Takagi-Sugeno 추론기법과 신경망을 연계한 뉴로-퍼지 홍수예측 모형의 구축 및 적용 (II) : 실제 유역에 대한 적용 및 검증

Establishment and Application of Neuro-Fuzzy Flood Forecasting Model by Linking Takagi-Sugeno Inference with Neural Network (II) : Application and Verification

최 승 용* / 한 건 연**

Choi, Seung Yong / Han, Kun Yeun

Abstract

Based on optimal input data combination selected in the earlier study, Neuro-Fuzzy flood forecasting model linked Takagi-Sugeno fuzzy inference theory with neural network in Wangsukcheon and Gabcheon is established. The established model was applied to Wangsukcheon and Gabcheon and water levels for lead time of 0.5 hr, 1 hr, 1.5 hr, 2.0 hr, 2.5 hr, 3.0 hr are forecasted. For the verification of the model, the comparisons between forecasting floods and observation data are presented. The forecasted results have shown good agreements with observed data. Additionally to evaluate quantitatively for applicability of the model, various statistical errors such as Root Mean Square Error are calculated. As a result of the flood forecasting can be simulated successfully without large errors in all statistical error. This study can greatly contribute to the construction of a high accuracy flood information system that secure lead time in medium and small streams.

Keywords : Flood forecasting, Neuro-Fuzzy flood forecasting model, Takagi-Sugeno fuzzy inference, Neural network

요 지

본 연구에서는 앞선 연구를 통해 선정된 최적 입력 자료 조합을 이용하여 한강수계의 왕숙천과 금강유역의 갑천에 대한 Takagi-Sugeno 퍼지기법과 신경망을 연계한 뉴로-퍼지 홍수예측 모형을 구축하였다. 구축된 뉴로-퍼지 홍수예측 모형을 한강수계의 왕숙천과 금강유역의 갑천에 적용하여 30분, 60분, 90분, 120분, 150분, 180분의 선행시간에 대해 각각 홍수예측을 수행하였다. 선행시간별 예측수위를 관측수위와 비교한 결과 안정되고 정확도 높은 홍수예측을 하는 것을 확인할 수 있었다. 추가적으로 정량적 평가를 위해 평균제곱근 오차(Root Mean Square Error)와 같은 통계지표를 산정하여 모형의 적용성을 검증하였다. 검증 결과 모든 통계지표에서 큰 오차 없이 성공적으로 홍수예측이 모의됨을 확인할 수 있었다. 본 연구결과는 향후 중소하천에서 충분한 선행시간을 확보한 정확도 높은 홍수정보시스템의 구축에 활용될 수 있을 것으로 판단된다.

핵심용어 : 홍수예측, 뉴로-퍼지 홍수예측 모형, Takagi-Sugeno 퍼지 추론, 신경망

* 국립방재연구소 책임연구원 (e-mail: ecofriend@korea.kr)

Senior Researcher, National Institute for Disaster Prevention, Seoul 121-719, Korea

** 교신저자, 경북대학교 공과대학 건축·토목공학부 교수 (e-mail: kshanj@knu.ac.kr)

Corresponding Author, Professor, School of Archi. & Civil Engineering, Kyungpook National Univ., Daegu 702-701, Korea

1. 서론

홍수예측의 일반적인 목적은 홍수재해로 인한 인명 및 재산의 손실을 제거하거나 감소시키는 데 있다. 따라서 이러한 목적을 달성하기 위해서는 홍수예측의 결과가 실제로 홍수로 인한 피해를 줄일 수 있도록 신뢰성 있는 홍수 예보 및 경보에 정확하게 전달되어야 하며 또한 충분한 선행시간의 확보가 필요하다. 그러나 일반적으로 긴 예보선행시간을 확보하고자 할 경우 예측의 정확도가 떨어지게 되므로 유역의 특성 및 예보 목적을 고려하여 적용 방법을 결정해야 한다.

우리나라 중소하천의 특성을 살펴보면 지형학적으로는 유역면적이 작고, 유로연장이 짧으며, 하상경사가 급하고, 수문기상학적 특성으로는 도달시간이 짧아 단시간 강우에 지배적인 특성을 가지며, 침투 홍수량의 변화가 심하고 유속과 소류력이 커서 침식작용이 활발하며, 유황의 변화가 심하여 건천화 된 하천이 많다는 것이다. 그 이외에도 제방축조, 하도정비 등 하천개수의 영향을 크게 받고 있으며, 도시화에 따라 복개, 매립 행위가 빈발하며, 개수율이 낮아 수해피해가 빈발하고 있는 특성을 가지고 있다.

또한 도시를 지나는 하천의 경우 규모면에서 대부분 중소하천에 속하는데 이러한 도시하천의 경우 최근 도시의 발달로 인해 하상공간에 대한 이용도를 높이는 방향으로 개발이 진행되어가는 추세이며, 하상도로 및 하상주차장의 이용은 이제 도시 내에서 이용 가능한 마지막 여유 공간으로 인식될 정도로 그 의존도가 높아져가고 있다. 그러나 하상공간의 활용도가 높아져 갈수록 도시 중소하천에서 홍수로 인한 대피 문제가 발생하게 되고 홍수로 인한 하상도로의 차단 혹은 하상 주차장에 주차된 차량의 이동이 늦어지는 경우 고스란히 피해를 보게 되는 등 그 부작용도 계속 증가하고 있다. 특히 도시를 지나는 중소하천의 경우 홍수로 인한 인적·물적 피해는 상당하다.

그럼에도 불구하고 기존의 홍수대책의 경우 대하천 위주로 진행되고 있으며 중소하천에 대한 홍수대책은 미진한 실정이다. 그러나 과거 1998년 서울 및 경기북부 홍수 시 한강 수계의 중랑천과 안양천이 범람위기를 맞은 것을 계기로 기존의 대하천 위주의 홍수예보에서 주요 중소하천에 대한 홍수예보의 필요성이 대두되고는 있으나 기존의 대하천에 적용하는 홍수예측 방법으로는 선행시간의 확보 등 여러 문제점으로 인해 한계가 있다.

이러한 이유로 본 연구에서는 간단한 입력자료만을 이용한 홍수예측 모형을 구축하고자 하였고 선행 연구를 통해 홍수예측 모형 구축을 위한 최적 입력 자료 조합을 선정하였다. 본 연구에서는 앞선 연구를 통해 선정된 최적

입력 자료 조합을 바탕으로 한강수계의 왕숙천과 금강수계의 갑천 유역에 대한 홍수예측 모형을 구축하고 적용성을 검토하고자 하였다.

2. 홍수예측에 대한 연구동향

홍수예측에 관한 문제는 과거부터 지금까지 수자원 분야에서 가장 중요한 관심사 중의 하나였다. 홍수예측을 위해 기존에 사용되고 있는 물리적, 경험적인 방법에 블랙박스모형인 인공지능 모형이 새롭게 대두되기 시작하면서 신경망이나 퍼지이론 등을 이용한 수문학 분야의 적용성이 활발히 논의되고 있다. 특히 강우-유출 과정, 하천수위 예측 및 홍수예경보 등과 같은 복잡한 비선형 과정들의 모형화에 대한 연구가 진행되고 있다.

