

태양풍 변화에 따른 지구 자기장 교란 예측 및 분석

곽인희[○], 박지희, 홍창길

한동대학교 전산전자공학부

{21800025, 21800321, charmgil}@handong.edu

Analysis of the Relation Between Solar Wind and the Disturbance of the Geomagnetic Field

Inhee Kwak[○], Jihee Park, Charmgil Hong

School of Computer Science and Electrical Engineering, Handong Global University

요 약

태양풍 변화에 따른 지구 자기장의 교란은 전기, 통신, 교통 등 사회 기반을 이루는 시설에 치명적인 영향을 주어 우리 사회 잠재적 위협 요인으로 대두되고 있다. 본 연구에서는 지자기 교란 상황을 촉발할 수 있는 대표적인 요인인 태양풍 관측 데이터를 살펴보고, 머신 러닝 기법을 사용하여 태양풍 변화와 지자기 교란 간의 관계를 이해해보고자 한다.

1. 서론

우주 공간에서의 전파 에너지 변화로 인하여 지구 대기권 내 통신/전자 시스템에 가해진 장애나 피해를 가리켜 우주 전파 재난이라 한다¹. 우주전파재난은 그 발생 범위가 오늘날 산업/사회/군사시설의 근간인 전기, 통신, 교통 등의 영역을 포괄하며, 재난 발생 시 전례 없는 통제 불능 상황을 야기할 수 있기 때문에 재난 및 연관 요인의 예·관측에 대한 중요성이 새롭게 대두되고 있다.

태양풍(solar wind)은 전파 재난을 촉발하는 대표적 외부 요인이다. 태양으로부터 불규칙적으로 방출된 다량의 고 에너지 입자가 지구 대기권으로 유입되었을 때, 이들 입자가 지닌 전기적 특성으로 인하여, 영향권 내의 각종 시설물에 치명적인 장애가 발생할 수 있다. 태양풍은 코로나 질량 방출(coronal mass ejection), 플레어(flare) 등 태양 표면에서 일어나는 움직임에 의해 발생된다. 특히, 태양 표면에서 상대적으로 에너지 준위가 낮은 지역을 가리켜 코로나 홀(coronal hole)이라 하는데, 이러한 코로나홀에서는 자기장이 열려있어, 태양 표면의 다른 지역에 비해 에너지 방출이 더 활발하게 이루어진다. 이는 지구에 도달하는 태양풍의 속도와 밀도에도 큰 변화를 가져오게 되는데, 지구 자기장과 충돌하여 지구 본래의 자기장을 교란시키는 등의 방법으로 작용하게 된다.

재난 발생 시 그 피해의 범위와 정도가 위중하기에, 국내에서는 국립전파연구원을 중심으로 태양 활동이 지구에 미치는 영향이 연구되고 있다. 일찍이 태양 폭발로 인한 지상 자력계 변화 분석을 통해 태양 활동과 지구 자기장 간 상관성에 대한 연구가 진행되었으며[1], 태양풍과 코로나 홀의 관측 결과를 분석하여 지구 자기장과 상관관계 연구 및 예측 모델 개발도 진행되었다[2]. 이같은 데이터 기반 선행연구는 머신 러닝 기법을 활용한 예측 연구의 근간이 되어, 이후 장기간 누적된 데이터를 단층 신경망(neural network)에 적용하여, 태양 표면 활동의 관측 결과와 태양풍이 지구에 유입되는 관계를 인공 신경망으로 학습하고, 이를 향후 태양풍 입자 유입 예측에 활용하고자 하는 연구가 수행되었다[3].

본 연구의 목적은 이러한 선행연구를 확장하여, 태양풍의 변화에 따라 지구 자기장에 일어나는 변화를 분석 및 예측해 보는데 있다. 데이터는 ACE(Advanced Composition Explorer) 위성²으로부터 수신된 태양풍 관측 결과와, 미국 해양대기청 산하 8 개의 지구 자기장 관측소에서 관측한 자기장의 변동 정도를 통합(평균)한 지자기 교란 지수(Kp 지수)를 포함한다.

