력을 높이기 위하여 먼저 여러 단일 모형들을 구축한 후 앙상블 기법을 이용하여 결합 모형을 구축하였다. 단일 모형으로는 선형 회귀 모형 (linear regression) 및 가법 모형 (additive model)을 적용하였으며 이를 결합하는 방법으로 확률 기울기 하강 (stochastic gradient descent; SGD) 접근 방법을 사용하였다. 개발 모형은 장기 강수자료가 가용한 14개 지역 (강릉, 광주, 대구, 목포, 부산, 서울, 여수, 울릉도, 울산, 인천, 전주, 제주, 추풍령, 포항)의 표준강수지수 예측에 적용하여 모형 성능을 평가하였다.

2. 자료 및 방법

2.1. 입력자료

본 연구에서는 세계기상기구 (world meteorological organization; WMO)에서 가뭄 감시를 위해 선택한 표준강수지수를 통하여 가뭄예측을 수행하였으며 사용된 자료는 1954년부터 2015년까지 각 지역별로 표준강수지수, 기온, 강수량, 강수일수 그리고 세계기후지수들로 구성되어 있다. 대상기간에 강수자료가 가용한 강릉, 광주, 대구, 목포, 부산, 서울, 여수, 울릉도, 울산, 인천, 전주, 제주, 추풍령, 포항 등 총 14개 지점에 대하여 가뭄예측모형을 적용하였다. Table 2.1은 세계기후지수로 SOI (southren oscillation index), MEI (multivariate ENSO index) 등 본 연구에서 사용된 총 23개의 지수를 나타낸다.

본 연구에서는 각 지역의 현재 시점에 대한 표준강수지수를 종속변수로 두고, 각 지역별로 표준강수지수, 기온, 강수량, 강수일수, 그리고 세계기후지수 등 각 변수들의 한 달 전 관측값을 설명변수로 두는 경우 (L1), 각 변수들의 두 달 전 관측값을 설명변수로 두는 경우 (L2), 또한 두 시점 관측값 모두를 포함하여 설명변수로 두는 경우 (L3)에 대해 선형 회귀 모형과 가법 모형을 구축하여 가뭄 예측성을 비교하고 최종적으로 결합 모형을 구축하여 비교하였다. 일반적으로 가뭄지수가 -1 이하일 때 가뭄이 시작하는 것으로 판단한다.

2.2. 가법 모형 (Additive Model)

본 연구에서 개별 모형을 구축하는 방법 중 하나로 가법 모형을 사용한다. 가법 모형은 Friedman과 Stuetzle (1981)가 처음으로 제안하였으며 일반적으로 선형관계가 뚜렷하지 않게 나타나는 경우에 있어 선형모형에 비해 적용성이 높다. 가법 모형은 각 설명변수와 종속변수 간의 관계를 평활 함수를 사용하여 보다 유연하게 나타내는 모형이다. 따라서 비선형적인 관계를 설명해야 하는 분야에서 많이 사용되고 있다 (Yoon, 2016). 가법 모형은 p 개의 설명변수 X_1, X_2, \dots, X_p 에 대하여 f_1, f_2, \dots, f_p 인 평활

Table 2.1 World Climate Index

Variable	Description
PNA	Pacific North American Index
WP	Western Pacific Index
NAO	North Atlantic Oscillation
SOI	Southern Oscillation Index
NINO3	Eastern Tropical Pacific SST
BEST	Bivariate ENSO Timeseries
TNA	Tropical Northern Atlantic Index
TSA	Tropical Southern Atlantic Index
WHWP	Western Hemisphere warm pool
ONI	Oceanic Nino Index
MEI	Multivariate ENSO Index
NINO12	Extreme Eastern Tropical Pacific SST
NINO4	Central Tropical Pacific SST
NINO34	East Central Tropical Pacific SST
PDO	Pacific Decadal Oscillation
NP	North Pacific pattern
TNI	Trans-Nino Index
AO	Antarctic Oscillation
AMO	Atlantic multidecadal Oscillation
AMM	Atlantic Meridional Mode
QBO	Quasi-Biennial Oscillation
SOLAR	Solar Flux
GMLOT	Global Mean Lan/Ocean Temperature Index

