

# 신경망 및 통계 기법 기반의 기계학습을 이용한 유류유출 및 기상 예측 연구 동향

김경도, 김용혁\*  
광운대학교 컴퓨터과학과

## A Survey on Oil Spill and Weather Forecast Using Machine Learning Based on Neural Networks and Statistical Methods

Gyoung-Do Kim, Yong-Hyuk Kim\*  
Dept. Computer Science, Kwangwoon University

**요약** 정확한 예측은 미래에 일어날 현상에 대해 효과적으로 준비 혹은 대처 할 수 있게 해준다. 특히, 기상 현상은 인간의 생활과 밀접한 연관이 있으며, 발생할 수 있는 기상 및 재난 예측을 통해 인명, 재산 등의 피해로부터 예방 할 수 있게 해준다. 해상에서 발생할 수 있는 재난 중 하나인 유류유출 사고에 대해 빠르고 효과적으로 대응하기 위해서는 유출유의 이동과 주변 해역의 기상을 정확하게 예측하는 것이 중요하다. 본 논문에서는 분류 및 회귀 예측과 관련된 연구에서 준수한 성능 및 예측 가능성을 보여준 기계학습 기법으로 서포트 벡터 머신, 가우시안 프로세스, 다층 퍼셉트론, 방사기저함수 네트워크의 총 4 개의 기계학습 기법을 선별하였다. 선별한 기계학습 기법을 이용하여 유류유출의 탐지와 바람, 강우량, 오존 등의 기상 데이터를 예측하는 연구들의 연구 방법과 결과 등을 설명하며 이를 활용한 기계학습 기반 유류유출 예측 모델의 적용 가능성을 제시한다.

• 주제어 : 유류유출, 재난, 기상, 기계학습, 예측

**Abstract** Accurate forecasting enables to effectively prepare for future phenomenon. Especially, meteorological phenomenon is closely related with human life, and it can prevent from damage such as human life and property through forecasting of weather and disaster that can occur. To respond quickly and effectively to oil spill accidents, it is important to accurately predict the movement of oil spills and the weather in the surrounding waters. In this paper, we selected four representative machine learning techniques: support vector machine, Gaussian process, multilayer perceptron, and radial basis function network that have shown good performance and predictability in the previous studies related to oil spill detection and prediction in meteorology such as wind, rainfall and ozone. we suggest the applicability of oil spill prediction model based on machine learning.

• Key Words : Oil spill, Disaster, Weather, Machine learning, Forecast

\*Corresponding Author : 김용혁(yhdgly@kw.ac.kr)

Received September 1, 2017

Accepted October 20, 2017

Revised September 29, 2017

Published October 28, 2017

## 1. 서론

오래 전부터 예측은 인간의 생활 속의 다양한 분야에서 그 필요성과 중요성이 제시되었으며, 그에 따라 날씨와 같은 자연 현상부터 경제, 의학 등의 다양한 분야에서 예측을 위한 연구들이 진행되었다[1]. 특히, 자연 현상 예측은 인간의 평소 생활뿐만 아니라 지진이나 홍수, 태풍 같은 재난으로 인해 발생할 수 있는 심각한 피해를 방지하기 위해 시대를 불문하고 동·식물의 모습, 별자리 관측 등의 방법부터 근래에는 여러 기계장치와 컴퓨터를 이용한 방법까지 다양한 방식으로 예측을 하고자 노력하였다[2]. 컴퓨터를 이용한 예측 방법 중 하나인 수치 모델은 예측 목표와 관련된 요소들의 데이터를 수집하고 수집된 데이터와 예측 목표와의 관계를 유체 역학적으로 표현하고 새로운 데이터와 식을 이용해 예측하는 방법이다. 수치 모델은 태풍이나 구름의 이동 같은 장시간에 걸친 전체적인 흐름을 예측하는데 좋은 성능을 보이지만, 아주 짧은 시간 내의 수치 변화나 흐름 등을 예측하는 데는 어려움이 있다[3]. 최근 화재나 지진, 유류유출 같은 재난 상황을 대비한 단기 예측의 중요성이 대두되고 있으며, 이를 위한 방법으로 기계학습을 이용한 예측 방법이 제시되고 있다[4]. 기계학습은 데이터를 이용해 학습을 진행하고 이를 통해 새로운 데이터에 대해 학습된 알려진 속성을 기반으로 예측하는 방법이다. 기계학습은 다양한 종류의 알고리즘이 존재하며[5], 학습 데이터에 기반한 단기간 및 작은 변화를 예측하는데 좋은 성능을 보여주고 분류에서도 뛰어난 성능을 보여준다[6].

