

## 신경망 이론과 수리학적 홍수추적에 의한 홍수예측에 관한 연구 Flood Forecasting Study using Neural Network Theory and Hydraulic Routing

지 홍 기\* / 추 연 문\*\*

Jee, Hong Kee / Choo, Yeon Moon

### Abstract

Recently, due to global warming, climate change has affected short time concentrated local rain and unexpected heavy rain which is increasingly causing life and property damage. Therefore, this paper studies the characteristic of localized heavy rain and flash flood in Nakdong basin study area by applying Data Mining method to predict flood and constructing water level predicting model. For the verification neural network from Data Mining method and hydraulic flood routing was used for flood from July 1989 to September 1999 in Nakdong point and Iseon point was used to compare flood level change between observed water level and SAM (Slope Area Method). In this research, the study area was divided into three cases in which each point's flood discharge, water level was considered to construct the model for hydraulic flood routing and neural network based on artificial intelligence which can be made from simple input data used for comparison analysis and comparison evaluation according to actual water level and from the model.

**Keywords** : datamining method, neural network theory, flood predict, flood routing

### 요 지

최근에 들어 지구온난화에 따른 기후변화의 영향으로 단시간에 집중되는 국지성 호우와 돌발성 호우로 인하여 많은 인명 및 재산피해가 날로 증가하고 있는 추세이다. 이에 본 연구에서는 낙동강 유역을 대상으로 국지적 집중호우와 돌발홍수의 특성을 연구하고 이를 데이터 마이닝 기법에 의한 홍수예측에 관한 연구를 적용하여 낙동강 유역의 국지적 집중호우와 돌발홍수에 대처할 수 있는 홍수예측모형을 구축하였다. Data Mining 기법인 신경망 이론과 하도의 수리학적 홍수추적을 사용한 모형을 구축하여 1989년 7월에서 1999년 9월 사이의 홍수사상을 대상으로 낙동 지점과 일선교 지점에서의 관측수위와 경사면적법의 홍수위를 비교하여 검증하였다. 본 연구에서는 대상유역을 3가지 Case로 구분하여 각 지점에 따른 홍수량, 수위에 의한 수리학적 홍수추적 모형을 구성과 간단한 입력자료만으로 홍수예측이 가능한 인공지능 기반의 신경망 모형을 이용하여 수위곡선을 비교분석하였으며, 실측 수위와 모형에 의해 예측 수위를 비교평가하였다.

**핵심용어** : datamining 기법, 신경망이론, 홍수예측, 홍수추적

\* 영남대학교 공과대학 건설시스템공학과 정교수 (e-mail: hkjee@yu.ac.kr)  
Department of Civil Engineering, Yeungnam University

\*\* 교신저자, 영남대학교 공과대학 건설시스템공학과 석사 (e-mail: chooyean@naver.com, Tel: 053-810-3791)

Corresponding Author, Department of Civil Engineering, Yeungnam University, Seoul Dongdaemun-gu, Jegi-dong, street address 148-34, 6 floor, Seoul 130-060, Korea

## 1. 서 론

최근에 들어 지구온난화에 따른 기후변화의 영향으로 단시간에 집중되는 국지성 호우와 돌발성 호우로 인하여 많은 인명 및 재산피해를 날로 증가시키고 있는 추세이다. 대하천의 경우 홍수통제소에 의해 홍수예보시스템을 통하여 하천 본류구간에서의 인명 혹은 재산피해는 과거에 비해 감소하였으나 국민들의 요구수준까지는 그 역할을 수행하지 못하고 있는 실정이다. 또한 최근 4대강 사업을 통해 설치된 보와 하도의 준설로 인하여 하천의 유향과 하도환경의 변화가 크게 발생하여, 보다 정확하고 신속한 홍수위 예측기법이 요구되고 있는 실정이다.

하천을 포함한 유역의 정확한 강우-유출특성의 파악이 필요하다. 그러나 강우-유출특성 또한 유역 내 강우의 시공간적 분포가 다르며 수많은 변수들과 비선형적이고 여러 변동성을 포함하므로, 강우로부터 하천의 유출량의 정확한 해석을 하는데 어려움이 있다. 이에 최근 인공지능 분야에서 신호처리, 패턴인식, 지능제어 등의 수단으로 이용되는 신경망 학습이라는 최적화 과정을 통해 입력과 출력으로 구성되어 하나의 시스템을 비선형적으로 구성하여 활용할 수 있어 수자원 분야에서 다방면으로 적용되고 있다.

하도의 홍수추적 모형인 HEC-RAS (River Analysis System) 4.1.0 Version 부정류 알고리즘과 데이터 마이닝 기법인 신경망 이론을 이용하여 모형을 구축하였고, 1989년 7월에서 1999년 9월 사이 4개의 홍수사상을 대상으로 낙동 지점과 일선교 지점에서 관측수위와 SAM 방법론의 홍수위를 비교하여 검증하였다.

하천에서의 부정류에 관한 연구는 Saint-Venant (1871)에 의한 1차원 방정식이 유도되면서 본격적으로 이루어지기 시작했다. 하천의 홍수추적에 관한 수리학적 연구로는 Amein (1966)의 특성곡선법 적용, Amein and Fang (1970)의 유한차분법에 기초를 둔 양해법과 음해법에 관한 연구가 있다.

하천에서 비구조적 홍수대책으로 널리 이용되는 1차원 수리학적 모형의 경우 미국립기상청(NWS)에서 개발된 FLDWAV (Fread and Lewis, 1998), UNET (Barkau, 1993) 그리고 BRANCH (Schaffranek, 1987) 등이 있다. 이 가운데 미육군공병단(USACE)에서 개발한 HEC-RAS (River Analysis System) 모형은 부정류 해석을 위해 UNET 모형을 도입하여 사용하고 있으며, 이러한 모형들은 지배방정식으로 Saint-Venant 방정식, 수치해석법으로는 Preissmann의 4점 음해법(Cunge et al., 1980)을 사용하는 유한차분법이 많이 사용되고 있다.

국내에서의 수리학적 홍수추적 모형을 통한 연구를 살펴보면 Kim and Woo (1996)와 Hwang and Jun (1997)은 1차원 부정류 모형을 이용하여 한강 본류에 대한 흐름해석을 연구하였다. Kim and Kim (1999)은 신곡수중보와 조석운동을 고려하여 한강 본류의 흐름특성을 연구하였으며 Kim et al. (2001)은 UNET 모형을 이용하여 한강 하류부 흐름을 해석하였고, Kim and Kim (2002)은 한강 하류부의 흐름해석을 위한 수리학적 모형을 구축하기도 하였다.

한편 신경망 이론은 McCulloch와 Pitts가 1943년 인간의 두뇌를 모델로 하여 단순한 논리 연산이 가능한 연구에서 시작되었다. McCulloch와 Pitts의 연구가 뉴런에 대하여 단순히 논리구현에 그쳤던 반면에 Hebb (1949)는 최초의 신경망 학습 방법을 제안했으며, 1957년 Rosenblatt가 인식자(Perceptron)란 최초의 신경망 모형을 발표하면서 입력층과 출력층을 가진 신경망에 대한 여러 연구가 시작되었다.

외국의 경우 1980년대 중반에 이르러 PDP (Parallel Distributed Processing) 도입에 의해 다층 인식자를 학습시킬 수 있는 역전파 학습 알고리즘이 발표되었고, Lapedes and Farber (1987)은 시계열자료를 다층인식자에 적용하여 오차 역전파 알고리즘에 의해 학습시킨 것으로 관측치에 대한 적합도 및 예측치가 기존의 계량적 방법보다 우수하다고 한 신경망 이론을 처음 도입하였다. 신경망의 수문학적 예측에 이용한 연구는 1990년 이후부터 진행되기 시작했으며 French et al. (1992)은 시공간분포를 신경망 모형의 입력 자료로 구성하여 강우의 공간분포를 예측하였다.

국내에서는 Kim (1992)은 신경망의 복잡한 시스템 동정과정 없이 학습에 의한 연결강도를 조절하는 유출예측 모형을 구축하였으며, Oh (1996)는 신경망이론을 이용한 강우예측모형을 구성하고 그 예측능력과 장단점을 추계학적모형과 비교검토한 바 있다. Ahn and Kim (1997)은 인공지능기법을 이용한 일유출량의 추계학적 비선형해석과 임기적은 신경망을 이용하여 하천유출량예측을 개발하였다. 최근에는 Yeo (2011)는 인공신경망을 이용한 강우예측기법에 관한 연구와 Lee (2011)는 홍수예경보를 위한 지능형 U-River 시스템을 개발하였다.

이에 본 연구의 목적은 낙동강 유역을 대상으로 국지적 집중호우와 돌발홍수의 특성을 연구하고 이를 데이터 마이닝 기법에 의한 홍수예측에 관한 연구를 적용하여 낙동강 유역의 국지적 집중호우와 돌발홍수에 대처할 수 있는 홍수예측모형을 구축하는데 있다.

