

태양 코로나홀 분석을 통한 지구자기장 교란 예측모델 개발

2014. 12.

제 출 문

본 보고서를 「태양 코로나홀 분석을 통한 지구자기장 교란 예측모델 개발」제의 최종보고서로 제출합니다.

2014. 12. 31.

연구책임자 : 김영규 연구관(우주전파센터 예보팀)

연구 원 : 홍순학 연구사(우주전파센터 예보팀)

한진욱 연구사(우주전파센터 예보팀)

김재훈 연구사(우주전파센터 예보팀)

요 약 문

국립전파연구원 우주전파센터는 우주전파환경 변화의 요인인 태양흑점, 코로나홀 및 필라멘트를 정밀 분석하는 태양활동 자동분석 모델(ASSA : Automatic Solar Synoptic Analyzer)을 개발하여 우주전파환경 예·경보 서비스에 활용하고 있다.

본 연구에서는 태양활동 자동분석 모델(ASSA)을 통해 생산된 코로나홀 자동분석 자료(ASSA-CH Archive)를 활용하여 태양풍 속도(ACE SWEPM Vx), 지자기 지수(Kp, Ap) 및 정지궤도 전자량(GOES 2MeV 이상 Electron Flux)을 예측하는 모델을 개발하였다.

예측모델 개발을 위한 준비단계로 태양활동 자동분석 모델을 통해 1997년부터 2013년까지 생산된 코로나홀 자동분석 자료를 미국 NOAA의 수동분석 자료(UCOHO)와 비교함으로써 태양활동 자동분석 모델의 코로나홀 자동분석 기능에 대한 성능 검증을 수행하였다. 또한, 태양면상에서의 코로나홀 위치별 면적과 태양풍 속도(ACE 위성) 및 지자기 지수(Kp)간의 상관관계를 분석함으로써 코로나홀에서 생성된 고속의 태양풍이 지구에 도달하기까지 소요되는 시간과 태양풍 압축영역과 고속의 태양풍 영역 등의 고속 태양풍 구조 등에 대해 연구하였다.

예측모델은 인공신경망 기술인 시계열 비선형 회귀 네트워크(Time Series NARX Feedback Neural Networks)를 이용하여 개발하였다. 태양면을 9개의 섹터로 구분하고, 각 섹터별 태양 코로나홀 면적과 자기장 정보를 입력받아 코로나홀 관측일로부터 1일에서 9일까지 미리 태양풍 속도, 지자기 지수 및 정지궤도 전자량을 예측할 수 있도록 하였다.

예측모델의 성능분석을 정확히 하기 위해 인공신경망 학습과 학습된 인공신경망 예측결과에 대한 성능분석에 사용된 데이터 기간을 서로 분리하였다. 또한, 성능분석 지수로 상관계수와 함께 예측효율(Forecast Efficiency)을 도입하고, 1일전 지속값(Persistence)과 27일전 반복값(Recurrence)과 비교함으로써 예측모델의 성능검증을 수행하였다. 성능분석 결과 태양풍 속도와 정지궤도 전자량에 대한 예측 성능이 우수함을 확인하였다. 본 연구에서 개발된 예측모델은 태양활동 자동분석과 결합되어 우주전파환경 예·경보 업

무에 활용될 예정이다.

본 연구보고서 제1장의 서론에서 태양 코로나홀과 지구영향 모델 개발의 필요성에 대해 설명하였고, 제2장에서는 태양활동 자동분석 모델(ASSA)의 개요와 태양활동 주기에 따른 코로나홀 변화에 대하여 기술하였다. 제3장에서 코로나홀과 태양풍 속도 및 지자기 지수간의 상관분석 결과를 보였으며, 제4장에서는 코로나홀 지구영향 예측모델 개발의 과정과 성능분석 결과에 대해 설명하였다. 제5장의 결론에서는 코로나홀 지구영향 예측모델의 태양활동 자동분석 모델과의 결합 방안 및 예보업무 적용방안에 대해 논하였다.

목 차

제1장 서 론	1
제2장 태양 코로나홀 자동분석	3
제1절 태양활동 자동분석 모델 개요	3
제2절 태양활동 주기에 따른 코로나홀 변화	6
제3장 태양 코로나홀과 지구영향 상관분석	10
제1절 코로나홀 분석을 통한 지자기 활동 예보방법	10
제2절 코로나홀 감시영역 선정	12
제3절 코로나홀 면적과 태양풍 속도간의 상관도 분석	15
제4절 코로나홀 면적과 지자기 지수간의 상관도 분석	18
제4장 태양 코로나홀의 지구영향 예측모델	20
제1절 인공신경망을 이용한 예측모델 개발	20
제3절 태양풍 속도 예측	25
제4절 코로나홀과 지자기 지수 예측	29
제5절 정지궤도 전자량 예측	32
제5장 결 론	36
참고문헌	38

부록 : 1. 태양활동 자동분석 모델 코로나홀 아카이브
2. 예측모델 소스코드
3. 예측모델 기술 특허출원 명세서
4. 예측모델 결과 그래프

내용이
없습니다^

표 목 차

[표 2-1] 태양활동 자동분석 모델(ASSA) 코로나홀 아카이브 데이터 필드 ...	7
[표 3-1] 전통적인 방법의 코로나홀에 따른 지자기 교란 예측방법 ...	11
[표 3-2] 코로나홀 감시영역 번호별 경위도 위치	14
[표 3-3] ASSA 코로나홀 경계정보 및 섹터 기반 면적 예시	15
[표 4-1] 인공신경망 학습에 사용된 입력인자 정보	22
[표 4-2] 인공신경망 학습에 사용된 출력인자 정보	23

그림목차

[그림 1-1] 우주전파환경 변화의 3대 원인과 이에 따른 영향	1
[그림 2-1] 미국 해양대기청 태양활동 수동 분석도	3
[그림 2-2] ASSA 코로나홀 자동분석 결과와 같은 날의 미국 수동분석 결과	4
[그림 2-3] 코로나홀 자동분석 알고리즘	5
[그림 2-4] 우주전파센터 태양활동 자동분석 모델 홈페이지	6
[그림 2-5] 장기간 코로나홀 자동분석 면적과 수동분석 면적과의 비교	7
[그림 2-6] 태양활동 주기와 코로나홀 면적 변화	8
[그림 3-1] 섹터기반 코로나홀 모니터링 영역	12
[그림 3-2] 코로나홀 감시영역의 남북방향 길이 및 위치에 따른 코로나홀 면적과 태양풍 속도간의 상관계수 변화	14
[그림 3-3] 코로나홀 면적과 태양풍 속도간의 상관도 분석 결과	16
[그림 3-4] 코로나홀 면적과 지자기 지수간의 상관도 분석 결과	18
[그림 3-5] 태양풍 관측자료에서 태양풍 압축영역(CIR)과 고속 태양풍 영역(HSS)	19
[그림 4-1] 인공신경망을 활용한 예측모델 프로그램의 전체 구성	20
[그림 4-2] 시계열 비선형 회귀 네트워크 도해	21
[그림 4-3] 태양풍 예측값과 관측값간 시계열 비교 예시	26
[그림 4-4] 태양풍 예측값과 관측값간 산점도	26
[그림 4-5] 예측 선행기간 별 태양풍 예측값과 관측값간의 상관계수 및 지속값과 반복값에 대한 상관계수 비교	27
[그림 4-6] 예측 선행기간 별 태양풍 예측값과 관측값간의 예측효율 및 지속값과 반복값에 대한 예측효율 비교	28
[그림 4-7] Kp지수 예측값과 관측값 시계열 비교 및 산점도 그래프	29
[그림 4-8] Kp지수 예측결과에 대한 상관계수 및 예측효율	30
[그림 4-9] Ap지수 예측값과 관측값 시계열 비교 및 산점도 그래프	30

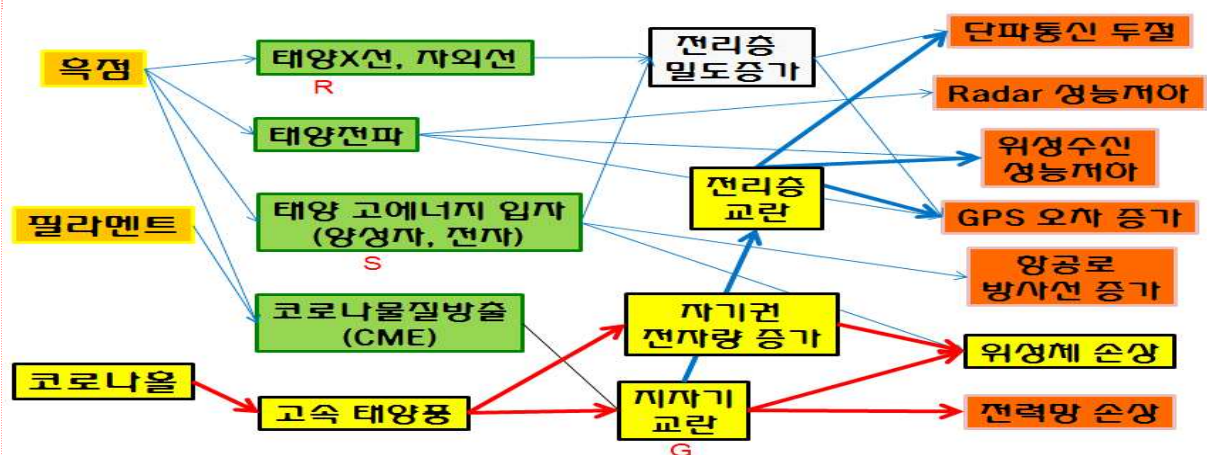
[그림 4-10]	Ap지수 예측결과에 대한 상관계수 및 예측효율	31
[그림 4-11]	정지궤도 전자량 예측값과 관측값간 시계열 비교 예시	32
[그림 4-12]	정지궤도 전자량 예측값과 관측값간 산점도	33
[그림 4-13]	예측 선행기간 별 정지궤도 전자량 예측값과 관측값간의 상관계수 및 지속값과 반복값에 대한 상관계수 비교	34
[그림 4-14]	예측 선행기간 별 정지궤도 전자량 예측값과 관측값간의 예측효율 및 지속값과 반복값에 대한 예측효율 비교	35

제1장 서론

본 연구에서는 태양 코로나홀(Coronal Hole)에 대한 자동인식 정보를 토대로 코로나홀에 따른 태양풍의 속도, 지자기교란 지수 및 정지궤도 전자량 등의 지구영향을 미리 예측하는 모델 개발을 목표로 하였다.

태양 코로나홀은 태양을 극자외선이나 X선으로 관측할 때 검게 보이는 부분이다. 코로나홀에서는 태양 자속이 열려있어 자속이 닫혀져 있는 태양의 다른 부분보다 좀 더 빠른 약 500 Km/s 이상 속도의 태양풍(High Speed Stream)이 뿜어져 나온다. 태양풍은 태양의 자기장이 우주공간으로 뻗어 나온 구조인데, 태양 자전 효과로 인해 나선형 형태로 휘어지며 태양계 끝까지 영향력을 발휘한다. 이때 고속의 태양풍은 태양으로부터 앞서 방출된 저속의 태양풍을 압축하여 고밀도의 태양풍 영역(Co-rotating Interaction Region)을 만들고 지구권에 도달 시 지구 자기장과 자기권내 고에너지 입자량 등의 우주전파환경에 영향을 끼친다.

우주전파환경 변화의 3대 원인은 태양흑점, 필라멘트 그리고 코로나홀이라고 일컬어 진다. 이 3가지 원인 중 코로나홀에 의한 지구주변 우주전파환경 변화는 흑점폭발이나 필라멘트 분출에 비해 그 변화량이 상대적으로 작은 것이 사실이다. 그러나, 우주전파환경으로 인한 영향 중 가장 심각한 파급효과를 발생시킬 수 있는 위성분야와 관련이 깊기 때문에 코로나홀에 따른 지구영향을 예측하는 것은 우주전파환경 예·경보 업무에서 매우 중요한 부분이다.



[그림 1-1] 우주전파환경 변화의 3대 원인과 이에 따른 영향

태양 코로나홀은 태양 자전 수 주기 동안 그 세력을 유지하는 일이 많아 코로나홀에 따른 지구자기장 영향은 27일의 태양자전 주기(회합주기 : 지구 공전과 태양자전에 따라 지구에서 봤을 때의 주기)에 따라 반복적으로 나타나는 특성이 있다. 특히, 이렇게 반복적으로 나타나는 지구자기장 교란과 자기권내 고에너지 입자량의 증가현상은 태양활동이 극대기에서 극소기로 낮아지는 시기에 빈번하게 발생하는 것으로 알려져 있다. 따라서, 태양활동 24번째 주기의 극대기를 지나고 있는 현 시점에서 코로나홀에 대한 연구는 매우 시기 적절한 연구 주제라고 할 수 있다.

지구자기장 교란과 자기권내 고에너지 입자량 증가현상은 인공위성의 이상 동작 현상(Satellite Anomaly)을 일으키는 가장 큰 원인으로 알려져 있다. 최근 발생한 인공위성 이상동작 현상의 대표적인 사례로는 2010년 발생한 좀비위성(Zombie Satellite) 사건을 들 수 있다. 좀비위성 사건은 미국 인텔샷사(IntelSat) 소유의 통신위성 갤럭시-15(Galaxy-15) 위성이 지구자기장 교란에 따른 영향으로 오동작을 일으킨 사건이다. 갤럭시-15 위성은 2010년 4월부터 같은 해 12월까지 지상국에서 관제가 불가능한 상태로 궤도를 드리프트하며 주변 위성체 충돌과 전파간섭의 위험을 일으켜 세간의 큰 관심을 받았었다.

자기권내 고에너지 입자량 증가현상은 위성의 전자부품에 단일사건(Single Event Upset)을 발생시켜 위성의 갑작스런 이상동작을 야기하거나 위성체 대전현상으로인한 위성 파손, 태양전지판 손상으로인한 위성 수명 단축 등의 문제를 야기할 수 있는 것으로 알려져 있다.

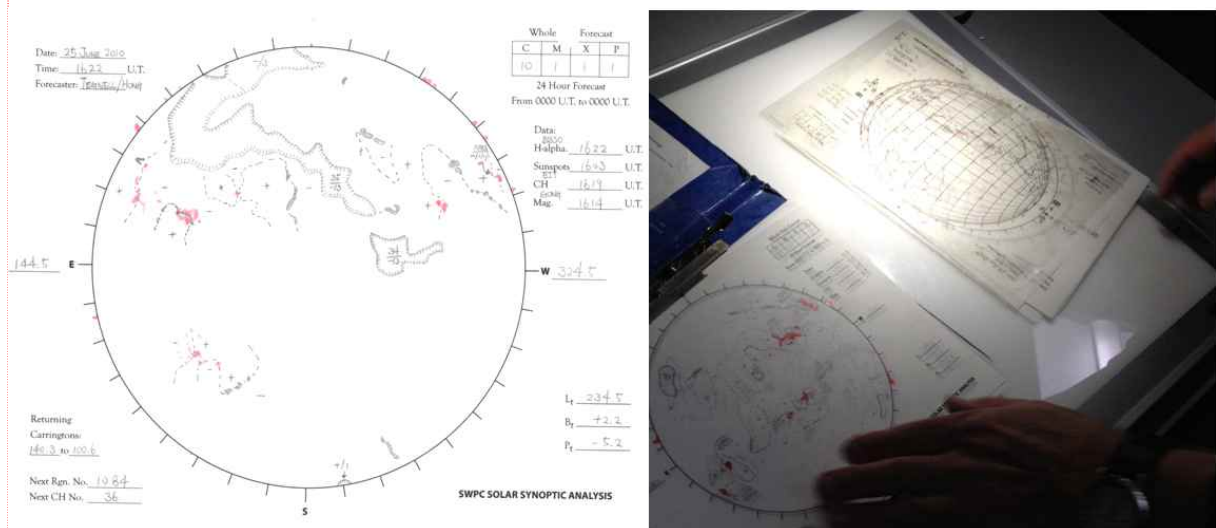
이에 따라 전 세계 우주전파환경 예보 기관들을 비롯한 관련 기관 및 학계에서는 이의 예측을 위한 연구에 많은 노력을 기울이고 있다. 우주전파 센터는 향후 위성분야 수요기관을 대상으로 위성운용환경 예보 서비스를 수행하는데 본 연구의 결과물을 활용 할 예정이다.