본 논문에서는 예측과 기계학습을 이용해 자연에 심각한 피해를 입힐 수 있는 재해의 일종인 유류유출 사고를 대응하기 위한 연구들을 소개하며, 추가로 유출 상황에서 관련이 있는 바람, 해수 등의 기상을 예측하기 위한 최근 10 년간의 연구를 소개한다. 2 절에서는 본 논문에서 소개하는 유류유출 및 기상 예측 문제의 특징들을 유형별로 나누어 소개한다. 3 절에서는 본 논문에서 주제로 선정한 기계학습 기법들과 선정한 이유를 소개한다. 4 절에서는 조사한 연구들을 기계학습 기법별로 나누어 설명하며, 5 절에서는 조사한 연구들의 포괄적인 결론과 이를 토대로 한 향후 연구방향을 제시한다.

## 2. 유류유출 및 기상 예측 문제

이번 절에서는 본 논문에서 소개하려는 유류유출 및

기상 예측 문제들의 특징을 설명한다.

유류유출 사고는 기름이 유출된 곳과 범위를 빠르게 파악하고 이동을 예측하여 확산을 방지하는 게 중요하다. 본 논문에서 조사한 유류유출 예측 문제의 유형으로는 첫 번째, 레이더, 위성사진 등의 이미지 데이터를 이용하여 기름이 유출된 부분을 기계학습을 통해 분류하는 문제, 두 번째, 평상시의 관측데이터와 유출 사고 발생 시의 관측 데이터를 수집하고 새로 관측된 데이터를 기계학습을 이용해 기존의 데이터와 비교하여 유류유출 여부를 판단하는 문제로 2 가지 유형의 문제가 있다.

기상 예측 문제의 유형으로는 첫 번째, 바람, 온도, 습도 등의 시계열 형태의 데이터를 일정 시간동안 측정하여 수집하고, 기계학습을 이용해 특정 시점의 값을 예측하는 문제, 두 번째, 위성사진 데이터를 이용하여 육지와 수역을 기계학습을 통해 분류하는 문제, 세 번째, 서로 다른 특징을 가진 강우량 데이터를 기계학습을 이용해 통합하여 예측 정확도를 높이는 문제로 3 가지 유형의 문제가 있다.

## 3. 선별된 기계학습 기법 개요

본 논문에서 주제로 선정한 기계학습 기법은 서포트 벡터 머신, 가우시안 프로세스, 다층 퍼셉트론, 방사기저 함수 네트워크의 4 가지다. 다양한 기계학습 기법들 중 유류유출 및 기상 예측 문제의 데이터 형태인 이미지와 시계열 데이터를 이용한 분류 및 회귀 분석에 적합한 기계학습 기법을 선정하였으며, 그 중 우수한 성능과 많은 연구에서 사용되는 기법으로 선정해 연구를 진행하였다. 최근 10 년간 진행된 예측과 관련된 연구를 기계학습 기법별로 정리한 결과는 다음의 <Table 1>과 같다.

<Table 1> Search results with keyword 'forecasting' for the last 10 years

Method	Number of papers
Support vector machine	18,000
Gaussian process	19,100
Multilayer perceptron	17,700
Radial basis function network	22,700
Random forest	9,800
Naive bayes	10,500
Decision tree	17,000

### 3.1 서포트 벡터 머신 (Support Vector Machine)

서포트 벡터 머신은 주로 분류와 회귀 분석을 위해 사용되며, 자료 분석을 위한 지도 학습 모델이다. 서포트 벡터는 특정 공간에서 주어진 두 분류의 데이터를 구분 지을 수 있는 최적의 초평면(hyperplane)을 의미하며, 서포트 벡터 머신은 두 분류에서 가장 가까운 데이터를 하나씩 찾고 그 거리를 계산했을 때 가장 멀어질 수 있는 초평면을 찾는 것을 목표로 한다.

