

수문자료가 Neuro-Fuzzy 기법 결과에 미치는 영향 분석

지정원* · 최창원** · 이재응***

Ji, Jungwon*, Choi, Changwon**, Yi, Jaeeung***

Analysis of Impact of Hydrologic Data on Neuro-Fuzzy Technique Result

ABSTRACT

Recently, the frequency of severe storms increases in Korea. Severe storms occurring in a short time cause huge losses of both life and property. A considerable research has been performed for the flood control system development based on an accurate stream discharge prediction. A physical model is mainly used for flood forecasting and warning. Physical rainfall-runoff models used for the conventional flood forecasting process require extensive information and data, and include uncertainties which can possibly accumulate errors during modelling processes. ANFIS, a data driven model combining neural network and fuzzy technique, can decrease the amount of physical data required for the construction of a conventional physical models and easily construct and evaluate a flood forecasting model by utilizing only rainfall and water level data. A data driven model, however, has a disadvantage that it does not provide the mathematical and physical correlations between input and output data of the model. The characteristics of a data driven model according to functional options and input data such as the change of clustering radius and training data length used in the ANFIS model were analyzed in this study. In addition, the applicability of ANFIS was evaluated through comparison with the results of HEC-HMS which is widely used for rainfall-runoff model in Korea. The neuro-fuzzy technique was applied to a Cheongmicheon Basin in the South Han River using the observed precipitation and stream level data from 2007 to 2011.

Key words : ANFIS, HEC-HMS, Neuro-fuzzy technique, Flood forecasting

초 록

최근 우리나라에는 집중호우의 발생 빈도가 잦아지고 있다. 집중호우는 단시간에 발생하여 인명과 재산에 직접적인 피해를 주는 특징이 있다. 이러한 이유로 치수에 대한 관심은 점점 높아지고 있으며 정확한 유량 예측을 바탕으로 홍수에 대비할 수 있는 시스템 개발에 대한 연구가 활발하게 이루어지고 있다. 지금까지 홍수 예보에는 주로 물리적 모형이 사용되어 왔다. 물리적 모형은 매개변수 결정을 위해 많은 자료를 필요로 하고 또 매개변수의 결정 과정에서 많은 불확실성을 포함하고 있기 때문에 계산과정을 거치는 동안 다양한 오차가 반복하여 누적되는 단점이 있다. ANFIS는 인공신경회로망과 퍼지기법을 사용한 자료 지향형 모형으로 기존의 물리적 모형에서 사용한 방대한 양의 물리적 자료를 배제하고 유역의 강우자료와 유량자료만을 사용하여 모형을 구축하고 수위를 예측할 수 있다는 장점이 있다. 그러나 자료 지향형 모형은 입력 자료와 결과 사이의 논리적 상관성을 찾을 수 없다는 단점이 있다. 본 연구에서는 ANFIS 모형에 사용되는 함수의 옵션과 입력자료의 특성의 제한적인 변화에 따른 결과자료 분석을 통해 자료 지향형 모형의 특성을 분석하였다. 또한 일반적으로 많이 사용하는 물리적 모형 중 하나인 HEC-HMS의 유출량 산정 결과와의 비교를 통해 ANFIS의 적용성을 평가하였다. 본 연구는 남한강 상류에 위치한 청미천 유역의 2007년부터 2011년까지의 관측 강우자료와 유량자료를 사용하여 수행하였다.

검색어 : ANFIS, HEC-HMS, neuro-fuzzy 기법, 홍수 예측

* 정희원 · 이주대학교 대학원 건설교통공학과 박사과정 (log58@ajou.ac.kr)

** 정희원 · 이주대학교 대학원 건설교통공학과 박사과정 (itsme99@ajou.ac.kr)

*** 정희원 · 교신저자 · 이주대학교 공과대학 환경건설교통공학부 교수 (Corresponding Author · Ajou University · jeyi@ajou.ac.kr)

Received January 23 2013, Revised February 9 2013, Accepted April 10 2013

1. 서론

최근 한반도에서는 지구 온난화로 인한 이상기후의 영향으로 국지성 집중호우가 빈번하게 발생하고 있다. 이에 따라 국지성 집중호우와 같은 극한강우 현상의 발생으로 인한 피해가 증가하고 있다. 특히 도시지역의 경우 침수지역이 국지적이라 하더라도 그 피해액은 해가 갈수록 점차 증가하는 양상을 보이고 있다.

일반적으로 홍수 예측을 위해 사용되는 물리적 모형에서는 강우-유출 모형의 운영에 필요한 매개변수의 결정 과정이 복잡하고 매개변수의 결정을 위해 많은 자료가 필요하며, 매개변수의 결정 과정에 불확실성이 내재되어 있다. 따라서 모형의 운영을 위한 전처리과정과 주 계산과정을 거치는 동안 다양한 오차가 발생하게 되고, 각 과정에서 발생한 오차가 반복하여 누적되어 모형의 결과물인 예측된 홍수량에는 많은 오차가 포함되어 있다.

본 연구에서는 기존의 홍수 예보 시스템의 문제점과 불확실성을 최대한 감소시키고 우수한 홍수량 예측을 수행하기 위해 뉴로-퍼지(neuro-fuzzy) 추론 기법을 사용하여 하천홍수량 예측을 수행하였다. ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System)는 인공신경회로망과 퍼지기법을 사용한 자료 지향형 모형으로 기존의 물리적 모형의 구축과정에서 필수적이었던 방대한 양의 물리적 자료를 배제하고 유역에서 관측된 강우자료와 유량자료만을 사용하여 모형을 구축하고 유량을 예측할 수 있다. 또, 일단 모형이 구축되면 자료의 입력만으로도 신뢰성 높은 결과를 단시간 내에 효율적으로 획득할 수 있다는 장점이 있다.

최근 들어 모형 구축이 간편하고 예측 정확도가 우수하다는 장점으로 인해 ANFIS를 비롯한 뉴로-퍼지 추론 기법을 사용한 수자원 분야의 적용 연구가 활발히 이루어지고 있다. 뉴로-퍼지 추론기법과 관련된 연구는 단순히 홍수량 예측의 정확도를 높이기 위한 연구를 넘어 다양한 기법을 적용한 홍수량 예측 결과를 상호 비교하거나, ANFIS 모형에 사용되는 소속함수(membership function)의 변화에 따른 모형의 정확도 변화를 분석하는 등의 발전된 연구가 이루어지고 있다. Vernieuwe et al. (2005)는 자료 지향형 기법을 사용한 강우-유출해석에서 일반적으로 사용되고 있는 Takagi-Sugeno Type 모형의 군집화(clustering) 기법의 변화에 따른 결과 비교를 수행하였다. 비교를 위한 군집화 기법으로는 grid partitioning, subtractive clustering, GK (Gustafson - Kessel) clustering을 사용하였으며, GK clustering을 통한 결과가 가장 좋은 것으로 연구되었다. Chau et al. (2005)은 중국의 양쯔강 유역을 ANFIS와 ANN-GA (Artificial Neural Network - Genetic Algorithm)를 이용하여 모형을 구성하고 홍수량을 예측하여 각 모형이 가지는 장점과 단점을 비교 분석하였다. Nayak et al. (2005)은 인도의 Kolar 유역의 1시간~6시간

예측 홍수량을 분석을 통해 ANFIS에서 ANN이나 FIS 보다 우수한 예측 결과가 나타나는 것을 확인하였다. Chen et al. (2006)은 ANFIS 모형을 사용하여 대만의 Choshui River의 홍수량을 예측하였다. 입력자료로는 유역에 위치한 강우관측소의 강우자료와 유량자료를 사용하였으며, 분석 결과 지속효과와 상류의 유량 정보가 홍수예측 모형에 핵심적인 영향을 미치는 것으로 나타났다. Shu and Ouarda (2008)은 미계측 유역의 분위 예측 홍수량을 산정하기 위하여 ANFIS, ANN, NLR (NonLinear Regression) 과 NLR-R (NonLinear Regression with Regionalization) 기법을 사용하여 모형을 구성하고 예측 결과를 비교 분석하였다. Dastorani et al. (2010)은 ANN (Artificial Neural Network)과 ANFIS의 비교를 위해 이란의 Yazd 기상관측소의 기상자료를 사용하여 강우량을 예측하였다. ANN과 ANFIS 모형의 결과는 상당히 다른 양상을 보였지만, 두 모형 모두 상당히 우수한 강우예측 결과를 보였다. Valizadeh et al. (2011)은 저수지 유입량 예측을 위해 ANFIS 모형을 말레이시아의 Klang Gate Dam의 저수지 수위 예측에 적용하였다. 입력자료와 출력자료의 시간 간격이 적당하게 유지될 때 정확한 수위예측이 가능하다는 결과를 도출하였다.

