

기온 데이터 초해상화를 위한 Super-Resolution Convolutional Neural Network 모델 구축

김용훈¹, 임효혁², 하지훈³, 박건우⁴, 김용혁^{5*}

¹광운대학교 컴퓨터과학과 석사과정, ²(주)한국해양기상기술 대표이사,
³(주)한국해양기상기술 IT본부 대리, ⁴(주)한국해양기상기술 IT본부 사원, ⁵광운대학교 컴퓨터과학과 교수

Construction of Super-Resolution Convolutional Neural Network Model for Super-Resolution of Temperature Data

Yong-Hoon Kim¹, Hyo-Hyuk Im², Ji-Hun Ha³, Kun-Woo Park⁴, Yong-Hyuk Kim^{5*}

¹Master's Course, Department of Computer Science, Kwangwoon University

²CEO, Korea Oceanic & Atmospheric System Technology

³Assistant Manager, IT Division, Korea Oceanic & Atmospheric System Technology

⁴Employee, IT Division, Korea Oceanic & Atmospheric System Technology

⁵Professor, Department of Computer Science, Kwangwoon University

요약 기상과 기후는 인간의 생활과 밀접하게 연관되어 있다. 특히 고해상도 기상 데이터를 활용하여 정밀한 연구나 실생활에 유용한 서비스가 가능하므로, 고해상도 기상-기후 데이터를 생산해야 할 필요성이 증가하고 있다. 기존의 고해상도 기상 데이터는 적절한 보간법에 따라 데이터를 생산하지만, 본 논문에서는 SRCNN을 이용하여 기온 데이터를 초해상화 하는 방안을 제안한다. 기온 데이터 초해상화에 가장 적절한 SRCNN 모델을 구축하고, 기온 데이터를 초해상화 한다. 결과 데이터를 평가하기 위해 역거리 가중법을 이용하여 비 관측 지점에 대한 기온을 구하고, 제안한 방법을 적용한 기온 데이터와 보간법을 이용한 기온 데이터를 비교한다. 비교 결과, 기온 데이터를 초해상화하기 위한 적절한 SRCNN 모델을 구축하였고, 제안한 방법이 보간법을 이용한 방법보다 약 10.8% 더 높은 예측 성능을 보였다.

주제어 : 기온 데이터, 초해상화, 기계학습, SRCNN, 역거리 가중, 보간법

Abstract Meteorology and climate are closely related to human life. By using high-resolution weather data, services that are useful for real-life are available, and the need to produce high-resolution weather data is increasing. We propose a method for super-resolution temperature data using SRCNN. To evaluate the super-resolution temperature data, the temperature for a non-observation point is obtained by using the inverse distance weighting method, and the super-resolution temperature data using interpolation is compared with the super-resolution temperature data using SRCNN. We construct an SRCNN model suitable for super-resolution of temperature data and perform super-resolution of temperature data. As a result, the prediction performance of the super-resolution temperature data using SRCNN was about 10.8% higher than that using interpolation.

Key Words : Temperature data, Super-resolution, Machine learning, SRCNN, Inverse distance weighting, Interpolation

This research was supported by a grant (KMI2019-00310) from Development of Detailed Weather Data Production and Service Technology for Private Use funded by Korea Meteorological Institute(KMI).

*Corresponding Author : Yong-Hyuk Kim(yhdfly@kw.ac.kr)

Received May 11, 2020

Accepted August 20, 2020

Revised August 2, 2020

Published August 28, 2020

1. 서론

기상과 기후는 인간의 생활과 밀접한 연관을 갖고 있으며, 기상과 기후 데이터를 이용하여 다양한 연구가 이루어지고 있다[1-5].