### 3.2 가우시안 프로세스 (Gaussian Process)

가우시안 프로세스는 데이터를 평균과 분산의 확률 분포로 예측하는 기계학습 모델이다. 정의된 함수 분포에서 주어진 데이터를 표현할 수 있는 함수를 예측하며, 임의의 학습데이터를 토대로 실험데이터에 대한 함수들을 추정하는 기법이다.

### 3.3 다층 퍼셉트론 (Multilayer Perceptron)

다층 퍼셉트론은 학습능력을 갖는 패턴분류장치인 퍼셉트론이 하나 이상의 여러 개의 층으로 이루어져 있는 구조의 인공신경망이다. 일반적으로 3 ~ 6 개 정도의 층을 두며, 이들은 각각 입력층, 은닉층, 출력층으로 구분된다. 기존의 선형 분리만 가능했던 단층 퍼셉트론의 문제점을 해결하고자 고안되었으며, 역전파(back-propagation) 알고리즘을 이용하여 학습한다.

### 3.4 방사기저함수 네트워크 (Radial Basis Function Network)

방사기저함수 네트워크는 학습데이터를 군집화하여 군집중심을 방사기저함수를 통해 고차원의 공간으로 변환하고 최적가중치를 구하여 신경망 모델을 구축하는 기법이다. 방사기저함수 네트워크 구조는 다층 퍼셉트론과 비슷한 구조를 가지며, 입력층, 하나의 은닉층, 출력층으로 구분된다. 은닉층에는 확률가우시안 함수가 적용되어

있으며, 역전파 알고리즘을 이용하여 학습한다.

## 4. 관련 연구

### 4.1 서포트 벡터 머신 기반 모델 개발 사례

#### 4.1.1 위성 이미지를 활용한 유출유 발생 탐지

Matkan 등[7]은 서포트 벡터 머신을 이용해 유류유출을 탐지하는 연구를 진행하였다. 위성으로 촬영한 합성 개구레이더(SAR) 이미지를 데이터로 사용하였으며, 이미지를 HH(horizontal-horizontal) 채널 이미지와 VV(vertical-vertical) 채널 이미지로 추출하여 파울리, 크로게이저, 프리먼의 총 3 가지 방법으로 분해하여 특성을 분석하는 방법으로 연구를 진행하였다. 이미지를 분해하면 후방 산란(back scattering)을 일으키는 물질의 표면, 부피와 이면각(dihedral) 산란 같은 물리적 특성과 연관 지을 수 있다는 점을 이용하였으며, 제한한 알고리즘을 통해 산란도, 가간섭성(coherency) 등의 수치를 도출하여 분류하였다. 실험 결과, HH 채널을 이용한 분류보다 VV채널을 이용한 분류가 더 좋은 결과를 보였으며, 파울리, 크로게이저, 프리먼 분해를 통한 분류에서는 크로게이저 분해를 이용한 분류가 높은 정확도를 보였다.

#### 4.1.2 인공신경망과 서포트 벡터 회귀를 이용한 풍향 예측

Tagliaferri 등[8]은 인공신경망과 서포트 벡터 회귀를 이용해 풍향의 변화를 예측하는 연구를 진행하였다. 2013년 샌프란시스코에서 진행된 국제요트대회인 34회 아메리카 컵에서 수집한 데이터를 사용하였으며, 과거의 데이터로부터 특정 시점의 풍향을 예측하고 실제 측정값과 오차를 비교하는 방법으로 연구를 진행하였다. 실험은 1분 단위 예측과 2분 단위 예측으로 진행하였으며, 실험에 사용된 인공신경망은 매트랩으로 구현된 피드포워드(Feed-forward) 다층 퍼셉트론을 사용, 서포트 벡터