국내에서도 뉴로-퍼지 추론기법을 적용한 연구가 많이 이루어지고 있다. 이재응과 최성규(2008)는 도시하천의 홍수 예보를 위해 뉴로-퍼지 추론기법을 사용하여 2006년 탄천유역의 홍수예보를 위한 DSS (Decision Support System)을 구축하였다. 신강욱 등(2011)은 단기 물 수요예측을 위해 ARMA (Auto Regressive Moving Average), MR (Multi Regression), KF (Kalman Filtering), MLP (Multi-Layered Perceptron), ELM (Extreme Learning Machine), ANFIS 모형을 적용하고, 예측 정확도를 비교하였다. 정건희 등(2011)은 한강수계 5개 댐을 대상으로 유입량에 따른 방류량 및 저류량의 변화를 FIS를 사용해 분석하였다. 5개의 댐 중 홍수 적응능력이 가장 뛰어난 것으로 분석된 소양강댐을 대상으로는 ANFIS를 사용하여 적응능력을 평가하였다. 김호준 등(2011)은 ANFIS의 입력자료 구조, 소속함수 종류와 개수 등의 변화에 따른 모형의 결과를 비교 분석하였다. 갑천유역의 홍수량 예측에 적용하여 8시간까지의 유출예측에 대한 적용성을 평가하였다. ANFIS의 홍수 유출 모델링에 대한 적용성이 높은 것으로 나타났으나, 4시간 이상의 유출량 예측 정확성은 낮은 것으로 나타났다.

기존 국내·외에서 진행된 뉴로-퍼지 추론기법에 대한 연구는 분석방법이나 추론기법, 소속함수의 변화에 따른 정확도 비교에 대한 것이 주를 이루었다. 김호준 등(2011)에 따르면 ANFIS 모형을 이용한 유출예측의 정확도는 입력 자료의 구성에 따라 많은 영향을 받게 된다고 알려져 있다. 그러나 아직까지 이에 대한 객관적

인 기준을 제시한 연구는 진행되지 않은 상황이다. 따라서 본 연구에는 시험유역의 특성에 맞는 입력자료 구성을 찾기 위해 입력 자료의 변화에 따른 예측 정확도를 분석하였다. 또한 기존의 연구에서는 각각의 호우사상에 대한 예측 정확도를 비교한 연구는 다수 있었지만 정확도 높은 모형을 구성하기 위한 입력자료의 특징에 대한 분석은 부족한 상황이다. 따라서 본 연구에서는 학습자료(training data; Trn data) 및 검증자료(testing data; Tst data)로 쓰인 호우사상의 특징에 따라 수위 예측 결과의 정확도를 분석하여 기존 연구에서 부족했던 유출량 예측 정확도를 높이기 위한 ANFIS 모형 입력자료의 특징을 분석하였다. 또한 ANFIS와 HEC-HMS의 모의결과를 비교하여 자료지향형 모형과 물리적 모형의 특징을 분석하였다.

2. 기본 이론 - ANFIS

Fuzzy 집합 이론은 Zadeh (1965)에 의해 제안된 개념으로 0과 1로 구분되는 일반 집합과는 달리 일상에서 많이 사용하는 애매모호한 표현을 컴퓨터로 처리할 수 있다. Fuzzy 집합 이론의 기본개념은 일반 집합의 정의를 느슨히 하여 중간적인 소속개념을 집합에 허용한다. 즉, 임의의 집합에 완전히 속하는 인자에는 1을 부여하고, 완전히 속하지는 않으나 집합에 일부 속하는 부분을 갖고 있는 인자에는 0~1 사이의 값을 부여하며, 집합에 완전히 속하지 않는 인자에는 0을 부여하는 것으로 X 공간 영역 내의 인자들이 집합에 속하는 정도에 대해 소속함수를 사용하여 나타낸다.

신경망 이론은 뇌의 기본 구조 조직인 뉴런들이 연결되어 사고를 처리하는 방법을 수학적 처리를 통해 모형화한 것으로 입출력

자료의 관계를 분석하여 시스템의 최적화 작업에 적합한 이론이다. 인공신경망은 크게 두 가지 과정을 통해 시스템을 최적화하게 되는데 먼저 시스템의 입력자료와 출력자료 사이에 연관관계가 있을 경우 뉴런을 통해 그 관계를 찾아내고, 이후 연속적으로 입력된 자료를 역전파학습알고리즘을 이용하여 최적의 함수조건을 찾는다 (Fig. 1).

ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)는 Jang (1993)이 Sugeno 형태의 FIS와 신경망의 장점을 취합하여 개발하였다. ANFIS는 사용자가 자료만 가지고 소속함수의 형태를 결정하기 어려울 때 입력과 출력 자료에 의해서 소속함수의 형태를 구축할 수 있다. ANFIS는 인공신경망과 퍼지이론을 동시에 활용하는 방법으로 인공신경망의 구조와 학습능력을 이용하여 제어환경에서 획득한 입·출력 정보로부터 언어변수의 소속함수와 제어규칙을 제어 대상에 적합하도록 자동으로 구성한다. ANFIS의 구동 과정은 크게 학습 단계와 산출 단계로 나눌 수 있는데, 학습 단계에서는 입력 양상과 목적 양상이 다수의 입·출력 쌍으로 주어지고, 각 입력 양상에 대해 출력을 먼저 계산(전방향 진행)한 후, 의도하는 출력과 실제 출력과의 차이를 감소시키는 방향으로 연결 강도를 조정(역방향 진행)한다. 조정 과정이 끝나면 같은 과정으로 학습을 반복함으로써 최적의 연결 강도를 구한다. 산출 단계에서는 입력만 주어지면 연결 강도와 계산에 의해 적절한 출력이 계산된다. ANFIS는 사용자가 직접 개입하지 않고 자동적으로 학습되기 때문에 시스템 개발 시간이 단축될 수 있고, 인공신경망의 학습기능에 의해 새로운 환경 변화에 능동적으로 대처할 수 있다는 장점이 있다.

