Journal of the Korea Convergence Society
Vol. 11. No. 3, pp. 53-59, 2020

ISSN 2233-4890 / eISSN 2713-6353
https://doi.org/10.15207/JKCS.2020.11.3.053

유출유 이동 가시화 및 입자 매칭 알고리즘

이현창[1], 김용혁[2*]
[1]광운대학교 컴퓨터과학과 석사과정, [2]광운대학교 소프트웨어학부 교수

Oil Spill Visualization and Particle Matching Algorithm

Hyeon-Chang Lee[1], Yong-Hyuk Kim[2*]
[1]Master Course, Dept. Computer Science, Kwangwoon University
[2]Professor, Dept. Computer Science, Kwangwoon University

요 약 허베이 스피리트호 기름유출사고와 같은 해양 유류유출사고에서 잘못된 초기대응은 경제 손실뿐만 아니라 생태계에 큰 피해를 입힌다. 하지만 다양한 변수가 존재하는 해양에서 유출유의 움직임을 예측하는 것은 매우 힘든일이다. 이를 해결하기 위해서 뜰개 데이터를 활용해서 바다위의 부유물의 이동을 연구하는 기존 연구인 입자예측을 확장하여 면단위로 예측을 하는 유출유 예측 가시화를 진행하였다. 해양 데이터 포맷인 HDF5에서 특정 위치의 해류, 풍속 데이터를 양선형 보간법을 이용해 추출한 뒤, 수많은 점들의 이동을 입자예측하여 그 결과를 폴리곤 및 히트맵을 이용해 가시화 하였다. 또한 뜰개데이터의 문제점인 데이터 부족과 유출유와 움직임이 다른 점을 해결 하기 위해 유출유로부터 입자 데이터를 얻어낼 수 있는 유출유 입자 매칭 알고리즘을 제안한다. 유출유 입자 매칭 알고리즘은 면단위 유출유의 모습을 입자화 하여 입자의 움직임을 추적하는 알고리즘이다. 주성분 분석을 이용하여 문제를 분할하고, 유출유의 이동거리의 분산이 최소화 되는 지점으로 유전알고리즘을 이용해 매칭하였다. 유출유 가시화 결과 데이터로 검증한 결과 주성분 분석과 유전알고리즘을 이용한 입자매칭 알고리즘이 가장 성능이 뛰어난 것을 확인할 수 있었으며, 평균 데이터 오차는 3.2%로 의미있는 연구임을 확인하였다.

주제어 : 유출유, 데이터 시각화, 유전알고리즘, 주성분 분석, 기계학습

Abstract Initial response is important in marine oil spills, such as the Hebei Spirit oil spill, but it is very difficult to predict the movement of oil out of the ocean, where there are many variables. In order to solve this problem, the forecasting of oil spill has been carried out by expanding the particle prediction, which is an existing study that studies the movement of floats on the sea using the data of the float. In the ocean data format HDF5, the current and wind velocity data at a specific location were extracted using bilinear interpolation, and then the movement of numerous points was predicted by particles and the results were visualized using polygons and heat maps. In addition, we propose a spill oil particle matching algorithm to compensate for the lack of data and the difference between the spilled oil and movement. The spilled oil particle matching algorithm is an algorithm that tracks the movement of particles by granulating the appearance of surface oil spilled oil. The problem was segmented using principal component analysis and matched using genetic algorithm to the point where the variance of travel distance of effluent oil is minimized. As a result of verifying the effluent oil visualization data, it was confirmed that the particle matching algorithm using principal component analysis and genetic algorithm showed the best performance, and the mean data error was 3.2%.

Key Words : Oil spill, Data Visualization, Genetic Algorithm, Principal Component Analysis, Machine Learning

*This research was a part of the project titled 'Marine Oil Spill Risk Assessment and Development of Response Support System through Big Data Analysis', funded by the Korea Coast Guard.
*Corresponding Author : Yong-Hyuk Kim(yhdfly@kw.ac.kr)
Received January 13, 2020 Revised February 24, 2020
Accepted March 20, 2020 Published March 28, 2020

