

# 인공신경망 이론을 이용한 홍수유출 예측시스템 개발 - GUI\_FFS 개발 및 적용 -

## Development of Flood Runoff Forecasting System by using Artificial Neural Networks - Development & Application of GUI\_FFS -

박성천\* · 오창열\*\* · 김동렬\*\*\* · 진영훈\*\*\*\*

Park, Sung-Chun · Oh, Chang-Ryol · Kim, Dong-Ryeol · Jin, Young-Hoon

### Abstract

In the present study, a nonlinear model of rainfall-runoff process using Artificial Neural networks(ANNs) which have no consideration on the physical parameter for the basin was developed at Naju station which is the main stream of Yeongsan-river, and Sunam station which is the main stream of Hwangryong-river. The result from the model of ANN\_NJ\_9 at the Naju station revealed the best result of the rainfall-runoff process, while the model of ANN\_SA\_9 for the Sunam station. Also, GUI\_FFS developed in the research showed the  $R^2$  of more than 0.98 between the observed and predicted values using the rainfall and runoff in the respective stations. Therefore, the GUI\_FFS might be expected that it can play a role for the high reliability to operate and manage the water resources and the design of river plan more efficiently in the future.

**Keywords :** Artificial Neural Network, Rainfall-Runoff Process, GUI(Graphical User Interface), FFS(Flood Forecasting System)

### 요 지

본 연구에서는 영산강 유역의 본류를 대표하는 나주지점과 황룡강 유역을 대표하는 선암지점에 대하여 물리적인 매개변수를 이용하지 않는 인공신경망 이론을 이용하여 강우-유출 과정의 비선형 모형을 개발하였다. 본 연구결과 나주지점에서는 ANN\_NJ\_9 모형이 선암지점에서는 ANN\_SA\_9 모형이 강우-유출 특성을 가장 잘 반영하였다. 또한, 본 연구에서 개발한 GUI\_FFS에 대하여 기 확보된 강우 및 유출량을 적용한 결과 실측치와 예측치 간에 0.98이상의  $R^2$ 값을 보임으로서 향후 수자원 및 하천계획 수립과 그에 따른 운영 및 관리에 효율성을 더할 수 있을 것이라 판단된다.

**핵심용어 :** 인공신경망, 강우-유출과정, GUI(Graphical User Interface), 홍수예보시스템

### 1. 서 론

21세기에 들어 강도 높은 가뭄과 홍수의 빈번한 발생, 필요한 신규 수자원 개발의 어려움과 공급증가를 위해 소요되는 비용의 급등 및 한정된 수자원에 대한 다양한 용도간의 경쟁 등으로 인하여 물 문제 해결을 위하여 국가와 지역 주민이 치러야 할 사회적 비용부담은 이미 위험 수준에 이르게 되었다. 이러한 문제들의 해결을 위해 수자원 생성의 가장 기본적인 요소인 강우현상이 유역의 반응에 따라 유출로의 변환을 나타내는 강우-유출 과정(rainfall-runoff process)에 대한 보다 깊은 이해가 이루어져야 함은 필수적이라 하겠다. 그러나 최근 들어 지구 온난화에 의한 돌발홍수의 빈번한 발생으로 강우량에 의한

유출량의 발생 과정 이해 및 예측에 어려움을 증가시키고 있다.

이처럼 자연현상 자체로서 뿐만 아니라 인간의 사회적 활동에 의해 발생한 영향이 투여되는 강우-유출 과정은 두 변수간의 관계에서 강한 비선형성(nonlinearity)을 나타내며, 각각의 변수들 역시 시공간적으로 그 변동이 매우 심하다. 또한 각 변수들간의 관계에서 매개체 역할을 수행하는 유역의 특성을 결정짓는 인자들의 복잡성은 강우-유출 현상을 모형화하는 데에 많은 어려움을 수반하게 한다. 즉 각 변량들이 나타내는 시공간적 변동성과 그 변량들간의 연결 매체인 유역의 복잡한 특성인자들은 강우에 따른 유출로의 비선형적 변환을 유발하여 그 과정의 전반적인 이해와 가뭄 및 홍수와 같은 극단적인 현상의 예측을 위한 모형의

\*정희원 · 교신저자 · 동신대학교 토목공학과 부교수(E-mail: psc@dsh.ac.kr)

\*\*정희원 · 동신대학교 대학원 토목공학과 박사과정(E-mail: new2020@dsh.ac.kr)

\*\*\*건설교통부 익산지방국토관리청 도로공사(E-mail: kdr86@mocet.go.kr)

\*\*\*\*정희원 · 동신대학교 토목공학과 연구원(E-mail: yhjinn@dsh.ac.kr)

구축을 더욱 난해하게 한다. 일례로 국내의 5대강 유역에 대한 홍수예경보시스템의 홍수추적방법으로 이용되고 있는 저류함수법은 유역과 하도에서의 유출량과 저류량의 관계를 표시하는 저류함수를 홍수과의 운동방정식에 대입하여 홍수과의 연속방정식을 계산함으로써 홍수유출량을 결정한다. 그러나, 저류상수를 포함한 저류함수법에 사용되는 각종 매개변수는 사용자의 수공학적 숙련도에 따라 상이한 값으로 결정되며, 이러한 매개변수 값을 이용해 산정한 홍수유출량의 예측 값 역시 그 출력의 변동이 크다는 문제점을 안고 있다.

그러나 1990년대 이후에 수문수자원 및 환경공학 분야에서 인공신경망(Artificial Neural Networks: ANNs) 이론의 활발한 적용은 강우-유출 과정과 같은 복잡한 비선형 과정들의 모형화에 대한 적용타당성을 나타내고 있으며(박성천 등, 2003; 오창열 등, 2002) 예측을 위한 도구로서 그 활용방법이 다양하게 이용되고 있다. 본 연구와 유사한 인공신경망 이론을 이용한 수문학적 예측에 관한 국내의 유역별 연구동향은 평창강 유역(김주환, 1993), 영산강 유역(이관수 등, 2000), 설마천 유역(이정규 등, 2003), 낙동강 유역(윤강훈 등, 2004a; 2004b) 및 한강 유역(윤강훈 등, 2004c)에 적용하여 수문학적 예측의 우수성을 보였다.