홍수예측에 관한 연구가 시작된 것은 1980년대 후반이며 지금까지 꾸준히 연구되어오고 있다. 홍수예측에 관한 국외 연구로는 Syme and Paudyal (1994)은 방글라데시의 홍수관리를 위한 예측에 Mike-II와 GIS를 연계하여 해석하였으며, Estrela and Quintas (1994)는 스페인의 Jucar강의 홍수예측을 위해 GRASS 모형과 연계한 해석을 실시하였다. 또한 Mimikou and Baltas (1996)는 레이더와 지상 강우 자료를 HEC-1 모형에 사용하여 실시간 홍수예측을 수행하였다.

미국 휴스턴에서 NEXRAD에서 생성된 레이더 강우자료와 GIS기법을 이용한 분포형 자료를 기반으로 HEC-1 모형을 이용한 실시간 홍수예측을 수행하여 검증을 실시하였다 (Bedient et al., 2000) 최근에는 강우 자료를 분포형 모형에 적용하는 연구가 활발하게 수행 중이며 (Carpenter et al., 2001) 새로 개발되는 HRCDHM (Hydrologic Research Center Distributed Hydrologic Model) 모형은 격자 기반이 아닌 유역기반의 분포형 모형으로서 NEXRAD 강우를 이용한 유역 평균강우 산정, SAC-SMA에 의한 소유역 유출모의, 지형학적 단위수문곡선을 이용한 지표면 유출모의, 그리고 하도 추적으로 구성된다. 미국 국립기상청 (National Weather Service, NWS)의 경우 하천예측 모형인 SAC-SMA (Sacramento Soil Moisture Accounting) 모형을 적용하였으며, 결과적으로 지표면 유출, 중간 유출 및 기저 유출 순으로 강우 자료에 민감함을 밝혔다 (Edward, 2007).

중소하천에서의 홍수예측에 관한 국내 연구로는 김성원 (2005)이 위천 유역에 대해 엘만이산소환신경망모형을 이용하여 홍수위를 예측한바 있으며 신현석 등 (2007)은 부산 온천천 유역을 대상으로 SWMM과 HEC-RAS를 이용하여 지속시간별 한계유출량과 홍수발생 강우량을 선정하고 이를 통하여 해안도시지역에서의 홍수예보체계

구축방안을 검토한 바 있다. 성지연과 허준행 (2009)은 다중선형 회귀 모형의 다중공선성 문제를 해결하기 위해 독립변수를 조정하고 매개변수를 재산정한 통계적 모형을 이용하여 수위를 예측하였다. 정동국과 이범희 (2009)은 대전광역시외의 도심하천 구간에서 현재까지의 강우, 수위 및 상류지역의 수위를 기반으로 수위를 예측할 수 있는 회귀모형을 구성하여 2시간 후의 수위를 예측하였으며, 이범희 (2010)는 회귀분석에 의한 도시홍수 예보시스템을 개발하여 수위를 예측하였다.

지금까지의 홍수예측에 관한 연구는 일반적으로 확정론적인 모형이 강우-유출 관계에 사용되어 왔으나, 홍수예측을 위해서는 예측 강우를 이용해야 하는데 이럴 경우 홍수예측에 관한 신뢰성은 예측된 강우에 의해 많은 영향을 받게 되고 또 정확한 예측 강우를 얻기란 쉽지 않다는 문제점이 있다. 이러한 이유로 현재까지의 관측된 강우와 수위 등의 자료만을 이용한 추계학적인 모형 및 신경망 모형이 자주 사용되기도 하며, 이들의 예측성능이 확정론적 모형의 결과와 비교되기도 하였다.

3. 모형의 구축 및 실제유역에 대한 적용

3.1 왕숙천 유역에 대한 적용

3.1.1 대상유역

왕숙천 유역은 행정구역으로는 경기도의 구리시와 남양주시 및 포천시 일부에 걸쳐 있다. 유역 내 수위관측소는 부평, 연평, 내곡, 퇴계원, 갈매 수위관측소가 있으며, 이 중 왕숙천 유역의 홍수예정보 지점은 퇴계원 수위관측소 지점으로 1984년부터 관측을 개시하였다.

유역 전체에 대한 평균 표고는 약 189.2m이며, 평균 경사는 10.11% 정도이다. 왕숙천 유역은 경기도 포천시 내촌면의 수원산 (705.0 EL.m)에서 발원하여 남쪽으로 유하하다가 용암천과 우안에서 합류한 후 한강의 본류로 유입된다. 유역면적은 270.79 km², 본류의 유로연장은 37.24 km이다 (건설교통부, 2005). Fig. 1은 대상 유역의 TIN과 유역도를 나타내고 있다.

3.1.2 뉴로-퍼지 모형구축

뉴로-퍼지를 이용하여 홍수예측을 위한 지점으로 왕숙천 하류 지점인 퇴계원 지점을 선정하였고 모형을 구축하기 위한 입력 자료로는 16개의 호우사상을 선정하여 각 호우사상의 대상 유역에 대한 강우관측소의 강우자료와 퇴계원 수위관측소의 수위를 사용하였다. 강우자료는 대상 유역의 강우관측소로부터 얻어진 각각의 강우량으로부터 유역의 평균 강우량을 산정하여 사용하였다. 이것은 왕숙천 유역은 총 유역면적 270.79 km²로 소규모 유역에 속하므로 각 관측소의 강우량을 각각 서로 다른 입력변수로 고려할 만큼 지체시간이 길지 않다고 판단되었고, 따라서 강우자료는 유역 전체를 대표하는 하나의 강우량 값을 산정하여 사용하였다. 유역의 평균 강우량은 각 강우관측소에서 측정된 값을 티센법을 이용하여 면적가중치를 주어 유역전체의 평균값으로 사용하였다.

Table 1은 모의를 위해 선정된 16개의 각 호우사상의 강우시작 및 종료 시각, 총 강우량, 호우원인 등의 특성을 나타내고 있으며 향후 모의에 대한 분석 등의 설명에 대한 이해를 돕고 표기를 간단하게 하기 위해 표에서 보는 바와 같이 각 호우사상에 대한 이름을 부여하였다.

뉴로-퍼지 모형의 적용성을 검토하기 위해서는 training,

Fig. 1. Study Area

Table 1. Character of Events

Naming	Start Time	End Time	Total Rainfall (mm)	Duration (hr)	Cause
W-1	03/05/07 05:00	03/05/07 24:00	95	19	Low pressure
W-2	03/07/21 00:00	03/07/22 04:00	222	28	Seasonal rain front
W-3	03/08/06 12:00	03/08/07 09:00	106	21	Typhoon
W-4	03/08/19 18:00	03/08/20 14:00	123	20	Low pressure
W-5	03/08/23 05:00	03/08/26 08:00	246	51	Low pressure
W-6	03/08/27 13:00	03/08/28 08:00	84	19	Low pressure
W-7	03/09/18 05:00	03/09/19 01:00	170	20	Low pressure
W-8	04/06/19 07:00	04/06/20 20:00	101	37	Low pressure
W-9	04/07/11 21:00	04/07/13 08:00	174	35	Seasonal rain front
W-10	04/08/17 18:00	04/08/20 13:00	96	43	Typhoon
W-11	05/06/26 23:00	05/06/27 19:00	140	20	Low pressure
W-12	05/07/01 01:00	05/07/01 11:00	109	10	Seasonal rain front
W-13	05/07/28 02:00	05/07/28 20:00	105	18	Low pressure
W-14	05/08/02 22:00	05/08/03 06:00	86	8	Low pressure
W-15	05/08/10 15:00	05/08/11 16:00	159	25	Low pressure
W-16	05/09/13 06:00	05/09/14 04:00	95	19	Low pressure