## 2. 홍수예측기법 기본이론

### 2.1 하도의 수리학적 홍수추적기법

동적 추적기법보다 간편한 수리학적 추적기법은 운동과 기법과 확산과 기법 등이 있다. 이와 같은 여러 가지 추적기법 가운데 동적 추적기법만이 댐 붕괴홍수과의 가속효과와 단면의 축소나 댐, 교량, 도로, 제방, 지류유입 등에 의한 부정류의 배수효과를 설명할 수 있는 유일한 기법이며, 계산상의 편의를 위해 음해기법을 적용하면 계산시간을 감경시킬 수 있다. 동적 추적기법은 흐름의 1차원 부정류 방정식에 그 기초를 두고 있으며, 하류부 하도에서 댐붕괴 홍수수문곡선의 추적에 사용된다.

1차원 부정류 방정식은 Saint-Venant 방정식의 확장에 의해서 구할 수 있으며, 식의 적용에 있어 흐름에 대한 저항력 항은 과거 관측치를 초과하는 부분에 대해 외삽에 의한 추정이 필수적이다. 부정류 해석의 기본식인 동역학적 방정식은 다음 연속방정식과 운동방정식으로 구성된다.

$$\frac{\partial Q}{\partial x} + \frac{\partial(A+A_0)}{\partial t} - q = 0 \quad (1)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial t} + \frac{\partial(Q^2/A)}{\partial x} + gA\left(\frac{\partial h}{\partial x} + S_f + S_c\right) + L = 0 \quad (2)$$

여기서,  $x$ : 하천의 흐름방향거리,  $t$ : 시간,  $Q$ : 유량,  $h$ : 수위,  $A$ : 유수단면적,  $A_0$ : 저류단면적,  $S_f$ : 마찰경사,  $S_c$ : 단면변화에 따른 손실경사,  $q$ : 측방유출입량,  $L$ : 측방유출입량에 의한 운동량의 변화

하도단면의 자료는 수위-수면폭의 관계가 입력되도록 하였다. 특히, 홍수터의 영향을 고려할 수 있도록 수면폭을 유수단면과 저류단면으로 구분하여 계산하도록 하였으며, 보간단면의 특성치들은 임의의 수위나 단면간격에 적합성을 높이기 위해서 선형보간 방법을 이용하여 각 격자점에서의 수면폭, 단면적, 경심 등의 값을 계산토록 하였다.

하상의 형상, 제방 등 비탈면에서의 수목의 피복상태, 장애물 또는 만곡의 영향 등에 의한 흐름의 저항을 나타내기 위하여 조도계수  $n$  값이 수로의 구간별로 수위 또는 유량의 함수로 표시될 수 있도록 하였다. 주수로와 연결되어 있는 소류지 또는 하폭이 급격히 넓어지는 경우에는 저류효과가 고려되었으며, 이 경우의  $x$  방향 유속은 주수로에서의 유속에 비하여 무시할 수 있으므로 흐름을 소통시키지는 않고 저류만 시키는 역할을 하도록 유수단면과 구분하였다.

댐 붕괴로 인한 홍수시에는 대단히 큰 유량이 유하하여

수로의 제방이나 홍수터의 대부분을 범람시키므로 상당한 유량손실이 발생하게 된다. 이것은 주로 비교적 건조상태에 있는 제방을 통한 침투량, 저류에 의한 손실량, 정상적으로 흐름을 소통시키지 못하는 하도에서 발생하는 월류에 의한 범람유량 등이 고려되어야 하며, 이러한 손실은 측방 유출입량( $q$ )으로 고려하여 해석하였다.

### 2.2 학습이론(Data Mining) 기법

신경망(Neural Network)이란 인간이 뇌를 통해 문제를 처리하는 방법과 비슷한 방법으로 문제를 해결하기 위해 컴퓨터에서 채택하고 있는 구조를 가지고 있다. 인간의 뇌는 수많은 신경세포(뉴런)들이 거미줄처럼 연결되어 있는 신경망 구조를 이루고 있다. 신경망 모형은 인식이나 의사결정에 있어 이러한 생물학적 신경세포의 특성을 수리학적으로 모형화하여 프로그래밍한 것이다. 신경망 모형은 뉴런(Neuron)이라고 불리는 인간의 신경세포와 유사한 처리소자들의 병렬 분산처리에 의하여 학습하고 예측을 수행하는 개념의 모형이다.

오류역전파 알고리즘(Error Backpropagation Algorithm)은 다층 퍼셉트론을 학습시킬 수 있어 비선형특성의 모형에 적합하며, 오늘날 가장 많이 사용하는 학습규칙중의 하나이다. 다층 신경망 모형은 일반적으로 Fig. 1과 같이 나타내며, 이 때 입력층, 은닉층, 출력층의 각 노드는 뉴런을 의미하고 노드를 연결하는 링크는 뉴런간의 시냅스 연결강도를 의미한다.

인공신경망의 계산은 입력층에 들어온 외부자극의 가중합을 활성화함수를 통해 적절한 반응을 출력하게 된다. 여기서 외부자극의 가중합은 Eq. (3)과 같이 표현할 수 있다.

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^n x_i w_{ji}\right) \quad (3)$$

여기서,  $NET_j$ 는  $j$ 번째 출력뉴런에 들어오는 외부자극의 가중합을 의미하며,  $x_i$ 는 외부자극,  $w_{ij}$ 는 출력뉴런과  $x_i$  사이의 연결강도를 의미한다.

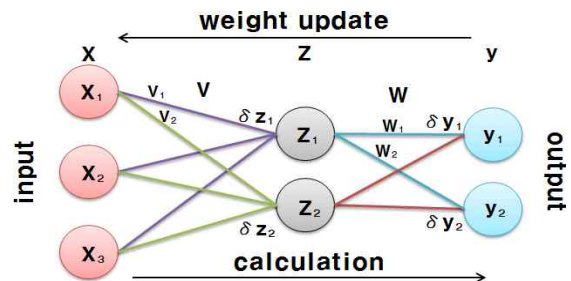


Fig. 1. Neural Network Structure

이때, 출력뉴런의 반응값은 활성화함수에 의해 결정되는데 아날로그 출력이 가능한 단극성 Sigmoid 함수가 많이 사용되며, 이는 Eq. (4)와 같다.

$$f(\neq T_j) = \frac{1}{1 + \exp^{-\lambda NET_j}} \quad (4)$$

여기서,  $\lambda$ 값에 따라 Sigmoid 함수의 형태가 변하게 되는데 일반적으로는 오버플로우 혹은 언더플로우를 방지하기 위해  $\lambda=1$ 을 사용한다.

### 3. 적용하도의 선정 및 경계조건

#### 3.1 적용하도의 선정

본 논문에서는 데이터 마이닝 기법에 의한 홍수예측에 관한 연구를 위해 낙동강(상류) 유역을 대상 유역으로 선정하였으며, 낙동 수위표에서부터 왜관 수위표까지 모의하였다. Fig. 2는 선정된 낙동강(상류) 유역의 분류와 지류를 나타낸 유역도이며 대상유역을 3가지 Case로 분할하여 Fig. 4와 같이 나타내었다.

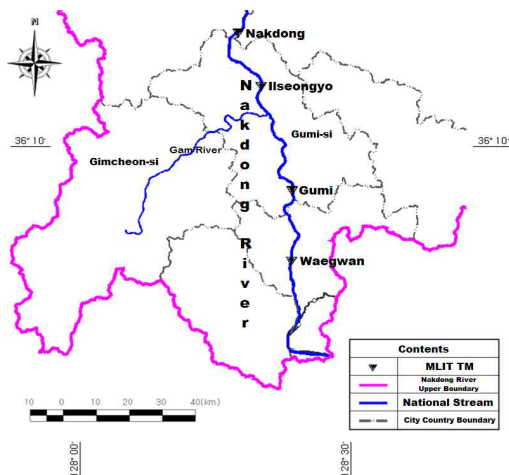


Fig. 2. Study Channel in Nakdong Basin

#### 3.2 적용 홍수수문곡선의 검정

대상구간은 낙동 수위표에서부터 왜관 수위표까지 약 47 km의 길이로 구성되어 있다. 홍수위 산정 지점으로는 낙동강 본류구간의 낙동, 일선교, 구미, 왜관 등의 총 4개 수위관측소로 하였다. 대상 유역내에는 수위관측소는 4개소가 존재한다. 본 연구에서는 유역내의 낙동 지점, 구미 지점의 수위 및 홍수량 자료를 입력자료로 사용하고 일선교 지점, 왜관 지점의 수위자료를 모형의 출력자료로 사용하는 형태로 상류부터 2개 지점을 짝을 지어 상류를 입력자료로 하류지점을 출력자료로 사용하는 형태와 낙동 지점의 수위 및 홍수량 자료를 입력자료로 사용하고 왜관 지점의 수위자료를 모형의 출력자료로 사용하는 형태로 학습과 검정을 실시하였다. Table 1은 대상유역인 낙동강(상류) 유역 내 수위관측소 현황을 나타낸 것이고 Fig. 3은 분류와 지류에 위치한 수위관측소 및 합류점의 위치를 나타낸 모식도이다.