서울의 강수, 기온 관측 자료와 딥 러닝 기법 중 하나인 DBN을 이용하여 강수를 예측하는 연구가 있었고, 자동으로 기상을 관측하고 기계학습을 이용하여 오류를 수정하는 미니 AWS가 개발되었다[6,7]. 탁해성 등[8]의 연구에서는 기상 정보를 활용하여 단기 전력 수요를 예측하는 모델을 제안하였다. 박성봉[9]은 기상 데이터를 분석하여 도시온도 상승에 관한 연구를 진행하였다. 문승현 등[10]은 기상 자료와 기계학습 기법을 이용하여 폭우를 위한 조기 경보 시스템을 제안하였다. 김장묵 등[11]은 병원의 전력사용량에 미치는 기상요인의 영향에 대해 상관관계를 구하고, 친환경 병원을 실현하기 위해서 기상요소를 고려해야한다는 것을 검증하였다. 특히 정상옥[12]은 논 관개요구량을 예측함에 있어 고해상도 기후자료를 이용하였다. 이러한 연구처럼 점차 고해상도의 기상과 기후 데이터의 필요성이 증가하고 있다.

본 논문에서는 이미지를 초해상화 하는 SRCNN[13,14] 기법을 활용하여 이미지가 아닌 기온 데이터를 초해상화 하는 방법을 제안한다. 우리는 이미지가 아닌 데이터를 초해상화 하는 시도를 통해 비 관측지점에 대한 데이터를 생산할 수 있는 방법으로 사용할 수 있을 것으로 생각한다. 우리는 5km 단위격자 모델의 기온 데이터를 1km 단위격자 모델의 기온 데이터로 초해상화 하였다. 초해상화 한 지점에 대한 기온 데이터는 비 관측 지점에 대한 데이터이므로 이를 평가하기 위해 실제 관측 지점 기반으로 역거리 가중법[15]을 이용해 기온 데이터를 구하였고, 초해상화 한 결과와 비교하였다. 실험 결과 이중선형 보간법과 바이큐빅 보간법보다 SRCNN을 이용한 초해상화가 약 10.8% 더 높은 예측 확률을 보였다.

본 논문의 나머지 구성은 다음과 같다. 2절에서 SRCNN과 역거리 가중법, 보간법에 대해서 설명한다. 3절에서 기온 데이터를 이미지화하여 SRCNN에 적용하는 방안 에 대해 제안한다. 4절에서 실험에 사용한 데이터 세트와 실험 결과에 대해 설명하고, 5절에서 결론을 내린다.

2. 선행 연구

2.1 SRCNN

C. Dong 등[13]은 이미지를 초해상화하기 위해 최초로 딥러닝을 적용하였다. 그들이 제안한 SRCNN 모델은 저해상도 이미지를 입력받아 고해상도 이미지를 출력하게 된다.

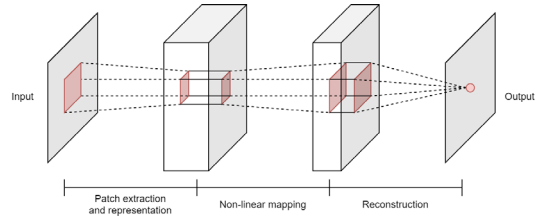


Fig. 1. SRCNN structure

SRCNN의 구조는 Fig. 1과 같다. 패치 추출 및 표현 (Patch extraction and representation)은 입력되는 저해상도 이미지에서 이미지의 특징을 가리키는 패치들을 추출하는 과정이다. 비선형 매핑(Non-linear mapping)은 다차원의 패치들을 비선형적으로 다른 다차원의 패치들로 매핑하는 과정이다. 마지막으로 복원 (Reconstruction)에서는 이 다차원 패치들로부터 고해상도 이미지를 복원시키는 것이다. Fig. 1에서 각 단계의 필터를 W_1, W_2, W_3 라 하고 각 단계의 바이어스를 B_1, B_2, B_3 라 할 때, 각 과정을 수식으로 나타내면 다음과 같다. 여기서 \times 는 CNN의 컨볼루션 연산을 의미한다.

$$F_1(Y) = \max(0, W_1 \times Y + B_1) \quad (1)$$

$$F_2(Y) = \max(0, W_2 \times F_1(Y) + B_2) \quad (2)$$

$$F(Y) = W_3 \times F_2(Y) + B_3 \quad (3)$$

식 (1), (2), (3)은 Fig. 1에서 패치 추출 및 표현, 비선형 매핑, 복원을 순서대로 나타낸 것이며, SRCNN에서 각 레이어이고, 총 3개의 컨볼루션 레이어로 구성된다.