2. 연구 방법

2.1. 데이터 및 전처리

연구에 사용된 데이터는 우주전파센터에서 수합 및 제공한 1999 년 1 월부터 2013 년 12 월 사이 태양활동 및 태양풍 측정

이 논문은 과학기술정보통신부의 소프트웨어중심대학 지원사업(2017-0-00130)의 지원을 받아 수행하였음.

¹ 전파법 제 51 조 (우주전파재난관리 기본계획의 수립·시행).

² 지구로부터 태양 방향으로 150 만 km 지점에 위치한 관측 위성으로, 태양풍이 지상에 도달하기 최대 1 시간 이전에 태양풍을 감지 및 측정할 수 있다.

데이터로, 해당 기간 ACE 위성으로부터 수신된 데이터와 동기간 측정된 Kp 지수를 포함한다. ACE 위성은 태양과 지구 사이, 두 천체가 중력적으로 평형을 이루는 지점에서, 태양으로부터 지구를 향하는 전파를 상시 관측하며, 밀도(Np), 온도(Tp), 속도(Vp), 태양풍 자기장(B_gsm_x, B_gsm_y, B_gsm_z, Bt) 등으로 구성된 측정 결과를 실시간으로 송신한다(표 1). 본 연구에서는 분 단위로 기록된 관측 결과를 사용하였다(총 7,424,054 분 분량의 관측 기록). 지자기 교란 정도를 나타내는 Kp 지수는 매 3 시간마다 산출되며, 0-9의 범위에서 이산적(discrete)으로 분포한다(그림 1).

그림 1. 측정된 Kp 지수의 분포 (히스토그램)

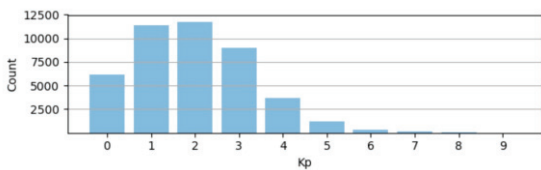


표 1. ACE 위성 측정 태양풍 관측 데이터 형식 (총 관측 기록 수: 7,424,054)

변수	설명	결측 횟수
Datetime	기록 날짜 (매 분마다 기록)	0
Np	밀도 (cm ⁻³)	2,432,891
TP	온도 (K)	455,726
Vp	속도 (km/s)	1,616,058
B_gsm_x	GSM 좌표계 x 성분 (nT)	3,962
B_gsm_y	GSM 좌표계 y 성분 (nT)	3,962
B_gsm_z	GSM 좌표계 z 성분 (nT)	3,962
Bt	자기장의 크기 (nT)	3,962

* GSM (Geocentric Solar Magnetospheric): 자기장을 나타내는 좌표계 (단위: nano Tesla (nT))

연구에 사용된 위성 데이터와 Kp 지수 간 기록 간격이 상이한 점을 극복하기 위하여 다음의 전처리과정을 거친다: 분 단위로 기록되어 있는 ACE 위성 데이터에 대하여 3 시간 간격으로 최소값, 최대값, 중간 값, 평균, 표준편차를 산출하여 데이터를 특징 벡터화한다. 이때 결측값은 제외하고 각 통계치를 계산한다. 만약, 3 시간 동안 위성으로부터 수신된 데이터가 없어서, Kp 지수에 대응되는 관측 값이 모두 결측 되었을 경우에는, 가장 최근 계산된 통계치를 사용하여 결측 값을 대체(impute)한다.

