

광역 위성 영상과 수치예보자료를 이용한 여름철 강수량 예측 Summer Precipitation Forecast Using Satellite Data and Numerical Weather Forecast Model Data

김 광 섭* / 조 소 현**

Kim, Gwangseob / Cho, Sohyun

Abstract

In this study, satellite data (MTSAT-1R), a numerical weather prediction model, RDAPS (Regional Data Assimilation and Prediction System) output, ground weather station data, and artificial neural networks were used to improve the accuracy of summer rainfall forecasts. The developed model was applied to the Seoul station to forecast the rainfall at 3, 6, 9, and 12-hour lead times. Also to reflect the different weather conditions during the summer season which is related to the frontal precipitation and the cyclonic precipitation such as Jangma and Typhoon, the neural network models were formed for two different periods of June-July and August-September respectively. The rainfall forecast model was trained during the summer season of 2006 and 2008 and was verified for that of 2009 based on the data availability. The results demonstrated that the model allows us to get the improved rainfall forecasts until lead time of 6 hour, but there is still a large room to improve the rainfall forecast skill.

Keywords : precipitation forecast, satellite data, RDAPS, neural networks

요 지

본 연구에서는 지상의 관측 자료와 광역의 정보를 제공하는 수치 예보 모형 자료 및 인공위성 자료를 이용하고 자료와 강수예측치의 물리적 상관 특성을 나타내기 위하여 자료 사이의 비선형 거동을 잘 나타내는 신경망 모형에 적용시켜 단시간 강수 예측을 수행하였다. 이를 위하여 서울지점에 대하여 현재로부터 3시간, 6시간, 9시간, 12시간의 선행시간을 가지는 인공위성 자료(MTSAT-1R) 및 수치 예보 모형 자료(RDAPS, Regional Data Assimilation and Prediction System)와 실시간 전송되는 자동 기상 관측 시스템(AWS, Automatic Weather System)의 관측치를 신경망 모형의 입력 자료로 하여 3시간, 6시간, 9시간, 12시간의 선행시간을 가지는 자료로 강수를 예측 할 수 있는 강수 예측 모형을 개발하였다. 장마와 태풍과 같이 전선형강수와 선풍형강수 등 강수 양상의 차이를 고려하기 위하여 6월, 7월과 8월, 9월 자료를 구분하여 신경망을 구축하였으며, 자료가용성에 기초하여 2006년에서 2008년 기간 동안에 대하여 모형을 학습하고 2009년에 대하여 모형의 적용성을 검증한 결과, 단시간 강수예측에 대한 모형의 적용 가능성을 보여주었으나 다양한 광역 자료와 인공신경망을 사용함에도 불구하고 단시간 강수예측의 정량적 정도향상을 위한 여지가 많음을 보여준다.

핵심용어 : 강수예측, 위성관측자료, RDAPS, 인공 신경망

* 경북대학교 공과대학 건축토목공학부 토목공학전공 부교수 (e-mail: kimg@knu.ac.kr)
Associate Professor, School of Architect. and Civil Eng., Kyungpook National Univ., Daegu, Korea

** 교신저자, 영산강 물환경연구소 (e-mail: shcho35@korea.kr)

Corresponding Author, Yeongsan River Environment Research Center, Gwangju, Korea

1. 서론

최근 기후변화로 인한 이상 기후의 영향으로 태풍 및 집중 호우로 인한 인명 및 재산의 피해가 급증하고 있다. 우리나라의 경우 2010년 태풍 말라카스는 시간당 최대 100mm의 강수가 내려 수도권 지역에 극심한 홍수 피해를 입혔으며 이와 같이 기후변화와 동반한 지역적 기상의 변화는 예측하기 힘든 방향으로 전개되고 있어 지역적 기상 특성 변화에 대비하기 위하여 많은 연구가 진행되고 있다. 특히 우리나라의 경우 비가 내리는 날은 감소하나 내리는 비의 양은 증가하고 있으며 태풍 및 집중호우와 같은 이상 강수로 인한 홍수 피해의 빈도와 강도가 매년 증가하고 있는 실정이다. 또한 집중호우와 같은 이상강수의 특징은 좁은 지역에서 단시간 많은 양의 비가 내리기 때문에 이러한 강수 특성으로 인해 강수량의 관측은 매우 어렵고 제한적이며 강수 예측 또한 어려움이 있다. 그러므로 강수량의 정확한 예측은 홍수재해로부터 수많은 생명을 보호하고 수자원을 관리하는데 있어 그 필요성이 증가하고 있다. 강수예보 개선에 대한 필요성이 절실하나 삼면이 바다로 둘러싸여 있는 우리나라의 지역적 특성은 해상관측의 어려움 등으로 인하여 긴 예보선행시간에 대하여 지상과 해상관측자료를 활용한 강수예보의 정도향상에는 매우 불리한 한계를 가지고 있다. 이를 극복하기 위하여 광역가용자료의 활용에 대한 필요가 날로 높아지고 있다.

인공위성 자료를 이용한 강수량 추정 및 강수량에 영향을 미치는 인자들에 대한 연구들이 진행되어 왔다. Arkin (1979)은 절대온도 235K를 기준으로 하여 강수의 유무를 구분하였고, Negri et al. (1984)은 절대온도 253K를 기준으로 하여 구름의 면적에 따라 강수의 유무 및 강수의 양에 대해 연구하였으며 Adler and Negri (1988)는 인공위성 적외영상을 이용하여 선풍형 강수와 증운형강수의 강수량을 산정하였다. Vincente et al. (1998)은 측정된 레이더 강수량과 위성에서 관측된 구름의 최고 온도사이의 비선형 관계와 회귀분석에 따라 강수량을 산정하였다. Wardah et al. (2008)은 정지궤도 기상위성 관측자료를 이용하여 돌발홍수 예측을 위한 이송강우를 산정하였다. 국내에서는 이병일 등(2007)은 MTSAT-1R 인공위성 자료를 이용하여 기상에 가장 기본이 되는 전운량을 산출하는 알고리즘에 대해 연구하였고 박호순 등(2008)은 MODIS 적외자료를 이용하여 동아시아지역의 총강수량을 산정하였다.