1. 서론

해양 유류 유출 사고는 인간의 활동의 결과로 해양에 기름이 유출되는 사고를 의미한다. 2007년 12월 7일 충청남도 태안군 앞바다에서 삼성 1호-허베이 스피릿 호의 사고는 해양 유류 유출 사고의 일종으로 사고 직후 초기 대응 실패로 인해 약 1,000억 원에 달하는 피해를 남겼다. 이와 같이 해양 유류 유출 사고에서는 초기대응이 매우 중요하며, 이를 실패할 경우 심각한 피해를 초래하게 된다. 이를 해결하기 위해서 기존 연구에서는 바다 위를 부유하는 뜰개의 위치와 해당 위치에 따른 풍속, 해류 정보 데이터를 이용하여, 바다위의 입자의 시간별 위치를 예측하는 연구[1-3]를 진행하였다. 본 논문에서는 점 단위 예측인 기존연구를 확장하여, 바다위에 수많은 입자들을 위치하고 시간별로 예측하여 유출유의 움직임을 예측하여 가시화 하였다. 그 결과, 기존의 연구와 달리 실세계에서 유류가 어떻게 퍼져나가는지 이해를 하는데 큰 도움을 줄 수 있었다. 또한, 기존의 뜰개 연구의 문제였던 유출유의 움직임과 뜰개의 움직임이 다른 문제와 뜰개 데이터가 부족한 문제를 해결하기 위해서 주성분분석과 유전알고리즘을 이용해서 시간별 입자들을 매칭하는 알고리즘을 고안하였다. 유출유 가시화에 사용되었던, 가시화 데이터셋을 이용해서 검증한 결과 입자들의 데이터의 평균 오차는 3.2%정도로 의미있는 연구임을 확인하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서 선행연구인 입자예측기와 주성분 분석, 유전알고리즘을 설명한다. 3절에서는 유출유 가시화에 대한 방법을 제안하고 양선형 보간법을 이용한 해양 데이터 추출 방법을 제안한다. 4절에서는 폴리곤, 히트맵을 이용한 유출유 흐름 가시화 결과를 설명한다. 5절에서는 유출유 입자 매칭 알고리즘에 대한 필요성과 개요를 설명하고, 6절에서는 주성분 분석을 적용한 계층적 유전알고리즘을 설명한다. 7절에서는 계층적 유전알고리즘의 결과와 그 결과를 분석한다. 8절에서는 결론을 내린다.

2. 선행연구

2.1 뜰개 데이터를 이용한 예측

뜰개란 바다위에서 표류하며, 시간별 뜰개의 위치를 기록하는 장치이다. Table 1은 뜰개데이터의 예시를 보여준다. “location of drifter”는 해당 시간에 기록된 뜰개의 위도, 경도를 의미하며, “Current”와 “Wind velocity”는 해당 위치의 해류, 풍속의 크기 및 방향을 의미하며 “Next loaction of drifter”는 해당 데이터의 1시간 후의 뜰개 위치를 의미한다. Lee등의 연구[1]에서는 기계학습을 이용해서 뜰개 데이터를 학습해, 특정 위치의 해류, 풍속 값을 이용해 다음 뜰개 위치를 예측하는 연구를 진행하였다. 그 이후의 연구인 Lee 등의 연구[2]에서는 신경망과 통계기반의 기계학습의 성능을 비교하였으며, 최근의 연구인 Lee 등의 연구[3]에서는 앙상블을 이용하여 뜰개 데이터 예측의 성능을 향상 시켰다. 본 논문에서는 가장 성능이 뛰어났던 통계 기반의 모델은 MOHID 모델과 CMA-ES 모델과 SVR(Support Vector Regression)[4,5] 모델을 SVR방식으로 스태킹(Stacking)한 모델을 유출유의 움직임을 가시화하기 위한 모델로 사용하였다.

Table 1. Example of drifter data

location of drifter	Current	Wind velocity	Next location of drifter
34.12, 125.16	4.1, -2.1	4.0, -2.1	34.25, 125.26
34.15, 125.42	2.1, 4.3	-4.1, 4.5	34.03, 125.77
33.21, 125.67	3.2, -4.1	-2.1, -2.1	34.23, 125.64
34.53, 125.52	2.1, -4.2	2.1, 4.2	34.26, 125.53
34.24, 125.36	4.7, -2.1	-4.5, -2.5	34.71, 124.12
34.35, 125.63	-2.5, -4.5	2.6, -4.4	34.01, 125.75
33.42, 125.67	4.2, -2.1	4.7, -2.8	34.65, 125.63

2.2 주성분분석

주성분분석[6,7]은 분포된 데이터들을 가장 잘 나타낼 수 있는 주성분을 찾아주는 방법이다. 주성분이란 주성분에 해당되는 벡터의 방향으로 데이터들의 분산이 가장 큰 방향 벡터를 의미한다. 두 번째 주성분은 기존의 주성분과 직교를 하며 두 번째로 분산이 큰 방향벡터를 의미한다. 즉, 주성분분석을 이용해서 얻은 주성분들은 데이터의 분포를 가장 잘 나타내는 벡터라고 할 수 있다. 본 논문에서는 유출유 입자 매칭 알고리즘에서 큰 문제를 작은 문제로 분할하기 위한 방법으로 주성분 분석을 사용해 문제를 분할하였다.

