

부산의 도시사회적 특성을 고려한 LSTM 기반의 폭염 발생 예측

Prediction of Heat Wave based on
LSTM Considering Urban-social Characteristics of Busan

강민희 Kang Minhee*, 김형규 Kim Hyungkyoo**

Abstract

The heat wave, which was first designated as a natural disaster in 2018 and causes casualties and property damage due to temperature rises above a certain standard, is becoming more serious at domestic and abroad. In particular, Busan faces the need to establish strategies to cope with the heat wave for its largest number of thermal disease among all metropolitan areas of the Korean Peninsula. This study aims to provide foundations for establishing heat wave strategies by using LSTM techniques, an artificial intelligence (AI) methodology, to reflect the urban-social characteristics of Busan. LSTM optimization analysis results show higher accuracy than conventional regression models and ensemble models, identified by MAE 0.139 and MSE 0.128. In addition, we perform a feature importance analysis to examine the effects of the utilized variables, and the results showed that the temperature-related variables had the highest impact. Significance of this study is found in predicting heat waves by reflecting the urban-social characteristics of Busan beyond simply utilizing climate data through AI methodology. It is expected that heat waves would be more accurately predicted by supplementing future data, adding variables, and improving models.

Keywords: Heat Wave, Busan, Artificial Intelligence, LSTM, Urban-Social Characteristics

I. 서론

최근 지속적으로 가속화되고 있는 환경변화로 인해 전 세계적으로 폭염에 의한 피해가 증가하고 있는 추세다. World Economy Forum(WEF)의 2020 세계 위험 보고서(The Global Risks Report)에서는 2020년을 위협하는 가장 큰 요인 중 하나를 폭염으로 선정하였다(World Economy Forum 2020). 우리나라의 경우에도

여름철 평균기온이 매년 상승하고 있으며, 폭염 일수와 빈도가 잦아지고 강도도 상승하고 있는 실정이다(한국환경정책·평가연구원 기후변화리스크연구단 2020). 행정안전부에 따르면, 폭염은 직·간접적으로 사회 경제 전반에 영향을 미치고 있으며, 농작물 피해 발생건수 및 가축/어류 폐사 피해 발생일이 지속적으로 증가하고 있다고 밝혔다(국립재난안전연구원 홈페이지¹⁾). 또한, 이러한 농/축/수산업 종사자

* 홍익대학교 스마트도시전공 박사과정(제1저자) | Ph.D. Candidate, Smart Cities Program, Hongik Univ. | Primary Author | speakingbee@hanmail.net

** 홍익대학교 도시공학과 조교수(교신저자) | Assistant Prof., Dept. of Urban Design & Planning, Hongik Univ. | Corresponding Author | gusailsang@gmail.com

는 대부분 야외작업장에서 작업하는 50대 이상의 연령대로 온열질환자의 대부분을 차지하고 있으며(질병관리청 홈페이지, 온열질환감시체계 기준), 고령자일수록 건강에 큰 영향을 받는 것으로 나타났다(Hajar and Kosatky 2010; 한국환경정책·평가연구원 기후변화리스크연구단 2020). 특히, 주요 대도시(서울 및 5대 광역시) 중 부산의 경우, 평균 5년(2014~2018년) 동안 가장 많은 온열질환자가 발생하였으며, 그중 65세 이상 고령자의 온열질환자 수는 대도시 중 두 번째로 높았다(한국환경정책·평가연구원 2020, <Table 1> 참조).

이와 같이 폭염에 대한 피해가 지속적으로 발생함에 따라 문제 해결의 필요성이 대두되어 2018년 9월 「재난 및 안전관리 기본법」 개정을 통해 폭염을 신종 법정 자연재난으로 포함시켜 폭염 문제에 대한 제도적 기반을 마련하기 시작하였다. 이러한 제도적 기반이 마련됨으로써 지방자치단체(지자체)별 폭염 저감 시설 확충, 취약계층 돌봄 등의 정책들도 제시되고 있음에도 불구하고, 폭염 리스크 관리 정책에 대한 효과가 미비하고 검증되지 않았다는 문제가 제기되고 있

다(김효진 2019; 조진희, 이채연, 배민기, 오후 2018). 폭염 정책에 따른 대규모 예산 투입은 지자체 입장에서 현재 추진 중인 정책 효과를 종합적으로 판단하여 합리적인 의사결정을 내려야 하므로 실제 문제 해결에 적합한 대응전략을 수립할 필요가 있다.

한편, 4차산업혁명이 대두됨에 따라 빅데이터 및 인공지능에 대한 관심이 증가하고 있으며, 다양한 분야에서 이를 접목해 기존의 문제를 해결하고 있다. 특히, 기후예측과 관련하여서 과거에는 상대적으로 예측력이 부정확하였으나 최근에는 인공지능의 도입으로 보다 정확한 예측을 수행하고 있다. 피터 바우어(Peter Bauer)에 따르면, 과학적/기술적 진보에 기반하여 정확한 예측으로 영향력이 큰 날씨(high-impact weather)에서 유발되는 다양한 문제(생명, 에너지 관리, 경제적 손실 등)를 예방할 수 있음을 시사하였다(Bauer, Thorpe and Brunet 2015). 이에 따라 기후 예측 분야 중 미세먼지 농도 예측을 위해 인공지능 기법을 활용한 연구가 활발하게 진행되고 있다(이홍석, 부이 각 남, 선충녕 2020; 서양모, 염재홍 2019). 그러나 폭염 예측에 대한 연구는 전통적인 회귀모형이나 모델링 기법을 통한 연구가 대다수로, 인공지능 기법을 접목시킨 연구는 다소 미비한 실정이다(Kim, Deo, Park and Lee et al. 2019; Dodla, Satyanarayana and Desamsetti 2017; Singh, Arora, Ashrit and Rajagopal 2017).

이에 따라 본 논문에서는 국내 폭염주의보 및 폭염 경보 발효 기준인 “일 최고체감온도가 33~35℃ 이상인 상태가 2일 이상 지속될 것으로 예상될 때”를 보다 정확하게 예측하고자, 온열질환자 수가 가장 많이 나타나는 부산을 중심으로 인공지능 기법을 활용한 폭염 유무 예측 연구를 수행하고자 한다.

Table 1_ Thermal Disease at the Metropolitan

Metropolitan	A 5-year average (2014~2018) (10,000 people)	65+ (Rank)
Busan	7.0	8.7 (2)
Ulsan	5.4	10.7 (1)
Gwangju	4.9	8.1 (3)
Seoul	4.4	6.3 (5)
Daejeon	3.5	6.7 (4)
Incheon	3.4	5.5 (6)
Daegu	3.4	5.4 (7)

Source: KEI 2020, modified.

1) <http://www.ndmi.go.kr> (2020년 11월 7일 검색).

본 연구의 진행 방법은 다음과 같다. 2장에서 폭염과 관련한 선행연구를 검토하여 본 연구의 차별성을 도출하고, 3장에서 연구에 활용된 인공지능 방법론 및 데이터 소개, 학습을 소개한다. 마지막으로 4장에서 학습에 대한 결과를 분석하여 본 연구의 시사점을 5장에서 제시하고자 한다.