수치 예보 모형을 이용한 연구는 Feidas et al. (2007)이

수치예보모형 자료와 인공위성 자료 및 GIS를 연계하여 강수예측의 정도를 평가하였으며, Weverberg et al. (2011)은 원격탐사자료와 지상관측자료를 연계하여 호우 현상의 거동을 평가하였다. 이와 같이 수치 예보 모형을 이용한 여러 종류의 연구가 활발히 진행되고 있다. 또한 신주영 등(2008)은 인공신경망을 이용하여 지역 예보 모형(RDAPS)의 강수 예측 정확도를 향상 하였으며 한광희 등(2010)은 상호정보량 기법을 활용하여 RDAPS 출력변수를 활용한 인공신경망 구축 시 입력 자료 선정의 개선방향을 제시하였다.

신경망이론을 수문·기상관련 현안에 접목하는 연구는 1980년대부터 활발히 진행되었다. Seo and Smith (1992)는 기상자료와 레이더 자료를 이용하여 함수량의 질량보존을 고려하는 모형을 구성하였고, Shim (1999)은 하천유역의 홍수조절을 위한 공간의사결정 시스템 개발에 신경망을 적용하였다. Chiang et al. (2006)은 레이더 자료를 이용한 강수량의 산정 및 강수량의 예측 방법을 Z-R 관계식과 신경망에 적용하여 비교하였다. 최근 들어 한 가지 자료의 이용뿐 아니라 다양한 자료의 혼용연구 또한 활발히 진행되고 있는데 김광섭(2006)은 라디오존데 관측망에서 획득한 상층기상자료와 자동 기상 관측망 자료를 인공신경망에 적용하여 단시간 강수 예측 모형을 개발하였고 강부식과 이봉기(2008)는 지역 예보 모형과 자동 기상 관측망 자료 및 상층기상자료를 신경망에 적용하여 권역별 강수발생확률예측을 연구하였다. 최지안 등(2009)은 지역 예보 모형을 인공신경망의 입력자료로 이용하여 저수지 유입량을 예측하였다.

본 연구에서는 지점 강수예측 정도 향상을 위한 다양한 입력자료 사용과 강수예보에 사용되는 자료들의 비선형 상관성을 고려하기 위하여 인공위성 관측 자료와 수치예보모형 출력자료를 활용하였으며 가용자료와 강수 사이의 물리적 상관관계를 나타내기 위하여 비선형 상관관계를 잘 연계하는 장점을 가진 인공신경망 기법을 도입하여 강수예보모형을 구축하였다. 개발된 모형은 서울 지점에 대하여 단기 강수예측 적용성을 분석하였다.

2. 자료의 수집 및 분석

본 연구에서 개발한 단시간 강수예측모형의 입력 자료는 보다 긴 예측선행시간을 확보하기 위하여 필수적인 광역 정보로 기상청에서 제공받은 인공위성 관측 자료와 지역예보모형(RDAPS, Regional Data Assimilation and Prediction System) 출력자료 및 기상청에서 운영하고 있

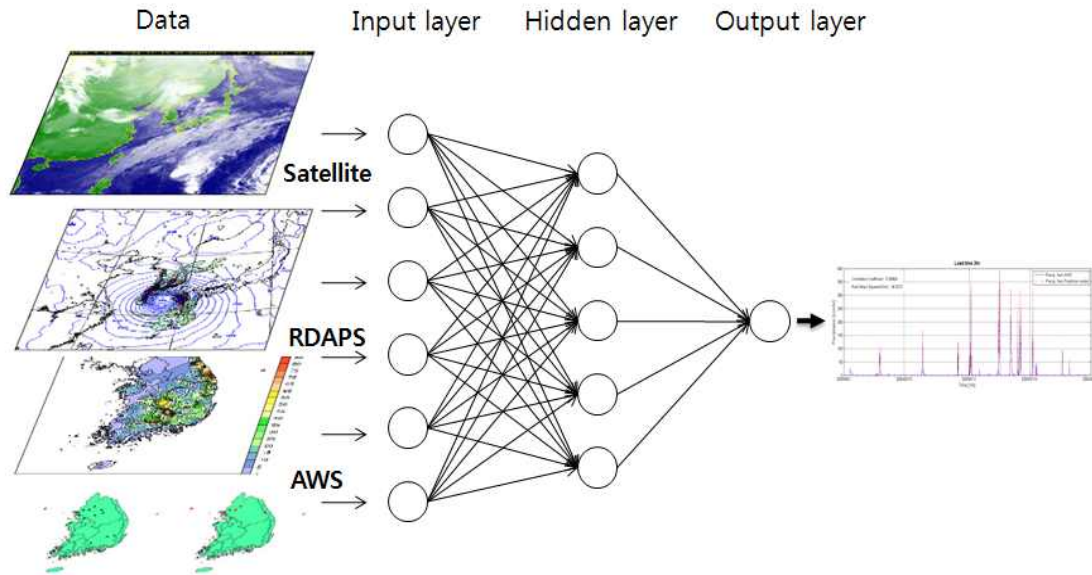


Fig. 1. Schematic Diagram of the Quantitative Precipitation Forecast Model

는 자동기상시스템(AWS, Automatic Weather System)의 지상관측자료를 사용하였다. 강수예측모형의 학습과 검증을 위한 자료수집 기간은 동일한 인공위성 관측 자료가 가용한 2006년에서 2009년까지로 하였다.

2.1 인공위성 원격탐사 자료

인공위성을 이용한 강수관측은 광범위한 지역에 대한 관측 자료를 획득할 수 있기 때문에 광역에 대한 강수강도 및 강수 분포 등의 강수의 특성을 파악하는데 매우 유용하다. 특히 우리나라와 같이 삼면이 바다로 둘러싸인 지리적 한계로 인하여 긴 예측선행시간 확보에 필수적인 광역 정보 확보에 있어 지상관측 망에만 의존하기에는 한계가 있으며 인공위성 관측 자료의 활용은 필수적이다. 그러나 인공위성의 자료는 간접 관측 자료이므로 대류운동 및 측정된 복사량을 강수 자료로 변환해야 하며 구름의 움직임 및 구름의 양을 이용하여 구하는 방법을 취하기 때문에 높은 정확도를 가진 정량적인 강수자료를 생산하기에는 여전히 기술적 한계를 가지고 있다.