학습시킬 때의 손실 함수는 평균 제곱 오차를 사용하였고, 실험 결과에서 원본과 다른 고해상도 이미지와 비교를 최대 신호 대 잡음비(PSNR)를 이용하여 비교하였다. 최대 신호 대 잡음비는 일반적으로 이미지 품질을 평가하는 지표로 잘 알려져 있다[16]. 최대 신호 대 잡음비는 높을수록 이미지의 품질이 높은 것으로 여겨진다. 최대 신호 대 잡음비는 식 (4)와 같이 계산할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 PSNR &= 10 \times \log_{10} \left(\frac{MAX_I^2}{MSE} \right) \\
 &= 20 \times \log_{10} \left(\frac{MAX_I}{\sqrt{MSE}} \right)
 \end{aligned} \tag{4}$$

식 (4)에서 MAX_I 는 해당 이미지 채널의 최댓값에서 최솟값을 뺀 값이고, MSE 는 원본 이미지와 비교 이미지 사이의 각 픽셀의 MSE 이다. 해당 논문에서 SRCNN을 이용하여 얻은 고해상도 이미지는 바이큐빅 보간법과 희소 코딩 기반 메서드(Sparse-coding-based method)를 이용하여 얻은 고해상도 이미지와 비교를 하였다. 결과적으로 SRCNN을 통해 얻은 고해상도 이미지가 가장 초해상화가 잘 이루어진 것으로 나타났다.

2.2 역거리 가중법

D. Shepard[15]가 최초로 제안한 방법이며, 비 관측 지점의 값을 관측 지점의 값의 가중평균을 이용하여 구하는 보간법이다. 일반적으로 공간에 대해 모든 지점에서 자료를 획득할 수 없기 때문에 지리적으로 비 관측 지점에 대해 값을 얻고자 할 때 사용되어 진다.

구하려는 예측 값을 Z_p , Z_i 는 관측 지점의 값, W_i 를 가중치라고 할 때, 역거리 가중법은 식 (5)와 같이 계산할 수 있다.

$$Z_p = \frac{\sum_{i=1}^n Z_i W_i}{\sum_{i=1}^n W_i} \tag{5}$$

본 논문에서는 SRCNN을 이용하여 고해상도 기은 데이터를 생성한다. 이 생성된 데이터를 평가하기 위하여 인접한 4개의 실제 관측 지점에서 관측한 기은 값을 역거리 가중법으로 비 관측 지점에 대한 기은을 구하고, 이를 생성된 데이터와 비교한다.

2.3 보간법

이중선형 보간법은 선형 보간법을 2차원으로 확장시킨 방식이다. 선형보간법에서 두 지점에서 각 지점에 대한 값과 거리를 이용하여 보간하는 방법인데 이중선형 보간법은 4개의 지점과 구하려는 지점의 x 좌표와 y 좌표의 각 거리를 이용하여 보간하는 방법이다.

Fig. 2에서 우리가 구하려는 지점의 값을 $f(x,y)$ 라 하고 인접한 4개의 지점을 $Q_{11}, Q_{12}, Q_{21}, Q_{22}$ 라 할 때, 식 (6)과 같이 구할 수 있다.

