

# 진화적 기호회귀 분석기법 기반의 호우 특보 예측 알고리즘

## A Prediction Algorithm for a Heavy Rain Newsflash using the Evolutionary Symbolic Regression Technique

현 병 용, 이 용 희, 서 기 성\*  
(Byeongyong Hyeon<sup>1</sup>, Yong-Hee Lee<sup>2</sup>, and Kisung Seo<sup>1\*</sup>)

<sup>1</sup>Dept. of Electronics Engineering, Seokeiyong University

<sup>2</sup>National Institute of Meteorological Research / Korea Meteorological Administration

**Abstract:** This paper introduces a GP (Genetic Programming) based robust technique for the prediction of a heavy rain newsflash. The nature of prediction for precipitation is very complex, irregular and highly fluctuating. Especially, the prediction of heavy precipitation is very difficult. Because not only it depends on various elements, such as location, season, time and geographical features, but also the case data is rare. In order to provide a robust model for precipitation prediction, a nonlinear and symbolic regression method using GP is suggested. The remaining part of the study is to evaluate the performance of prediction for a heavy rain newsflash using a GP based nonlinear regression technique in Korean regions. Analysis of the feature selection is executed and various fitness functions are proposed to improve performances. The KLAPS data of 2006-2010 is used for training and the data of 2011 is adopted for verification.

**Keywords:** heavy rain newsflash, prediction algorithm, evolutionary genetic programming, symbolic regression

### I. 서론

우리나라에서 발생하는 호우는 주로 장마기간이나 태풍이 올 때 발생하였으나 최근에는 장마 기간과 무관하게 단 시간에 국지적으로 발생하는 집중호우 형태가 자주 나타나고 있다[1,2]. 호우에 따른 경제적 피해를 줄이기 위해서는 정확한 예측이 필요하나, 호우 발생원인의 다양성과 발생 형태의 변동성, 그리고 시간적 지형적 영향등으로 인해 매우 어려운 문제이다. 또한, 호우 예측은 사례 분석이나 패턴화를 통해서 예측하기가 어렵고, 전역적인 모델만으로 접근하기 어려운 특성을 지닌다.

관련 연구 동향을 보면, 호우 사례의 분석을 통한 특성 연구가 많으며[3-6], 호우 인자중 일부에 대한 연관성 여부등을 분석하였다. 또한, 대류성 불안정 지수를 이용한 집중호우 예측에 대한 연구가 소개되었으나[7], 산간지역등의 일부 특정 지역에 대한 적용에 그치고 있다. 확률적 예측방법의 소개[8] 및 일반적인 선형적 모델에 기반한 강수 예측 등이[9] 있으나, 기상요소들 간의 비선형적인 결합 관계를 반영하지 못하고 있다.

따라서 이러한 문제점들을 해결하기 위해서, 초단기 강수 관련 실시간 데이터를 기반으로 하여 기상 인자간의 복잡한 비선형적 연관 특성들을 포괄적으로 반영할 수 있는 진화적 학습 기반의 모델 생성 기법을 제안한다. 구체적으로

기존에 시도되지 않았던 유전 프로그래밍 기반의 진화적 기호회귀 분석기법을 사용하여, 한반도의 남한 지역에 대해서, 3시간 뒤 호우특보 판별 예측을 수행한다. 또한, 호우에 대한 사전 인자를 분석하여 반영하고, 진화연산의 적합도 정의에 따른 최적해의 호우특보 판별 예측 성능을 비교한다. 2006년 ~ 2010년의 KLAPS 기상 데이터를 학습 및 검증에 사용하며, 2011년의 데이터를 평가에 사용한다.

### II. 호우 데이터 처리

KLAPS (Korea Local Analysis and Prediction System)는 한반도 주위의 영역에 대하여 수평, 수직 5km의 해상도의 기상 데이터를 재분석 및 예측하는 시스템이다[10]. KLAPS는 기압, 습도, 기온, 수평 풍속, 수직 풍속, 1시간 누적 강수량을 각 격자별 1시간 간격으로 생산한다.