<Table 2> Summary of studies using support vector machine

Research	Year	Country	Problem	Data
Matkan et al. [7]	2013	Iran	Oil spill detection using image classification	SAR image
Tagliaferri et al. [8]	2015	U.S.A.	Wind direction forecast using regression analysis	Wind direction data
Zhao et al. [10]	2010	China	Wind speed forecast using regression analysis	Wind speed data

머신은 LIBSVM 라이브러리[9]를 사용하여 구현하였다. 연구 결과, 두 방법 모두 1분 단위 예측이 2분 단위 예측에 비해 오차가 적었으며, 인공신경망의 경우 계층당 신경의 개수가 20여 개 정도가 되었을 때 효율이 가장 높았다. 100분의 데이터를 이용해 테스트한 결과 인공신경망의 경우 75%의 정확도를 보여줬으며, 서포트 벡터 머신의 경우 85%의 정확도를 보여주었다.

#### 4.1.3 서포트 벡터 회귀를 이용한 풍속 예측

Zhao 등[10]은 서포트 벡터 회귀 모델을 이용해 장기 및 단기 풍력을 예측하는 연구를 진행하였다. 풍력 발전의 효율은 풍력 조건에 따라 결정되며, 풍속 및 풍향은 지형 및 장애물로 인해 자주 변화한다. 이 연구에서는 일정 시간 동안 수집한 풍속 데이터를 서포트 벡터 회귀 모델과 역전파 신경망에 학습시키고 특정 시점의 풍속을 예측하여 실제 데이터와의 차이를 평균 제곱 오차와 평균 절대 오차를 이용하여 비교하였다. 실험에는 스웨덴 KTH 풍력 발전소에서 35일 동안 매 10분의 평균으로 측정된 5,040 개의 데이터를 사용하였으며, 4,500 개의 데이터를 학습에 사용하고, 540 개의 데이터를 테스트에 사용하였다. 실험 결과, 서포트 벡터 회귀 모델이 역전파 신경망보다 더 작은 편차를 보였으며, 정확도 또한 더 높은 결과를 보여주었다.

## 4.2 가우시안 프로세스 기반 모델 개발 사례

### 4.2.1 가우시안 프로세스를 이용한 레이더와 강우계 관측

유철상 등[11]은 가우시안 프로세스를 이용하여 레이더와 강우계의 관측 데이터를 병합하여 정확한 데이터를 추출하는 연구를 진행하였다. 강우량 측정에 있어서 레이더는 넓은 범위의 관측이 가능하나 데이터의 정확도가 낮으며, 강우계는 정밀한 측정이 가능하나 수집 위치가 제한적이라 관측 데이터가 상대적으로 적다. 이 연구에서는 강우계의 적은 데이터를 보충하기 위해 함수 근사

기법을 사용하였으며, 도출된 강우계 관측 데이터에 가우시안 프로세스 기반 조건부 병합 전략을 이용해 레이더 관측 데이터와 크리깅 알고리즘을 적용하여 데이터를 보정하였다. 실험에는 한국의 강원, 경북, 충북 지역의 레이더 강우 데이터와 건설교통부(MOCT)에 의해 측정된 지상강우량 데이터를 이용하였으며, 실측값과 예측값을 평균 절대 오차를 이용해 비교하였다. 실험 결과, 조건부 병합 전략을 사용할 경우 약 5%의 정확도가 향상되었다.