II. 선행연구 검토

폭염에 대한 선행연구는 폭염의 영향에 대한 연구와 폭염 예측 연구로 나누어 검토하였으며, 마지막으로 본 연구의 차별성을 제시하고자 한다.

1. 폭염 관련 선행연구

폭염 연구는 폭염일수가 가장 많았던 2018년과의 비교연구(광주지방기상청 2018; 이희동, 민기홍, 배정호, 차동현 2020) 및 취약지역(계층) 도출 연구(배민기, 김보은, 이채연 2020; 성지훈, 이기림, 권용석, 한유경 외 2020; 권용석, 안유정 2020; 김기욱, 박봉철, 허종배, 강지윤 외 2020; 구유성, 김자은, 김지숙, 이성호 2015)가 대다수 수행되었다.

그중 이희동, 민기홍, 배정호, 차동현(2020)은 21세기 폭염일수가 가장 길었던 2016년과 2018년의 폭염 메커니즘을 분석하였으며, 상층 고기압의 발달 및 블로킹, 대기 대순환 현상이 폭염 메커니즘의 주요인임을 밝혀냈다. 또한, 배민기, 김보은, 이채연(2020)은 폭염 노출 위험지역과 취약계층 거주지역 간의 공간 관계를 확인하여 폭염 취약지역을 도출하였으며, 성지훈, 이기림, 권용석, 한유경 외(2020)는 공간/지역적 특성과 사회적 특성(에너지, 인구밀도, 도로분포 등)을 고려하여 대구시의 폭염 취약지역을 도출하였다.

특히, 김인겸, 이승욱, 김혜민, 이대근(2020)은 폭염

대책 비용과 환자 치료 자료를 중심으로 부산지역의 폭염 특보 정보의 경제적 가치를 환산하는 연구를 수행하였다. 연구에서는 폭염 특보 오류(False Alarm)가 1회 감소할 경우 16.8백만 원의 가치가 증가하는 것으로 확인되었다.

폭염 연구는 폭염 발생에 따른 대응방안 수립을 위한 동적 모델 연구들이 대다수 수행되고 있음을 확인하였다. 또한 정확한 예측이 부재할 경우 발생하는 경제적 손실에 대한 연구도 수행되고 있었다. 이처럼 폭염 특보 오류로 인해 지자체가 감수해야 할 경제적 손실을 최소화하기 위해서는 필수적으로 사전에 정확한 예측을 통해 적합한 대응 방안을 수립할 필요가 있다. 이에 따라 폭염 예측을 위한 다양한 연구를 고찰하였다.

2. 폭염 예측 관련 선행연구

폭염 예측 연구는 기존 지수를 활용한 예측(허술잎, 현유경, 류영, 강현석 외 2019), 폭염 취약성 예측 연구(김예슬, 이성희, 김영철 2020; 강미선, 이지선, 김규량, 조창범 외 2018), 그리고 인공지능 기법을 활용한 연구(Khan, Shahid, Juneng and Ahmed et al 2019; Park, Jung, Lee and Park 2020; Dodla, Satyanarayana and Desamsetti 2017; Mandal, Joseph, Sahai and Phani et al 2019; 김영인, 김동현, 이승오 2020)로 확인되었다.

그중 허술잎, 현유경, 류영, 강현석 외(2019)는 폭염을 예측하고자 극한예측지수(Extreme Forecast Index: EFI)를 적용하여 폭염 발생부터 최대 2주 전까지 0.8 이상의 EFI가 나타난 것을 확인하였다. 그러나 그 이상의 기간에 대해서는 예측성이 큰 폭으로 감소하는 것으로 나타났다.

강미선, 이지선, 김규량, 조창범 외(2018)는 폭염 사례별 폭염 규모와 평균사망률의 선형회귀분석 및

t-test를 통해 폭염의 상대적 위험도 평가를 수행하였으며, 김예슬, 이성희, 김영철(2020)은 지역의 다양한 특성을 고려한 상세 지역별 맞춤형 대응방안 수립을 위해 대구광역시를 중심으로 행정구역별 폭염 취약성 예측모델을 개발하였다. 그러나 폭염을 결정하는 다양한 요인으로 인해 최적 모델을 도출하는 것에 한계가 존재하는 것으로 나타났다.

인공지능 기반의 폭염 예측 연구는 다양한 국가 및 지역을 중심으로 수행되었다. Khan, Shahid, Juneng and Ahmed et al.(2019)은 Quantile Regression Forests(QRF) 기법을 활용하여 파키스탄의 폭염을 예측하였으며 폭염 발생일을 ± 5 일까지 정확하게 예측하는 것으로 확인되었다. 특히 바람과 상대습도가 파키스탄의 폭염을 규정하는 주요 요인임을 밝혀냈다. Park, Jung, Lee and Park(2020)은 Random Forest(RF) 기법을 활용하여 한국의 폭염 피해를 예측하였다. 이는 온도만을 통해 사람들이 느끼는 영향을 확인할 수 없으므로 그 지역의 인구 수, 평균 수입, 취약집단의 수 등의 도시 인적 요인을 활용하였다. 기존 Logistic Regression(LR), Support Vector Machine(SVM), Decision Tree(DT)와 성능 비교 결과, 활용한 RF에서 가장 높은 정확도로 폭염피해를 예측하는 것으로 나타났다. 김영인, 김동현, 이승오(2020)는 폭염 예측을 위해 인공지능 방법론인 LSTM을 활용하여 기온 및 폭염발생 예측을 수행하였다. 분석결과, 다른 기법에 비해 높은 정확도를 보였으며 기존 4시간가량의 예상 소요시간에 반해 인공지능을 활용할 경우 평균 9분 26초의 시간이 소요되는 것으로 나타났다.

이와 같이 기존의 예측 방법을 활용한 연구와 더불어 인공지능을 활용한 폭염 예측 연구가 다양하게 수행되고 있음을 확인하였다. 특히, 폭염을 결정짓는 다양한 요인 중 중요 요인을 도출하고자 하는 연구와 다양한 도시적 요인(인적 요인)에 기반한 예측 연구도

수행되고 있음을 확인하였다.

3. 연구의 차별성

선행연구를 살펴본 결과, 폭염으로 인한 영향과 과거 폭염 비교를 통한 비교도출 연구가 수행되고 있음을 확인하였다. 폭염 영향 연구는 폭염에 의한 집단 및 취약지역 영향에 대한 연구로 분지의 지역적 특성을 보이는 대구와 해안 특성을 지닌 부산을 중심으로 수행되는 것으로 나타났다. 또한, 폭염 예측 관련 연구는 다양한 국가에서 다양한 인자를 토대로 회귀모형 검증 및 모델링, 앙상블 모델 등을 활용하고 있음을 확인하였다. 그러나 인공지능을 활용한 폭염 예측 연구는 다소 미비한 것으로 확인되었다.