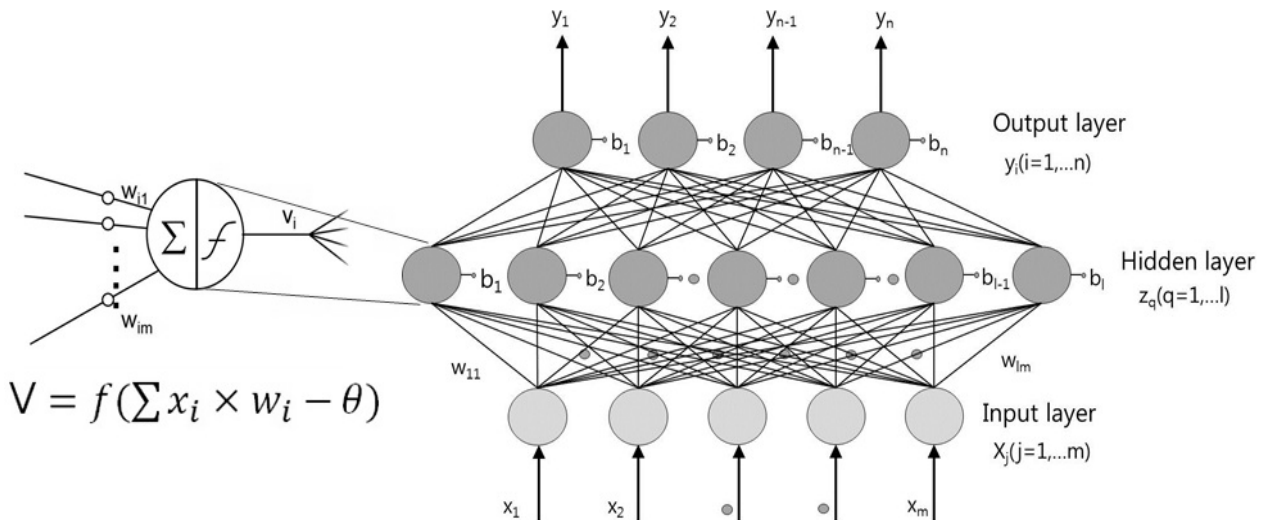


Fig. 1. Neuron and back propagation algorithm

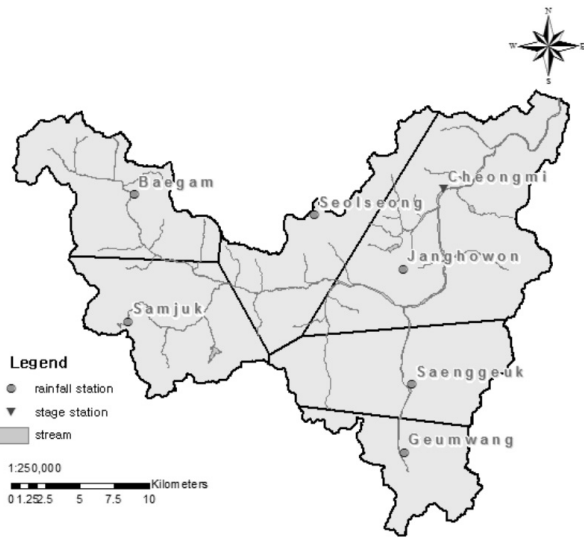


Fig. 2. Map of Cheongmi Basin

3. 시험유역 적용

자료 지향형 모형인 ANFIS와 물리적 모형으로 많이 사용되는 HEC-HMS의 적용성을 비교하기 위해 남한강의 지류인 청미천 유역의 강우자료와 유량자료를 사용하였다. 청미천은 한강 수계

내 중앙부인 동경 127° 20'~127° 44', 북위 36° 56'~37° 13' 사이에 위치하고 있다. 유역의 형상은 삼각형에 가까운 형상을 이루고 있으며 경사는 대체로 완만하다. 총 유역면적 595.70km², 총 연장 60.8km이며 유역의 동서간 최대 길이는 39km, 남북간 최대길이는 31km 이다(Fig. 2). 연 평균 강우량은 1,061mm 정도이고 6월~9월 중에 대부분의 강우가 집중되어 발생한다.

유역평균강우량은 Thiessen 가중평균법을 이용하였고, 유역 평균강우량을 산정하기 위해 이용한 강우관측소는 백암, 새귀, 설성, 삼죽, 장호원, 금왕 등 6개소이다(Fig. 2, Table 1). 유출량 산정을 위한 수위 관측소는 원부교에 위치한 청미수위관측소의 자료를 사용하였다. 관측 유출량은 수위관측소에서 관측된 수위 자료를 바탕으로 수위-유량 관계식을 이용하여 간접적으로 산출하였다.

3.1 모형 구성

ANFIS와 HEC-HMS 모형 구축을 위해서 청미천 유역의 2007년부터 2011년까지의 강우 및 유량자료 중 비교적 큰 유출이 발생한 9개의 자료를 Data1~Data9로 선정하였다(Fig. 3). 모형을 학습시키기 위해 필요한 학습자료에 따른 모형의 예측 결과를 비교하기 위해, 각 자료는 자료의 길이와 첨두홍수량, 홍수의 양상을 나타낼 수 있는 첨두 발생 횟수가 다른 자료들로 선정하였다(Table 2).

Table 1. Rainfall Station of Cheongmi Basin

Observatory	Coordinates		Thiessen Coefficient
	longitude	latitude	
Baekam	127° 22' 48"	37° 9' 36"	0.174
Samjuk	127° 22' 28"	37° 4' 36"	0.164
Seolseong	127° 31' 39"	37° 8' 45"	0.140
Janghowon	127° 36'	37° 6' 36"	0.236
Saenggeuk	127° 36' 25"	37° 2' 4"	0.186
Geumwang	127° 36'	37° 59' 24"	0.100

Table 2. Characteristics of Selected Data

	Data length (day)	Max water level (m)	Max Discharge (m ³ /sec)
Data1	5	4.50	588.98
Data2	11	3.49	353.75
Data3	3	5.06	738.94
Data4	5	4.76	656.93
Data5	3	3.40	335.12
Data6	4	4.98	716.70
Data7	4	3.36	326.97
Data8	1	4.55	601.82
Data9	2	4.74	651.60

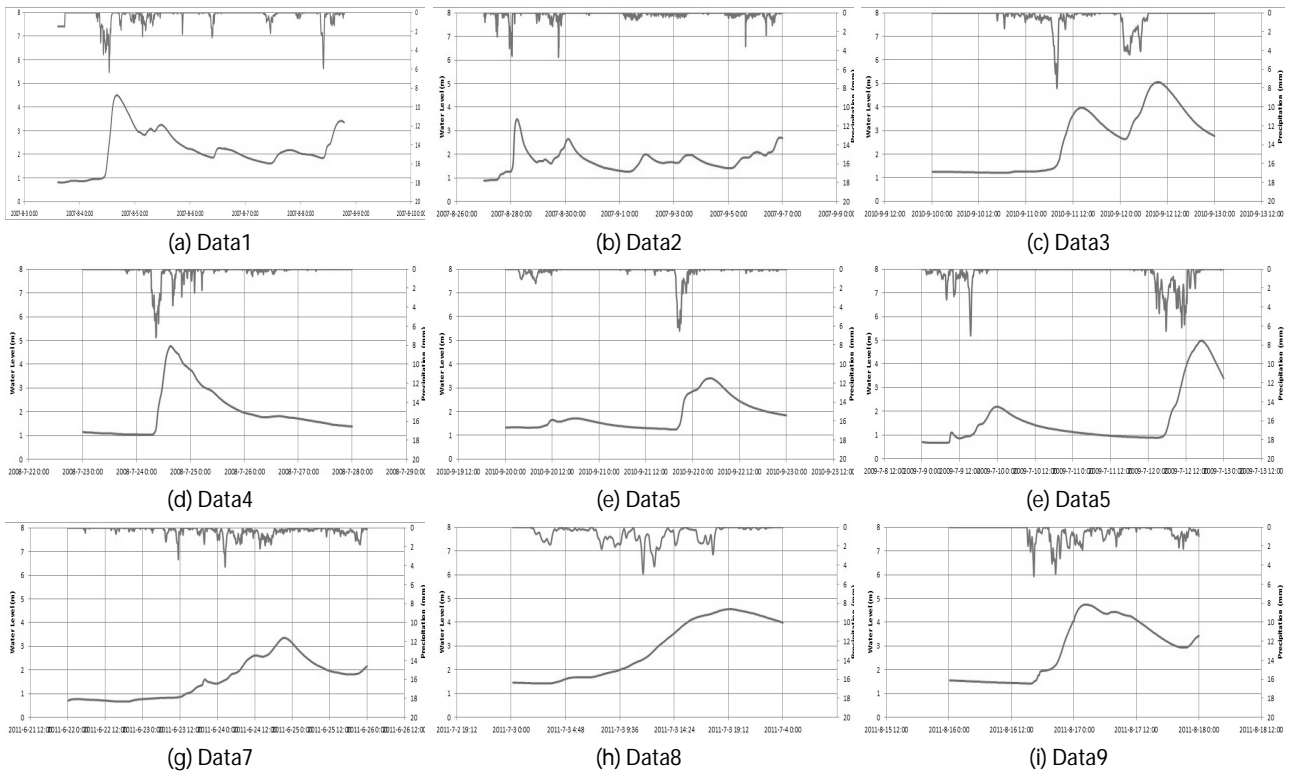


Fig. 3. Selected Data in Cheongmi Basin Area from 2007 to 2011

Table 3. Composition of Selected Data

	Trn data	Chk data	Tst data		Trn data	Chk data	Tst data		Trn data	Chk data	Tst data
set 1-1	1	4	7	set 2-1	2	4	7	set 3-1	3	4	7
set 1-2			8	set 2-2			8	set 3-2			8
set 1-3			9	set 2-3			9	set 3-3			9
set 1-4		5	7	set 2-4		5	7	set 3-4		5	7
set 1-5			8	set 2-5			8	set 3-5			8
set 1-6			9	set 2-6			9	set 3-6			9
set 1-7		6	7	set 2-7		6	7	set 3-7		6	7
set 1-8			8	set 2-8			8	set 3-8			8
set 1-9			9	set 2-9			9	set 3-9			9