Maier 등(2000)은 선별된 43편의 문헌들을 통해 수문수자원 분야에 인공신경망 이론의 적용에 관한 국외의 연구동향을 정리하고 있으며, 그 문헌들에서 나타나고 있는 인공신경망 이론의 적용타당성 및 적용상의 문제점, 그리고 대안들에 대한 깊은 논의를 다루고 있다. 또한 Hsu 등(1995)과 Sajikumar 등(1999)은 수문학적 예측을 위해 사용되는 기존의 선형 또는 비선형적인 모형들과의 비교를 통해 인공신경망 이론의 우수성을 보였다.

지금까지의 수문수자원 분야에서 인공신경망 이론의 적용은 그 과정 및 결과에 있어 그 타당성이 검증되었으며, 이의 실질적인 적용을 위한 연구들 역시 홍수기의 실시간 댐 유입량 및 하도홍수 예측모형의 구축(윤강훈 등, 2004a; 2004b)을 통해 이루어지고 있다. 특히 Web기반상의 인공신경망 이론의 적용은 예측결과에 대한 실시간 현장 적용이 가능하다는 점에서 진일보한 단계라 할 수 있다(전계원, 2004).

그러나 이러한 이론적 검증과 실질적인 적용을 위한 연구에도 불구하고 아직까지 실제 홍수상황에서의 이용은 미완의 과정으로 남아있다. 이는 실제 상황에서 이루어져야 하는

컴퓨터를 활용한 실측된 자료의 전송과 모형으로의 입력 및 예측값의 출력을 총괄하는 시스템의 개발이 그 과정의 완성을 보장한다.

따라서 본 연구에서는 영산강과 황룡강 유역을 각각 대표하는 나주지점과 선암지점에 대한 인공신경망 이론을 이용한 강우-유출 과정의 비선형 모형을 구축한다. 더욱이 인공신경망에 대한 이론적인 체계가 정립되어 있지 않은 수공기술자도 쉽게 접근하여 신속한 홍수유출량 예측과 예측 결과에 따른 현장 적용이 가능하도록 CS(Client-Server) 기반에서 인공신경망에 대한 원시코드(source code)를 GUI(Graphical User Interface)화하여 홍수예측시스템(Flood Forecasting System : FFS)을 개발한다.

## 2. 인공신경망 이론

인공신경망 모형에서 학습이란 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성된 다층신경망의 각 층 노드들의 연결강도를 최적의 상태로 적응시키는 과정을 말하며, 입력 자료의 형태에 따른 학습방법은 그림 1과 같다.

인공신경망은 수학적 연산능력을 가진 노드들이 상호 연결된 것으로 적절한 학습규칙에 의하여 작동한다. 즉 각 노드들은 결합함수와 전달함수(활성화함수)에 의해 수학적인 연산을 수행한다. 그림 2는 다층 신경망으로서 각 노드에서의 신호의 흐름을 나타내고 있으며 그림 2의 오른쪽 그림은 실제 노드로 입력되는 신호는 가중치가 부여된 값들의 합과 전달함수를 나타낸 그림으로서 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$S_j = \sum_{i=0}^m w_{ji} x_i \quad (1)$$

실제 입력 신호인  $S_j$ 는 전달 함수 또는 활성화 함수라 불리는 비선형 함수를 통과하게 되어 출력값  $l$ 을 얻는다. 여기서  $w_{ji}$ 는 입력층과 은닉층의 연결강도이며,  $x_i$ 는 입력층의 입력값이다. 여기서 가장 일반적으로 사용되는 비선형 함수로는 시그모이드(sigmoid) 함수가 있으며 본 연구에서는 탄젠트 시그모이드 함수를 사용하였다.

본 연구에 사용된 인공 신경망의 종류는 다층(multi-layer) 신경망이며, 입력층과 은닉층, 그리고 출력층으로 구성하였다. 또한 연결강도를 최적화하기 위하여 사용된 학습 알고리즘은 모멘텀 상수(momentum constant)와 적응식 학습율(adaptive learning rate)을 적용한 최급하강(gradient descent)