폭염은 지역별 연령 구조 및 지역 기후 특성 등 복합적인 요인에 따라 발생하기 때문에 명확한 요인을 규명하기 어렵다. 또한 예측이 지체될 경우 막대한 손실로 이어지기 때문에 빠르고 정확하게 예측하여 대응방안을 수립할 필요가 있다.

이에 따라 본 논문에서는 대도시 중 폭염 취약계층이 많이 존재하는 부산을 중심으로, 기후적인 요인뿐만 아닌 도시사회적 인자를 활용하여 인공지능을 활용한 폭염 유무 예측 연구를 수행하고자 한다.

III. 연구 방법론

이 장에서는 연구에서 활용하고자 하는 방법론과 데이터의 수집 및 정제, 학습방법에 대해 설명한다.

1. Long-Short Term Memory(LSTM)

인공신경망은 기계학습의 일종으로 입력층(Input layer)와 출력층(Output layer), 은닉층(Hidden layer)로 구성

되며, 은닉층이 2개 이상 존재할 경우 심층인공신경망이라 칭한다. 다양한 심층인공신경망 모델이 존재하며, 그중 시계열 데이터(Time series)를 사용할 경우 대다수 입력과 출력 사이 신경망이 재귀하는 구조인 Recurrent Neural Networks(RNN)을 활용한다. RNN은 자연어 처리(Natural Language: NL), 음성신호, 주식 등 연속적인(Sequential) 데이터를 활용하는 분야에서 활용된다. 그러나 기존 RNN 모델의 경우, 경사가 소실(Gradient Vanishing)되거나, 폭발(Gradient Exploding)하는 상황이 존재하며 장기 의존성 문제(Long-Term Dependency)가 발생하는 한계로 특정 데이터가 변화되거나 일부 정보가 사라지는 문제가 발생한다. 이러한 한계를 보완하기 위해 1997년 LSTM 모델이 제안되었다(Hochreiter and Schmidhuber 1997). 이는 RNN의 장기 의존성 문제를 해결하고 학습 또한 빠르게 수렴하는 장점이 존재하여 최근 다양한 분야에서 많이 사용되는 모델이다.

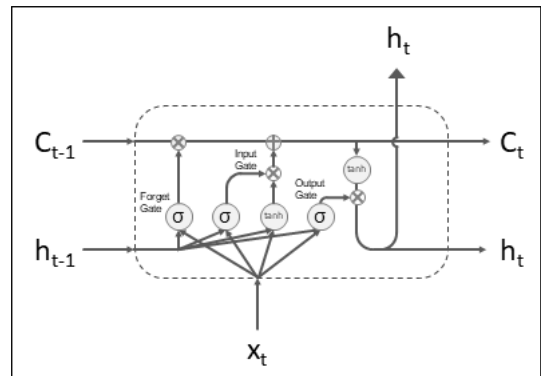
본 논문에서 예측하는 폭염은 다양한 시계열 요인을 기반으로 발생하는 특성을 지니기 때문에 이에 적합한 방법론을 채택할 필요가 있다. 이에 RNN 모델의 한계를 보완하여 널리 사용되고 있는 LSTM 모델을 활용하여 폭염을 예측하고자 한다(<Figure 1> 참조).

2. 데이터 수집 및 정제

1) 데이터 수집

본 논문에서는 부산광역시의 폭염을 예측하기 위해 LSTM을 활용한 연구를 수행하고자 한다. 이에 따라 기상청 기상자료개방포털에서 기 구축되어 있는 폭염 데이터 세트를 구독하였으며, <Table 2>와 같다.

Figure 1_ Structure of LSTM cell



$$\begin{aligned}
 i_{(t)} &= \sigma(W_{\xi}^T x_{(t)} + W_{hi}^T h_{(t-1)} + b_i) \\
 f_{(t)} &= \sigma(W_{xf}^T x_{(t)} + W_{hf}^T h_{(t-1)} + b_f) \\
 o_{(t)} &= \sigma(W_{xo}^T x_{(t)} + W_{ho}^T h_{(t-1)} + b_o) \\
 g_{(t)} &= \tanh(W_{xg}^T x_{(t)} + W_{hg}^T h_{(t-1)} + b_g) \\
 c_{(t)} &= f_{(t)} \otimes c_{(t-1)} + i_{(t)} \otimes g_{(t)} \\
 y_{(t)} &= h_{(t)} = o_{(t)} \otimes \tanh(c_{(t)})
 \end{aligned}$$

Table 2_ Heatwaves Dataset

Date (YYYY-MM-DD)	Place	The highest temperature (°C)	The average temperature (°C)	The lowest temperature (°C)	Wind chill temperature (°C)	Average relative humidity (%)	Heat wave alert (O/X)	Heat wave effects (step)	Tropical night (O/X)	UV (step)	Heat Wave (O/X)
2019-05-01	North Chuncheon	20.8	17	14.3	22.1	72.1	x	-	x	High	x
2019-05-02	North Gangneung	21.7	17.6	14.8	21.4	54.8	x	-	x	Highest	x
2019-05-03	Seoul	23.1	19.1	15.3	22.9	41.9	x	-	x	High	x

Source: KMA(<http://data.kma.go.kr>).

기상청 폭염 데이터 세트의 경우 2019년, 2020년 5월에서 9월까지의 데이터를 제공하고 있으며 일시, 지점, 폭염 여부 등의 인자와 서울, 인천 등을 포함한 18개의 도시로 구성되어 있다. 그러나 2개년(2019~2020년)의 데이터의 양이 상대적으로 적어 2018년 5월~9월 데이터를 추가적으로 수집하였다.

본 논문에서는 기후적 요인뿐만 아니라 도시사회적 특성을 반영하여 폭염을 예측하고자 하므로 이에 대한 데이터를 추가적으로 수집하였다. 우선 사회적 요인을 고려하였을 때, 같은 기후적 조건에서도 피해 정도가 상이할 수 있으며, 이는 인구 및 취약집단 등에 따라 다르게 나타난다(Park, Jung, Lee and Park 2020). 이에 따라 도시의 사회적 특성을 나타낼 수 있는 '인구 수와 폭염 취약집단으로 구별되는 '50대 이상 연령대별 인구 수(50대 이상)(국립재난안전연구원²⁾)를 통계청에서 수집하였다.

