ISSN : 1226-7244 (Print)
ISSN : 2288-243X (Online)
논문번호 20-04-40
256

j.inst.Korean.electr.electron.eng.Vol.24,No.4,1176~1179,December 2020
http://dx.doi.org/10.7471/ikeee.2020.24.4.1176

가속도 예측 기반 새로운 선박 이동 경로 예측 방법

A New Vessel Path Prediction Method Based on Anticipation of Acceleration of Vessel

김 종 희*, 정 찬 호**★, 강 도 근***, 이 창 진****

Jonghee Kim*, Chanho Jung**★, Dokeun Kang***, Chang Jin Lee****

Abstract

Vessel path prediction methods generally predict the latitude and longitude of a future location directly. However, in the case of direct prediction, errors could be large since the possible output range is too broad. In addition, error accumulation could occur since recurrent neural networks-based methods employ previous predicted data to forecast future data. In this paper, we propose a vessel path prediction method that does not directly predict the longitude and latitude. Instead, the proposed method predicts the acceleration of the vessel. Then the acceleration is employed to generate the velocity and direction, and the values decide the longitude and latitude of the future location. In the experiment, we show that the proposed method makes smaller errors than the direct prediction method, while both methods employ the same model.

요 약

선박의 이동 경로를 예측하는 기존의 방법들은 일반적으로 위도와 경도를 직접 예측한다. 하지만, 위도와 경도를 직접 예측할 경우, 예측 모델이 출력 가능한 범위가 상당히 넓어서 예측 오차가 매우 크게 발생할 수 있다. 또한, 순환 신경망 모델 기반의 예측에서는 이전 예측 위치도 다음 위치를 예측하기 위해 사용되기 때문에 오차가 누적되는 현상도 쉽게 발생할 수 있다. 이에 따라, 제안하는 방법에서는 위도와 경도를 직접 예측하지 않고, 선박의 가속도를 예측하여, 향후 속도와 방향을 결정하고, 그 결과로 위도와 경도가 예측되는 방법을 제안한다. 실험 결과에서는 같은 순환 신경망 모델을 사용했을 때, 제안하는 방법이 기존의 직접적으로 위도와 경도를 예측하는 방법에 비해 더 적은 오차를 발생시킴을 보인다.

Key words : Vessel path prediction, Ship trajectory prediction, Long short-term memory network (LSTM), recurrent neural network (RNN), Acceleration prediction

* School of Electrical Engineering, Korea Advanced Institute of Science and Technology, Korea. Ph.D student.
** Dept. of Electrical Engineering, Hanbat National University, Korea. Associate Professor.
*** The 3rd R&D Institute - 4th Directorate, Agency for Defense Development, Korea. Principal Researcher.
**** The 5th R&D Insitute - 1st Directorate, Agency for Defense Development, Korea. Senior Engineer.
★ Corresponding author
E-mail : peterjung@hanbat.ac.kr, Tel : +82-42-821-1095
※ Acknowledgment
This research was supported by the research fund of Hanbat National University in 2020.
Manuscript received Nov. 10, 2020; revised Dec. 10, 2020; accepted Dec. 14, 2020.
This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Ⅰ. 서론

해상에서 선박의 충돌이나 특정 위치에 도달할 가능성을 예측하기 위하여, 선박의 이동 경로를 예측할 필요가 있다. 하지만, 해상에서는 도로와 같은 지정된 경로가 없으므로 특정 방향으로의 이동을 가정할 수 없다. 이에 따라 일반적으로 선박의 이동 경로를 예측하는 방법들 [1-5]은 선박의 위치를 위도와 경도로 예측하게 된다. 하지만, 위도와 경도를 직접 예측할 경우, 예측의 범위가 너무 넓기 때문에 그 오차가 매우 크게 발생할 수 있다. 또한, 순환 신경망 모델을 기반으로 예측할 경우, 이전 예측 위치가 다음 위치를 예측하기 위해 사용되기 때문에 오차가 누적되는 현상도 쉽게 발생할 수 있다.