참고로, 호우 주의보는 6시간 동안 누적 강수량이 70 mm 이상으로 예상되거나, 또는 12시간 동안의 누적 강수량이 110 mm 이상으로 예상될 때에 발효되는 특보이다[2]. 현업의 호우 특보 판별 예측 시스템은 1시간 30분 전을 목표 예보 시간으로 한다.

전체 시간에 대한 호우특보 예측 알고리즘의 학습 실험은 수행 시간 증가뿐만 아니라, 시스템의 성능을 평가할 때, 관측 데이터의 positive / negative 비율이 작아지는 단점이 있다. 또한, 1:1 샘플링의 경우, 비 호우특보에 대한 샘플의 개수가 적으며, 호우특보의 시작과 종료 시점에 대한 샘플을 구성하기 어렵다.

본 연구에서는 효과적인 학습 실험을 위해서 전체 격자에 대하여 호우특보 구간을 설정한 뒤, 해당 구간에 대해서만 학습을 수행하였다(그림 1).

\* Corresponding Author

Manuscript received November 18, 2013 / revised February 28, 2014 / accepted May 5, 2014

현병용, 서기성: 서경대학교 전자공학과

(mrhyunby@naver.com/ksseo@skuniv.ac.kr)

이용희: 국립기상연구소 예보연구과(gonos2004@korea.kr)

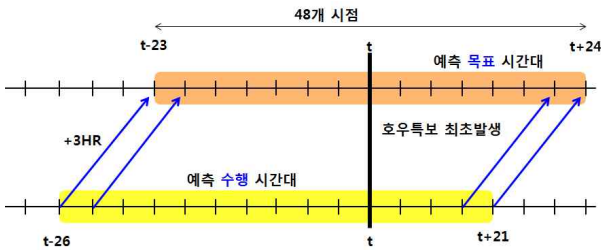


그림 1. 호우특보 예측을 위한 학습 구간 설정.  
Fig. 1. Set up of learning section for heavy rainfall prediction.

III. 유전 프로그래밍 기반 호우특보 예측 판별 기법

1. 유전 프로그래밍과 기호적 회귀분석

본 연구에 사용된 최적화 알고리즘은 유전 프로그래밍 (GP: Genetic Programming) [11-13]으로서, 유전 알고리즘 (GA: Genetic Algorithm)과 달리 개체를 트리 형태로 표현하는 특징을 가지고, 유전자 크기가 가변이며, 구조적으로 열린 공간의 탐색 문제에 적합하다.

GP의 수행과정은 다음과 같다. 사전에 유전자들(트리) 구성하는 함수와 터미널을 정의한다. 함수와 터미널은 해를 조합적으로 구현할 수 있는 요소들을 선택한다.

초기에 트리로 구성된 각 개체들을 임의로 생성한다. 그리고, 각 개체 트리를 해석하여 구한 후보 해를 적합도 함수로 평가한다. 이후, 주어진 선택 방법에 의해 유전 연산에 참여할 개체들을 선택한다. 선택된 개체들을 대상으로 유전 연산(교배, 돌연변이) 수행한다. 그리고 이 전체과정을 종료조건이 만족될 때 까지 반복한다. GP에서의 교배 연산자는 아래 (그림 2처럼 선택점에서 서브트리를 교체하는 방식으로 수행된다.

GP의 상기 특성을 이용하면 구성요소가 제한되지 않으며, 복잡한 비선형 회귀분석에 적합한 다항식을 생성할 수 있다. 즉, 주어진 입출력 쌍을 가장 잘 따라가는 다항식을 GP의 유전자 형태인 트리로 구성하기 때문에 다항식의 차수가 열려있고, 더욱이 사칙연산외에 초월함수 및 조건 연산자까지 구성요소로 선택할 수 있어서 제한이 없는 회귀 분석식을 생성할 수 있다. 이를 기호적(symbolic) 회귀분석이라고 한다.

