

신경망에 의한 레이더강우 보정 및 유출해석

Radar Rainfall Adjustment by Artificial Neural Network and Runoff Analysis

김수전* · 권영수** · 이건행*** · 김형수****

Kim, Soo Jun · Kwon, Young Soo · Lee, Keon Haeng · Kim, Hung Soo

Abstract

The purpose of this study is to get the adjusted radar rainfalls by ANN(Artificial Neural Network) method. In the case of radar rainfall, it has an advantage of spatial distribution characteristics of rainfall while point rainfall has an advantage at the point. Therefore we adjusted the radar rainfall by ANN method considering the advantages of two rainfalls of radar and point. This study constructed two ANN models of Model I and Model II for radar rainfall adjustment. We collected the three rainfall events and adjusted the radar rainfall for Anseong-cheon basin. The two events were inputted into the Model and Model to derive the optimum parameters and the rest event was used for validation. The adjusted radar rainfalls by ANN method and the raw radar rainfall were used as the input data of ModClark model which is a semi-distributed model to simulate the runoff. As the results of the simulation, the runoff by raw radar rainfall were overestimated but the peak time and peak runoff from the adjusted rainfall by ANN were well fitted to the observed hydrograph.

Keywords : *artificial neural network, radar rainfall, semi-distributed model, modclark*

요 지

본 논문의 목적은 지상 우량계의 강우자료와 레이더 강우자료를 신경망(Artificial Neural Network, ANN)의 학습을 통하여 지상 우량계가 가지는 지점 강우의 정확성과 강우레이더가 가지는 강우의 공간정보의 장점을 최대화하여 강우자료를 보정하는 것이다. 따라서 본 논문에서는 2가지 신경망 모형(Model I, Model II)을 사용하였다. Model II의 입력층은 지체시간을 고려한 4개의 레이더 강우로 구성하였고 Model I의 입력층은 4개의 레이더 강우와 지상우량계 강우로 구성하여 안성천 유역의 레이더 강우를 보정하였다. 3가지 강우사상 중에서 총 2개의 사상을 신경망 모형 I, II에 입력하여 최적 매개변수인 연결강도를 추정한 후에 나머지 사상을 사용하여 검증을 실행하였다. 신경망에 의해 보정된 레이더 강우 자료(ANN 강우)와 보정을 하지 않은 레이더 강우를 준분포형 모형인 Modclark 모형에 입력하여 유출을 모의하고, 실제 유출 수문곡선과 비교·분석 하였다. 분석 결과, 보정을 하지 않은 레이더 강우에 의한 유출량은 전체적으로 실제 수문곡선보다 과소 추정되었다. 반면에 ANN 강우의 유출량은 관측유출량과 비교하였을 때 첨두시간과 첨두유출량을 가장 근접하게 모의하는 결과를 나타내었다.

핵심용어 : 신경망, 레이더 강우, 준분포형 모형, Modclark

1. 서 론

최근 우리나라를 비롯한 세계 각국에서는 홍수예보 및 국가 재난 방지를 위하여 첨단 강우레이더 시스템의 활용도가 증가하고 있다. 기존의 유출해석 방법은 지상에 설치된 우량계에 의하여 관측된 강우자료를 산술평균법, 티센법, 역거리법 등으로 평균하여 사용해왔으나 강우관측소의 밀도가 조밀하지 못할 경우 강우 분포를 정확하게 파악하는데 어려움이 있다. 또한 점 강우량을 공간적 내삽기법을 이용하여 유역에 대한 면적평균우량으로 변환하고자 할 때 우량계 사이

의 강우 분포 및 강우량을 정확히 파악하는데 한계가 있다. 그러나 레이더의 경우 지점 우량계 보다 정확한 강우의 공간적 분포를 표현할 수 있는데, 이는 격자 형태의 강우관측으로 높은 공간 밀도의 강우에 대한 정보를 제공할 수 있기 때문이다. 최근에 과학기술의 진보는 우량계 사이에서 강우 추정을 향상시키기 위해 레이더를 실용적인 도구로 만들었다. 레이더는 국부적으로 떨어지는 강우의 공간 변동성을 고해상도 관점에서 제공하고 있다. 그러나 레이더는 강우량을 직접 측정하는 것이 아니라, 대기 중의 반사도를 측정하는 후 반사도와 강우강도의 가정된 분포를 이용하여 강우량을 추