이를 고려하여 우리의 최근 이전 연구 [6]에서는

선박의 위치를 직접 예측하지 않고, 위도, 경도의 차이를 예측하여, 더욱 정확하게 예측할 수 있도록 하였다. 예를 들어, 위도, 경도는 각각 -90°~90°, -180°~180°의 범위를 가지므로, 예측이 잘못될 경우, 1°당 약 100km의 거리를 나타내는 것을 고려하면 매우 큰 오차가 발생할 수 있다. 이에 비해, 속도(위도, 경도의 차이)는 기존 데이터들을 통해 발생할 수 있는 범위를 제한함으로써 오차의 크기를 제한할 수 있다. [7]에 따르면, 속도의 정상 범위는 평균적으로 14.47노트 이하로 사실상 제한할 수 없는 위도, 경도에 비하면 훨씬 적은 범위로 오차를 제한할 수 있다.

본 논문에서는 오차의 범위를 더 줄일 수 있도록 가속도를 예측하는 모델을 제안하고, 예측된 가속도에 따라 속도, 그리고, 위도, 경도가 결정되도록 하는 방법을 제안한다. 실험 결과를 통해 제안하는 방법이 기존의 예측 방식과 비교해 더 정확한 결과를 나타냄을 보인다.

II. 제안하는 방법

본 논문에서는 선박 이동 경로 예측을 위하여 [6]에서 제안된 이차원 장단기 메모리(Two-dimensional Long short-term memory) [8]를 사용하는 방법을 기반으로 한다. 제안하는 모델은 그림 1과 같이 3층의 장단기 메모리로 이루어져 있고, 첫 번째 장단기 메모리는 위도, 경도 및 각 방향으로의 속도를 나타내는 입력 I_t를 받아 8개의 은닉 노드를 생성하고, 두 번째 장단기 메모리는 8개의 은닉 노드로부터 다른 8개의 은닉 노드를 생성한다. 세 번째 장단기 메모리에서는 8개의 은닉 노드로부터 위도 경도 각 방향으로의 가속도를 예측하여 출력 O_t를 생성한다.

$$I_t = (x_t, y_t, v_t^x, v_t^y), \tag{1}$$

$$O_t = (a^x, a^y). \tag{2}$$

여기서, x_t, y_t는 각각 시간 t에서의 위도와 경도를 나타내고, v_t^x, v_t^y는 각각 시간 t에서의 위도, 경도 방향의 속도를 나타낸다. 그리고, a^x, a^y는 각각 위도, 경도 방향으로의 가속도를 나타낸다.

예측된 가속도 a^x, a^y로부터 속도v_{t+s}^x, v_{t+s}^y를 예측하기 위해 (3), (4)와 같이, 이전 속도에 예측된 가속도와 미리 정해진 예측 간격 s를 곱한 후 합한다.