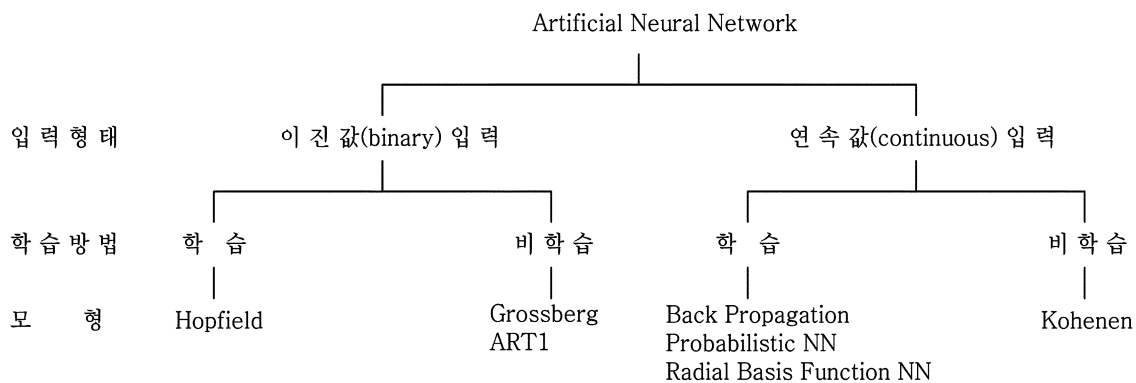


그림 1. 인공신경망의 입력자료 형태에 따른 훈련방법

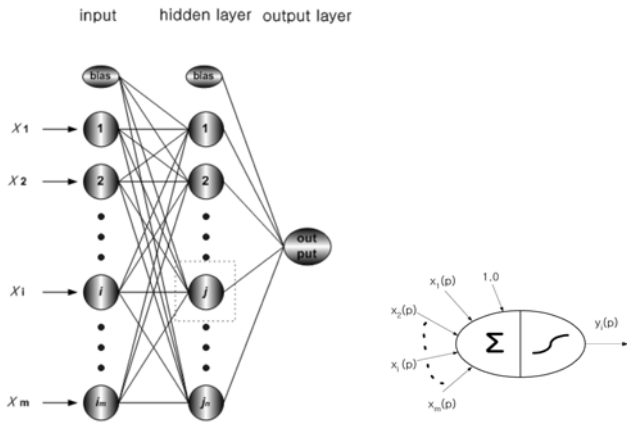


그림 2. 각 노드들간의 신호의 흐름 및 각 노드내에서의 신호처리

방법에 기초한 오차역전파 학습 알고리즘을 적용하였으며, 이에 포함된 활성화 함수는 은닉층에서의 탄젠트 시그모이드(tangent sigmoid) 함수와 출력층에서의 선형(linear) 함수를 사용하였다.

최급하강법은 목적함수의 1차 도함수를 이용한 기울기에 비례하는 조정량을 산출하여 목적함수의 값이 개선될 수 있도록 매개변수의 최적화를 위해 반복적으로 탐색하는 방법으로써 이보다 효율적인 훈련과 더 나은 결과의 도출을 위해 모멘텀 상수와 적응식 학습율을 사용하였으며 그 식은 다음과 같다.

$$w_{ji}^{(l)}(n+1) = w_{ji}^{(l)}(n) + \alpha[w_{ji}^{(l)}(n-1)] + \eta \delta_j^{(l)} y_i^{(l-1)}(n) \quad (2)$$

여기서,  $\eta$ 는 학습율,  $\alpha$ 는 모멘텀 상수,  $w_{ji}^{(l)}(n)$ 는 각 층으로 연결되는 연결강도이다.

### 3. 대상지점 및 입력자료

#### 3.1. 대상지점

우리나라 5대강의 하나인 영산강 유역은 경위도상으로 북위 34° 40' 16"~35° 29' 01"과 동경 126° 26' 12"~127° 06' 07"사이의 호남지방에 위치하고 있으며, 유역면적은 약 3,467 km<sup>2</sup>, 유로연장 약 136.66 km로서 규모면에서 우리나라의 5번째 하천이다.

본 연구에서는 영산강 수계를 대상으로 강우-유출 과정의 효율적인 비선형모형을 개발하기 위하여 영산강 본류의 대표지점인 나주지점과 황룡강의 대표지점인 선암지점을 선정하였다.

나주 지점의 수위 관측소는 전라남도 나주시 남산동의 나주교(동경 126° 44' 03", 북위 35° 01' 52") 상류 우안에

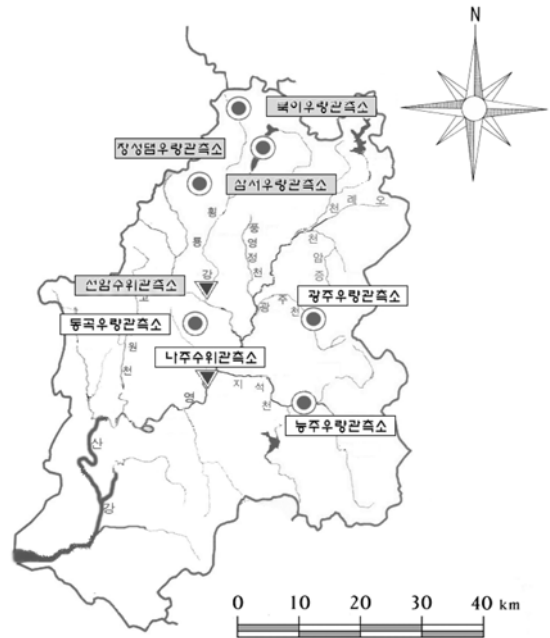


그림 3. 영산강 유역도

있으며, 선암 지점의 수위 관측소는 광주광역시 광산구 도산동 장록교(동경 126° 47' 08", 북위 35° 07' 49") 하류 좌안에 위치해 있다.

#### 3.2. 입력자료

##### 3.2.1 나주지점

본 연구의 대상지점인 나주 지점은 2000년~2002년까지 나주대교 개축공사로 인하여 수위-유량 관계곡선식이 개발되지 않았다. 따라서 대상지점의 유출량 자료의 기간은 개축공사 기간을 제외한 1998년~2003년까지의 시수위자료에 대하여 해당연도의 수위-유량 관계곡선식을 이용하여 유출량자료로 환산하여 사용하였다(영산강 홍수통제소, 1998~2004). 나주 지점의 상류에 위치한 강우 관측소 중 동곡, 광주, 능주 지점의 시강우량 자료를 사용하였다. 인공신경망 모형을 위한 사용 자료로는 나주지점의 유출현상이 홍수사상을 나타내는 기간을 각 연도별로 선별하였으며 그 대상자료는 다음의 표 1과 같다.

##### 3.2.2 선암지점

본 연구의 또 다른 대상지점인 선암지점의 인공신경망 모형을 위한 사용 자료는 1999년~2003년까지 시수위자료에 대하여 해당연도의 수위-유량 관계곡선식을 이용하여 유출량자료로 환산하여 사용하였으며, 수위-유량 관계곡선식이 미

표 1. 각 대상지점별 강우 및 유출량자료의 사용기간

지점	구분	기간
나주 지점	훈련	1998년 9월 30일 00시~10월 2일 23시
	검증I	1999년 9월 22일 00시~ 9월 25일 23시
	검증II	2003년 8월 18일 00시~ 8월 21일 23시
선암 지점	훈련	1999년 9월 23일 10시~9월 25일 10시, 2000년 7월 14일 16시~7월 16일 19시, 2000년 8월 24일 23시~8월 30일 19시, 2000년 9월 13일 23시~9월 18일 23시, 2001년 7월 12일 7시~7월 15일 12시
	검증I	2002년 8월 14일 7시~8월 19일 7시, 2002년 8월 31일 11시~9월 4일 20시
	검증II	2003년 7월 3일 5시~7월 15일 23시, 2003년 7월 23일 1시~7월 25일 18시, 2003년 8월 18일 14시~8월 23일 16시

개발된 2001년, 2003년은 전년도의 수위-유량 관계곡선식을 이용하였다(영산강 홍수통제소, 1998~2004). 또한 강우 자료는 동기간에 대하여 선암지점 상류의 북이, 삼서, 장성댐 지점의 시장우량 자료를 사용하였다. 선암지점의 경우 역시 각 자료의 기간이 홍수사상을 포함할 수 있도록 선별하였다.