더불어, 도시의 특성을 나타낼 수 있는 변수로 '녹지 면적'과 '도로 면적', '최고/저 해수온도' 데이터를 수집하였다. 녹지면적의 경우, 폭염이 발생할 때 녹지에서 열에너지를 흡수하는 기능이 있어 변수로 선정하였다(조희선, 정유진, 최막중 2014). 도로 면적의 경우는 더 많은 자동차 통행량을 수용하여 대기 오염물질을 발생시키고, 포장재질로 인해 빗물이 토지에 고이지 않아 열에너지 흡수를 감소시키는 영향이 있어 변수로 설정하였다(이수미, 권일, 김용진 2019; 오규식, 홍재주 2005; Coutts, Beringer and Tapper 2008; 제민희, 정승현 2018). 이에 따라 녹지 면적 및 도로 면적은 부산시청 및 e-나라 지표³⁾에서 각각의 데이터를 수집하였다. 또한, 바다와 맞닿아 있는 부산의 도

시적 특성으로 폭염 기간에 해수온도 변화가 발생할 것으로 예상되어(함유근, 나혜윤 2016) '최고/저 해수온도' 데이터를 국립해양조사원⁴⁾에서 수집하였다. 마지막으로 부산은 국내 대도시 중 가장 높은 연평균 오존 농도를 기록하고 있으며(0.030ppm, 2016년 기준), 이는 연안도시의 특성으로 해륙풍/산곡풍 등의 지리/지형적 특성이 반영된 국지기상과 함께 선박 등 대규모 NO_x 배출이 해양에서 이루어지는 환경으로 이러한 특성을 보인다(강윤희, 김유근, 황미경, 정주희 외 2019). 또한, 폭염 발생 시 대기의 정체로 배출되는 오염원을 대기 중에 가두는 효과로 인해 지표 오존 농도가 증가하는 것으로 나타난다(조진희, 이재연, 배민기, 오후 2018). 이에 따라 폭염에 영향을 주는 도시적 특성으로 에어코리아⁵⁾에서 '오존 농도' 데이터를 수집하였다.

2) 데이터 정제

앞서 수집한 폭염 데이터 세트 이외에 다양한 특성을 반영하고자 수집한 데이터를 확인한 결과, 데이터의 상이함(기간 및 수집위치)이 존재하여 일별 데이터로 통일하기 위해 추가적인 정제를 진행하였다.

우선 도시의 사회적 특성인 전체 인구 수 및 50대 이상의 연령별 인구 수와 도시적 특성인 녹지면적 및 도로면적은 연도별로 데이터가 제공되어 일별로 나누어 이를 보간하였다. 또한, 기상청에서 제공하는 폭염 데이터 세트는 부산시 전체를 대표하는 데이터로 부산시 중구에 위치한 대표 기상관측소에서 수집된 데이터이다. 이에 따라 다양한 장소에서 제공되는 데이

2) <http://www.ndmi.go.kr> (2020년 11월 7일 검색).

3) <http://www.index.go.kr> (2020년 12월 16일 검색).

4) <http://www.khoa.go.kr> (2020년 12월 16일 검색).

5) <http://www.airkorea.or.kr> (2020년 12월 16일 검색).

터 중 중구 기상관측소에서 제공하는 오존농도 및 해수온도 데이터를 수집하였다.

이러한 정제과정을 통해 최종 데이터 세트를 설정하고자 하였으나, 기존 폭염 데이터 세트에 존재하는 최고체감온도의 경우 기상청에서 제공하는 수식으로 제시되는 데이터이며 이를 기준으로 폭염 여부가 확정되기 때문에 변수에서 제외하였다. 또한, 폭염특보 및 폭염영향예보, 자외선 지수 데이터도 폭염으로 정의된 이후 제공되는 요인이라 판단하여 이를 제외하고 학습을 진행하고자 한다. 이에 따라 최종적으로 구축된 데이터 세트는 <Table 3>과 같다.

IV. 모델 설계 및 분석 결과

본 장에서는 폭염 예측을 위해 반복 학습 횟수(Epoch) 및 은닉층(Hidden Layer) 설정을 통한 최적화된 LSTM 모델을 제시한다.

Table 3 _ Dataset for Heatwave Prediction at Busan

Characteristics	Variable	Unit	Class
CLIMATE	The highest temperature	℃	Input Layer
	The average temperature	℃	
	The low temperature	℃	
	Average relative humidity	%	
	Tropical night	0 or 1	
SOCIAL	Total population	Persons	
	The population over the 50s	Persons	
URBAN	Green area	m ²	
	The road area	km ²	
	The low sea temperature	℃	
	The highest sea temperature	℃	
	Ozone concentration	ppm	
Heat Wave		day	Output Layer

1. 학습 방법

폭염의 시계열적 특성과 도시사회적 특성을 반영하고자 LSTM 방법론을 활용하여 폭염 유무를 예측하고자 한다. 최종적으로 구축한 12개의 인자를 입력층(Input layer)에 설정하고 출력층(Output layer)에서 폭염 유무를 확인한다. 한 달(30일)을 기준으로 다음 30일의 폭염 유무를 예측하는 것으로 설정하였다.

2. 환경 설정

본 연구는 파이썬 3.6을 통해 설계하였으며, 텐서플로(Tensorflow) 및 케라스(Keras) 라이브러리 알고리즘을 사용하였다. 활성화 함수는 ReLu(Nair and Hinton 2010)를 활용하고 최적화 함수는 Adam(Kingma and Jimmy 2014)을 활용하였다. 학습에 사용되는 데이터의 학습과 검증 비율은 '8:2'로 설정하여 데이터를 분할하였다. 또한, 과적합 방지를 위해 Early stopping을 사용하였다. Loss 값은 Mean Squared Error(MSE)로 설정하였으며, 최종적으로 Mean Absolute Error(MAE)를 활용하여 최적화를 진행하였다(<Table 4> 참조).

Table 4 _ Environment on Building Model

Class	Setting
Activation Function	ReLU
Optimizer	Adam
Batch Size	32
Epoch	100
EarlyStopping	20
Loss	Mean Squared Error
Metrics	Mean Absolute Error

6) 인공지능을 활용한 예측 연구의 경우, 대다수 학습과 검증을 위해 데이터 세트를 8:2로 나누어 사용함.

Table 5_ The Derived Result of Optimal LSTM by setting Epoch & Hidden Layer units

Epo	Number of Hidden Layer node Units																			
	10		20		30		40		50		60		70		80		90		100	
	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE
10	0.137	0.245	0.133	0.181	0.156	0.215	0.165	0.288	0.135	0.160	0.135	0.177	0.137	0.172	0.124	0.164	0.121	0.215	0.136	0.243
20	0.239	0.288	0.170	0.220	0.120	0.178	0.183	0.312	0.155	0.189	0.120	0.169	0.129	0.172	0.138	0.186	0.123	0.181	0.125	0.218
30	0.166	0.233	0.128	0.208	0.142	0.241	0.128	0.176	0.135	0.165	0.131	0.178	0.121	0.178	0.122	0.139	0.135	0.264	0.127	0.175
40	0.165	0.269	0.147	0.188	0.125	0.199	0.144	0.192	0.170	0.255	0.112	0.149	0.128	0.165	0.145	0.160	0.123	0.188	0.126	0.211
50	0.176	0.262	0.158	0.235	0.145	0.141	0.145	0.185	0.126	0.186	0.116	0.158	0.134	0.186	0.128	0.139	0.116	0.183	0.144	0.216
60	0.195	0.265	0.113	0.184	0.117	0.187	0.111	0.223	0.128	0.183	0.112	0.160	0.120	0.176	0.188	0.280	0.143	0.205	0.166	0.177
70	0.149	0.139	0.139	0.235	0.180	0.345	0.141	0.188	0.169	0.181	0.185	0.177	0.119	0.180	0.165	0.175	0.143	0.176	0.154	0.192
80	0.169	0.222	0.128	0.221	0.143	0.245	0.108	0.171	0.187	0.269	0.116	0.166	0.128	0.183	0.135	0.156	0.148	0.254	0.121	0.164
90	0.150	0.144	0.118	0.165	0.212	0.370	0.122	0.165	0.160	0.261	0.128	0.196	0.115	0.186	0.165	0.189	0.164	0.176	0.128	0.175
100	0.190	0.236	0.134	0.171	0.116	0.192	0.151	0.222	0.154	0.184	0.110	0.146	0.105	0.140	0.144	0.178	0.134	0.177	0.126	0.172