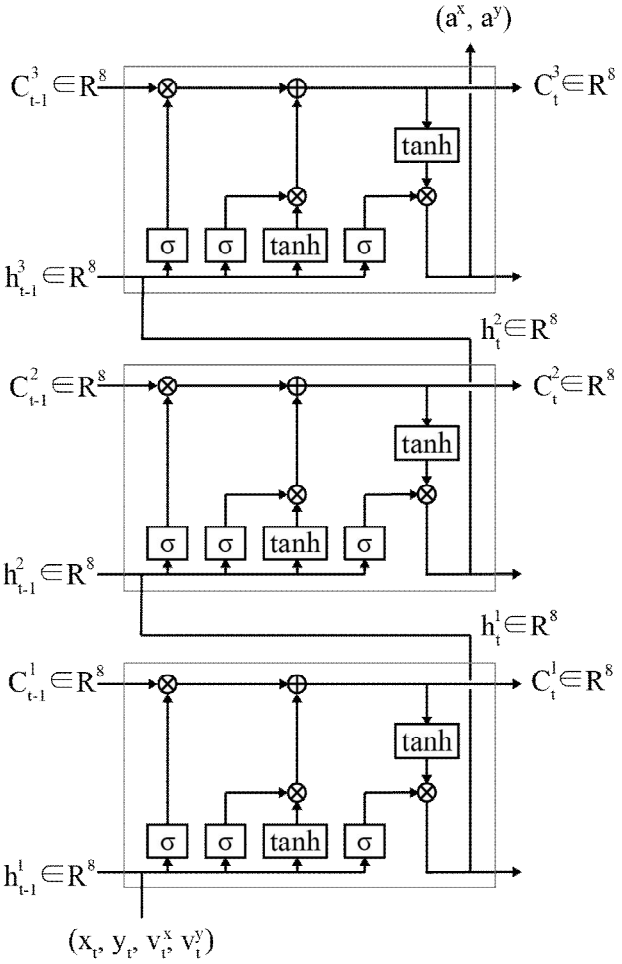

Fig. 1. Architecture of the proposed method.
그림 1. 제안하는 방법의 모델

$$v_{t+s}^x = v_t^x + a^x \cdot s. \tag{3}$$

$$v_{t+s}^y = v_t^y + a^y \cdot s. \tag{4}$$

마찬가지로, 위도와 경도를 예측하기 위해서는 (5), (6)과 같이 이전 위도, 경도, 속도와 예측한 가속도를 이용하여 새로운 위도, 경도를 예측한다.

$$x_{t+s} = x_t + v_t^x \cdot s + \frac{1}{2} a^x \cdot s^2. \tag{5}$$

$$y_{t+s} = y_t + v_t^y \cdot s + \frac{1}{2} a^y \cdot s^2. \tag{6}$$

제안하는 방법을 학습하기 위한 목적 함수는 (7)과 같다.

