

광대역 주파수 스펙트럼과 이미지처리를 이용한 기계학습 모델 기반 날씨 예측 시스템 설계

정보석*¹, 이세현*², 홍익표*³

Designing an AI-Powered Weather Prediction System using Broadband Frequency Spectrum and Image Processing

Bo-seok Jeong*¹, Se-Hyeon Lee*², and Ic-Pyo Hong*³

본 연구는 2024년 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW중심대학사업 지원을 받아 수행되었음(2024-0-00073)

요약

본 연구에서는 1MHz~6GHz의 SDR 기기인 Hack RF와 Raspberry Pi 5를 활용하여 주파수 스펙트럼 및 이미지처리를 통한 기계학습 모델 기반 정밀 날씨 예측 시스템을 구현하였다. 보다 정밀한 날씨 예측을 위하여 온도, 습도, 기압 데이터는 Raspberry Pi의 BME 280 센서를 사용하여 수집하고, Hack RF를 통해 100MHz~300MHz, 600MHz~800MHz, 2.3GHz~2.5GHz 총 3개의 주파수 대역에서의 PSD(Power Spectrum Density) 변화와 OV5647 이미지 센서를 이용해 날씨 이미지의 RGB 비율 변화를 감지하였다. 수집된 데이터를 텍스트 파일로 전처리 후 소켓 통신을 이용하여 노트북으로 전송하였다. 전송받은 데이터는 파이썬의 RandomForestClassifier 기계학습 알고리즘을 이용하여 학습하고 날씨 예측을 할 수 있으며, 이를 기존 기상 예보와 비교하여 본 연구에서 제안한 새로운 접근법의 정확성을 검증하였다.

Abstract

In this paper, we implemented a precise weather prediction system based on machine learning through frequency spectrum and image processing by utilizing Hack RF, an SDR device from 1MHz to 6GHz, and Raspberry Pi 5. For more precise weather prediction, temperature, humidity, and atmospheric pressure data were collected using the BME 280 sensor of the Raspberry Pi, and Power Spectrum Density(PSD) changes in three frequency bands, 100MHz~300MHz, 600MHz~800MHz, and 2.3GHz~2.5GHz, were detected using the Hack RF, and RGB ratio changes in weather images were detected using the OV5647 image sensor. The collected data was preprocessed into a text file and sent to a laptop using Socket Communication. The received data was trained using the RandomForestClassifier machine learning algorithm in Python to make weather predictions and compared with existing weather forecasts to verify the accuracy of the new approach proposed in this paper.

Keywords

AI, radio frequency, hack RF, raspberry pi, image processing

* 국립공주대학교 스마트정보기술공학과(*³ 교신저자)
- ORCID¹: <https://orcid.org/0009-0004-6604-9664>
- ORCID²: <https://orcid.org/0009-0006-3965-8565>
- ORCID³: <https://orcid.org/0000-0003-1875-5420>

• Received: Nov. 18, 2024, Revised: Dec. 31, 2024, Accepted: Jan. 03, 2025
• Corresponding Author: Ic-Pyo Hong
Dept. of Smart Information Technology Engineering, Kongju National University, 1223-24 Cheonan-daero, Sebuk-gu, Cheonan-si, Chungcheongnam-do, 31080, Korea
Tel.: +82-41-521-9199, Email: iphong@kongju.ac.kr

1. 서론

예상보다 더욱 빠르게 다가오는 지구 온난화로 인해 최근 기후변화가 매우 심각해지고 있다. 국립기상과학원의 기상기술 정책정보 동향 보고서에 따르면 The Guardian의 IPCC 전문가 백여 명을 대상으로 설문을 진행한 결과, 응답자의 3/4 이상이 2100년까지 지구 평균기온이 2.5°C 이상 상승할 것으로 예측하였으며[1], 실제로 폭염으로 인해 최근 온열 질환자의 수가 전년 대비 80.2% 증가하였다[2]. 뿐만 아니라 2023년 여름 기록적인 장마로 전국적으로 인명 및 재산 피해가 발생했으며 도로, 철도 등 교통 인프라에도 많은 영향을 끼치는 등[3] 다양한 기상이변 현상이 계속 발생하고 있다. 따라서 급격한 기후변화에 대한 정확한 일기예보의 중요성이 높아지고 있으나, 현재 국내 기상청 예측 정확도는 최근 5년 사이 83%에서 69%로 하락하였다[3]. 이러한 문제를 해결하기 위해 야외의 날씨 이미지의 채도와 명도 값을 이용하여 온도를 예측하고 분류할 수 있는 모델을 연구하거나[4], CCTV 영상을 이용해 명암도와 RGB 분석을 통해 맑음, 흐림, 비, 안개를 구분하는 알고리즘을 사용하였다[5]. LSTM 모델을 이용해 날씨를 예측하거나 [6]-[8]. 딥러닝 기술을 이용해 인공지능 기반의 다양한 연구가 진행되어왔다[9]-[12].

본 논문에서는 정밀한 날씨 예측을 위하여 BME 280 센서의 온도, 습도, 기압뿐만 아니라 실제 날씨 이미지와 Hack RF 이용하여 100MHz~300MHz, 600MHz~800MHz, 2.3GHz~2.5GHz 주파수 대역에서의 스펙트럼 변화를 사용하여 초단기 예보 날씨 예측이 가능한 시스템을 설계하였다.