모형 구축에 사용된 자료의 변화에 따른 결과를 비교하기 위해, 선택된 9개의 자료를 Table 3과 같이 27개의 조합으로 구성하였다. Data1~3은 학습자료로, Data4~6은 보정자료(checking data; Chk data)로, Data7~9는 검증자료로 사용하여 가능한 모든 조합에 대해 모형을 구성하였다.

모형의 입력자료에 사용된 강우자료와 유량자료는 10분 간격의 자료를 사용하였으며, 입력자료의 구성에 따른 결과를 비교하기 위해 Table 4에 나타난 것과 같이 현재시간을 기준으로 t~t-3(30분 전 관측 자료)의 강우자료와 t~t-2(20분 전 관측자료)의

유량자료를 사용하여 5개의 Model을 구성하였다(Table 4). 유량 오차(Discharge Error; DE)와 평균제곱근오차(Root Mean Square Error; RMSE)를 사용하여 결과를 비교하였다.(Eq. 1 and Eq. 2)

$$DE = \frac{|Q_{obs.max} - Q_{est.max}|}{Q_{obs.max}} \times 100(\%) \quad (1)$$

여기서 DE는 %로 계산된 유량오차, $Q_{obs.max}$ 는 실측첨두유량

Table 4. Data used in Each Model

	Obs. Precipitation	Obs. Water Level	Est. Water Level
Model A	P_t, P_{t-1}	Q_t	$Q_{t+1} \sim Q_{t+18}$
Model B	P_t, P_{t-1}	Q_t, Q_{t-1}	$Q_{t+1} \sim Q_{t+18}$
Model C	P_t, P_{t-1}, P_{t-2}	Q_t, Q_{t-1}	$Q_{t+1} \sim Q_{t+18}$
Model D	P_t, P_{t-1}, P_{t-2}	Q_t, Q_{t-1}, Q_{t-2}	$Q_{t+1} \sim Q_{t+18}$
Model E	$P_t, P_{t-1}, P_{t-2}, P_{t-3}$	Q_t, Q_{t-1}, Q_{t-2}	$Q_{t+1} \sim Q_{t+18}$

Table 5. DE Comparison using Median with Model A to E (%)

	Model A	Model B	Model C	Model D	Model E
T+1	0.23	0.27	0.30	0.20	0.21
T+2	0.54	0.88	1.29	0.75	0.82
T+3	1.08	2.02	1.97	1.49	1.41
T+4	1.65	2.66	2.53	1.95	1.83
T+5	2.76	3.03	2.89	2.10	2.15
T+6	3.27	3.49	3.07	2.21	2.09
T+7	3.97	4.35	4.40	2.65	2.41
T+8	4.88	5.28	4.44	2.83	3.12
T+9	5.62	5.60	4.39	2.71	3.23
T+10	5.68	5.83	4.72	3.78	3.35
T+11	5.80	5.96	5.13	4.58	4.29
T+12	7.15	6.00	6.39	5.54	4.37
T+13	7.97	6.61	6.66	6.55	6.60
T+14	7.20	6.91	7.25	6.68	6.88
T+15	8.46	7.10	7.95	7.51	8.50
T+16	7.55	7.48	8.02	8.58	5.84
T+17	8.32	8.39	8.62	8.24	5.98
T+18	9.19	9.24	9.40	7.25	5.88
average	5.07	5.06	4.97	4.20	3.83

Table 6. DE Comparison using Average with Model A to E (%)

	Model A	Model B	Model C	Model D	Model E
T+1	0.28	0.55	0.55	0.32	0.48
T+2	0.73	1.25	1.31	0.97	1.26
T+3	1.27	2.63	2.44	1.66	1.76
T+4	2.10	3.49	3.05	2.25	2.17
T+5	3.76	4.85	4.23	2.51	2.72
T+6	5.61	5.64	5.03	3.31	3.06
T+7	7.19	7.40	6.68	4.20	3.72
T+8	8.55	8.72	8.06	4.83	4.49
T+9	9.61	9.46	9.09	5.67	5.08
T+10	10.56	10.32	9.83	6.46	5.76
T+11	11.35	11.03	10.83	6.91	6.43
T+12	12.08	11.69	11.38	7.99	7.16
T+13	12.70	12.14	12.24	8.93	8.95
T+14	13.32	12.64	12.86	9.91	9.06
T+15	13.64	13.03	13.35	10.90	10.51
T+16	13.56	13.47	14.21	12.11	11.12
T+17	13.85	15.13	14.20	12.56	11.97
T+18	14.90	15.80	15.00	12.19	13.06
average	8.61	8.85	8.57	6.32	6.04

$Q_{est.max}$ 는 예측최대유량을 나타낸다.

$$SE = \sqrt{\frac{\sum(Q_{est.} - Q_{obs.})^2}{n-1}} \quad (2)$$

여기서 $Q_{est.}$ 는 예측유량, $Q_{obs.}$ 는 실측유량, n 은 자료의 수(길이)를 나타낸다.

Table 7. RMSE Comparison using Median with Model A to E (m³/sec)

	Model A	Model B	Model C	Model D	Model E
T+1	1.85	2.27	2.09	1.62	2.36
T+2	3.38	4.13	4.32	3.31	3.89
T+3	5.40	7.41	7.27	5.16	5.22
T+4	8.02	9.32	8.91	7.71	7.67
T+5	11.02	11.78	10.88	10.46	10.33
T+6	14.30	14.05	13.45	13.37	13.24
T+7	17.64	17.20	16.55	16.52	16.36
T+8	21.24	20.73	20.06	19.60	19.13
T+9	25.12	24.47	23.83	22.56	22.19
T+10	29.31	28.68	27.95	26.19	25.74
T+11	33.74	33.07	32.49	29.84	29.66
T+12	38.57	37.11	36.91	33.93	33.89
T+13	42.80	41.27	41.01	38.05	38.29
T+14	46.66	45.00	44.49	42.88	42.89
T+15	50.69	49.11	52.52	47.70	47.54
T+16	53.54	56.21	58.08	51.12	49.88
T+17	57.77	62.39	63.75	55.05	53.89
T+18	61.82	66.76	69.66	58.02	57.98
average	29.05	29.50	29.68	26.84	26.68

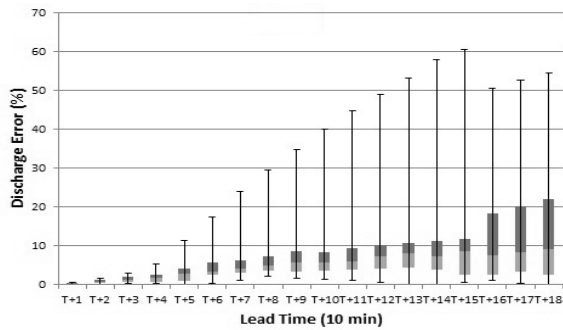
Table 8. RMSE Comparison using Average with Model A to E (m³/sec)