본 연구에서는 데이터 마이닝 기법에 의한 홍수예측을 하기 위한 모형의 학습과 검정을 위한 자료를 선정하기 위해 주의보수위를 초과하는(계획홍수량의 50%) 수위가

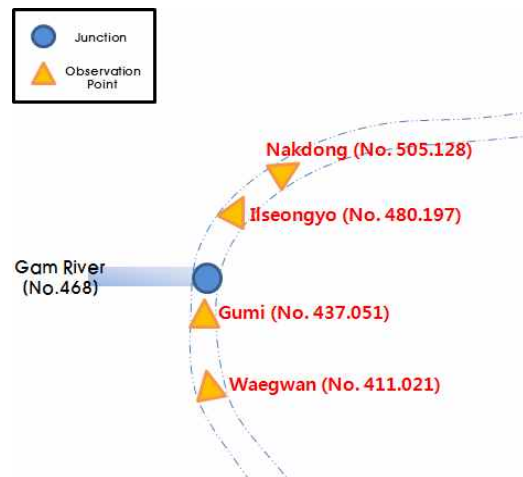


Fig. 3. Diagram of Study Basin

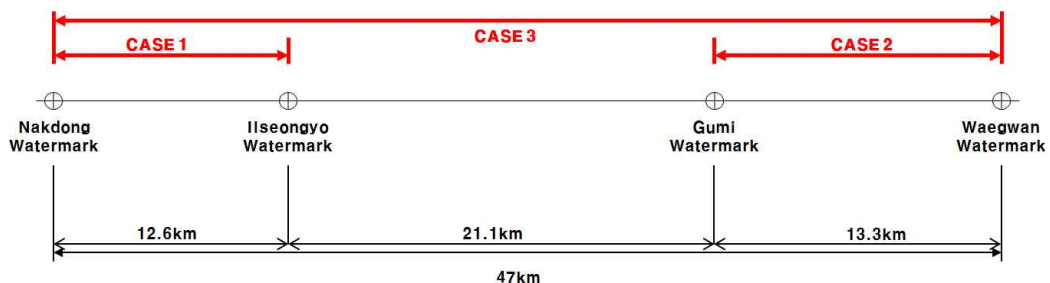


Fig. 4. Distance and Diagram for each Case

호를 때 사용하였다. 계획홍수위는 하천기본계획에서 제시한 값을 사용하여 1985~2009년의 50여개의 사상으로 학습하였다. 홍수사상 중에서 조건에 부합하고 관측이 누락되지 않은 부분에 대한 홍수사상은 Table 2와 같이 산정하였다.

모형의 검정을 위하여 낙동강(상류) 유역 내의 2개의 수위관측소(낙동, 일선교)에서 측정된 수위 및 홍수량 자료를 이용하였으며, 주요 홍수사상 4개를 대상으로 적용하여 모형의 검정을 실시하였다. 모형의 검정 방법론은 SAM을 사용하여 2개 지점의 홍수사상을 비교분석하였다. Table 3은 실제 홍수사상의 수위관측소 지점별 첨두 홍수량을 나타낸 것이다. Table 3은 홍수사상 1~4에 대

한 모의 결과를 나타내고 있으며, 각 수위표 지점의 첨두 수위에 대한 실측치와 모의결과를 비교한 결과 홍수사상 1의 경우 최고 6.78 cm의 오차, 홍수사상 2의 경우 최고 8.77 cm의 오차, 홍수사상 3의 경우 최고 6.83 cm의 오차가 발생했으며, 홍수사상 4의 경우 최고 5.75 cm가 발생한 것으로 보아 홍수사상 4의 경우 각 수위표 지점에서 가장 낮은 오차가 나타나는 것을 확인할 수 있었다.

모든 수위표 지점에서 첨두 홍수위가 급격하게 상승하는 부분에서 실측 자료와 모형의 모의결과가 오차를 가지는 원인은 두 지점의 수위 상승 형태와 시간을 비교하였을 때, 관측 자료의 오류보다는 SAM 방법론을 적용하는데 있어서 각 시간별로 면적이 변화함에 따라 유속이 급

**Table 1. Gauging Station Status**

Gauging Station Name	Authority	Beginning of Observation	Latitude	Longitude	Elevation of Datum (EL.m)	Elevation of B. M (EL.m)	Level
Waegwan	MLIT	1951.8.	35-59-50	128-23-48	18.97	30.58	1
Gumi	"	1962.7.	36-06-29	128-23-56	23.78	35.07	2
Ilseongyo	"	1983.1.	36-16-13	128-20-42	30.78	40.32	2
Nakdong	"	1924.1.	36-21-17	128-18-12	33.16	46.84	1

**Table 2. Flood Events for Water Level Prediction**

No.	Flood Duration	Peak Water Level at Ilseongyo (m)	Peak Water Level at Waegwan (m)
1	1989. 07. 26 15:00 ~ 1989. 07. 29 06:00	5.54	7.37
2	1995. 08. 30 21:00 ~ 1995. 09. 01 11:00	5.50	6.37
3	1998. 08. 15 21:00 ~ 1998. 08. 18 08:00	6.38	7.63
4	1999. 09. 23 20:00 ~ 1999. 09. 25 21:00	6.04	7.30
5	2002. 08. 31 15:00 ~ 2002. 09. 02 22:00	6.60	7.64
6	2003. 09. 12 19:00 ~ 2003. 09. 15 13:00	6.40	7.89
7	2004. 08. 18 20:00 ~ 2004. 08. 20 20:00	5.58	6.22
8	2009. 07. 14 23:00 ~ 2009. 07. 16 24:00	2.97	3.20

**Table 3. Peak Water Level of Flood Events (1~4) for Major Points**

Gauging Station Name	Flood Event	Gauging Water Level-A (EL. m)	Simulation Water Level-B (EL. m)	A-B (cm)
Nakdong	1	41.09	41.02	6.78
	2	40.89	40.80	8.77
	3	41.69	41.63	6.41
	4	41.42	41.38	3.64
Ilseongyo	1	36.33	36.29	4.35
	2	36.29	36.21	7.82
	3	37.17	37.10	6.83
	4	36.83	36.77	5.75

격하게 바뀔 것으로 이에 홍수량에 영향을 준 것으로 판단되어 고수위에 대한 정확도가 떨어져 수위가 실제보다 작게 산정되는 오차가 나타난 것으로 판단된다. 한편 낙동 지점의 홍수사상 4에 대한 평균 오차가 제일 낮은 것으로 관측되었으며, 낙동 및 일선교 지점의 경우 관측수위와 모의결과의 오차가 대체적으로 큰 편에 속하며, 홍수사상 1에 대해서는 일선교 지점, 홍수사상 2에 대해서는 낙동 지점이 오차가 적은 것으로 확인할 수 있다.

### 3.3 하도의 수문학적 경계조건

상기 적용된 홍수수문곡선의 검정을 통하여 모형의 적용을 위하여 낙동강(상류) 유역 내의 4개의 수위관측소에서 측정된 수위자료를 이용하였으며, 홍수추적 적용분석을 위한 홍수사상은 Table 4에 나타내었다. 상·하류 경계조건은 낙동강홍수통제소에서 제공하는 낙동수위표, 선교수위표, 구미수위표, 왜관수위표를 사용하였다.

본 연구의 대상 유역내에 유입하는 감천 지류에 대한 유입량은 지천의 관측지점에서의 수위자료와 수위-유량 관계식을 사용하여 유입 유량으로 환산한 값을 이용하였다. 이때 산정된 감천 지류의 수위-유량(m-cms) 관계식은 Table 5와 같다.

조도계수는 수로내의 흐름에 대한 하도의 저항정도를

표시하며, 수리계산을 시행할 경우 가장 중요한 기본적인 수치중 하나로서 일반적으로 Manning의 조도계수 n값을 의미한다.

본 연구에서는 낙동강수계(상류) Nakdong River Master Plan (2009)에서 채택한 조도계수를 분석에 적용하였으며, No. 672~No.468은 0.026, No.467~No.364는 0.024의 조도계수를 사용하였다.

## 4. 실제 홍수사상의 적용분석

### 4.1 수리학적 홍수추적 적용분석

본 논문은 하천에서의 주요 지점의 수위변화 및 수위에 측을 검토하기 위하여 수리학적 모형을 구축하여 극한홍수량의 홍수사상을 사용하였다. 또한 대상유역을 3가지 Case로 Fig. 4와 같이 분할하여 적용분석하였다.