2. 유전 프로그래밍 기반 누적 강수량 예측 기법

누적 강수량의 예측은 수치최적화 문제인 반면에 호우

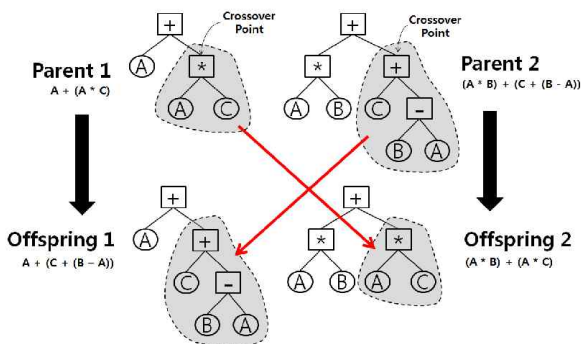


그림 2. GP의 Crossover 연산.  
Fig. 2. Crossover operation of GP.

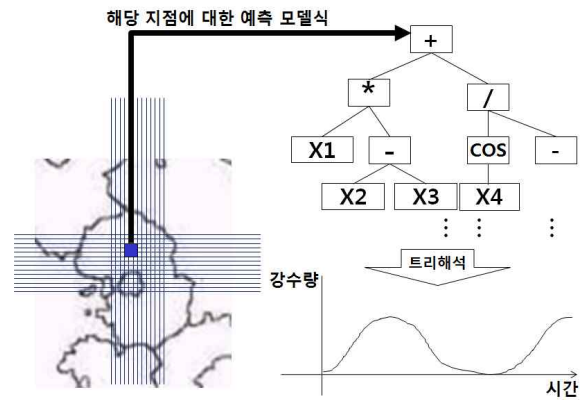


그림 3. GP 기반의 특정 지점에 대한 예측 모델의 생성.  
Fig. 3. Generation of prediction model based on GP.

특보 판별의 예측은 이분법적인 의사 결정 문제로 서로 다른 특성을 갖지만, 정확한 호우특보 판별을 위해서는 누적 강수량의 예측이 선행되어야 한다.

이를 위해, 비선형성과 강인한 모델 구성에 적합한 유전 프로그래밍 기반의 기호회귀 분석기법을 이용한 호우 예측 기법을 제안한다. 이 기법은 진화적 최적화의 특성을 가지며, 열린 예보 인자의 선택적 결합과 초월 함수 등의 다양한 비선형 함수를 적용할 수 있어서 강수 예측에 적합하다. GP를 이용한 강수량 예측 모델식의 생성에 대한 개략도가 그림 3에 나와있다.

이를 확장한 전체 유전 프로그래밍 기반 호우특보 판별 알고리즘의 구성도는 그림 4와 같다. KLAPS의 기상 인자들과 노드 함수들을 이용하여 3시간 뒤 6시간 누적 강수량 예측식을 구성한다. 그리고 이 결과에 관측된 3시간 강수량을 더함으로써, 최종 3시간 뒤 6시간 강수량을 얻을 수 있다. 6시간 누적 강수량 예측식은 유전 프로그래밍의 진화 연산을 통하여 각 격자별로 생성된다. 현존하는 한국형 기상 예측 모델이 없는 상태에서 이러한 모델 구성의 시도는 매우 중요하다고 볼 수 있다.

3. 모델식 생성을 위한 유전 프로그래밍의 인자 구성

유전 프로그래밍의 해는 트리로 구성되며, 트리의 노드는 함수와 터미널의 조합으로 이루어진다. GP 기반의 강수량 예측 및 호우특보 판별을 위해서 적절한 터미널과 함수가 정의되어야 한다. 터미널은 표 1과 같이 호우에 대한 잠재적 예보 인자들로 구성하며, 각각의 예보 인자는 최대-최소

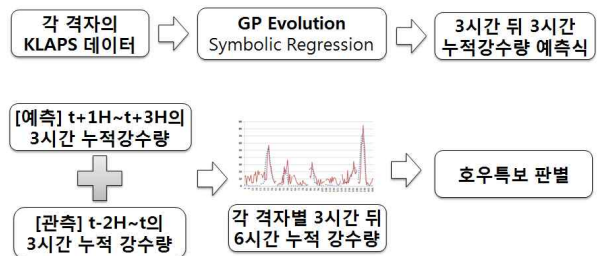


그림 4. 유전 프로그래밍 기반 6시간 누적 강수량 예측 기법.  
Fig. 4. GP based prediction technique for 6 hours accumulated rainfall after 3 hours.