제2장 태양 코로나홀 자동분석

제1절 태양활동 자동분석 모델 개요

전통적으로 코로나홀은 태양 자외선 또는 X선 영상에서 주위보다 어둡게 관측되는 부분으로 정의된다. 그러나 필라멘트 또한 태양면에 투영되어 관측될 경우 주위보다 어둡게 관측되므로 실제 코로나홀을 판별할 때 태양 영상에서 주위보다 어둡게 보이는 부분이 코로나홀인지 필라멘트인지를 구분해 낼 필요가 있다. 구분하는 방법으로는 크게 두 가지 기본적인 방법이 있다. 첫 번째는 동시간대에 관측된 태양 Ha 영상과 비교하는 것이고, 두 번째는 태양 자기장 영상(Magnetogram)과 비교하는 방법이다.

태양 Ha 영상에서 필라멘트는 검고 긴 형태로 매우 잘 도드라져 보이기 때문에 태양 자외선 또는 X선 영상에서 어둡게 보이는 부분이 코로나홀인지 필라멘트인지를 명확히 구분해 낼 수 있다. 이 방법은 미국 해양기상청(NOAA) 우주기상예보센터(SWPC)에서 태양활동 분석도(Solar Synoptic Drawing)를 작성할 때 사용하는 방법이기도 하다.[1]

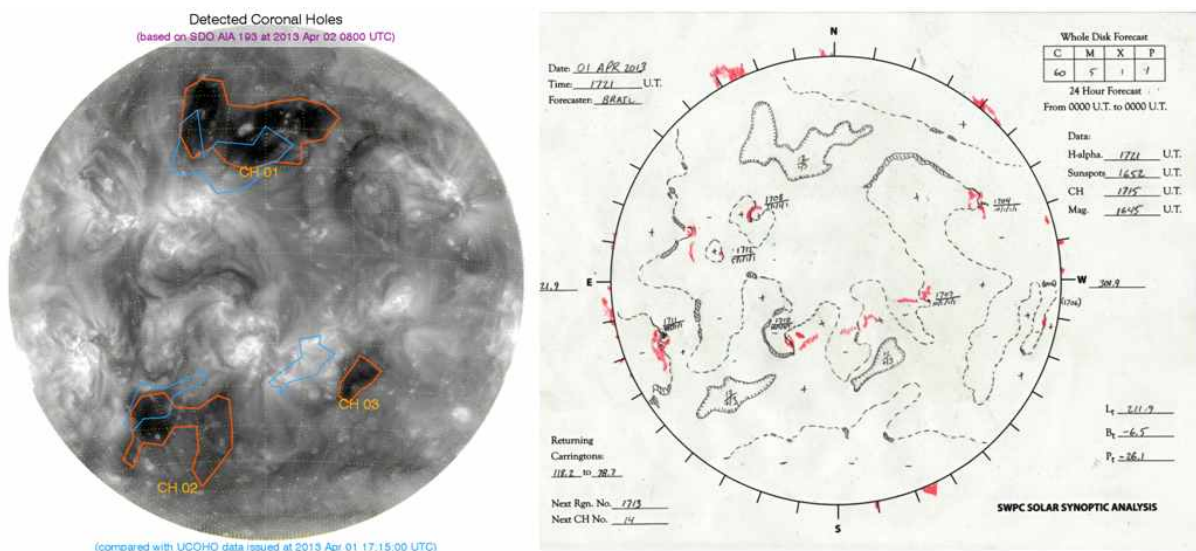


[그림 2-1] 미국 해양대기청 태양활동 수동 분석도

그러나 이 방법은 컴퓨터 프로그램을 통해 주기적으로 코로나홀을 구분해

내려고 할 경우에는 적합하지 않은데 그 이유는 태양 Ha 관측이 지상에서 이루어져 한 관측소에서 24시간 관측이 불가하기 때문이다. 지구의 서로 다른 지역에 위치한 다수의 관측소 Ha 영상을 지역시간(Local Time)에 따라 교차적으로 사용하는 것도 고려해 볼 수 있겠지만 관측소별로 영상의 화질과 포맷이 상이하기 때문에 이 역시 컴퓨터 자동분석에는 적합하지 않다고 할 수 있다.

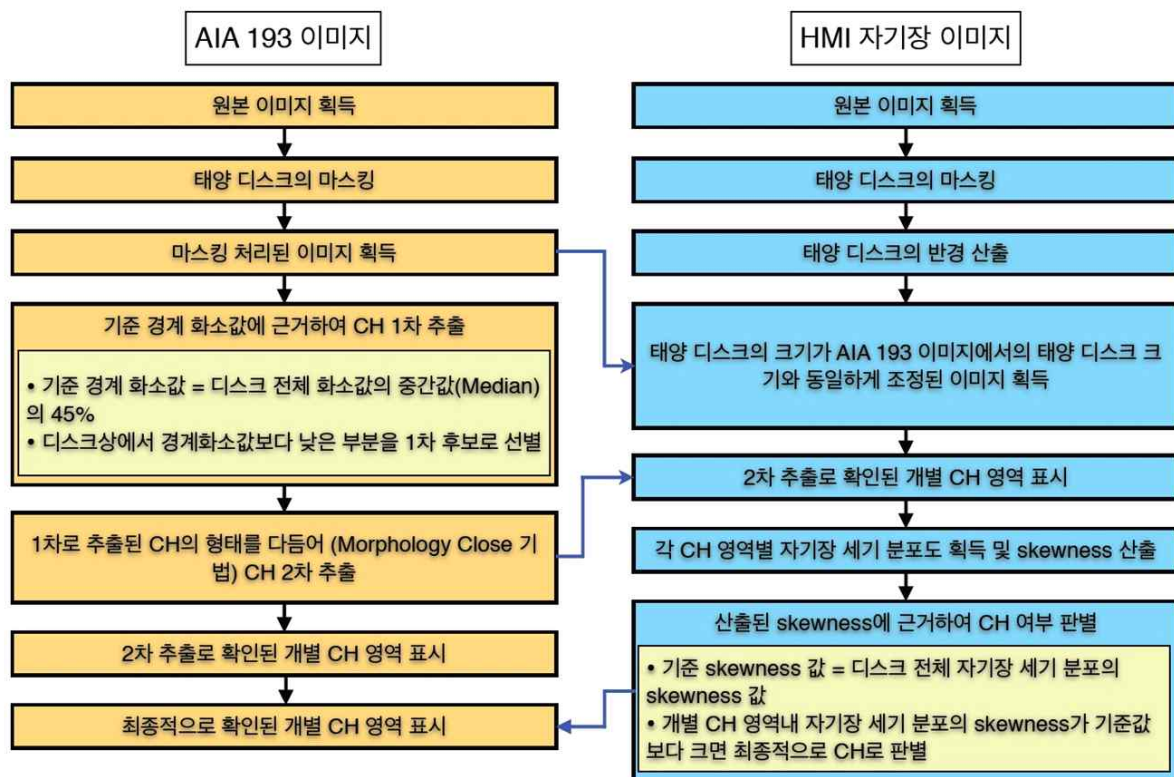
태양 자기장 영상에서 필라멘트는 관측되지 않지만 코로나홀에 해당하는 영역의 경우 자기장 극성이 양 또는 음의 한쪽 값이 우세하게 나타나는 특성을 찾을 수 있어 필라멘트를 구분해 내는데 사용이 가능하다. 이 것은 코로나홀이 관측적으로는 단순히 주위보다 어두운 영역으로 정의되지만 이론적으로는 태양 자기장이 열려있는 영역으로 정의될 수 있는 것을 이용하는 방법이다. 이 방법은 수동으로 코로나홀과 필라멘트를 구분해 낼 경우에는 태양 Ha 영상을 활용하는 방법보다 까다롭지만 컴퓨터 프로그램을 통한 자동 분석에는 적용하기가 용이하다. 이는 SOHO와 SDO 위성이 태양 자외선 영상과 함께 자기장 영상도 관측하여 제공하기 때문이다.



[그림 2-2] ASSA 코로나홀 자동분석 결과와 같은 날의 미국 수동분석 결과

태양활동 자동분석 모델(ASSA : Automatic Solar Synoptic Analyzer)은 태양 코로나홀이 자외선 관측영상에서 검게 보이고 태양 자기장 관측영상에서 자기장 극성이 양 또는 음의 어느 한쪽이 우세하게 나타나는 특성을

활용하여 코로나홀을 자동으로 인식한다. [그림 2-3]에서 SDO 위성 태양 관측영상을 이용하여 코로나홀을 자동으로 분석하는 알고리즘을 보였다. SOHO 위성 태양관측 영상을 활용할 경우에 알고리즘의 SDO 위성 AIA193 이미지는 SOHO 위성 EIT195 이미지로 대체되고, SDO 영상 HMI 자기장 이미지는 SOHO 위성 MDI 자기장 이미지로 대체된다.



[그림 2-3] 코로나홀 자동분석 알고리즘

영상분석에 사용되는 입력 자료는 위성에서 관측한 태양 자외선 관측영상(SOHO EIT 또는 SDO AIA)과 자기장 관측영상(SOHO MDI 또는 SDO HMI)이다. 태양활동 자동분석 모델은 SDO 위성 영상을 입력으로 받아 현재 매 1시간마다 코로나홀 분석정보를 생성하는데 우주전파센터는 홈페이지(www.spaceweather.go.kr/assa)를 통해 그 결과를 서비스하고 있다.

태양활동 자동분석 모델은 우주전파센터에서 2012년 상시감시체계구축 사업을 통해 개발한 컴퓨터 프로그램으로써 태양 코로나홀 이외에도 태양 흑점 및 필라멘트를 자동으로 인식하는 기능을 가지고 있다. 또한, 태양흑점에 대해서는 흑점의 형태 및 크기에 따른 분류법(McIntosh Classification)과

자기장 구조에 따른 분류법(Mt. Wilson Classification)의 2가지 방법으로 흑점을 자동으로 구분하고 흑점 종류에 따른 폭발 발생 가능성에 대한 확률 예측값도 제공한다.



[그림 2-4] 우주전파센터 태양활동 자동분석 모델 홈페이지

제2절 태양활동 주기에 따른 코로나홀 변화

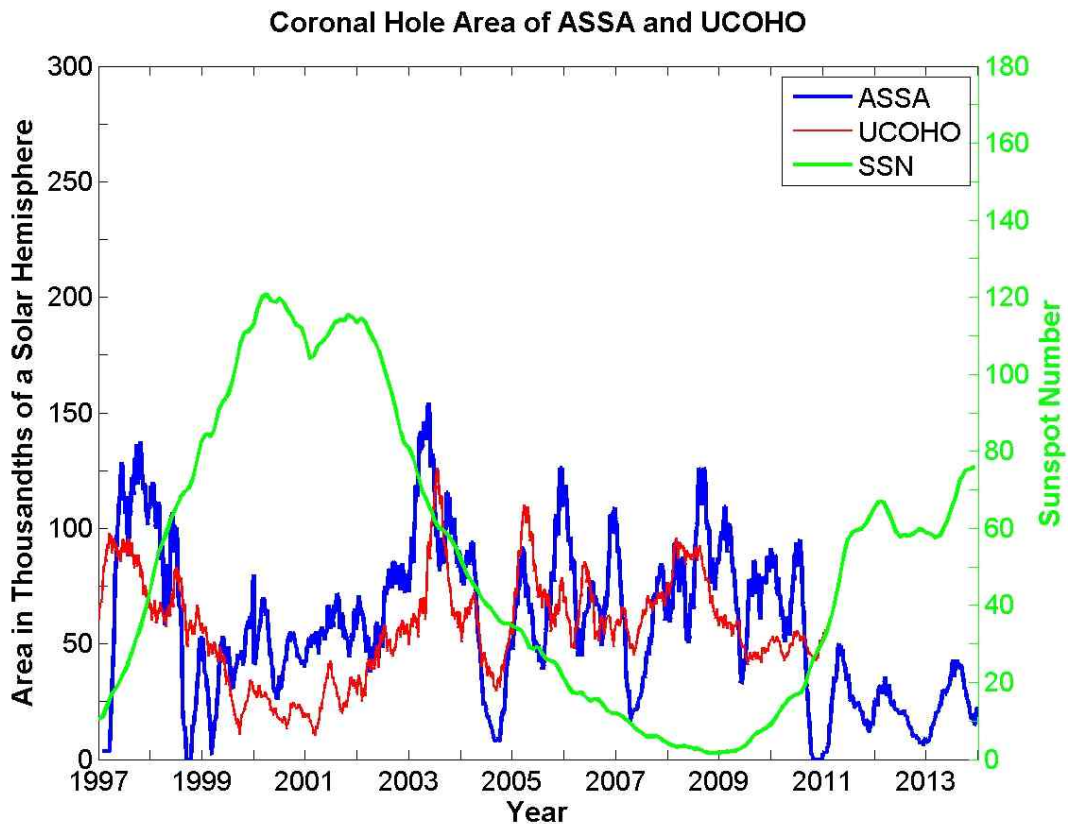
본 연구에서는 코로나홀에 따른 지구영향 예측모델 개발을 위해 1997년 1월에서 2013년 12월 사이에 SOHO 위성과 SDO 위성에서 관측된 영상을 태양활동 자동분석 모델로 재분석하였다. 동 기간동안 약 33,000개의 코로나홀이 자동 분석되었다.

분석한 정보는 태양활동 자동분석 모델 코로나홀 아카이브(ASSA-CH Archive)라고 명명하였으며, 본 보고서의 [부록1]에 수록하였다. 코로나홀 아카이브의 각 데이터 필드명과 내용은 [표 2-1]과 같다.