#### 4. 입력자료의 처리 및 모형의 구성

##### 4.1 입력 자료의 처리

입력 자료로 산정된 자료들을 신경망의 입력층에 적용시키기 위해서는 정규화과정, 즉 전처리과정(pre-processing)을 거치는데 이것은 처리소자들의 집합으로 되어있는 신경망의 수렴속도 효율을 높이기 위하여 잡음(noise)이나 왜곡(skewness)에 의해 변형된 것을 바로잡는 기초적인 연산처리 과정이다. 본 연구에서는 전처리 과정을 위한 방법으로 평균이 0이며, 표준편차가 1인 표준화된 정규분포가 되도록 하였으며, 다음 식 3과 같이 표현할 수 있다.

$$Z = \frac{X_n - \mu}{\sigma} \quad (3)$$

여기서,  $X_n$ 는 각 자료의  $n$ 번째 자료,  $\mu$ 는 각 자료의 평균이며,  $\sigma$ 는 각 자료의 표준편차이다.

##### 4.2 모형의 구성

본 연구에서는 영산강 유역의 나주지점에 대한 유출량을 예측하기 위하여 시행착오방법에 의해 인공신경망 모형을 구성한 결과 다음의 식(4)와 같고, 선암지점은 식(5)와 같이 구성하였다.

최적의 인공신경망 모형을 탐색하기 위하여 인공신경망 모형의 매개변수인 모멘텀 상수와 초기 학습률은 모든 모형에서 각각 0.1과 0.7를 일괄적으로 사용하여 모형을 선별하였으며, 그 결과는 5장 모의결과 및 고찰에 나타내었다.

$$Q_{NJ}(t) = ANNs \begin{bmatrix} Q_{NJ}(t-1), Q_{NJ}(t-2) \\ P_{Neungju}(t-1), P_{Neungju}(t-2), \\ P_{Donggok}(t-1), P_{Donggok}(t-2), \\ P_{Samseo}(t-1), P_{Samseo}(t-2) \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$Q_{SA}(t) = ANNs \begin{bmatrix} Q_{SA}(t-1), Q_{SA}(t-2) \\ P_{Boklee}(t-1), P_{Boklee}(t-2), \\ P_{Samseo}(t-1), P_{Samseo}(t-2) \end{bmatrix} \quad (5)$$

여기서,  $Q_{NJ}(t)$ ,  $Q_{SA}(t)$ 는 각각 나주 및 선암지점의 예측시유출량이며,  $Q_{NJ}(t-\tau)$ ,  $Q_{SA}(t-\tau)$ 는 각 지점의 선행 시유출량이다. 또한  $P_N(t-\tau)$ ,  $P_D(t-\tau)$ ,  $P_G(t-\tau)$ ,  $P_B(t-\tau)$ ,  $P_S(t-\tau)$ 는 각각 능주, 동곡, 광주, 북이, 삼서강우관측소의 선행강우량이다. 각 변수에 적용된 선행시간( $\tau$ )는 상기의 각 지점별 인공신경망 모형에 따라 1시간에서 2시간까지 사용하였다.

선택된 모형에 대한 효율성을 판단하기 위해 WMO (World meteorological organization, 1975)에서 제안한 수치적인 기준인 결정계수( $R^2$ ), 평균제곱근오차(RMSE)와 침투 유출량의 정확한 예측 정도를 나타내기 위해 PEP(percent error in peak) 값을 식 (6), (7), (8)과 같이 계산하여 비교 검토하였다.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (obs_i - exp_i)^2}{\sum_{i=1}^N (obs_i - \overline{exp_i})^2} \quad (6)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (obs_i - exp_i)^2}{N}} \quad (7)$$

$$PEP = \frac{exp_{peak} - obs_{peak}}{obs_{peak}} \times 100 \quad (8)$$

여기서,  $\overline{exp_i}$ : 출력값의 평균,  $exp_{peak}$ : 출력값의 침투유출량, N: 자료의 수,  $obs_i$ : 관측값,  $obs_{peak}$ : 관측값의 침투유출량이다.

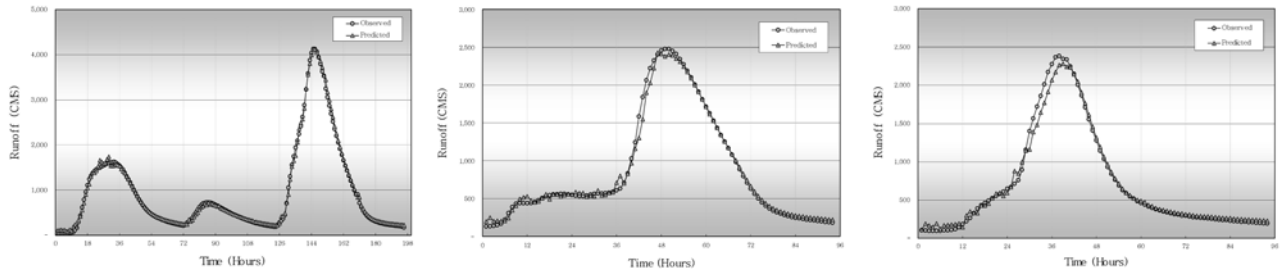
#### 5. 모의결과 및 고찰

##### 5.1 나주지점 유출량 예측결과

나주지점에 대해 본 연구에서 선정한 인공신경망 모형에 대하여 은닉층의 노드의 수를 6부터 15까지 순차적으로 모형에 적용한 결과를 표 2에 정리하였다. 훈련 및 두 차례의 검증과정에 대해  $R^2$ , RMSE 및 PEP를 각각 나타내었다. 표 2에서 보는 바와 같이 은닉층의 노드의 수가 9개일 때