checking, testing 세 단계를 거치게 되는데, 이 중 training 과 checking 과정을 통해 소속 함수의 매개변수를 결정하게 된다. 이 때 훈련과 확인 과정에 사용하는 호우사상에 따라 소속 함수의 매개변수 값이 달라지게 되며 뉴로-퍼지 모형의 결과 또한 차이가 나게 된다. 따라서 본 연구에서는 선정된 16개의 호우사상을 이용해 training과 checking을 위한 다양한 조합을 구성하여 각 조합에 따른 결과를 비교하여 training과 checking을 위한 호우사상 1개씩을 선정하는 방법을 이용하였다. 그러나 본 대상 유역에서 모의를 위해 선정된 호우사상이 16개이므로 training과 checking을 위한 호우사상의 조합은 총 240개 (16×15)이므로 모든 조합에 대해 검토하는 것은 상당한 시간이 소요될 수 있다. 따라서 본 연구에서는 다음과 같은 기준으로 훈련과 확인 호우사상을 선정하여 검토하였다. 우선, 호우사상 중 자료의 개수가 많으면서 강우량과 수위의 변화 폭이 큰 것을 training과 checking 호우사상으로 선정하였고 모의결과 훈련 오차와 확인 오차가 0.02 이하가 되는 것을 최종 호우사상으로 선정하였다.

이러한 과정을 통해 호우사상 1을 training 자료로 호우사상 11을 checking 자료로 선정하였다. 이때 입력 자료의 조합을 선정하기 위해 앞선 연구와 같은 방법으로 최적 입력자료 조합에 대한 검토를 실시하였다. 그 결과 $R(t)$, $R(t-1)$, $H(t)$, $H(t-1)$, $H(t-2)$ 를 사용한 R01_H012

Fig. 2. Neuro-Fuzzy Model

의 자료 조합이 최적 입력자료 조합으로 타당함을 확인하였다. 따라서 뉴로-퍼지 모형 구축을 위한 입력자료의 조합은 R01_H012로 구성하였다.

모의 시간의 단축 및 최적의 입력 공간 분할을 위해서 subtractive clustering 기법을 추가적으로 적용하여 Fig. 2와 같이 각 입력 변수당 2개의 소속 함수와 2개의 규칙을 이용한 뉴로-퍼지 모형을 구축하였다. 또한 입력 자료(수위와 강우의 조합)와 출력 자료(수위)의 비선형성을 고려하여 소속 함수의 형태로는 가우스 함수를 사용하였으며 홍수예측의 선행시간은 30, 60, 90, 120, 150, 180분의 6가지 경우로 하여 각 선행시간별 소속 함수의 매개변수를 결정하였다.

3.1.3 홍수예측 결과

구축된 뉴로-퍼지 모델을 이용하여 16개의 호우사상에 대하여 홍수위를 예측한 결과 중 호우사상 9와 10의 선행 시간별 수위예측 결과를 Fig. 3과 Fig. 4에 나타내었다.

Fig. 3에서 보는 바와 같이 뉴로-퍼지를 이용한 예측 수위와 관측 수위가 60분 선행 시간까지는 전체적인 수위 변화 양상이나 첨두 수위 측면에서 거의 일치하고 있음을 알 수 있고 나머지 선행시간에 대한 뉴로-퍼지를 이용한 예측 수위도 수위 상승부에서 관측 수위에 비해 약간의 시간이 지연되기는 하나 대체적으로 관측 수위와 일치하

고 있음을 확인할 수 있다. 또한 관측 수위와 예측 수위의 첨두값에 있어서도 선행시간이 긴 경우에도 비교적 잘 일치하고 있음을 확인할 수 있다.

호우사상 10의 예측 결과를 도시한 Fig. 4의 경우에도 선행시간 60분까지는 수위상승부에서 다소 시간 지연이 있기는 하나 예측 수위와 관측 수위가 거의 일치하고 있음을 육안으로 확인할 수 있고 나머지 선행시간에 대한 예측 수위도 두 번째 수위 상승부에서 예측 수위가 약간의 진동 현상을 보이고 있지만 대체적으로 관측 수위와 잘 일치하고 있음을 확인할 수 있다. 첨두 수위의 경우에는 30분 선행시간일 때 예측 값과 실측값이 가장 잘 일치

Fig. 3. Forecasting Results of W-9 Event

Fig. 4. Forecasting Results of W-10 Event

하고는 있으나 선행시간이 길어지는 것에 반해 예측 수위와 관측 수위의 침투 값이 크게 차이 나지 않는 것으로 모의되었다. 이러한 결과를 통해 뉴로-퍼지를 이용한 홍수 예측 결과가 상당히 우수함을 확인할 수 있었다.

왕숙천 유역에 대한 뉴로-퍼지 모형의 홍수예측에 대한 정량적인 평가를 위하여 선행연구에서 사용한 통계 지표를 산정하여 Tables 2~4에 나타내었다. Table 2에서 보는 바와 같이 평균제곱근오차는 30분 선행시간의 경우 0.007~0.069m로 상당히 작게 나타나고 있음을 알 수 있고 180분 선행시간의 경우에는 최소 0.041m에서 최대 0.215m로 다소 크게 나타나고 있으나 선행시간의 길이를

감안한다면 만족할만한 결과로 판단된다. 평균제곱근오차의 전 사상에 대한 평균은 30분 선행시간의 경우에는 0.018m, 90분 선행시간의 경우에는 0.063m, 180분 선행시간의 경우에도 만족할만한 수준인 0.101m로 작게 나타남을 확인할 수 있었다.

Nash-Sutcliffe 효율계수의 경우 60분 선행시간까지는 2005년 6월 30일에서 2005년 7월 2일 사이에 발생한 호우사상을 제외한 모든 검증사상에 대해 0.9 이상의 높은 값을 나타내고 있음을 확인할 수 있었고 90분 선행시간의 경우에도 4개의 홍수 사상을 제외한 나머지 사상에 대해서 0.9 이상의 높은 효율계수 값을 보이고 있음을 알 수

Table 2. Statistics of Forecasting Results (1)