[표 2-1] 태양활동 자동분석 모델(ASSA) 코로나홀 아카이브 데이터 필드

번호	필드명	내용
1	Time	SOHO MDI 또는 SDO HMI 관측시간
2	Num	동일시간에 관측된 코로나홀 일련번호
3	Area	코로나홀 상대 면적(태양 전면 크기를 10,000이라고 할 때)
4	Polarity	코로나홀 영역 자기장 극성 및 세기
5	Skewness	코로나홀 영역 자기장의 첨도
6	CarrLon	코로나홀 중심의 절대 경도(Carrington Longitude)
7	B_angle	태양 적도면과 지구 공전궤도간의 각도
8~27	VLON01...20	코로나홀 경계 꼭지점들의 경도
28~48	VLAT01...20	코로나홀 경계 꼭지점들의 위도

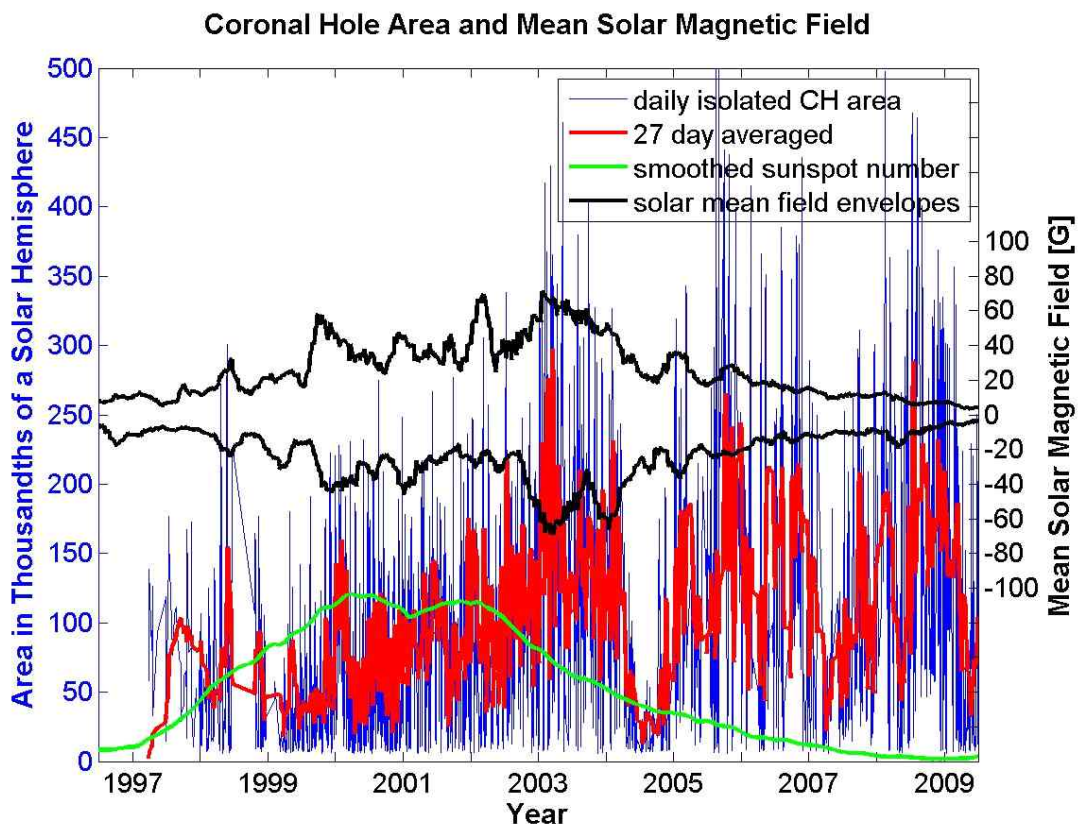
코로나홀 자동분석 아카이브의 코로나홀의 장기 면적 변화를 미국 해양 대기청에서 수동으로 분석한 정보와 함께 [그림 2-5]에 비교 표출하였다.



[그림 2-5] 장기간 코로나홀 자동분석 면적과 수동분석 면적과의 비교

미국 해양대기청은 매일 코로나홀을 수동으로 분석하여 UCOHO라는 포맷의 코드로 정보를 저장하고 있다. 본 연구에서는 미국 해양대기청 파견자(홍순학 연구사, 2009.2월~ 2010.8월)가 입수한 UCOHO 아카이브 자료(1997년~2010년)를 활용하여 코로나홀 자동분석 정보와 비교하였다. 비교 결과 코로나홀 자동분석 면적 정보와 미국 해양대기청의 수동분석 코로나홀 면적 정보가 잘 일치함을 볼 수 있었으며, 이는 태양활동 자동분석 모델의 코로나홀 자동분석 성능이 우수함을 반증하는 결과라고 할 수 있다.

태양활동 주기변화에 따른 코로나홀의 활성화도 변화를 면밀히 확인하기 위하여, [그림 2-6]에서 코로나홀 면적의 변화를 태양 흑점수(벨기에 SIDC) 및 태양 자기장 세기(미국 Wilcox 태양 관측소) 변화와 비교 표출하였다. 코로나홀은 그 위치에 따라 태양 남북극 극지역에 존재하는 극지역 코로나홀(Polar Coronal Hole)과 태양 적도부근에 위치하며 극지역 코로나홀과 연결되어 있지 않은 고립 코로나홀(Isolated Coronal Hole)로 구분할 수 있다.



[그림 2-6] 태양활동 주기와 코로나홀 면적 변화

본 그래프에서는 태양활동 주기에 따른 코로나홀 변화를 살펴보는 것이 주요 목적이다. 따라서 태양활동 극대기나 극소기에 상관없이 존재하는 극지역 코로나홀(Polar Coronal Hole)은 제외하고 고립 코로나홀(Isolated Coronal Hole) 면적만을 비교 대상으로 하였다. 지구에 영향을 끼치는 코로나홀은 태양활동 극대기를 지나 극소기로 가는 지점에 그 활동성이 증가한다고 알려져 있다. 본 그래프는 태양 흑점이 많아지는 태양활동 극대기와 코로나홀의 활동성이 증가하는 코로나홀 극대기가 일치하지 않는 특성을 매우 잘 보여주었다.

제3장 태양 코로나홀과 지구영향 상관분석

제1절 코로나홀 분석을 통한 지자기 활동 예보방법

1. 지자기 교란의 두 가지 원인

태양활동으로 인한 지자기 교란 등의 급격한 지자기 변동 현상은 크게 두 가지로 그 원인을 설명할 수 있다. 첫 번째는 태양 흑점폭발로 태양으로부터 우주공간으로 방출된 코로나물질이 지구 자기권에 도달하여 영향을 끼치는 것이고, 두 번째는 태양 코로나홀에 기인한 고속의 태양풍(HSS : High Speed Stream)과 태양풍 압축영역(CIR : Co-rotating Interaction Region)이 지구 자기권에 영향을 끼치는 것이다.

코로나(Corona)는 플라즈마 상태의 태양 대기영역을 일컫는 용어인데, 흑점폭발이 발생할 경우 그 충격에 따라 코로나의 플라즈마 일부가 태양 중력을 벗어나 매우 빠른 속도로 우주공간으로 방출될 수 있다. 이러한 현상을 코로나물질방출(CME : Coronal Mass Ejection)이라고 부른다. 만약 코로나물질방출이 지구방향으로 발생할 경우 평균 2~3일 후에 지구에 도달하여 지자기 교란을 일으키게 된다.

이러한 코로나물질방출에 따른 지자기 교란은 코로나물질방출의 관측이 이루어진 이후에 예측이 가능하다. 따라서 예보 선행시간(Forecast Lead Time)은 약 3일이 최대이며 더 빠른 예보는 불가능하다.

참고로 코로나물질방출 현상은 SOHO위성과 STEREO 쌍둥이 위성의 태양 코로나그래프 관측기를 통해 감시가 가능하다. 또한 위성의 코로나그래프 관측기 이외에 지상의 태양전파 관측기(Solar Spectrograph Meter) 또는 태양전파 원격 관측기(Inter-planetary Scintillation Monitor)를 통해서도 감시가 가능한 것으로 알려져 있다.

코로나물질방출에 따른 지자기 교란의 경우와는 다르게 태양 코로나홀에 기인한 지자기 교란은 27일 태양자전 주기에 따라 반복되어 나타나기도 한다. 이는 태양 코로나홀이 27일 태양자전 주기보다 더 오래 태양표면에 존재하기 때문인데, 이러한 특성을 이용하여 코로나홀에 따른 지자기 교란을

27일 미리 예보할 수 있다. 그러나 코로나홀은 고정되어 있는 것이 아니라 모양과 위치가 계속해서 변화하기 때문에 27일전의 지자기 지수가 매번 반복되는 것은 아니다.

2. 코로나홀에 따른 지자기교란의 예보방법

코로나홀에 따른 지자기교란을 예보하는 방법은 비교적 잘 정립되어 예보관 사이에 전해지고 있다. 이러한 방법을 전통적인 방법의 코로나홀에 따른 지자기 교란 예측방법이라고 부르는데 그 내용은 [표 3-1]과 같다.[파견보고서]

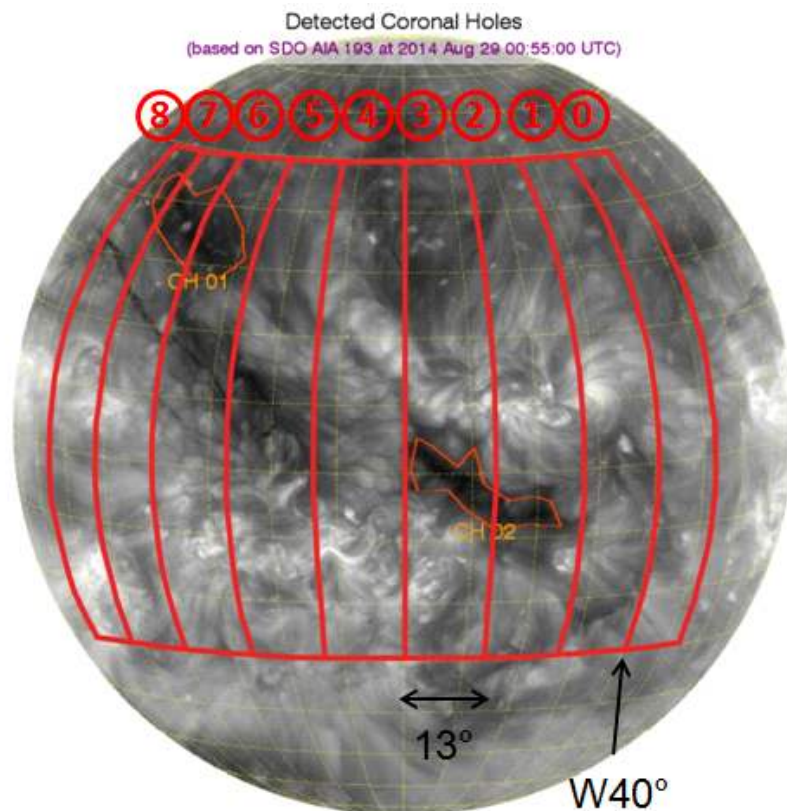
[표 3-1] 전통적인 방법의 코로나홀에 따른 지자기 교란 예측방법

- SOHO EIT(또는 SDO AIA) 또는 GOES SXI 이미지에서 코로나 홀을 체크해 볼 것
 - 태양 적도부근의 코로나 홀 또는 극지역 코로나홀로부터 확장된 코로나 홀의 크기와 위치 확인
- 코로나홀이 있는 경우, 태양풍과 플라즈마 조건은 과거 27일 전과 유사할 것으로 예측 가능
 - 27일 전 태양 적도부근에 독립되어 있던 코로나홀이 27일 후 극지역 코로나홀과 연결된 경우 Ap 인덱스 예측값을 약간 상향 할 것
 - 코로나홀이 +극(지구방향)을 가지고 가을일 경우 또는 반대로 코로나 홀이 -극(태양방향)을 가지고 봄일 경우 Ap 인덱스 예측값을 약간 상향 할 것(Parker Spiral과 봄가을 지구축의 방향을 생각해 보면 됨)
- 지자기폭풍의 시작 시간과 지속 시간을 예측하기 위해 코로나홀의 크기와 위치를 27일 전과 비교할 것
 - 지자기폭풍의 시작 시간은 코로나홀의 오른쪽 끝 위치가 태양 경도 W40에 이르는 시간으로 예측할 수 있음(태양은 하루에 약13° 회전)
 - 지자기폭풍 지속 시간은 지난 rotation과 같거나 또는 E-W 폭을 13.5로 나눈 값으로 예측
 - 만약 코로나홀이 처음 나타났을 경우 W40 룰을 이용하여 지자기 폭풍의 시작시간을 예측하고 Ap 지수는 20-25(코로나홀 영향이 보통인 경우) 정도로 예측, 지속시간은 (E-W 폭)/13 룰을 이용할 것

위 내용을 정리하면 ① 코로나홀 오른쪽 경계의 위치가 태양면 서경 40도에 위치할 때 지자기 교란이 시작, ② 코로나홀의 폭을 13도로 나누어 지자기 교란 지속시간 예측, ③ 지자기 교란 강도는 대체적으로 27일 주기성을 보임, ④ 면적이 증가하거나 극지역 코로나홀과 연결될 경우 지자기 교란 강도 증가, ⑤ 봄에는 negative CH, 가을에는 positive CH에 의한 지자기 교란 강도 증가, 라는 다섯 가지 주요 내용으로 압축될 수 있다.

제2절 코로나홀 감시영역 선정

본 연구에서는 제1절에서 기술한 전통적인 방법의 코로나홀에 따른 지자기 교란 예측방법을 기초로 하여 코로나홀 정보로부터 지자기 교란 등의 지구영향을 자동으로 예측할 수 있는 방법을 제안하였다.

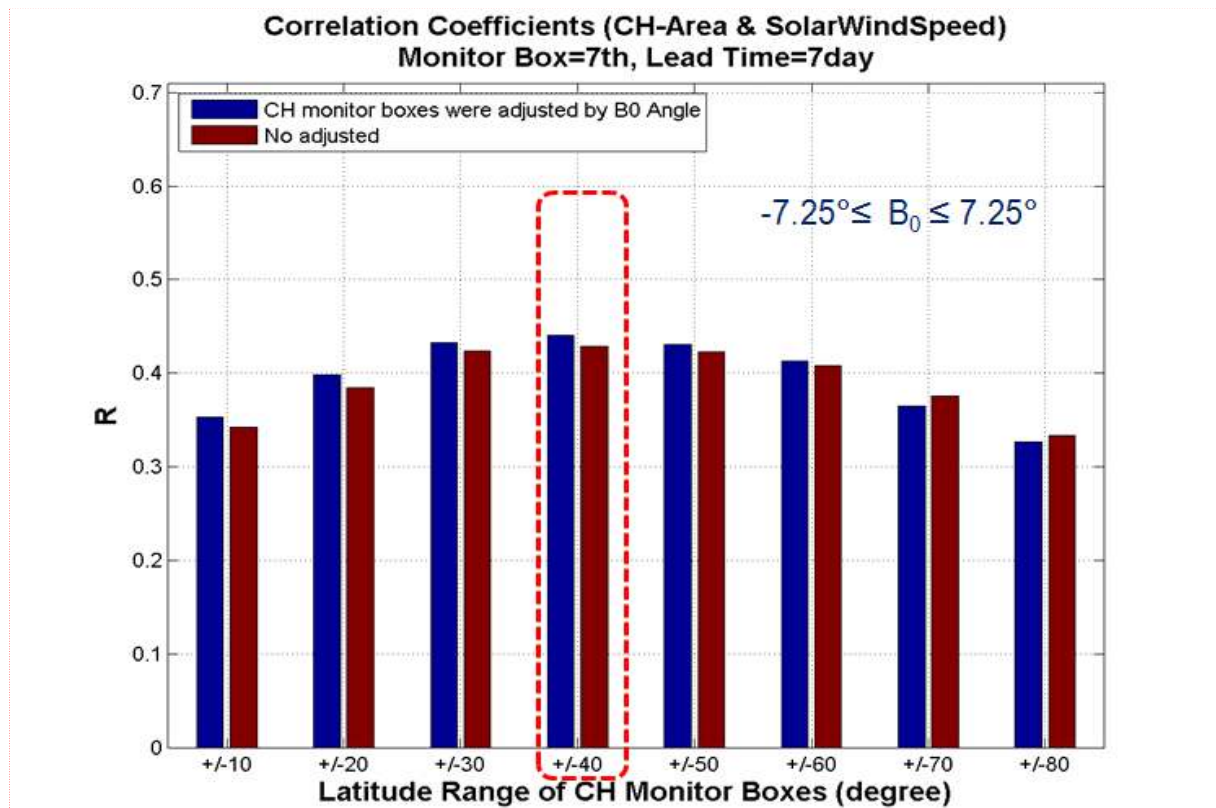


[그림 3-1] 섹터기반 코로나홀 모니터링 영역

전통적인 지자기교란 예측방법에 따르면 코로나홀 오른쪽 경계가 태양면 서경40도에 위치할 때 상기 코로나홀에 의한 지자기 교란이 시작되므로, 기준이 되는 코로나홀 감시영역(①번)의 오른쪽 경계를 서경40도로 정하였다. 그리고, 코로나홀의 폭을 13도로 나누어 지자기 교란 지속시간 예측할 수 있다고 했으므로, 코로나홀 감시영역의 폭을 13도로 정하였다. 그 외 코로나홀 감시영역들은 기준이 되는 코로나홀 감시영역과 겹치지 않게 배열하였다. 이러한 방법으로 설정한 섹터기반 코로나홀 모니터링 영역은 [그림 3-1]과 같다.