### 4.2.2 진화 가우시안 프로세스를 사용한 오존 예측

Dejan 등[12]은 진화 가우시안 프로세스를 이용하여 오존의 농도를 예측하는 연구를 진행하였다. 오존은 농도가 특정 수치보다 높아질수록 인간과 식물에게 해를 끼치게 되며, 이를 방지하기 위한 농도 예측이 필요하다. 이 연구에서는 진화 가우시안 프로세스와 다층 퍼셉트론 신경망에 바람, 온도, 기압, 먼지, 오염 가스 등의 오존에 영향을 미칠 수 있는 데이터들을 학습시켜 오존의 농도를 예측하는 방법을 이용하였다. 진화 가우시안 프로세스는 기존의 가우시안 프로세스에서 학습 데이터의 양이 많아질수록 계산 복잡도가 커지는 문제를 해결하기 위해 활성 집합이라는 학습 데이터의 수를 조절하는 방법을 적용한 기법이다. 실험에는 슬로베니아의 노바 고리차에 설치된 자동 공기 오염 측정국(ANAS)에서 측정된 바람, 온도, 상대 습도, 기압, 먼지, 오염 가스 등의 데이터를 사용하였으며, 총 556 개의 데이터 중 488 개를 학습데이터로 사용하고, 68 개의 데이터를 테스트 데이터로 사용하였다. 실험 결과, 진화 가우시안 프로세스의 활성 집합의 크기가 100, 150 개일 경우 다층 퍼셉트론과 비슷한 결과를 보였으며, 특히 200 개 일 경우 정확도 95% 정도로 경보 시스템에 사용할 수 있을 만큼 높은 정확도를 보였다.

## 4.3 심층 신경망 기반 모델 개발 사례

### 4.3.1 특징 표현 기반 심층 신경망을 이용한 날씨 예측

Liu 등[13]은 심층 신경망과 서포트 벡터 머신 알고리

<Table 3> Summary of studies using Gaussian process

Research	Year	Country	Problem	Data
Chul-Sang et al. [11]	2009	South Korea	Data merging using the gaussian process for data correction	Rainfall meter and rain rader data
Dejan et al. [12]	2014	Slovenia	Ozone concentration forecast using regression analysis	Weather data (wind, humidity, etc.)

즘을 이용하여 날씨 예측 연구를 진행하였다. 홍콩 기상청에서 제공받은 30 년간의 기온, 이슬점, 평균 해면 기압, 풍향 및 풍속 등의 데이터를 사용하였으며, 심층 신경망 학습을 이용하여 예측 방법을 사용하였다. 실험은 약 26만 개의 데이터 중에서 23만 개를 학습 데이터로 사용하고, 2만 6천 개의 데이터를 테스트 데이터로 사용하였다. 예측 결과를 비교하기 위해 기본적인 서포트 벡터 회귀와 서포트 벡터 회귀 계층을 최상위 계층으로 가지는 심층 신경망 모델을 사용하였으며, 예측의 정확도 평가를 위해서 정규 평균 제곱오차, 방향 대칭성, 결정계수를 사용하여 비교하였다. 실험 결과, 기온과 이슬점 예측에서 두 예측 모델 모두 매우 높은 정확도를 보였으며, 풍속 예측에서도 높은 정확도를 보여주었다. 평균 해면 기압 예측의 경우, 결과가 좋지 않았으나 서포트 벡터 회귀 모델보다 심층 신경망 모델이 더 좋은 결과를 보였다.

4.3.2 입력 변수 선택과 심층 신경망을 이용한 단기 바람 예측

Dalto 등[14]은 심층 신경망을 이용하여 바람을 예측하는 연구를 진행하였다. 크로아티아의 스플리트, 시베니크, 크닌 세 곳에서 측정한 풍향과 풍속 데이터를 이용하였으며, 동쪽 방향의 벡터와 북쪽 방향의 벡터로 나누어 사용했다. 실험은 입력 변수 선택을 하지 않고 학습한 신경망과 입력 변수 선택을 이용하여 학습한 신경망으로 나누어 예측을 진행하였으며, 입력 변수 선택은 신경망

학습 시 사용되는 데이터 중 중복되는 값을 배제하여 효율적이고 빠르게 학습시키기 위한 방법이다. 예측 결과는 얇은 신경망(shallow neural network)의 예측 값과 함께 평균 절대 오차(MAE)를 통해 비교하였다. 실험 결과, 얇은 신경망보다 심층 신경망을 이용한 예측이 더 높은 정확도를 보였으며, 입력 변수 선택을 사용하지 않은 경우보다 입력 변수 선택을 사용한 심층 신경망이 더 높은 예측 정확도를 보였다.