	RMSE						NSEC					
	30	60	90	120	150	180	30	60	90	120	150	180
W-1	0.007	0.014	0.028	0.032	0.036	0.042	0.998	0.994	0.973	0.965	0.955	0.939
W-2	0.017	0.029	0.057	0.073	0.093	0.115	0.998	0.993	0.974	0.956	0.929	0.892
W-3	0.009	0.036	0.098	0.123	0.142	0.165	0.998	0.971	0.777	0.651	0.527	0.358
W-4	0.021	0.053	0.115	0.163	0.186	0.215	0.995	0.967	0.842	0.680	0.576	0.428
W-5	0.021	0.044	0.091	0.115	0.140	0.163	0.996	0.983	0.928	0.885	0.829	0.766
W-6	0.007	0.014	0.021	0.027	0.034	0.041	0.997	0.988	0.973	0.956	0.927	0.894
W-7	0.011	0.027	0.074	0.099	0.127	0.154	0.999	0.995	0.958	0.923	0.872	0.807
W-8	0.006	0.012	0.024	0.028	0.036	0.044	0.998	0.992	0.969	0.956	0.929	0.890
W-9	0.016	0.030	0.057	0.067	0.076	0.087	0.995	0.982	0.938	0.915	0.888	0.855
W-10	0.011	0.018	0.019	0.022	0.022	0.024	0.990	0.972	0.971	0.961	0.957	0.951
W-11	0.012	0.025	0.035	0.037	0.046	0.066	0.997	0.988	0.976	0.973	0.958	0.910
W-12	0.069	0.113	0.152	0.158	0.162	0.156	0.924	0.791	0.617	0.578	0.551	0.578
W-13	0.023	0.046	0.067	0.073	0.074	0.076	0.992	0.968	0.933	0.920	0.916	0.911
W-14	0.023	0.042	0.055	0.064	0.073	0.076	0.975	0.913	0.851	0.801	0.740	0.711
W-15	0.026	0.054	0.090	0.106	0.128	0.146	0.994	0.974	0.925	0.895	0.848	0.799
W-16	0.011	0.018	0.032	0.038	0.041	0.051	0.995	0.986	0.957	0.939	0.926	0.888
Average	0.018	0.036	0.063	0.077	0.088	0.101	0.990	0.966	0.910	0.872	0.833	0.786

Table 3. Statistics of Forecasting Results (2)

	CC						RPE					
	30	60	90	120	150	180	30	60	90	120	150	180
W-1	0.999	0.997	0.987	0.982	0.977	0.969	6.630	12.25	15.07	22.81	21.96	27.33
W-2	0.999	0.997	0.988	0.980	0.966	0.948	2.375	5.893	11.16	19.87	19.45	21.87
W-3	0.999	0.986	0.895	0.842	0.784	0.712	2.108	8.675	13.97	22.10	15.89	18.03
W-4	0.997	0.985	0.929	0.853	0.816	0.756	1.518	9.196	13.17	18.18	30.10	37.35
W-5	0.998	0.992	0.968	0.946	0.920	0.891	1.690	5.915	20.80	20.19	24.02	26.35
W-6	0.999	0.995	0.989	0.981	0.969	0.955	2.564	7.179	10.00	10.25	21.17	23.33
W-7	1.000	0.998	0.982	0.965	0.942	0.914	1.979	3.333	10.62	9.781	14.68	18.01
W-8	0.999	0.998	0.985	0.979	0.966	0.948	3.292	9.292	8.292	8.042	12.37	16.08
W-9	0.998	0.991	0.970	0.960	0.948	0.934	1.255	2.520	5.196	2.441	2.039	1.912
W-10	0.995	0.987	0.985	0.980	0.978	0.975	6.526	9.737	8.105	7.526	9.105	8.842
W-11	0.999	0.996	0.989	0.988	0.982	0.958	4.553	8.816	7.263	4.368	4.842	5.737
W-12	0.964	0.900	0.830	0.807	0.800	0.818	14.64	27.04	27.89	29.38	37.08	47.93
W-13	0.996	0.984	0.967	0.961	0.959	0.956	1.408	5.775	24.36	21.00	22.45	24.83
W-14	0.988	0.955	0.927	0.901	0.872	0.861	3.448	6.207	15.13	13.60	11.63	12.65
W-15	0.997	0.987	0.964	0.949	0.926	0.903	2.126	6.063	2.087	0.795	2.039	3.685
W-16	0.998	0.994	0.979	0.970	0.964	0.946	8.615	18.65	19.30	16.15	19.30	21.61
Average	0.995	0.984	0.958	0.940	0.923	0.903	4.045	9.159	13.27	14.15	16.75	19.72

Table 4. Statistics of Forecasting Results (3)

	MAD						RAD					
	30	60	90	120	150	180	30	60	90	120	150	180
W-1	0.005	0.009	0.013	0.015	0.017	0.021	-0.047	-0.081	-0.126	-0.143	-0.164	-0.200
W-2	0.010	0.018	0.032	0.040	0.049	0.060	0.064	0.113	0.200	0.248	0.304	0.367
W-3	0.006	0.016	0.035	0.043	0.053	0.062	0.084	0.207	0.448	0.550	0.656	0.767
W-4	0.011	0.024	0.043	0.059	0.070	0.082	0.080	0.179	0.317	0.426	0.499	0.581
W-5	0.012	0.024	0.045	0.056	0.070	0.083	0.035	0.070	0.129	0.160	0.199	0.237
W-6	0.005	0.010	0.013	0.015	0.020	0.024	0.049	0.090	0.120	0.143	0.185	0.223
W-7	0.008	0.019	0.046	0.058	0.074	0.087	0.036	0.083	0.200	0.248	0.308	0.358
W-8	0.004	0.008	0.012	0.014	0.018	0.022	-0.056	-0.106	-0.161	-0.194	-0.245	-0.313
W-9	0.010	0.017	0.029	0.034	0.041	0.047	0.031	0.052	0.087	0.104	0.123	0.142
W-10	0.006	0.011	0.011	0.013	0.014	0.015	-0.119	-0.213	-0.224	-0.268	-0.283	-0.308
W-11	0.008	0.016	0.021	0.024	0.029	0.039	-0.129	-0.260	-0.360	-0.423	-0.536	-0.743
W-12	0.026	0.043	0.060	0.064	0.068	0.069	0.175	0.286	0.401	0.421	0.441	0.445
W-13	0.009	0.019	0.026	0.029	0.032	0.034	0.141	0.293	0.389	0.419	0.453	0.475
W-14	0.010	0.017	0.023	0.026	0.032	0.036	0.070	0.117	0.157	0.174	0.214	0.239
W-15	0.014	0.027	0.045	0.053	0.064	0.075	0.046	0.085	0.144	0.168	0.204	0.236
W-16	0.006	0.010	0.014	0.017	0.019	0.023	-0.067	-0.121	-0.165	-0.202	-0.230	-0.279
Average	0.009	0.018	0.029	0.035	0.042	0.049	0.025	0.050	0.097	0.114	0.133	0.139

있다. 180분 선행시간의 효율계수의 경우 일부 사상에서 0.9 이상의 높은 값을 나타내고 있었고 2003년 8월 6일에서 8월 8일 사이에 발생한 호우사상의 경우 0.358로 다소 낮은 효율계수를 보이고 있으나 대체적으로 만족할만한 효율계수 값을 보이고 있는 것으로 판단된다. 효율계수의 평균도 각 선행시간별로 만족할만한 수준인 것으로 판단된다.