*인하대학교 대학원 토목공학과 박사과정 (E-mail : soojuny@empal.com)

**교신저자 · (주)하준이앤씨 사원 (E-mail : ysminsa@naver.com)

***정회원 · 인하대학교 대학원 토목공학과 박사과정 (E-mail : ggun@inha.ac.kr)

****정회원 · 인하대학교 공과대학 토목공학과 교수 (E-mail : sookim@inha.ac.kr)

정한다(Hoblit 등, 2005). 따라서 레이더를 통하여 각 지역에 상대적으로 얼마만큼의 강우가 내렸는지를 추정하여 강우의 공간적 변동을 유용하게 파악할 수 있지만 실질적으로 지상에 발생한 강우량이라고 할 수는 없다.

강우의 공간적 분포를 표현하기 위해 강우레이더의 역할이 강조되고 있고 이러한 강우레이더의 활용은 크게 두 가지로 분류할 수 있다. 하나는 관측 장비로서의 레이더가 가지는 특성으로 강우량을 정성적 또는 정량적으로 측정할 수 있는 강우량 부분이고, 또 다른 하나는 동시에 넓은 지역의 강우 상황을 관측함으로써 가능한 예측 부분의 활용이라고 할 수 있다.

레이더강우에 의한 관측장비가 발달하면서 강우레이더를 이용하여 강우를 정량적으로 예측하고자 하는 노력이 많이 있었다. Koistinen과 Puhakka(1981)는 레이더 강우에 지상 강우 보정 기법을 적용하였고, Collier(1986)는 지상강우를 이용하여 보정된 레이더 강우를 이용하는 것이 지상강우 관측만을 이용하는 것보다 더 정확함을 보였다. Ogden과 Julien(1994), 그리고 Winchell 등(1998)은 레이더 측정 자료의 시·공간적 표본추출에 따른 유역에서의 유출영향을 분석하였으며, Bedient 등(2000)은 레이더를 이용한 유역에서의 홍수량 예측에서 지상의 강우자료만큼 레이더 자료가 정확성을 가짐을 보였다. Smith 등(2007)은 도시유역의 돌발홍수예측을 위하여 레이더 강우를 사용하였다. 국내의 경우, 한건연 등(2005)은 2차원 정량강우량을 산정하기 위하여 기상 레이더를 이용하였고 최규현 등(2006)은 실측 강우량과 비교하여 적용성을 검토하기 위해 지상 강우량 자료와 레이더 강우량 자료를 실시간으로 보정한바 있다. 정성화 등(2006)은 레이더 강우강도를 실시간 보정하는 현업 보정 방법을 사용하여 개선된 면적강우량을 추정하였고, 김병식 등(2007)은 조건부 합성 기법을 이용한 레이더 강우와 지상강우를 추정하고 면적강우량을 산정하였다. 배영혜 등(2008)은 칼만 필터 기법을 이용하여 지상 강우 관측망과 레이더 강우 관측망을 병합하여 실시간 레이더 강우를 보정하였다. 또한 레이더 강우를 비선형 신경망 기법에 의하여 보정 또는 예측하고자 하는 노력도 있었다. 또한, 외국에서는 Krajewski 등(1992)은 신경망 기법을 사용하여 시·공간적으로 강우량을 예측하였고 Xiao와 Chandrasekar(1995)는 기상 레이더 반사도와 강우 관측소의 강우를 이용하여 강우량을 산정할 수 있는 신경망 기법을 사용하였다. Chiang 등(2006)은 레이더 관측치를 이용하여 강우 측정 및 예측을 위하여 동역학적 신경망 이론을 적용한 바 있다.

레이더 강우의 보정은 종종 레이더 보정(radar calibration)과 혼동되어 인식되어 왔다. 그러나 레이더 보정이란 레이더 관측의 장기적인 안정화와 복원성을 확보하는 것으로 전자기적 처리 과정이며, 보통은 레이더 관측 시스템 자체에서 이루어진다. 반면에 레이더 강우보정은 통계적 처리 과정이며 해당되는 지상 강우와 레이더 강우를 비교함으로써 더 정확한 레이더 강우를 추정하는데 그 목적이 있다(김병식 등, 2007). 이와 같이 레이더와 같은 관측장비의 발달과 함께 레이더 강우를 이용하여 강우량 정량적으로 예측하고자 하는 노력이 있었음에도 불구하고 이는 레이더 보정(Z-R관계, 좌표변환, CAPPI 생성 등에 초점이 맞추어져 있었던 것이