	Model A	Model B	Model C	Model D	Model E
T+1	2.26	2.38	2.35	2.01	2.21
T+2	4.03	4.12	4.14	3.66	3.84
T+3	6.21	6.54	6.50	5.87	5.73
T+4	8.90	9.06	8.94	8.38	8.14
T+5	11.79	11.89	11.79	11.01	10.81
T+6	14.95	14.54	14.32	13.76	13.19
T+7	18.03	17.66	16.94	16.81	15.98
T+8	21.69	21.00	20.52	19.84	19.35
T+9	24.91	24.83	23.79	23.52	22.57
T+10	28.75	28.48	27.42	27.32	26.08
T+11	32.65	31.82	31.21	30.76	29.74
T+12	36.79	35.92	35.28	35.16	33.58
T+13	40.83	40.28	39.40	37.91	38.91
T+14	44.89	44.46	44.03	41.62	40.95
T+15	49.31	48.91	47.33	45.65	46.39
T+16	50.47	51.07	52.06	49.60	49.14
T+17	54.49	56.28	55.99	53.41	53.09
T+18	58.23	60.58	60.87	57.26	57.15
average	28.29	28.32	27.94	26.86	26.49

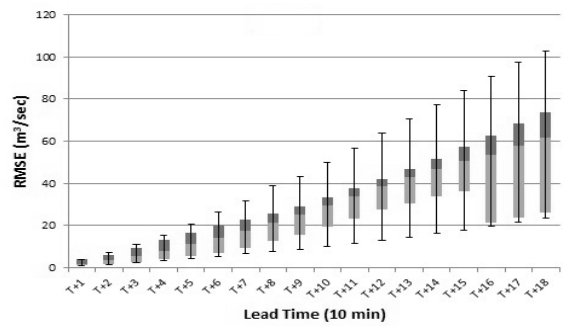
3.2 입력자료 구성에 따른 결과 비교

자료지향형 모형은 학습자료의 학습을 통해 규칙을 형성하게 되는데 이 때 모형을 어떻게 구성하느냐에 따라 예측 정확도가 달라질 수 있다. Table 5와 6을 통해 모형의 입력자료에 따른 유량오차를, Table 7과 8을 통해 평균제곱근오차를 나타내었다. Table 5와 7은 관측값을 예측값의 중앙값과 비교한 결과이고 Table 6과 8은 관측값을 예측값의 평균과 비교한 결과이다. 선행시간 별로 관측값과 모의된 침투수위의 차이가 가장 작은 모형의 값을 음영처리하였다. Fig. 4를 통해 각 모형별로 선행시간에 따른 유량 오차와 평균제곱근오차를 그래프로 나타내었다. 전반적으로 모형 D와 모형 E에서 우수한 예측 결과를 보였으며 특히 평균제곱근오차

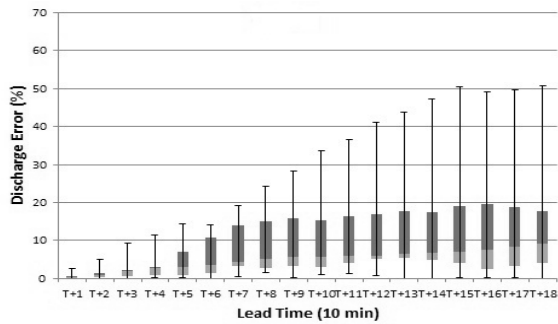
로 비교했을 경우는 모든 선행시간에서 두 모형이 우수한 예측을 하는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 침미천의 유역크기로 인한 지체시간의 영향으로 과거 강우 자료를 많이 이용한 모형일수록 더 우수한 결과가 나타나는 것이라고 판단된다. 그러나 이러한 경향은 모든 모의에 일괄적으로 적용할 수 있는 것은 아니며, 유역 면적이나 선행시간에 따라 다른 결과를 나타낼 수도 있다. 이번 연구에서도 선행시간이 짧은 구간의 홍수량 예측에 있어서는 Model A가 우수한 예측을 하는 것으로 나타났다. 따라서 ANFIS를 이용하여 홍수량을 예측할 때에는 모의를 통해 유역과 선행시간에 맞는 모형의 선정이 우선적으로 이루어져야 할 것이라 판단된다. ANFIS를 통해 생성한 전체 모형의 유량오차는 평균 7.67%, 평균제곱근오차는 평균 27.58m³/sec 나타났다.



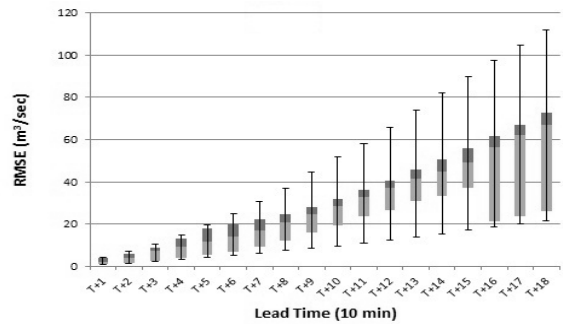
(a) DE of Model A



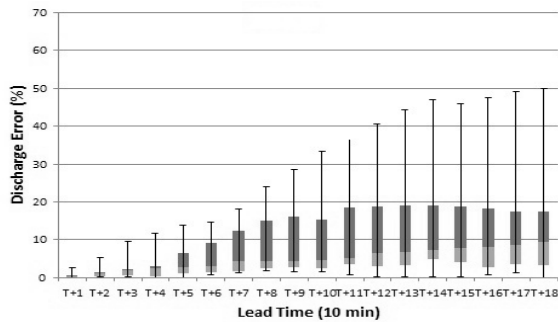
(b) RMSE of Model A



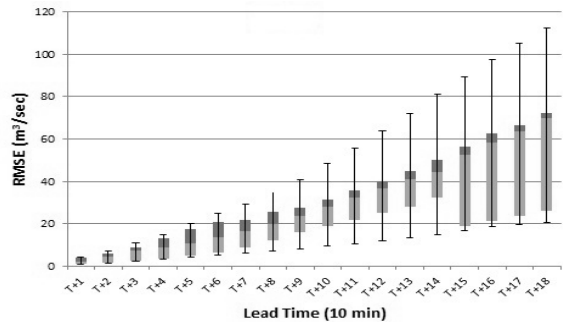
(c) DE of Model B



(d) RMSE of Model B



(e) DE of Model C



(f) RMSE of Model C

Fig. 4. DE and RMSE Comparison

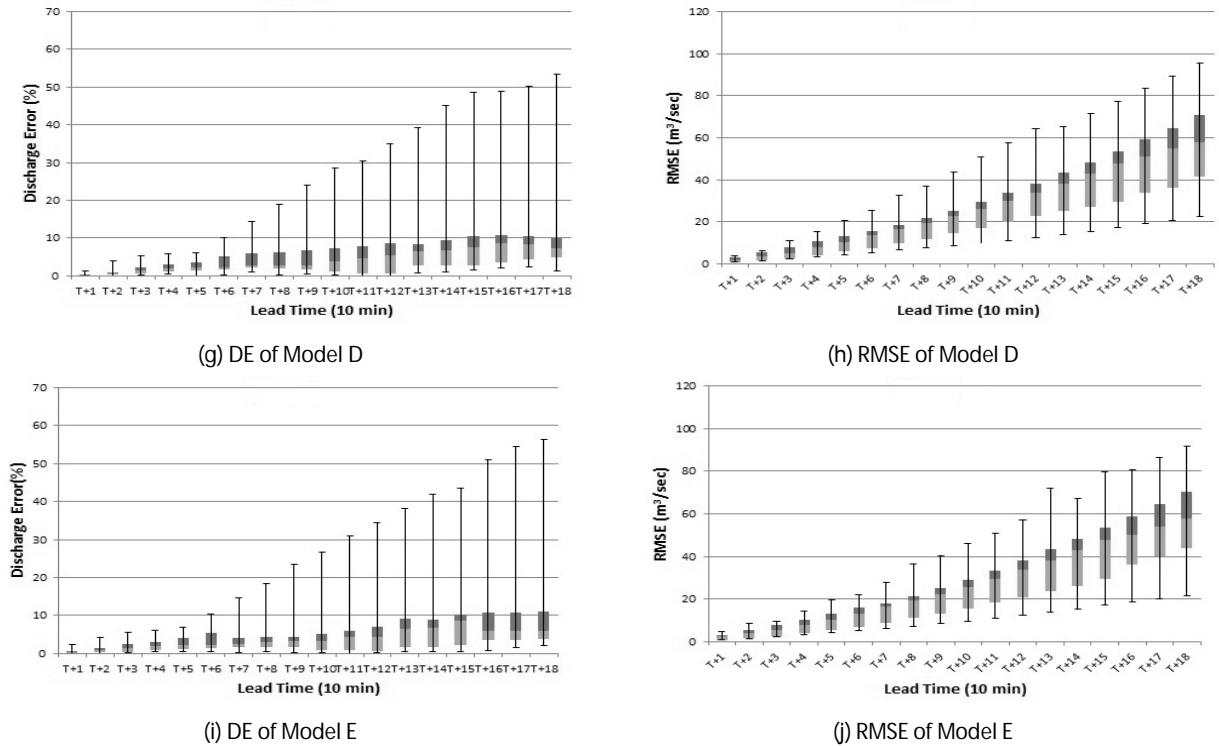


Fig. 4. DE and RMSE Comparison (cont'd)