Table 3에서 보는 바와 같이 상관계수의 경우 30분 선행시간의 경우 3개의 호우사상을 제외한 모든 사상에 대해 0.99이상의 아주 높은 상관성을 보였고 90분 선행시간 까지도 대부분 0.9이상의 높은 상관계수를 보였다. 180분 선행시간의 경우에는 2003년 8월 6일 시작된 호우사상과 2003년 8월 19일에 시작된 호우사상의 상관계수가 각 0.712와 0.756으로 다소 낮은 상관계수를 나타냈으나 그 외 다른 사상들에 대한 관측 수위와 예측수위의 상관계수 값은 0.8 이상의 높은 상관계수를 보였고 일부 홍수사상의 경우에는 0.90 이상의 높은 상관계수를 나타냈다. 상관계수 평균을 보면 30분 선행시간의 경우 상관계수 평균이 0.995로 관측 수위와 예측 수위 간에 높은 상관성을 나타내었고 150분 선행시간까지도 0.923 이상의 높은 상관계수를 보였다. 180분 선행시간의 경우에도 상관계수 평균

이 0.903으로 상당히 높게 나타나고 있음을 확인할 수 있었다. 상대첨두오차에 대한 결과를 보면 다소 크게 나타나고 있는 것을 알 수 있는데 이러한 이유는 관측 수위와 예측 수위의 첨두 값의 절대 차이가 작다 할지라도 상대적으로 관측 첨두 수위의 크기가 작으면 상대첨두오차는 크게 산정되는데 기인한 것으로 판단된다. 상대첨두오차에 대한 평균은 30분 선행시간의 경우에는 4.045%, 60분 선행시간의 경우에는 9.160%로였다. 180분 선행시간의 경우에는 상대첨두오차의 평균이 19.725%로 다소 크게 나타났으나 위에 언급한 이유를 감안한다면 만족할만한 수준인 것으로 판단된다.

Table 4를 통해 알 수 있듯이 선행시간 30분의 평균절대편차의 경우 최소 0.004m에서 최대 0.026m로 뉴로-퍼지 모형이 매우 정확한 예측을 하고 있음을 알 수 있다. 90분 선행시간까지는 하나의 사상을 제외한 모든 사상에서 평균절대 편차가 0.05m 이하로 오차가 상당히 작게 나타나고 있음을 알 수 있었고 180분 선행시간의 경우에도 모든 사상에서 0.10m 이하의 평균절대편차를 나타내고 있었다. 전 사상에 대한 평균절대편차의 평균을 보면 30분 선행시간의 경우에는 0.009m로 아주 작은 값을 나타내었고 선행시간이 길어질수록 평균절대편차의 평균값

이 증가하고는 있으나 180분 선행시간의 경우에도 0.05 m 이하의 평균값을 나타내고 있음을 확인할 수 있다.

RAD의 경우 일부 호우사상에 대해 음의 값을 나타내는데 그 이유는 RAD의 경우 평균절대편차를 관측 값의 평균으로 나눠 산정하는데 이때 관측 값인 수위의 평균값이 음의 값을 가지기 때문이다. 음의 값을 가지더라도 절대 값이 작을수록 모형의 정확도가 우수하다고 볼 수 있으므로 30분 선행시간의 경우 일부 사상을 제외하고는 0.10 이하의 값을 나타내었고 90분 선행시간의 경우에도 대부분의 사상에서 0.50 이하의 값을 나타내고 있음을 확인할 수 있었다. 이와 같은 각 선행시간별 통계지표를 통하여 뉴로-퍼지를 이용한 홍수예측 결과를 종합적으로 분석해 볼 때 중랑천 유역에 대한 결과와 마찬가지로 30분 선행시간의 뉴로-퍼지를 이용한 홍수예측 결과는 매우 우수한 정확도를 보이고 있는 것으로 판단되며 선행시간이 길어질수록 예측의 정확도가 다소 감소하기는 하나 180분 선행시간까지도 비교적 정확한 예측을 하고 있는 것으로 판단된다.

3.2 갑천 유역에 대한 적용

3.2.1 대상유역

갑천유역은 우리나라 중서부를 차지하고 있는 금강유역의 중앙부에 위치하고 있으며, 북쪽으로는 대청댐 하류의 금강본류 유역과 접해 있으며 동쪽 및 남쪽 일부도 역시 금강 본류인 대청댐 상류유역과 접해 있고 유역의 서쪽 및 남쪽 일부는 금강의 지류인 논산천 유역과 경계를 이루고 있다. 갑천유역의 유역면적은 648.87 km²이고, 유로연장 73.7km로서 유역내의 행정 구역으로는 대전광역시

시의 5개 구와 충남의 2개 시에 걸쳐 있고 홍수예보지점은 1917년에 관측을 개시한 회덕 수위관측소와 1985년에 관측을 시작한 유성수위관측소를 포함하여 대전시에 인동수위관측소, 유성천에 신대/복수 수위관측소, 갑천에 방동/용천/가수원 수위관측소 등 총 8개의 수위관측소가 있다. 갑천은 유역의 최남단 지점인 충청남도과 전라북도의 도 경계에 있는 대둔산(EL. 877.7 m)에서 발원하여 북서쪽으로 유하하다가 두계천, 금곡천, 매노천과 차례로 합류한다. 이후 대전광역시 부근에서부터는 북향으로 유향을 바꾸어 대전광역시를 관통하여 흐르며, 유성천과 합류하고, 갑천의 제1지류인 유등천과 합류한 후 대전광역시의 경계를 벗어나면서 금강으로 유입된다. Fig. 5는 대상 유역의 TIN과 유역도를 나타내고 있다.

3.2.2 뉴로-퍼지 모형구축

갑천 유역에 대한 뉴로-퍼지를 이용하여 홍수예측을 위한 지점으로 갑천 하류 지점인 회덕 지점을 선정하였고 모형을 구축하기 위한 입력 자료로는 무강우 시간이 6시간 이상인 것을 단일 호우사상으로 2001년에서 2005년 사이의 11개 호우사상을 선정하여 선정된 기간의 호우사상의 대상 유역에 대한 강우관측소의 강우자료와 회덕 수위관측소의 수위를 사용하였다. 강우자료는 왕숙천 유역에 대한 적용에서와 같은 방법으로 대상 유역의 강우관측소로부터 얻어진 각각의 강우량으로부터 유역의 평균 강우량을 산정하여 사용하였다. 유역의 평균 강우량은 각 강우관측소에서 측정된 값을 티센(thiessen)법을 이용하여 면적가중치를 주어 유역전체의 평균값으로 사용하였다.

Table 5는 모의를 위해 선정된 11개의 각 호우사상의 강우시작 및 종료 시각, 총 강우량, 호우원인 등의 특성을

Fig. 5. Study Area

Table 5. Character of Events

Naming	Start Time	End Time	Total Rainfall (mm)	Duration (hr)	Cause
G-1	01/06/18 19:00	01/06/19 12:00	152	17	Low pressure
G-2	02/05/06 19:00	02/05/07 19:00	82	24	Low pressure
G-3	02/08/06 10:00	02/08/07 20:00	203	34	Seasonal rain front
G-4	02/08/31 03:00	02/09/01 12:00	80	33	Typhoon
G-5	03/07/09 01:00	03/07/10 13:00	173	36	Seasonal rain front
G-6	03/07/22 04:00	03/07/23 04:00	127	24	Seasonal rain front
G-7	04/06/19 03:00	04/06/21 07:00	234	52	Low pressure
G-8	04/07/14 23:00	04/07/16 14:00	183	39	Seasonal rain front
G-9	04/08/18 10:00	04/08/19 14:00	112	28	Typhoon
G-10	05/08/02 16:00	05/08/03 14:00	80	22	Low pressure
G-11	05/08/19 18:00	05/08/20 12:00	105	18	Low pressure

나타내고 있으며 왕숙천과 마찬가지로 향후 모의에 대한 분석 등의 설명에 대한 이해를 돕고 표기를 간단하게 하기 위해 표에서 보는 바와 같이 각 호우사상에 대한 이름을 부여하였다.