함수를 세운 다음 모든 식의 합으로 나타낸 모형으로, 그 식은 다음과 같다:

$$Y = \alpha + \sum_{j=1}^p f_j(X_j) + \epsilon, \quad (2.1)$$

여기서 ϵ 은 평균이 0, 분산이 σ^2 인 오차항을 나타내며, 모든 j 에 대하여 $E[f_j(X_j)] = 0$ 이고, Y 의 기댓값은 $E(Y) = \alpha$ 로 나타난다. 가법 모형의 장점은 선형 회귀 모형에서 다룰 수 없는 비선형 관계를 나타낼 수 있고, 정확한 예측을 가능하게 한다. 또한 가법 형태를 가지므로 종속변수에 대한 각각의 설명변수의 효과를 확인할 수 있다. 반면, 설명변수가 많아지면 중요한 교호작용을 놓칠 수 있으며, 또한 복잡한 비선형 모형을 나타내게 되면서 오차항의 분산이 커지게 되고, 결국 과대적합 문제가 발생할 수 있다는 단점이 있다.

2.3. 앙상블 기법 (Ensemble learning)

예측을 하는데 있어 단일 모형으로는 설명할 수 있는 부분이 한정적일 수밖에 없다. 이를 보완하고 더 강력한 예측 모형을 만들기 위해 앙상블 기법을 사용한다. 앙상블 기법은 다중 모형 조합 (combining multiple models) 방법으로 여러 다양한 모형들을 모두 이용하여 결과를 조합하는 방법이다. 먼저 분석용 자료에서 여러 훈련 집합들을 도출하고 각 집합으로부터 모형을 학습 후 이들을 조합하여 앙상블 모형을 도출한다. 현재 앙상블 기법을 다양한 연구에서 이용하고 있으며 좋은 결과를 보이고 있다 (Kwak, 2014). 하지만 이 방법은 높은 예측정확도를 가지는 반면 직관적이지 않고 해석도 어려운 단점이 있다. 종류로는 편의-분산 분해 (bias-variance decomposition) 방법, 배깅 (bagging), 부스팅 (boosting), 랜덤 포레스트 (random forest), 스택킹 (stacking) 등이 있다. 앙상블 기법에는 많은 방법들이 있으나 본

연구에서는 각각의 개별 모형을 먼저 구축한 뒤 하나의 결합 모형으로 조합하는 스택킹 방법을 사용한다.

스택킹 (stacking)은 여러 학습 알고리즘에 의한 예측을 결합하는 학습 알고리즘으로 먼저 사용 가능한 자료를 이용하여 모든 알고리즘을 학습한 후 모든 알고리즘의 예측 결과를 입력하여 최종 예측을 하는 방법이다. 스택킹은 단일 계층 로지스틱 회귀 모형의 결합으로 많이 사용되며 일반적으로 단일 모형 보다 예측 성능을 향상시킨다. 이 방법은 배깅 (bagging) 보다 예측력이 좋다는 연구 결과가 있으며 (Wolpert, 1999) 베이시안 모형 평균화 (Bayesian model averaging) 방법보다도 예측력이 좋다는 연구 결과가 있다 (Clarke, 2003).

본 연구에서는 각 모형의 예측 정도에 따라 가중치를 부여하는 방법으로 하나의 결합 모형을 구축하는 방법을 사용한다. 가중치를 결정하는 방법으로는 Robbins과 Monro (1951)가 제안한 확률 기울기 하강 방법을 사용한다. 확률 기울기 하강 방법은 기존의 모든 자료를 사용하던 기울기 하강 (gradient descent; GD) 방법을 개선한 방법으로 몇 개의 표본 자료를 사용하여 방향을 결정함으로써 계산 속도를 향상시킨 방법이다. 일부의 자료만 사용하여 계산을 하므로 이전에 비하여 수렴 속도가 상당히 향상되었으며 갱신 과정을 통해 분산이 감소함으로 인해 안정된 수렴을 보이는 것이 장점이다. 그 과정은 다음과 같이 나타낼 수 있다:

1. 먼저 목적 함수의 모수 ω 와 학습을 η 에 대한 초기값을 임의로 결정한다.
2. 근사적으로 최솟값을 가질 때 까지 다음 과정을 반복한다.
 - 임의로 약간의 분석용 표본을 선택한다.
 - 선택된 표본을 이용하여

$$\omega_{t+1} = \omega_t - \eta_t \nabla Q(\omega_t) \quad (2.2)$$

로 모수를 갱신한다.