수리학적 홍수추적을 위하여 UFM 방법론을 사용하여 Table 6과 같이 홍수사상별 수문곡선과 침투수위를 비교하여 나타내었다. Case 1의 일선교 지점의 침투 수위에 대한 실측치와 모의결과를 비교한 결과 W1과 W2의 경우 0.07m의 오차가 발생했고 W3의 경우 0.08m의 오차가 발생하였으며, W4의 경우 0.01m의 오차가 발생한 것으로 보아 W4의 경우가 Case 1 연구에서 가장 낮은 오차가

Table 4. Name and Setup of Flood Events

Forecasting Stations	Duration (hr)	Event Name	Flood Duration
Ilseongyo, Weagwan	1~4	W1	2002. 08. 31 15:00 ~ 2002. 09. 02 22:00
		W2	2003. 09. 12 19:00 ~ 2003. 09. 15 13:00
		W3	2004. 08. 18 20:00 ~ 2004. 08. 20 20:00
		W4	2009. 07. 14 23:00 ~ 2009. 07. 16 24:00

Table 5. Rating Curve of Gamcheon Tributary

River	Gauging Station	Stage Range	Rating Curve	Note
Gam Stream	Seonsan	0.85 < h < 3.50	$Q = 13.8133(H - 0.56)^{3.7395}$	1986, 1988
		0.85 < h ≤ 3.45	$Q = 45.9981(h - 0.71)^{2.6276}$	1995
		0.14 < h ≤ 4.01	$Q = 165.1331(h + 0.1039)^{1.606}$	2003
		0.36 ≤ h ≤ 1.45	$Q = 35.125(h + 0.020)^{2.866}$	2006
		1.45 < h ≤ 3.00	$Q = 35.170(h + 0.100)^{2.495}$	
		3.00 < h ≤ 3.93	$Q = 128.465(h + 0.096)^{1.350}$	
		3.93 < h ≤ 4.49	$Q = 49.991(h + 0.120)^{2.020}$	2009
		0.97 ≤ h ≤ 1.94	$Q = 30.430 \times (h - 0.970)^{1.992}$	
		1.94 < h ≤ 4.21	$Q = 136.491 \times (h - 1.500)^{1.902}$	
		0.60 ≤ h ≤ 2.31	$Q = 21.159 \times (h - 0.600)^{2.734}$	
		2.31 < h ≤ 4.21	$Q = 136.491 \times (h - 1.500)^{1.902}$	
		4.21 < h ≤ 7.60	$Q = 151.761 \times (h - 1.600)^{1.866}$	

나타나는 것을 확인할 수 있었다. Case 2의 왜관 지점의 첨두 수위에 대한 실측치와 모의결과를 비교한 결과 W1의 경우 0.28m의 오차, W2의 경우 0.20m의 오차, W3의 경우 0.09m의 오차가 발생하였으며 W4의 경우 0.06m의 오차가 발생한 것으로 보아 W4의 경우가 Case 1과 마찬가지로 Case 2 연구에서 가장 낮은 오차가 나타나는 것을 확인할 수 있었다. Case 3의 왜관 지점의 첨두 수위에 대한 실측치와 모의결과를 비교한 결과 W1과 W2의 경우 0.09m의 오차가 발생했고 W3의 경우 0.06m의 오차가 발생하였으며 W4의 경우 0.04m의 오차가 발생한 것으로 보아 W4의 경우가 Case 3 연구에서 가장 낮은 오차가 나타나는 것을 확인할 수 있었다.

W1~W4 사상에서 UFM 방법론을 통한 적용 결과 전반적으로 관측치보다 약간 높은 값을 나타내었으며, Case 1과 Case 3을 비교하였을 경우 오차가 가장 좋게 나오는 것을 확인할 수 있었다. 또한 앞선 Case들과 마찬가지로 UFM 방법론은 관측치보다 높게 나타나는 경향을 확인할 수 있었다.

#### 4.2 학습이론 적용분석

데이터 마이닝 기법에 의한 홍수예측을 위해 Table 5와 같이 수리학적 홍수추적에서 적용한 실제 홍수사상을 적용하였다. 또한 본 연구에서는 유역내의 낙동 지점, 일선교 지점, 구미 지점, 왜관 지점을 분석대상으로 하였다. 상류부에 위치한 낙동 및 구미 지점의 수위자료를 입력자료로 사용하고 하류지점인 일선교 및 왜관 지점의 수위자료를 모형의 출력자료로 사용하여 상류로부터 2개 지점을 짝을 지어 상류를 입력자료로 하류지점을 출력자료로 사용하는 형태로 학습과 검정을 실행하였으며, 수리학적 홍수추적과 동일하게 대상유역을 3가지 Case로 Fig. 4와 같이 분할하여 적용분석하였다.

#### 4.2.1 학습이론을 위한 자료처리 및 지체시간 선정

수위표에서 측정된 홍수위는 고유의 특성치들을 내포하고 있어 모형 구축에 사용하기에는 부적합하다. 이에 따라 학습과정의 입출력 자료를 신경망에 적용하기 위해서는 전처리 과정을 거쳐야 한다. 이 과정은 신경망의 수렴속도를 빠르게 하고 왜곡이나 잡음에 의해 변형된 것을 바로 잡는 기본적인 연산처리과정으로서 신경망에서 출력된 값을 다시 역변환하여 처리되는 후처리과정에 대응한다.

본 연구에서는 입력값과 출력값 사이의 차원을 일치시키기 위해 입력자료를 Eq. (5)과 같이 0~1 사이로 자료의 전처리 과정을 하였다.

$$Z_i = \frac{1}{X_{\max} - X_{\min}} (X_i - X_{\min}) \quad (5)$$

여기서,  $Z_i$ : 정규화된 자료,  $X_i$ : 실제자료,  $X_{\min}$ : 실제자료의 최소값,  $X_{\max}$ : 실제자료의 최대값

전처리된 수위 자료의 지체시간 선정을 위해서 동시에 측정된 시계열 자료  $x_t$ 와  $y_t$ 가 있다고 할 때, 이 두 개 또는 그 이상의 서로 다른 자료 사이의 주기성을 나타내는 계수인 상호상관계수를 사용하였다.

$$\gamma_c(k) = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} \{(x_t - \bar{x})(y_{t+k} - \bar{y})\}}{\sqrt{\sum_{t=1}^{n-k} (x_t - \bar{x})^2 \sum_{t=1}^{n-k} (y_{t+k} - \bar{y})^2}} \quad (6)$$

여기서,  $n$ : 자료의 수,  $k$ : 시간지체

Eq. (6)에서  $\gamma_c(0)$ 은 동일 시점에서 측정된 자료 사이의 상호상관계수이며,  $\gamma_c(1)$ 은  $x$ 에 대하여  $y$ 를 1시점 지체시킨  $x_t$ 와  $y_{t+1}$ 간의 상관계수를 나타낸다. Table 7은 각 지점

Table 6. Peak Water Level Comparison between Case and Flood Events

Flood Event	Estimation Method	Peak Time (hr)			Peak Stage(m)		
		Case 1 (Ilseongyo)	Case 2 (Weagwan)	Case 3 (Weagwan)	Case 1 (Ilseongyo)	Case 2 (Weagwan)	Case 3 (Weagwan)
W1	Observed	9.01 12:00	9.01 17:00	9.01 17:00	6.60	7.64	7.64
	UFM	9.01 12:00	9.01 17:00	9.01 17:00	6.67	7.92	7.73
W2	Observed	9.13 15:00	9.13 18:00	9.13 18:00	6.40	7.89	7.89
	UFM	9.13 15:00	9.13 18:00	9.13 18:00	6.47	8.09	7.98
W3	Observed	8.19 12:00	8.19 21:00	8.19 21:00	2.97	6.22	6.22
	UFM	8.19 12:00	8.19 21:00	8.19 21:00	3.05	6.31	6.28
W4	Observed	7.16 09:00	7.15 22:00	7.15 22:00	2.95	3.20	3.20
	UFM	7.16 09:00	7.15 22:00	7.15 22:00	2.96	3.26	3.24

별 호우사상의 지체시간의 상호상관계수를 나타내었다.

상류 지점과 하류 지점의 수위를 각각 입력 및 출력자료로 하여 모형을 구성할 때 입력과 출력자료 간에 상관성이 높을수록 좋은 학습결과를 얻을 수 있다. 이에 따라 학습 및 검증 모형을 분석함에 있어서 상호상관성이 가장 높은 입력 및 출력자료의 시간을 선정할 필요가 있으며 특히 홍수예측의 가장 중요한 침투수위의 정확한 분석이 필요하므로 본 연구에서는 낙동~일선교 지점, 구미~왜관 지점, 낙동~왜관 지점의 지체시간을 선정하였다. 상호상관계수의 분석은 선정된 홍수사상에 대하여 실시하였으며, 그 결과 낙동~일선교 지점, 구미~왜관 지점에서 1~2시간 지체사이의 값들이 가장 큰 것으로 나타났다. 그리고 낙동~왜관 지점에서는 홍수사상 8을 제외하고 3~5시간 지체시간이 가장 큰 것으로 확인되었다.

#### 4.2.2 학습모형의 구성

본 연구에서의 학습 모형은 자료간의 최적 연결강도와 편차를 구하여 오차를 최적화하는 과정을 반복함으로써 최적의 학습 효과를 기대할 수 있는 역전과 학습 알고리즘을 적용하였다. 입력자료인 수위자료에 따른 은닉층의 노드수에 따라 모형의 평가를 분석하고 결정하기 위하여 입력층의 노드수가  $n$ 개라 할 때, 은닉층의 노드수를  $1 \sim 3n$  까지 변화시켜 학습시켰고 입력층의 연결강도와 편차의

초기치는  $-1 \sim 1$  사이의 값을 발생시켰다. 너무 많은 노드수는 학습모형의 별다른 향상없이 발전 능력을 감소시키는 동시에 훈련시간을 증가시키기 때문이다(Ranjuthan et al., 1992). 또한 Minns & Hall (1996)은 적절한 은닉층의 노드수는 입력차원의 절반임을 연구했다.