갑천 유역에 대한 training 호우 사상과 checking 호우 사상을 선정하기 위하여 이전 유역에 대한 적용에서와 같은 방법으로 이미 선정된 11개의 호우사상을 이용해 training과 checking을 위한 다양한 조합을 구성하여 각 조합에 따른 결과를 비교하여 training과 checking을 위한 호우 사상 1개씩을 선정하였다. 이러한 과정을 통해 호우 사상 1을 training 자료로 호우 사상 11을 checking 자료로 선정하였다.

이때 입력 자료의 조합은 선행연구의 검토 결과 최적 입력 자료 조합으로 선정된 R01_H012로 구성하였고, 모의 시간의 단축 및 최적의 입력 공간 분할을 위해서 subtractive clustering 기법을 적용하여 왕숙천 유역의 적용에서와 마찬가지로 각 입력 변수당 2개의 소속 함수와 2개의 규칙을 이용한 뉴로-퍼지 모형을 구축하였다.

3.2.3 홍수예측 결과

구축된 뉴로-퍼지 모형을 이용하여 11개의 호우 사상에 대하여 홍수위를 예측한 결과 중 호우사상 7과 8의 선행시간별 예측 결과를 Fig. 6과 Fig. 7에 나타내었다.

Fig. 7에서 보는 바와 같이 뉴로-퍼지를 이용한 예측 수위와 관측 수위가 30분 선행시간에서는 육안으로 판단했을 때 거의 일치하고 있음을 알 수 있다. 60분 선행 시간 이후부터는 첫 번째와 두 번째 상승부에서의 침두 수위에 있어서는 예측 수위가 관측 수위에 비해 다소 과대 추정되고 있었고 세 번째 상승부의 침두 수위에서는 예측

수위가 관측 수위에 비해 약간 과소 추정되고 있음을 확인할 수 있었다. 그러나 전체적인 수위 변화 양상에 있어서는 180분 선행시간까지도 관측 수위와 예측 수위가 대체적으로 일치하고 있다고 판단된다. 또한 그림에서 보는 바와 같이 90분 선행시간까지는 3개의 수위 상승부에서의 수위의 포착이 잘 이루어지고 있으나 120분 선행시간 이후에는 첫 번째와 두 번째 수위 상승부 구간에서는 수위의 포착이 잘 이루어진 반면 세 번째 수위 상승부 구간에서는 관측 수위에 비해 예측 수위가 수위 상승이 약간 지연되는 경향이 나타나고 있음을 알 수 있다. 그러나 모든 선행시간의 수위 하강부에서의 수위 하강에 대한 예측 수위는 관측 수위와 상당히 잘 일치하고 있음을 알 수 있다. 앞선 경우와 마찬가지로 갑천 유역에 대한 뉴로-퍼지를 이용한 홍수 예측결과도 선행시간이 길어질수록 예측 정확도가 다소 감소하는 양상을 보이고 있으나 180분의 선행시간을 감안한다면 대체적으로 만족할 만한 결과를 보인다고 판단된다.

호우 사상 8의 예측 결과를 도시한 Fig. 7을 보면 앞선 경우와 마찬가지로 30분 선행시간의 경우에는 전체적인 수위의 양상이나 수위상승부에서 수위 포착, 그리고 침두 수위 값에 있어서 예측 수위와 관측 수위가 거의 일치하고 있음을 알 수 있다. 60분 선행시간의 경우에는 전체적인 수위 변화 양상이 관측 수위와 잘 일치하였으나 침두 수위 값이 약간 다르게 나타남을 볼 수 있다. 나머지 선행시간에 대한 예측 수위도 두 번째 수위 상승부에서 예측 수위가 다소 과소하게 예측하고는 있으나 대체적으로 관측 수위와 잘 일치하고 있음을 확인할 수 있다. 침두 수위의 경우에는 30분 선행시간일 때 예측 값과 실측 값이 가장 잘 일치하고 있으며 선행시간이 길어짐에 따라 첫 번

Fig. 6. Forecasting Results of G-7 Event

제 상승부의 침두 수위는 비교적 잘 예측하고 있으나 두 번째 상승부의 침두 수위는 예측 수위가 관측 수위에 비해 약간 작게 나타나고 있음을 확인할 수 있었다. 그러나 전체적인 양상을 고려하면 뉴로-퍼지를 이용한 홍수예측 결과가 상당히 우수함을 확인할 수 있었다.

갑천 유역에 대한 뉴로-퍼지 모형의 홍수 예측에 대한 정량적인 평가를 위하여 왕숙천 유역의 결과 분석에 사용된 통계 지표들을 사용하여 Tables 6~8에 나타내었다.

Table 6에서 보는 바와 같이 평균제곱근오차는 30분 선행시간의 경우 최소 0.020m에서 최대 0.104m로 호우 사상 간에 값의 차이가 조금 있기는 하나 대체적으로 모

든 호우 사상에 대해 상당히 작게 나타나고 있음을 알 수 있다. 평균제곱근오차의 전 사상에 대한 평균은 30분 선행시간의 경우에는 0.062m로 왕숙천 유역에 대한 모의결과에 비해 조금 크게 나타났고 90분 선행시간의 경우에는 0.133m, 120분 선행시간의 경우에는 0.155m로 나타났다. 180분 선행시간의 경우에도 0.188m로 다소 크게 나타났으나 선행시간을 감안한다면 예측의 정확도는 우수한 것으로 판단된다.

Nash-Sutcliffe 효율계수의 경우 30분 선행시간까지는 모든 검증사상에 대해 0.9이상의 높은 값을 나타내고 있음을 확인할 수 있었고 60분 선행시간의 경우에도 2003년

Fig. 7. Forecasting Results of G-8 Event

7월 24일 시작된 호우 사상을 제외한 나머지 사상에서는 0.8이상의 높은 효율계수 값을 나타내고 있었다. 90분 선행시간의 경우에도 2개의 홍수 사상을 제외한 나머지 사상에 대해서 0.9 내외의 높은 효율계수 값을 보이고 있음을 알 수 있다. 이전 결과와 마찬가지로 선행시간이 길어질수록 효율계수 값은 감소함을 알 수 있었으나 2003년 7월 24일 시작된 호우 사상의 경우 180분 선행시간의 효율계수가 120분 선행시간의 효율계수보다 높은 값을 나타내기도 하였다. 그러나 그 차이는 크지 않은 것을 알 수 있다. 180분 선행시간의 효율계수의 경우 일부 사상에서 0.9 이상의 높은 값을 나타내고 있었고 대체적으로 만족할만

한 효율계수 값을 보이고 있는 것으로 판단된다. 효율계수의 평균도 최소 0.791이상으로 각 선행시간별로 만족할 만한 수준인 것으로 판단된다.