3.3 Training data의 변화에 따른 결과 비교

모형의 구성을 위한 자료 중 학습자료의 변화에 따른 홍수량 예측 정확도의 차이를 비교하였다. Data1의 경우 자료의 길이가 5일, 첨두홍수량은 588.98m³/sec으로 학습자료에 사용된 세 개의 자료 중 두 번째로 큰 홍수량을 가지고 있다. Data2의 경우 자료의 길이가 가장 길지만 첨두홍수량은 353.75 m³/sec로 가장 작다. Data3의 경우 단기간에 발생한 강우이지만 첨두홍수량은 738.94 m³/sec로 가장 높은 수위를 기록한 호우 사상이다(Table 2).

학습자료에 따른 유출량 예측 결과를 유량오차를 통해 비교하면, 학습자료로 Data2를 사용한 경우가 평균 3.72%, 중앙값 3.69%로 가장 작게 나타났으며, 중앙값으로부터 편차범위도 가장 좁게 나타났다(Fig. 5). Data1은 Data2와 중앙값은 유사하게 나타났으나 오차의 분포가 상대적으로 넓게 나타났다. Data3는 앞선 두 자료를 사용해서 모의했을 때 보다 편차의 분포가 상당히 넓게 나타나는 경향을 보였다.

평균제곱근오차를 비교하면 첨두홍수량 예측과는 달리 학습자료로 Data3을 사용한 모형에서 가장 우수한 결과가 나타났다. Data3을 사용한 모형은 평균제곱근오차 평균값과 중앙값이 각각 38.39m³/sec 및 22.31m³/sec로 가장 작게 나타났으며 편차의 범위도 가장 좁게 나타났다. Data1을 사용한 경우에는 평균값과 중앙값은 Data3과 유사한 결과가 나왔으나 오차의 분포가 넓게 나타났으

며, Data2의 경우에는 Data1과 Data3에 비해 평균제곱근오차의 분포가 넓었다(Table 9).

학습자료의 사용에 따른 홍수예측 정확도를 전체적으로 정리해 보면, 학습자료는 자료의 길이가 짧을 경우 첨두홍수량 예측에 문제가 있을 수 있고, 학습자료의 길이가 길더라도 해당 자료에 포함된 호우사상의 강우량이 작아서 모형에 학습되지 못했던 돌발 경우가 발생하는 경우 유출량 변화에 대한 경향을 정확하게 예측하는데 어려움이 있다. 따라서 유출량이 충분하고 장기간 지속된 호우 사상을 선정하는 것이 모형의 정확도를 높이는데 도움이 되는 것으로 판단된다.

3.4 Testing data의 변화에 따른 결과 비교

검증자료로 사용된 세 개의 Data를 상호 비교해보면, 첨두홍수량은 Data7, Data8, Data9의 순으로 증가하며, 자료의 길이는 Data8, Data9, Data7의 순서로 길다. Data9의 경우 다른 자료에 비해 첨두홍수량도 크고 형태도 복잡하다(Table 2).

검증자료의 변화에 따른 유출량 예측 결과를 유량오차를 통해 비교하면, Data7을 예측했을 때 가장 결과가 좋게 나타났다(Table 10, Fig. 6). Data7을 검증자료로 예측한 경우 오차의 분포가 비교적 중앙값에서 좁은 범위 안에 밀집되어 있고, 전체 편차의 분포 역시 그리 크지 않았다. Data8의 경우 평균제곱근오차와 유량오차 모두

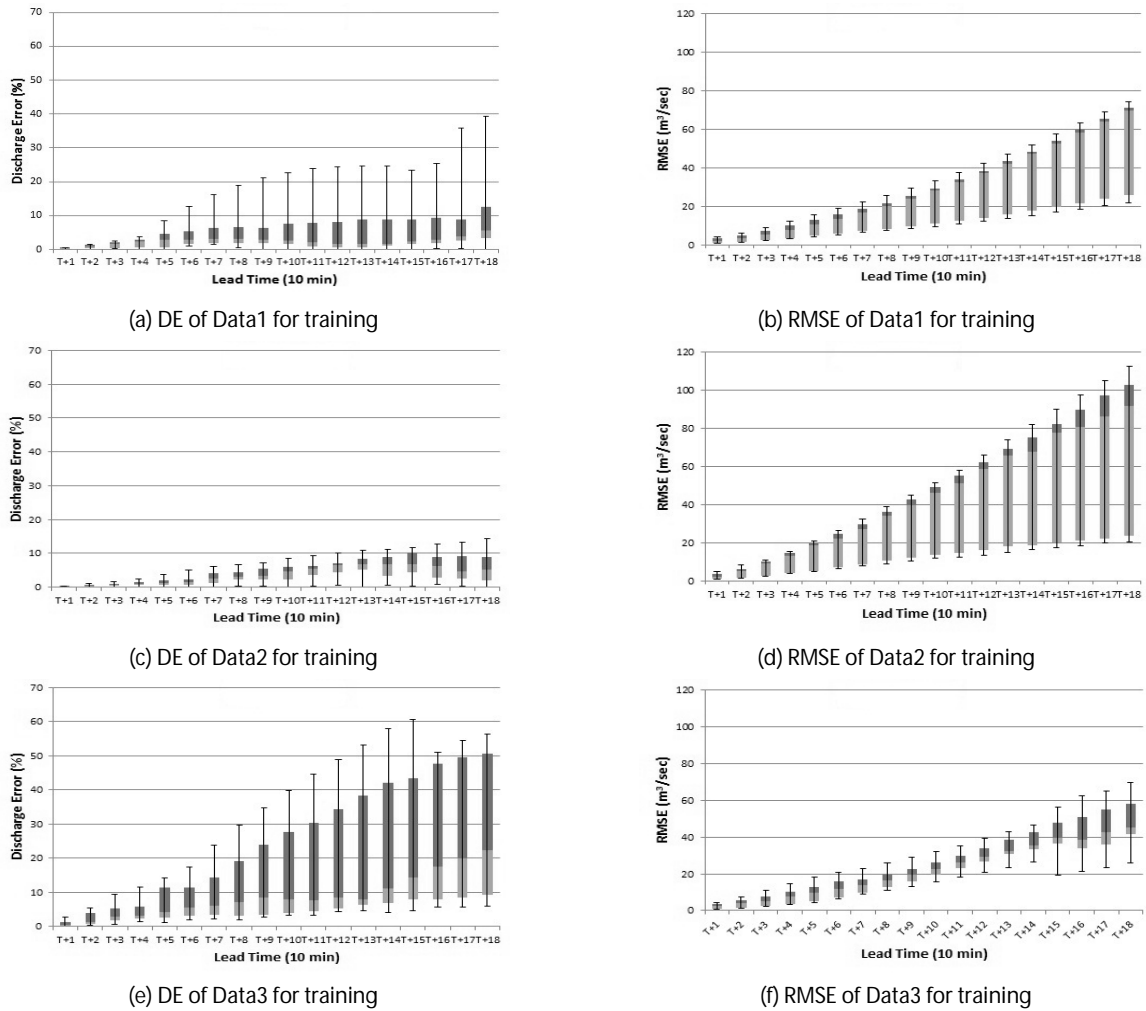


Fig. 5. DE and RMSE Comparison

Data7을 예측했을 때 보다 정확도가 낮은 것으로 나타났고, Data9를 예측했을 경우는 더 정확하지 않은 결과가 나타났다. 이러한 결과는 자료의 길이에 관계없이 강우량이 많고 침투홍수량이 클수록 예측정확도가 낮아지는 경향이 있다는 것을 의미한다.