상·하류간 예측모형은 각각 낙동~일선교 지점, 구미~왜관 지점, 낙동~왜관 지점을 대상으로 하였고, 각 수위표의 수위자료를 사용하였으며, 0~4시간의 예측을 위한 훈련을 실시하였다. 예측모형은 개별 예측 모형에 비해 입력자료와 은닉층의 수가 많은 관계로 다소 느린 학습 진행을 보인다. 그러나 예측 모형은 서로 유사한 상호상관성을 가지는 상·하류간의 입력자료를 이용하므로 개별 예측모형보다 출력되는 모의값에 서로 많은 영향을 미쳐 학습의 정확성과 효율성을 높일 수 있어 더 정확한 예측을 할 수 있을 것으로 판단된다. Table 8은 본 연구에 적용된 모형의 구조를 나타내었다.

본 연구에 적용된 모형의 구조는 낙동~일선교, 구미~왜관, 낙동~왜관으로 구분하여 각 지점의 지체시간을 상호상관계수를 통해 가장 큰 상관을 보이는 시간까지의 지체시간까지를 적용하였다. Table 8에서  $h$ 는 수위자료를 나타내고 숫자들은 입력자료의 시간분포를 의미한다. 0은 현재 시간, 1은 현재시간으로부터 한 간격 앞선 시간의 자료를 의미하고 이때 간격은 관측시간의 간격과 같게 된

Table 7. Crosscorrelation Coefficient Lag Time for each Flood Event of Case 1

Flood event		Lag time (hr)							
		1	2	3	4	5 (W1)	6 (W2)	7 (W3)	8 (W4)
Case 1	0	0.9320	0.8293	0.9961	0.9689	0.9928	0.9954	0.9548	0.9473
	-1	0.9552	0.9078	0.9971	0.9955	0.9946	0.9981	0.9961	0.9883
	-2	0.9764	0.9702	0.9879	0.9939	0.9836	0.9933	0.9929	0.9951
	-3	0.9751	0.9669	0.9575	0.9685	0.9585	0.9730	0.9767	0.9881
	-4	0.9492	0.9760	0.9190	0.9263	0.9143	0.9506	0.9682	0.9337
Case 2	0	0.9785	0.9634	0.9752	0.9589	0.9703	0.9813	0.9440	0.9694
	-1	0.9917	0.9905	0.9852	0.9932	0.9907	0.9948	0.9773	0.9941
	-2	0.9955	0.9809	0.9713	0.9849	0.9972	0.9958	0.9702	0.9878
	-3	0.9842	0.9775	0.9659	0.9837	0.9800	0.9808	0.9614	0.9833
	-4	0.9746	0.9768	0.9555	0.9774	0.9731	0.9745	0.9389	0.9737
Case 3	0	0.8217	0.8759	0.8204	0.9180	0.9376	0.9049	0.8787	0.8523
	-1	0.8487	0.8981	0.8855	0.9393	0.9696	0.9442	0.9143	0.9082
	-2	0.8570	0.9284	0.9468	0.9456	0.9750	0.9715	0.9283	0.9387
	-3	0.9041	0.9719	0.9878	0.9939	0.9865	0.9883	0.9415	0.9499
	-4	0.9497	0.9257	0.9748	0.9242	0.9830	0.9935	0.9790	0.9938
	-5	0.8002	0.9068	0.9315	0.9073	0.9666	0.9942	0.9690	0.9366
	-6	0.8618	0.8901	0.8715	0.8740	0.9559	0.9849	0.9010	0.8752

■ : Highest Crosscorrelation Coefficient



Table 8. Model Structure Applied in Research

Target region	Input data	Number of node
Nakdong~Ilseongyo (Case 1)	h(t-1), h(t-2), h(t-3), h(t-4)	1n, 2n, 3n
Gumi~Weagwan (Case 2)	h(t-1), h(t-2), h(t-3), h(t-4)	1n, 2n, 3n
Nakdong~Weagwan (Case 3)	h(t-1), h(t-2), h(t-3), h(t-4), h(t-5), h(t-6)	1n, 2n, 3n

다. 즉, 관측시간 간격이 1시간이므로 H(t-4)는 현재시간으로부터 4시간 전의 수위자료를 나타낸다.

모형의 적합성은 정량적 분석을 통해 평가한다. 본 논문에서는 각 입력치에 따른 실측결과와 예측자료를 비교 분석하여 적합성을 평가한 후 예측에 사용될 최적의 모형을 선정하기 위해 예측모형별의 분석결과에 대한 평가기준을 WMO(1975)에서 제안한 도식적 기준과 수치적 기준을 적용하여 실측 수위와 모형에 의해 예측된 수위를 이용하여 평가하였다. 도식적 평가기준으로는 관측치와 예측치의 수문곡선과 첨두치 특성에 대한 산포도(Degree of Scattering)를 도식하여 평가하였으며, 수치적 기준으로는 통계적 기법을 고려하여 평가하였다.

본 연구에서 선정된 모형의 평가를 위한 통계지표는 시계열자료에 대한 적용타당성 문제를 다룰 때 가장 일반적으로 사용되는 평균제곱근오차(Root Mean Error Square, RMSE), 상대첨두오차(Relative Peak Error, RPE), 절대평균오차(Mean Absolute Error, MAE), 평균절대편차와 평균값 사이의 비인 RAD(Ratio of Mean Absolute Deviation)를 통계지표로 사용하였다. 다음의 평가지표는 아래의 Eq. (7)과 같다.

$$\begin{aligned}
 RMSE &= \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}, \\
 RPE &= \frac{|\hat{H}_p - H_p|}{H_p} \times 100(\%), \\
 MAE &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|, RAD = \frac{MAE}{\bar{y}}
 \end{aligned}
 \tag{7}$$

여기서, n는 자료수이고  $y_i$ 와  $\hat{y}_i$ 는 관측값과 예측값,  $\bar{y}$ 는 y값 n개의 평균값이다. 그리고  $H_p$ 와  $\hat{H}_p$ 는 관측 첨두수위와 예측 첨두수위를 나타낸다.

평균제곱근오차는 수행결과가 평균적으로 계산치와 실측치가 어느 정도의 오차가 발생하는지를 나타내는 지표이며, 절대평균오차는 실측치와 계산치의 오차를 평균한 것으로 이 지표들은 값이 작을수록 정도가 좋은 지표이다. 상대첨두오차는 수문사상의 예측에 있어 매우 중요한 값이다.

앞서 언급한 것과 같이 대상지점을 기준으로 3가지 Case로 분류하여 입력자료와 출력자료간의 상호상관계수

를 이용해 구한 지체시간과 은닉층의 노드수(1n, 2n, 3n) 별로 입력자료를 구성하여 모형을 적용분석하였으며 학습의 횟수는 각각 최적 학습 횟수라 판단되는 것을 사용했다.

출력지점의 자료 분석을 통해 구축된 신경망 학습모형을 적용하여 학습을 실행하였다. 학습에 사용된 자료는 수리학적 홍수추적 방법과 마찬가지로 1989~1999년의 4개 홍수사상을 사용하여 학습하였으며 각 모형에 대한 최적의 연결강도를 얻은 후 평가지표를 통해 분석한 은닉층의 노드수 별로 각각 1개의 우수한 모형을 선정한다. 선정된 모형은 W1~W4 홍수사상에 의해 발생하는 홍수위 예측의 비교분석에 사용하고자 한다.

낙동~일선교 지점은 구간거리가 약 12.6km로 은닉층의 노드수에 따른 모델을 평가지표로 비교한 결과 은닉층의 노드수가 많을수록 오차가 줄어드는 것을 확인할 수 있었다. RMSE의 경우 예측시간 1시간을 제외하고는 노드수에 비례하여 오차가 작아지는 것으로 나타났으며, 1시간에서는 NN8모형이 가장 낮고 예측시간 2~4시간에서는 NN12모형이 가장 낮게 나타났다. RPE의 경우 예측시간 1시간에서는 NN4모형이 가장 낮았으며, RMSE와 마찬가지로 예측시간 2~4시간에서는 NN12모형이 가장 낮은 값을 보였다. MAE의 경우 예측시간 RMSE와 마찬가지로 예측시간 1시간에서는 NN8모형이 예측시간 2~4시간에서는 NN12모형이 가장 낮은 값을 얻었다. RMSE, MAE 등과 함께 수위예측의 가장 중요한 지표인 상대첨두오차의 결과에서 NN12모형이 대체적으로 가장 낮은 값을 보였다.

구미~왜관 지점은 구간거리가 약 13.3km로 구미 지점의 입력자료로 왜관 지점을 예측하기 위해 훈련을 실행하였다. Table 9는 은닉층의 노드수에 따른 모델을 몇 가지 평가지표로 비교한 것이다. RMSE의 경우 모든 예측시간에서 NN12모형이 가장 낮게 나타났고 RPE의 경우 예측시간 1시간과 3시간에서는 NN12모형이 예측시간 2시간과 4시간에서는 NN8모형이 낮은 값을 보였으며 MAE의 경우 예측시간 3시간을 제외하고 NN12모형이 가장 낮은 값을 얻었다.