이와 같이 코로나홀 감시영역을 여러 개로 정한 이유는 코로나홀의 위치에 따른 근지구 태양풍 속도변화 등 지구영향과의 시차를 파악하고 이를 예측 모델 개발에 활용하기 위함이다.

각 코로나홀 모니터링 영역의 남북방향 길이는 ± 10 도(북위10도~남위10도)에서 ± 80 도(북위80도 ~ 남위80도)까지 그 길이를 조절하는 실험을 통해 가장 적합한 값을 구하였다. [그림 3-2]가 그 실험결과이다. ⑦번 코로나홀 모니터링 영역의 남북방향 길이를 조절하면서 코로나홀이 모니터링 영역과 겹치는 면적과 코로나홀이 관측된 시간으로부터 7일후의 ACE위성 태양풍 속도와의 상관계수를 구하였다. 이 때 실험에 사용된 관측자료 구간은 1997년에서 2013년까지이다. [그림 3-2]에서 적갈색 막대그래프의 값은 상기 관측자료 구간동안 ⑦번 코로나홀 모니터링 영역의 남북방향 중심을 태양 적도로 고정하였을 때 코로나홀 면적과 각 코로나홀의 관측시간으로부터 7일후의 태양풍 속도간의 상관계수를 나타낸다. 이를 보면 코로나홀 감시영역의 남북위도가 ± 40 도에 가까울수록 그 결과값이 증가함을 확인할 수 있다. [그림 3-2]에서 청색 막대그래프의 값은 태양 코로나홀의 남북방향 중심의 위치를 태양 적도와 지구 공전궤도간의 각도(B_0) 만큼 보정하였을 때의 코로나홀 면적과 태양풍 속도간의 상관계수이다. B_0 를 보정하지 않았을 때와 그 상관계수 값이 크게 차이가 나지 않지만, 보정하는 것이 보정하지 않는 것에 비해 전반적으로 더 우수한 결과를 보인다는 사실은 잘 보여주는 결과이다. 그러나 코로나홀 감시영역의 남북방향 길이를 ± 70 도(북위70도~남위70도) 이상으로 정할 경우에는 오히려 B_0 를 보정하지 않는 것이 더 우수한 결과를 보였다.



[그림 3-2] 코로나홀 감시영역의 남북방향 길이 및 위치에 따른 코로나홀 면적과 태양풍 속도간의 상관계수 변화

이러한 일련의 실험과정을 통해 구한 9개의 코로나홀 감시영역의 번호별 위치는 [표 3-2]와 같다.

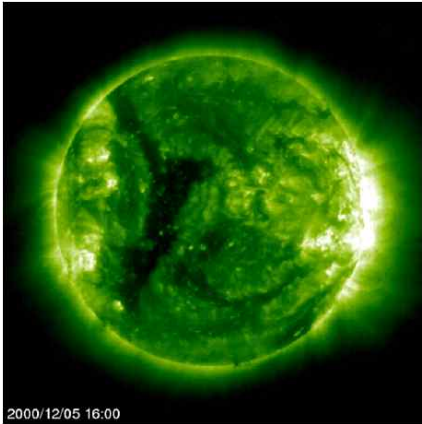
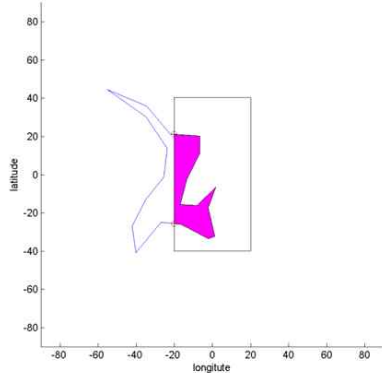
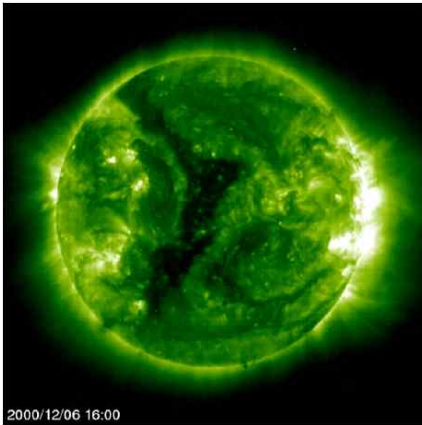
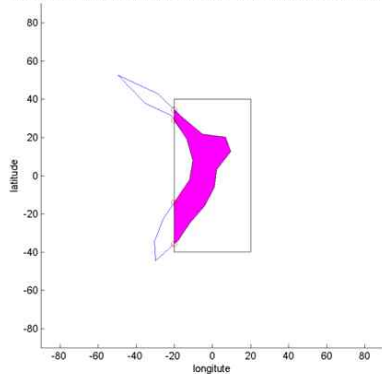
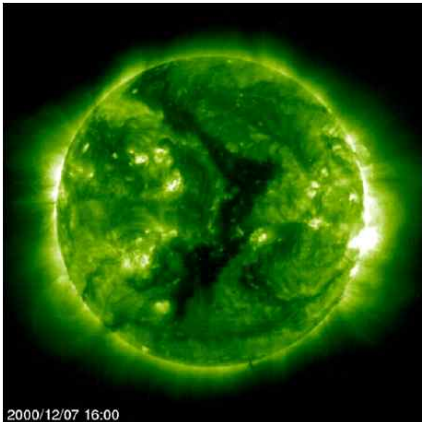
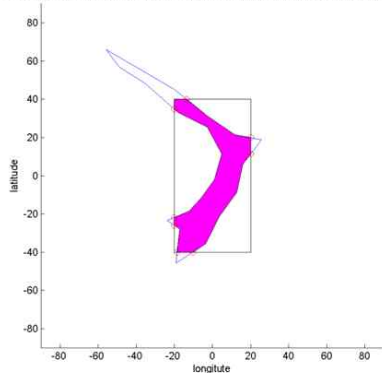
[표 3-2] 코로나홀 감시영역 번호별 경위도 위치

코로나홀 감시영역 번호	경도 경계	위도 경계	위도 중심
0	W40-W53	N40-S40	-B ₀
1	W27-W40		
2	W14-W27		
3	W00-W14		
4	E13-W00		
5	E26-E13		
6	E39-E26		
7	E52-E39		
8	E65-E52		

제3절 코로나홀 면적과 태양풍 속도간의 상관도 분석

코로나홀 면적과 태양풍 속도간의 상관도 분석을 위해 [표 3-3]과 같이 섹터기반 코로나홀 감시영역별로 코로나홀이 겹치는 면적을 구하였다. 상기 과정은 첨부파일의 소스코드(computeAssaChIntxArea_h26.m)에 구현하였다.

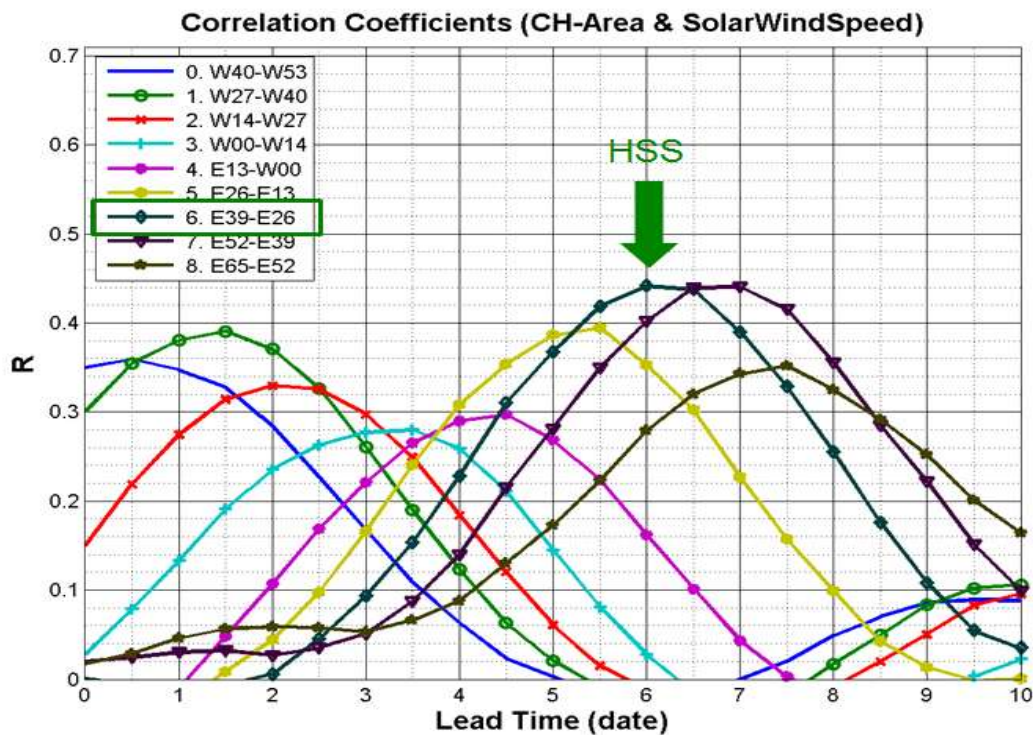
[표 3-3] ASSA 코로나홀 경계정보 및 섹터 기반 면적 예시

날짜	SOHO EIT 영상 / ASSA 코로나홀 자동인식 정보	
2000.12.5.		<p>Date:2000-12-05, Area:107.370993, B-angle:0.240000, chArea:150.505605 / 105.000000</p> 
2000.12.6.		<p>Date:2000-12-06, Area:109.819986, B-angle:0.120000, chArea:142.523576 / 96.000000</p> 
2000.12.7.		<p>Date:2000-12-07, Area:130.375198, B-angle:-0.010000, chArea:163.425157 / 113.000000</p> 

[표 3-3]의 SOHO EIT 영상을 통해 태양이 하루에 13도씩 동쪽에서 서쪽으로 자전하고 코로나홀의 모양이 조금씩 변화에 가는 것을 확인할 수 있다. 또한, ASSA 코로나홀 자동인식 정보로부터 각 코로나홀이 특정 모니터링 영역과 겹치는 넓이를 찾아내는 과정을 확인할 수 있다. 이 때 코로나홀의 면적은 태양의 지구방향 반구 면적을 10,000 이라고 했을 때에 대한 상대적인 면적값으로 계산하였다.

만약 태양관측 영상에 2개 이상 복수의 코로나홀이 관측되고 동일한 코로나홀 감시영역에 겹치는 부분이 복수개로 존재할 경우에 각 코로나홀 감시영역에 대한 코로나홀의 면적은 합산하였고, 자기장 세기값은 산술평균한 값을 사용하였다.

[그림 3-3]은 코로나홀 면적과 태양풍 속도간의 상관도 분석 결과이다. 가로축은 코로나홀 관측 일시와 ACE위성 태양풍 속도의 관측 일시간의 차이를 나타내고, 세로축은 섹터기반 코로나홀 감시영역별 코로나홀 면적과 태양풍 속도간의 상관계수를 나타낸다. 본 상관도 분석에 사용된 관측자료의 기간은 1997년에서 2013년까지이다.



[그림 3-3] 코로나홀 면적과 태양풍 속도간의 상관도 분석 결과

[그림 3-3] 좌측상부의 범례를 보면 각 그래프별 해당하는 코로나홀 감시 영역의 번호를 확인할 수 있다. ⑥번 코로나홀 감시영역에 해당하는 녹색선 그래프를 살펴보면, ⑥번 코로나홀 감시영역과 겹치는 코로나홀 면적과 ACE위성 태양풍 속도간의 상관계수는 코로나홀 관측일로부터 경과 일수(Lead Time)가 멀어질수록 점점 증가하다가 경과 일수가 6일이 되었을 때 가장 큰 값을 보이고 이후 점진적으로 감소한다. 이는 ⑥번 코로나홀 감시 영역의 코로나홀과 관련된 고속의 태양풍은 약 6일이 경과한 후 지구에 도달함을 의미한다.

또한, ⑦번 코로나홀 감시영역에 해당하는 보라색 선 그래프를 살펴보면, 이번에는 코로나홀이 관측되고 7일이 경과한 후의 태양풍 속도와의 상관계수가 가장 큰 값을 보인다. 이는 ⑦번 코로나홀 감시영역과 관련된 고속의 태양풍은 ⑥번 코로나홀 감시영역보다 약 1일이 더 걸린 약 7일만에 지구에 도달함을 의미한다.

⑩번 코로나홀 감시영역에 해당하는 청색 실선 그래프를 보면, 코로나홀이 관측된 직후의 태양풍 속도와의 상관계수가 가장 큰 값을 보임을 확인할 수 있다. 이는 ⑩번 코로나홀 감시영역 부근의 태양표면이 지구에 영향을 끼치고 있는 행성간 자기장 (Interplanetary Magnetic Field)과 가장 잘 연결되어 있음을 의미한다.

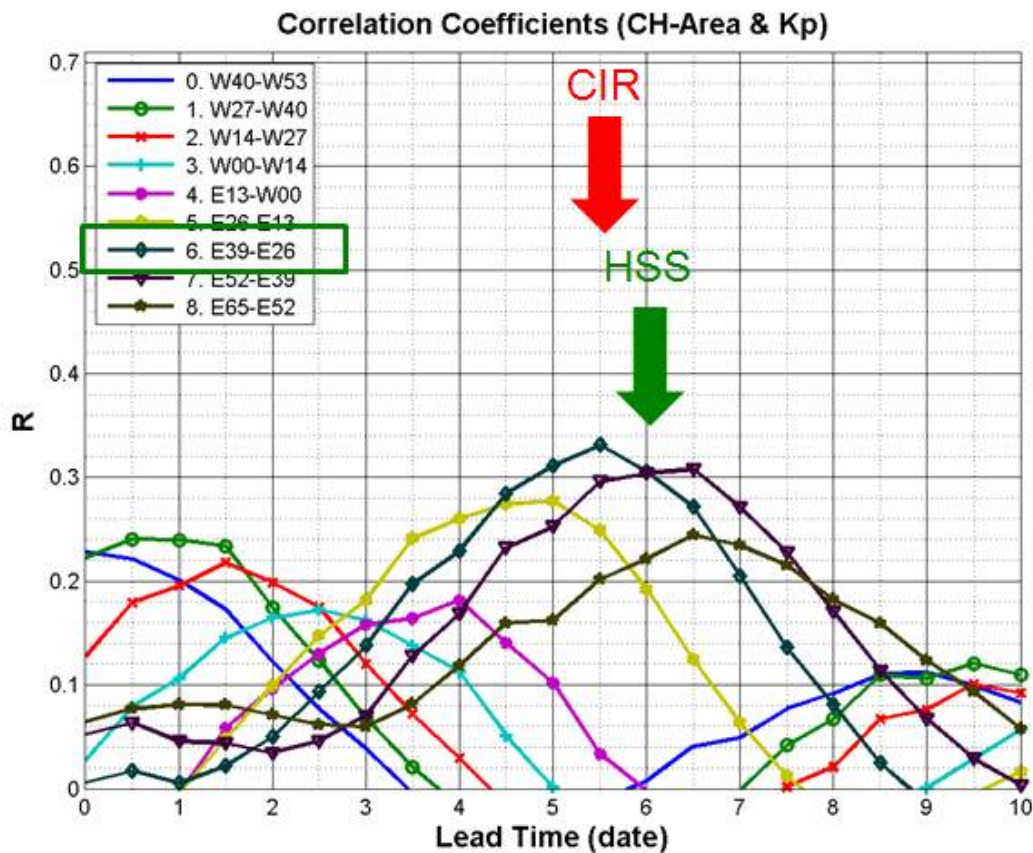
같은 방법으로 각 코로나홀 감시영역의 코로나홀 면적은 그 번호와 같은 일수가 경과한 후의 태양풍 속도를 가장 잘 대변함을 볼 수 있다. 이를 통해 하루 동안의 태양 자전각도인 13도를 태양풍 감시영역의 폭으로 선정한 것이 유용함을 검증할 수 있었다.