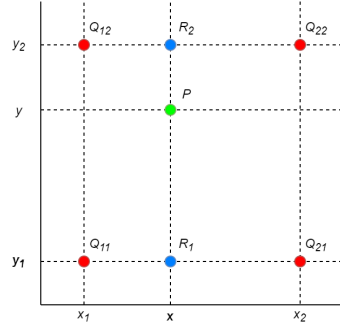


Fig. 2. Example of bilinear interpolation

이중선형 보간법은 인접한 4개의 지점으로 보간하는 방법이지만 바이큐빅 보간법은 인접한 16개의 지점을 고려하여 계산하는 방법이다. 이중선형 보간법보다 많은 지점을 고려하므로 더 부드러운 결과를 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned}
 f(x, y_1) &\approx \frac{x_2 - x}{x_2 - x_1} f(Q_{11}) + \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} f(Q_{21}) \\
 f(x, y_2) &\approx \frac{x_2 - x}{x_2 - x_1} f(Q_{12}) + \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} f(Q_{22}) \\
 f(x, y) &\approx \frac{y_2 - y}{y_2 - y_1} f(x, y_1) + \frac{y - y_1}{y_2 - y_1} f(x, y_2)
 \end{aligned} \tag{6}$$

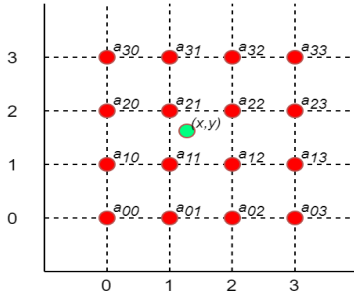


Fig. 3. Example of bicubic interpolation

인접한 16개의 지점을 a_{ij} 로 표현하고, 구하려는 (x,y) 지점의 값을 $p(x,y)$ 라 하면 식 (7)로 표현하여 구할 수 있다.

$$p(x,y) = \begin{bmatrix} 1 & x & x^2 & x^3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{00} & a_{01} & a_{02} & a_{03} \\ a_{10} & a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{20} & a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{30} & a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ y \\ y^2 \\ y^3 \end{bmatrix} \tag{7}$$

SRCNN에서 학습에 사용할 이미지를 생성하기 위해 이미지를 축소한다. 이미지를 축소하기 위해 보간법을 사용하며, 이 보간법에 따라 SRCNN 모델의 성능이 달라질 수 있다. 본 실험에서는 이중선형 보간법과 바이큐빅 보간법을 사용하여 이미지를 축소하였다.

3. 기온 데이터 초해상화

3.1 개요

Dong 등[13]은 SRCNN을 이용하여 저해상도 이미지를 고해상도 이미지로 생성하기 위하여 이미지의 휘도 채널을 추출하고 이를 초해상화 하였다.

이미지의 휘도 채널을 데이터로 표현하면 0부터 255까지 정수 값을 가진 배열로 볼 수 있다. 우리가 실험에 사용할 기온 데이터는 한반도의 지도를 격자로 구성하여 배열로 보고 배열이 가지는 값을 기온 데이터로 볼 때, 실수 값을 가진 배열로 구성되어 있다. SRCNN 모델에 입력되는 이미지를 기온 데이터로 대체하여, 저해상도 기온데이터를 고해상도 기온 데이터로 초해상화 할 수 있을 것으로 기대한다.

3.2 기온 데이터의 이미지화

기존 SRCNN에 기온 데이터를 그대로 입력으로 사용할 수 없기 때문에 SRCNN을 이용할 수 있도록 기온 데이터를 적절하게 변경하는 과정이 필요하다.

기온 데이터를 적절하게 입력으로 사용하기 위해서는 기존 SRCNN의 동작을 이해할 필요가 있다. SRCNN은 입력 데이터와 결과를 가지고 학습하는 지도 학습을 하게 된다. 하지만 우리가 결과물로 얻고자하는 고해상도 이미지는 기존에 존재하는 이미지가 아니기 때문에 SRCNN이 학습하기 위해 기존의 이미지를 저해상도 이미지로 축소하여 입력 데이터로 사용하고 기존 크기의 이미지를 결과로 사용하여 초해상화를 학습한다.

