

단일 TLE 데이터를 활용한 딥러닝 기반 장기 위성 궤도 오차 보정 모델 설계

박지홍, 이종태*, 김태윤*, 김재현**

한서대학교 항공전자공학과, *아주대학교 AI 융합네트워크학과, **아주대학교 전자공학과
wlghd1215@gmail.com, {jtleee830, xodbsxogjs, jkim}@ajou.ac.kr

Deep Learning-Based Long-Term Satellite Orbit Error Correction Model using a Single Two-Line Element Data

Jihong Park, Jongtae Lee*, Tae-Yoon Kim*, Jae-Hyun Kim**

Dept. of Avionics Engineering, Hanseo University

*Dept. of Artificial Intelligence Convergence Network, Ajou University,

**Dept. of Electrical and Computer Engineering, Ajou University

요약

본 논문은 단일 TLE 기반 장기 위성 궤도 예측 오차 보정 딥러닝 모델을 제안한다. 차세대 중형위성 CAS500-1호의 2023년 5월 17일부터 28일까지 1분 간격의 실제 좌표와 단일 TLE 기반 SGP4 알고리즘의 예측 좌표를 사용하여 딥러닝 기반 장기 위성 궤도 오차 보정 지도학습 모델을 설계한다. 제안하는 딥러닝 기반 오차 보정 모델의 성능 분석 결과 기존 SGP4 알고리즘 대비 장기 위성 위치 오차가 99.19% 감소하였음을 확인하였다.

I. 서론

저궤도 군집 위성망에서 높은 수신 신호 강도를 가지는 통신 링크를 유지하기 위해서는 정확한 위성 궤도 예측이 필요하다 [1]. 현재 위성 궤도 예측은 미국의 North American Aerospace Defense Command (NORAD)에서 제공하는 two-line element (TLE)를 simplified general perturbations 4 (SGP4) 알고리즘으로 궤도 전파하여 수행한다. TLE의 지속적인 업데이트가 가능한 경우, SGP4 알고리즘의 단기 위성 궤도 예측 오차는 미미하다. 만일, TLE의 지속적 업데이트가 불가능하거나 자체 GPS 시스템이 내장되지 않은 초소형 위성의 경우 단일 TLE 기반 SGP4 장기 위성 궤도 예측이 필수적이다. 그러나 태양풍, 대기밀도, Bstar, 지구중력 등 다양한 불규칙적 요소들로 인해 단일 TLE 기반 SGP4 장기 위성 궤도 예측은 한계점이 존재한다 [2] [3]. 따라서, 본 논문에서는 단일 TLE 기반 SGP4 장기 위성 궤도 예측의 한계를 극복하고 불규칙적 환경 요인들에 의해 발생하는 위성의 장기적인 오차를 정확하게 보정 하기 위해 단일 TLE를 활용한 딥러닝 기반 장기 위성 궤도 오차 보정 모델을 제안한다.

II. 본론

1. 단일 TLE 기반 SGP4 장기 위성 궤도 오차 분석

본 논문에서는 고도 500 km에서 운용되는 차세대 중형위성 CAS500-1호의 2023년 5월 14일부터 28일까지 1분 간격 인공위성 실제 좌표 21,600개와 NORAD에서 제공한 위성의 단일 TLE 기반 SGP4 장기 위성 궤도 예측 (이하 '기존 알고리즘'이라 한다) 좌표 간의 오차를 분석한다. 실제 좌표는 위성에 내장된 GPS를 통해 측정된 3차원 Earth-centered, Earth-fixed (ECEF) 좌표와 속도로 구성된다. 예측 좌표는 기존 알고리즘을 통해 도출하며, 실제 좌표와 동일한 요소로 구성된다. 장기 위성 궤도 오차 분석을 위해 위성의 5월 28일 23시 59분 0초 실제 좌표와 5월 14일 10시 16분 33초에 생성된 TLE를 기반으로 기존 알고리즘을 통해 28일 23시 59분 0초의 좌표를 예측하여 비교하였다. MATLAB satellite