3. 모델 최적화

학습 및 예측하고자 하는 데이터에 따라 최적의 결과를 도출하는 모델 및 구조(유닛 수/신경망 깊이)는 상이하다. 이에 따라 본 연구에서는 폭염 데이터에 최적화된 LSTM 모델을 도출하기 위해 반복 학습 횟수(Epoch) 및 은닉층을 설정하였다. 이를 통해 폭염 예측을 위한 최적화 모델 설정 값은 다음 <Table 5>와 같다. 최적화 결과(<Table 6> 참조), 반복 학습 횟수 50, 은닉층 노드 단위(Hidden layer node units) 80에서 가장 낮은 MAE 값인 0.139(MSE 0.128)이 확인되었다.

이는 86%의 예측 정확도를 보이는 것으로 해석할 수 있으며 한 달 동안 발생할 폭염의 일수를 정확하게 예측할 수 있는 것으로 판단된다. 이는 앞서 확인한 폭염 예측 선행연구의 정확도(70~84%)와 비교하였을 때(Khan, Shahid, Juneng and Ahmed et al. 2019; Park, Jung, Lee and Park 2020; 김영인, 김동현 2020), 본 예측에서 보다 정확하게 폭염을 예측하는 것으로 판단된다.

그러나 폭염 자체를 결정하는 요인은 다양하기 때문에 변수에 대한 고려가 추가적으로 요구된다. 이에

Table 6_ Optimal LSTM Model Setting

Class	Setting
Range of learning data	2018-2020
Hidden Layer	LSTM(80), 15, 1
Activation Function	ReLU
Optimizer	Adam
Batch Size	32
Epoch	50
Early Stopping	20

따라 변수 중요도 분석을 통해 인자 간의 폭염 결정요인을 판단하고자 한다.

4. 폭염 변수 중요도

폭염을 구성하는 다양한 요인 중 본 연구에서 활용한 변수의 중요도를 파악하기 위해 머신러닝 랜덤 포레스트(Random Forest) 기반의 변수 중요도 분석(Feature Importance Analysis)을 수행하였다. 랜덤 포레스트는 과적합의 문제를 지닌 결정나무(Decision Tree) 모형의 한계를 보완하기 위해 가지치기를 통해 일반화된 트리 모형이다. 본 연구에서는 파라미터 설정을 통해

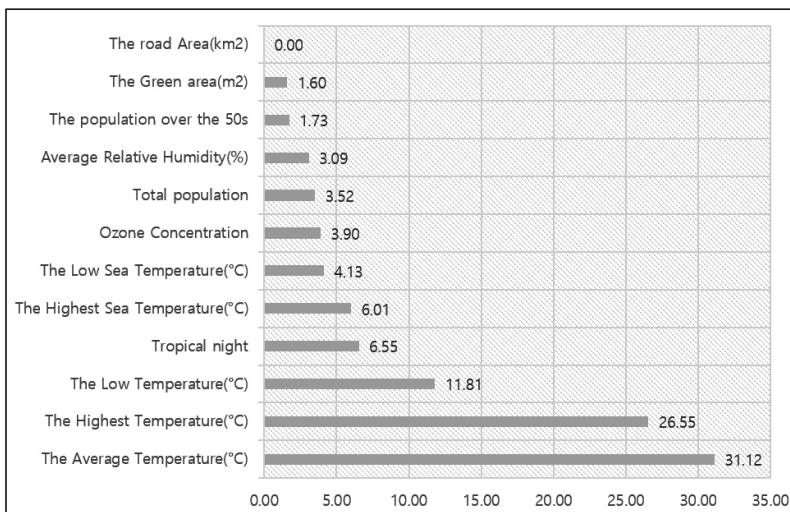
100개의 가지 형성으로 중요도를 분석하였다(<Table 7>, <Figure 2> 참조).

변수 중요도 확인 결과, 기후적 특성인 평균기온(31.12%), 최고기온(26.5%), 최저기온(11.81%) 변수가 가장 많은 영향을 미치는 것으로 확인되었다. 이는 폭염 기준이 최고체감온도의 33℃ 이상으로 설정되어 있으며, 기상청에서 설정한 수식으로 폭염 여부가

Table 7_ Heatwave Feature Importance

Variable	Importance (%)
The Average Temperature(°C)	31.12
The Highest Temperature(°C)	26.55
The Low Temperature(°C)	11.81
Tropical Night	6.55
The Highest Sea Temperature(°C)	6.01
The Low Sea Temperature(°C)	4.13
Ozone Concentration	3.90
Total Population	3.52
Average Relative Humidity(%)	3.09
The Population over the 50s	1.73
The Green Area(m ²)	1.60
The Road Area(km ²)	0.00

Figure 2_ Heatwave Feature Importance



결정되기 때문에 이와 같은 결과가 도출된 것으로 판단된다. 또한 열대야(6.55%)도 영향을 끼치는 변수로 확인되었다. 이는 낮에 폭염이 발생하였을 때 건물 등에 잔열이 흡수되었다가 심야시간에 방출됨에 따라 열대야로 이어진 것으로 판단되며, 그 잔열이 다음 날 까지 영향을 주기 때문에 폭염 유무 예측에 중요한 변수로 선정된 것으로 사료된다. 이처럼 열대야는 도시적 특성인 녹지면적과 도로면적 변수와 관련이 있을 것으로 예상되나, 본 연구에서 중요한 변수로 파악되지 않았다. 이와 함께 부산의 도시적 특성을 반영한 해수온도(6.01%, 4.13%) 변수가 기후적 요인 다음으로 중요한 요인으로 확인되었다. 이는 해수온도의 변화를 통해 폭염을 사전에 감지할 수 있음을 시사하며, 폭염 시 해수온도의 상승으로 어종의 변화, 해조류 양식 생산량 감소 등 해양 생태계의 변화로 이어지므로 해수온도를 중심으로 추가적인 분석이 필요할 것으로 판단된다(송교욱 2012). 오존농도 변수의 경우에는 상대적으로 폭염 예측에 미비한 영향(3.90%)을 주는 것으로 확인되었다. 그러나 부산의 연안도시의 특성상 폭염 전후 상황에서 오존 농도의 변화가 확인되었으

므로 이를 통해 폭염을 사전에 감지할 수 있을 것으로 기대된다.