2.3 유전알고리즘 개요

유전알고리즘은 존 홀랜드(John Holland)가 개발한 최적화 알고리즘[8]으로 자연세계의 생물체가 환경에 맞춰 진화하며 적응해가는 모습을 모방해서 최적 해를 찾아가는 탐색 방법이다. 유전알고리즘은 초기화된 모집단(Population)을 Fig. 1과 같이 평가, 선택, 교차, 변이, 대체의 순서대로 연산을 하며 최적 해를 찾아가게 된다.

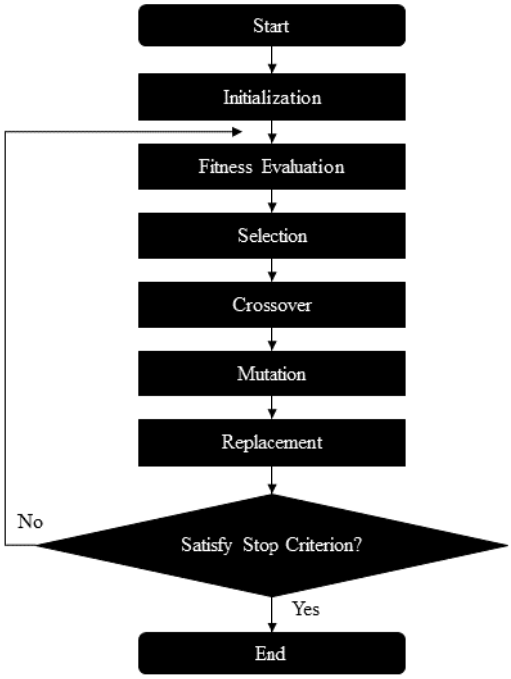

Fig. 1. Flow chart of genetic algorithm

본 논문에서는 유출유 입자 매칭 알고리즘에서 유전알고리즘을 사용해서 시간별 입자를 매칭 하는데 사용하였다.

3. 유출유 가시화 개요

3.1 유출유 가시화 개요

입자예측기[1-3]는 해류, 풍속 데이터를 이용해서 다음 뜰개의 위치를 예측하였다. 유출유 가시화[9,10]는 특정위치에서 해양 유출 유류 사고가 발생하였다는 가정하에 가시화를 진행한다. 초기값으로 유출유의 시작점과 범위, 입자의 개수와 시간을 입력받는다. 유출유의 초기 시작점과 범위는 처음 유출유가 발생한 위치와 원으로 유출유가 퍼져나갔다는 가정하에 범위를 설정한다. 입자의 개수는 유류의 밀도를 의미하며, 유류가 많이 유출되었다고 가정할수록 입자의 개수를 높은값으로 설정한다. 3.2절에서 설명할 해양데이터를 이용해 해당 입자들의 위치별 해류, 풍속 데이터를 추출하여 입자예측기를 이용해 다음 입자들의 위치를 모두 예측한다. 이를 파이썬 라이브러리인 Folium[11]을 이용해 지도위에 가시화 하고, 이미지 파일로 변환한 뒤 동영상으로 제작하였다.

3.2 데이터 추출

3.2.1 HDF5

유출유 가시화에 필요한 해양 데이터는 HDF5형식으로 데이터가 저장되어있다. HDF5란 HDF 그룹이 관리하는 대용량의 데이터를 저장하는 파일방식이다. HDF5는 크게 “Dimension”, “Variable”, “Attribute”로 데이터를 저장한다. “Dimension”은 실제적인 물리적인 차원을 뜻하며, “Variable”은 실제 저장되는 데이터를 “Attribute”는 메타데이터를 뜻한다. 예를 들면, 길이 1,000의 시간 데이터가 있을 경우, 1,000은 “Dimension”을, 저장된 데이터들은 “Variable”을, 시간은 “Attribute”를 뜻한다. 실험에 사용된 HDF5 데이터는 2016년 4월 18일 14시부터 2016년 4월 23일 18시까지의 정보를 850x840의 크기로 데이터를 저장하고 있다. 각각의 데이터는 바둑판 형식으로 저장이 되어있기 때문에 특정 실수 위치의 데이터를 추출하기 위해서 선형 보간법을 사용하였다.