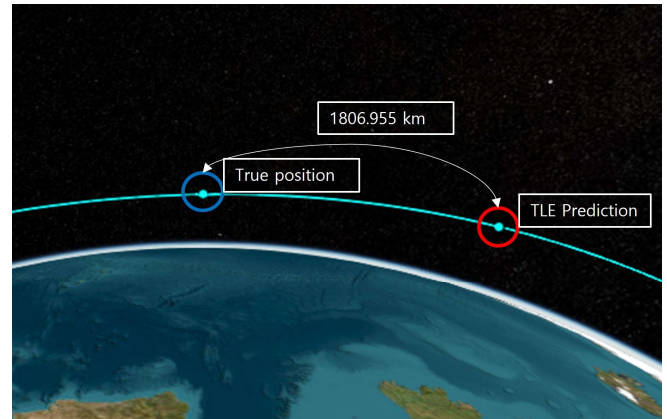


그림 1 단일 TLE를 통한 위성 장기 궤도 예측의 한계

communications toolbox를 활용하여 분석한 결과, 그림 1과 같이 파란색으로 표시된 실제 좌표와 빨간색으로 표시된 예측 좌표 간의 오차는 약 1,806 km 존재하였다. 이는 실제 위성 속도와 예측 위성 속도 차이가 시간이 지남에 따라 누적되어 발생한 것으로 분석되며, 결과적으로 기존 알고리즘을 통한 장기적 예측에는 한계가 존재한다고 판단하였다.

2. 제안하는 위성 궤도 오차 보정 딥러닝 모델

불규칙적으로 변하는 우주 환경 요소들로 인해 실제 위성 속도와 기존 알고리즘으로 예측한 위성 속도 간의 장기적인 오차가 누적되어 발생하는 것을 확인하였다. 본 논문에서는 이러한 오차를 더욱 정확하게 보정하고, 위성 궤도 예측의 신뢰성을 개선하기 위해 단일 TLE 기반 SGP4 장기 위성 궤도 오차 보정 딥러닝 모델을 제안한다.

1) 데이터 셋 구성

본 논문에서는 5월 14일 10시 16분 33초 TLE를 기준으로, 정확도가 높

은 14~16일 데이터를 제외한 17~28일 17,280개의 입력 데이터 셋을 사용한다. 입력 데이터는 $tle_x, tle_y, tle_z, tle_{vx}, tle_{vy}, tle_{vz}, tdur$ (time duration), 총 7개 요소로 구성된다. tle_x, tle_y, tle_z 는 각각 기존 알고리즘을 통해 예측한 위성의 x, y, z 좌표를 의미하며, $tle_{vx}, tle_{vy}, tle_{vz}$ 는 각 x, y, z축에 대한 예측 속도를 의미한다. $tdur$ 은 궤도 예측에 사용된 TLE의 생성 시간과 특정 예측 좌표의 시간 차이를 초 단위로 나타낸 값이다. 이는 좌표를 예측할 때의 시간이 TLE가 생성된 시간으로부터 얼마나 지났는지를 의미하는 요소로, 시간적 특성을 딥러닝 모델에 반영할 수 있도록 한다. 지도학습을 수행하기 위해 실제 위성의 x, y, z축 좌표인 gps_x, gps_y, gps_z 를 해당 시간의 예측 좌표 및 속도 값과 대응하여 사용한다. 7개의 입력 파라미터들이 서로 다른 범위를 가지므로 모든 특성이 학습에 공평하게 작용할 수 있도록 수식 1과 같은 Min-Max scaler 정규화를 수행한다.

$$x_{scaled} = \frac{x_a - \min(x_a)}{\max(x_a) - \min(x_a)} \quad (a = 1, 2, \dots, 7), \quad (1)$$

a 는 입력 데이터 7개의 요소 순서대로 의미하고, $\min(x_a)$ 과 $\max(x_a)$ 는 각 데이터 요소의 최솟값과 최댓값을 의미한다. 이 과정을 통해 모든 입력 데이터는 0과 1 사이의 값으로 정규화된다. 총 17,280개의 데이터 셋은 훈련과 평가를 위해 8:2 비율로 나눠 사용하며, 의미 있는 훈련을 위해 데이터를 무작위로 섞은 후 진행한다.

2) 제안하는 딥러닝 모델

학습을 위한 딥러닝 모델은 Google사에서 개발한 딥러닝 라이브러리인 Tensorflow 기반의 deep neural network (DNN) 모델을 사용한다. 제안하는 DNN 모델은 7개의 입력 특성을 가진 회귀 모델로 4개의 은닉층으로 구성되며, 각 은닉층은 순서대로 512, 256, 512, 256개의 노드로 구성된다. 출력층은 모델을 통해 보정된 위성의 x, y, z 좌표인 $pred_x, pred_y, pred_z$ 를 출력하도록 구성한다. 활성화 함수는 rectified linear unit (ReLU)를 사용하고 optimizer는 adaptive moment estimation (Adam) 함수를 사용하며, learning rate는 0.00001로 설정하여 가중치를 최적화한다. 배치 크기는 64, 학습의 epoch는 10,000으로 설정한다. Callback 함수를 활용하여 모든 epoch 동안 학습데이터에 대한 손실을 모니터링하고 가장 낮은 손실 값을 가진 epoch에서의 모델 가중치를 저장한다.