본 논문에서는 확률 기울기 하강 방법의 손실 함수 $Q(\omega)$ 로 Huber (1964)가 제안한 Huber 손실 함수를 사용한다. 이 함수는 $y - f(x)$ 가 작은 값에 대해서는 이차 형태를 띠며 $y - f(x)$ 가 큰 값에 대해서는 선형 형태를 띤다. 손실 함수는 제곱 오차 손실 함수 (squared error loss function)에 비해 이상치에 대하여 덜 민감한 특징이 있다. 그 식은 다음과 같다:

$$L_\delta(y, f(x)) = \begin{cases} \frac{1}{2}(y - f(x))^2 & , |y - f(x)| \leq \delta, \\ \delta|y - f(x)| - \frac{1}{2}\delta^2 & , \text{otherwise.} \end{cases} \quad (2.3)$$

3. 분석결과

모형의 성능을 평가하기 위하여 1954년 ~ 2013년까지의 자료를 분할하여 분석용 자료 (training set) 및 검증용 자료 (validation set)로 하여 선정된 14개의 지점 (강릉, 광주, 대구, 목포, 부산, 서울, 여수, 울릉도, 울산, 인천, 전주, 제주, 추풍령, 포항)별 선형 회귀 모형과 가법 모형을 구축한 후 앙상블 기법을 이용하여 결합 모형을 구축하였으며, 평가기간 2014년 ~ 2015년에 대하여 각 모형에 대한 MSE 값을 산정하여 가법예측의 정확도를 분석하였다. 선형 회귀 모형과 가법 모형, 결합 모형을 비교하기 위해 개별 모형으로 총 5개의 모형을 설정하였으며 반응변수로는 현재 시점에 대한 14개 지역의 표준강수지수 (SPI-3)를 사용하였으며 설명변수로는 구성을 달리하여 각 지역별로 한 달 전과 두 달 전의 표준강수

지수, 기온, 강수량, 강수일수, 그리고 세계기후지수를 사용하였다. 또한 결합 모형을 구축하기 위해 분석용 자료에서 개별 모형들을 적합 후 검증용 자료에서 각 모형의 가중치를 구하였다. 가중치를 구하는 방법으로 각 모형의 예측값을 설명변수로 하고 실제값을 종속변수로 하여 가중 선형 결합을 적용하였으며 확률 기울기 하강 방법을 이용하였다. 분석에는 R 3.3.1을 사용하였다. 모형의 예측 확인은 분석용 자료와 검증용 자료를 모두 사용하여 모형 적합 후 검증용 자료에서 구한 가중치를 적용하여 평가용 자료 (test set)에서 확인 하였다.

Table 3.1에서는 선형 회귀 모형 (LM), 가법 모형 (AM), 결합 모형 (CM)에 대한 결과가 제시되어 있다. 목포, 제주 지역을 제외한 나머지 12개 지역에서는 선형 회귀 모형 중 L1, L2 변수를 모두 사용한 모형이 더 좋은 예측 결과를 보였으며 목포와 제주 지역은 선형 회귀 모형 중 L1 변수만 사용한 모형이 가장 좋은 예측 결과를 보였다. 가장 예측이 잘된 지역은 울산 지역이며, 상대적으로 강릉, 목포, 전주 지역이 다른 지역에 비해 예측력이 좋지 않다. 가법 모형의 경우 자료의 수가 부족하여 L1 변수를 사용한 모형과 L2 변수를 사용한 모형에 대한 결과만 제시하였다. 목포, 울산 지역을 제외한 12개의 지역에서는 L1 변수를 사용한 모형이 더 좋은 예측 결과를 보였으며 목포, 울산 지역은 L2 변수를 사용한 가법 모형이 더 좋은 예측 결과를 보였다. 제주 지역이 가장 좋은 예측 결과를 보였으며, 상대적으로 강릉, 울릉도, 전주 지역이 다른 지역에 비해 예측력이 떨어지는 편이다. 결합 모형에서는 제주 지역이 가장 좋은 예측 결과를 보였으며 상대적으로 강릉 지역이 다른 지역에 비해 예측력이 낮은 것으로 나타났다. 위에서 제시한 결과를 종합하여 보았을 때, 먼저 선형 회귀 모형과 가법 모형, 결합 모형의 결과를 비교하여 보면, 강릉, 부산, 울산, 제주, 포항의 경우 선형 회귀 모형이 더 좋은 예측 결과를 보였으며, 대구의 경우 가법 모형이 더 좋은 예측 결과를 보였다. 그러나 서울과 인천, 울릉도, 추풍령, 전주, 광주, 목포, 여수 등 8개 지역에서는 결합 모형의 Test MSE 값이 다른 개별 모형의 값에 비해 낮았다. 즉, 8개 지역에 대해서는 모든 개별 모형에 가중치를 주어 결합한 결합 모형으로 현재시점의 가뭄지수를 예측하는 것이 더 좋은 결과를 보였다.