3.2.1 선형보간법

선형보간법이란 영상처리 분야에서 사용되는 기술로 특정 영상을 확대하거나 축소하였을 경우 특정위치의 픽셀 값을 계산하기 위해 원본영상에서 인접한 2 개의 픽셀 값을 이용해서 특정 위치의 픽셀 값을 계산하는 방법이다. 양선형 보간법을 선형보간법을 x 축, y 축 두 축을 기준으로 계산하는 방법으로 원본영상에서 인접한 4 개의 픽셀 값을 이용해 추출하는 방식이다. Fig. 2는 양선형 보간법[12]을 사용해서 계산하는 방법을 보여준다. 값을 아는 위치는 A, B, C, D 사이의 모르는 값 P를 유추할 때 x 축 데이터와 y 축 데이터가 선형적인 관계를 갖는다고 가정하여 거리 비를 이용해 계산을 한다. 본 논

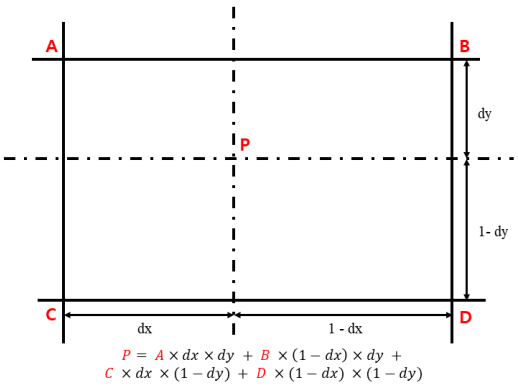

Fig. 2. Example of bilinear interpolation calculation

문에서는 격자형으로 저장되어있는 HDF5 데이터에서 특정 실수 위치의 풍속, 해류 데이터를 얻기 위해서 양선형 보간법을 이용해 데이터를 추출하였다[10]. 그 결과, 실수 위치의 입자들의 움직임을 좀더 정확히 나타낼 수 있었다.

4. 가시화 방법 및 결과

유출유의 특징을 가시화에 추가하기 위해 여러 가지 유출유의 특징을 모방하였다. HDF5 해양데이터의 수심 데이터를 활용하여, 특정좌표의 위치가 육지인지 바다인지를 판단하였다. 육지일 경우 수심데이터는 “INF” 값을 가지게 되고 이를 이용해 육지일 경우 이동을 하지 못하게 하였다. 또한 특정 유출유는 이동을 하지 않고 잔류할 가능성이 있기 때문에 유출유의 특징을 고려하여 움직일 확률을 입력받을 수 있도록 하였다.

Fig. 3은 유출유 가시화의 예제를 보여준다. 같은 번호의 입자는 시계열 데이터의 같은 입자를 뜻한다. Fig3의 첫 번째 그림과 같이 수많은 입자를 배치하고 각 입자에 해당되는 데이터를 이용해 다음 위치를 계산하여 다음 시계열 데이터의 입자들의 위치를 계산하여 가시화 하였다.

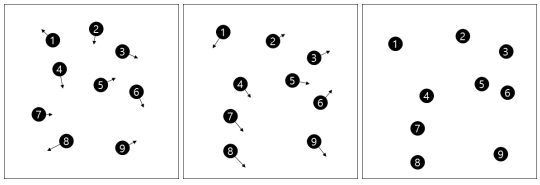

Fig. 3. Example of visualization of oil spill prediction

유출유의 움직임을 가시화 하기 위해 파이썬 라이브러리중 하나인 Folium[11]을 사용해서 가시화 하였다. Folium은 Leaflet.js를 이용해 위치 좌표계의 값을 지도 위에 시각화 하는 라이브러리로 구글 지도를 이용해서 주시하고자 하는 지도의 좌표와 확대 비율을 설정해서 특정위치의 지도를 나타내는 지도를 만들어 낼 수 있다. 또한, 각종 폴리곤을 그리거나 다양한 속성을 이용해서 정보를 나타낼 수 있는 이점이 있다. 본 논문에서는 가시화된 유출유의 결과를 Folium을 이용해 가시화 하였고, 이미지화 하여 결과를 나타냈다.