사실이다. 하지만, 앞에서 살펴본 바와 같이 최근 레이더 자료의 축적과 함께 이를 이용하여 강우-유출 관계에 적용하기 위한 노력들이 전개되고 있다. 본 연구에서는 강우의 공간정보의 장점을 최대화하여 지상 우량계의 강우자료와 레이더 강우자료를 신경망(Artificial Neural Network, ANN)의 학습을 통하여 보정하였다. 또한, 보다 정확한 강우자료를 추정하기 위한 방법으로 강우의 공간적인 분포에 장점이 있는 레이더 강우와 지상 우량계가 가지는 지점 강우의 정확성에 대한 장점을 이용하여 신경망 모형을 구성하고 그 적용성을 검토하고자 하였다.

2. 레이더 강우와 보정

2.1 강우레이더와 기상레이더의 차이점

강우레이더와 기상레이더는 장비의 원리, 구조 및 운영방식 상에서 동일하지만, 두 장비의 사용목적에 따른 관측방식 및 자료처리 방식에 많은 차이가 있다. 기상레이더는 악기상 관측 등에 활용되므로 3차원의 바람, 강우 관측을 위한 15 km 고도의 CAPPI 자료를 생성한다. 이와 같이 기상레이더는 대기중의 기상현상을 파악하는 것을 주목적으로 하고 있어, 설치 위치와 관측전략 등이 이에 적합하게 되어 있다. 하지만 강우레이더는 기상레이더가 일반적으로 수행하는 업무에 추가하여 홍수예보시스템의 입력을 위한 유역평균 강우량의 정량적 산출 및 예측을 주목적으로 하기 때문에 각종 강우관련 자료를 산출하기 위하여 최적화되어 있다. 지상 강우에 가까운 강우를 추정하기 위하여 저고도의 자료를 생산하는데 주로 강우량 분포도, 유역별 평균 강우량, 강우보정 기능이 강화되어 있다.

기상레이더는 강우레이더 보다 부분적인 지형차폐에 의한 오차에 대한 영향이 나타나 산악지역의 강우량은 지형에 의한 영향으로 정확한 강우량을 산정하는데 한계가 있다(국토해양부, 2008). 따라서 국토해양부에서는 강우레이더에 의한 강우량 산정과 함께 지형차폐의 영향을 최소화할 수 있는 레이더를 4대강 유역을 중심으로 조밀하게 설치하고 있다.

2.2 레이더 강우와 보정방법

대부분의 모형에서 입력자료로 사용하고 있는 지점 우량 자료는 우량계 위치에 따라서 연속적으로 강우량을 지상에서 관측한다는 장점이 있다. 그러나 공간적으로는 불연속적이고 우량계 네트워크에서 실시간 자료를 복구하는 데에 많은 시간이 요구된다. 반면에 강우레이더 관측 자료는 측정할 수 있는 지역 범위가 연속적이므로 특정 지역으로의 활용이 가능하다는 장점이 있다. 여기에서 강우레이더는 강우량을 직접 측정하는 것이 아니라, 반사도를 측정한 후 Z-R 관계식에 의해서 강우량을 추정하고 있다(Wilson and Brandes, 1979, 건설교통부, 2006). 따라서 왜곡된 강우량이 산정될 수 있다는 단점이 있다. 그러므로 지상 강우관측망과 강우레이더의 관측망을 합성하여 지상강우에 의해 보정된 레이더 강우 추정치(gauge adjusted radar rainfall estimate)를 이용해야 한다. 지상강우에 의한 보정(gauge adjustment)은 레이더 강우 추정치(radar rainfall estimate)의 정확성을 향상시키기 위해 널리 이용되고 있는 방법이다(김병식 등, 2007).

레이더 강우의 보정 방법은 G/R(Gauge to Radar)기법 (Barbosa, 1994), Kalman-Filter 보정기법(Ahnert *et al.*, 1986), 신경망에 의한 보정기법(Liu and Chandrasekar, 2001) 등이 있는데 본 연구에서는 복잡한 함수근사 문제에 유용성이 뛰어난 신경망을 이용하여 레이더 강우를 보정하였다.