표 2. 나주지점에 대한 인공신경망 모형의 은닉층 노드의 수에 따른 수행결과

Model	Hidden layer	Training			Verification I			Verification II		
		R <sup>2</sup>	RMSE	PEP	R <sup>2</sup>	RMSE	PEP	R <sup>2</sup>	RMSE	PEP
ANN_NJ_6	6	0.996	60.639	-0.061	0.991	104.262	-7.605	0.984	82.479	-1.855
ANN_NJ_7	7	0.992	98.315	-1.973	0.984	104.440	-0.406	0.979	96.539	0.888
ANN_NJ_8	8	0.995	68.944	-2.010	0.990	75.107	-1.070	0.989	72.399	0.113
ANN_NJ_9	9	0.997	52.719	-0.121	0.994	79.274	-4.272	0.990	66.339	-1.938
ANN_NJ_10	10	0.993	85.290	-3.160	0.986	131.639	-9.225	0.973	104.347	-3.828
ANN_NJ_11	11	0.995	72.900	-0.801	0.989	109.180	-6.332	0.983	90.012	-2.772
ANN_NJ_12	12	0.995	69.625	-1.828	0.990	106.352	-6.565	0.982	89.165	-5.050
ANN_NJ_13	13	0.995	67.203	-0.615	0.990	97.407	-5.460	0.985	80.030	-0.504
ANN_NJ_14	14	0.994	78.095	-1.733	0.987	89.704	-1.825	0.984	84.237	-0.730
ANN_NJ_15	15	0.985	120.785	-1.883	0.975	123.115	-1.785	0.969	116.928	-0.620



(a) 훈련과정의 관측값과 모의값 (b) 첫 번째 검증과정의 관측값과 모의값 (c) 두 번째 검증과정의 관측값과 모의값

그림 4. 나주지점의 실측유출량과 ANN\_NJ\_9 모형의 예측유출량 도시

인공신경망 모형이 세 종류의 수행결과 지표를 통해 가장 좋은 결과를 보이고 있다. 특히 해당모형에 대한 결정계수의 경우 전 단계에 걸쳐 가장 높은 값을 나타내어, 실측값과 예측값 간의 정도 높은 일관성을 보이고 있다. 또한 평균제곱오차 역시 다른 모형들에 비해 좋은 결과를 나타내었다. 그러나 PEP의 경우 훈련과정에서는 가장 좋은 결과를 보였으나, 2번의 검증과정에서는 다소 과소추정하였다.

그림 4는 나주지점에서의 선정된 인공신경망 모형의 훈련 및 두 차례의 검증과정의 관측값과 모의값을 도시하였다. 훈련과정(그림 4(a))에서 유출수문곡선의 증수부에 대한 예측이 다소의 변동을 보이고 있으며, 이는 입력자료로 사용된 강우 자료의 강한 변동성을 반영한 결과로 판단된다.

또한, 그림 4의 (b), (c)는 첫 번째 검증단계 및 두 번째 검증단계(verification)의 유출량에 대한 원자료와 인공신경망 모형으로부터 얻어진 매개변수를 이용해 계산된 값들을 나타낸 그림으로서 수문곡선의 증수부에서의 과소추정의 양상이 훈련결과와 유사함을 보이고 있다.

### 5.2 선암지점 시유출량 예측결과

선암지점의 경우 역시 본 연구에서 선정한 인공신경망 모형에 대하여 은닉층의 노드의 수를 6부터 15까지 순차적으로 모형에 적용하였으며, 그 결과는 표 3에 정리하였다. 표 3에서 보는 바와 같이 은닉층의 노드의 수가 9개일 때 훈련 및 두 차례의 검증과정에서 결정계수, 평균제곱근오차 값이 가장 좋은 결과를 보이고 있다. 그러나, 나주지점의 시유출량 예측모형에서는 과소추정하였으나 본 연구에서 선택한 선

암지점에 대한 시유출량 예측모형은 전반적으로 다소 과대 추정하는 양상을 보였다.

그림 5는 선택된 모형에 대한 관측값과 예측값을 이용하여 도식적으로 나타낸 것으로서 나주지점의 훈련과정에서와 같이 유출 수문곡선의 증수부에서는 과소추정하는 양상을 보이고 있으나 감수부에서는 증수부 보다 정확한 예측력을 보이고 있다. 또한, 그림 5의 (b), (c)는 첫 번째 검증단계 및 두 번째 검증단계의 유출량에 대한 원자료와 인공신경망 모형으로부터 얻어진 매개변수를 이용해 계산된 값들을 나타낸 그림으로서 수문곡선의 증수부에서의 과소추정의 양상이 훈련결과와 유사하게 나타내었으나 침투유출량은 비교적 정확한 예측력을 보였다.

## 6. GUI\_FFS의 개발 및 적용

본 연구에서는 신속한 홍수유출량 예측과 예측결과에 따른 현장 적용이 가능하도록 5장에서 최적화된 각 지점별 매개변수를 이용하여 CS기반에서 인공신경망에 대한 원시코드(source code)를 GUI화하여 GUI\_FFS(Graphical User Interface, Flood runoff Forecasting System)를 개발하였다.