검증자료의 변화에 따른 홍수예측 정확도를 전체적으로 정리하면, 예측하기 힘든 많은 강우로 인해 유출량이 늘어나는 경우 예측 정확도가 낮아지는 것으로 판단된다. 따라서 ANFIS를 이용하여 모형을 구축할 경우 관측된 강우 및 홍수사상 중 가장 큰 자료를 사용하여 모형을 구축하는 것이 이후 홍수량 예측에서 정확도를 높일 수 있는 방법이라 판단된다.

3.5 ANFIS와 HEC-HMS 모의 결과 비교

자료지향형 모형은 쉽게 모형을 구축할 수 있고 우수한 예측 결과를 얻을 수 있지만 구축된 모형의 수학적, 물리학적 논리성이

Table 9. Comparison as Use of Training Data

	Discharge Error (%)		RMSE (m ³ /sec)	
	Average	Median	Average	Median
Data1 for Training	5.01	2.43	40.62	26.69
Data2 for Training	3.72	3.69	58.89	44.33
Data3 for Training	14.29	8.72	38.39	22.31

Table 10. Comparison as Applying of Testing Data

	Discharge Error (%)		RMSE (m ³ /sec)	
	Average	Median	Average	Median
Data7	3.68	3.93	21.84	11.97
Data8	5.19	3.77	29.82	55.27
Data9	14.16	12.64	60.80	33.42

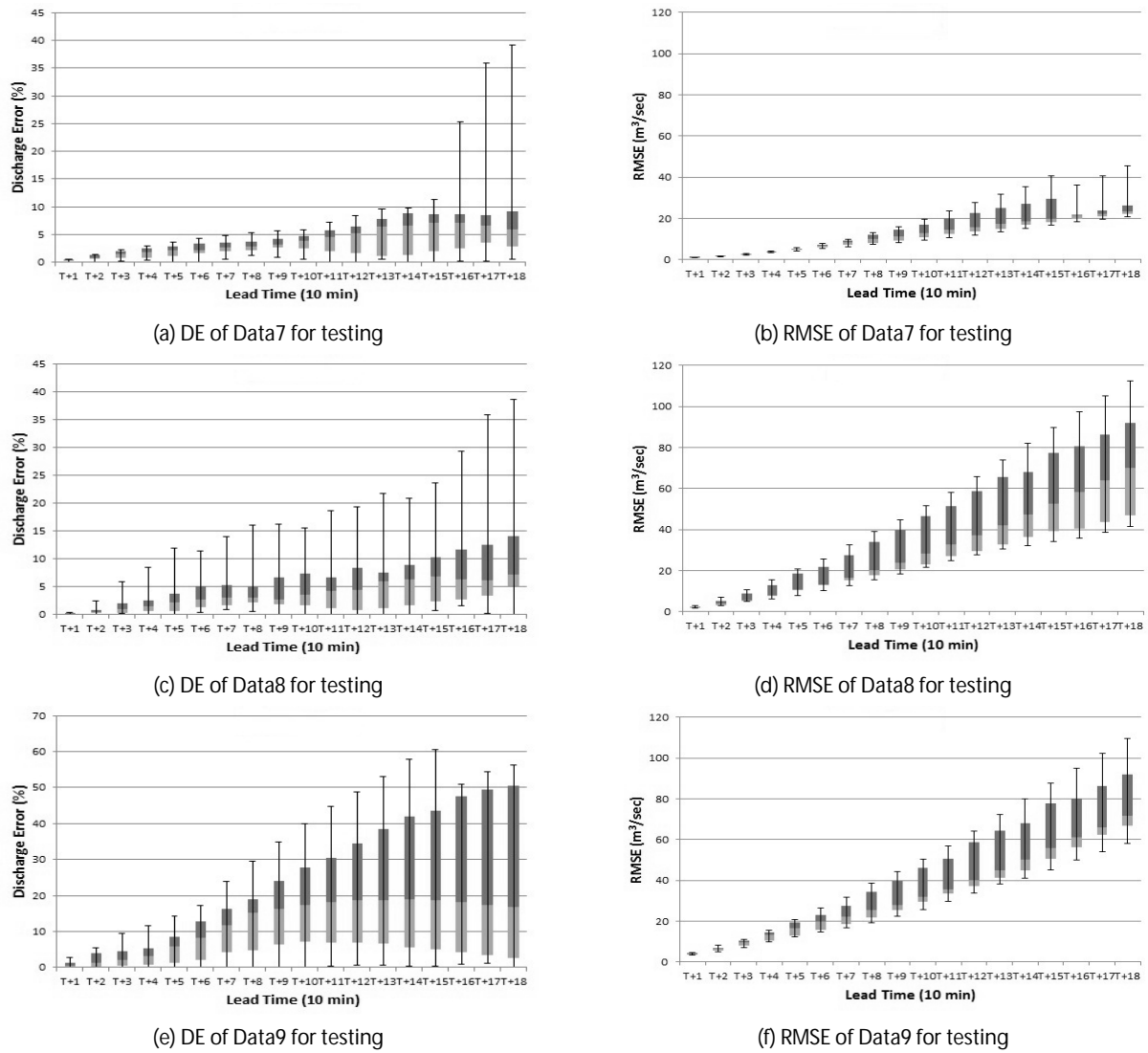


Fig. 6. Discharge Error and RMSE Comparison

없다는 약점이 있다. 본 연구에서는 강우-유출 모의를 위해 일반적으로 많이 사용되는 물리적 모형인 HEC-HMS와의 결과 비교를 통해 ANFIS의 적용성을 평가했다.

ANFIS는 HEC-HMS와 달리 학습자료를 통해 학습하여 규칙을 만들어 모형을 구성하고, 모형이 완성되면 현재까지 관측된 강우량 및 우량 자료를 이용하여 미래의 유량을 예측할 수 있다. 본 연구에서는 2011년에 발생한 3개의 강우사상을 선택하여 ANFIS와 HEC-HMS에서 예측한 홍수량을 실제 관측 홍수량과 비교하였다. 첫 번째 호우사상은 2011년 6월 22일부터 25일까지 발생한 호우사상으로 장기간 지속된 호우이고, 두 번째 호우사상은 2011년 7월 3일 하루 동안 발생한 호우로 장기간 계속되는 호우사상 중 일부분을 선택했다. 마지막으로 세 번째 호우사상은 2011년 8월 16일부터

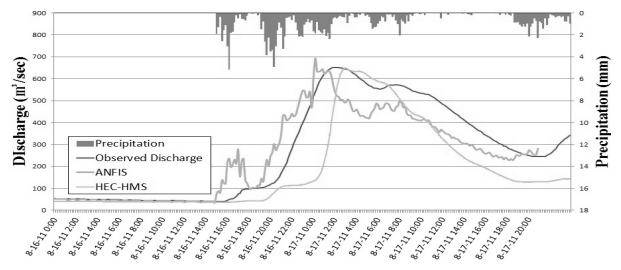


Fig. 7. Discharge Curve(T+18)

17일까지 발생한 호우로 단기간에 집중된 호우이다. Fig. 7에서는 2011년 8월 16일부터 17일까지 발생한 호우에 대한 실제 유출량과 HEC-HMS, ANFIS 예측량을 그림으로 나타냈다.