II. 설계 및 시뮬레이션

2.1 시스템 구성도

본 논문에서는 그림 1에 나타난 바와 같이 Hack RF를 이용하여 100MHz~300MHz, 600MHz~800MHz, 2.3GHz~2.5GHz인 주파수 대역에서 측정된 PSD (Power Spectrum Density) 값과 실제 날씨 이미지의

RGB 비율값, 그리고 센서를 통해 측정된 온도, 습도, 기압의 변화값 총 3가지 방식을 측정된 날씨 정보를 활용하여 머신러닝 학습을 통해 초단기 예보 날씨 예측이 가능한 시스템을 설계하였다.

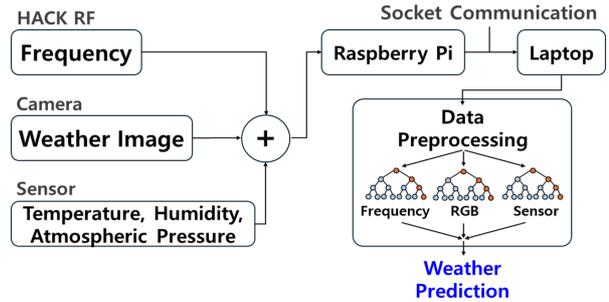


그림 1. 시스템 구성도
Fig. 1. System configuration

2.2 스펙트럼 변화

앞에서 설명한 바와 같이 제안한 시스템은 스펙트럼 변화와 날씨 이미지 그리고 온도, 습도, 기압 변화 등 총 3가지의 변화값을 사용하여 날씨 예측이 가능하며, 2.2장은 스펙트럼 변화를 이용한 날씨 구분 방법을 나타내었다. 날씨 변화에 따른 주파수 스펙트럼을 측정하기 위해서 Hack RF라는 하드웨어와 Gnuradio라는 소프트웨어를 사용하였다. 이때 Hack RF로 수신한 주파수를 시간 영역이 아닌 주파수 영역에서 비교하기 위해서는 식 (1)과 같이 DFT(Discrete Fourier Transform)를 해야 한다.

$$Y[k] = \sum_{n=0}^{N-1} y(n) e^{-i \frac{2\pi}{N} kn}, 0 \leq k < N \quad (1)$$

하지만 실제 수신된 신호에 대하여 DFT를 하기에는 어려움이 있다. 식 (1)에 의하면 실수와 복소수와의 곱 연산을 N^2 수행해야하는데, N을 4096으로 가정한다면 신호 한 블록에 대해 초당 16,777,216번의 연산이 필요하다. 하지만 Raspberry Pi 5의 경우 CPU가 2.4GHz로 일반 실수에 대한 곱 연산을 초당 9×10^7 개 정도 수행할 수 있다. 이는 CPU의 모든 전력을 사용해도 N이 4096일 때 DFT를 1초 내에 수행할 수 없음을 나타낸다. 따라서 본 논문에서는 이를 해결하기 위해 수신 신호를 DFT가 아닌 FFT(Fast Fourier Transform)를 하였다.

FFT 처리를 하게 되면 $M \log N$ 에 의해 N 이 4096 일 때 초당 49,152번의 연산이 필요하므로 2.4GHz의 CPU로 연산이 가능하다.

주파수 스펙트럼을 측정하기 위해 필요한 설정값은 다음과 같다. 먼저 주파수 보정, DC Offset, IQ Balance는 보정 없이 기본으로 설정하였으며, 무선 수신기 안테나의 수신된 신호를 증폭하는 역할을 하는 RF(Radio Frequency) 이득은 Hack RF에서 설정 가능한 최대 이득인 10dB로 설정하였다. 또한 IF(Intermediate Frequency) 이득은 야외 환경에서 측정하는 것을 고려하여 20dB로 설정하였다. BB(Baseband) 이득은 최종 처리를 위한 단계로 수신된 신호의 최종 증폭을 담당하며 측정된 신호의 처리 속도와 크기를 고려하여 20dB로 설정하였다. 측정 주파수 대역은 Raspberry Pi와 Hack RF의 성능 및 야외 측정 환경을 고려하여 낮은 주파수 대역(100MHz~300MHz), 중간 주파수 대역(600MHz~800MHz), 높은 주파수 대역(2.3GHz~ 2.5GHz) 총 3가지 주파수 대역으로 나누어 설정하였다. 측정값을 최적화하기 위해 Sampling rate의 크기는 10 Msps 측정시간은 5초로 설정하였으며, 각 주파수 스펙트럼에서의 신호 세기를 비교하기 위해서 스펙트럼 PSD 평균값을 확인하였다.