표 1. 유전 프로그래밍의 터미널.

Table 1. Terminals for Genetic Programming.

코드	설 명	정규화 범위
day	누적 일수(0~365)	[0, 1]
time	시간(0~23)	[0, 1]
pr	기압(Pa)	[-1, 1]
hd	습도(%)	[-1, 1]
ts	기온(K)	[-1, 1]
uwnd	수평 풍속(m/s)	[-1, 1]
vwnd	수직 풍속(m/s)	[-1, 1]
awnd	평균 풍속(m/s)	[-1, 1]
r1h	1시간 누적 강수량(mm)	정규화 안함
...	...	
r12h	12시간 누적 강수량(mm)	

표 2. 유전 프로그래밍의 함수.

Table 2. Functions for Genetic Programming.

코드	설 명	가지 수
*, /, +, -	사칙 연산	2
cos, sin	초월 함수	1
if	조건 연산(A >= B ? C : D)	4
min	조건 연산(min(A, B))	2
max	조건 연산(max(A, B))	2

정규화를 수행한다. KLAPS의 기본 인자외에 평균 풍속 (awnd)은 수평 풍속과 수직 풍속의 RSS (Root Sum Square) 연산을 통하여 재생산하고, 2~12시간 누적 강수량은 이전 시간대의 1시간 누적 강수량을 이용하여 추가 생산한다. 그리고 태양의 시간에 따른 위치 변화를 반영하기 위하여 시간을 터미널로 추가하고, 12, 13시가 최댓값(1), 24, 1시가 최솟값(0)을 갖도록 변환한다. 또한 예측을 수행하는 t 시점 부터 4시간 전인 t-4시점까지의 기상데이터 값을 잠재적 예보 인자 구간으로 설정하여 터미널로 사용한다.

GP 함수는 예측 모델을 효율적으로 구성할 수 있도록 선택되어야 하며, 대상 문제에 따라 선택이 달라질 수 있다. 본 연구에서는 기본적인 사칙 연산 외에 초월 함수를 추가 하여 예보 인자 사이의 고도로 복잡한 비선형성을 표현할 수 있게 하며, 규칙 등을 표현할 수 있는 조건 연산도 포함 한다. 선택된 함수의 종류가 표 2에 나와 있으며, 여기서 가지 수는 각 함수가 필요로 하는 피연산자의 수를 의미한다.

#### 4. 호우특보 예측 평가 지표 및 적합도 정의

유전 알고리즘 기반 3시간 뒤 6시간 누적 강수량 예측은 식 1과 같이 t 시점에서 3시간 누적 강수량과 t 시점의 예측식(유전 프로그래밍의 개체 트리)을 해석한 값의 합으로 계산된다.

$$Rain6HR_{t+3h} = Rain3HR_t + GP\_Tree_t \quad (0 \leq GP\_Tree_t \leq 300) \quad (1)$$

일반적인 수치예보 모델에서는 식 (2)의 RMSE와 같은 정량적인 평가를 하는 반면에, 호우 특보는 기상 예측-관측 쌍의 분류(표 3)를 이용한 복합적인 지표로 평가된다. 사용된 지표들은 식 (3)-(5)에 나와 있으며 의미는 다음 설명과 같다[14].

표 3. 예보에 대한 예측-관측 쌍의 분류.

Table 3. Types of prediction-observation pairs for forecast.

		Observation	
		Positive	Negative
Forecast	True	a(hits)	b(false alarms)
	False	c(misses)	d(correct non-events)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N (Rain6HR_{t+3H}^{KLAPS} - Rain6HR_t^{GP})^2}{N}} \quad (2)$$

ACC (forecast accuracy)는 호우특보와 비 호우특보를 정확하게 예측한 척도로서, 완벽한 예측에서는 1의 값을 갖는다. ETS (Equitable Treat Sore)는 호우가 예보되거나 관측되었던 전체 영역에 대해서 무작위 기회를 중심으로 정확하게 예보된 정도를 의미한다. 수치가 1에 가까울수록 좋으나 특성상 일반적으로 낮은 수치 값을 보인다. FAR (False-Alarm Rate)는 비 호우특보 관측을 호우특보라고 예보하는 오류 예보(false alarm)의 빈도를 의미하며, 완벽한 예측일 때, 0의 값을 갖는다.