4.1 폴리곤을 이용한 유출유 흐름 가시화

각각의 입자를 폴리곤으로 가시화한 결과이다. 특정 위치를 기준으로 육각형의 폴리곤을 그려 각각의 입자를 육각형의 폴리곤으로 나타냈다. Fig. 4는 016년 4월 18일 14시부터 2016년 4월 22일 18시까지의 위도 34.0도, 경도 124.5 도 위치의 유출유의 움직임을 지름 20 km의 반경으로 32,000 개의 입자의 이동을 가시화한 결과의 일부이다. 이미지 아래 부분에 시간을 추가하여 유출유의 시간별 움직임을 더욱 이해하기 쉽게 하였다.

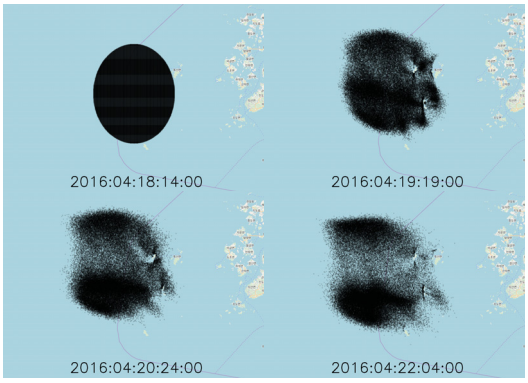

Fig. 4. Visualization of oil spill prediction using polygons

4.2 히트맵을 이용한 유출유 흐름 가시화

4.1절의 폴리곤을 이용한 유출유 가시화 결과는 동영상으로 이미지를 확인하였을 때, 유출유의 흐름을 쉽게 이해할 수 있는 장점이 있지만 특정 시간의 이미지만을 확인할 때는 유류의 밀도를 확인하기 어려운 문제가 있다. 이를 해결하기 위해서 밀도의 데이터를 확인할 수 있도록 히트 맵을 이용하여 가시화를 하였다. Fig. 5는

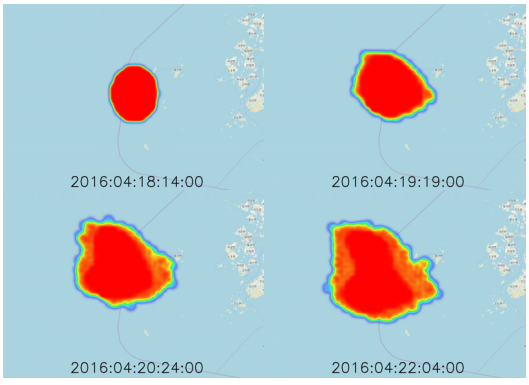

Fig. 5. Visualization of oil spill prediction using heatmap

2016년 4월 18일 14시부터 2016년 4월 22일 18시까지의 유출유의 움직임을 지름 10 km의 반경으로 16,000 개의 입자의 이동을 가시화한 결과의 일부이다. 색을 이용해서 입자의 밀도를 나타내서 특정 시간대의 유출유의 가시화 모습으로 유류의 밀도를 쉽게 확인할 수 있는 장점이 있다. 이러한 연구들을 이용하여, 실제 유류 유출 사고가 발생했을 경우 초기대응에 도움을 줄 수 있을 것으로 보인다.

5. 유출유 입자 매칭 알고리즘 개요

5.1 유출유 입자 매칭 알고리즘 필요성

기존의 입자예측기는 뜰개 데이터를 사용하였기 때문에 몇가지 문제점이 존재한다. 첫 번째, 뜰개 데이터의 개수 부족으로 딥러닝 및 머신러닝의 학습의 어려움을 있다. 두 번째, 뜰개 데이터와 실제 유류의 움직임이 차이점이 있는 문제점이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 유출유로부터 입자 데이터를 얻어내는 방법을 제안한다.

5.2 유출유 입자 매칭 알고리즘 개요

기존의 입자 매칭 알고리즘[13-16]을 사용을 하게 되면 입자의 개수가 매우 많기 때문에 유의미한 시간 내에 입자의 위치를 추적하는 것은 불가능하다. 이를 해결하기 위해서 본 논문에서는 각각의 입자들을 매칭 하는 방법으로는 유전알고리즘을 사용했다. 유출유의 움직임이 크게 움직일 가능성이 존재하지 않기 때문에 유출유의 덩어리를 주성분분석을 이용해서 유출유를 분할해서 큰 문제를 작은 문제로 나누었다. 이후, 입자들의 이동 분산이 최소화 되는 지점으로 입자들을 매칭 하였고, 최종적으로 실제 입자 위치에서 떨어진 거리의 평균을 계산해 평가한다.