Table 11. Comparison of ANFIS and HEC-HMS

	June 22 nd ~June 25 th		July 3 rd		Aug 16 th ~ Aug 17 th	
	Discharge Error (%)	RMSE (m ³ /sec)	Discharge Error (%)	RMSE (m ³ /sec)	Discharge Error (%)	RMSE (m ³ /sec)
HEC-HMS	5.25	28.25	7.25	37.39	0.40	90.15
ANFIS t+9	0.52	9.29	1.20	26.83	2.87	26.36
ANFIS t+18	4.38	23.28	6.25	70.82	6.35	71.30

Fig. 7에서 보는 바와 같이 180분 예측 결과는 HEC-HMS 유출수문곡선에 비해 첨두홍수량 예측에서는 오차가 크지만 전반적인 형태는 실제 관측 유출량에 가까운 결과를 나타낸다. HEC-HMS와 ANFIS 모형의 t+9, t+18 예측 평균제곱근오차와 유량오차를 Table 11에 표시하였다.

Table 11에 나타난 바와 같이 ANFIS 모형의 t+18 예측 유출량은 대부분의 비교 지표에서 가장 우수한 결과를 나타냈고 3시간 예측 유출량은 HEC-HMS에서 산정된 유출량과 비슷한 결과를 보였다.

4. 결론

본 연구에서는 관측 강우자료와 유량자료를 뉴로-퍼지 기법에 적용하여 청미천 유역의 하류에 위치한 원부교의 수위를 예측하였다. 모형의 입력자료는 2007년부터 2011년까지의 관측자료 중 9개의 홍수사상을 추출하여 사용하였으며, 모형 운영을 위해서 10분 간격의 자료를 사용하고 t+1~t+18까지의 유출량을 모의하였다. 학습, 보정, 검증자료의 27개 조합에 대한 유량오차와 평균제곱근오차를 이용하여 비교하였다.

모형의 입력자료 구성에 사용된 강우자료와 유출량자료의 시간에 따른 비교에서는 현저한 특징은 나타나지 않았으나 전반적으로 Model E($P_t, P_{t-1}, P_{t-2}, P_{t-3}, Q_t, Q_{t-1}, Q_{t-2}$ 자료 사용)의 경우 비교적 가장 작은 오차를 보였다. 이는 청미천의 유역 크기로 인한 지체시간의 영향으로 과거 강우자료를 많이 이용한 모형일수록 더 우수한 결과가 나타나는 것이라고 판단된다.

학습자료로 사용된 자료의 길이가 너무 짧을 경우 첨두홍수량 예측이 정확하지 않을 수가 있고, 유출량이 크지 않은 강우사상으로 모형을 구축했을 경우 이후 큰 강우가 발생하였을 때 전체적인 경향을 따라가지 못하고 평균제곱근오차가 커지는 현상이 나타났다. 이러한 결과는 장기간 지속된 강우 사상을 학습자료로 이용한 경우 ANFIS 모형이 학습할 수 있는 자료가 많다고 할지라도 학습자료에서 발생하지 않은 사상이 발생 할 경우 정확한 첨두홍수량 예측이 어렵고, 큰 첨두홍수를 발생시킨 강우라고 할지라도 단기간에 발생한 강우의 경우 전체적인 추세 예측에서 많은 오차가 발생한다는 것을 의미한다. 이러한 연구 결과로 판단 해볼 때 ANFIS

모형을 구축할 경우 기존 관측 자료 중 가장 크고 복잡한 자료를 사용하여 모형을 구축하는 것이 홍수량의 예측 정확도를 높이는 데 도움이 된다고 할 수 있으나 기간이나 홍수량에 대한 정량적인 기준을 제시하기는 힘들며 이를 위해서는 추가적인 연구가 더 필요할 것이라 판단된다.

물리적 모형인 HEC-HMS와의 비교에서는 ANFIS 모형의 t+18 예측 결과와 비교했을 경우에는 유량오차와 평균제곱근오차에서 비슷한 정도의 우수성을 나타냈으며 t+9 예측 결과는 HEC-HMS 보다 전반적으로 우수한 결과를 보였다. ANFIS 모형의 구축은 물리적 모형을 이용한 홍수 예측에 참고 자료로서 기존의 홍수 예보 시스템의 문제점과 불확실성을 감소시키고 우수한 유출량 예측에 도움을 줄 수 있을 것이다.

앞서 언급한 바와 같이 자료 지향형 모형은 물리적 모형에 비해 모형의 구축이 쉽고, 정확도 높은 예측 결과를 보여준다. 그러나 사용자는 입력 자료와 결과 사이의 논리적 상관성을 찾을 수 없기 때문에 예측된 결과에 대해 확신을 할 수 없다. 본 연구의 결과는 ANFIS를 이용하여 유출량을 예측하는 모형을 구성 시 신뢰도 높은 결과를 얻기 위한 입력자료의 선택에 도움이 될 수 있을 것으로 판단된다.

감사의글

이 논문은 2012년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2012-0008716).

References

- Chau, K. W., Wu, C. L. and Li, Y. S. (2005). "Comparison of several flood forecasting models in Yangtze River." *Journal of Hydrologic Engineering*, ASCE, Vol. 10, Issue 6, pp. 485-491.
- Chen, S. H., Lin, Y. H., Chang, L. C. and Chang, F. J. (2006). "The strategy of building a flood forecast model by neuro-fuzzy network." *Hydrological Processes*, Wiley Interscience, Vol. 20, No. 7, pp. 1525-1540.
- Chung, G., Jeon, M., Kim, H. and Kim, T. (2011). "Adaptation capability or reservoirs considering climate change in the Han River Basin." *Journal of the Korean Society of Civil Engineers*,

- KSCE, Vol. 31, No. 5, pp. 439-437.
- Dastorani, M. T., Moghadamnia, A., Piri, J. and Ramirez, M. R. (2010). "Application of ANN and ANFIS models for reconstructing missing flow data." *A Environmental Monitoring and Assessment*, Springer Netherlands, Vol. 166, Issue 1-4, pp. 421-434.
- Jang, J. S. R. (1993). "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System." *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, IEEE Systems Man and Cybernetics Society*, Vol. 23, No. 3, pp. 665-686.
- Kim, H., Chung, G., Lee, D. and Lee, E. (2011). "The application of adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) for modeling the hourly runoff in the Gapcheon watershed." *Journal of the Korean Society of Civil Engineers*, KSCE, Vol. 31, No. 5, pp. 405-414.
- Nayak, P. C., Sudheer, K. P., Rangan, D. M. and Ramasaatri, K. S. (2005). "Short-term flood forecasting with a neurofuzzy model." *Water Resources Research*, AGU, Vol. 41, Issue 4, pp. 1-16.
- Shin, K., Yang, J., Kim, J. and Hong, S. (2011). "Development of water demand forecasting simulator and performance evaluation." *Journal of the Korean Society of Water and Wastewater*, KSWW, Vol. 25, No. 4, pp. 581-589.
- Shu, C. and Ouarda, T. B. M. J. (2008). "Regional flood frequency analysis at ungauged sites using the adaptive neuro-fuzzy inference system." *Journal of Hydrology*, Vol. 349, Issue 1-2, pp. 31-43.
- Valizadeh, N., El-Shafie, A., Mukhlisin, M. and El-Shafie, H. (2011). "Daily water level forecasting using adaptive neuro-fuzzy interface system with different scenarios : Klang Gate, Malaysia." *International Journal of the Physical Sciences*, Vol. 6 No. 32, pp. 7379-7389.
- Vernieuwe, H., Georgieva, O., Baets, O. G., Pauwels, V. R. N., Verhoest, N. E. C. and Troch, F. P. D. (2005). "Comparison of data-driven Takagi-Sugeno models of rainfall-discharge dynamics." *Journal of Hydrology*, Vol. 302, Issues 1-4, pp. 173-186.
- Yi, J. and Choi, C. (2008). "Flood forecasting and warning using neuro-fuzzy inference technique." *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 41, No. 3, pp. 341-351.
- Zadeh, L. A., (1965). "Fuzzy sets." *Information and Control*, Vol. 8, pp. 338-353.