2.3 신경망을 이용한 레이더 강우의 보정

2.3.1 신경망 이론

퍼셉트론(perceptron)은 미국의 Rosenblatt(1958)가 패턴을 분류하기 위하여 제안했던 신경망 모형으로 하나의 뉴런, 즉 처리소자를 의미하며 후에 Rumelhart 등(1986)에 의하여 다층퍼셉트론(multi-layer perceptron)으로 발전하였다. 다층퍼셉트론은 여러 개의 처리소자를 각 계층에 모형을 구성한 것으로서 입력자료를 받아들이는 입력층(input layer), 결과를 나타내는 출력층(output layer)으로 구성되며 두 개의 층 사이에는 중간층(hidden layer)을 두어 각 패턴마다 필요한 정보를 학습시킬 수 있도록 한 것이다. 입력층은 대상 패턴인 각 입력값을 입력층과 중간층간의 연결강도를 곱해서 중간층으로 전달한다. 중간층은 입력층으로부터 받은 값들을 모두 합하여 전달함수를 통하여 출력하게 되고 이 값들은 다시 중간층과 출력층 사이의 결합강도와 곱해 출력층으로 보내진다. 오차역전파 알고리즘(error back propagation algorithm)은 다층퍼셉트론에서 입력패턴과 출력패턴에 대하여 오차를 줄여가는 과정, 즉 학습(learning)과정이다. 실제 값과 계산값과의 차이를 역으로 진행시키면서 오차가 최소가 되도록 층과 층사이의 연결강도를 변화, 조절해 나가는 역방향처리(feedback)이다. 이러한 학습규칙은 결국 오차를 최소화하기 위한 규칙이므로 연결강도와 오차공간에서의 오차를 최소로 하여 연결강도를 구하는 최급강하법이 된다. 입력층, 중간층 그리고 출력층에서 각 연결강도의 계산은 다음과 같은 과정으로 진행된다. 신경망의 목적함수를 제공 오차라고 하는 경우, 이것은 출력층에서 출력되는 값 O 와 실제값 Y 와의 제공오차의 합으로 표시되는 오차함수로 표현될 수 있다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k (Y_k - O_k)^2 \quad (1)$$

$$E_t = \sum_p E_p \quad (2)$$

여기서, p 는 다층퍼셉트론의 패턴번호, E_p 는 p 에 대한 오차, E_t 는 모든 패턴에 대한 총오차이다.

2.3.2 레이더 강우 보정을 위한 신경망 구축

신경망은 인간 두뇌의 학습기능을 모형화한 정보처리 시스템이므로 외부로부터 지식이나 정보가 입력되면 동적상태반응을 일으켜 필요한 출력을 생성시키는 네트워크라 할 수 있다. 신경망이 정보 또는 지식을 습득하는 방법은 학습을 통하여 계산된 출력치에 오차가 있는 경우 그 오차에 대하여 계속해서 반복하면서 각 연결선에 대한 매개변수를 최적화하기 위해 연결강도를 조정하는 것이다(김주환, 1993). Fig. 1은 본 연구에서 적용한 신경망 학습 알고리즘의 개념도이다.