2.2. 데이터 모델링

본 연구에서는 회귀(regression) 기법을 사용하여 태양풍이 지자기 교란에 미치는 영향을 분석하고자 한다. 즉, 위성이 관측한 태양풍의 속성을 3 시간마다 요약한 특징 벡터를 입력 받아,

동시간의 Kp 지수를 예측하는 회귀 모델을 데이터로부터 학습하고, 학습된 모델을 분석하여 지자기 교란 지수 예측 가능성을 살펴봄, 예측에 중요한 영향을 미치는 요인을 살펴보고자 한다. 이를 위하여 다음의 예측 모델들을 데이터에 적용한다:

- Linear regression (LR): 한 개 이상의 입력 변수로부터 예측하고자 하는 한 개의 출력 변수 간 선형 상관관계를 학습하는 모델
- Multi-layer perceptron (MLP): 단층의 은닉 계층을 갖는 피드포워드 인공 신경망(feed-forward neural network) 모델
- Gradient boosting regressor (GB): Boosting 기법을 적용한 ensemble 모델로, 의사 결정 트리(decision trees)를 기반 예측 모델로 사용

위 모델들을 사용하여 예측한 Kp 지수를 실제 측정된 데이터와 비교하여 모델의 성능을 평가한다. 모델의 오차 측정에는 RMSE(root mean squared error)와 WRMSE(weighted RMSE)가 기준으로 사용된다:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Kp}_i - Kp_i)^2}{n}} \quad (1)$$

$$WRMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N W_i (\hat{Kp}_i - Kp_i)^2}{\sum_{i=1}^N W_i}}, W_i = \frac{Kp_i}{\sum_{i=1}^N Kp_i} \quad (2)$$

3. 결과

모델 간 올바른 성능 평가를 위해 데이터를 학습과 테스트셋으로 분리하였다. 1999-2012 년 데이터를 학습 데이터셋으로, 2013 년 데이터를 테스트 데이터셋으로 구성하였다. 한편, 학습된 모델이 유효한 예측을 하고 있는지 파악하기 위하여, 위에서 소개된 세 모델(LR, MLP, GB) 외에 다음 2 가지 난수(random number)를 사용한 예측을 평가 과정에 포함하였다:

- Uniform random prediction (URND): 0-9 사이의 uniform 분포를 따라 Kp 지수 예측
- Exponential random prediction (ERND): 학습 데이터셋으로부터 Kp 지수의 분포 학습; 이 분포를 따르는 난수를 사용하여 Kp 지수 예측

3.1. 예측 결과

표 2 는 학습 및 테스트한 결과를 RMSE 와 WRMSE 로 측정하여 보여준다.

3.1.1. RMSE

모델 학습 결과 GB, LR, MLP 순서로 낮은 오차를 보였다. 세 예측 모델 모두 URND, ERND 보다 월등히 향상된 RMSE 를 기록하여, 회귀 기법이 태양풍 관측치와 Kp 지수를 유효하게 모델링하고

있음을 보였다. 하지만, LR, MLP 테스트 결과 학습 결과와는 달리 현저히 높은 오차를 보이므로 모델의 과적합을 의심해볼 수 있다.

표 2. 예측 결과

Model	Data	RMSE	WRMSE
URND	Test	199.607	3.266
ERND	Test	105.057	2.692
LR	Train	0.930	1.046
	Test	3.612	2.698
MLP	Train	1.001	1.148
	Test	12.438	8.901
GB	Train	0.763	0.805
	Test	0.802	0.860

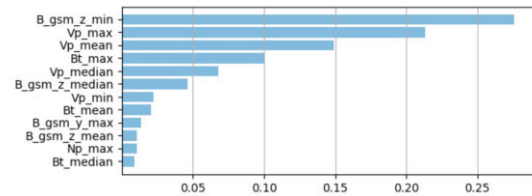
3.1.2. WRMSE

위 결과와 같이 GB, LR, MLP 순으로 낮은 오차를 보였다. 더욱이 WRMSE를 기준으로 하여도, LR과 MLP 두 모델에서 과적합 경향을 보이고 있다. 특히, 비선형 모델인 MLP가 LR보다 더 큰 오차를 보이는데, 다른 비선형 모델인 GB가 우수한 성능을 보인 것을 고려하면, MLP 학습 과정에 부여된 네트워크 구조나 hyperparameter가 더 적합하게 조정되어야 할 여지가 있다고 판단된다. 특징적인 점은 LR과 MLP가 ERND에 비해 오히려 뒤쳐지는 결과를 보였다는 것이다. 이는 적용(application)의 관점에서 주지하는 바가 크다고 할 수 있는데, 바로 K_p 지수가 높을 때 오차를 더 중요하게 반영하는 WRMSE의 의미 때문이다. 즉, 실용적 측면에서 난수에 의한 예측보다 저조한 성능을 보이는 LR, MLP 두 모델은 정규화, 네트워크 구조 향상 등 추가적인 기법을 동원하여 모델 정확도를 향상시킬 필요가 있다.