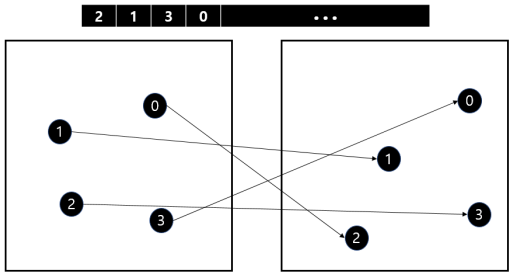

Fig. 6. Example of encoding

5.3 실험 데이터 설명

유출유 입자 매칭 알고리즘의 성능을 평가하기 위한 데이터로는 4.3절에서 사용한 2016년 4월 18일 14시부터 2016년 4월 22일 18시까지의 위도 34.0 도, 경도 124.5 도 위치의 유출유의 움직임을 지름 20 km의 반경으로 32,000 개의 입자의 이동을 이용해 100 시간동안 가시화한 결과를 사용했다. 표 5.1은 실험 데이터 예시를 보여준다. 각각의 입자들의 순서가 입자들의 번호를 뜻하고, 위도, 경도 정보를 저장하고 있다. 본 논문에서는 위 데이터를 사용해 알고리즘을 평가하였다.

6. 주성분 분석을 적용한 계층적 유전알고리즘

6.1 유전알고리즘

유출유 입자를 매칭하기 위한 방법으로는 유전알고리즘을 사용하였다. Fig. 6은 유출유 입자 매칭 알고리즘에 적용된 유전알고리즘의 표현 방법의 예시를 보여준다. 각각의 유전자가 뜻하는 의미는 n 번째 입자가 다음 시계열 데이터의 n 번째 데이터의 입자와 매칭 되는 것을 의미한다. 2, 1, 3, 0 으로 되어있는 유전자는 이전 시계열 데이터의 0, 1, 2. 3 번째 입자와 다음 시계열 데이터의 2, 1, 3, 0번째 입자와 매칭 하는 것을 의미한다. 유전자의 길이는 입자의 개수로 결정되며, 각각의 유전자의 숫자가 겹치지 않는 순열 표현(Permutation encoding)을 사용하였다. 선택 연산으로는 룰렛 휠 방식을, 교차연산으로는 Partially mapped crossover[17]를, 변이 연산으로는 교체변이 방법을, 대치 연산으로는 엘리티즘을 적용하였다. 평가함수로는 유출유의 특성을 고려하여, 각각의 입자를 최대한 균등한 거리를 이동하도록 하게 하기 위해 입자의 이동거리의 분산이 최소화 되는 방법으로 유전자를 평가하였다. 평가함수는 수식 3과 같다.

$$distance[n] = n^{th}point - chromo[n]^{th}point \quad (1)$$

$$average = \sum_{k=1}^{n} distance[k]/n \quad (2)$$

$$fitness = -(\sum_{k=1}^{n}(distance[k] - average)^2) \quad (3)$$

6.2 주성분분석을 적용한 계층적 유전알고리즘

유전자의 길이가 n 개일 경우 해공간은 $n!$이 되게 되

며, 본 논문에서 사용한 데이터를 사용 시 32,000! 이라는 해공간이 나오게 된다. 이는 너무나도 큰 해공간이며 이를 해결하기 위해 주성분분석을 적용해 큰 문제를 작은 문제로 분할하였다. 주성분 분석을 통해서 분할을 하여 매칭을 하게되면 유출유의 전체적인 흐름에 맞춰 매칭을 할 수 있다. 또한 유출유의 특성상 입자의 이동이 크게 움직일 가능성이 존재하지 않기 때문에 시계열 데이터들을 입자가 이동하지 않을 공간을 제외하기 위해 문제를 작은 문제로 분할하였다. 유전알고리즘으로 매칭을 하였을 때 적절한 해를 찾을 수 있다고 생각한 합리적인 해의 길이는 16 개로 설정하였다. 즉, 문제를 16 개 이하가 될 때까지 문제를 분할하였다. 이전 시계열 데이터와 다음 시계열 데이터를 주성분분석을 이용해서 주성분과 두 번째 주성분을 추출하고, 주성분들을 기준으로 4 분할하였다. 이후, 각각의 분할된 문제의 입자들의 평균 위치를 계산하고, 분할된 문제들의 평균 이동거리의 분산이 최소화 되는 지점으로 문제들을 매칭 하였다. 이러한 연산을 한번 반복하게 되면 문제의 크기는 1/4로 줄어들게 되고, 합리적인 해의 길이인 16 개 이하가 될 때까지 계층적으로 위의 연산을 반복하여 작은 문제들의 집합으로 분리하였다. 분리한 문제들은 최종적으로 유전알고리즘으로 탐색하여서 모든 입자들을 매칭 하였다.