낙동~왜관 지점은 구간거리가 약 47km로 거리가 길고 두 지점 사시에 감천 지류가 유입한다. 따라서 이 지점은 구간거리가 길고 큰 지류의 유역을 고려하지 않은 상

Table 9. Comparison of Accuracy in Model according to the Number of Hidden Layer for Case 1~3

Division	Duration (hr)	Case 1 (Nakdong~Ilseongyo)			Case 2 (Gumi~Weagwan)			Case 3 (Nakdong~Weagwan)		
		NN4	NN8	NN12	NN4	NN8	NN12	NN4	NN8	NN12
RMSE	1	0.0058	0.0021	0.0028	0.0177	0.0062	0.0055	0.0661	0.0438	0.0399
	2	0.0047	0.0030	0.0021	0.0178	0.0095	0.0089	0.0636	0.0671	0.0544
	3	0.0074	0.0021	0.0017	0.0199	0.0091	0.0086	0.0479	0.0448	0.0338
	4	0.0137	0.0022	0.0019	0.0208	0.0075	0.0084	0.0356	0.0322	0.0309
	5	-	-	-	-	-	-	0.0345	0.0322	0.0289
	6	-	-	-	-	-	-	0.0344	0.0315	0.0211
RPE	1	0.4989	2.1320	2.0124	3.2195	2.5287	1.3029	5.2228	2.2160	1.0063
	2	0.2274	0.1314	0.1770	2.1877	2.7985	1.3324	10.8300	3.2966	1.2153
	3	1.9805	1.9521	0.8432	1.2218	1.1711	0.5434	3.0877	1.4512	0.2637
	4	2.0750	0.6635	0.4042	1.3468	1.5032	1.3585	2.8697	1.8012	1.1697
	5	-	-	-	-	-	-	1.7636	1.5496	0.0690
	6	-	-	-	-	-	-	1.1217	0.8355	0.6369
MAE	1	0.0158	0.0109	0.0133	0.0304	0.0144	0.0111	0.5487	0.2895	0.1881
	2	0.0151	0.0125	0.0099	0.0273	0.0191	0.0150	0.5086	0.1359	0.1030
	3	0.0188	0.0104	0.0097	0.0273	0.0145	0.0158	0.4795	0.1356	0.1297
	4	0.0261	0.0107	0.0080	0.0316	0.0170	0.0165	0.4100	0.1422	0.1210
	5	-	-	-	-	-	-	0.3949	0.1701	0.1383
	6	-	-	-	-	-	-	0.4165	0.1607	0.1539
RAD	1	0.0212	0.0147	0.0178	0.0405	0.0191	0.0149	0.7317	0.1193	0.1174
	2	0.0203	0.0168	0.0133	0.0364	0.0254	0.0200	0.6768	0.1709	0.1470
	3	0.0252	0.0139	0.0130	0.0362	0.0193	0.0211	0.6368	0.1868	0.1655
	4	0.0348	0.0143	0.0107	0.0419	0.0222	0.0218	0.5434	0.1885	0.1604
	5	-	-	-	-	-	-	0.5224	0.2250	0.1829
	6	-	-	-	-	-	-	0.5501	0.2191	0.1965

황을 예측하기 위한 훈련결과이다. 다른 지점과 마찬가지로 낙동~왜관 지점의 은닉층수에 따른 모델을 상대첨두 오차로 비교한 결과 예측시간 4시간을 제외하고 모두 NN12모형이 적합한 것으로 판단되었다.

#### 4.2.3 학습이론의 적용분석

데이터 마이닝 기법에 의한 홍수예측에 관한 연구를 수행하기 위하여 예측시스템을 중점적으로 연구하였다. 홍수예측에 있어서 가장 중요한 사항은 고수위에서의 정확한 예측이다. 이 정확성은 모의 결과의 정량적 평가를 위해서 통계지표를 이용하여 홍수예측의 정확성을 평가한다. 홍수예측을 위해 수위 입력자료를 바탕으로 신경망 모형을 구축하여 낙동강(상류) 유역의 일선교 및 왜관 지점에 대해 1~4시간 및 1~6시간에 대한 홍수 예측을 실시하였다. Fig. 4와 같이 구분된 3개의 Case는 각각 낙동~일선교(Case 1, 상류 지역의 짧은 구간 예측), 구미~왜관(Case

2, 하류 지역의 짧은 구간 예측), 낙동~왜관(Case 3, 구간 길이가 길고 지류를 고려한 상황의 예측)으로 분류된다.

학습을 통한 모형의 훈련 결과, 대체적으로 은닉층의 노드수가 3n (NN12)인 모형에서 낮은 오차를 보였으며, 이에 은닉층의 노드수를 3n이 적합하다고 판단하여 학습 이론에 적용했다. 예측을 위한 홍수사상의 명칭과 구성은 Table 5와 같다.

오류 역전파 알고리즘을 사용하여 선정된 예측 모형을 이용하여 4가지 대상기간에 걸쳐 일선교 지점의 수위를 예측하였다. 앞에서 제시한 수치적 기준으로 평가하면 모형 적합도의 전체적인 우수성을 나타내는 RMSE는 Table 10을 참조하여, W1~W4 대상기간에 대해 모두 우수한 결과를 나타냈고 절대평균오차 MAE와 오차의 양적 개념인 RAD 모두 우수한 결과를 나타냈다. 홍수시 유입 수위 예측을 하는 경우에는 이수에 비해 치수의 목적이 크므로 첨두수위의 오차를 알아보기 위한 첨두수위 오차율은 W1

Table 10. Accuracy and Error of River Stage Simulation Result for Case 1~3

	Duration (hr)	Case1 (Ilseongyo)				Case 2 (Weagwan)				Case 3 (Weagwan)			
		W1	W2	W3	W4	W1	W2	W3	W4	W1	W2	W3	W4
RMSE	1	0.0037	0.0019	0.0015	0.0024	0.0029	0.0021	0.0014	0.0031	0.0476	0.0295	0.0212	0.0159
	2	0.0136	0.0069	0.0057	0.0069	0.0048	0.0050	0.0062	0.0054	0.0686	0.0594	0.0237	0.0374
	3	0.0228	0.0168	0.0178	0.0101	0.0076	0.0078	0.0078	0.0062	0.0909	0.0701	0.0562	0.0583
	4	0.0486	0.0184	0.0271	0.0113	0.0114	0.0105	0.0109	0.0107	0.1423	0.1378	0.0621	0.0838
	5	-	-	-	-	-	-	-	-	0.2163	0.2471	0.0889	0.0906
	6	-	-	-	-	-	-	-	-	0.2464	0.3128	0.2138	0.1561
RPE	1	0.4161	0.5968	0.9096	0.2294	0.2016	0.8395	0.2659	0.5324	5.6930	5.3930	4.6346	3.6293
	2	0.8132	0.9571	1.1350	0.3352	1.0321	0.9200	0.9215	0.6888	9.6830	7.6903	6.0338	4.7444
	3	1.3777	1.1261	3.4275	1.9147	1.3710	0.7563	1.6690	1.5687	7.6830	10.1930	6.1517	6.3306
	4	2.7876	2.3265	4.1945	2.3121	2.4852	1.0823	2.9971	3.0605	10.8467	10.1747	10.6923	10.0327
	5	-	-	-	-	-	-	-	-	23.3477	20.1058	21.9559	15.5168
	6	-	-	-	-	-	-	-	-	36.1068	40.5903	50.6860	20.1488
MAE	1	0.0127	0.0108	0.0077	0.0075	0.0117	0.0105	0.0225	0.0099	0.1582	0.1392	0.2417	0.1839
	2	0.0235	0.0176	0.0089	0.0072	0.0124	0.0123	0.0220	0.0060	0.1583	0.1539	0.2594	0.2699
	3	0.0354	0.0251	0.0174	0.0099	0.0170	0.0202	0.0245	0.0083	0.1923	0.1572	0.3271	0.3155
	4	0.0457	0.0218	0.0180	0.0085	0.0274	0.0210	0.0398	0.0189	0.2593	0.1920	0.3435	0.3117
	5	-	-	-	-	-	-	-	-	0.3204	0.3203	0.5988	0.3923
	6	-	-	-	-	-	-	-	-	0.3692	0.3583	0.5143	0.7135
RAD	1	0.0185	0.0176	0.0286	0.0315	0.0307	0.0225	0.0412	0.0464	0.2293	0.2295	0.3034	0.2155
	2	0.0337	0.0285	0.0323	0.0298	0.0173	0.0184	0.0396	0.0275	0.2694	0.2493	0.3136	0.4437
	3	0.0503	0.0404	0.0616	0.0406	0.0234	0.0299	0.0434	0.0374	0.2389	0.2921	0.4539	0.4599
	4	0.0642	0.0350	0.0625	0.0546	0.0373	0.0310	0.0345	0.0828	0.3593	0.3285	0.5359	0.5861
	5	-	-	-	-	-	-	-	-	0.4583	0.5943	0.5374	0.6066
	6	-	-	-	-	-	-	-	-	0.4295	0.6933	0.8788	0.7306

~W4 대상기간에서 모두 1시간 예측의 오차율이 가장 작은 값으로 나타났다.