MTSAT-1R은 일본기상청이 주관하며 기상위성센터에서 운영하는 기상위성으로 GMS-5호의 운영이 종료됨에 따라 아시아-태평양 지역의 관측임무를 계승하였다. 2005년 2월에 발사 후 2005년 7월부터 정상 운영되었으며 MTSAT-1R의 궤도는 동경 140°이며 북반구 관측주기는 30분 간격 근적외 채널 추가로 야간 안개 및 산불 탐지 등에 유용하게 활용된다. MTSAT-1R 기성위성은 운정 고도, 운정 온도 및 운정 기압 등의 구름분석 자료와 해무

및 층운, 황사 탐지, 해수면 온도 등을 관측하여 자료에 활용된다. 본 연구에서는 기상청에서 제공받은 동아시아 지역의 운정 온도 자료를 강수예측 모형의 입력 자료로 사용하였다. 운정 온도 자료와 강수량 예측을 위한 대상지점의 강수자료 사이의 상관계수를 예측선행시간 3시간, 6시간, 9시간, 12시간에 대하여 산정 후 각 예측선행시간에 대하여 상관성이 가장 높은 5개 격자의 운정 온도 자료를 입력 자료로 선정하였다.

2.2 RDAPS 자료

본 연구에서는 기상청에서 제공받은 한반도와 중국 및 일본을 포함하는 동아시아 영역에 대한 기상현상을 모의한 지역예보모형(RDAPS) 출력자료를 사용하였다. 모형 출력자료의 공간분해능은 30 km 격자로 동아시아지역에 대하여 191×171개의 격자수로 구성되어 있으며 출력변수들의 특징은 Table 1과 같다. 본 연구에서 사용된 RDAPS는 연직 층수가 최대 24개로 1,000, 975, 950, 925, 900, 875, 850, 800, 750, 700, 650, 600, 550, 500, 450, 350, 300, 250, 200, 150, 100, 70, 50 mb로 구성되어 있다. 자료 내에 포함되어진 변수는 총 14가지로 지역 예보 모형은 전술한 바와 같이 다양한 종류의 변수를 포함하고 있어 대상 지점 강수예측에 영향을 미치는 변수의 선택과 선택된 변수 중에서 입력 자료로 사용할 격자 정보를 선택하는 과정이 필요하다.

Table 1에서 제시한 변수로 구성된 지역 예보 모형 자료에서 대상 지점 강수량과 가장 상관성이 높은 2개 변수

Table 1. Description of RDAPS Variables

Variable Name	Definition	Dim.	X	Y	Z	Unit
APCPsfc	3 hours accumulated rainfall	2	191	171	1	kg/m ²
DZDTsfc	Wind velocity of vertical direction on surface	2	191	171	1	m/s
DZDTprs	Wind velocity of vertical direction	3	191	171	24	m/s
HGTsfc	Geopotential height on surface	2	191	171	1	gpm
HGTprs	Geopotential height	3	191	171	24	gpm
MIXRprs	Mixing ratio	3	191	171	24	kg/kg
MIXR2m	Mixing ratio @ 2m	2	191	171	1	kg/kg
PRMSLmsl	Sea level pressure	2	191	171	1	Pa
TMPprs	Temperature	3	191	171	24	K
TMP2m	Temperature @ 2m	2	191	171	1	K
UGRDprs	Wind velocity of East-West direction	3	191	171	24	m/s
UGRD10m	Wind velocity of East-West direction @ 10m	2	191	171	1	m/s
VGRDprs	Wind velocity of North-South direction	3	191	171	24	m/s
VGRD10m	Wind velocity of North-South direction @ 10m	2	191	171	1	m/s

를 선정한다. 각 각의 변수에서 3, 6, 9, 12시간의 선행시간을 가지는 시계열을 산정 후 대상지역의 강수량 자료와 교차상관관계를 분석하여 상관성이 가장 높은 5개 격자의 강수량 자료를 입력 자료로 선정하였다.

2.3 AWS 자료

본 연구에서는 대상기간에 대하여 Fig. 1에서 제시한 기상청에서 운영하는 전국 76개의 자동기상관측망의 강수량 자료를 수집하였다. 강수예측모형의 예측정도를 향상하기 위하여 입력 자료의 기간은 강수의 형태 및 패턴을 고려하여 장마와 같은 전선형 강수의 영향이 큰 6~7월과 태풍과 같은 선풍형 강수 영향이 있는 8~9월로 나누어 선정하였다. 입력 층의 각 뉴런에 대한 입력 값들을 결정하기 위해 먼저 자동기상시스템의 강수량 자료를 수집하였고, 수집한 강수량 자료를 3, 6, 9, 12시간의 선행시간을 가지는 시계열을 선정 후 전국 76개의 자동기상시스템의 시계열과 상관관계를 분석하여 선행 시간별 상관성이 가장 높은 5개 지점을 각 예측선행시간에 대한 입력자료 지점으로 선정하였다.

3. 신경망 구성

본 연구에서 입력층, 은닉층 및 출력층으로 구성된 3층 신경망을 사용하였다. 신경망 계산의 기본 과정은 다음과 같다. 절점 j 에서 효과적인 수신 신호는 모든 입력 신호의

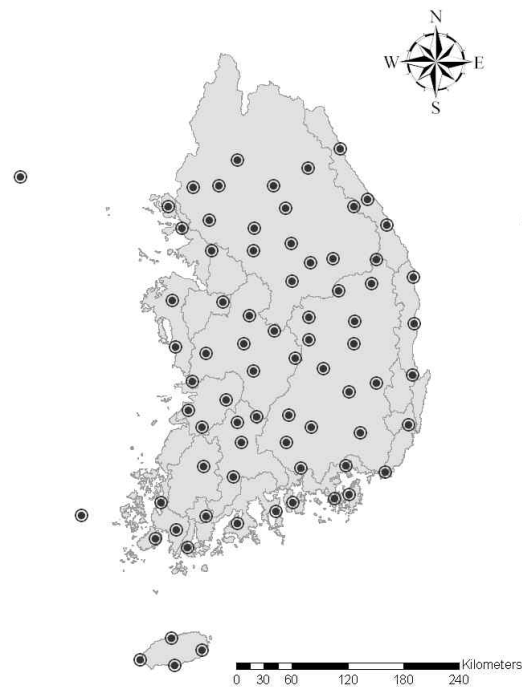


Fig. 2. Locations of Automated Weather Stations

가중 합이다:

$$h_j = \sum_{i=0}^{\infty} w_{ji} r_i \quad (j=1, \dots, n) \quad (1)$$

여기서 m 은 입력층 절점 총 수, n 은 은닉층 절점 총 수, w 는 i 에서 j 까지 경로에 부여된 가중치, r_i 는 절점 i 로부터

터의 입력값, h_j 는 은닉층의 절점 j 에서 값이다. 다음으로, 조합된 신호가 출력 신호를 생성시키기 위해 변환함수에 의해 변환 된다:

$$o_k = \sum_{j=1}^n w_{kj} f(h_j) = \sum_{j=1}^n w_{kj} f\left(\sum_{i=1}^m w_{ji} r_i\right) \quad (k=1, \dots, l) \quad (2)$$

여기서, f 는 선택된 변환함수를 나타내고, w 는 j 에서 k 까지 경로에 부여된 가중치, o_k 는 출력값, l 은 출력층 절점의 총수를 나타낸다.