SRCNN 모델이 이미지를 초해상화하기 위해 학습하기 위해 입력 데이터와 결과 데이터를 생성하는 방법을 Fig. 4로 나타내었다. 먼저 이미지의 휘도 채널을 추출한다. 다음으로 지정된 크기만큼 이미지의 중심을 기준으로 이미지를 잘라낸다. 잘라낸 이미지를 초해상화 할 비율만큼 축소한다. 그리고 크기를 축소한 이미지를 입력 데이터로 기존 크기의 이미지를 결과로 사용한다. SRCNN은 이미지를 텐서로 변환하여 저해상도 이미지를 고해상도 이미지로 초해상화 하는 과정을 학습한다.

하지만 우리가 사용할 기온 데이터는 휘도 채널을 추출하는 작업이 필요하지 않으며, 휘도 채널은 0부터 255까지의 정수형 배열이지만 기온 데이터는 소수점 한자리까지 표기되는 실수형 배열이므로 데이터 타입의 변환 작업 또한 필요하다.

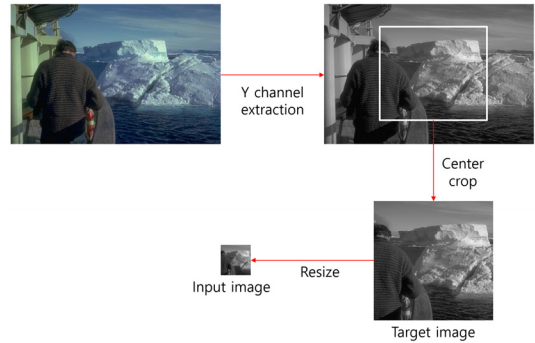


Fig. 4. How to generate input data and result data used for learning SRCNN¹⁾

본 실험에서는 데이터의 변환으로 인한 손실이 생기지 않도록 하기 위하여 기온 데이터를 0부터 1000범위로 스케일하여 정수형 데이터로 이미지화 한 방법과 기온 데이터 값 그대로 실수형 데이터로 이미지화 한 방법을 적용하여 비교하였다.

4. 실험

4.1 데이터 세트

실험에 사용된 데이터는 기상청의 5km 단위격자 예보 모델 자료를 SRCNN 모델의 학습, 검증, 테스트에 사용하였다. 2016년 5월부터 2018년 1월까지 데이터 중 무작위로 뽑은 120개의 테스트 세트, 119개의 검증 세트 그리고 이외의 모든 자료 395개를 학습 세트로 사용하였다. 검증 세트의 경우 테스트 세트와 같은 120개를 무작위로 선택하였지만 그 중 1개의 해당 시간 모델 자료가 존재하지 않았기 때문에 존재하는 119개로 검증 세트로 사용하였다.

4.2 실험 결과

기존의 SRCNN의 이미지 대신에 기온데이터를 입력하여 초해상화를 하기 위한 적절한 SRCNN 구조와 하이퍼파라미터를 찾기 위해 입력되는 기온 데이터의 타입, 초해상화 학습에 사용되는 보간법, 에포크, 학습률, 배치 크기를 조절하여 적절한 SRCNN 모델을 찾는다.

기온 데이터의 타입은 정수형과 실수형, 학습에 사용되는 보간법은 이중선형 보간법과 바이큐빅 보간법을 이용하였다. 학습에 사용되는 데이터의 양이 적으므로 에포

1) <http://bitly.kr/ruMl636ES>

Table 1. Comparison of super-resolution results using SRCNN and interpolation results