4.3.3 심층 신경망을 이용한 위성사진에서 수역 추출

Yang 등[15]은 심층 신경망을 이용하여 수역 인식 및 추출 방법에 대한 연구를 진행하였다. 해역을 촬영한 위성 이미지 데이터를 사용하였으며, 물의 특성을 분석하여 이미지 상에서 강도, 색조, 채도 등으로 나누어 특징을 추출하는 방법으로 실험을 진행하였다. 이 연구에서는 자동인코더를 심층 신경망 구조로 구성한 누적 희소 자동인코더 모델을 제안하였다. 실험은 모델에 학습데이터 5만, 15만, 25만, 50만, 75만 개를 학습했을 때의 정확도를 비교하였으며, 서포트 벡터 머신, 인공신경망의 예측 결과와 비교하는 방식으로 진행하였다. 실험 결과, 학습데이터 75만 개를 사용한 희소 자동인코더 모델이 가장 높은 정확도를 보였으며, 은닉층이 두 개일 때 최적의 결과를 보였다. 학습데이터의 크기가 클수록 정확도가 증가하는 결과를 보였다.

<Table 4> Summary of studies using multilayer perceptron

Research	Year	Country	Problem	Data
Liu et al. [13]	2015	China	Weather forecast using regression analysis	Weather data (wind, dew-point, etc.)
Dalto et al. [14]	2015	Croatia	Ultra short term wind forecast using regression analysis	Wind speed and direction data
Yang et al. [15]	2015	China	Water body extraction using image classification	LandSat image

<Table 5> Summary of studies using radial basis function network

Research	Year	Country	Problem	Data
Baruque et al. [16]	2010	Spain	Oil spill forecast using data comparative analysis	Observation data (wind, sea height, salinity, etc.)
Topouzelis et al. [17]	2009	Italy	Oil spill detection using image classification	SAR image
Ramedani et al. [18]	2012	Iran	Solar radiation forecast using regression analysis	Solar radiation, temperature data

#### 4.4 방사기저함수 네트워크 기반 모델 개발 사례

##### 4.4.1 방사기저함수 네트워크 기반 유류유출 예측 시스템

Baruque 등[16]은 방사기저함수와 사례기반추론 모델을 이용한 유류유출 예측 연구를 진행하였다. 이전에 발생했던 유류유출 사고에서 관측한 데이터 및 위성 이미지를 데이터로 사용하였으며, 기존의 데이터와 새로 측정된 데이터 및 이미지를 이용하여 유류유출 여부를 판단하는 사례기반추론 방법과 방사기저함수에 기존에 저장된 데이터를 학습시켜 새로운 타입의 데이터를 추출하고 추출된 데이터들을 평가 및 선별하여 다시 저장된 데이터를 업데이트하는 방법을 이용하였다. 실험은 방사기저함수 모델과 사례기반추론 모델, 사례기반추론에 방사기저함수를 이용한 데이터 보정이 추가된 모델의 예측 결과를 비교하는 방식으로 진행되었다. 실험 결과, 방사기저함수를 단독으로 사용한 경우보다 데이터 보정을 위한 방안으로 사용 할 경우 더 높은 정확도를 보였다.

##### 4.4.2 신경망 학습을 이용한 유류유출 감지력 향상

Topouzelis 등[17]은 방사기저함수와 다층 퍼셉트론을 이용한 유류유출 예측 연구를 진행하였다. 위성으로 촬영한 합성개구레이더 이미지를 전처리해 통해 2,000 개의 학습데이터로 나누어 사용하였으며, 이미지에 나온 바다의 어두운 부분, 빛의 산란을 이용해 유류유출을 판단 할 수 있다는 점을 이용하여 학습영역을 유출영역과 비유출영역, 유출처럼 보이는 영역으로 나누어 학습을 진행하였다. 실험 결과, 다층 퍼셉트론은 두 종류의 입력만 받으면 예측 정확도가 많이 떨어졌으며, 입력의 가짓수를 늘리면 좋은 예측 정확도를 보이지만 시간이 오래 걸렸다. 방사기저함수는 프로토타입 벡터값에 따라 결과가 많이 달라졌으며 비교적 낮은 정확도를 보였지만, 학습시간을 충분히 주게 되면 모델의 최적화를 통해 예측 속도 및 정확도가 향상되는 것을 보였다.