$$ACC = \frac{a+d}{a+b+c+d} \quad (3)$$

$$ETS = \frac{a-a_r}{a+b+c-a_r}, \quad a_r = \frac{(a+b)(a+c)}{a+b+c+d} \quad (4)$$

$$FAR = \frac{b}{b+d} \quad (5)$$

유전 프로그래밍과 같은 진화 최적화 알고리즘의 탐색 성능은 여러 요소에 의해서 영향을 받지만, 문제의 특성에 따라 적합도의 정의가 해를 찾아가는 방향이나 과정에 상당한 영향을 미칠 수 있다.

본 연구에서는 앞의 정량적인 평가 지표인 RMSE와 호우 특보 평가지표의 조합을 통하여 정량적인 오차 감소와 호우특보 판별 예측의 정확도를 높이기 위하여 다음과 같이 다양한 적합도 식을 구성하여 제안한다.

$fitness_{RMSE}$  는 일반적인 수치예보 모델에서 사용하는 정량적인 평가 방법으로, 누적 강수량 예측의 오차를 줄이기 위한 적합도이다.  $fitness_{ACC}$  는 호우특보와 비 호우특보에 대한 예측 정확도를 반영하기 위하여 RMSE와 ACC를 결합한 적합도이다.  $fitness_{ETS}$  는 RMSE와 ETS를 결합함으로써 호우특보와 비 호우특보 예측에 대한 공정한 성능 평가가 가능하다.

$$fitness_{RMSE} = RMSE \quad (6)$$

$$fitness_{ACC} = \frac{RMSE}{1+9ACC} \quad (7)$$

$$fitness_{ETS} = \frac{RMSE}{1+9ETS} \quad (8)$$

## IV. 실험 결과 및 분석

### 1. 사전 실험

사전 실험은 전체 실험 앞서 일부 지점에 대해서 유전

표 4. 사전 실험의 결과(예측-관측 쌍과 성능 지표).

Table 4. Results for Preliminary experiments (prediction-observation pairs for forecast and performance indexes).

실험 환경	적합도 정의	예측-관측 쌍				호우특보 판별 성능 지표		
		TP(a)	TN(b)	FP(c)	FN(d)	ACC	ETS	FAR
터미널 조정전	f_RMSE	929	956	607	153,508	<b>0.990</b>	<b>0.368</b>	<b>0.006</b>
	f_ACC	913	939	623	153,525	<b>0.990</b>	0.364	<b>0.006</b>
	f_ETS	839	916	697	153,548	<b>0.990</b>	0.338	<b>0.006</b>
터미널 조정후	f_RMSE	949	986	587	153,478	<b>0.990</b>	0.374	<b>0.006</b>
	f_ACC	953	975	583	153,489	<b>0.990</b>	<b>0.378</b>	<b>0.006</b>
	f_ETS	873	968	663	153,496	<b>0.990</b>	0.341	<b>0.006</b>

프로그래밍의 파라미터, 적합도, 함수 및 터미널 등이 제대로 설정 또는 구성이 되었는지를 확인하고 수정하기 위한 작업이다. 그리고 사전 실험에서 얻어진 해를 분석하여 우수한 예보 인자를 추출할 수 있다. 적합도 정의에 따른 유전 프로그래밍의 최적해의 성능 비교실험을 수행하였다. 사전 실험에 대한 유전 프로그래밍의 파라미터는 다음과 같이 설정하였다.

- Population size : 100
- Max Generation : 100
- Max depth : 8
- Initial Tree Method : half and half(depth : 1-4)
- Crossover rate : 0.9
- Mutation rate : 0.1
- Selection : Tournament selection(size : 7)

사전 실험은 남한 지역 4,435개 격자 중 임의로 200개를 선택하여 수행하였으며, 각 격자별로 20회 반복하였다. 2006년 ~ 2010년의 기상 데이터를 학습 및 검증에 사용하였으며, 2011년의 기상 데이터를 평가에 사용하였다. 2011년의 평가 기간 중 관측 positive(a+c)는 총 1,536개이고, 관측 negative(b+d)는 총 154,464 개로 총(a+b+c+d) 156,000 시점에 대하여 예측을 수행하였다.