다음과 같은 비선형 변환 함수는 신경망에서 입력 자료와 출력 자료 사이의 비선형관계를 고려할 수 있도록 해준다:

$$f(h) = \frac{2}{1 + \alpha e^{-h}} - 1 \quad (3)$$

여기서, h 는 절점 입력값, $f(h)$ 는 절점 출력값, α 는 입력 자료의 비선형 거동을 고려하기 위해 사용된 증폭계수이다.

학습과정은 출력에서의 평균 제곱 오차 E 를 최소화시키는 새로운 가중치들 집합을 결정하는 것으로 구성된다.

$$E = \sum_{k=1}^l (t_k - o_k)^2 \quad (4)$$

여기서, t_k 는 출력 절점 k 에서 얻고자하는 출력 값이다.

변환함수가 비선형함수이기 때문에, 오차 E 는 가중치 w 의 비선형함수가 될 것이다. 최급강하법이 비선형 최소화 기법으로 채택되었으며 가중치들은 다음과 같이 조정 된다.

$$\Delta w = -\eta' \frac{\partial E}{\partial w} = -(1-\beta) \eta' \frac{\partial E}{\partial w} + \beta(\Delta w)_{old} = \eta' \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} + \beta(\Delta w)_{old} \quad (5)$$

여기서, η 는 가중치가 얼마나 빨리 바뀌는지 결정하는 학습 비율이고, β 는 가중치에 평균변화율이다. 모멘텀 부분 $\beta(\Delta w)_{old}$ 에는 지역 극소화를 막기 위해 가중치의 조정치를 더해 준다. η 와 β , 둘 다 일반적으로 0과 1사이의 값을 가지고, 시행착오법에 의해 계산된다.

Fig. 3은 본 연구에서는 모형 개념도를 나타낸다. 전술한 바와 같이, 장마와 태풍 등 강수 양상의 차이를 고려하

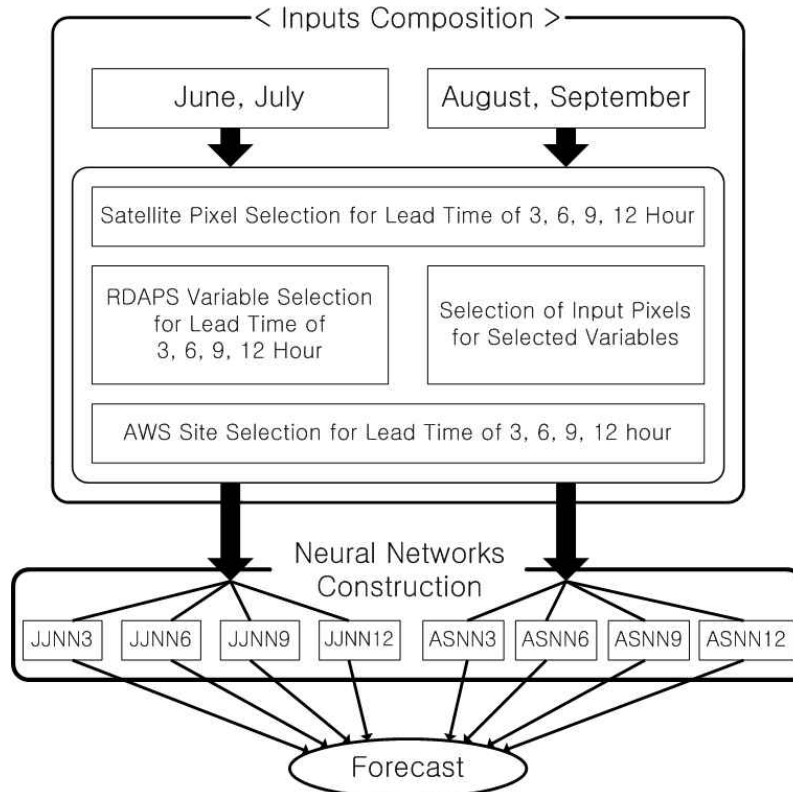


Fig. 3. Flowchart of the Quantitative Precipitation Forecast Model Using Satellite Data, RDAPS Data, AWS, and Neural Networks

기 위하여 6월, 7월과 8월, 9월 자료를 구분하여 신경망을 구축하였으며, 자료가용성에 기초하여 2006년에서 2008년 기간 동안에 대하여 모형을 학습하고 2009년에 대하여 모형의 적용성을 검증하였다. 또한 예측선행시간 3, 6, 9, 12시간에 대하여 강수 예측 모형을 구축하였다.

4. 모형 적용

4.1 입력자료 구축

강수 예측 모형의 적용성을 검토하기 위해 2009년 6~7월과 8~9월 각각에 대하여 구축된 예측모형을 이용하여 예측한 서울 지점의 강수량을 관측치와 비교·검토하였다. 강수 예측을 위한 신경망 모형의 입력 자료는 2006년부터 2008년까지 3년 동안의 6~7월과 8~9월 두 기간의 MTSAT-IR 위성의 적외 영상 자료의 운정 온도 자료를 사용하였으며 지역 예보 모형의 255개의 변수 중 예측 강수와 상관성이 높을 것으로 판단되는 강수량 자료, 해면

기압 자료, 500 mb, 550 mb, 600 mb, 650 mb, 700 mb, 750 mb, 800 mb, 850 mb, 900 mb에서의 기온, 남북방향 바람 및 동서방향 바람 자료에 대하여 상관성 분석을 실시하여 상관성이 가장 높은 2개의 변수를 입력 자료로 사용하였다. 인공신경망을 사용한 강수 예측 모형의 학습이 종료 되면 2009년 6~7월과 8~9월의 강수량을 예측하였다.