더불어 사회적 변수의 경우(총 인구 수(3.52%), 50대 이상 인구 수(1.73%)), 상대적으로 영향이 미비한 것으로 확인되었다. 그러나 부산의 경우 평균 5년간(2014~2018) 주요 대도시 중 가장 많은 온열질환자가 발생하는 도시이며, 특정 연령대에 온열질환자의 대부분이 집

중되어있기 때문에 향후 이러한 변수를 필히 고려하여 폭염 피해를 예측할 필요가 있다고 판단된다.

이와 같이 폭염을 결정하는 요인은 기후적 특성이 가장 중요한 것으로 나타났으나, 도시적 특성과 도시를 구성하는 사회적 특성을 통해서도 폭염을 예측할 수 있을 것으로 판단된다. 그러나 기후적 요인을 제외한 여타의 특성 요인들은 기상청에서 일괄적으로 제공하는 데이터가 아닌 외부에서 수집하여 병합한 데이터로 추가적인 정제 및 보간이 이루어졌기 때문에 상대적으로 낮은 예측 정확도 및 중요도가 도출된 것으로 사료된다.

V. 결론 및 토의

폭염에 따른 피해가 지속적으로 증가함에 따라 국내 외에서 폭염 대비책을 마련하고 있는 실정이다. 우리나라의 경우에도 폭염 일수와 빈도가 잦아지고 강도가 상승하여 2018년 자연재난으로 폭염이 포함되어 본격적인 제도적 준비가 마련되기 시작하였다. 특히, 주요 대도시 중 부산의 경우 가장 많은 온열질환자가 발생(한국환경정책·평가연구원 2020)하였으며 이를 해결하기 위해 부산시에서는 ‘2020년 폭염 종합대책’을 발표하였다. 그러나 기존의 폭염 위험 관리를 위한 대책은 폭염 발생 이후에 대한 내용으로 폭염 피해 저감 효과가 미비한 실정이다.

폭염은 다양한 요인에 의해 결정되므로 이러한 특성을 고려하여 폭염을 예측하고 대응방안을 수립할 필요가 있다. 이에 따라 본 논문에서는 폭염 이후가 아닌 폭염 발생 이전에 폭염 발생을 예측하고자, 부산의 도시사회적 특성을 반영하여 인공지능 기법을 통한 폭염 예측 연구를 수행하였다.

분석 결과, 86%의 정확도로 폭염을 예측할 수 있는 것으로 확인되었다. 그러나 폭염은 기후적인 요인뿐

만 아니라 여타의 다양한 요인 또한 폭염 발생에 영향을 미치기 때문에 이에 대한 고려가 필요하다. 이에 따라 머신러닝 기법을 활용하여 폭염을 결정짓는 변수 중요도를 추가적으로 확인하였다. 도출 결과, 기후적 특성에 대한 요인이 가장 큰 영향을 미치는 것으로 확인되었다. 또한, 연안 도시의 특성을 반영하기 위해 설정한 해수온도 및 오존 농도 등이 유의미한 변수인 것으로 나타났다. 반면, 사회적 변수는 상대적으로 낮은 중요도가 도출되었으나, 폭염에 따른 피해도가 높아지고 있는 실정이므로 사회적 변수를 활용하여 피해 예측 연구가 고려될 필요가 있다.

그러나 기후적인 특성 외에 도시사회적 특성을 반영하기 위해 설정한 데이터들은 기상청 원데이터가 아닌 외부에서 수집하여 병합한 데이터이기 때문에 상대적으로 중요도가 낮게 도출된 한계를 지닌다. 이에 따라 향후 도시의 특성을 보다 상세하게 반영하기 위해 행정동 단위의 분석이 필요할 것으로 판단되며, 데이터의 크기, 보간 방법 등을 보완할 수 있는 방법을 마련할 경우 보다 정확한 예측이 가능할 것으로 사료된다. 이러한 보완 계획을 기반으로 모델 개선을 통해 LSTM 모델을 중첩시켜 정확도를 향상하는 연구와 LSTM 및 GRU(Gated Recurrent Unit) 비교 분석연구를 수행할 수 있을 것으로 기대된다.

본 연구는 폭염 예측을 위해 전통적으로 사용되었던 회귀모형 등을 사용하여 예측한 것이 아닌 인공지능 방법론을 통해 폭염을 예측한 것에 의의가 있다. 또한 기존의 인공지능 방법론을 활용하여 폭염을 예측한 연구는 기후 요인만을 활용하여 폭염을 예측하였으나, 본 연구에서는 부산의 도시사회적 특성을 반영하기 위해 다양한 변수를 활용하였다. 이에 따라 본 연구에서 제시한 폭염 예측 모델을 토대로 당국에서의 의사결정 참고자료로 활용할 경우, 정확한 예측에 기반하여 폭염 피해를 사전에 대비할 수 있는 대응방

안을 수립할 수 있을 것으로 기대된다.