표 4는 2011년의 평가 기간에 대하여 유전 프로그래밍으로 3개의 적합도를 이용하여 호우특보 평가 지표를 계산한 결과이다. 성능지수중 기상청에서 선호하는 ACC, ETS, 값을 위주로 비교한 결과, 군집의 크기 200 에서 fitnessACC (f\_ACC) 방식에서 성능 지표가 약간 더 우수하게나오는 것으로 나타났다(표 4의 굵은 글씨체 참조).

2. 유전 프로그래밍 터미널 조정

유전 프로그래밍 기반 호우특보 판별 예측 알고리즘은 예측을 수행하는 시점 t부터 과거 4시간 전(t-4)까지의 호우 관련 인자들의 데이터를 GP의 터미널로 사용하여 진화과정을 수행한다. 진화과정을 통해 선택된 터미널의 분포를 조사해보니, 1시간 ~ 3시간 누적 강수량(r1h -r3h)과 풍속(ws)을 제외한 다른 인자들의 선택 빈도는 매우 낮은 것으로 나타났다(표 5). 즉, 너무 많은 인자들로 포함하여 호우 모델식을 구성할 경우 탐색의 효율성이 낮아질 것으로 예상되므로, 선택 빈도수가 낮은 것과 향후 시간이 먼 것을 위주로 배제를 한다. 표 6은 터미널을 조정한 후의 실험에

표 5. 최우수해들에 대한 터미널 조정 전의 분포.

Table 5. Terminal distributions of the best solutions before adjustments.

시점 요소	t	t-1	t-2	t-3	t-4	합계
day	1.3%	×	×	×	×	1.3%
time	1.3%	×	×	×	×	1.3%
pr	1.5%	1.1%	1.5%	1.1%	1.4%	6.5%
hd	1.9%	1.7%	1.5%	1.2%	1.1%	7.4%
ts	1.3%	1.3%	1.4%	1.2%	1.6%	6.8%
ws	<b>4.2%</b>	×	×	×	×	4.2%
r1h	<b>10.3%</b>	1.5%	1.4%	1.6%	2.7%	<b>17.6%</b>
r2h	<b>3.7%</b>	1.5%	1.0%	2.1%	2.4%	<b>10.7%</b>
r3h	<b>3.3%</b>	1.3%	1.4%	2.1%	2.0%	<b>10.1%</b>
r4h	2.1%	1.1%	1.2%	1.6%	1.5%	7.5%
r5h	1.7%	1.2%	2.2%	1.3%	1.6%	8.1%
r6h	1.6%	1.3%	1.5%	1.7%	1.8%	7.8%
r7h	1.1%	1.5%	×	×	×	2.6%
r8h	1.4%	1.4%	×	×	×	2.9%
r9h	1.2%	1.2%	×	×	×	2.4%
r10h	0.9%	×	×	×	×	0.9%
r11h	1.2%	×	×	×	×	1.2%
r12h	1.0%	×	×	×	×	1.0%

표 6. 최우수해들에 대한 터미널 조정 후의 분포.

Table 6. Terminal distributions of the best solutions after adjustments.

시점 요소	t	t-1	t-2	t-3	t-4	합계
day	×	×	×	×	×	0.0%
time	1.7%	×	×	×	×	1.7%
pr	×	×	×	×	×	0.0%
hd	<b>9.0%</b>	4.2%	4.0%	2.3%	2.6%	<b>22.1%</b>
ts	<b>4.3%</b>	2.2%	2.0%	1.9%	2.0%	<b>12.4%</b>
ws	4.1%	×	×	×	×	4.1%
r1h	<b>23.5%</b>	1.3%	0.9%	0.8%	0.6%	<b>27.1%</b>
r2h	<b>7.4%</b>	1.0%	0.7%	0.9%	0.7%	10.6%
r3h	3.6%	0.8%	0.8%	0.7%	1.0%	6.9%
r4h	2.8%	0.8%	0.8%	0.6%	×	5.1%
r5h	2.0%	0.7%	1.0%	×	×	3.7%
r6h	2.9%	0.9%	×	×	×	3.7%
r7h	2.5%	×	×	×	×	2.5%
r8h	×	×	×	×	×	0.0%
r9h	×	×	×	×	×	0.0%
r10h	×	×	×	×	×	0.0%
r11h	×	×	×	×	×	0.0%
r12h	×	×	×	×	×	0.0%