III. 성능 분석

제안하는 딥러닝 모델의 성능 분석을 위해 5월 14일 10시 16분 33초 TLE를 기반으로 기존 알고리즘으로 예측한 17~28일 좌표와 실제 좌표 간의 거리 오차, 앞서 언급한 가장 낮은 손실 값을 가진 최적의 모델 가중치를 기반으로 보정된 17~28일 좌표와 실제 좌표 간의 거리 오차, 두 결과를 비교한다. 거리 오차는 수식 2와 같이 예측 좌표와 실제 좌표의 3차원 거리 차이로 계산한다.

$$err_{dist} = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2}, \quad (2)$$

x_1, y_1, z_1 은 위성의 예측 좌표 및 보정 좌표를, x_2, y_2, z_2 는 위성의 실제 좌표를 의미한다.

그림 2는 시간에 따른 기존 알고리즘을 통한 예측 좌표 거리 오차와 제안하는 딥러닝 모델 기반 보정 좌표의 거리 오차를 비교한 것이다. 기존 알고리즘의 오차는 5월 17일에 최소 78 km에서 5월 28일에 최대 1,806 km

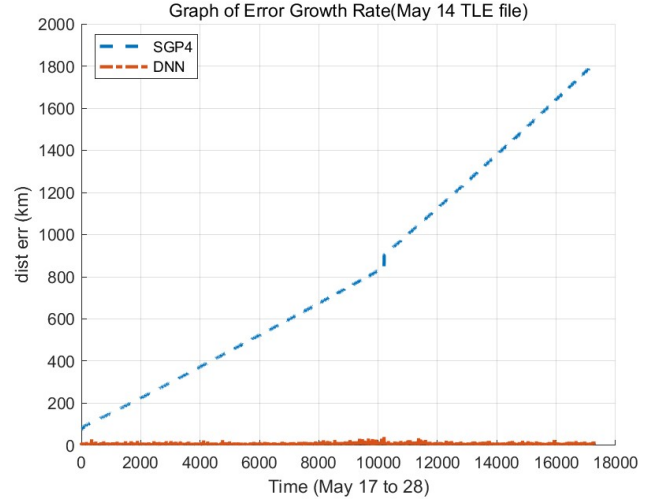


그림 2. 5월 17일에서 5월 28일의 장기 궤도 거리 오차 성능 결과

까지 지속해서 증가한다. 반면, 제안하는 모델의 경우 5월 28일에 3.6 km로 장기적인 오차를 감소시켰다. 또한, 기존 알고리즘을 통한 예측의 경우 평균 오차가 822.9 km인 반면, 제안하는 딥러닝 기반 보정 좌표의 경우 6.66 km로 약 99.19%의 성능 개선이 이루어졌다.

IV. 결론

본 논문에서는 DNN을 이용하여 단일 TLE 기반 장기 위성 궤도 오차를 보정하는 모델을 제안하였다. 학습을 위해 기존 알고리즘을 통해 도출한 예측 좌표와 실제 위성 좌표를 이용하였으며, 장기적 시간 특성을 고려하기 위해 time duration을 입력 데이터에 추가하였다. 학습 결과 기존 알고리즘을 통한 예측 방법은 2주 동안 위성의 위치 최대 오차 1,806 km, 평균 오차 822 km인 것에 비해 제안하는 딥러닝 기반 장기 위성 궤도 오차 보정 모델의 경우 최대 오차 39.98 km, 평균 거리 오차 6.66 km로 평균 오차를 99.19% 감소시켰다. 향후 본 연구 결과를 바탕으로 여러 개의 단일 TLE 궤도 예측 딥러닝 모델을 결합하는 앙상블 학습 방법을 적용하여 다양한 위성 궤도 조건과 환경에 대한 예측 정확도를 높이는 연구를 진행할 계획이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원(No. 2021R1A4A103077513)과 2024년 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2022-0-00704, 초고속 이동체 지원을 위한 3D-NET 핵심 기술 개발)

참고 문헌

- [1] R Lazzaro, and C. Bettanini, "Evaluation of satellite's point ahead angle derived from TLE for laser communication," in *Proc Aerotecnica Missili & Spazio*, vol. 101, pp. 7-15, Feb. 2022.
- [2] 조동현, 한상혁, 김해동, "과거 TLE정보를 활용한 SGP4 궤도전과기 보상기법." *한국 항공우주학회 학술발표회 초록집*, pp. 624-629, Nov. 2014.
- [3] R. Abay, S. Balage, M. Brown, and R. Boyce, "Two-line element estimation using machine learning," in *Proc J. Astronaut. Sci.* vol. 68, pp. 273 - 299. Feb. 2021.