참고문헌 •••••

1. e-나라지표. <http://www.index.go.kr> (2020년 12월 16일 검색). Index. <http://www.index.go.kr> (accessed December 16, 2020).
2. 강미선, 이지선, 김규량, 조창범, 하종철. 2018. 한국주요도시의 폭염에 의한 사망률 평가. 2018년 한국기상학회 가을 학술대회논문집: 196.
Kang Miseon, Lee Jiseon, Kim Kyurang, Cho Changbeom and Ha Jongchul. 2018. Evaluation of death rate caused by heat wave in major cities in Korea. *Proceedings of the Autumn Meeting of KMS*: 196.
3. 강윤희, 김유근, 황미경, 정주희, 김현수, 강민성. 2019. 부산지역 오존농도의 시-공간 분포 변화. 한국환경과학회지 28권, 2호: 169-182.
Kang Yoonhee, Kim YooKeun, Hwang Mikyeong, Jeong Juhee, Kim Hyunsu and Kang Minseong. 2019. Spatial-temporal variations in surface ozone concentrations in Busan metropolitan area. *Journal of Environmental Science International* 28, no.2: 169-182.
4. 광주지방기상청. 2018. 1994년과 비교한 2018년 폭염특성. 8월 17일, 보도자료.
Gwangju Regional Office of Meteorology. 2018. Heat wave characteristics in 2018 compared to 1994, August 17, Press release.
5. 구윤희, 김자은, 김지숙, 이성호. 2015. 폭염 취약성평가를 통한 도시의 적응능력 향상: 부산광역시를 중심으로. 한국지역개발학회지 27권, 5호: 331-347.
Youseong Koo, Jaeun Kim, Jisook Kim and Sungho Lee. 2015. Study on the improvement of adaptation ability by vulnerability analysis of heat wave - The case of Busan Metropolitan City. *Journal of The Korean Regional Development Association* 27, no.5: 331-347.
6. 국립재난안전연구원. <http://www.ndmi.go.kr> (2020년 11월 7일 검색). National Disaster Management Research Institute. <http://www.ndmi.go.kr> (accessed November 7, 2020).
7. 국립해양조사원. <http://www.khoa.go.kr> (2020년 12월 16일 검색). Hydrographic and Oceanographic Agency. <http://www.khoa.go.kr> (accessed December 16, 2020).
8. 권용석, 안유정. 2020. 시스템 다이내믹스를 활용한 폭염대응 정책효과 분석: 대구시 사례연구. 국토연구 106권: 41-64.
Kwon Yongseok and Ahn Yoojeong. 2020. Political effects of countermeasures against heat wave using system dynamics method: Case study in Daegu Metropolitan City. *The Korea Spatial Planning Review* 106: 41-64.
9. 기상청 기상자료개방 포털. <http://data.kma.go.kr> (2020년 12월 16일 검색). Korea Meteorological Administration. <http://data.kma.go.kr> (accessed December 16, 2020).
10. 김기욱, 박봉철, 허종배, 강자운, 이인재. 2020. IPCC 기후변화 취약성 평가 체계를 적용한 부산지역 폭염 취약성 평가. 국토연구 104권: 23-38.
Kim Keewook, Park Bong-Chur, Heo Jongbae, Kang Ji Yoon and Lee Injae. 2020. Assessment of heat wave vulnerability in Busan using the IPCC climate change vulnerability assessment framework, *The Korea Spatial Planning Review* 104: 23-38.
11. 김영인, 김동현, 이승오. 2020. 기계학습을 활용한 하절기 기온 및 폭염발생여부 예측. 한국방재안전학회논문집 13권, 2호: 27-38.
Kim Young In, Kim Donghyun and Lee Seoun Oh. 2020. Prediction of temperature and heat wave occurrence for summer season using machine learning. *Journal of Korean Society of Disaster and Security* 13, no.2: 27-38.
12. 김예슬, 이성희, 김영철. 2020. 인공지능망을 활용한 폭염 취약성 예측 모델 개발: 대구광역시를 사례로. 한국생태환경건축학회 학술발표대회 논문집 20권, 1호: 132-133.
Kim Yesuel, Lee Sunghee and Kim Youngchul. 2020. Development of prediction model of heat wave vulnerability using artificial neural network: A Case Study of Daegu Metropolitan City. *Korea Institute of Ecological Architecture and Environment* 20, no.1: 132-133.
13. 김인겸, 이승욱, 김혜민, 이대근. 2020. 2016년 서울과 부산지역 폭염특보 정보의 경제적 가치 평가-폭염대책 비용과 환자 자료를 중심으로. 한국콘텐츠학회논문지 20권, 5호: 525-535.
Kim Ingyum, Lee Seungwook, Kim Hyemin and Lee Daegun. 2020. Evaluating economic value of heat wave watch/warning information in Seoul and Busan in 2016:

- Focused on a cost of heat wave action plan and sample of patients. *Journal of the Korea Contents Association* 20, no.5: 525-535.
14. 김효진. 2019. 기후변화, 그로인한 도시폭염과 미세먼지에 대응한 안전사회 구축방안. 법연 63호 세종. 한국법제연구원. Kim Hyujin. 2019. A plan to build a safe society in response to climate change, urban heat waves and fine dust.. *Korea Legal Research Institute* no.63, Sejong: Korea Legal Research Institute.
 15. 배민기, 김보은, 이채연. 2020. 폭염 시 위험지역과 취약계층 거주지역 간의 공간관계 분석. 환경정책 28권, 3호: 243-280. Bae Minki, Kim Boeun and Lee Chaeyeon. 2020. Analysis on the spatial relationship between the residential area of the vulnerable groups and the hazardous area during the heat wave. *Journal of Environmental Policy and Administration* 28, no.3: 243-280.
 16. 서양모, 염재홍. 2019. 기상 데이터를 활용한 LSTM 기반 미세먼지 농도 예측 방법 비교. 2019 한국측량학회 학술대회 자료집: 117-120. Seo Yangmo and Yom Jaehong. 2019. Comparison of LSTM-based fine dust concentration prediction method using meteorology data. *Proceeding of 2019 Korea Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry, and Cartography Conference*: 117-120.
 17. 성지훈, 이기림, 권용석, 한유경, 이원희. 2020. 공간적 자기상관성을 고려한 폭염취약지역 도출에 관한 연구 - 대구광역시를 중심으로. 한국측량학회지 38권, 4호: 295-304. Seong Jihoon, Lee Kirim, Kwon Yongseok, Han Youkyung and Lee Wonhee. 2020. A study on identification of the heat vulnerability area considering spatial autocorrelation - Case study in Daegu, *Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography* 38, no.4: 295-304.
 18. 송교욱. 2012. 기후변화 본격화로 폭염·폭우·폭풍에 대한 적응 필요. BDI 정책포커스 168호. 부산: 부산발전연구원. Song Kywook. 2012. Adaptation to heat waves, heavy rains, and storms is necessary due to the full-scale climate change. *BDI focus* no.168. Busan: Busan Development Institute.
 19. 에어코리아. <http://www.airkorea.or.kr> (2020년 12월 16일 검색). AirKorea. <http://www.airkorea.or.kr> (accessed December 16, 2020).
 20. 오규식, 홍재주. 2005. 도시공간 구성요소와 도시열섬현상의 관련성 연구. 도시설계 6권, 1호: 47-63. Oh Kyushik and Hong Jeajoo. 2005. The relationship between urban spatial elements and the urban heat island effect. *Journal of the Urban Design Institute of Korea Urban Design* 6, no.1: 47-63.
 21. 이수미, 권일, 김용진. 2019. 도시 환경이 온열질환 발생에 미치는 영향에 관한 연구. 한국콘텐츠학회논문지 19권, 12호: 84-92. Lee Sumi, Kweon Ihl and Kim Yongjin. 2019. A study on the influence of urban environment on the generation of thermal diseases. *Journal of the Korea Contents Association* 19, no.12: 84-92.
 22. 이홍석, 부이 각남, 선충녕. 2020. 도심지 교통흐름 및 미세먼지 예측을 위한 딥러닝 LSTM 프레임워크. 정보과학회논문지 47권, 3호: 292-297. <http://doi.org/10.5626/JOK.2020.47.3.292> Yi Hongseok, Bui Khac-Hoai Nam and Seon Choongnyoung. 2020. A deep learning LSTM framework for urban traffic flow and fine dust prediction, *Journal of KIISE* 47, no.3: 292-297.
 23. 이희동, 민기홍, 배정호, 차동현. 2020. 2016년과 2018년 한반도 폭염의 특징 비교와 분석. 대기 30권, 1호: 1-15. Hee-Dong Lee, Ki-Hong Min, Jeong-Ho Bae, Dong-Hyun Cha. 2020. Characteristics and Comparison of 2016 and 2018 Heat Wave in Korea. *Atmosphere* 30, no.1: 1-15
 24. 제민희, 정승현. 2018. 토지이용 유형별 도시열섬강도 분석. 한국콘텐츠학회논문지 18권, 11호: 1-12. Je Minhee and Jung Seunghyun. 2018. Urban heat island intensity analysis by landuse types. *Journal of the Korea Contents Association* 18, no.11: 1-12.
 25. 조진희, 이채연, 배민기, 오후. 2018. 미시적 도시공간의 폭염취약지역분석을 통한 정책적 대응방안. 충북 FOCUS 153호. 청주: 충북연구원. Cho Jinhee, Lee Chaeyeon, Bae Minkee and Oh hoo. 2018. Policy countermeasures through analysis of micro-urban areas vulnerable to heat waves. *Chungbuk Focus* no.153. Cheongju: Chungbuk Research Insititute.
 26. 조희선, 정유진, 최막중. 2014. 도시공간특성이 열섬현상에 미치는 영향. 환경정책 22권, 2호: 27-43. Cho Heesun, Jung Youjin and Choi Mackjoong. 2014. Effects of the urban spatial characteristics on urban heat