대한 분포 결과이다. 터미널 조정 후, t 시점의 기상 요소의 선택 빈도가 높아짐을 확인할 수 있다.

터미널을 조정하기 전에는 t 시점의 1시간 누적 강수량, 평균 풍속, 2시간, 3시간 누적 강수량 순으로 많이 선택된 것으로 나타났다. 터미널을 조정한 후에는 t 시점의 1시간 누적 강수량, 습도, 2시간 누적 강수량, 지상 기온 순으로 많이 선택되었다. 습도와 지상 기온이 터미널을 조정한다



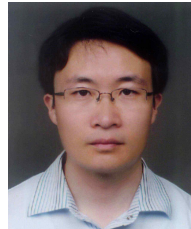
precipitating convective systems in the south asian monsoon,” *Journal of Hydrometeorology*, vol. 12, no. 1, pp. 3-26, 2011.

- [6] R. S. Schumacher and C. A. Davis, “Ensemble-based forecast uncertainty analysis of diverse heavy rainfall events,” *Weather and Forecasting*, vol. 25, no. 4, pp. 1103-1122, 2010.
- [7] Y. Kim and S. Ham, “Heavy rainfall prediction using convective instability index,” *Journal of the Korean Society for Aeronautical Science and Flight Operation (in Korean)*, vol. 17, no. 1, pp. 17-23, 2009.
- [8] T. M. Hamill and J. S. Whitaker, “Probabilistic quantitative precipitation forecasts based on reforecast analogs: theory and application,” *Monthly Weather Review*, vol. 134, no. 11, pp. 3209-3229, 2006.
- [9] M. A. Little, P. E. McSharry, and J. W. Taylor “Generalized linear models for site-specific density forecasting of U.K. daily rainfall,” *Monthly Weather Review*, vol. 137, no. 3, pp. 1029-1045, 2009.
- [10] Korean Meteorological Society, Introduction to Atmospheric Science, Sigma Press, 2009.
- [11] J. R. Koza, Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection, The MIT Press, 1992.
- [12] W. B. Langdon, R. Poli Foundations of Genetic Programming, Springer, 2002.
- [13] K. Seo and C. Pang, “Genetic operators based on tree structure in genetic programming,” *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 14, no. 11, pp. 1110-1116, 2008.
- [14] S. Mariani and M. Casaioli, “Forecast verification: a summary of common approaches and examples of application,” FORALPS Technical Report, 5. Università degli Studi di Trento, Dipartimento di Ingegneria Civile e Ambientale, Trento, Italy, p. 60, 2008.



#### 현 병 용

2011년 서경대학교 전자공학과 공학사  
2014년 서경대학교 전자공학과 공학석사.  
2014년~현재 라온피플 연구원. 관심분야는 유전 알고리즘, 유전 프로그래밍, GPGPU, 기상예측, 영상인식.



#### 이 용 희

1997년 경북대학교 천문대기과학과 졸업(석사). 1998년~2007년 기상연구소 기상연구사. 2007년~현재 국립기상연구소 기상연구관. 관심분야는 기상수치예보모델, 자료동화, 초단기 기상예보.



#### 서 기 성

1986년 연세대학교 전기공학과 공학사.  
1988년 연세대학교 전기공학과 공학석사.  
1993년 연세대학교 전기공학과 공학박사.  
1993년~1998년 서경대학교 산업공학과, 전자공학과 조교수. 1999년~2003년 Michigan State University Research Associate. 2011년~2012년 Michigan State University Visiting Scholar, 1993년~현재 서경대학교 전자공학과 부교수. 관심분야는 진화연산, 지능로봇, 진화연산 기반 예측모델, 기상예측.