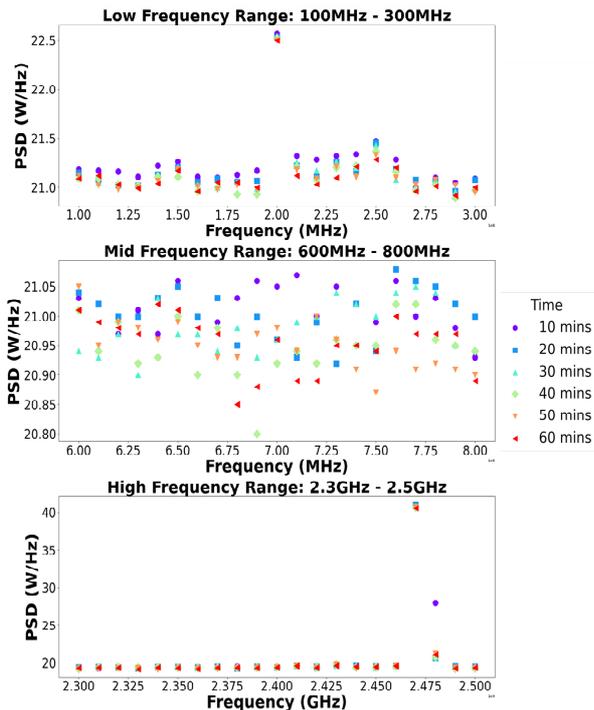
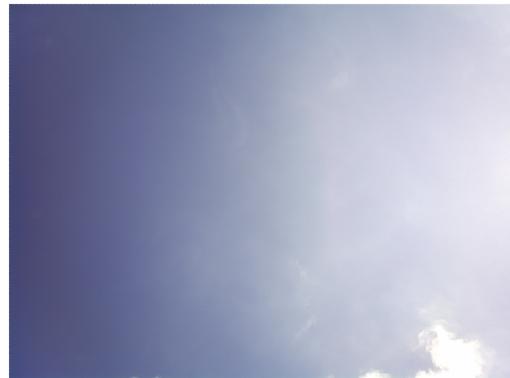


그림 2. 시간에 따른 스펙트럼 PSD 변화
Fig. 2. Spectral PSD changes over time

그림 2는 총 3가지 주파수대역에서의 측정된 스펙트럼 PSD의 평균값을 나타낸 것이다. 8월 셋째 주부터 9월 첫째 주까지 총 12번 측정된 결과, 시간이 변화함에 따라 PSD의 평균값이 비교적 일정하여 큰 변화가 없지만 높은 주파수대역에서 PSD 값이 37W/Hz~39W/Hz로 측정이 되면 항상 소량의 비가 내리는 것을 확인할 수 있었다. 하지만 기상청 일기예보에서는 비 예보가 아닌 흐림으로 예측하였으므로 이러한 주파수 스펙트럼의 PSD 값을 추가로 활용하면 비 예보 예측에 효과적인 결과를 얻을 수 있을 것으로 예상할 수 있다.

2.3 날씨 이미지 변화



Red Ratio: 26.10%
Green Ratio: 32.55%
Blue Ratio: 41.35%

(a) 맑은 날
(a) Clear day



Red Ratio: 32.48%
Green Ratio: 33.00%
Blue Ratio: 34.52%

(b) 흐린 날
(b) Cloudy day

그림 3. 날씨 이미지
Fig. 3. Weather image

2.3장에서는 날씨 이미지 변화 값을 이용한 날씨 구분 방법에 대하여 설명한다. 그림 3은 맑은 날씨와 흐린 날씨 이미지의 적색, 녹색, 청색의 분포도를 나타낸 것으로, 이때의 날씨 이미지는 120°의 넓은 화각의 카메라인 OV5647 모듈을 이용하여 실제 2024년 8월의 하늘을 촬영한 것이다. 그림 3을 통해 알 수 있듯이, 맑은 날씨의 경우 이미지의 RGB 분포가 적색 26.10%, 녹색 32.55%, 청색 41.35%로 청색의 분포가 높고 적색 분포가 낮았으며 흐린 날씨에는 적색 32.48%, 녹색 33.00%, 청색 34.52%로 RGB 분포가 전반적으로 비슷하게 분포되어 있다는 것을 알 수 있다. 8월 셋째 주부터 9월 첫째 주 동안 측정된 결과에 따라 RGB 분포 비율을 활용하여 화창한 날과 구름이 많은 날을 구분할 수 있으며, 이를 AI 학습에 적용하면 더 정확한 날씨 예측이 가능하다.

2.4 온도, 습도, 기압 변화

마지막 온도, 습도, 기압 변화 값을 이용한 날씨 구분 방법이다. 실제 온도, 습도, 기압 변화를 측정하기 위하여 Bosh사의 BME 280 센서를 이용하였다. 이 센서는 I²C 프로토콜을 사용해 Raspberry Pi와 통신하고 데이터를 읽을 수 있으며, 센서의 정확도를 높이기 위해 온도, 습도, 기압 값을 1분 간격으로 60번, 1시간 동안 측정하였다.

2.5 소켓 통신

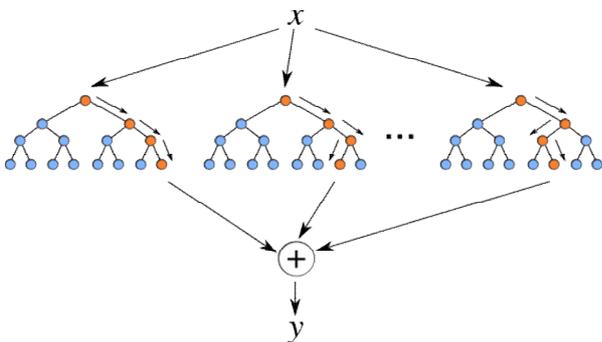


그림 4. 랜덤 포레스트
Fig. 4. Random forest

위에서 측정한 스펙트럼 PSD, 이미지의 RGB, 온도, 습도, 기압 변화 데이터값을 Raspberry Pi에서

처리할 수 없으므로 이를 처리하기 위한 컴퓨터가 필요하다. 따라서 그림 4와 같이 서버는 컴퓨터가 클라이언트는 Raspberry Pi가 담당하여 해당 데이터 값을 노트북으로 전달하도록 하게 하였으며, 전달받은 데이터를 초단기 날씨 예측을 위한 기계학습 모델의 학습데이터로 활용하였다.