3.2. 관측된 태양풍의 속성과 K_p 지수

위의 모델 중 WRMSE 기준으로 가장 좋은 성능을 보인 GB 모델을 분석하여 태양풍의 속성별로 K_p 지수에 미치는 영향을 이해해보고자 한다. GB 모델은 의사결정트리를 기반으로 한 앙상블 계열 모델로, 입력 변수 별 의사결정에 미치는 영향을 정량적으로 평가할 수 있다는 장점이 있다[4]. 그림 2는 GB 모델 분석을 통해 서열화된 입력 변수 별 중요도를 도식화한다. 공간적 제약으로 인해 K_p 지수 결정에 크게 영향을 미치는 중요도가 가장 높은 12개의 입력 변수만을 보고하였다. 그림에서 나타나듯이 B_{gsm_z} , V_p , B_t 등, 태양풍의 자기적 특성이나 속도가 K_p 지수에 크게 영향을 미치는 반면, 밀도나 온도는 상대적으로 적은 영향을 주는 것을 파악할 수 있었다.

그림 2. 입력 변수 별 중요도 (Gradient Boosting)



4. 결론 및 향후 연구 방향

본 연구에서는 태양풍 변화에 따른 지자기 교란 정도의 분석을 위해, 위성에서 관측된 태양풍의 속성으로부터 K_p 지수를 예측하는 회귀 모델을 학습 및 분석하였다. 데이터의 적절한 사용을 위하여 전처리 과정을 거쳤고, LR, MLP, GB 등 회귀 모델을 적용하여 예측 정확도를 비교했으며, 데이터를 가장 잘 나타낸다고 판단된 GB 모델의 의사결정과정을 분석함으로써 K_p 지수 변동에 큰 영향을 미치는 요인이 무엇인지 이해해보고자 하였다.

향후 학습 알고리즘의 목적 함수를 변형하여 WRMSE를 직접 최적화하는 모델 학습 방법을 고안하여, K_p 값이 상대적으로 높은 위험한 상황에 더 잘 대응하는 실용적인 예측 모델을 개발해보고자 한다. 또한, 결측 값에 대하여 합리적으로 결측 값을 처리하는 방법으로 개선하고, 태양풍과 K_p 지수 간 관계를 더 정확하게 반영할 수 있는 모델을 개발하고자 한다. 한편, 주어진 데이터에 적합한 신경망 구조를 찾아서 딥러닝 기반 예측 모델을 개발함으로써 예측 정확도를 향상시켜보고자 한다. 나아가 플레어 발생, 태양 흑점 이동 등과 관련된 연구를 통해, 우주전파재난을 예측/선제적 대응할 수 있는 이해를 넓혀가고자 한다.

참고문헌

- [1] 김영규, 한진욱, 홍순학, 김재훈, '태양 폭발과 지상자력계 상관성 연구', 국립전파연구원, pp. 48-54, 2011.
- [2] 김영규, 홍순학, 한진욱, 김재훈, '태양 코로나홀 분석을 통한 지구 자기장 교란 예측 모델 개발', 국립전파연구원, pp. 28-31, 2014.
- [3] 권용기, 김영윤, 윤기창, 김재훈, 정석준, '태양입자 유입 예측 모델 개발', 국립전파연구원, pp. 26-32, 2015.
- [4] Hastie, T., Tibshirani, R. and Friedman, J. The elements of statistical learning: data mining, inference and prediction. 2 : Springer, 2009.