$$L = \sum_{i=3}^{N} | \hat{O}_{t+i \cdot s} - O_{t+i \cdot s} |_2^2. \tag{7}$$

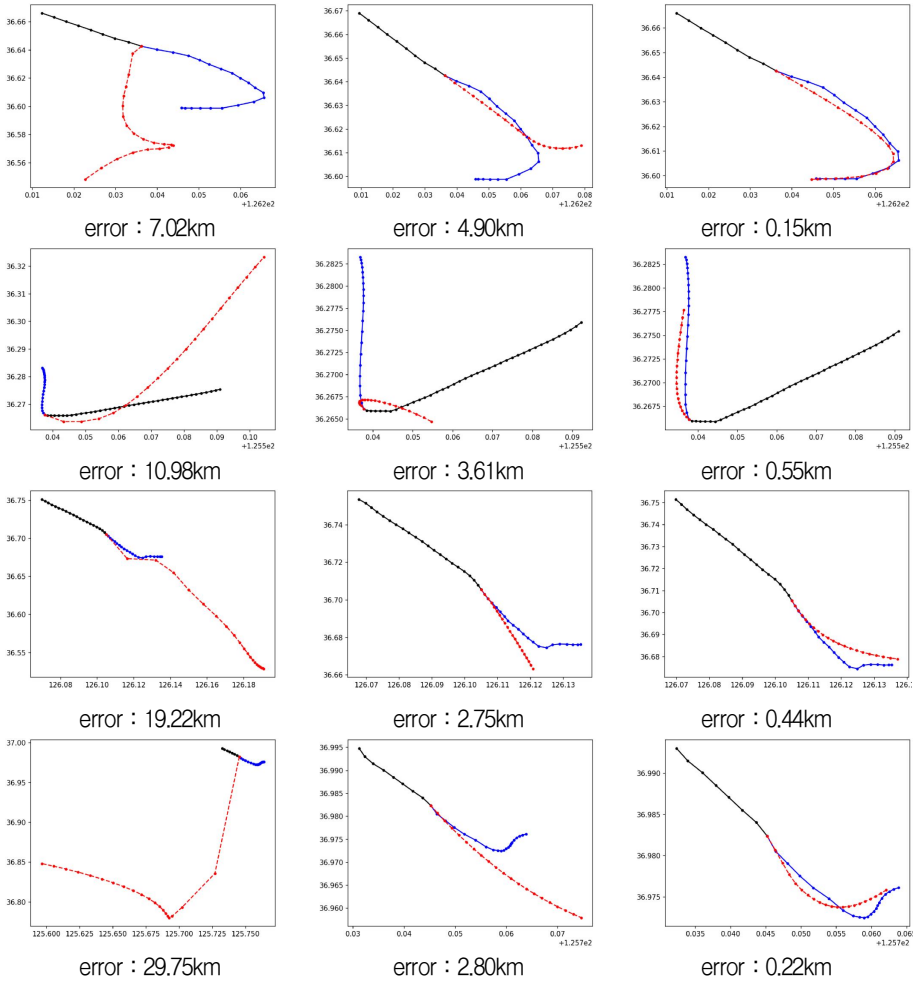

Fig. 2. Prediciton results. Corresponding errors are presented in the below each result. (Left: LSTM-Baseline [8], Middle: [6], Right: Proposed method, Black: Previous path, Blue: Ground truth, Red: Predicted path). Note that each row has the same past path.

그림 2. 예측 결과. 각각의 오차는 각 결과의 아래에 표시. (왼쪽 : LSTM 기반 방법 [8], 중간 : [6], 오른쪽: 제안하는 방법, 검정 : 이전 경로, 파랑 : 실제 경로, 빨강: 예측된 경로) 각 행은 동일한 과거 경로에 대한 3가지 방법의 실험결과를 나타낸다.

여기서, $O_{t+i}._s$는 실제, 위도, 경도, 속도로부터 계산한 가속도, $\hat{O}_{t+i}._s$는 제안하는 방법으로 예측한 가속도이다. 학습은 두 가속도의 차이를 최소화하는 방향으로 이루어진다. 가속도를 계산하기 위해서 최소한 3지점의 위도, 경도가 있어야 하므로, 목적 함수는 3번째 위치부터 경로의 마지막 지점까지 계산한다.

학습 단계에서 선박별로 주어진 데이터를 모두 한 번씩 학습에 사용하였을 때를 1 epoch로 정의하며, 총 100 epoch 동안 학습을 진행한다. 이 때, 초기 학습률 (learning rate)은 0.1이고, 학습의 안정화를 위해 50 epoch와 75 epoch에서 학습률을 10씩 나누어 준다.

III. 실험 결과

제안하는 방법의 학습과 평가를 위해서 21개의 선박으로부터 수집된 이동 경로 데이터를 이용하였다. 이 중에서 90%는 모델을 학습하기 위해 사용하였고, 나머지 10%는 학습된 모델을 평가하기 위해 사용하였다. 평가는 이전 1시간 경로를 이용하여 향후 20분의 경로를 예측하는 방식으로 진행되었다.

제안하는 방법과 두 가지 방법을 비교하였다. 첫 번째는 같은 3층의 장단기 메모리 모델 [8]에서 위도, 경도를 직접 예측하는 방법으로 LSTM-Baseline이라고 한다. 두 번째는 [6]에서 제안된 방법으로 같은 3층의 장단기 메모리 모델에서 위도, 경도의 차이인 속도를 예측하는 방법이다.