- island. *Journal of Environmental Policy and Administration* 22, no.2: 27-43.
27. 질병관리청. <http://www.kdca.go.kr> (2020년 11월 7일 검색). Korea Disease Control and Prevention Agency. <http://www.kdca.go.kr> (accessed November 7, 2020).
28. 통계청. <http://kostat.go.kr> (2020년 12월 16일 검색). Statistics Korea. <http://kostat.go.kr> (accessed December 16, 2020).
29. 한국환경정책·평가연구원 기후변화리스크연구단. 2020. 2020 폭염영향 보고서. 세종: 한국환경정책·평가연구원. Korea Environment Institute. 2020. *2020 Heatwave Impact Report*. Sejong: Korea Environment Institute.
30. 함유근, 나혜윤. 2016. 폭염과 여름철 한반도 연근해 해수면 변동간의 관련성 연구. 2016 한국기상학회 가을학술대회 논문집: 433-434. Ham Yoogeum and Na Hyeyun. 2016. A study on the relationship between heat waves and sea level fluctuations near the Korean Peninsula in summer. Korean Meteorological Society, *Proceedings of the Autumn Meeting of KMS*: 433-434.
31. 허솔잎, 현유경, 류영, 강현석, 임운진, 김운재. 2019. 기상청 현업 기후예측시스템(GloSea5)에서의 극한예측지수를 이용한 여름철 폭염 예측 성능 평가. 대기 29권, 3호: 257-267. Sol-IP Heo, Yu-Kyung Hyun, Young Ryu, Hyun-Suk Kang, Yoon-Jin Lim and Yoonjae Kim. 2019. An assessment of applicability of heat waves using extreme forecast index in KMA climate prediction system(GloSea5). *Atmosphere. Korean Meteorological Society* 29, no.3: 257-267.
32. Coutts, A. M., Beringer, J. and Tapper, N. J. 2008. Investigating the climatic impact of urban planning strategies through the use of regional climate modeling. *International Journal of Climatology* 28, no.14: 1943-1957. <https://doi.org/10.1002/joc.1680>
33. Bauer, P., Thorpe, A. and Brunet, G. 2015. The quiet revolution of numerical weather prediction. *Nature* 525, no.7567: 47-55.
34. Kingma, D. P. and Jimmy, B. 2014. Adam: A method for stochastic optimization. arXiv preprint arXiv:1412.6980
35. Dodla, V. B., Satyanarayana, G. C. and Desamsetti, S. 2017. Analysis and prediction of a catastrophic Indian coastal heat wave of 2015. *Natural Hazards* 87, no.1: 395-414.
36. Hajat, S. and Kosatky, T. 2010. Heat-related mortality: a review and exploration of heterogeneity. *Journal of Epidemiology & Community Health* 64, no.9: 753-760. <http://dx.doi.org/10.1136/jech.2009.087999>
37. Hochreiter, S. and Schmidhuber, J. 1997. Long short-term memory. *Neural Computation* 9, no.8: 1735-1780.
38. Khan, N., Shahid, S., Juneng, L., Ahmed, K., Ismail, T. and Nawaz, N. 2019. Prediction of heat waves in Pakistan using quantile regression forests. *Atmospheric Research* 221: 1-11. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2019.01.024>
39. Kim Do-Woo, Deo, R. C., Park Sang-Jin, Lee Jong-Seol and Lee Woo-Seop. 2019. Weekly heat wave death prediction model using zero-inflated regression approach. *Theoretical and Applied Climatology* 137 no.1-2: 823-838.
40. Mandal, R., Joseph, S., Sahai, A. K., Phani, R., Dey, A., Chattopadhyay, R. and Partanaik, D. R. 2019. Real time extended range prediction of heat waves over India. *Scientific Reports* 9, no.1: 1-11.
41. Nair, V. and Hinton, G. E. 2010. Rectified linear units improve restricted boltzmann machines. In *Proceedings of the 27th International Conference on Machine Learning (ICML-10)*, 807-814, June 21-24, Haifa, Israel.
42. Park Minsoo, Jung Daekyo, Lee Seungsoo and Park Seunghee. 2020. Heatwave damage prediction using random forest model in Korea. *Applied Sciences* 10, no.22: 8237. <https://doi.org/10.3390/app10228237>
43. Singh, H., Arora, K., Ashrit, R. and Rajagopal, E. N. 2017. Verification of pre-monsoon temperature forecasts over India during 2016 with a focus on heatwave prediction. *Natural Hazards & Earth System Sciences* 17, no.9: 1469-1485. <https://doi.org/10.5194/nhess-17-1469-2017>
44. World Economic Forum. 2020. The Global Risks Report. Geneva: World Economic Forum.

-
- 논문 접수일: 2021. 1. 14.
 - 심사 시작일: 2021. 2. 3.
 - 심사 완료일: 2021. 6. 2.

요약

주제어: 폭염, 부산, 인공지능, LSTM, 도시사회적 특성

일정 기준 이상의 기온 상승으로 인해 인명 및 재산 피해를 유발하는 폭염은 2018년 자연재난으로 지정될 만큼 국내외에서 발생하는 피해가 심각한 실정이다. 특히, 국내 대도시권 중 부산의 경우 폭염에 의한 온열질환자 수가 가장 많은 도시로 폭염 대응전략이 필수적으로 수립될 필요가 있다. 이에 본 논문에서는 부산의 도시사회적 특성을 반영하여 인공지능 방법론인 LSTM 기법을 활용한 폭염 예측 수행을 통해 폭염 대응 전략 수립의 기초자료를 제공하고자 한다. LSTM 최적화 분석 결과, MAE 0.139, MSE 0.128 값

으로 확인되어 기존의 회귀모형 및 앙상블 모형보다 높은 정확도가 확인되었다. 또한 활용한 변수의 영향을 검토하고자 변수 중요도 분석을 수행하였으며, 그 결과 기온과 관련된 변수가 가장 높은 영향을 미치는 것으로 확인되었다. 본 논문은 인공지능 방법론을 통해 단순히 기후 데이터만을 활용한 것을 넘어 부산의 도시적 특성을 반영하여 폭염을 예측한 데 의의가 있다. 향후 데이터의 보완 및 변수 추가, 모델 개선을 통해 폭염을 보다 정확하게 예측할 수 있을 것으로 기대된다.