인공위성 자료는 6~7월과 8~9월로 구분하여 동아시아 영역을 128×128의 격자로 32km의 해상도로 산정한 다음, 대상지점인 서울 지점 강수량 자료와 3, 6, 9, 12시간의 예측선행시간에 대한 교차 상관 분석을 실시하여 상관성이 가장 높은 5개 격자의 운정 온도를 입력 자료로 사용하였다. Fig. 4는 6~7월과 8~9월에 대한 예측선행시간 별로 교차상관 분석을 실시한 결과 선택된 입력 지점을 나타낸다.

지역 예보 모형 자료 또한 6~7월과 8~9월로 구분하고 우선 선정한 38개의 변수 중 가장 상관성이 높은 2가지 변수를 선택하여 3, 6, 9, 12시간의 예측선행시간에 대한 대상 지점 강수량과 교차 상관 분석을 실시하여 각 예측선

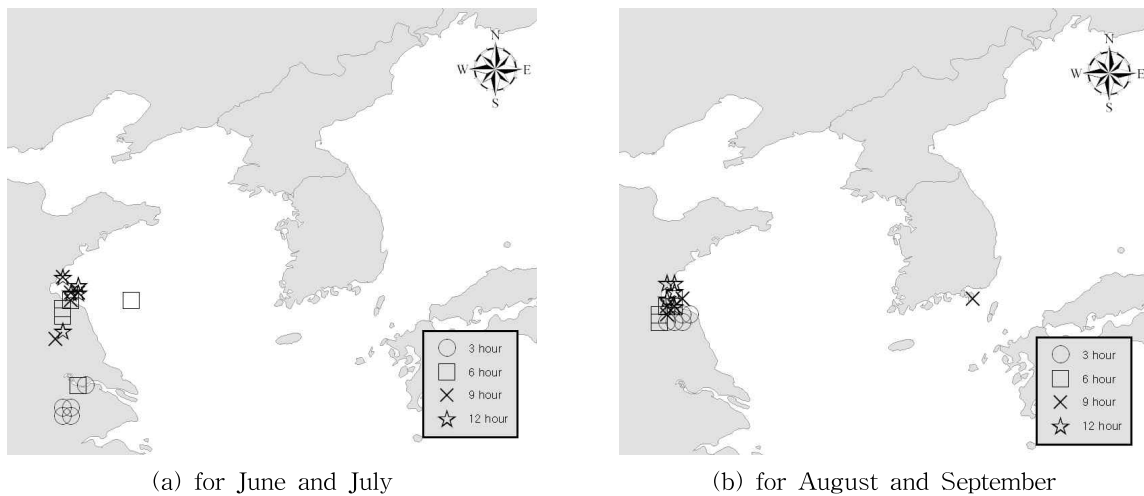


Fig. 4. Selected Input Pixels of (a) June and July, (b) August and September by Analyzing the Relationships between the Precipitation of the Target Site and Satellite Data according to the Forecast Lead Time

Table 2. Selected Variables by Analyzing the Relationships between the Precipitation of the Target Site and RDAPS Variables for June and July

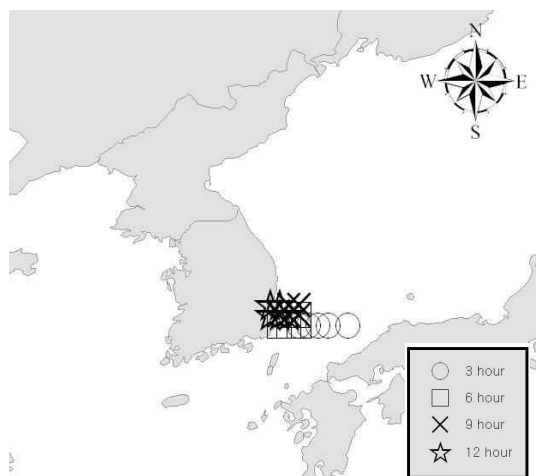
Variable	m600	m550	m650	m700	m750	m850	m800	m900	m500	t500
Corr.coef	0.220	0.206	0.205	0.179	0.165	0.149	0.149	0.146	0.144	0.132
Variable	t550	u500	t600	t650	u550	t700	v550	v600	v800	v500
Corr.coef	0.124	0.115	0.112	0.104	0.103	0.096	0.094	0.093	0.091	0.088
Variable	precp	v650	v750	v700	u600	v850	t750	u650	u700	v900
Corr.coef	0.087	0.086	0.085	0.084	0.083	0.078	0.073	0.064	0.045	0.044
Variable	t800	t900	t850	u750	u800	u850	u900	prmsl	—	—
Corr.coef	0.043	0.043	0.033	0.021	-0.006	-0.025	-0.036	-0.098	—	—

행시간에 대하여 상관계수가 가장 높은 5개 격자의 정보를 입력 자료로 사용하였다. Table 2는 6~7월에 대한 38개 모형 출력 변수 중 대상 지점 강수량과 가장 높은 상관

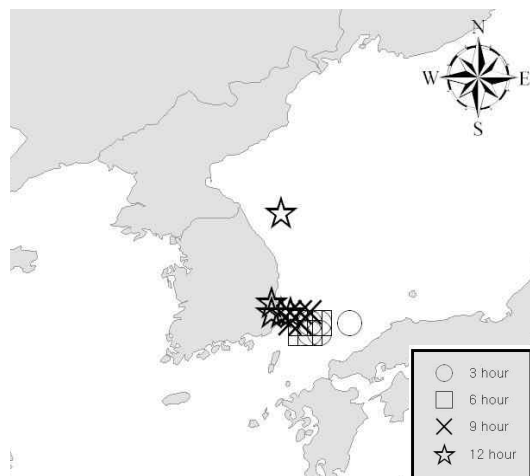
성을 가지는 변수를 나타내고 Table 3은 8~9월에 대한 선택 변수를 보여준다. Fig. 5(a)와 5(b)는 6~7월에 대하여 선택된 입력변수 mixing ratio @ 600mb와 mixing

Table 3. Selected Variables by Analyzing the Relationships between the Precipitation of the Target Site and RDAPS Variables for August and September