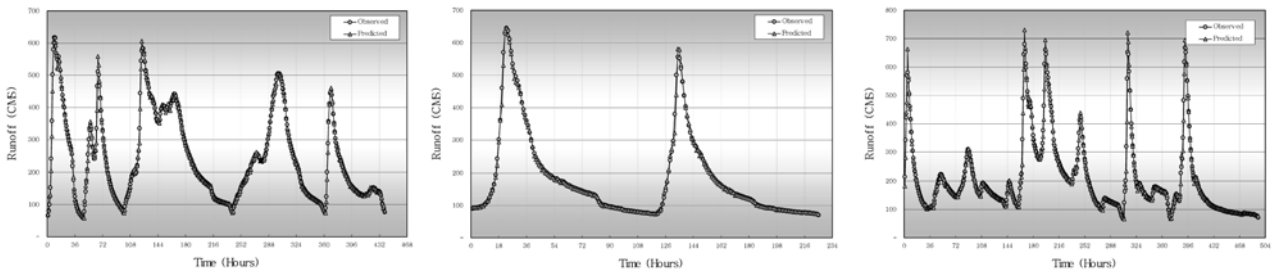
### 6.1 GUI\_FFS의 개요

#### 6.1.1 GUI\_FFS의 DBMS

본 연구에서는 영산강 유역의 각 수위관측소별 수문정보 및 관측소에 대한 대량의 정보를 구조적으로 관리하기 위하여 사용한 DBMS(Data Base Management System)로는

표 3. 선암지점에 대한 인공신경망 모형을 은닉층 수에 따른 통계적 특성치

Model	Hidden layer	Training			Verification I			Verification II		
		R <sup>2</sup>	RMSE	PEP	R <sup>2</sup>	RMSE	PEP	R <sup>2</sup>	RMSE	PEP
ANN_SA_6	6	0.995	9.220	3.277	0.996	15.896	7.565	0.985	8.335	0.944
ANN_SA_7	7	0.994	10.597	0.590	0.995	17.041	2.759	0.984	10.305	-1.560
ANN_SA_8	8	0.995	9.517	0.161	0.996	17.449	6.461	0.983	9.043	-0.189
ANN_SA_9	9	0.995	9.666	0.182	0.996	15.615	7.458	0.986	8.774	0.130
ANN_SA_10	10	0.988	14.991	-1.186	0.989	22.495	-3.626	0.971	14.430	-3.387
ANN_SA_11	11	0.993	12.190	-1.758	0.994	18.641	0.187	0.981	11.186	-2.661
ANN_SA_12	12	0.991	14.220	1.817	0.991	20.693	-0.647	0.976	13.840	-1.333
ANN_SA_13	13	0.985	17.856	-1.012	0.986	23.959	-5.588	0.968	16.935	-4.308
ANN_SA_14	14	0.991	13.421	-1.244	0.992	20.386	-2.024	0.979	13.199	-4.874
ANN_SA_15	15	0.973	22.819	-3.248	0.973	32.108	-9.382	0.940	22.086	-8.093



(a) 훈련과정의 관측값과 모의값 (b) 첫 번째 검증과정의 관측값과 모의값 (c) 두 번째 검증과정의 관측값과 모의값

그림 5. 선암지점의 실측유출량과 ANN\_SA\_9 모형의 예측유출량 도시

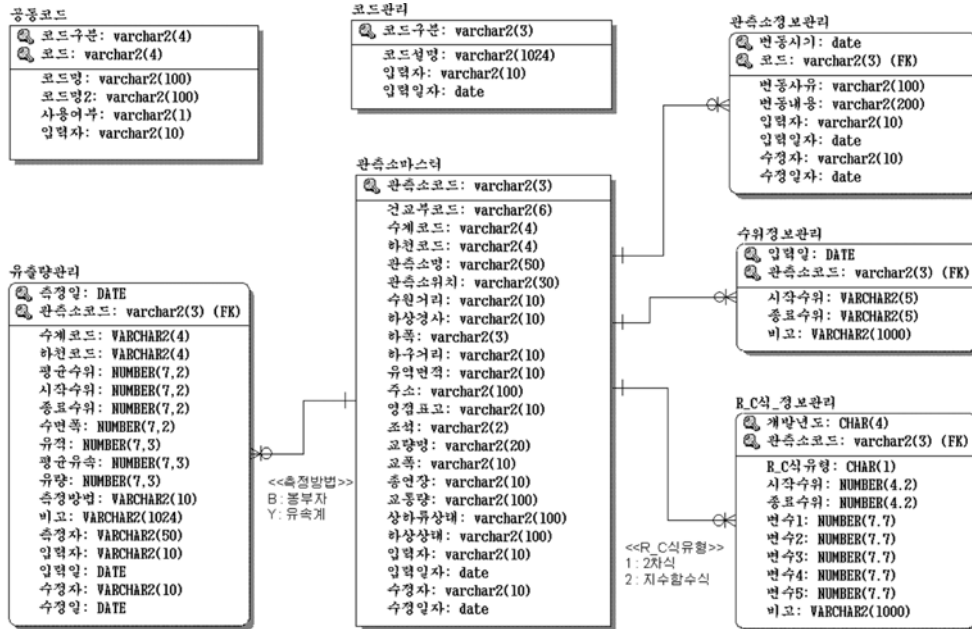
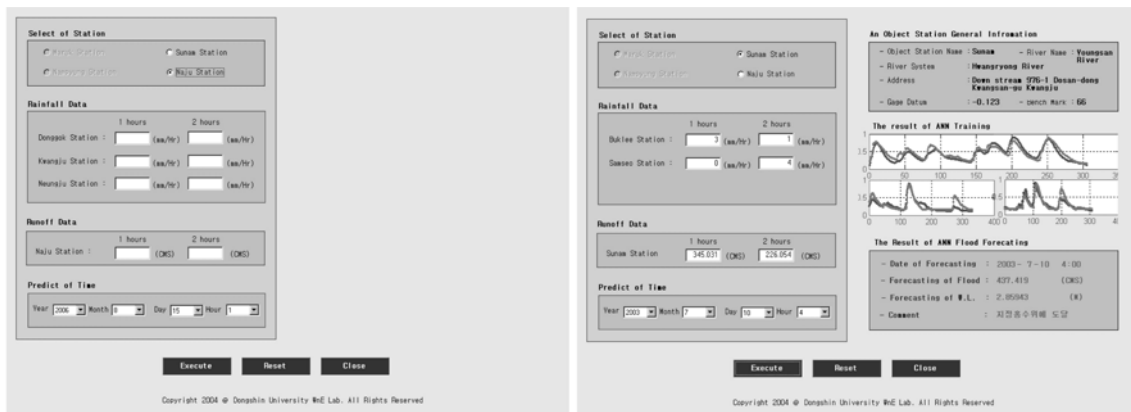


그림 6. GUI\_FF5의 객체관계도



(a) 나주지점 수문정보 입력시스템 (b) 선암지점 수문정보 입력 및 출력시스템

그림 7. GUI\_FF5의 수문정보 입출력시스템

Personal Oracle 8.1.6을 사용하였으며, 데이터의 확장성 및 무결성 조건을 만족하기 위하여 구성된 객체관계도(Entity Relationship Diagram ERD)는 그림 6과 같다. 본 연구에서 구성된 객체관계도는 1개의 마스터 테이블과 4개의 Child 테이블, 그리고 각종 코드성 정보를 관리하기 위하여 2개의 Code 테이블로 구성하였다.