수치적 기준으로 Case 2를 평가하면 RMSE는 W1~W4 대상기간 모두 우수한 결과를 보였고 예측시간이 길수록 정확도가 떨어지는 양상이 나타난다. 또한 MAE와 RAD 모두 우수한 결과를 나타냈다. 침두수위 오차율 RPE는 모든 대상기간에서 1시간 예측시간이 우수한 결과를 보였다.

Case 3의 왜관 지점에서 수위예측 결과를 수치적 기준으로 살펴보면 Case 1과 Case 2 보다 모든 평가지표에서 오차가 높은 것을 확인할 수 있다. 또한 W1~W4 대상기간에서 전반적으로 1~2시간 예측의 오차율이 낮게 나타나는 양상을 보였다.

### 4.3 적용분석 결과의 비교고찰

본 절에서는 4.1절에서 수리학적 홍수추적을 적용 분석

한 결과와 4.2절에서 학습이론을 적용 분석한 결과를 바탕으로 홍수예측에 관한 비교고찰을 하였다.

홍수 예측을 위해 수위 입력자료를 바탕으로 신경망 모형을 구축하여 Case 별 대상기간을 4개의 기간으로 산정하여 낙동강(상류) 유역의 일선교, 왜관 지점에 대해 1~4시간 및 1~6시간에 대한 수위 예측을 수행하였다. 이를 도식적 방법과 통계적 기준을 이용하여 검토하였으며, 홍수시 유입 수위의 예측을 하는 경우 이수에 비해 치수적인 목적의 비중이 크므로 침두수위의 오차를 비교분석하였다. 비교를 위해 Case 1~2는 예측력과 정확성이 높게 분석된 1시간 예측을 사용하였으며, Case 3은 정확성이 높은 1시간 예측을 사용하여 비교분석하였다.

Case 별로 수리학적 홍수추적 분석 결과와 학습이론 분석 결과의 침두수위와 SAM 방법으로 산정한 침두홍수량 그리고 침두시간을 비교하여 Table 12에 제시하였으며, Table 11에 수위곡선 및 홍수수문곡선의 방법별 비교

Table 11. Time-Stage Curve and Flood Hydrograph Comparison for each Methodology in Case 1~3

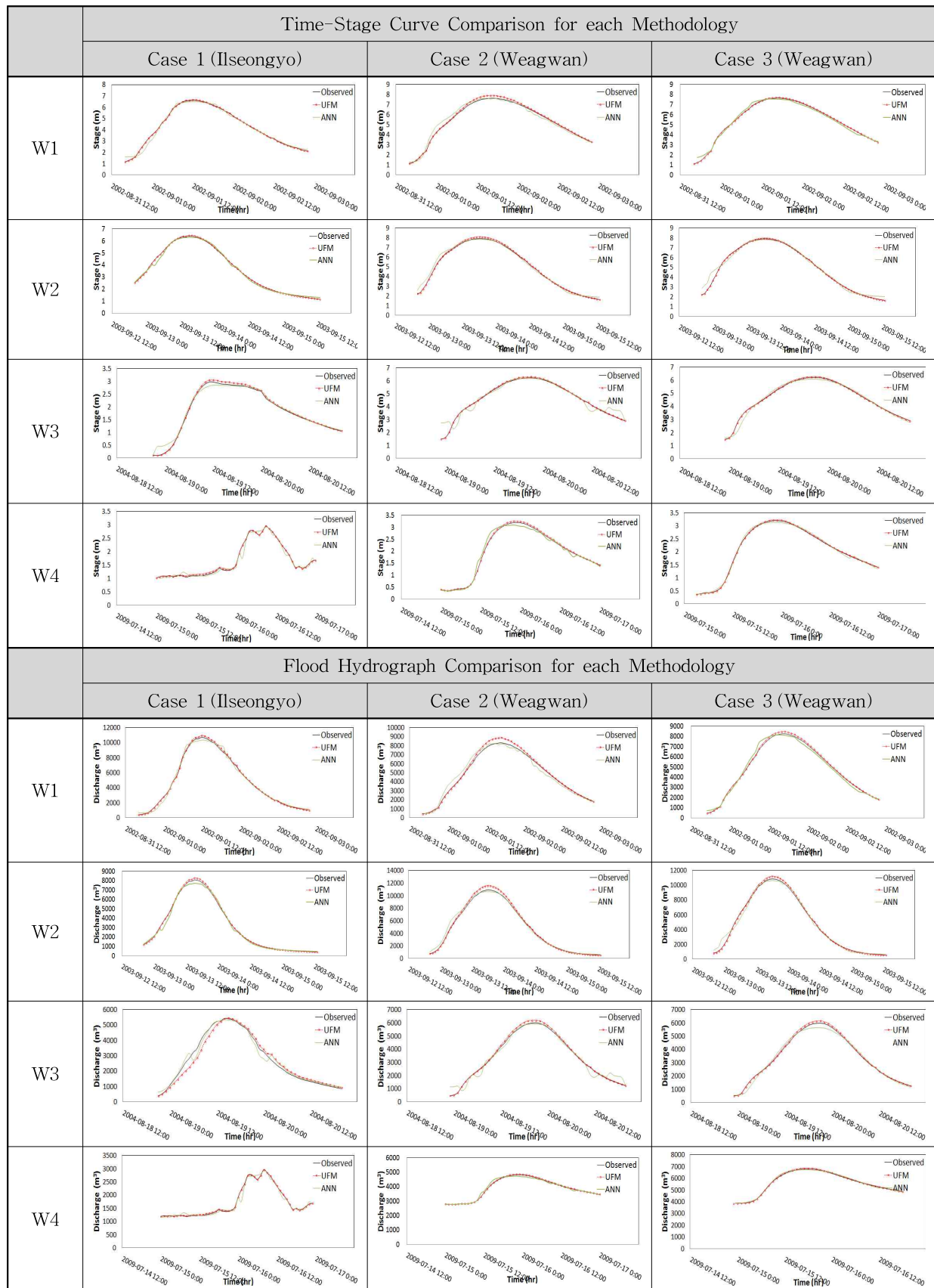


Table 12. Peak Water Level and Flood Discharge Comparison for Case 1~3 Flood Event

Flood Event	Estimation Method	Case 1 (Ilseongyo)			Case 2 (Weagwan)			Case 3 (Weagwan)		
		Peak Time (hr)	Peak Stage (m)	Flood Volume (m <sup>3</sup> )	Peak Time (hr)	Peak Stage (m)	Flood Volume (m <sup>3</sup> )	Peak Time (hr)	Peak Stage (m)	Flood Volume (m <sup>3</sup> )
W1	Observation	9.01 12:00	6.60	10,707	9.01 17:00	7.64	8,289	9.01 17:00	7.64	8289
	UFM	9.01 12:00	6.67	10,970	9.01 17:00	7.92	8,889	9.01 17:00	7.73	8479
	ANN	9.01 12:00	6.49	10,308	9.01 15:00	7.62	8,254	9.01 17:00	7.56	8149
W2	Observation	9.13 15:00	6.40	8,085	9.13 18:00	7.89	10,887	9.13 18:00	7.89	10887
	UFM	9.13 15:00	6.47	8,305	9.13 18:00	8.09	11,623	9.13 18:00	7.98	11214
	ANN	9.13 15:00	6.28	7,723	9.13 18:00	7.81	10,631	9.13 18:00	7.82	10630
W3	Observation	8.19 12:00	2.97	5,431	8.19 21:00	6.22	6,000	8.19 21:00	6.22	6000
	UFM	8.19 12:00	3.05	5,461	8.19 21:00	6.31	6,211	8.19 21:00	6.28	6157
	ANN	8.19 12:00	2.86	5,352	8.19 21:00	6.18	5,909	8.19 21:00	6.06	5647
W4	Observation	7.16 09:00	2.95	2,957	7.15 22:00	3.20	4,822	7.15 22:00	3.20	4822
	UFM	7.16 09:00	2.96	2,969	7.15 22:00	3.26	4,872	7.15 22:00	3.24	4855
	ANN	7.16 09:00	2.92	2,916	7.15 22:00	3.10	4,738	7.15 22:00	3.14	4734

를 나타내었다.

Case 1의 일선교 지점에서 홍수사상별 수위곡선의 비교 결과 홍수사상 별로 UFM 방법에서 예측된 침투홍수위 오차가 각각 -0.07 m, -0.07 m, -0.08 m, -0.01 m를 보였고 ANN 방법에서 예측된 침투홍수위 오차는 0.11 m, 0.12 m, 0.11 m, 0.03 m로 모든 방법에서 침투시간이 일치하였으며, 모두 양호한 침투홍수위 예측력을 보였다. UFM 방법의 경우 관측 수위보다 높은 값을 보였으며, ANN 방법의 경우 관측 수위보다 낮은 값을 보였다. 침투수위와 마찬가지로 침투홍수량도 유사한 결과가 나타났다. 침투시간도 동일하며, 홍수량 예측도 UFM 방법은 관측 수위보다 높은 값을 보였고 ANN 방법은 낮은 값을 확인할 수 있었다.