7. 계층적 유전알고리즘 실험 및 평가

유출유의 입자를 매칭 하는 알고리즘을 구현한 선행연구가 존재하지 않기 때문에 랜덤으로 100,000 번의 매칭을 한 결과 중 가장 성능이 좋았던 결과와 주성분분석을 적용하지 않은 방법과 주성분분석을 적용한 본 논문의 방법을 2016년 4월 18일 14시부터 20시간 동안의 시계열 데이터와 비교를 하였다. Fig. 7은 매칭한 결과의 평균거리를 보여준다. 각각 주성분분석을 적용한 유전알고리즘, 주성분분석을 적용하지 않은 유전알고리즘, 무작위로 100,000 번의 매칭을 한 결과 중 가장 성능이 좋았던 결과를 그래프로 나타냈다. 모든 경우의 수에서 주성분분석을 적용한 유전알고리즘 모델이 성능이 가장 좋은 것을 확인 할 수 있다. 주성분분석을 적용한 유전알고리즘 모델의 경우 평균 오차 값은 0.0530 ˚ 으로 이를 해양 데이터의 모든 범위에 적용할 경우 해류, 풍속의 데이터 차이는 평균 3.2%로 유의미한 차이가 없는 것을 확인할 수 있다. 즉, 이를 이용해 이미지로 된 유출유의 확산 모습을 입력으로 받았을 경우, 입자를 추출하고 이를 통해 학습한 입자예측기를 이용해 좀 더 정확한 유출유의 확산을 예측할 수 있을 것이다.

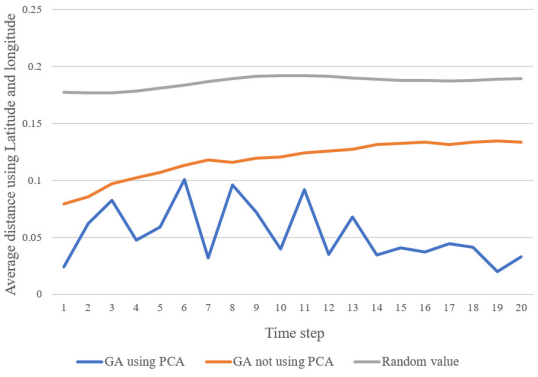

Fig. 7. Result of oil particle matching algorithm

8. 결론

본 논문에서는 유출유 가시화 알고리즘은 기존의 연구인 입자예측기를 활용해서 수많은 입자들을 예측하는 방식으로 유출유가 확산하는 모습을 가시화하였다. 파라미터와 함께 가시화할 경우에는 특정 파라미터의 영향력을 확인할 수 있었고, 폴리곤을 이용한 방법은 유출유의 움직임을 이해하는데 큰 도움이 되었다. 히트 맵을 이용한 가시화는 유출유의 밀도를 쉽게 이해할 수 있었다. 또한, 기존의 연구인 입자예측기의 한계인 데이터 부족과 움직임이 유출유와 다른 문제를 해결하기 위해 유출유 입자 매칭 알고리즘을 제안하였다. 유출유가 이미지로 들어왔을 경우, 이미지에서 입자를 추출하고 시계열 데이터에서 입자의 움직임을 주성분분석과 유전알고리즘을 이용해 추적하였다. 입자를 매칭한 결과의 데이터 오차는 평균 3.2%로 의미 있는 입자매칭으로 생각된다. 실제 유출유 이미지가 들어왔을 경우, 유출유 입자매칭 알고리즘을 이용해 입자를 매칭하고, 매칭한 데이터를 기계학습으로 입자예측기를 만들어 유출유를 가시화하여 확산을 예측해 초기대응을 하는데 큰 도움이 될 것으로 보인다.

향후 연구로는 실제 유출유 이미지 데이터를 이용하여, 유출유 이미지와 예측한 이미지를 비교하는 실험과 네트워크 플로우 등의 새로운 매칭 방법을 시도하여, 성능을 개선해볼 수 있을 것이다.

REFERENCES

[1] G. D. Kim, C. J. Lee & H. Kim. (2009). Prediction of the movement path of drifters using machine learning. *The Korean Society for Marine Environment and Energy Conference, 2017(4),* 102-102.