### 6.1.2. GUI\_FF5의 구성

본 연구에서 개발한 GUI\_FF5는 수문정보 입력 단위시스

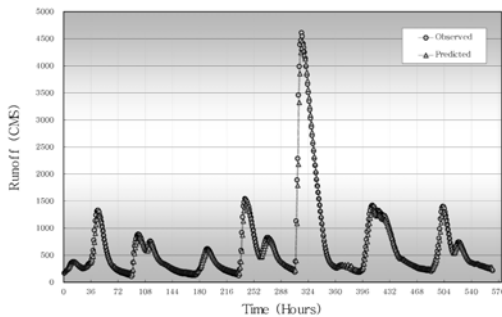
템과 유출량 예측 단위시스템으로 구성하였다. 수문정보 입력 단위시스템은 수위관측소 선택·강우자료 입력·선행 유출량 입력·예측시간 선택 모듈로 구성하였으며, 유출량 예측 단위시스템은 수위관측소 기본정보·해당 지점에 대한 인공신경망 모형의 훈련 결과·해당 지점에 대한 예측결과 모듈로 구성하였다. 또한, 강우자료 입력·선행 유출량자료 입력모듈은 '5장 모의결과 및 고찰'에서 최종 선택된 각 지점별 모형에 따라 동적으로 나타나도록 하였으며 각 지점별 화면구성은 그림 7과 같다.

표 4. 각 지점별 입력자료

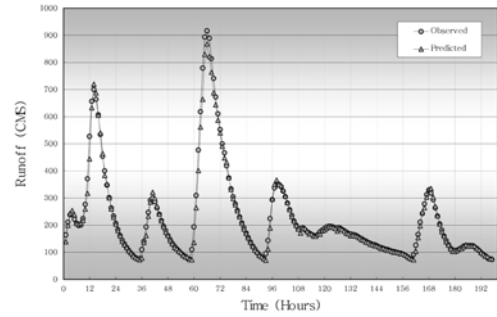
지점	기간
나주지점	2004년 6월 19일 16시~ 6월 23일 10시, 2004년 7월 3일 18시~7월 9일 16시,
	2004년 7월 14일 14시~7월 17일 14시, 2004년 8월 18일 13시~8월 26일 02시,
	2004년 9월 11일 11시~ 9월 14일 19시
선암지점	2004년 6월 20일 18시~ 6월 22일 05시, 2004년 7월 7일 12시~7월 8일 11시,
	2004년 8월 18일 15시~ 8월 20일 00시, 2004년 8월 22일 8시~8월 25일 03시,
	2004년 9월 11일 18시~ 9월 13일 06시

표 5. GUI\_FFS의 적용결과

구분	R <sup>2</sup>	RMSE	PEP	구분	R <sup>2</sup>	RMSE	PEP
나주지점	0.983	101.098	-3.297	선암지점	0.991	18.842	-5.230



(a) 나주지점



(b) 선암지점

그림 8. GUI\_FFS의 적용결과 결과도시

### 6.1.2 GUI\_FFS의 적용 및 결과

본 연구에서 개발한 GUI\_FFS에 대한 현장 적용 가능성을 검토하기 위하여 기 확보된 2004년도 강우 및 유출량 자료를 이용하여 유출량 예측을 수행하였으며 대상 자료는 표 4와 같다.

본 연구에서 개발한 GUI\_FFS에 대하여 2004년도 강우 및 유출량 자료를 적용하여 유출량 예측을 수행한 결과(표 5 및 그림 8), 나주지점 및 선암지점에서의 R<sup>2</sup>값은 각각 0.983, 0.991로 우수한 결과값을 보였으나, 침투유출량에 대한 예측 정확도를 나타내는 PEP 값은 각각 -3.297, -5.230으로 다소 낮게 나타났다. 이는 훈련과정에서의 나주지점 및 선암지점의 침투유출량이 4,127(m<sup>3</sup>/sec), 617(m<sup>3</sup>/sec)이나 2004년도 침투유출량은 4,609(m<sup>3</sup>/sec), 916(m<sup>3</sup>/sec)에 따라 훈련과정에서의 2004년도 침투유출량에 대한 강우사상 및 유출량 패턴에 대한 적절한 훈련이 이루어지지 않은 것으로 판단된다. 따라서 GUI\_FFS의 신뢰성 확보를 위하여 각 수위관측소별 모형의 훈련자료에서 사용된 유출량자료보다 큰 유출량이 발생했을 때와 시간에 따른 자료의 축적이 이루어진 후 매년 기록 및 개발되는 수위-유량관계곡선식을 이용하여 1~2년 주기의 매개변수 갱신이 이루어져할 것으로 판단된다. 이러한 훈련자료의 빈약함에도 불구하고 전반적으로 본 연구에서 개발한 모형에 의한 R<sup>2</sup>값은 0.98이상임에 따라 예측력의 우수성은 입증되었다고 할 수 있다.

## 7. 결 론

본 연구에서는 영산강 유역의 본류를 대표하는 나주지점과

황룡강 유역을 대표하는 선암지점에 대하여 유역의 수문학적 구조를 나타내지 않는 인공신경망 이론을 이용하여 강우-유출 과정의 비선형 모형을 개발하였다.