Table 7에서 보는 바와 같이 상관계수의 경우 30분 선행시간에서는 3개의 호우 사상을 제외한 모든 검증 사상에 대해 0.99이상의 아주 높은 상관성을 보였고 90분 선행시간까지도 대부분 0.9이상의 높은 상관계수를 보였다. 180분 선행시간의 경우에도 대체적으로 0.85이상의 높은 상관계수 값을 보였다. 상관계수 평균을 보면 30분 선행시간의 경우 상관계수 평균이 0.988로 관측 수위와 예측 수위 간에 높은 상관성을 나타내었고 150분 선행시간에서

Table 6. Statistics of Forecasting Results (1)

	RMSE						NSEC					
	30	60	90	120	150	180	30	60	90	120	150	180
G-1	0.020	0.044	0.050	0.052	0.057	0.068	0.984	0.918	0.894	0.882	0.859	0.801
G-2	0.026	0.020	0.027	0.029	0.037	0.044	0.994	0.996	0.993	0.992	0.987	0.982
G-3	0.094	0.109	0.173	0.214	0.267	0.294	0.970	0.960	0.900	0.846	0.758	0.707
G-4	0.055	0.067	0.081	0.092	0.106	0.121	0.989	0.984	0.977	0.970	0.961	0.949
G-5	0.102	0.148	0.191	0.226	0.263	0.291	0.990	0.978	0.962	0.947	0.926	0.909
G-6	0.104	0.216	0.252	0.267	0.276	0.244	0.903	0.585	0.436	0.369	0.327	0.475
G-7	0.051	0.122	0.136	0.169	0.186	0.201	0.993	0.960	0.950	0.923	0.906	0.891
G-8	0.054	0.142	0.166	0.193	0.210	0.226	0.991	0.940	0.917	0.888	0.868	0.847
G-9	0.026	0.052	0.060	0.076	0.095	0.097	0.994	0.977	0.970	0.952	0.926	0.923
G-10	0.043	0.062	0.106	0.145	0.175	0.191	0.984	0.966	0.901	0.815	0.728	0.678
G-11	0.108	0.182	0.218	0.241	0.266	0.288	0.936	0.817	0.735	0.676	0.604	0.534
Average	0.062	0.106	0.133	0.155	0.176	0.188	0.975	0.916	0.876	0.842	0.805	0.791

Table 7. Statistics of Forecasting Results (2)

	CC						RPE					
	30	60	90	120	150	180	30	60	90	120	150	180
G-1	0.992	0.962	0.953	0.948	0.937	0.921	0.329	4.304	5.443	6.709	9.051	16.07
G-2	0.997	0.998	0.996	0.996	0.993	0.991	2.959	0.844	5.557	4.955	6.348	6.189
G-3	0.985	0.981	0.958	0.928	0.896	0.863	1.000	0.480	4.615	4.188	4.923	7.692
G-4	0.995	0.993	0.988	0.985	0.980	0.974	3.448	0.077	3.286	0.721	0.459	0.817
G-5	0.995	0.989	0.982	0.974	0.964	0.956	2.955	2.199	4.220	6.626	8.086	11.36
G-6	0.951	0.785	0.712	0.671	0.612	0.698	5.841	7.051	0.736	5.405	8.750	14.52
G-7	0.997	0.983	0.980	0.966	0.958	0.951	2.157	7.815	9.622	9.084	9.462	10.97
G-8	0.996	0.969	0.958	0.943	0.933	0.921	0.734	6.302	2.758	1.648	1.099	4.396
G-9	0.997	0.991	0.988	0.982	0.973	0.970	2.857	2.115	0.742	0.465	6.567	12.41
G-10	0.993	0.984	0.953	0.909	0.872	0.848	2.883	2.576	0.747	1.634	7.393	8.949
G-11	0.968	0.905	0.859	0.825	0.782	0.738	1.968	3.675	4.286	1.484	1.484	3.675
Average	0.988	0.958	0.939	0.921	0.900	0.894	2.466	3.403	3.819	3.902	5.784	8.823

도 0.90로 높은 상관계수를 나타냈다. 또한 180분 선행시간의 경우에도 상관계수 평균이 0.894 상당히 높게 나타나고 있음을 확인할 수 있었다. 상관계수의 해석에 대한 기준에 따라 관측 수위와 예측 수위의 상관관계를 분석해보면 180분 선행시간에서도 관측 수위와 예측 수위 간에 상관성이 매우 높은 것을 알 수 있다.

홍수 예측에 있어서 중요한 통계지표 중의 하나인 상대첨두오차에 대한 결과를 보면 30분 선행시간의 경우 작게

는 약 0.329%에서 크게는 5.841% 정도로 뉴로-퍼지를 이용한 예측 수위의 첨두 값이 관측 수위의 첨두 값과 잘 일치하는 것을 확인할 수 있었다. 다른 선행시간의 경우에도 120분 선행시간까지는 일부 사상을 제외하고는 대체로 5%이하의 상대첨두오차를 나타내고 있었고 180분 선행시간의 경우에는 호우 사상에 따라 최소 0.817%에서 최대 16.076% 정도의 상대첨두오차를 보이고 있었다. 상대첨두오차에 대한 평균은 30분 선행시간의 경우에는 2.466%,

Table 8. Statistics of Forecasting Results (3)

	MAD						RAD					
	30	60	90	120	150	180	30	60	90	120	150	180
G-1	0.007	0.015	0.020	0.022	0.025	0.028	0.007	0.014	0.019	0.021	0.024	0.027
G-2	0.011	0.009	0.013	0.015	0.018	0.020	0.010	0.008	0.011	0.013	0.016	0.018
G-3	0.041	0.054	0.083	0.100	0.119	0.135	0.028	0.037	0.057	0.069	0.082	0.093
G-4	0.020	0.024	0.032	0.038	0.043	0.049	0.018	0.022	0.029	0.034	0.039	0.044
G-5	0.044	0.067	0.090	0.113	0.137	0.160	0.026	0.039	0.053	0.066	0.080	0.093
G-6	0.027	0.057	0.065	0.072	0.073	0.071	0.022	0.047	0.054	0.060	0.061	0.059
G-7	0.023	0.059	0.068	0.088	0.099	0.110	0.015	0.039	0.044	0.057	0.065	0.071
G-8	0.025	0.062	0.075	0.094	0.105	0.116	0.017	0.042	0.051	0.064	0.072	0.079
G-9	0.015	0.028	0.032	0.040	0.049	0.053	0.013	0.023	0.027	0.033	0.041	0.044
G-10	0.016	0.029	0.048	0.063	0.076	0.082	0.013	0.023	0.038	0.049	0.059	0.063
G-11	0.034	0.060	0.085	0.101	0.120	0.137	0.026	0.046	0.065	0.077	0.092	0.105
Average	0.024	0.042	0.056	0.068	0.079	0.087	0.018	0.031	0.041	0.049	0.057	0.063

60분 선행시간의 경우에는 3.403%이었고 120분 선행시간까지는 5% 이하의 상대첨두오차를 나타내었다. 180분 선행시간의 경우에도 상대첨두오차의 평균이 8.826%로 비교적 정확한 예측을 하고 있음을 확인할 수 있었다. 이러한 통계지표를 분석해볼 때 뉴로-퍼지를 이용한 예측 수위가 관측 수위와 180분 선행시간까지도 비교적 잘 일치하고 있음을 확인할 수 있다.