비록 각 코로나홀 면적과 태양풍 속도간의 상관계수 값이 최대 0.45로 그리 높지 않지만 해당 최대값을 나타내는 일수 전후에 점진적으로 그 값이 증가하고 감소하는 특성을 통해 코로나홀 면적이 태양풍 속도를 예측하는 입력 인자로 사용될 수 있음을 확인할 수 있었다.

제4절 코로나홀 면적과 지자기 지수간의 상관도 분석

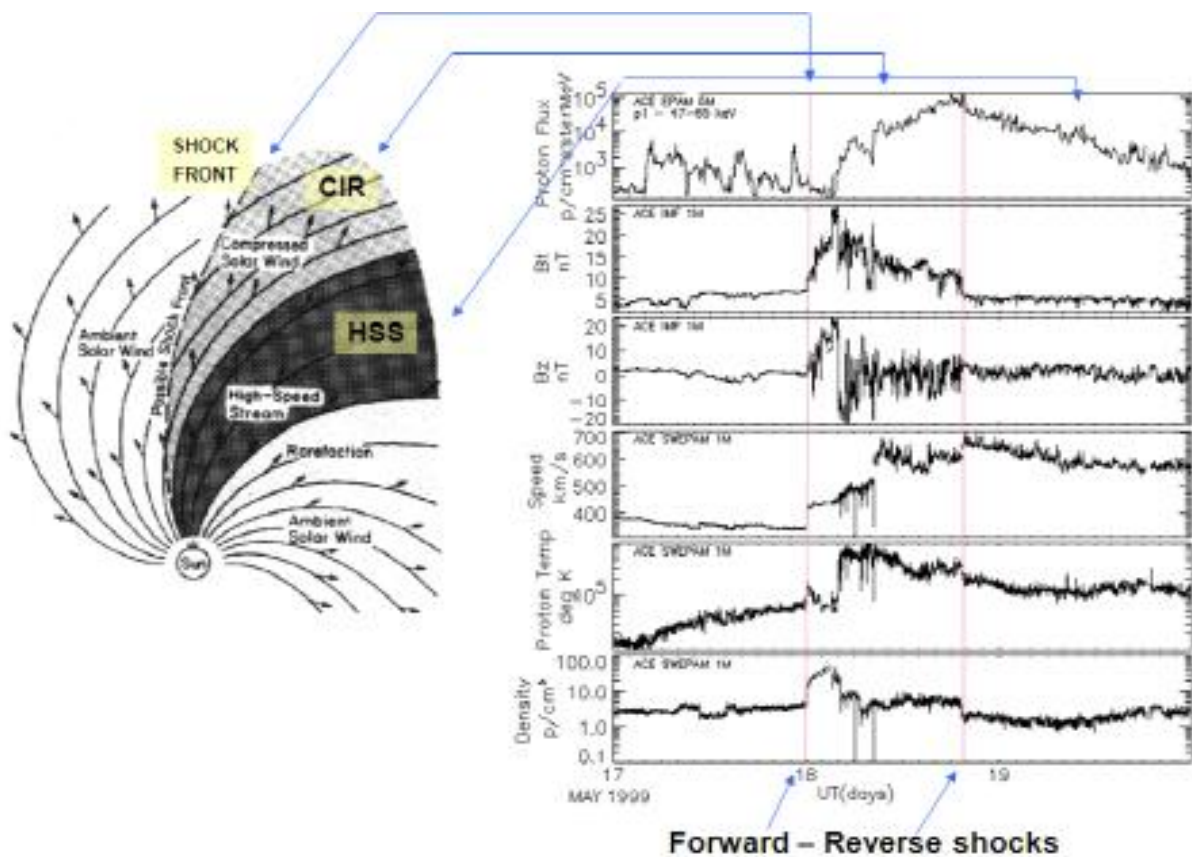
[그림 3-4]는 코로나홀 면적과 지구자기장 Kp지수간의 상관도 분석 결과이다. 가로축은 코로나홀 관측 일시와 Kp지수의 관측 일시간의 차이를 나타내고, 세로축은 섹터기반 코로나홀 감시영역별 코로나홀 면적과 Kp지수간의 상관계수를 나타낸다. 본 상관도 분석에 사용된 관측자료의 기간 역시 1997년에서 2013년까지이다.

[그림 3-4]에서도 [그림 3-3]과 마찬가지로 각 코로나홀 감시영역에 해당하는 그래프가 특정 시차에서 최대값을 나타내는 특성을 찾을 수 있다. 한 가지 다른 점은 상관계수 값이 최대값을 보이는 코로나홀 관측일시와 Kp지수 관측일시간의 시차가 [그림 3-3]에 비해 약 0.5일씩 빨라졌다는 점이다.



[그림 3-4] 코로나홀 면적과 지자기 지수간의 상관도 분석 결과

이는 코로나홀에서 발생한 고속의 태양풍(HSS : High Speed Stream)이 앞쪽에 고밀도의 태양풍 압축영역(CIR : Co-rotating Interaction Region)을 만들고, 이 고밀도의 태양풍 압축영역이 고속의 태양풍 영역에 선행하여 지구에 영향을 끼치기 때문인 것을 설명할 수 있다. [그림 3-5]는 ACE위성 태양풍 관측자료로 전형적인 태양풍 압축영역과 고속의 태양풍 영역의 구조를 설명한 자료이다.



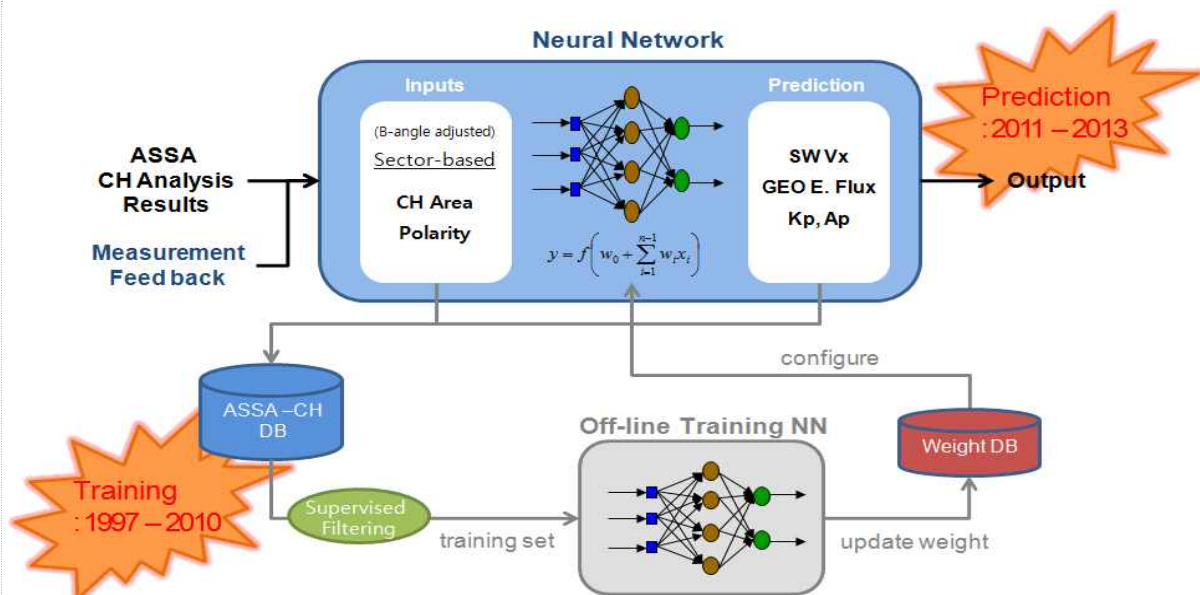
[그림 3-5] 태양풍 관측자료에서 태양풍 압축영역(CIR)과 고속 태양풍 영역(HSS)

코로나홀 면적과 Kp지수간의 상관도는 제3절에서 기술한 코로나홀 면적과 태양풍 속도간의 상관도에 비해 더 낮은 것을 볼 수 있는데, 이는 일반적으로 지구자기장이 태양풍 속도보다 행성간 자기장의 남북성분(IMF Bz)에 더욱 민감하게 반응하기 때문이다. 지금까지 행성간 자기장의 남북성분을 ACE위성에서 관측되기 전에 미리 예측하는 것은 불가능하다고 알려져 있어 Kp지수를 예측하는 것은 태양풍 속도를 예측하는 것에 비해 오차가 더 클 것이라는 것을 짐작할 수 있다.

제4장 태양 코로나홀의 지구영향 예측모델

제1절 인공신경망을 이용한 예측모델 개발

제3장에서 섹터기반 코로나홀 면적과 태양풍 속도간, 또한, 코로나홀 면적과 지자기 지수간에 어느 정도 체계적인 상관도가 있음을 확인하였다. 이러한 상관도를 토대로 선형회귀법(Linear Regression Method) 등의 방법을 사용하면 태양풍 속도, 지자기 지수, 정지궤도 전자량을 예측하는 모델을 손쉽게 개발할 수 있다. 즉, 총 9개의 코로나홀 감시영역 별로 각 코로나홀 감시영역의 코로나홀 면적과 그 코로나홀 감시영역과 가장 상관도가 높은 예보 선행시간(Forecast Lead Time)의 태양풍 속도 등을 예측하도록 선형회귀식(Linear Regression Equation)을 구성하는 방법이다. 그러나 이러한 방법은 개발은 용이하지만 인접한 코로나홀 감시영역의 코로나홀 면적 정보가 예측값에 끼치는 효과를 고려할 수 없고, 코로나홀 면적 이외에 코로나홀 자기장 극성 등의 다른 파라미터도 종합적으로 고려하는 것이 불가능하다는 단점이 있다. 또한, 예측모델 성능은 개별 코로나홀 감시영역의 태양풍 면적과 태양풍 속도 또는 지자기 지수간의 상관계수값 이상의 성능을 기대하기 힘들다.



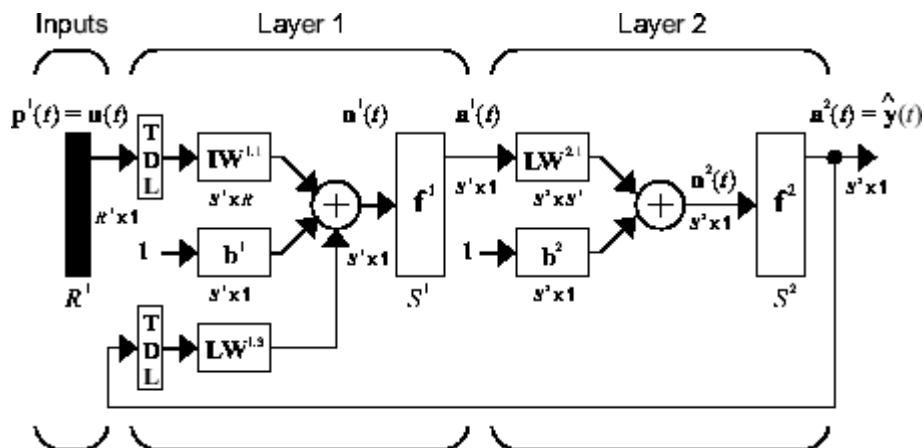
[그림 4-1] 인공신경망을 활용한 예측모델 프로그램의 전체 구성

따라서 본 연구에서는 여러 가지 입력 인자의 개발 효과와 입력 인자간의 상호작용 효과를 동시에 고려할 수 있도록 인공신경망(Artificial Neural Network)을 도입하여 예측모델 개발을 시도하였다. 인공신경망을 이용함으로써 선형회귀법을 이용했을 때의 단점을 극복하고 예측성능을 극대화 하고자 하였다.

예측모델의 전체 구성은 [그림 4-1]과 같이 설계하였다. 오프라인 학습모듈(Off-line Training NN)과 실제 운용되는 인공신경망 모듈을 분리하여 구성함으로써 인공신경망 자체가 스스로 진화하여 더욱 정확한 예측값을 제공할 수 있도록 하였다.

인공신경망 알고리즘 자체는 상용 소프트웨어(Mathworks사의 Matlab Neural Network Toolbox)에서 제공하는 알고리즘을 사용하였다. 제공되는 여러 가지 인공신경망 알고리즘 중에 구체적으로는 시계열 비선형 회귀 네트워크(Time Series NARX Feedback Neural Networks) 알고리즘을 사용하였는데, 이 알고리즘은 시계열로 연속된 값을 예측하는데 우수한 성능을 보이는 것으로 알려져 있다. 시계열 비선형 회귀 네트워크의 정의식은 [수식 4-1]과 같고 도해는 [그림 4-2]과 같다. 즉, 출력신호 $y(t)$ 는 이전 출력신호의 값들($y(t-1) \cdots y(t-n_y)$)과 독립 입력신호들의 이전 값들($u(t-1) \cdots u(t-n_u)$)간의 회귀식으로 구현된다.

$$y(t) = f(y(t-1), \dots, y(t-n_y), u(t-1), \dots, u(t-n_u)) \quad \text{수식 4-1}$$



[그림 4-2] 시계열 비선형 회귀 네트워크 도해

본 연구에서는 인공신경망으로 구현된 예측모델의 성능을 정확하게 확인하기 위해 인공신경망 학습에 사용되는 데이터 기간과 예측을 위해 사용되는 데이터 기간을 완전히 분리하였다. 학습에 사용된 데이터 기간은 1997년부터 2010년까지이고, 예측에는 2011년부터 2013년까지의 자료를 사용하였다.

학습에 사용된 입력 인자의 이름과 설명을 [표 4-1]에 보였다. ⑩번에서 ⑧번까지의 코로나홀 감시영역에 해당하는 코로나홀 면적과 자기장 극성값 외에 태양 코로나홀의 태양활동 주기에 따른 변화 요인과 계절적 변화 요인을 추가로 고려하였다. 그러나 27일 태양자전에 따른 코로나홀의 27일 반복특성은 입력인자로 고려하지 않았는데 이는 기존 27일 반복특성을 단순히 사용하는 예보법과 차별화를 두기 위한 조치이다.

[표 4-1] 인공신경망 학습에 사용된 입력인자 정보

번호	이름	설명
1	CH_Area_00	0번 코로나홀 감시영역과 겹치는 코로나홀 면적
2	CH_Area_01	1번 ... 코로나홀 면적
3	CH_Area_02	2번 ... 코로나홀 면적
4	CH_Area_03	3번 ... 코로나홀 면적
5	CH_Area_04	4번 ... 코로나홀 면적
6	CH_Area_05	5번 ... 코로나홀 면적
7	CH_Area_06	6번 ... 코로나홀 면적
8	CH_Area_07	7번 ... 코로나홀 면적
9	CH_Area_08	8번 ... 코로나홀 면적
10	CH_Pol_00	0번 코로나홀 감시영역의 코로나홀의 극성값
11	CH_Pol_01	1번 ... 코로나홀의 극성값
12	CH_Pol_02	2번 ... 코로나홀의 극성값
13	CH_Pol_03	3번 ... 코로나홀의 극성값
14	CH_Pol_04	4번 ... 코로나홀의 극성값
15	CH_Pol_05	5번 ... 코로나홀의 극성값
16	CH_Pol_06	6번 ... 코로나홀의 극성값
17	CH_Pol_07	7번 ... 코로나홀의 극성값
18	CH_Pol_08	8번 ... 코로나홀의 극성값
19	solarCycleFactor	코로나홀 관측 년도
20	seasonalFactor	코로나홀 관측 월

학습에 사용된 출력 인자의 이름과 설명은 [표 4-2]에 보였다. 각 입력과 출력 인자의 세트는 입력 인자와 출력 인자간의 시간차(예보 선행시간)별로 별도의 텍스트 파일로 저장하여 활용하였다.