2.6 기계학습 모델 설계

초단기 날씨 예측 기계학습 모델 시스템을 설계하기 위해 가장 먼저 기상청의 종관기상관측 4개년의 일 자료 중에서 온도, 습도, 기압과 당일 날씨 아이콘을 토대로 날씨 정보를 표 1과 같이 0:맑음, 1:구름 조금, 2:구름 많음, 3:흐림, 4:비, 5:눈 순으로 숫자로 변환하여 학습 데이터로 활용하였다. 주파수 스펙트럼과 날씨 이미지에 관한 데이터는 기상청에서 제공하지 않으므로 2.2장과 2.3장에 언급한 바와 같이 직접 맑은 날과 흐린 날에 여러번 측정 실험을 진행하였으며, 해당 데이터를 학습 데이터로 활용하였다.

표 1. 기상청 데이터
Table 1. Meteorological administration data

Data	Temperature (°C)	Humidity (%)	Atmospheric pressure (hPa)	Weather	Num.
2023-01-01	-2.3	65	1020.6	little bit of cloud	1
2023-01-02	-4.8	54.8	1021.8	Sunny	0
2023-01-03	-6.3	66.5	1020.4	lot of clouds	2
2023-01-04	-3.9	69.1	1020.4	little bit of cloud	1

이때 기계학습 모델은 파이썬 언어로 구현하여 scikit-learn의 ensemble 모듈의 RandomForestClassifier 기계학습 알고리즘을 사용하였다. 랜덤 포레스트는 그림 4와 같이 여러 개의 결정트리 분류기가 배경을 기반으로 데이터를 샘플링하고 학습을 한 후 예측하여 나타내며, 이를 식으로 표현하면 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\phi B(x) = Mode \phi(x, L_b) \tag{2}$$

식 (2)는 랜덤 포레스트의 분류식을 나타낸 것으로, 이때 L 은 학습데이터, B 는 bootstrap 샘플들 개수를 의미한다. 이는 L 로부터 B 개의 bootstrap 샘플 데이터를 만들어내고 L_b 를 이용하여 의사결정 나무를 학습시키고 주어진 입력데이터 x 를 B 개의 개별 나무 $\phi(x, L_b)$ 에 넣어서 얻은 출력값들을 분석하여 예측값을 확인할 수 있다. 또한 bootstrap sampling 프로세스를 통해 과적합 가능성을 줄이고 다수의 의사결정 나무를 이용함으로써 단일 의사결정 나무를 사용하는 것보다 데이터의 정확성을 높여 날씨 예측하였다. 제작한 기계학습 모델에 1시간 동안 측정된 주파수, 이미지 정보, 온도, 습도, 기압 데이터를 학습시켜 1시간 후에 날씨를 예측하게 하였다.

III. 제작 및 측정

그림 5는 실제 측정 환경을 나타낸 것으로 고도 50m 건물 옥상에서 14시~15시, 17~18시 1시간 동안 온도, 습도, 기압, 날씨 이미지, 주파수 스펙트럼을 Hack RF와 카메라, 센서를 활용하여 측정하였다. 측정된 결과값은 소켓 통신을 이용해 컴퓨터로 전송받아 해당 데이터를 제작한 기계학습 모델에 적용하여 초단기 날씨를 예측하였다. 표 2와 표 3은 실제 14~15시 사이에 측정된 흐린 날과 맑은 날의 이미지와 주파수 스펙트럼, 그리고 온도, 습도, 기압의 결과를 나타낸 것이다.

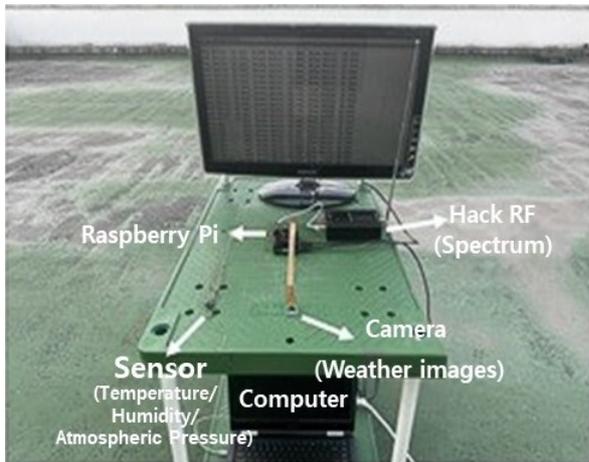


그림 5. 측정 환경

Fig. 5. Measurement environment

표 2. 흐린 날 14시~15시 측정결과

Table 2. Results from 14:00 to 15:00 on cloudy days

Image	Frequency	Sensor
R 31.43%~34.92%	Low Frequency 20.8W/Hz~21.6W/Hz	Temperature 30.8°C~37.6°C
G 32.28%~33.57%	Middle Frequency 20.8W/Hz~21.2W/Hz	Humidity 56.43%~78.66%
B 31.97%~35.61%	High Frequency 19.9W/Hz~38.5W/Hz	Atmospheric pressure 993.69~994.02