선행시간 30분의 평균절대편차의 경우 최소 0.007 m에서 최대 0.044 m로 뉴로-퍼지 모형이 매우 정확한 예측을 하고 있음을 알 수 있다. 90분 선행시간까지도 모든 사상에서 평균절대편차가 0.10 m 이하로 오차가 작게 나타나고 있음을 알 수 있었고 180분 선행시간의 경우에는 평균절대편차가 최소 0.020 m에서 최대 0.160 m로 다소 크게 나타나고 있으나 대체적으로 우수한 수준인 것으로 판단된다. 전 사상에 대한 평균절대편차의 평균을 보면 30분 선행시간의 경우에는 0.024 m로 아주 작은 값을 나타내었고 선행시간이 길어질수록 평균절대편차의 평균값이 증가하고 있으며 120분 선행시간의 경우에는 0.056 m의 평균값을 나타내었고 180분 선행시간의 경우에는 0.079 m로 평균값을 나타내고 있음을 확인할 수 있다.

RAD의 경우 30분 선행시간에서는 최소 0.007에서 최대 0.028의 범위 값을 나타내었고 60분 선행시간에서는 0.008에서 0.047의 값을 나타내었다. 90분 선행시간의 경우에도 대부분의 사상에서 0.10 이하의 값을 나타내고 있음을 확인할 수 있었다. 선행시간이 길어질수록 RAD 값도 증가하는 것을 확인할 수 있었으며 180분 선행시간에서는 최대 0.093의 값을 보였다. RAD의 평균값을 보면 30분

선행시간의 경우에는 0.018, 60분 선행시간의 경우에는 0.031, 90분 선행시간의 경우에는 0.041 값을 보였고 180분 선행시간의 경우에는 0.063 정도로 나타났다.

이와 같은 각 선행시간별 통계지표를 통하여 뉴로-퍼지를 이용한 갑천 유역에 대한 홍수예측 결과를 종합적으로 분석해 볼 때 각 선행시간에 대한 뉴로-퍼지를 이용한 홍수예측 결과는 모든 검증사상에 대해 매우 우수한 정확도를 보이고 있는 것으로 판단된다.

4. 결론

본 연구에서는 선행 연구에서 선정된 최적 입력 자료 조합을 바탕으로 실제 유역에 대한 뉴로-퍼지 모형 홍수예측 모형을 구축하고 왕숙천과 갑천에 적용하여 적용성을 검증하였다. 연구 결과는 다음과 같이 요약할 수 있다.

- (1) 최적 입력 자료 조합을 근거로 왕숙천, 갑천 유역에 대해 다양한 홍수 사상을 이용하여 뉴로-퍼지 적용을 위한 training과 checking 사상을 선정하였다. 또한 각 대상유역에 선정된 training과 checking 사상에 대해서 subtractive clustering 기법을 통하여 홍수예측 선행시간별 소속 함수의 개수와 매개변수의 산정을 통한 뉴로-퍼지 홍수예측 모형을 구축하였다.
- (2) 구축된 뉴로-퍼지 홍수예측 모형을 왕숙천, 갑천에 적용하여 주요 지점별 선행시간 30, 60, 90, 120, 150, 180분의 홍수를 예측하고 실측치와 비교하여 그 적용성을 검증하였다. 검증 결과 뉴로-퍼지를 이용한 홍수예측 모형은 홍수예측에 있어 매우 정

- 확도가 높음을 확인할 수 있었고 이를 통해 정확도 높은 3시간의 예측 선행시간을 확보할 수 있었다.
- (3) 본 연구에서는 기존의 연구와 달리 홍수예측 선행 시간을 3시간까지 검토하여 뉴로-퍼지 홍수예측 모형의 적용성을 검증하였고 또한 최적 입력자료 조합의 선정과 홍수예측에 대해 서로 다른 유역에 적용함으로써 입력자료 조합의 공간 전이성을 검토하였다.
- (4) 본 연구에서 개발한 뉴로-퍼지 홍수예측 모형을 수 치예보자료와 같은 예측 강우량을 이용한다면 향후 보다 긴 선행시간을 확보할 수 있을 것으로 판단되며 예측된 홍수를 경계조건으로 하여 1차원 하천해석과 연계하면 향후 하천에서의 구간 홍수 예보에 활용할 수 있을 것으로 판단된다.

감사의 글

본 연구는 국토해양부가 출연하고 한국건설교통기술평가원에서 위탁 시행한 건설기술혁신사업 (08기술혁신F01)에 의한 차세대홍수방어기술개발연구단의 연구비 지원에 의해 수행되었습니다.

참고문헌

- 건설교통부 (2005) **주요지천 홍수예보 프로그램 개선**.
- 김성원 (2005) 신경망 모형에 의한 홍수위 예측의 신뢰성 분석: I. 모형의 개발 및 적용. **대한토목학회논문집**, 대한토목학회, 제25권, 제6-B호, pp. 473-482.
- 성지연, 허준행 (2009) 통계적 모형을 이용한 지천 홍수 예측. **한국수자원학회 학술발표회논문집**, 한국수자원학회, pp. 1524-1527.
- 신현석, 박용운, 홍일표 (2007) 미계측 해안 도시유역의 홍수예경보 시스템 구축 방법 검토-부산시 온천천 유역 대상-. **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회,

- 제40권, 제6호, pp. 447-458.
- 이범희 (2010) 회귀분석에 의한 도시홍수 예보시스템의 개발. **대한토목학회논문집**, 한국수자원학회, 제30권, 제4-B호, pp. 347- 359.
- 정동국, 이범희 (2009). 회귀기법을 이용한 도시홍수위 예측모형의 개발. **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제43권, 제2호, pp. 221-231.
- Bedient, P.B., Hoblit, B.C., Gladwell, D.C., and Vieux, B.E. (2000). NEXRAD Radar for flood prediction in Houston. *Journal of Hydrologic Engineering*, Vol. 5, No. 3, pp. 269-277.
- Carpenter, T.M., Georgakakos, K.P., and Sperfslage, J.A. (2001). On the parametric and Nexrad-Radar sensitivities of a distributed hydrologic model suitable for operational use. *Journal of Hydrology*, Vol. 253, pp. 169-193.
- Edward, J.C. (2007). The national weather service forecast-responsibility on the nation's rivers. *The Journal of Dam Safety*, Fall, 2007.
- Estrela, T., and Quintas, L. (1994). Use of a GIS in the modeling of flows on floodplains. *River flood hydraulics*, J.W.R White and J. Watts, Editors, Wiley, pp. 177-189.
- Mimikou, M., and Baltas, E. (1996). Rainfall-Runoff model for flood forecasting utilizing weather radar. Proc. Workshop on Intergrating Radar Estimates of Rainfall in Real Time Flood Forecasting, *Special Issue*, Vol. 16, pp. 87-96.
- Syme, W.J., and Paudyal, G.N. (1994). Flood Management Model, 2nd International Conference in River Flood Hydraulics York, UK.

논문번호: 11-052	접수: 2011.05.17
수정일자: 2011.06.13	심사완료: 2011.06.13