[표 4-2] 인공신경망 학습에 사용된 출력인자 정보

번호	이름	설명
1	Kp	1시간 단위 Kp지수 값
2	SolarWindSpeed	1시간 단위 ACE위성 태양풍 속도값
3	Ap	1시간 단위 Ap지수 값
4	GoesElectron	1시간 단위 GOES위성 2MeV 이상 전자량값

본 연구에서 개발한 예측모델은 코로나홀에 따른 태양풍 영향을 예측하는 모델이므로 CME 충격에 의한 태양풍 영향은 예측하지 못한다. 따라서 인공신경망을 학습시키는 입력자료와 출력자료에서 CME 충격과가 감지된 시간은 제외하고 인공신경망을 학습시켰다. CME 충격과 여부는 태양풍의 플라즈마 베타(Plasma Beta)값이 0.1보다 작거나 같은 경우로 선정하였다. 플라즈마 베타는 태양풍 자기력 압력(Magnetic Pressure)에 대한 플라즈마 압력(Plasma Pressure)의 비로 정의되는데, 이에 대한 정의식은 [수식 4-2]와 같다.

$$\beta = \frac{p}{p_{mag}} = \frac{nk_B T}{B^2 / (2\mu_0)} \quad \text{수식 4-2}$$

상기 기술한 방법에 따라 개발한 인공신경망 프로그램은 [부록2]의 소스코드(neuralNetworkAssaCH_h17.m)에 보였다. 또한 관련 기술은 국내특허 출원신청(출원번호 : 10-2014-0143376)을 하였는데 [부록3]에 관련 특허출원명세서를 수록하였다.

제2절 예측모델 성능분석 방법

제3장에서 코로나홀 면적과 태양풍 속도간의 상관성 분석을 위해 상관계수(Correlation Coefficient)를 사용하였다. 예측모델의 성능분석 시에도 예측값과 관측값간의 상관계수를 구함으로써 어느 정도 그 정확도를 가늠해 볼 수 있다. 그러나 예측값과 관측값간에 일정한 지연시간이 존재할 경우에는 상관계수 값은 높게 나오지만 실제 개개의 예측값은 관측값을 잘 대변하지 못하는 경우가 발생할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 예측모델 성능분석을 위해 상관계수를 비교하는 방법 외에 기능평점(SS : Skill Score) 방식을 추가로 사용하였다.

기능평점은 기준예보값(Reference Forecast)과 상대적으로 비교하여 목표예보값(Target Forecast)의 성능이 어느 정도인지를 측정하는 지수이다. 기능평점의 정의식은 [수식 4-3]과 같다.

$$SS = 1 - MSE_{target} / MSE_{reference}$$

$$MSE = \frac{1}{Np} \sum_1^{Np} (observed_i - forecast_i)^2$$
수식 4-3

예측값과 관측값이 완전 일치할 때 기능평점의 값은 1이 된다. 기능평점의 값이 양의 수인 경우 기준예보값 보다 목표예보값이 우수함을 나타내며, 기능평점의 값이 음의 수인 경우 기준예보값 보다 목표예보값이 우수하지 않음을 의미한다.

가장 흔히 사용되는 기준예보값은 관측값의 평균값이다. 즉, 비교 대상이 되는 기준예보값을 관측값의 평균값으로 정하여 예측모델의 목표예보값과 비교하겠다는 의미이다. 기준예보값으로 관측값의 평균값이 사용될 때 기능평점은 예측효율(Prediction Efficiency)이라는 새로운 이름으로 불린다. 기능평점과 마찬가지로 예측효율의 값이 1에 가까울수록 예측 성능이 우수하다는 것을 의미한다.

만약 본 연구에서 개발한 예측모델과 유사한 예측모델이 기존에 개발된 것이 있다면 두 모델의 예측효율값을 직접 비교하여 성능분석을 할 수 있을 것이다. 그러나 직접 비교가 가능한 기존의 예측모델이 없기 때문에 본

연구에서는 비교할 대상으로 지속값(Persistence, 이전 관측값중 가장 최신값)과 반복값(Recurrence, 27일전 관측값)을 도입하였다.

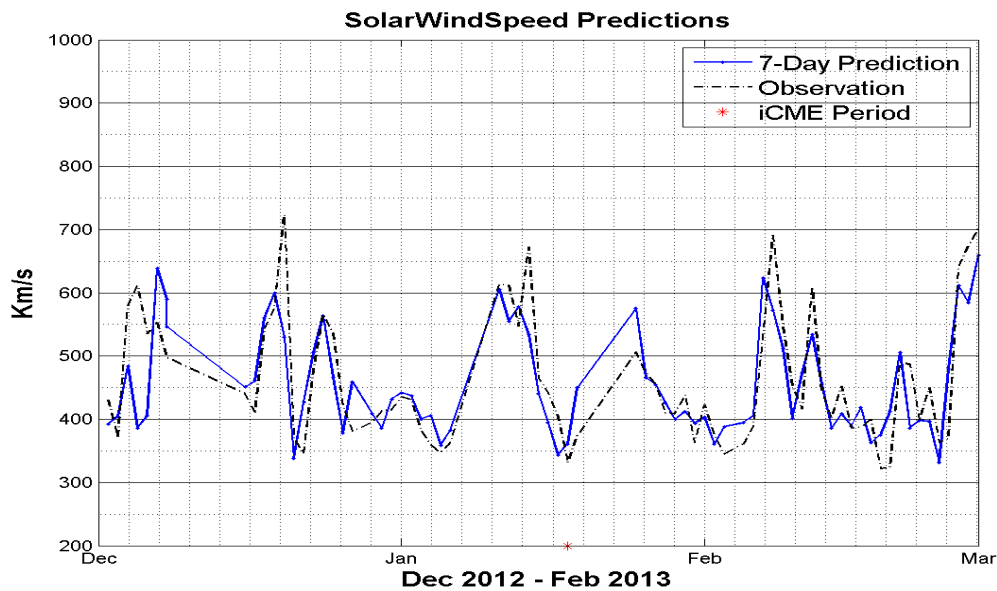
지속값과 반복값은 우주전파환경을 예보할 때 뿐만 아니라 지상의 날씨를 예보할 때에도 많이 사용되는 개념이다. 지상 날씨를 예보하는 경우로 예를 들면, 지속값은 어제 최고 온도가 15도로 관측된 경우에 오늘 최고 온도도 15도로 지속될 가능성이 높다는 것에서, 반복값은 작년의 12월 평균 강수량이 100 mL로 관측되었을 때 올해 12월 평균 강수량도 약 100 mL 정도일 가능성이 높다는 것에서, 지속값과 반복값의 예보 활용성을 이해할 수 있을 것이다.

본 연구에서는 지속값으로 하루전 태양풍 속도, 정지궤도 전자량 또는 지자기 지수 관측값을 사용하였고, 반복값으로는 27일전 태양풍 속도, 정지궤도 전자량 또는 지자기 지수 관측값을 사용하였다. 지속값과 반복값의 예측효율은 [수식 4-2]의 식에서 forecast 값으로 예측모델의 결과값이 아닌 하루전 관측값과 27일전 관측값을 각각 대입하여 구하였다.

제3절 태양풍 속도 예측

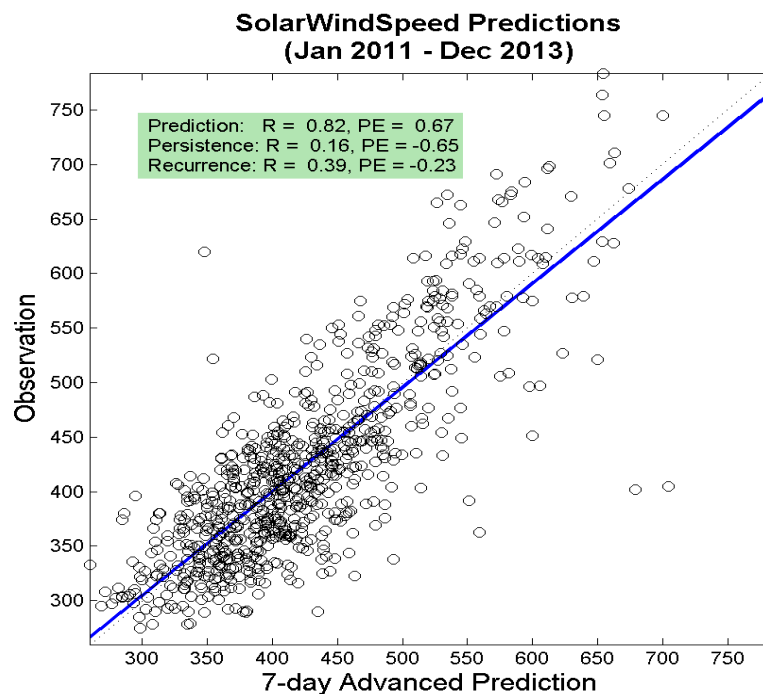
[그림 4-3]에 7일 선행한 태양풍 속도 예측값과 관측값의 비교 그래프를 보였다. 청색 실선이 코로나홀이 관측된 시간보다 7일 이후 시간에 대해 예측된 태양풍 속도 예측값이고, 흑색 점선은 해당일의 ACE위성 태양풍 관측값이다. 또한, 적색 별표(*)는 CME 충격파가 ACE위성에 관측된 시간을 의미한다. 본 연구에서 개발한 예측모델은 CME 충격에 의한 태양풍 영향은 예측하지 못하고 코로나홀에 따른 태양풍 영향만을 예측할 수 있으므로 적색 별표 주변의 예측값은 관측값과 차이가 크게 나타날 수 있다.

제1절에서 기술한 바와 같이 본 연구에서는 개발한 예측모델의 정확한 성능분석을 위해 인공신경망 학습용 데이터 기간과 예측용 데이터 기간을 완전히 분리하였는데, 상기 예측용 데이터 기간은 2011년 1월에서 2013년 12월이다. 또한, 모델의 예측은 선행시간 1일에서 9일까지 범위에서 예측 가능하다. 보고서 [부록4]에 2011년 1월에서 2013년 12월까지의 기간 동안, 예측 선행시간 1일에서 9일까지의 모든 태양풍 예측값과 관측값의 시계열 비교 그래프를 수록하였다.



[그림 4-3] 태양풍 예측값과 관측값간 시계열 비교 예시

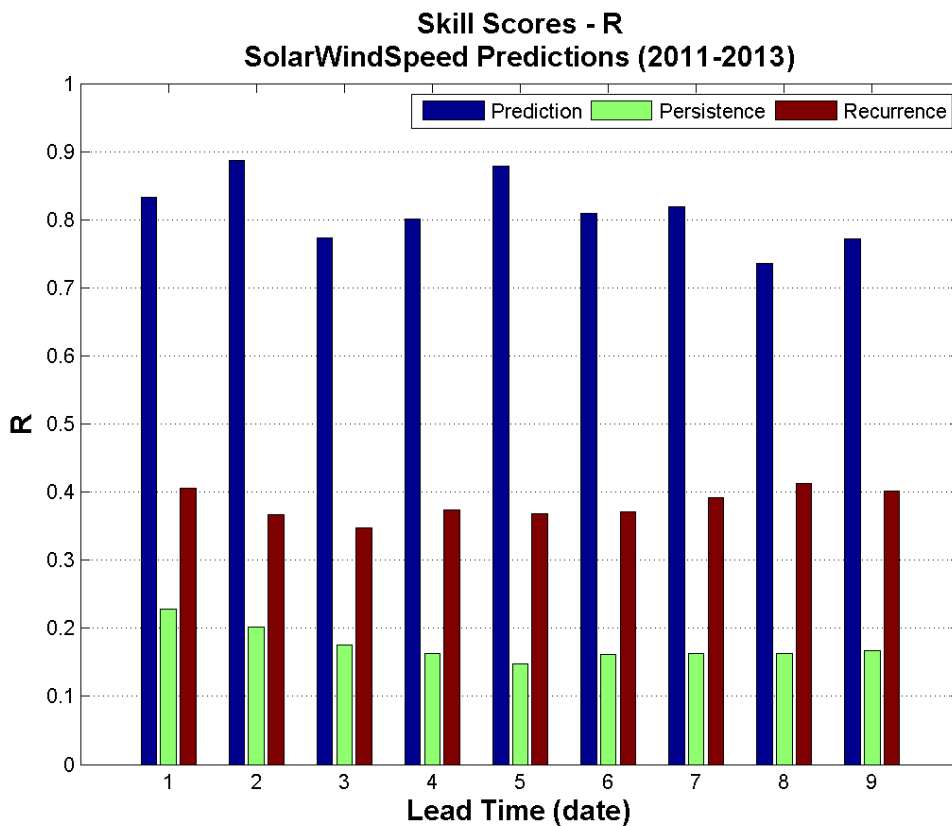
[그림 4-4]에 예측에 사용된 데이터 기간인 2011년 1월에서 2013년 12월까지의 기간 동안 7일 선행한 태양풍 속도 예측값과 관측값간의 산점도 (Scatter Plot)를 보였다.



[그림 4-4] 태양풍 예측값과 관측값간 산점도

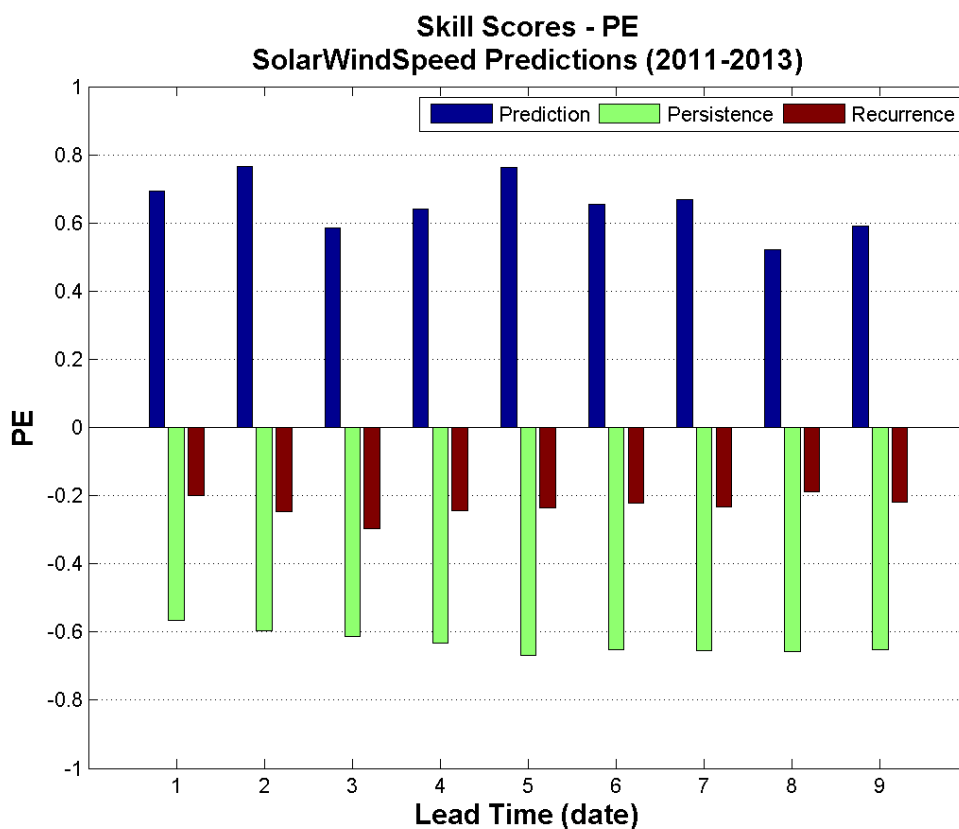
태양풍 7일 선행 예측값과 관측값간의 상관도는 매우 우수하여 상관계수는 0.82로 나타났다. 참고로 모델의 예측값 대신 지속값과 반복값과 관측값간의 상관계수를 구해보면 그 값은 각각 0.16과 0.39이다. 이는 본 연구에서 개발한 예측모델의 성능이 지속값 또는 반복값을 사용하여 예측할 때보다 매우 우수한 성능을 보인다는 것을 의미한다.