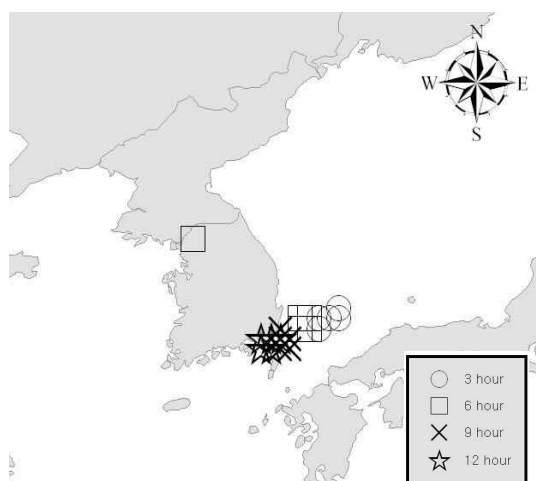
Variable	precip	m650	m700	m600	m750	m550	m800	m500	m850	v500
Corr.coef	0.329882	0.260272	0.259473	0.252047	0.243371	0.24148	0.227689	0.223103	0.214681	0.199619
Variable	v700	m900	v550	v650	v750	v600	v800	v850	t500	t550
Corr.coef	0.193978	0.193295	0.192015	0.191331	0.188816	0.186825	0.173419	0.149596	0.125535	0.109789
Variable	t600	v900	t650	t700	u550	u600	u650	u500	t750	u700
Corr.coef	0.094473	0.091242	0.085634	0.073261	0.066363	0.064054	0.060891	0.057295	0.057268	0.046923
Variable	t800	t850	u750	t900	u800	u850	u900	prmsl	—	—
Corr.coef	0.043382	0.0332	0.031575	0.02951	0.018131	-0.00482	-0.04074	-0.16137	—	—



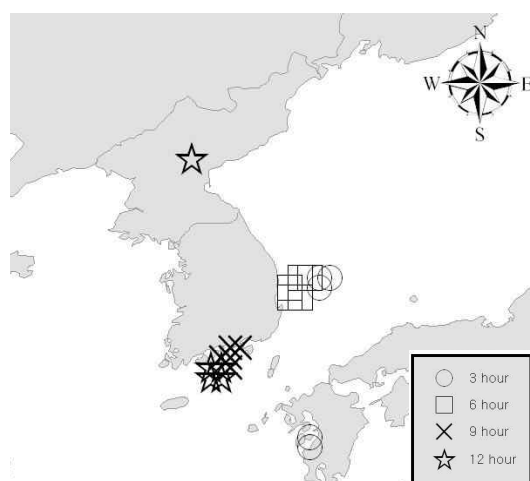
(a) Mixing Ratio @ 600mb



(b) Mixing Ratio @ 550mb



(c) Precipitation



(d) Mixing Ratio @ 650mb

Fig. 5. Selected Input Pixels of (a) Mixing Ratio @ 600 mb, (b) Mixing Ratio @ 550 mb for June and July, (c) Precipitation, (d) Mixing Ratio @ 650 mb for August and September by Analyzing the Relationships between the Precipitation of the Target Site and RDAPS Data according to the Forecast Lead Time

ratio @ 550 mb에 대해 예측선행시간별로 교차상관분석을 실시한 결과 선택된 입력 지점을 나타내고 Fig. 5(c)와 5(d)는 8~9월에 대하여 선택된 입력변수 precipitation과 mixing ratio @ 650 mb에 대해 예측선행시간별로 선택된 입력 지점을 나타낸다.

6~7월과 8~9월 기간의 예보선행시간별로 강수예측모형의 입력자료를 구축하기 위하여 예보선행시간 3, 6, 9, 12시간에 대하여 전국 76개의 자동기상시스템의 강우량 시계열과 대상지점인 서울지점의 강우량 시계열과의 상관관계를 분석하여 선행 시간별 상관성이 가장 높은 5개 지점을 각 예측선행시간에 대한 입력자료 지점으로 선정하였다. Fig. 6은 6~7월과 8~9월에 대한 예측선행시간별로 교차상관분석에 의해 입력 자료로 선택된 지상관측지점을 나타낸다.

강수 예측 모형을 위한 인공신경망의 입력층 자료는 인공위성 관측자료, RDAPS 출력변수 및 AWS 관측자료와 대상지점에 대한 예측 선행 시간별 선형 상관분석 결과 상관성이 높은 인공위성 관측자료 5개, 2개의 RDAPS 출력변수 각각에 대한 5개, 지상관측지점 5개, 예측시점의 대상지역 강수량자료로 이루어져 총 21개 노드로 구성하였고, 학습반복수는 오차값을 고려하여 2,000번을 적용하였으며 학습률은 0.0001, 모멘텀 상수는 0.001을 사용하였다.

4.2 적용 결과 분석

전절에서 선택된 예측선행시간별 입력 자료를 이용하여 2006에서 2008년까지 6월-7월과 8~9월 기간에 대하여 모형학습을 수행하고 2009년 서울 지점 강수량에 대하여 예측하였다. Fig. 7은 6~7월 기간의 예측선행시간 3, 6, 9, 12시간에 대한 강수량 예측치와 관측치를 비교한 강산포도이며, Fig. 8은 8~9월 기간에 대한 예측선행시간별 강수량 예측치와 관측치 산포도를 나타낸다. 단시간 강수예측모형의 적용성을 판단하기 위하여 예측된 강수량과 실제 관측치의 선행시간 별 상관계수와 RMSE (Root Mean Square Error)를 비교·검토하였다.

강수 예측 결과를 보면 예측치와 실측치간의 결정계수가 0.6~0.1 사이로 나타났으며, 8~9월보다 6~7월의 강수 예측이 강수의 패턴을 잘 나타냄을 보여준다. 6~7월 및 8~9월에 대한 예측치 모두 3시간의 예측선행시간에 대하여 관측치와 높은 상관성을 보이고 있고 6시간 예측까지는 비교적 적용 가능한 검정 통계량을 보인다. 또한 예측선행시간별로 6~7월과 8~9월의 예측 정도가 다르게 나타났다. 이와 같은 결과는 앞으로 강수 자료의 품질 향상과 광범위하고 다양한 자료의 활용으로 보다 정확한 단시간 강수 예측이 가능할 것으로 판단된다.