또한, 인공신경망에 대한 이론적인 체계가 정립되어 있지 않는 수공기술자도 쉽게 접근하여 신속한 홍수유출량 예측과 예측 결과에 따른 현장 적용이 가능하도록 CS기반에서 인공신경망에 대한 원시코드를 GUI화하여 홍수예측시스템(Flood Forecasting System : FFS)을 개발하였으며 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 나주지점의 강우-유출 특성을 가장 잘 반영한 모형은 시행착오법에 의하여 모형을 구성하여 적용한 결과 ANN\_NJ\_9 모형이 나주지점의 강우-유출 특성을 가장 잘 반영하였다. 본 모형은 훈련 및 검증 I, 검증 II 과정에서의 R<sup>2</sup>값이 각각 0.997, 0.994, 0.990으로 가장 큰 값을 나타냈고, RMSE 값은 52.719, 79.274, 66.339, PEP값은 전 과정에서 0.121~4.272의 크기를 나타내는 음의 오차를 갖는 것으로 나타났다.
2. 선암지점의 강우-유출 특성을 가장 잘 반영한 모형은 시행착오법에 의하여 모형을 구성하여 적용한 결과 Model III의 ANN\_SA\_9 모형이 선암지점의 강우-유출 특성을 가장 잘 반영하였다. 본 모형은 훈련 및 검증1, 검증2 과정에서의 R<sup>2</sup>값이 각각 0.995, 0.996, 0.986으로 가장 큰 값을 나타냈고, RMSE 값은 9.666, 15.615, 8.774값을 가졌으며, PEP값은 전 과정에서 0.130~7.458의 오차를 갖는 것으로 나타났다.
3. 본 연구에서 개발한 GUI\_FFS에 대하여 기 확보된 2004년 강우 및 유출량 자료에 대하여 모의한 결과 나주지점

및 선암지점에서의 R<sup>2</sup>값은 각각 0.983, 0.991로 나타났으며, PEP 값은 각각 -3.297, -5.230으로 우수한 결과를 보였다. 따라서, 본 연구에서 개발한 GUI\_FFS에 의한 R<sup>2</sup>값은 0.90이상임에 따라 모형의 예측력이 우수하다 하겠다.

4. 본 연구에서 개발한 GUI\_FFS의 신뢰성 확보를 위하여 각 수위관측소별 모형의 훈련자료에서 사용된 유출량자료보다 큰 유출량이 발생했을 때와 시간에 따른 자료의 축적이 이루어진 후 매년 기록 및 개발되는 수위-유량관계 곡선식을 이용하여 1~2년 주기의 매개변수 갱신이 이루어져야 할 것으로 판단된다.
5. 본 연구는 강우에 따른 유출량 예측에 대한 이론적 검증은 완료되었으나 실제 현장에서의 홍수유출량 예측에 적용되지 못한 인공신경망 이론에 대하여 실시간 홍수유출량 예측이 가능하도록 인공신경망에 대한 원시코드를 GUI화하여 적용한 결과 우수한 결과를 얻었으며, 향후 나주선암지점 뿐만 아닌 타 대상 지점에 대해서도 GUI\_FFS를 확장 개발하여 유용하게 사용할 수 있을 것으로 판단된다. 또한, 앞으로의 심화 연구를 통하여 3시간, 4시간 후의 정도가 높은 유출량에 관한 연구가 필요하며 이 연구의 결과에 따라 보다 더 정교한 홍수예경보 시스템을 구축할 수 있을 것으로 판단된다.

### 참고문헌

김주환(1993) 신경회로망을 이용한 하천 유출량의 수문학적 예측에 관한 연구, 박사학위논문, 인하대학교.  
 박성천, 하수정(2003) GANN에 의한 하천의 수질예측, **대한토목학회논문집**, 대한토목학회, 제23권 제6-B호, pp. 507-514.  
 영산강 홍수통제소(1998~2004), **한국수문조사연보**, 건설교통부

오창열, 박성천, 이한민, 표영평(2002) 신경망을 이용한 하천의 수질예측, **대한토목학회논문집**, 대한토목학회, 제22권 제3-B호, pp. 371-382.  
 윤강훈, 서봉철(2004c) 댐방류량을 이용한 한강 유역 신경망 유출 예측모형에 관한 연구, **대한토목학회논문집**, 대한토목학회, 제24권 제1-B호, pp. 47-53.  
 윤강훈, 서봉철, 신현석(2004a) 신경망을 이용한 낙동강 유역 홍수기 댐유입량 예측, **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제37권 제1호, pp. 67-75.  
 윤강훈, 서봉철, 신현석(2004b) 신경망을 이용한 낙동강 유역 하도유출 예측 및 홍수예경보 이용, **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제37권 제2호, pp. 145-154.  
 이관수, 박성천, 이한민, 진영훈(2000) 인공신경망 이론의 B.P. 알고리즘을 적용한 영산강의 유출량 예측에 관한 연구, **대한토목학회논문집**, 대한토목학회, 제20권 제5B호, pp. 679-688.  
 이정규, 박성천(2003) 다층신경망을 이용한 침투유량 예측에 관한 비교 연구, **대한토목학회논문집**, 대한토목학회, 제23권 제2B호, pp. 105-114.  
 전계원(2004), **홍수유출과 수질예측을 위한 Web기반 시스템의 활용**, 박사학위논문, 충북대학교.  
 Hsu, K.-L., Gupta, H.V., and Sorooshian, S. (1995) Artificial neural network modeling of the rainfall-runoff process, *Water Resources Research*, Vol. 31, No. 10, pp. 2517-2530.  
 Maier, H.R. and Dandy G.C. (2000) Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications, *Environmental Modelling and Software*, Vol. 15, pp. 101-124.  
 Sajikumar, N. and Thandaveswara, B.S. (1999) A non-linear rainfall-runoff model using an artificial neural network, *Journal of Hydrology*, Vol. 216, pp. 32-55.  
 World Meteorological Organistaion (1975) *Inter-comparison of conceptual models used in operational hydrological forecasting*, World Meteorological Organisation, Technical report No 429, Geneva, Switzerland.  
 (접수일:2005.5.6/심사일:2005.8.25/심사완료일:2006.1.19)