[그림 4-5]에 예측 선행기간 1일에서 9일까지의 모든 경우에 대한 모델 예측값과 관측값간의 상관계수와 함께 지속값과 반복값에 대한 상관계수를 막대 그래프로 표출하였다. 1일에서 9일까지의 전 예측 선행기간에 대해 예측모델의 예측값과 관측값간의 상관계수는 모두 0.7 이상으로 높게 계산되었다. 이는 특정 예측 선행기간이 아닌 1일에서 9일까지의 모든 예측 선행기간에 대해 예측모델의 성능이 우수하게 나타났음을 의미한다.



[그림 4-5] 예측 선행기간 별 태양풍 예측값과 관측값간의 상관계수 및 지속값과 반복값에 대한 상관계수 비교

[그림 4-6]은 예측 선행기간 1일에서 9일까지의 모든 경우에 대한 모델의 예측효율과 함께 지속값과 반복값에 대한 예측효율을 비교한 그래프이다. 예측 선행기간이 3일과 8일인 경우를 제외하고 다른 선행기간 동안은 예측효율이 0.6 이상으로 우수하게 나타났다. 예측 선행기간이 3일과 8일인 경우에도 0.5 이상인 양의 수로 나타나 성능이 나쁘지 않음을 보였다. 반면, 지속값과 반복값에 대한 예측효율은 음의 수로 그 성능이 나쁜 것으로 나타났다.



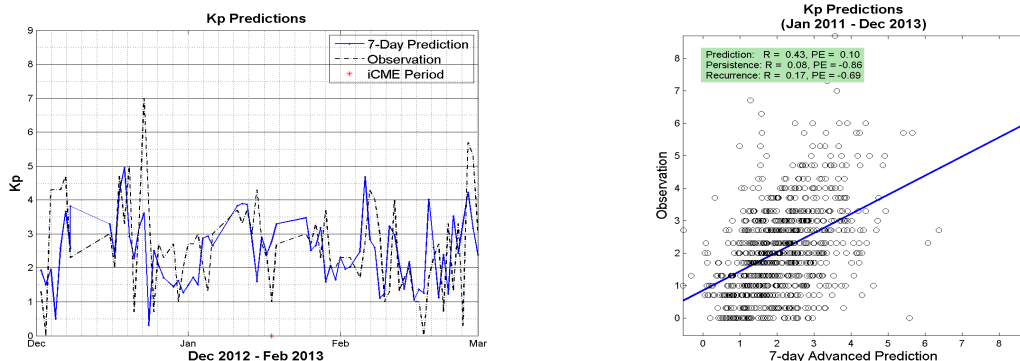
[그림 4-6] 예측 선행기간 별 태양풍 예측값과 관측값간의 예측효율 및 지속값과 반복값에 대한 예측효율 비교

제4절 코로나홀과 지자기 지수 예측

본 절에서는 앞서 제3절에서 기술한 태양풍 속도 예측결과에 대한 성능 분석 방법과 같이 코로나홀 자동분석 정보로부터 예측한 지자기 지수 예측에 대한 성능분석 결과를 보였다. 지자기 지수는 Kp 지수와 Ap 지수 두 가지에 대해 예측모델을 개발하였는데, Kp 지수가 Ap 지수와 다른 점은 지자기 변화량을 로그스케일로 계량한 정보를 대변한다는 것이다.

1. Kp 지수

[그림 4-7]에 7일 선행한 Kp지수 예측값과 관측값의 비교 그래프와 예측값과 관측값간의 산점도를 보였다. 산점도에 사용된 데이터 기간은 2011년 1월에서 2013년 12월까지이며, 보고서 부록에 동 기간 동안, 예측 선행시간 1일에서 9일까지의 모든 Kp지수와 관측값의 시계열 비교 그래프를 수록하였다.

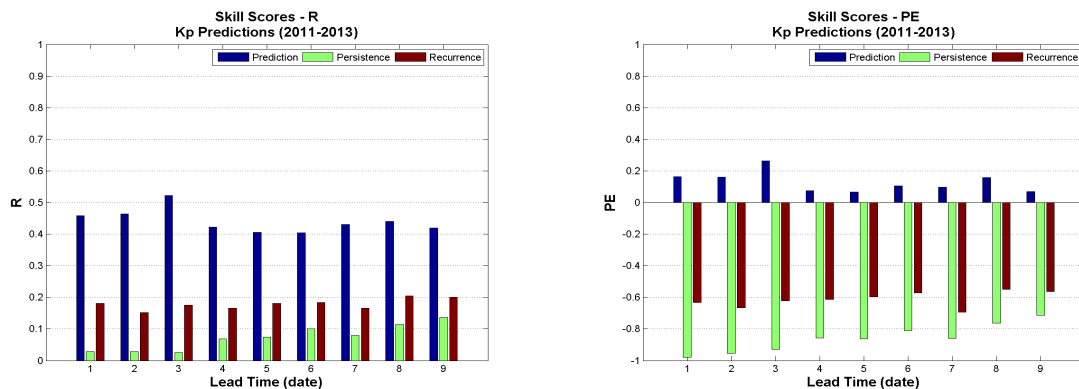


[그림 4-7] Kp지수 예측값과 관측값 시계열 비교 및 산점도 그래프

제3장에서 기술한 코로나홀 면적과 Kp지수와의 상관도간의 분석 결과와 마찬가지로, 코로나홀 자동인식 정보로부터 Kp지수를 예측하였을 때 그 성능은 태양풍 속도 자체를 예측하는 것보다 상당히 낮은 것으로 나타났다. 7일 선행한 태양풍 속도 예측시 관측값과의 상관계수는 0.82이고 예측효율은 0.67로 나타난 반면 Kp지수 예측결과에 대한 상관계수와 예측효율은 각각 0.43과 0.10으로 나타났다. 이는 지구자기장 교란의 크기가 행성간 자기장 남북성분 방향에 크게 의존하기 때문인데, 현재까지 행성간 자기장 남북성

분을 예측할 수 있는 방법은 알려져 있지 않다. 따라서 본 연구에서 개발한 예측모델의 지자기 지수 예측은 향후 9일까지의 예측값을 정확히 제공하는 것보다 그 변화 양상을 제공하는 것으로 이해해야 할 것이다.

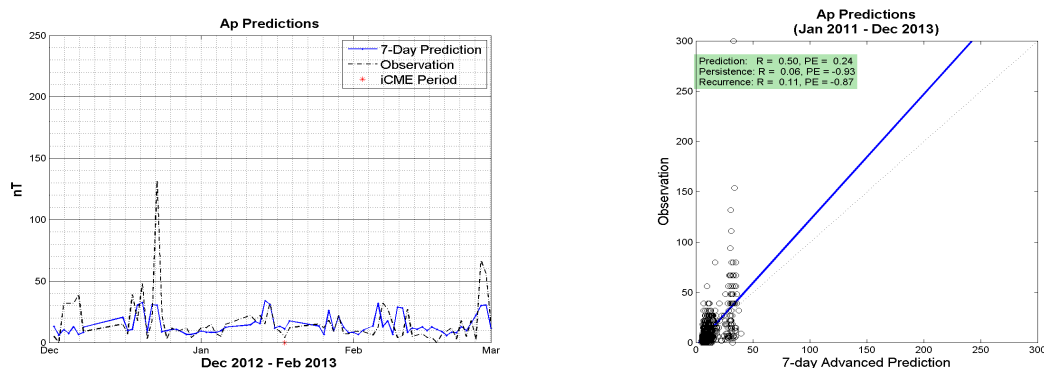
[그림 4-8]에 예측 선행기간 1일에서 9일까지의 모든 경우에 대한 모델 예측값과 관측값간의 상관관계수 및 예측효율과 함께 지속값과 반복값에 대한 상관관계수 및 예측효율을 막대 그래프로 표출하였다. 그 결과 또한 태양풍 속도에 대한 예측과 비교하여 상당히 낮은 성능을 보였다.



[그림 4-8] Kp지수 예측결과에 대한 상관관계수 및 예측효율

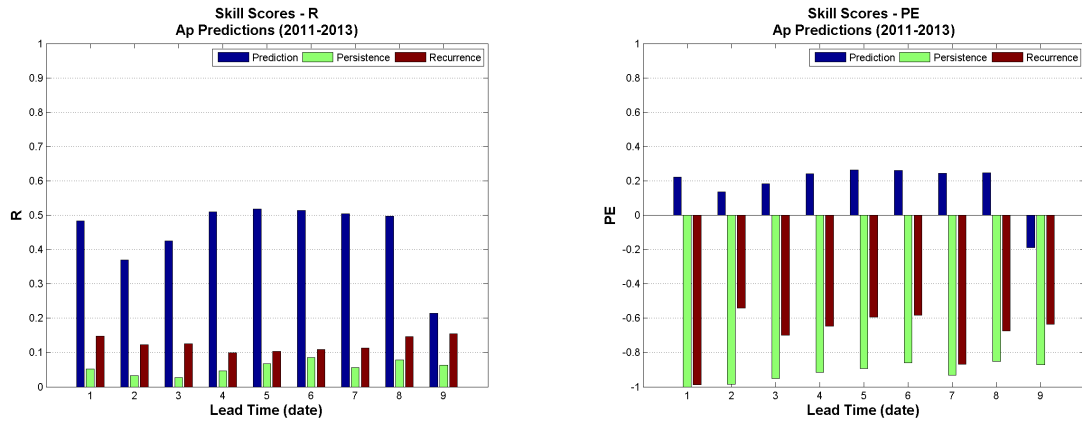
2. Ap 지수

[그림 4-9]에 7일 선행한 Ap지수 예측값과 관측값의 비교 그래프와 예측값과 관측값간의 산점도를 보였다. 보고서 부록에 전체 예측기간 동안, 예측 선행시간 1일에서 9일까지의 모든 Ap지수와 관측값의 시계열 비교 그래프를 수록하였다.



[그림 4-9] Ap지수 예측값과 관측값 시계열 비교 및 산점도 그래프

[그림 4-10]에는 예측 선행기간 1일에서 9일까지의 모든 경우에 대한 모델 예측값과 관측값간의 상관관계수 및 예측효율과 함께 지속값과 반복값에 대한 상관관계수 및 예측효율을 막대 그래프로 표출하였다.



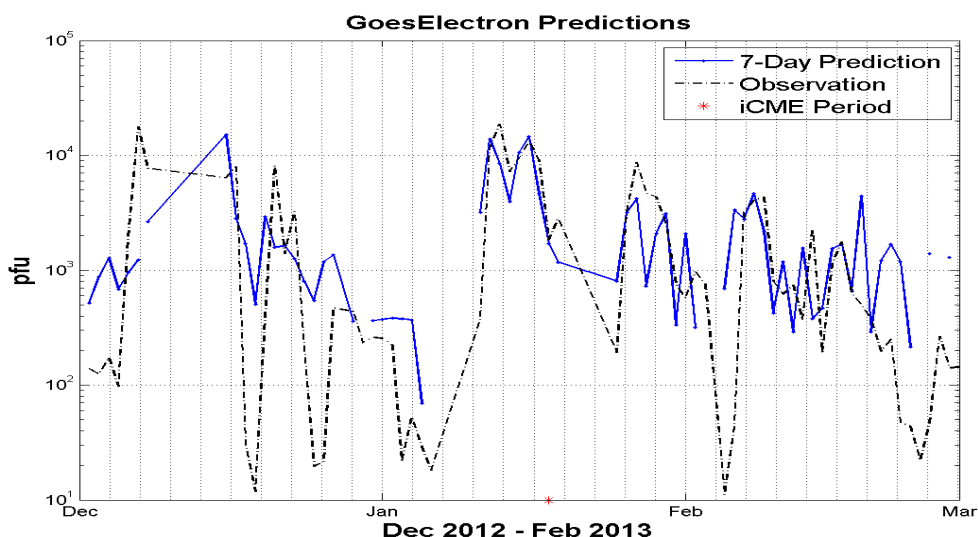
[그림 4-10] Ap지수 예측결과에 대한 상관관계수 및 예측효율

예측 성능은 Kp지수의 경우와 매우 유사하였으며 태양풍 속도에 대한 예측과 비교하여 상당히 낮은 성능을 보였다.

제5절 정지궤도 전자량 예측

제3장에서 섹터기반 태양 코로나홀 감시영역의 코로나홀 면적과 태양풍 속도, 그리고 지자기 지수와의 상관관계를 분석하였다. 이를 통해 코로나홀에서 발생한 고속의 태양풍이 태양풍 압축영역을 만들어 지구 자기장에 영향을 끼치는 것을 확인할 수 있었다. 태양풍 속도와 지자기 활동성을 예측하는 것이 우주전파환경 예보에 큰 요소이기는 하지만, 우주전파환경 정보 수요기관의 입장에서는 좀더 수요기관 자산관리에 유용한 정보를 필요로 한다. 위성분야 수요기관에게는 정지궤도 위성의 수명 및 오동작과 관련이 깊은 정지궤도 고에너지 전자량에 대한 정보가 가장 필요한 우주전파환경 정보 중에 하나이다. 따라서 본 연구에서는 태양 코로나홀 자동인식 결과로부터 태양풍 속도와 지자기 활동성을 예측하는데 그치지 않고 정지궤도 전자량 예측을 시도하였다.

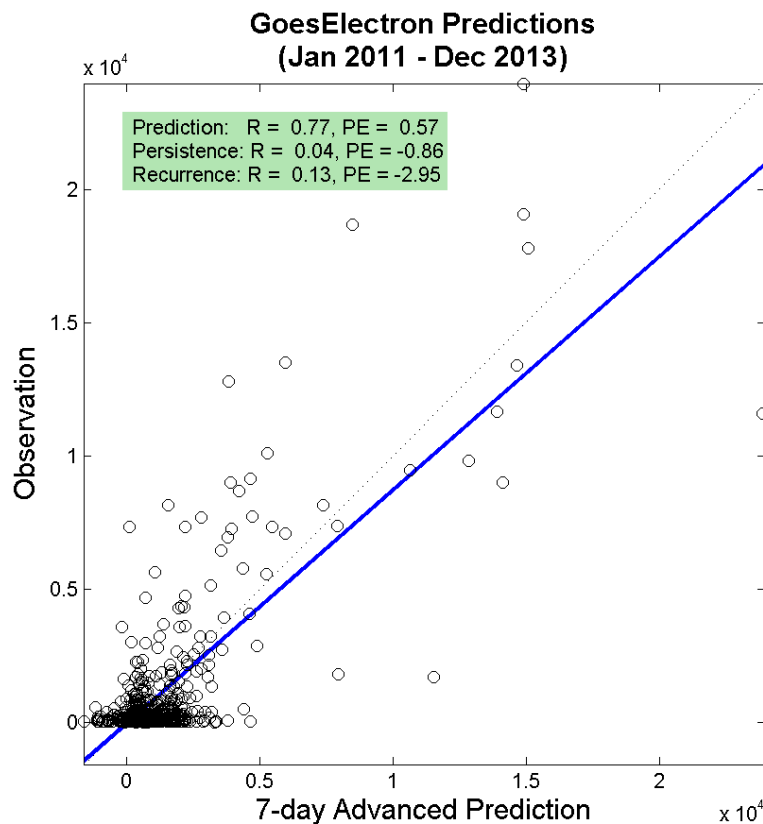
정지궤도 전자량은 코로나홀에 기인한 고속의 태양풍과 높은 상관도가 있는 것으로 알려져 있어 코로나홀 자동분석 정보로부터 정지궤도 전자량을 직접 예측하도록 예측모델을 개발하였다. 예측모델 인공신경망 학습에는 GOES위성에서 관측한 2MeV 이상 고에너지 전자 플럭스량을 사용하였다. 따라서 본 예측모델의 결과는 GOES위성의 위치에 대한 전자량 일일변화를 그대로 반영한다.