##### 4.4.3 서포트 벡터 머신-방사기저함수를 이용한 일사량 예측

Ramedani 등[18]은 서포트 벡터 머신-방사기저함수(SVM-RBF)를 이용하여 일사량을 예측하는 연구를 진행하였다. 테헤란 지역의 730 km<sup>2</sup> 부분에서 관측된 온도, 습도 등의 기상 정보를 데이터로 사용하였으며, 서포트 벡터 머신에 회귀함수 추정문제를 풀기 위해 몇 가지 변

수를 더한 알고리즘인 서포트 벡터 회귀를 주로 사용하면서 방사기저함수를 커널함수로 사용하는 SVR-RBF 모델을 통해 예측을 진행하였다. 실험은 SVR-RBF 모델과 기존에 사용하였던 인공신경망, 서포트 벡터 머신과 비교하였으며, 각 알고리즘을 학습한 이후 예측 값과 실제 값의 차이를 비교하는 방식으로 평가하였다. 실험 결과, SVR-RBF 모델이 타 알고리즘보다 중심 밀집도가 높았으며, 데이터 표본 수에 따라 정확도가 최대 93%까지 향상되는 결과를 보였다.

## 5. 결론 및 향후 연구 방향

본 논문에서는 기계학습을 이용하여 유류유출 및 기상을 예측하는 연구들에 대해 소개하였다. 유류유출 예측 연구는 위성사진과 같은 이미지 데이터와 주변 기상 데이터를 이용하여 유류유출 발생 여부를 효과적으로 탐지 및 예측하였으나, 유류유출 발생 이후의 유출유역의 확산 예측은 어려워 보였다. 기상 예측 연구는 바람, 오존, 강수량 등의 기상 관련 요소를 관측한 데이터와 다양한 기계학습 기법들을 이용하여 효과적으로 예측하였으며 정확도 또한 높은 결과를 보여주었다. 이러한 연구 결과들을 종합해보면 유류유출 및 기상 관련 요소들을 기계학습을 이용해 단기간의 변화를 효과적으로 예측이 가능하다는 것을 보여주었으며, 다양한 시계열 데이터를 이용한 예측을 진행할 때, 기계학습 적용을 통한 효과적인 예측 가능성을 보여주었다.

본 논문에서는 향후 연구 방향으로 유출 사고가 발생했을 경우 유출유역의 확산을 기계학습을 이용하여 예측하는 연구를 진행하고자 한다. 유출 사고가 발생한 해역의 해류, 바람 등의 기상 데이터를 수집하고 신경망 및 통계 기법 기반의 기계학습 기법들을 이용해 유출유역의 확산과 기상 데이터의 관계를 파악, 유출유역 이동 및 확산을 예측하는 연구를 수행할 예정이며, 관련 연구로 데이터의 정확도 향상을 위한 데이터 보정 연구, 기계학습과 앙상블 기법을 이용한 유출유역 예측 연구를 수행할 예정이다.

## ACKNOWLEDGMENTS

본 논문은 해양경찰청의 재원으로 재난안전기술개발사업단의 지원을 받아 수행된 연구입니다. [KCG-01-2017-05]