Data type	Interpolation	Learning rate	Batch size	Better				Worse			
				Count	RMSE	MAE	ME	Count	RMSE	MAE	ME
int	Bilinear	0.01	4	27786	2.67E+00	2.22E+00	2.13E+00	15930	2.31E+00	1.80E+00	-1.45E+00
int		0.01	8	18841	2.50E+00	2.02E+00	4.14E-01	24875	2.57E+00	2.10E+00	1.14E+00
int		0.001	4	20542	2.52E+00	2.04E+00	6.92E-01	23174	2.56E+00	2.08E+00	9.46E-01
int		0.001	8	22057	2.57E+00	2.10E+00	1.06E+00	21659	2.51E+00	2.03E+00	5.91E-01
int	Bicubic	0.01	4	18214	2.51E+00	2.01E+00	-3.44E-01	25502	2.57E+00	2.11E+00	1.66E+00
int		0.01	8	14990	2.35E+00	1.86E+00	-1.49E+00	28726	2.64E+00	2.18E+00	2.03E+00
int		0.001	4	20434	2.49E+00	2.01E+00	4.53E-01	23282	2.59E+00	2.12E+00	1.15E+00
int		0.001	8	27622	2.65E+00	2.19E+00	1.95E+00	16094	2.36E+00	1.85E+00	-1.09E+00
real	Bilinear	0.01	4	19429	2.47E+00	2.00E+00	7.71E-01	24287	2.60E+00	2.12E+00	8.71E-01
real		0.01	8	23446	2.51E+00	2.06E+00	1.84E+00	20270	2.57E+00	2.07E+00	-3.50E-01
real		0.001	4	21319	2.48E+00	2.03E+00	1.27E+00	22397	2.60E+00	2.10E+00	4.02E-01
real		0.001	8	20958	2.53E+00	2.07E+00	1.02E+00	22758	2.55E+00	2.07E+00	6.48E-01
real	Bicubic	0.01	4	22296	2.56E+00	2.08E+00	7.74E-01	21420	2.53E+00	2.06E+00	8.82E-01
real		0.01	8	23733	2.49E+00	2.04E+00	1.74E+00	19983	2.60E+00	2.11E+00	-2.54E-01
real		0.001	4	21976	2.50E+00	2.03E+00	9.03E-01	21740	2.59E+00	2.11E+00	7.49E-01
real		0.001	8	23902	2.57E+00	2.11E+00	1.24E+00	19814	2.51E+00	2.03E+00	3.30E-01

크는 10,000으로 고정하였고, 학습률은 0.01과 0.001, 그리고 배치 사이즈는 4와 8로 조절하여 실험하였다.

SRCNN 모델을 각 하이퍼파라미터에 맞게 학습을 하여 테스트 세트를 초해상화 한 결과를 Table. 1에 정리하였다. Table 1에서 초해상화한 결과와 학습에 사용한 보간법으로 보간한 결과를 실제 관측 지점으로부터 역거리 가중법을 이용하여 구한 기온 값과 비교하여, 초해상화한 결과가 보간법으로 구한 결과에 비해 실제 관측한 기온에 더 가까우면 'Better', 아니면 'Worse'로 표기하였다. 더 좋은 결과와 더 나쁜 결과들의 지점에 대해 보간법을 통해 구한 결과와 비교한 평균 제곱근 편차, 평균 절대 오차, 평균 오차를 표에 정리하였다.

Table 1에 나타난 결과를 볼 때, 기온 데이터 타입은 실수형, 보간법은 바이큐빅 보간법인 경우에 학습률과 배치사이즈에 관계없이 모두 보간법보다 더 좋은 결과를 보였다. 또한 SRCNN이 예측한 결과가 더 좋은 경우의 'Count'와 나쁜 경우의 'Count'를 비율로 나타내면 약 1.1079라는 값을 얻을 수 있다. 이는 더 좋은 결과가 약 10.8% 많다는 것을 의미한다. 기온 데이터 타입은 실수형, 보간법은 바이큐빅 보간법, 학습률은 0.001, 배치 사이즈는 8인 모델로 2016년 5월 31일 데이터를 실제로 초해상화 한 경우를 Fig. 5에 나타내었다. Fig. 5를 볼 때, 가로와 세로의 길이는 5배씩 늘어났지만 히트맵 이미지는 거의 유사한 것을 볼 수 있었다.