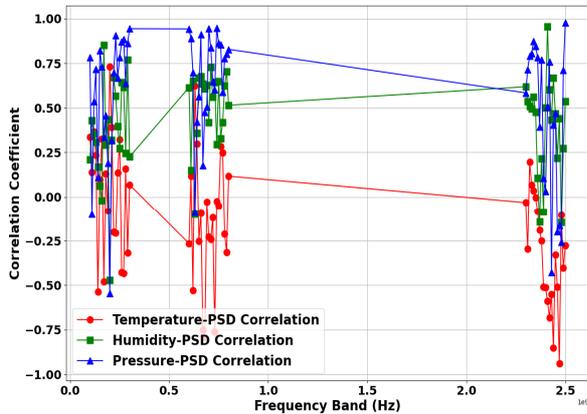
표 3. 맑은 날 14시~15시 측정결과

Table 3. Results from 14:00 to 15:00 on a clear day

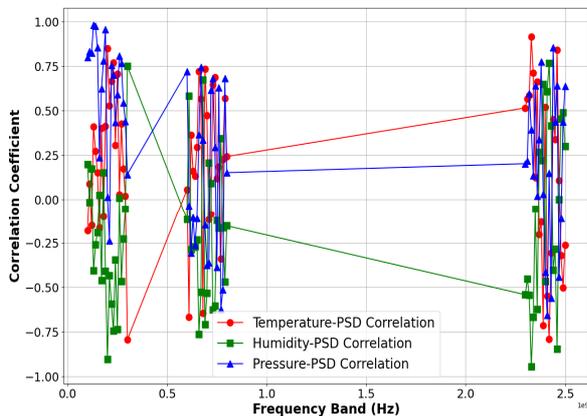
Image	Frequency	Sensor
R 31.58%~32.61%	Low Frequency 20.8W/Hz~22.2W/Hz	Temperature 33°C~35.6°C
G 32.46%~32.80%	Middle Frequency 20.8W/Hz~21.3W/Hz	Humidity 36.9%~40.7%
B 35.01%~38.91%	High Frequency 19.3W/Hz~41.6W/Hz	Atmospheric pressure 999.25~999.97

2장에서 언급한 바와 같이 흐린 날에는 날씨 이미지 RGB 값이 비교적 비슷하며, 주파수 스펙트럼에서는 높은 주파수대역에서 37W/Hz~39W/Hz 사이의 PSD 값이 측정이 된 것을 확인할 수 있다. 반대로 맑은 날씨에는 날씨 이미지 RGB는 청색의 비율이 적색, 녹색에 비해 높으며, 높은 주파수대역에서 37W/Hz~39W/Hz 사이의 PSD 값이 측정되지 않은 것을 확인할 수 있다.

그림 6과 그림 7은 흐린 날과 맑은 날의 온도, 습도, 기압과 스펙트럼 PSD 변화의 상관관계를 확인하기 위하여 피어슨 상관계수를 사용하여 나타낸 것이다. 피어슨 상관계수는 코시-슈바르츠 부등식에 의해 +1과 -1 사이의 값을 가지며, +1은 완벽한 양의 선형 상관관계를 가지는 것을 의미하며 0은 선형 상관관계 없음, -1은 완벽한 음의 선형 상관관계를 가지는 것을 의미한다. 그림 6(a)는 흐린 날 14~15시 피어슨 상관관계를 나타낸 것으로 주파수가 100MHz~300MHz의 경우 온도의 평균 상관계수는 +0.065, 습도는 +0.339, 기압은 +0.647이다.



(a) 14시~15시
(a) From 14:00 to 15:00



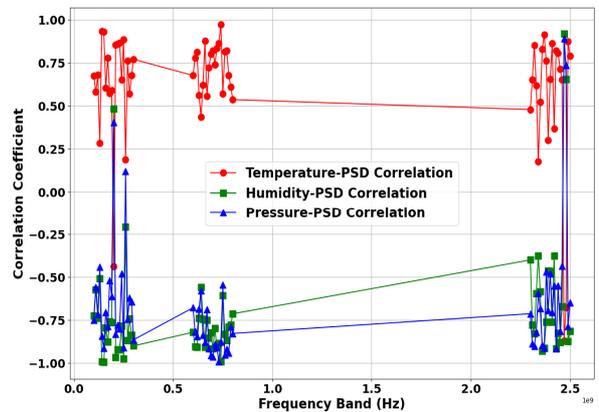
(b) 17시~18시
(b) From 17:00 to 18:00

그림 6. 흐린 날 주파수의 피어슨 상관계수
Fig. 6. Pearson correlation coefficient of frequency on cloudy days