Case 2의 왜관 지점에서 홍수사상별 수위곡선의 비교 결과 홍수사상 별로 UFM 방법에서 예측된 침투홍수위 오차가 각각 -0.28 m, -0.20 m, -0.09 m, -0.06 m를 보였고

ANN 방법에서 예측된 침투홍수위 오차는 0.02 m, 0.08 m, 0.03 m, 0.10 m로 모두 양호한 침투홍수위 예측력을 보였으나, W1 사상에서 ANN 방법의 침투시간이 빠르게 나왔으며 침투시간은 2시간 일찍 예측되었다.

Case 1과 마찬가지로 UFM 방법의 경우 관측 수위보다 높은 값을 보였으며, ANN 방법의 경우 관측 수위보다 낮은 값을 보였고 Case 1에 비해 UFM 방법의 예측수위 오차가 높아졌으나 ANN 방법의 예측수위 오차는 대체적으로 줄어들었다. 침투수위와 마찬가지로 침투홍수량도 유사한 결과가 나타났다. 침투시간도 동일하며, 홍수량 예측도 UFM 방법은 관측 수위보다 높은 값을 보였고, ANN 방법은 낮은 값을 확인할 수 있었다.

Case 3의 왜관 지점에서 홍수사상별 수위곡선의 비교 결과 홍수사상 별로 UFM 방법에서 예측된 침투홍수위 오차가 각각 -0.09 m, -0.09 m, -0.06 m, -0.04 m를 보였고,

ANN 방법에서 예측된 침투홍수위 오차는 0.03 m, 0.07 m, 0.12 m, 0.06 m로 모두 매우 우수한 침투홍수위 예측력을 보였다. UFM 방법의 경우 관측 수위보다 높은 값을 보였으나 ANN 방법의 경우 관측 수위보다 낮은 값을 확인할 수 있다. Case 1~2와 비교하여 우수한 예측력을 보였으며, 침투수위와 마찬가지로 침투홍수량도 유사한 결과가 나타났다.

## 5. 결 론

본 연구에서 낙동 수위표에서 왜관 수위표 사이의 낙동강 구간에 대하여 데이터 마이닝 기법과 수리학적 홍수추적에 의한 홍수예측에 관해서 분석한 결과를 요약 정리하면 다음과 같다.

- 1) 최적의 은닉층 노드수를 결정하기 위해 노드수를 4개, 8개, 12개로 구분하여 비교 분석한 결과 큰 차이는 없었지만 은닉층의 노드수가 12개일 때 가장 좋은 결과를 나타냈으나, 노드 수가 증가한다고 하여 반드시 모형의 적합성 및 일반화가 구현되는 것은 아니며, 최적의 신경망 모형 설계를 위해서는 입출력 자료의 일반화된 구성과 자료의 경향성에 따른 변화를 반영할 수 있는 구조를 찾아야 할 것으로 판단된다.
- 2) Case 1~3의 비교분석 결과, UFM은 관측값보다 높은 값이 예측되었으며, ANN은 관측값보다 낮은 값이 예측되는 것을 확인할 수 있었다.
- 3) Case 1~3의 예측시간 1시간에서 대체적으로 가장 좋은 예측력을 얻을 수 있었으며, 4시간 혹은 6시간으로 갈수록 정확도가 떨어지는 것을 확인할 수 있었다.
- 4) 상호 연관성을 가진 낙동, 일선교, 구미, 그리고 왜관 지점의 입출력 자료에 의한 모형의 구성을 더욱 다양화시켜 병렬 상태의 지점을 추가시켜 비교분석하면 더 나은 예측 결과를 기대할 수 있을 것으로 판단된다.

따라서 본 연구에서 시도한 학습이론에 의한 홍수위 예측기법은 우리나라 낙동강과 같이 하도 전구간에 걸쳐서 단기간에 시행된 준설 및 보 건설로 인해서 기존의 수위 유행조건이 변경(하천사업 전·후의 동질성이 없어짐)된 하도조건에서는 과거 관측되었던 각 지점별 홍수위의 자료 일관성이 이탈(변동)되었기 때문에 과거 하도조건 수문사상(홍수위)을 학습시켜 변경 하도 조건 수문사상(홍수위)으로 변화시켜 실제에 적용해야 할 연구가 필요

하게 된 것으로 판단된다.

## 감사의 글

본 연구는 “2012~2013년 영남대학교 산학연구처의 교비 연구비 지원에 의해서 수행되었으며, 이에 감사한다.”

## References

- Ahn, S.S., and Kim, S.W. (1997). “A Stochastic Nonlinear Analysis of Daily Runoff Discharge Using Artificial Intelligence Technique.” *Journal of Korean Society Agricultural Engineers*, Vol. 39, No. 6, pp. 54-66.
- Amein, M. (1966). “Streamflow Routing on Computer by Characteristics.” *Water Resource. Res.*, Vol. 2, No. 1, pp. 123-130.
- Amein, M., and Fang, C.S. (1970). “Implicit Flood Routing in Natural Channels.” *Journal of Hydraul. Div. Amer. Soc. Civil Eng.*, 96 (HY12), pp. 2481-2500.
- Barkau, R.L. (1993). *UNET One-Dimensional Unsteady Flow Through a Full Network of Open Channels User's Manual*, U.S. Army Corps of Engineers, Davis.
- Choi, B.H., Ko, J.S., and Ann, I.J. (1995). “An Implicit Numerical Model of the Han River.” *Journal of Korean Society of Ocean Engineering*, Vol. 7, No. 4, pp. 346-354.
- Cooley, R.L., and Moin, S.A. (1976). “Finite Element Solution of Saint-Venant Equations.” *Journal of Hydrology Div., ASCE, Vol. 102, No. HYDR. Div., ASCE, Vol. 102, No. HY6*, pp. 759-775.
- Cunge, J.A., Holly, F.M., and Verwey, A. (1980). *Practical Aspects of Computational River Hydraulics*, Pittman.
- Fread, D.L., and Lewis, J.M. (1998). *The NWS FLDWAV Model Quick Users Guide*, NOAA, Silver Spring.
- French, M.N., Krajewski, W.F., and Cuykendal, R.R. (1992). “Rainfall Forecasting in Space & Time Using a Neural Network.” *Journal of Hydrology*, Vol. 137, Issues 1-4, pp. 1-31.
- Garrett, J.H., Ghaboussi, J., Xu, X., and Ranjuthan, S. (1992). *Neural Networks and Their Application to Civil Engineering*, Allen, R.H. (Eds.), Expert systems in civil engineering-knowledge representation.
- Hwang, E.J., and Jun, K.S. (1997). “Unsteady Flow Model

- for the Main Reach of the Han River : Calibration.” *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 30, No. 5, pp. 459–559.
- Kang, K.W., Park, C.Y., and Kim, J.H. (1992). “Nonlinear Prediction of Streamflow by Applying Pattern Recognition Method.” *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 25, No. 3, pp. 105–113.
- Kim, D.G., Kim, W., and Kim, S. (2001). “Applying UNET model for flow Analysis of the Lower Han River.” *Proceedings of the Korea Water Resources Association Conference*, KWRA, pp. 673–678.
- Kim, S.H., and Kim, W. (2002). “Establishment of Hydraulic Model for flow Analysis of the Lower Han River.” *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 35, No. 5, pp. 485–500.
- Kim, W., and Kim, C.W. (1999). *The Characteristics of the Han River Flow Considering the Effect of Singok Submerged Weir and Tidal Motions*, Proceedings of the Korea Water Resources Association Conference, KWRA.
- Kim, W., and Woo, H.S. (1996). “Analysis of Flood Flow Characteristics of the Han River using 1-Dimensional St. Venant Equations.” *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 29, No. 1, pp. 163–179.
- Lapedes, A.S., and Farber, R. (1987). *Non-Linear Signal Processing using Neural Networks : Prediction and System Modeling*, Los Alamos National Laboratory report, LA-UR-87-2662.
- Lee, J.H. (2011). *Flood Forecasting Techniques for Intelligent U-River System Operation*, Department of Civil Engineering, Yeungnam University Master Thesis
- Minns, A.W., and Hall, M.J. (1996). “Artificial Neural Networks as Rainfall-Runoff Models.” *Journal of Hydrology*, Vol. 41, pp. 399–417.
- MLIT. (2009). Nakdong River Master Plan.
- Oh, N.S. (1996). *Comparative Study on Rainfall Prediction by Neural Network and Kalman Filter*, Department of Civil Engineering, Seoul University Ph.D. Thesis.
- Schaffranek, R.W. (1987). *Flow Model for Open Channel Reach of Network : U.S. Geological Survey Professional Paper 1384*, U.S. Government Printing Office, Washington.
- WMO. (1975). *Intercomparison of Conceptual Models Used in Operational Hydrological Forecasting*, WMO Operational Hydrology.
- Yeo, W.K. (2011). *Development of Web-Based Flood Disaster Prevention System: Development of Flood Forecasting and Warning System Using Internet GIS at Medium and Small River*, Department of Civil Engineering, Yeungnam University Ph.D. Thesis.

논문번호: 14-008	접수: 2014.01.15
수정일자: 2014.01.28	심사완료: 2014.01.28