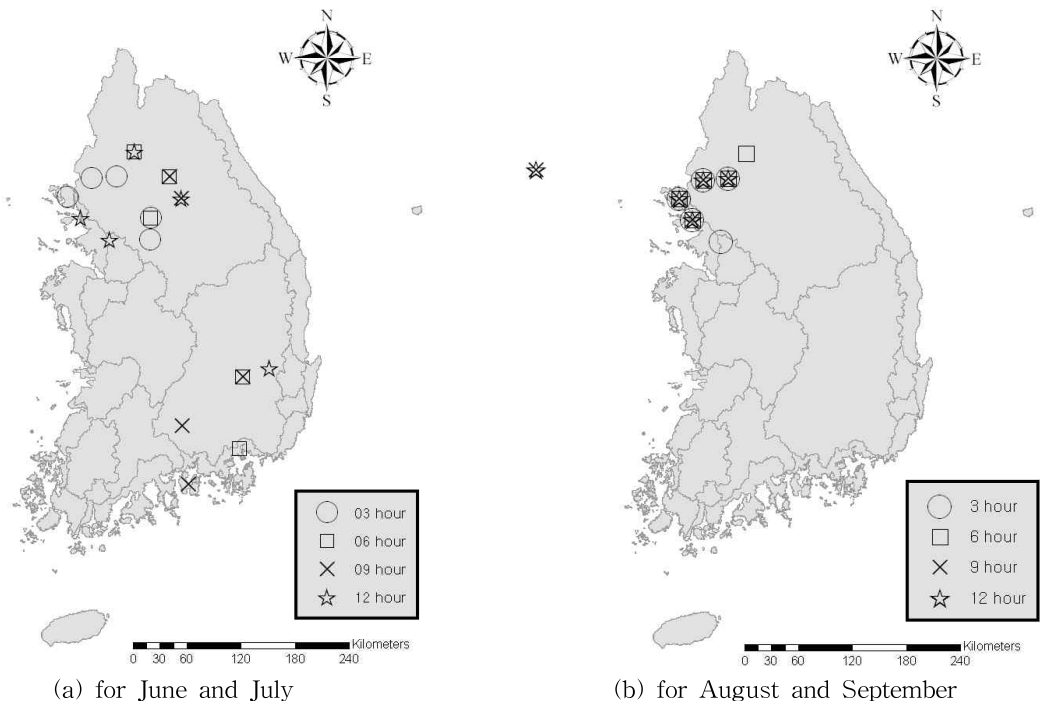


Fig. 6. Selected Input Sites of (a) June and July, (b) August and September by Analyzing the Relationships between the Precipitation of the Target Site and that of 75 AWS sites according to the Forecast Lead Time

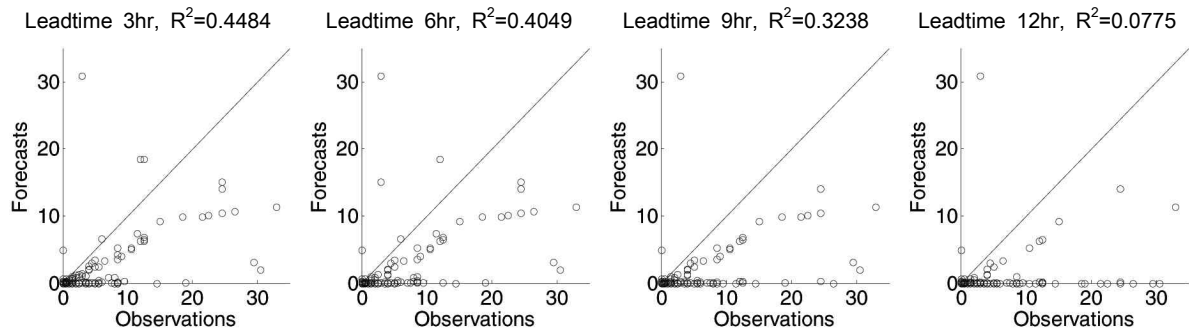


Fig. 7. Comparison between Precipitation Forecasts and Observations for June and July 2009 according to Different Forecast Lead Time

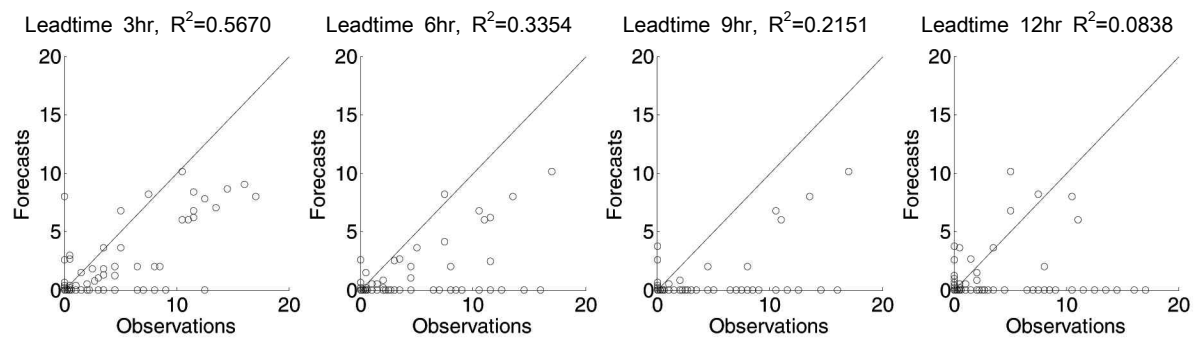


Fig. 8. Comparison between Precipitation Forecasts and Observations for August and September 2009 according to Different Forecast Lead Time

Table 4. Test Statistics, Determination Coefficient and RMSE, according to the different Forecast Lead Times

June, July				
	3 Hour	6 Hour	9 Hour	12 Hour
R^2	0.4484	0.4049	0.3238	0.0775
RMSE (mm/hr)	0.4965	0.5406	0.7525	1.0246
August, September				
	3 Hour	6 Hour	9 Hour	12 Hour
R^2	0.5670	0.3354	0.2151	0.0838
RMSE (mm/hr)	0.4391	0.5212	0.5534	0.8256

5. 결론

본 연구에서는 우리나라의 단시간 강수 예측 시 예보의 정도향상을 위하여 필요한 정보 확보에 있어 3면이 바다로 둘러싸여 예측에 필요한 광역 정보를 확보하는데 한계가 있으므로, 이를 극복하기 위하여 광역의 정보를 제공하는 MTSAT-1R 정지위성 관측자료, 지역 예보 모형 출력자료와 자동기상관측 시스템 자료를 사용하였다. 또한

여러 형태의 자료와 대상지점 강우자료 사이의 비선형 상관성을 나타내는데 장점이 있는 인공 신경망 기법을 이용하여 단시간 강수 예측을 실시하였다. 주요 연구 내용과 결과를 요약하면 다음과 같다.