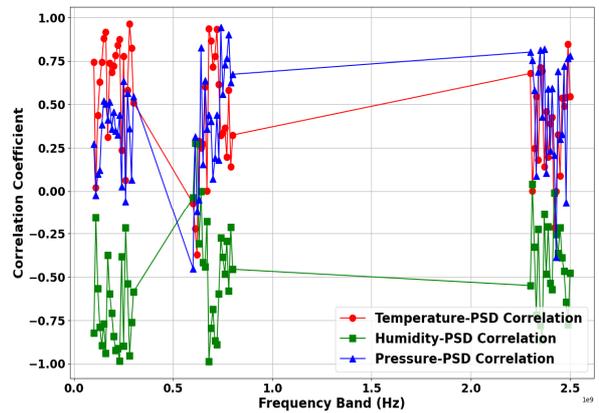
주파수가 500MHz~800MHz의 경우 온도의 평균 상관계수 -0.169, 습도는 +0.518, 기압은 +0.748이며, 주파수가 2.3GHz~2.5GHz인 경우 온도의 평균 상관계수는 -0.375 습도는 +0.485, 기압은 +0.531이다. 이를 통해 흐린 날의 14~15시의 경우 가장 큰 양의 상관계수는 주파수가 500MHz~800MHz일 때 습도의 상관계수가 가장 크고, 음의 상관계수는 주파수가 2.3GHz~2.5GHz일 때 온도의 상관계수가 가장 크다. 그림 6(b)는 흐린 날 17~18시 피어슨 상관관계를 나타낸 것으로 주파수가 100MHz~300MHz의 경우 온도의 평균 상관계수는 +0.083, 습도는 -0.199, 기압은 +0.80이다. 주파수가 500MHz~800MHz의 경우 온도의 평균 상관계수 +0.239, 습도는 -0.189, 기압은 +0.114이다. 주파수가 2.3GHz~2.5GHz인 경우 온도의 평균 상관계수는 +0.064 습도는 -0.210, 기압은

+0.098으로, 흐린 날의 17~18시의 경우 가장 큰 양의 상관계수는 주파수가 100MHz~300MHz일 때 기압의 상관계수가 가장 크고, 음의 상관계수는 주파수가 2.3GHz~2.5GHz일 때 습도의 상관계수가 가장 크다.

그림 7(a)는 맑은 날 14~15시 피어슨 상관관계를 나타낸 것으로 주파수가 100MHz~300MHz의 경우 온도의 평균 상관계수는 +0.699, 습도는 -0.773, 기압은 -0.727이다. 주파수가 500MHz~800MHz의 경우 온도의 평균 상관계수 +0.712, 습도는 -0.796, 기압은 -0.7893이며, 주파수가 2.3GHz~2.5GHz인 경우 온도의 평균 상관계수는 +0.648 습도는 -0.652, 기압은 -0.692이다. 이를 통해 맑은 날 14시~15시의 경우 가장 큰 양의 상관계수는 주파수가 500MHz~800MHz일 때 온도의 상관계수가 가장 크고, 음의 상관계수는 주파수가 500MHz~800MHz일 때 습도의 상관계수가 가장 큰 것을 알 수 있다.



(a) 14시~15시
(a) From 14:00 to 15:00



(b) 17시~18시
(b) From 17:00 to 18:00

그림 7. 맑은 날 주파수의 피어슨 상관계수
Fig. 7. Pearson correlation coefficient for sunny day frequencies

그림 7(b)는 맑은 날 17~18시 피어슨 상관관계를 나타낸 것으로 주파수가 100MHz~300MHz의 경우 온도의 평균 상관계수는 +0.683, 습도는 -0.735, 기압은 +0.339이다. 주파수가 500MHz~800MHz의 경우 온도의 평균 상관계수 +0.326, 습도는 -0.452, 기압은 +0.374이며, 주파수가 2.3GHz~2.5GHz인 경우 온도의 평균 상관계수는 +0.381 습도는 -0.438, 기압은 +0.431이다. 이를 통해 맑은 날 17시~18시의 경우 가장 큰 양의 상관계수는 주파수가 100MHz~300MHz일 때 온도의 상관계수가 가장 크고, 음의 상관계수는 주파수가 100MHz~300MHz일 때 습도의 상관계수가 가장 크다.

이와 같이 날씨 이미지와 주파수 스펙트럼의 PSD, 그리고 온도, 습도, 기압의 변화 값의 상관관계를 활용하여 제작한 기계학습 모델을 통해 초단기 날씨 예측 결과를 실제 날씨 측정 결과와 비교하여 표 4에 나타내었다. 날씨 이미지의 RGB 값의 오차를 확인하면 적색은 5.78%, 녹색은 1.34%, 청색은 5.35%로 비교적 오차가 적은 것을 확인할 수 있으며 날씨 예측 역시 모두 흐림으로 예측하는 것을 확인할 수 있다. 주파수 스펙트럼의 경우 낮은 주파수와 중간 주파수에서는 오차가 거의 없으나 높은 주파수는 소량의 비를 예측하는 주파수임으로 비교적 큰 오차가 있는 것을 알 수 있다.