## REFERENCES

- [1] McCloskey, D. N. "The art of forecasting: From ancient to modern times." *Cato J.* 12, pp.23-43, 1993.
- [2] Zschau, J., and Küppers, A. N. eds. *Early Warning Systems for Natural Disaster Reduction*. Springer Science & Business Media, 2013.
- [3] Xie, P., and Arkin, P. A. "Analyses of global monthly precipitation using gauge observations, satellite estimates, and numerical model predictions." *Journal of climate* Vol. 9, No. 4, pp.840-858, 1996.
- [4] Adeli, H., and Panakkat, A. "A probabilistic neural network for earthquake magnitude prediction." *Neural networks* Vol. 22, No. 7, pp.1018-1024, 2009.
- [5] H. H. Lee, S. H. Chung, E. J. Choi, "A Case Study on Machine Learning Applications and Performance Improvement in Learning Algorithm", *Journal of Digital Convergence*, Vol. 14, No. 2, pp.245-258, 2016.
- [6] Y. D. Yun, Y. Wook. Yang, H. S. Ji, H. S. Lim, "Development of Smart Senior Classification Model based on Activity Profile Using Machine Learning Method", *Journal of the Korea Convergence Society*, Vol. 8, No. 1, pp.25-34, 2017.
- [7] Matkan, A. A., M. Hajeb, and Z. Azarakhsh. "Oil spill detection from SAR image using SVM based classification." *ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* Vol. 1. No. 3, pp.55-60, 2013.
- [8] Tagliaferri, F., I. M. Viola, and R. G. J. Flay. "Wind direction forecasting with artificial neural networks and support vector machines." *Ocean Engineering* 97, pp.65-73, 2015.
- [9] Chang, C. C., and Lin, C. J. "LIBSVM: a library for support vector machines." *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)* Vol. 2, No. 3, pp.27, 2011.
- [10] Zhao, P, Xia, J., Dai, Y., and He, J. "Wind speed prediction using support vector regression." 5th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications. IEEE, 2010.
- [11] Yoo, C. S., and Park, J. Y. "Combining radar and rain gauge observations utilizing Gaussian-process-based regression and support vector learning." *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems* Vol. 18, No. 3, pp.297-305, 2008.
- [12] Petelin, D., Mlakar, P., Boznar, M. Z., Grasic, B. and Kocijan, J. "Ozone forecasting using Gaussian processes and perceptron neural networks", 16th International Conference on Harmonisation within Atmospheric Dispersion Modelling for Regulatory Purposes 2014.
- [13] Liu, J. N., Hu, Y., He, Y., Chan, P. W. and Lai, L. "Deep neural network modeling for big data weather forecasting." *Information Granularity, Big Data, and Computational Intelligence*. Springer International Publishing, pp.389-408, 2015.
- [14] Đalto, M., Vašak, M., Baotić, M., Matuško, J., and Horvath, K. "Neural-network-based ultra-short-term wind forecasting." *European Wind Energy Association 2014 Annual Event* 2014.
- [15] Yang, L., Tian, S., Yu, L., Ye, F., Qian, J., and Qian, Y. "Deep learning for extracting water body from Landsat imagery." *International Journal of Innovative Computing, Information and Control* Vol. 11, No. 6, 2015.
- [16] Baruque, B., Corchado, E., Mata, A., and Corchado, J. M. "forecasting solution to the oil spill problem based on a hybrid intelligent system." *Information Sciences* Vol. 180, No.10, pp.2029-2043, 2010.
- [17] Topouzelis, K., Karathanassi, V., Pavlakis, P., and Rokos, D. "Potentiality of feed-forward neural networks for classifying dark formations to oil spills and look-alikes." *Geocarto International* Vol. 24, No. 3, pp.179-191, 2009.
- [18] Ramedani, Z., Omid, M., Keyhani, A., Shamsirband, S. and Khoshnevisan, B. "Potential of radial basis function based support vector regression for global solar radiation prediction." *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 39, pp.1005-1011, 2014.

저자소개

김 경 도(Gyoung-Do Kim) [정회원]



- 2016년 8월 : 광운대학교 컴퓨터 소프트웨어전공 학사
- 2016년 9월 ~ 현재 : 광운대학교 컴퓨터과학과 석사과정

<관심분야> : 데이터마이닝, 기계학습, 최적화

김 용 혁(Yong-Hyuk Kim) [정회원]



- 1999년 2월 : 서울대학교 전산과학전공 학사
- 2001년 2월 : 서울대학교 전기컴퓨터공학부 석사
- 2005년 2월 : 서울대학교 전기컴퓨터공학부 박사

- 2005년 3월 ~ 2007년 2월 : 서울대학교반도체공동연구소 연구원
- 2007년 3월 ~ 2017년 2월 : 광운대학교 컴퓨터소프트웨어학과 조교수/부교수
- 2017년 3월 ~ 현재 : 광운대학교 소프트웨어학부 교수

<관심분야> : 최적화, 진화연산, 지식공학