각 방법의 예측에 대한 평균 오차는 표 1과 같다. 바로 위도와 경도를 예측하는 직접 예측 방식의 평균 오차는 32.11km로 매우 큰 것을 알 수 있고, 위도, 경도의 차이를 구하는 [6]의 방법의 평균 오차는 2.59km, 제안하는 가속도를 예측하여 속도와 위도 경도를 구하는 방법의 평균 오차는 2.24km로 제안하는 방법이 가장 좋은 성능을 나타내는 것을 확인할 수 있다. 그림 2에서는 정성적인 평가를 위하여 실제 경로에 대해 예측한 결과를 나타내었다. 그림에서 검은 실선은 예측을 위해 주어진 과거 경로이고, 파란 실선은 실제 정답 경로, 빨간 점선은 각 방법이 예측한 경로이다. 전체적으로 LSTM-Baseline의 경우, 상당히 큰 오차를 발생시키며, 실제 경로와 상당히 다른 것을 확인할 수 있다. [6]의 경우, 위도, 경도의 차이만을 예측하기 때문에 위도, 경도를 직접 예측하는 LSTM-Baseline에 비해 훨씬 적은 차이를 보이는 것을 확인할 수 있다. 하지만, 여전히 실제 경로와 차이를 보이고 있음을 알 수 있다. 이에 반해, 제안하는 방법은 가속도만을 예측하여, 더 적은 오차를 보임을 확인할 수 있으며, 전체적으로 실제 경로와 유사한 형태의 예측을 보였다. 세 방법이 모두 같은 모델을 사용한 것을 고려하면, 가속도를 예측을 기반으로 하는 방법이 가장 우수함을 확인할 수 있다.

Table 1. Qualtative comparison.
표 1. 정량적 평가 결과

Method	Prediction error (km)
LSTM-Baseline [8]	32.11
Patch prediciton by velocity prediction [6]	2.59
Patch prediciton by acceleration prediction (Proposed method)	2.24

Ⅳ. 결론

본 논문에서는 선박의 이동 경로 예측을 위하여, 위도와 경도를 직접 예측하지 않고, 가속도를 예측하여 그에 따른 속도와 위도 경도를 예측하는 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 가속도 예측을 통해 오차의 범위를 제한함으로써 더 높은 예측 정확도를 달성할 수 있음을 확인하였다.

References

[1] D-D. Nguyen, C. L. Van, and M. I. Ali, “Vessel trajectory prediction using sequence-to-sequence models over spatial grid,” in *Proc. of the 12th ACM International Conference on Distributed and Event-based Systems*, pp.258-261, 2018. DOI: 10.1145/3210284.3219775

[2] M. Gao, G. Shi, and S. Li, “Online prediction of ship behavior with automatic identification system sensor data using bidirectional long short-term memory recurrent neural network,” *Sensors*, vol.18, no.12, pp. 4211-4226, 2018.
DOI: 10.3390/s18124211

[3] X. Zhou, Z. Liu, F. Wang, Y. Xie, and X. Zhang, “Using Deep Learning to Forecast Maritime Vessel Flows,” *Sensors*, vol.20, no.6, pp.1761-1777, 2020. DOI: 10.3390/s20061761

[4] Z. Yuan, J. Liu, Y. Liu, and Z. Li, “A novel approach for vessel trajectory reconstruction using AIS data,” *in Proc. of the 29th International Ocean and Polar Engineering Conference*, pp. 4554-4559, 2019.

[5] P. Dijt and P. Mettes, “Trajectory Prediction Network for Future Anticipation of Ships,” *in Proc. of the 2020 International Conference on Multimedia Retrieval*, pp.73-81, 2020.
DOI: 10.1145/3372278.3390676

[6] Jonghee Kim, Chanho Jung, Dokeun Kang, and Chang Jin Lee, “A New Vessel Path Prediction Method using Long Short-term Memory,” The Transactions of The Korean Institute of Electrical Engineers, vol.69, no.7, pp.1131-1134, 2020.
DOI: 10.1080/20464177.2019.1665258

[7] Jonghee Kim, Chanho Jung, Dokeun Kang, and Chang Jin Lee, “A Noise Reduction Method for Vessel Path Prediction,” *Korea Computer Congress,* 2020. DOI: 10.3390/s20185133

[8] A. Graves, S. Fernández, and J. Schmidhuber. “Multi-dimensional recurrent neural networks,” *International conference on artificial neural networks*, pp.549-558, 2007.
DOI: 10.1007/978-3-540-74690-4_56