Table 3.1 Test MSE of Models

Region	LM-L1	LM-L2	LM-L3	AM-L1	AM-L2	CM
Gangneung	0.8436	0.9728	0.7550	0.8573	1.0306	0.7713
Gwangju	0.7034	0.9176	0.6378	0.5971	0.7848	0.5310
Daegu	0.7103	0.8273	0.6471	0.5712	0.8190	0.5866
Mokpo	0.7730	1.0280	0.7737	0.7095	0.6744	0.6650
Busan	0.5929	0.7226	0.4652	0.5942	0.7356	0.4784
Seoul	0.5814	0.9478	0.4139	0.4773	0.5951	0.3943
Yeosu	0.6213	0.7047	0.4765	0.6257	0.7740	0.4735
Ulleung	0.6892	0.8256	0.5727	0.7370	0.9283	0.5615
Ulsan	0.4380	0.4335	0.3141	0.4261	0.4184	0.3255
Incheon	0.5914	0.8801	0.4494	0.5095	0.5326	0.3992
Jeonju	0.9409	1.2298	0.8300	0.8315	0.9679	0.6276
Jeju	0.3027	0.5338	0.4039	0.3115	0.3896	0.3160
Chupungnyeong	0.5415	0.7460	0.4904	0.5221	0.5943	0.4122
Pohang	0.7983	0.7907	0.5944	0.7204	0.7546	0.6019

Figure 3.1에서는 결합 모형의 Test MSE 값이 낮은 4개 지역에 대해서만 2014년부터 2015년까지의 개별 모형과 결합 모형의 추정값을 그래프로 제시하였다.

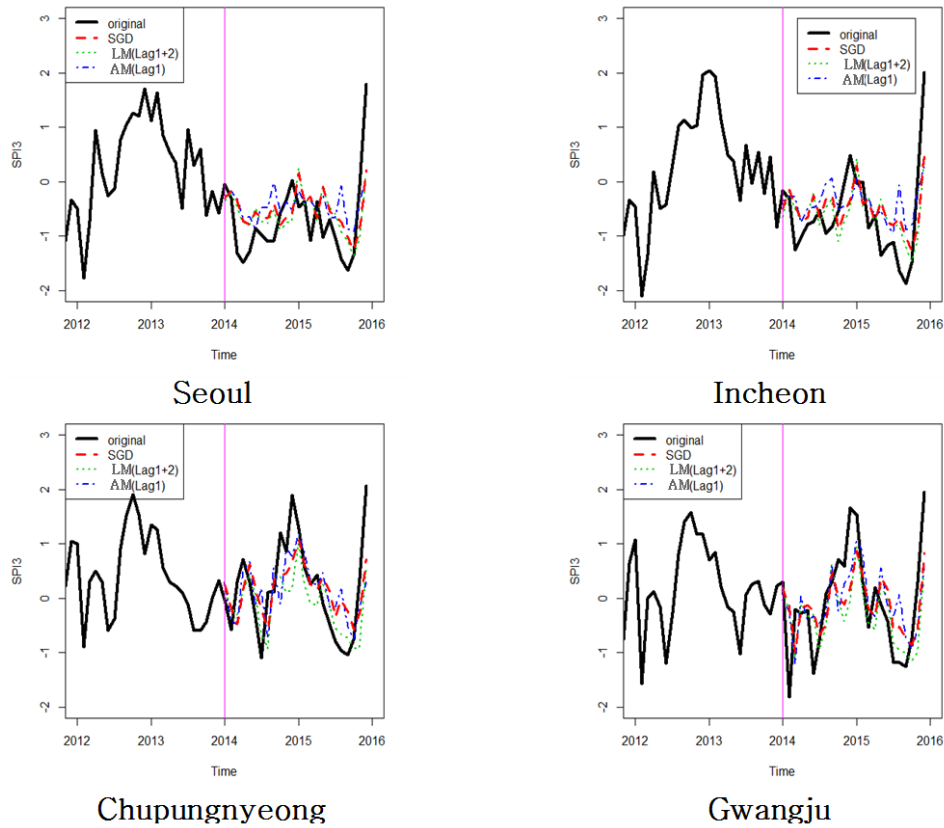


Figure 3.1 Test MSE of Combined Model

4. 결론

본 논문에서는 가뭄현상의 비선형적이며 복잡한 변동 특성을 단일 모형으로는 설명하기 어렵다고 판단하여 더 나은 예측을 위해 앙상블 기법을 이용한 결합 모형을 구성하였다. 모형 구성은 종속변수로 현재 시점에 대한 14개 지역의 표준강수지수 (SPI-3)를 사용하였으며, 설명변수로 과거 시점에 대한 14개 지역의 표준강수지수, 기온, 강수, 강수일수 그리고 세계기후지수를 사용하였다. 1954년 ~ 2013년 자료를 이용하여 모형을 적합 시켰으며 2014년 ~ 2015년 자료를 이용하여 각각의 모형에 대한 적합성을 비교·검증하였다.