표 4. 시스템을 통해 측정된 결과와 기계학습 모델의 예측 결과 비교

Table 4. Comparison of the results measured by the system with the prediction results of the ML model

(a) 기계학습 모델의 예측 결과
(a) Prediction results of the machine learning model

Prediction results of machine learning model			
Image	Frequency	Sensor	
R 32.65%	Low frequency 21.08W/Hz	Temperature 31.67°C	
G 33.10%	Middle frequency 21.01W/Hz	Humidity 71.25%	
B 34.25%	High frequency 20.41W/Hz	Atmospheric pressure 993.84hPa	
weather forecast			
Cloud	Low middle frequency	High frequency	Cloud
	Cloud	Rain	

(b) 시스템을 통해 측정된 결과

(b) As a result of measurement through the system

Measurement results measured by the system			
Image	Frequency	Sensor	
R 26.87% ~36.47%	Low frequency 21.8W/Hz ~23.6W/Hz	Temperature 28.6°C ~34.7°C	
G 31.76% ~34.00%	Middle frequency 21.6W/Hz ~22.2W/Hz	Humidity 60.9% ~89.8%	
B 31.36% ~39.58%	High frequency 20.0W/Hz ~37.5W/Hz	Atmospheric pressure 993.69hPa ~994.02hPa	
weather forecast			
Cloud	Low middle frequency	High frequency	3~4: Cloud ~ Rain
	Cloud	Rain	

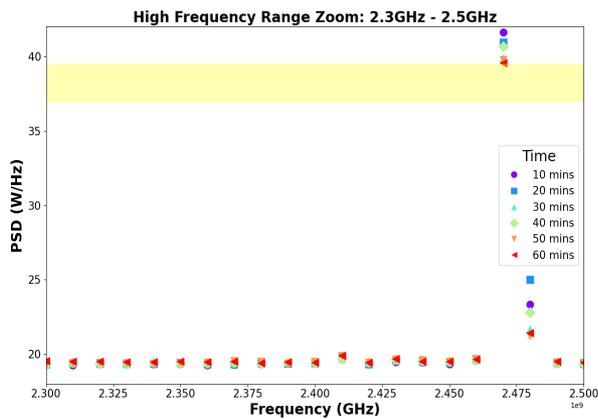
표 5는 기계학습으로 예측한 결과와 실제 기상청 일기예보와 기상청 종관기상관측결과를 비교한 결과를 나타낸 것이다. 예측 결과와 기상청 일기예보를 비교하면 일기예보에는 기압이 표시되지 않아 온도와 습도만 살펴봤을 때 온도는 0.67°C, 습도는 3.75% 정도의 작은 오차가 발생하나 실제 종관기상관측결과와 비교하면 온도 4.17°C, 습도 20.75%, 기압 0.06hPa로 습도에서 큰 오차가 나타나는데 이는 실제 날씨를 측정 위치와 고도의 차이가 있음으로 인한 오차로 예상된다. 또한 날씨는 일기예보와 측정 결과, 기계학습 모델의 예측 결과에서 이미지, 낮은 주파수, 센서값은 흐림으로 같았으며, 종관기상관측에서 0.4mm의 비가 내린다는 것을 높은 주파수 값을 통해 예측할 수 있다는 것을 확인하였다.

표 5. 기상청 일기예보와 예측 결과 비교

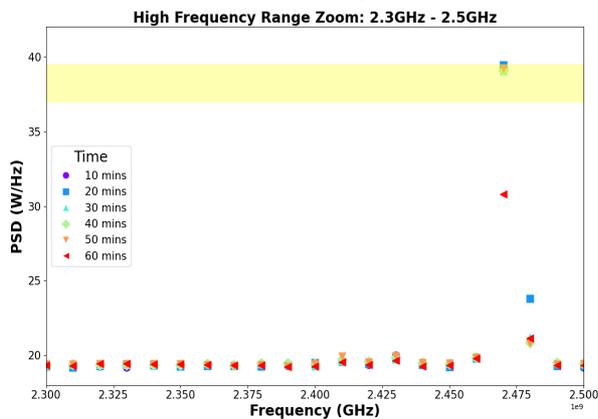
Table 5. Comparison of weather forecast and forecasting results

	Meteorological administration forecast	Meteorological administration (synoptic weather observation)	Prediction result
Temperature	31°C	27.5°C	31.67°C
Humidity	75%	92%	71.25%
Atmospheric pressure		993.9hPa	993.84hPa
Weaheer	Cloud	Rain(0.4mm)	3:Cloud

그림 8는 맑은 날씨와 흐린날 일 때 높은 주파수 (2.3GHz~2.5GHz)대역에서의 PSD 값 변화를 나타낸 것으로, 맑은 날일 경우에는 PSD 값이 40W/Hz 이상으로 측정되었다. 반면에 흐린 날의 경우에는 PSD 값이 37W/Hz~39W/Hz 사이의 값이 측정되었으며, 소량의 비 소식이 있었다.



(a) 맑은 날
(a) clear day



(b) 흐린 날
(b) cloudy day

그림 8. 14시 높은(2.3GHz~2.5GHz) 대역의 PSD 변화
Fig. 8. PSD change in high (2.3 GHz to 2.5 GHz) band at 14 o'clock

IV. 결 론

본 논문에서는 Hack RF, 카메라와 센서를 활용하여 주파수 스펙트럼, 날씨 이미지, 그리고 온도, 습도 기압의 결과를 활용하여 초단기 날씨 예측이 가능한 기계학습 모델 시스템을 설계하였다. 날씨 이미지는 이미지의 RGB 값을 활용하여 맑은 날씨와 흐린 날씨를 크게 구분 지을 수 있으며, 주파수 스펙트