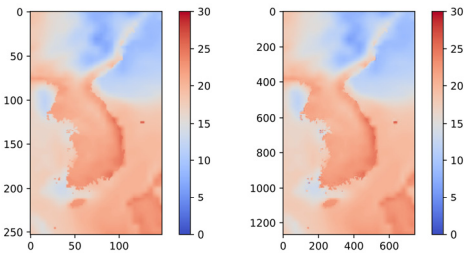


Fig. 5. Heatmap of original data(left-side) and heatmap of super-resolution data(right-side) on May 31, 2016

5. 결론

본 논문에서는 이미지를 초해상화 하는 기법 중의 하나인 SRCNN을 활용하여 기온 데이터를 초해상화 하는 방안을 제안하였다. 실험을 통해 기온 데이터를 이미지화 하고 초해상화하기 위한 적절한 SRCNN 모델을 구축하였다. 초해상화 한 결과는 이중선형 보간법과 바이큐빅 보간법에 비해 10.8% 더 높은 예측 확률을 보였다.

현실적으로 모든 지점에 대한 기온을 관측하는 것은 어렵다. 따라서 본 연구를 통해 SRCNN과 같은 기계학습 기법을 이용하여 비 관측 지점에 대한 기상 데이터를 추정할 수 있을 것으로 예상된다.

본 연구에서 이용한 보간법은 표면을 매끄럽게 만드는 특징이 있다. 이러한 특징 때문에 초해상화 할 때, 지상과 해상의 경계선 같은 지점에서 경계면을 부드럽게 만든다. 경계면에서 부드럽게 만드는 것은 실제 현실의 경계면을 잘 예측하지 못하는 문제가 된다. 향후 연구에서는 이러한 지형적 특징을 고려하여 비 관측 지점에 대한 기상 데이터를 추정하고, 개선을 통해 초해상화 한 기온 데이터를 품질을 높일 수 있을 것으로 기대한다.

REFERENCES

- [1] H. C. Yoo, K. H. Lee & H. G. Kang. (2009). Basic research on the building energy load depending on the climate change in Korea. *Journal of the Korean Solar Energy Society*, 29(3), 66-72.
- [2] B. M. Seo, C. H. Jeon, H. S. Jeon, S. Y. An & H. J. Park. (2019). Implementation of query model of CQRS pattern using weather data. *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, 23(6), 645-651.
- [3] H. S. Hwang, Y. W. Seo, T. G. Jeon & C. S. Kim. (2018). Design and implementation of an urban safety service system using realtime weather and atmosphere data. *Journal of Korea Multimedia Society*, 21(5), 599-608.
- [4] E. Y. Kim & H. J. Jun. (2011). A study on applicability through comparison of weather data based on micro-climate with existing weather data for building performative design. *Journal of the Korea Institute of Ecological Architecture and Environment*, 11(6), 101-108.
- [5] Y. W. Kim et al. (2017). Design and implementation of a flood disaster safety system using realtime weather big data. *Journal of the Korea Contents Association*, 17(1), 351-362.
- [6] J. H. Ha, Y. H. Lee & Y. H. Kim. (2016). Forecasting the precipitation of the next day using deep learning. *Journal of Korea Institute of Intelligent Systems*, 26(2), 93-98.
DOI : 10.5391/JKIIS.2016.26.2.093
- [7] J. H. Ha, Y. H. Kim, H. H. Im, N. Y. Kim, S. J. Sim & Y. R. Yoon. (2018). Error correction of meteorological data obtained with mini-AWSs based on machine learning. *Advances in Meteorology*, 2018.
DOI : 10.1155/2018/7210137
- [8] H. S. Tark, T. Y. Kim, H. G. Cho & H. J. Kim. (2017). A new prediction model for power consumption with local weather information. *Journal of the Korea Contents Association*, 16(11), 488-498.
DOI : 10.5392/JKCA.2016.16.11.488
- [9] S. B. Park. (2004). A study on the increase of city temperature in Gwangju by using the of meteorological data. *Journal of the Korea Solar Energy Society*, 24(3), 65-71.
- [10] S. H. Moon, Y. H. Kim, Y. H. Lee & B. R. Moon. (2019). Application of machine learning to an early warning system for very short-term heavy rainfall. *Journal of Hydrology*, 568, 1042-1054.
DOI : 10.1016/j.jhydrol.2018.11.060
- [11] J. M. Kim, J. H. Cho & B. Kim. (2016). Correlation between meteorological factors and hospital power consumption. *Journal of Digital Convergence*, 14(6), 457-466.
DOI : 10.14400/JDC.2016.14.6.457
- [12] S. O. Chung. (2011). Projecting future paddy irrigation demands in Korea using high-resolution climate simulations. *Journal of Korea Water Resources Association*, 44(3), 169-177.
DOI : 10.3741/JKWRA.2011.44.3.169
- [13] C. Dong, C. C. Loy, K. He & X. Tang. (2015). Image super-resolution using deep convolutional networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 38(2), 295-307.
DOI : 10.1109/TPAMI.2015.2439281
- [14] C. Dong, C. C. Loy & X. Tang. (2016). Accelerating the super-resolution convolutional neural network. *In European Conference on Computer Vision*, (pp. 391-407). Springer, Cham.
DOI : 10.1007/978-3-319-46475-6_25
- [15] D. Shepard. (1968). A two-dimensional interpolation function for irregularly-spaced data. *In Proceedings of the 23rd ACM national conference*. (pp. 517-524).
DOI : 10.1145/800186.810616
- [16] A. Hore & D. Ziou. (2010). Image quality metrics: PSNR vs. SSIM. *International conference on pattern recognition*. (2366-2369). IEEE.
DOI : 10.1109/ICPR.2010.579