연구 결과, 개별 모형 중 선형 회귀 모형에서는 L1, L2 변수를 모두 사용한 모형이 대체적으로 좋은 결과를 보였으며, 가법 모형에서는 L1 변수를 사용한 모형이 대체적으로 좋은 예측 결과를 보였다. 지역적으로는 강릉, 부산, 울산, 제주, 포항의 경우 선형 회귀 모형이 더 좋은 예측 결과를 보였고, 대구의 경우 가법 모형이 더 좋은 예측 결과를 보였지만 서울과 인천, 울릉도, 추풍령, 전주, 광주, 목포, 여수 등 8개 지역에 대해서는 개별 모형에 비해 결합 모형의 가뭄 예측이 개선되었다.

References

- Clarke, B. (2003). Comparing bayes model averaging and stacking when model approximation error cannot be ignored. *Journal of Machine Learning Research*, **4**, 683-712.
- Friedman, J. H. and Stuetzle, W. (1981). Projection pursuit regression. *Journal of the American Statistical Association*, **76**, 817-823.
- Huber, P. J. (1964). Robust estimation of a location parameter. *The Annals of Mathematical Statistics*, **35**, 73-101.
- Kwak, S. (2014). Comparison of ensemble pruning methods using Lasso-bagging and WAVE-bagging. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **25**, 1371-1383.
- Robbins, H. and Monro, S. (1951). A Stochastic approximation method. *The Annals of Mathematical Statistics*, **22**, 400-407.
- Wolpert, D. H. (1999). An efficient method to estimate bagging's generalization error. *Machine Learning Journal*, **35**, 41-55.
- Yoon, S. (2016). Generating high resolution of daily mean temperature using statistical models. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **27**, 1215-1224.

Drought index forecast using ensemble learning[†]

Jihyeon Jeong¹ · Sanghun Cha² · Myojeong Kim³ · Gwangseob Kim⁴ · Yoon-Jin Lim⁵ ·
Kyeong Eun Lee⁶

¹²⁶Department of Statistics, Kyungpook National University

³⁴School of Architectural, Civil, Environment, and Energy Engineering, Kyungpook National
University

⁵National Institute of Meteorological Sciences

Received 4 September 2017, revised 20 September 2017, accepted 20 September 2017

Abstract

In a situation where the severity and frequency of drought events getting stronger and higher, many studies related to drought forecast have been conducted to improve the drought forecast accuracy. However it is difficult to predict drought events using a single model because of nonlinear and complicated characteristics of temporal behavior of drought events. In this study, in order to overcome the shortcomings of the single model approach, we first build various single models capable to explain the relationship between the meteorological drought index, Standardized Precipitation Index (SPI), and other independent variables such as world climate indices. Then, we developed a combined models using Stochastic Gradient Descent method among Ensemble Learnings.

Keywords: Additive model, drought forecast, ensemble learning, stochastic gradient descent.

[†] This work is supported by the “Research and Development for KMA Weather, Climate, and Earth system Services” of National Institute of Meteorological Sciences (NIMS).

¹ Graduate student, Dept. of Statistics, Kyungpook National University, 80 Daehakro, Bukgu, Daegu 41566, Korea.

² Graduate student, Dept. of Statistics, Kyungpook National University, 80 Daehakro, Bukgu, Daegu 41566, Korea.

³ Graduate student, School of Architectural, Civil, Environment, and Energy Engineering, Kyungpook National University, 80 Daehakro, Bukgu, Daegu 41566, Korea.

⁴ Professor, School of Architectural, Civil, Environment, and Energy Engineering, Kyungpook National University, 80 Daehakro, Bukgu, Daegu 41566, Korea.

⁵ Senior Researcher, National Institute of Meteorological Sciences, Seogwipo 63568, Korea.

⁶ Corresponding Author: Associate Professor, Dept. of Statistics, Kyungpook National University, 80 Daehakro, Bukgu, Daegu 41566, Korea.

E-mail: artlee@knu.ac.kr