[2] C. J. Lee, G. D. Kim & Y. H. Kim. (2017). Performance comparison of machine learning based on neural networks and statistical methods for prediction of drifter movement. *Journal of the Korea Convergence Society, 8(10),* 45-52.
DOI : 10.15207/JKCS.2017.8.10.045

[3] C. J. Lee & Y. H. Kim. (2018). Ensemble design of machine learning technigues: experimental verification by prediction of drifter trajectory. *Asia-pacific Journal of Multimedia Services Convergent with Art, Humanities, and Sociology, 8(4),* 57-67.
DOI : 10.21742/AJMAHS.2018.03.24

[4] C. Cortes & V. Vapnik. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning, 20(3),* 273-297.
DOI : 10.1007/BF00994018

[5] V. Vapnik. (2000). *The nature of statistical learning theory*, Verlag : Springer.
DOI : 10.1007/978-1-4757-3264-1

[6] S. Wold, K. Esbensen & P. Geladi. (1987). Principal component analysis. *Chemometrics and intelligent laboratory systems, 2(1-3),* 37-52.
DOI : 10.1016/0169-7439(87)80084-9

[7] L. T. Jolliffe & J. Cadima. (2016). Principal component analysis: a review and recent developments. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 374(2065).*
DOI : 10.1098/rsta.2015.0202.

[8] J. H. Holland, (1992). Genetic algorithms. *Scientific american, 267(1),* 66-73.

[9] H. C. Lee, D. P. Yu, D. Y. Kim & Y. H. Kim. (2018). Visualization of Hourly Oil Spill Prediction in Yellow. *Proceedings of KIIS Spring Conference, 26(1),* 197-198.

[10] H. C. Lee. (2019). *Visualization of Hourly Oil Spill Prediction and Oil Spill Particle Matching Algorithm,* Master dissertation, KW University, Seoul.

[11] R. Story. (2013). "Foulim - Folium 0.10.0 documentation", Foulim [Online].
https://python-visualization.github.io/folium/

[12] P. R. Smith. (1981). Bilinear interpolation of digital images. *Ultramicroscopy, 6(2),* 201-204.
DOI : 10.1016/0304-3991(81)90061-9

[13] S. Anthony, L. Zhang & S. Granic. (2006). Methods to track single-molecule trajectories. *Langmuir, 20(12),* 5266-5272.
DOI : 10.1021/la060244i

[14] R. Metzler, J. H. Jeon, A. G. Cherstvy & E. Barkai. (2014). Anomalous diffusion models and their properties: non-stationarity, non-ergodicity, and ageing at the centenary of single particle tracking. *Physical Chemistry Chemical Physics. 16(44),* 24128-24164.
DOI : 10.1039/C4CP03465A

[15] E. Meijering, O. Dzyubachyk & I. Smal. (2012). Methods for cell and particle tracking. *Methods in enzymology, 504,* 183-200.
DOI : 10.1016/B978-0-12-391857-4.00009-4.

[16] D. Wirtz. (2009). Particle-Tracking microrheology of living cells: principles and applications. *Annual Review of Biophysics. 38(1),* 301-326.
DOI : 10.1146/annurev.biophys.050708.133724.

[17] A. J. Umbarkar & P. D. Sheth, (2015). Crossover operators in genetic algorithms: a review. *International Journal of Computer Applications journal on soft computing, 6(1),* 34-36.
DOI : 10.21917/ijsc.2015.0150

이 현 창(Hyeon-Chang Lee) [학생회원]

· 2018년 3월 : 광운대학교 컴퓨터소프트웨어학과(공학사)
· 2020년 2월 : 광운대학교 컴퓨터과학과 석사
· 관심분야 : 유전알고리즘, 최적화 알고리즘
· E-Mail : qzecwxad@naver.com

김 용 혁(Yong-Hyuk Kim) [정회원]

· 1999년 2월 : 서울대학교 전산과학 전공(이학사)
· 2001년 2월 : 서울대학교 컴퓨터공학부(공학석사)
· 2005년 2월 : 서울대학교 컴퓨터공학부(공학박사)
· 2005년 3월 ~ 2007년 2월 : 서울대학교 반도체공동연구소
· 2007년 3월 ~ 2012년 2월 : 광운대학교 컴퓨터소프트웨어학과 조교수
· 2012년 3월 ~ 현재 : 광운대학교 컴퓨터소프트웨어학과 부교수
· 2017년 3월 ~ 현재 : 광운대학교 소프트웨어학부 정교수
· 관심분야 : 최적화, 진화연산, 지식공학
· E-Mail : yhdfly@kw.ac.kr