김 용 훈(Yong-Hoon Kim)

[학생회원]



- 2019년 2월 : 광운대학교 컴퓨터소프트웨어학과(공학사)
- 2019년 3월 ~ 현재 : 광운대학교 컴퓨터과학과 석사과정
- 관심분야 : 유전알고리즘, 기계학습
- E-Mail : hia5314@gmail.com

임 효 혁(Hyo-Hyuk Im)

[정회원]



- 1999년 8월 : 인하대학교 해양학과(이학석사)
- 1999년 9월 ~ 2000년 2월 : 국립기상연구소 연구원
- 2000년 3월 ~ 2002년 3월 : (주)한국해양과학기술 연구원
- 2002년 4월 ~ 2003년 3월 : 한국해양수산개발원 연구원

- 2003년 4월 ~ 2010년 12월 : (주)한국해양과학기술 IT팀
- 2010년 12월 ~ 현재 : (주)한국해양기상기술 대표이사
- 관심분야 : 수치모델링, 데이터 가시화, 해양기상자료정리
- E-Mail : poseidon@koast.net

하 지 훈(Ji-Hun Ha)

[정회원]



- 2014년 2월 : 서울시립대학교 환경공학부(공학사)
- 2017년 2월 : 광운대학교 대학원 임베디드SW공학과(공학석사)
- 2017년 3월 ~ 현재 : (주)한국해양기상기술 IT본부
- 관심분야 : 기상자료처리, 기계학습,

딥 러닝

- E-Mail : onlyred@koast.net

박 건 우(Kun-Woo Park)

[정회원]



- 2019년 8월 : 한국산업기술대학교 IT경영학부
- 2019년 8월 ~ 현재 : (주)한국해양기상기술 IT본부
- 관심분야 : 이미지처리, 딥 러닝
- E-Mail : pkw@koast.net

김 용 혁(Yong-Hyuk Kim)

[정회원]



- 1999년 2월 : 서울대학교 전산과학전공(이학사)
- 2001년 2월 : 서울대학교 컴퓨터공학부(공학석사)
- 2005년 2월 : 서울대학교 컴퓨터공학부(공학박사)
- 2005년 3월 ~ 2007년 2월 : 서울대학교 반도체공동연구소 연구원

- 2007년 3월 ~ 2012년 2월 : 광운대학교 컴퓨터소프트웨어학과 조교수
- 2012년 3월 ~ 2017년 2월 : 광운대학교 컴퓨터소프트웨어학과 부교수
- 2017년 3월 ~ 현재 : 광운대학교 소프트웨어학부 교수
- 관심분야 : 최적화, 진화연산, 지식공학
- E-Mail : yhdfly@kw.ac.kr