- 1) 강수예측모형의 적용 대상 지점을 서울로 선택하여 인공위성 관측자료가 가용한 2006년부터 2009년까지 각종 자료를 수집하였다. 서울지점 강수자료와 동아시아 지역 인공위성 관측자료 및 기상청 산하

76개의 자동 기상관측망 자료를 예보선행시간 3시간, 6시간, 9시간, 12시간에 대하여 교차상관분석을 실시하여 상관성이 가장 높은 지점 기상관측망 5지점과 5개의 인공위성 관측지점을 예보선행시간별로 선정하였다. 또한 지역 예보 모형에서 강수와 가장 상관성이 높은 변수 2개를 상관성 분석을 통해 선정하고 각 변수마다 3시간, 6시간, 9시간, 12시간의 선행시간 별 교차상관분석을 하여 선행시간별 상관성이 가장 높은 5개의 격자를 선정하였다.

- 2) 장마와 태풍과 같이 전선형강수와 선풍형강수 등 강수 양상의 차이를 고려하기 위하여 6~7월과 8~9월 자료를 구분하여 신경망을 구축하였으며, 6~7월과 8~9월에 대한 교차 상관분석 결과 선택된 20개 지점 자료와 대상지점 강수자료로 인공 신경망의 입력 자료를 구성하고 학습반복수는 2,000번을 적용하였으며 학습률은 0.0001, 모멘텀 상수는 0.001을 사용하였다. 2006년에서 2008년까지 기간에 대하여 강수 예측모형을 학습 후, 2009년에 대하여 예측하였다.
- 3) 모형을 적용한 결과에서 예측치와 실측치 간의 결정 계수가 6~7월은 0.45~0.08 사이로 나타났으며 8~9월은 0.57~0.08 사이로 나타났다. 또한 RMSE는 6~7월은 0.5~1.2 mm/hr로 나타났으며 8~9월은 0.44~0.82 mm/hr로 나타났다. 검정 통계량은 8~9월에 대한 모형 적용성이 6~7월 보다 좋음을 보였으며, 한정된 기상관측 자료의 이용만이 아닌 광범위하고 다양한 자료를 활용함으로써 단시간 강수예측에 대한 모형의 적용 가능성 있음을 보여주었으나, 다양한 광역 자료와 인공신경망을 사용함에도 불구하고 예측선행시간별 검정통계량은 단시간 강수예측의 정량적 정도향상을 위한 지속적 노력이 필요함을 보여준다.

참고문헌

강부식, 이봉기(2008). “인공신경망과 중규모기상수치예보를 이용한 강수예측확률.” **대한토목학회지**, 대한토목학회, 제28권, 제5B호, pp. 485-493.

김광섭(2006). “상층기상자료와 신경망기법을 이용한 면적 강수 예측.” **한국수자원학회지**, 한국수자원학회, 제39권, 제8호, pp. 717-726.

박호순, 손병주, 정의석(2008). “MODIS 적외 자료를 이용한 동아시아 지역의 총가강수량 산출.” **대한원격탐사학회지**, 대한원격탐사학회, 제24권, 제4호, pp. 309-

324.

신주영, 최지안, 정참삼, 허준행 (2008). “인공신경망을 이용한 RDAPS 강수량 예측 정확도 향상.” **한국수자원학회 학술발표대회 논문집**, 한국수자원학회, pp. 1013-1017.

이병일, 김윤재, 정주용, 이상희, 오성남(2007). “MTSAT-1R 정지기상위성 자료를 이용한 전운량 산출 알고리즘 개발.” **한국기상학회지**, 한국기상학회, 제17권, 제2호, pp. 125-133.

최지안, 이경주, 김태순, 허준행(2009). “인공신경망과 RDAPS 자료를 이용한 유입량 예측.” **한국수자원학회 학술발표대회 논문집**, 한국수자원학회, pp. 23-26.

한광희, 류용준, 김태순, 허준행(2010). “상호정보량 기법을 적용한 인공신경망 입력자료의 선정.” **한국수자원학회지**, 한국수자원학회, 제43권, 제1호, pp. 81-94.

Adler, R.F., and Negri, A.J. (1988). “A satellite infrared technique to estimate tropical convective and stratiform rainfall.” *Journal of Applied Meteorology*, Vol. 27, No. 1, pp. 30-51.

Arkin, P.A. (1979). “The relationship between fractional coverage of high cloud and rainfall accumulations during GATE over the B-scale array.” *Monthly Weather Review*, Vol. 107, No. 10, pp. 1382-1387.

Chiang, Y.M., Chang, F., Jou, B.J., and Lin, P.F. (2006). “Dynamic ANN for precipitation estimation and forecasting from radar observations.” *Journal of Hydrology*, Vol. 334, No. 2, pp. 250-261.

Feidas, H., Kontos, T., Soulakellis, N., and Lagouvardos, K. (2007). “A GIS tool for the evaluation of the precipitation forecasts of a numerical weather prediction model using satellite data.” *Computer & Geosciences*, Vol. 33, No. 8, pp. 989-1007.

Negri, A.J., Adler, R.F., and Wetzel, P.J. (1984). “Rain estimation from satellites: an examination of the Griffith-Woodley technique.” *Journal of Climate & Applied Meteorology*, Vol. 26, No. 1, pp. 1565-1576.

Seo, D.J., and Smith, J.A. (1992). “Radar-based short-term rainfall prediction.” *Journal of Hydrology*, Vol. 131, No. 2, pp. 341-367.

Shim, K.C. (1999). “Spatial decision support system for integrated river basin flood control.” Ph.D. Thesis, Colorado State University, Fort Collins, CO, Spring.

Vincente, G.A., Scofield, R.A., and Menzel, W.P. (1998). “The operational GOES infrared rainfall estimation

technique.” *Bulletin of the American Meteorological Society*, Vol. 79, No. 9, pp. 1883-1898.

Wardah, T., Bakar, S.H.A., Bardossy, A., and Maznorizan, M. (2008). “Use of geostationary meteorological satellite images in convective rain estimation for flash-flood forecasting.” *Journal of Hydrology*, Vol. 356, No. 7, pp. 283-298.

Weverberg, K.V., Nicole, P.M., and Delobbe, L. (2011).

“Evaluation of moist processes during intense precipitation in km-scale NWP models using remote sensing and in-situ data: Impact of microphysics size distribution assumptions.” *Atmospheric Research*, Vol. 99, pp. 15-38.

논문번호: 11-038	접수: 2011.04.08
수정일자: 2012.03.12/03.26	심사완료: 2012.03.26