[그림 4-11] 정지궤도 전자량 예측값과 관측값간 시계열 비교 예시

[그림 4-11]에 7일 선행한 정지궤도 전자량 예측값과 관측값의 비교 그래프를 보였다. 청색 실선이 코로나홀이 관측된 시간보다 7일 이후 시간에 대해 예측된 정지궤도 전자량 예측값이고, 흑색 점선은 해당일의 GOES위성 2MeV 이상 고에너지 전자량 관측값이다.

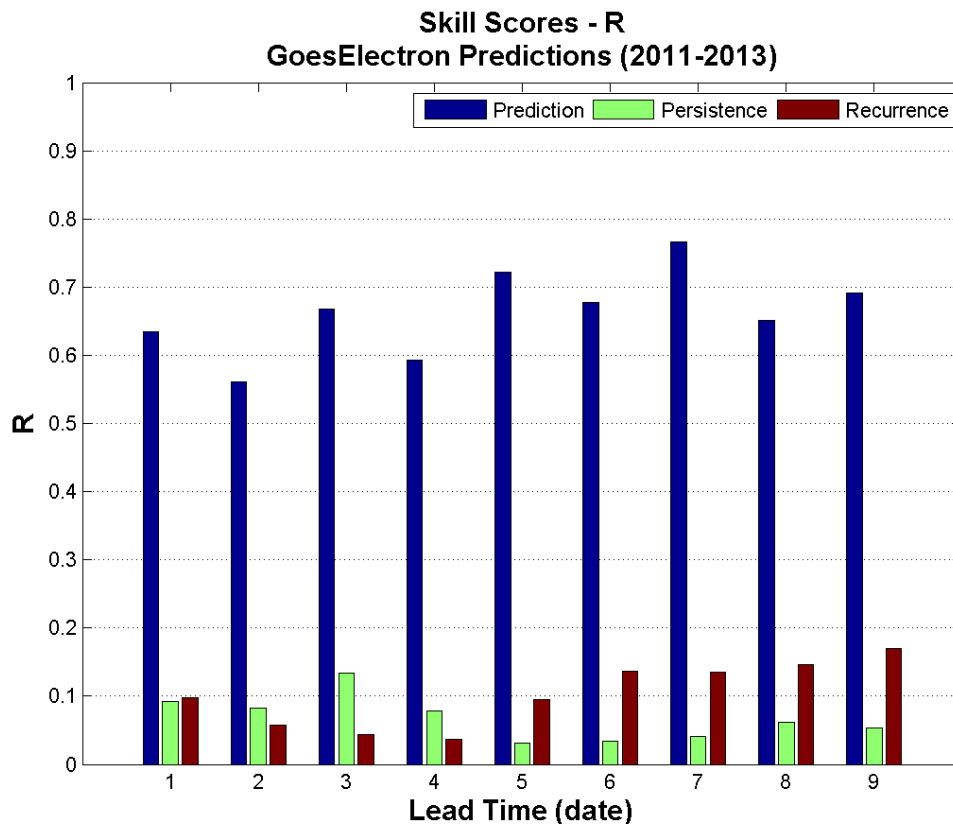
[그림 4-12]에는 2011년 1월에서 2013년 12월까지의 기간 동안 7일 선행한 정지궤도 전자량 예측값과 관측값간의 산점도를 보였다. 관측값과의 상관계수가 0.77이고 예측효율은 0.57로 나타나는 등 태양풍 속도 예측 시와 비교하여 비슷한 정도의 성능을 보였다.



[그림 4-12] 정지궤도 전자량 예측값과 관측값간 산점도

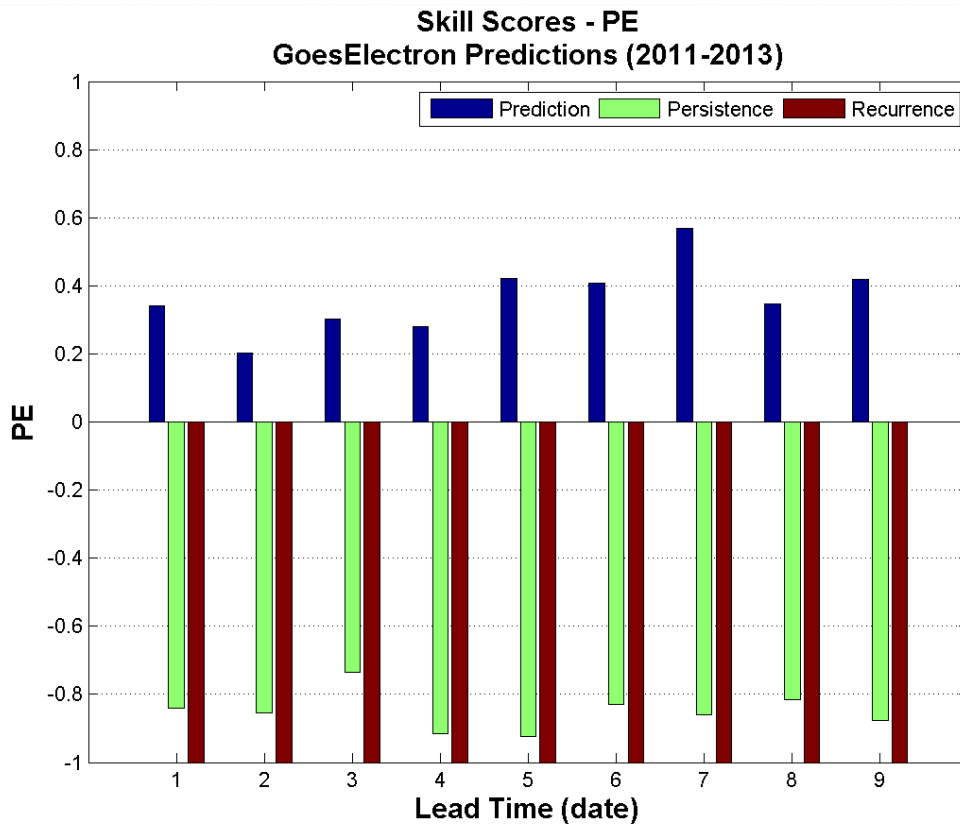
[그림 4-13]에 예측 선행기간 1일에서 9일까지의 모든 경우에 대한 정지궤도 전자량 예측값과 관측값간의 상관계수와 함께 지속값과 반복값에 대한 상관계수를 막대 그래프로 표출하였다. 2일과 4일의 두 예측 선행기간에

대한 예측시를 제외하고 정지궤도 전자량 예측값과 관측값간의 상관계수는 모두 0.6 이상으로 계산되었는데, 이는 지속값과 반복값 결과와 비교하여 매우 우수한 성능을 보인다는 것을 의미한다.



[그림 4-13] 예측 선행기간 별 정지궤도 전자량 예측값과 관측값간의 상관계수 및 지속값과 반복값에 대한 상관계수 비교

[그림 4-14]는 예측 선행기간 1일에서 9일까지의 모든 경우에 대한 정지궤도 전자량 예측효율과 함께 지속값과 반복값에 대한 예측효율을 비교한 그래프이다. 예측효율 자체는 태양풍 속도를 예측할 때 보다 낮았지만 Kp 나 Ap 등 지자기 지수를 예측할 때 보다는 높게 나타났다.



[그림 4-14] 예측 선행기간 별 정지궤도 전자량 예측값과 관측값간의 예측효율 및 지속값과 반복값에 대한 예측효율 비교

제5장 결 론

본 연구에서는 태양활동 자동분석 모델(ASSA)의 코로나홀 분석 결과를 통해 태양풍 속도, 지자기 교란지수 및 정지궤도 전자량을 예측하는 모델을 개발하였다. 예측모델은 인공지능 기술인 시계열 비선형 회귀 네트워크(Time Series NARX Feedback Neural Networks)를 이용하여 개발하였다. 태양면을 9개의 섹터로 구분하고, 각 섹터별 태양 코로나홀 면적과 자기장 정보를 입력받아 태양풍 속도, 지자기 지수 및 정지궤도 전자량을 1일에서 9일까지 미리 예측할 수 있도록 하였다. 관련 기술은 국내특허 출원신청(출원번호 : 10-2014-0143376)을 하였으며 특허결정이 되면 국유특허로 등록할 예정이다.

예측모델의 성능분석 결과 태양풍 속도(ACE SWEPM Vx)와 정지궤도 전자량(GOES 2MeV Electron Flux)을 예측하는데 예측효율이 0.6 이상으로써 성능이 매우 우수함을 확인하였다. 특히 정지궤도 전자량은 위성의 오동작 및 수명과 깊은 관련이 있어, 동 예측모델은 향후 우주전파센터의 위성분야 예보 서비스에 그 활용도가 높을 것으로 기대된다. 이를 위해 우주전파센터는 본 연구를 통해 개발한 예측모델을 태양활동 자동분석 모델(ASSA)과 결합하고 예보업무에 활용할 예정이다.

태양활동 자동분석 모델과 결합하기 위해서는 본 연구에서 개발한 인공지능 모델과 함께 다음의 요구사항을 만족하는 소프트웨어 모듈의 추가 개발이 필요하다. 필요한 기능의 첫 번째는 태양활동 자동분석 모델로 실시간 분석된 코로나홀 경계값 좌표를 입력받아 본 연구에서 제안한 9개의 섹터 기반 감시영역과 겹친 면적을 구하는 기능이다. 두 번째 기능은 본 연구에서 개발한 인공지능 모델의 입력 포맷에 맞는 자료를 생성하는 모듈인데, 입력 및 출력 자료 포맷에 대한 상세정보는 각각 [표 4-1] 및 [표 4-2]와 같다. 세 번째 기능은 본 연구에서 개발한 인공지능 모델에 자료를 실시간 입력하고 예측결과를 효과적으로 표출하는 기능이다.

예측결과의 표출은 시계열 그래프 형태로써 향후 1일에서 9일까지의 태양풍 속도와 정지궤도 전자량 예측값을 1시간 단위로 표출 하고, 태양활동 자동분석 모델의 코로나홀 자동분석 정보가 업데이트 될 때마다 이에 따른 예측정보를 업데이트 하는 방식이 적합하다. 또한, 매시간 측정된 실시간 태양풍 속도와

정지궤도 전자량 관측값을 시계열 예측 그래프에 겹쳐서 표출하면 실시간으로 예측 성능을 확인할 수 있어 유용할 것이다.

본 연구에서 개발한 예측모델은 인공신경망 기술을 기반으로 하여 개발되었으므로 학습기간이 길어질수록 예측성능 향상이 기대된다. 이를 위해 [그림 4-16]에서 제안된 구성도와 같이 인공신경망 학습용 모듈을 별도로 구성하고 인공신경망 가중치 벡터(Weight Vector)가 주기적으로 업데이트 되도록 구현되어야 할 것이다.

본 연구결과는 2014년도 한국전자과학회 하계종합학술대회(2014.8.21.~23.)와 2014년도 미국 지구물리학회 가을학술대회(AGU Fall Meeting, 2014.12.15.~19.)에 발표되었다. 발표된 내용 중 특히 코로나홀에 기인한 태양풍 구조분석 부분이 크게 주목을 받았다. 관련 내용은 본 연구보고서의 제3장 제3절과 제4절에서 다루었다. 이것은 태양표면의 코로나홀에서 발생한 고속의 태양풍(HSS : High Speed Stream)이 나선형 형태로 휘어져 지구쪽으로 진행하면서 앞쪽에 고밀도의 태양풍 압축영역(CIR : Co-rotating Interaction Region)을 만들고, 이 고밀도의 태양풍 압축영역이 고속의 태양풍 영역에 약 0.5일 선행하여 지구 자기장에 영향을 끼치는 것을 명확히 보여주기 때문이다. 상기 연구결과 부분에 대해 태양활동 주기에 따라 그 특성에 변화가 있는지 여부를 확인하는 등 추가 검증 연구를 수행하고 향후 국제 학술지 투고도 검토할 예정이다.

[참고문헌]

- [1] 홍순학, “미국 해양대기청 파견업무 결과보고서”, 2011. 8. 24.
- [2] 홍순학, 김재훈, 한진욱, 김영규, “태양활동 자동분석을 통한 태양풍 속도 및 지자기 교란 예측”, 2014 한국전자과학회 하계종합학술대회 논문집, Vol. 2, No. 1 2014. 8.21~23
- [3] Steven R. Cranmer, “Coronal Holes”, Living Rev. Solar Phys., 6, 2009.
- [4] Baker, D.N., et al, "Linear Prediction Filter Analysis of Relativistic Electron Properties at 6.6 Re", J. Geophysical Res., 95, A9, 1990.
- [5] Baker, D.N., et al, "Deep Dielectric Charging Effects Due to High Energy Electrons in the Earth's Outer Magnetosphere", J. Electrost., 20, 3, 1987.
- [6] Doswell, et al, "On Summary Measures of Skill in Rare Event Forecasting Based on Contingency Tables", Weather and Forecasting, 5, December 1990.
- [7] Reagan, J.B., et al, "Space Charging Currents and their Effects on Spacecraft Systems", IEEE Trans. Electr. Insul., EI-18, 345, 1983.
- [8] “Design Time Series NARX Feedback Neural Networks”, Mathworks, Inc., 2013
- [9] Elliott, H. A., J.-M. Jahn, and D. J. McComas (2013), “The Kp index and solar wind speed relationship: Insights for improving space weather forecasts”, SpaceWeather, 11, 339 - 349, doi:10.1002/swe.20053.
- [10] Rigler, E. J., S. M. Hill, A. A. Reinard, and R. A. Steenburgh (2012), “Solar thematic maps for space weather operations”, Space Weather, 10, S08009, doi:10.1029/2012SW000780.
- [11] McPherron, R. L., and G. Siscoe (2004), “Probabilistic forecasting of geomagnetic indices using solar wind air mass analysis”, Space Weather, 2, S01001, doi:10.1029/2003SW000003.

-
- [12] Pulkkinen, A., et al. (2013), "Community-wide validation of geospace model ground magnetic field perturbation predictions to support model transition to operations", *SpaceWeather*, 11, 369 - 385, doi:10.1002/swe.20056.
- [13] Lariszs Krista, Peter Gallagher, "Automatic Coronal Hole Detection Using Local Intensity Thresholding Techniques", *Solar Phys*(2009) 256:87-100
- [14] L.G. Richardson, H.V. Cane, "Near-Earth Interplanetary Coronal Mass Ejections During Solar Cycle 23 (1996-2009): Catalog and Summary of Peoperties, *Solar Phys*(2010) 254:189-237

태양 코로나홀 분석을 통한 지구자기장 교란 예측모델 개발



520-350 전남 나주시 빛가람로 767

발 행 일 : 2014. 12.

발 행 인 : 최 영 진

발 행 처 : 미래창조과학부 국립전파연구원

전 화 : 061) 338-4416

인 쇄 : 리드릭

Tel. 02) 2269-1919

<비매품>

ISBN : 979-11-5820-006-0

주 의

1. 이 연구보고서는 국립전파연구원에서 수행한 연구결과입니다.
2. 이 보고서의 내용을 인용하거나 발표할 때에는 반드시 국립전파연구원 연구결과임을 밝혀야 합니다.