럼의 PSD값을 활용해서는 소량의 비 소식을 예측할 수 있음을 확인하였다. 또한 기계학습 모델을 통해 예측 결과와 기상청 일기예보를 비교했을 때, 기상청 일기예보와는 온도 0.67°C, 습도 3.75%차로 작은 오차가 발생하였지만, 실제 종관기상관측결과와는 온도 4.17°C, 습도 20.75% 차가 발생하였다. 이는 실제 날씨를 관측하는 측정 위치 및 고도차로 인한 오차로 생각된다. 따라서 이를 보완하기 위해 향후 연구에서는 RGB 데이터의 왜곡을 줄이기 위해 기존 연구 대비 더 많은 기상 조건 및 시간대에 따른 이미지 데이터를 수집하여 다양한 날씨 조건에서의 주파수 스펙트럼 데이터를 확보함으로써, 본 연구에서 개발한 기계 학습 모델의 성능을 향상 시키고자 한다. 또한, MoE, CNN 등 다양한 알고리즘을 적용하여 정확도를 개선해 나갈 예정이다.

References

- [1] 2024-Meteorological Technology Policy Information Trends, NIMS, Jul. 2024.
- [2] SBS NEWS, https://news.sbs.co.kr/news/endPage.do?news_id=N1007714290&plink=ORI&cooper=NAVER [accessed: Aug. 15, 2024]
- [3] Korea Meteorological Administration and government jointly, "2023 Abnormal Climate Report", Korea Disease Control and Prevention Agency, Apr. 2024
- [4] W. J. Choi and S. J. Shin, "A Study on Temperature Prediction Model Using Weather Image", Journal of Next-generation Convergence Technology Association, Vol. 4, No. 4, pp. 400-405, Aug. 2020. <https://doi.org/10.33097/JNCTA.2020.04.04.400>.
- [5] B. Y. Bak, S. Namkoong, and T. L. Lim, "Development of the Road Weather Detection Algorithm on CCTV Video Images using Double Decision Trees", The KIPS Transactions:PartB, Vol. 14B, No. 6, pp. 445-452, Oct. 2007. <https://doi.org/10.3745/KIPSTB.2007.14-B.6.445>.

- [6] S. J. Hong, J. H. Kim, D. S. Choe, and K. H. Baek, "Development of Surface Weather Forecast Model by using LSTM Machine Learning Method", Korean Meteorological Society, Vol. 31, No. 1, pp. 73-83, Mar. 2021. <https://doi.org/10.14191/Atmos.2021.31.1.073>.
- [7] A. J. Charlton-Perez, et al., "Do ai models produce better weather forecasts than physics-based models? A quantitative evaluation case study of storm ciarán", npj Climate and Atmospheric Science, Vol. 7, No. 93, Apr. 2024. <https://doi.org/10.1038/s41612-024-00638-w>.
- [8] B. Kosovic, et al., "A comprehensive wind power forecasting system integrating artificial intelligence and numerical weather prediction", Energies, Vol. 13, No. 6, pp. 1372, Mar. 2020. <https://doi.org/10.3390/en13061372>.
- [9] X. Ren, X. Li, K. Ren, J. Song, Z. Xu, K. Deng, and X. Wang, "Deep learning-based weather prediction: a survey", Big Data Research, Vol. 23, pp. 100178, Feb. 2021. <https://doi.org/10.1016/j.bdr.2020.100178>.
- [10] W. Fang, Q. Xue, L. shen, and V. S. Sheng, "Survey on the application of deep learning in extreme weather prediction", Atmosphere, Vol. 12, No. 6, pp. 661, May 2021. <https://doi.org/10.3390/atmos12060661>.
- [11] P. Hess and N. Boers, "Deep learning for improving numerical weather prediction of heavy rainfall", Journal of Advances in Modeling Earth Systems, Vol. 14, No. 3, Mar. 2022. <https://doi.org/10.1029/2021MS002765>.
- [12] P. Grönquist, C. Yao, T. B. Nun, N. Dryden, and P. Dueben, "Deep learning for post-processing ensemble weather forecasts", Philosophical Transactions of the Royal Society A, Vol. 379, No. 2194, Apr. 2021. <https://doi.org/10.1098/rsta.2020.0092>.

저자소개

정 보 석 (Bo-Seok Jung)



2020년 3월 ~ 현재 :
국립공주대학교
스마트정보기술공학과 학사과정
관심분야 : 주파수분석, RF,
인공지능

이 세 현 (Se-Hyeon Lee)



2023년 3월 ~ 현재 :
국립공주대학교
스마트정보기술공학과 학사과정
관심분야 : 인공지능, 데이터처리

홍 익 표 (Ic-Pyo Hong)



1994년 2월 : 연세대학교
전자공학과(공학사)
1996년 2월 : 연세대학교
전자공학과(공학석사)
2000년 2월 : 연세대학교
전기컴퓨터공학과(공학박사)
2000년 3월 ~ 2003년 2월 :
삼성전자 무선사업부 책임연구원
2006년 2월 ~ 2007년 2월 : Texas A & M University,
Visiting Scholar
2012년 2월 ~ 2013년 2월 : Syracuse University, Visiting
Scholar
2003년 3월 ~ 현재 : 국립공주대학교
스마트정보기술공학과 교수
관심분야 : 전자기 수치해석, 주파수 선택구조