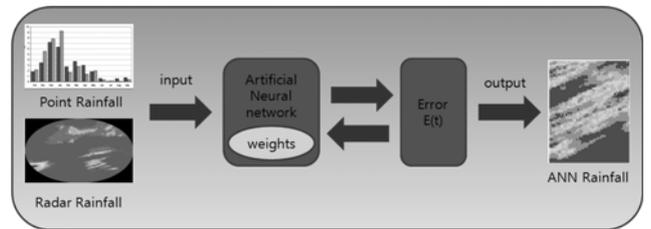


Fig. 1 Artificial neural network algorithm for radar rainfall adjustment

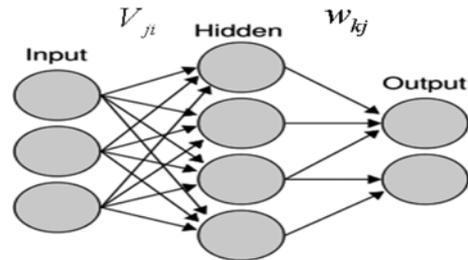


Fig. 2 Multi-layer perceptron neural network models

다층퍼셉트론은 신경망 모형중의 하나로서 Fig. 2에서와 같이 입력층과 한 개 이상의 중간층 그리고 출력층이 있는 계층적 구조를 가지며 입력출력 방향에 따라 순방향의 다층구조를 나타낸다. V_{ji} 는 입력층과 중간층을 구성하고 있는 뉴런 즉, 처리소자간의 연결강도(입력층 i 번째 뉴런과 중간층 j 번째 뉴런과의 연결강도)이며, W_{kj} 는 중간층과 출력층을 구성하고 있는 뉴런들 간의 연결강도(중간층 j 번째 뉴런과 출력층 k 번째 뉴런과의 연결강도)를 의미한다. 다층인식자의 각 층에 있는 모든 처리소자들은 보통 방향성을 가진 연결선으로 연결되어 있고 각 연결선들은 연결강도를 가지고 있어 주어진 입력에 따라 그 연결선을 거쳐 출력된다. 연결강도는 한 처리소자가 다른 처리소자에 미칠 수 있는 영향력의 크기를 표시한다. 따라서 학습과정에서는 주어진 입력에 대하여 출력과의 상관관계가 큰 영향력이 있는 입력층의 처리소자를 선택적으로 큰 연결강도를 부여하게 되는데 이 과정이 신경망의 학습과정이며 오차역전파 알고리즘은 다층퍼셉트론을 학습시키기 위하여 가장 널리 사용되고 있는 학습 알고리즘이다. 신경망의 학습은 각 층의 처리소자와의 관계를 나타내는 연결강도를 결정하기 위한 과정이다.

본 연구에서는 각 관측소의 자료를 하나의 시계열로 재구성하여 각 층에 대한 연결강도가 강우레이더와 강우관측소의 학습을 위한 연결강도로 대표될 수 있도록 신경망을 구성하였다. 여기서 미계측된 지점의 강우량을 분석하기 위하여 강우레이더와 지점 강우관측소의 관계를 이용하여 신경망 모형을 Table 1과 같이 구성하였다. Model I의 입력층은 지체시간을 고려한 4개의 레이더 강우 $Radar_{k-3}$, $Radar_{k-2}$, $Radar_{k-1}$, $Radar_k$ 로 구성하였고 Model II의 입력층은 4개의 레이더 강우 $Radar_{k-3}$, $Radar_{k-2}$, $Radar_{k-1}$, $Radar_k$ 와 지상우량계 강우 $Point_{k-3}$, $Point_{k-2}$, $Point_{k-1}$ 로 구성하였다. 신경망의 중간층 처리소자는 일반적으로 입력층의 개수가 D 개 일 때 $2D$ 또는 $2D+1$ 개로 구성(김주환, 1993)하므로 Model I은 9개, Model II는 15개로 구성하고 출력층은 각각 1개의 층으로 구성하였다. 총 2개의 사상을 신경망 모형 I, II에 입력하여 최적 매개변수(V_{ji} , W_{kj})를 추정된 후에 2006년 사

Table 1. Structure of neural network models for radar rainfall adjustment

Index	Model I	Model II
Input layer	$Radar_{k-3}, Radar_{k-2}, Radar_{k-1}, Radar_k$ (Radar rainfall)	$Radar_{k-3}, Radar_{k-2}, Radar_{k-1}, Radar_k,$ $Point_{k-3}, Point_{k-2}, Point_{k-1}$ (Radar and Point rainfall)
Hidden layer	9	15
Output layer	1	1

상을 사용하여 검증을 실행하였다. 그 후에 미계측 공간에 대한 예측강우량은 학습과정을 통하여 추정된 연결강도를 이용하여 계산된다. 연결강도는 각 층의 상태를 매개변수로 저장시킨 값으로서 각 처리소자간의 입력과 출력의 상관관계를 나타내며 연결되어 있는 처리소자간의 영향력의 정도를 나타낸다.

3. 유출모의를 위한 ModClark 모형

3.1 HEC-HMS 모형

HEC-HMS 모형은(Charley, *et al.*, 1995) 단위도 및 수문학적 홍수추적 옵션 이외에도 격자형 강우자료를 이용하여 적용할 수 있는 유사분포 유출변환과 장기 연속모의(continuous simulation)에 적용할 수 있는 간단한 수분감소(moisture depletion) 등을 추가적으로 포함하고 있다. HEC-HMS는 GUI(Graphic User Interface) 환경, 통합 수문분석 성분, 자료 저장 및 관리 능력, 그래픽 처리 및 리포트 출력 기능 등으로 구성되어 있다. 본 연구에서는 ModClark 모형을 포함하고

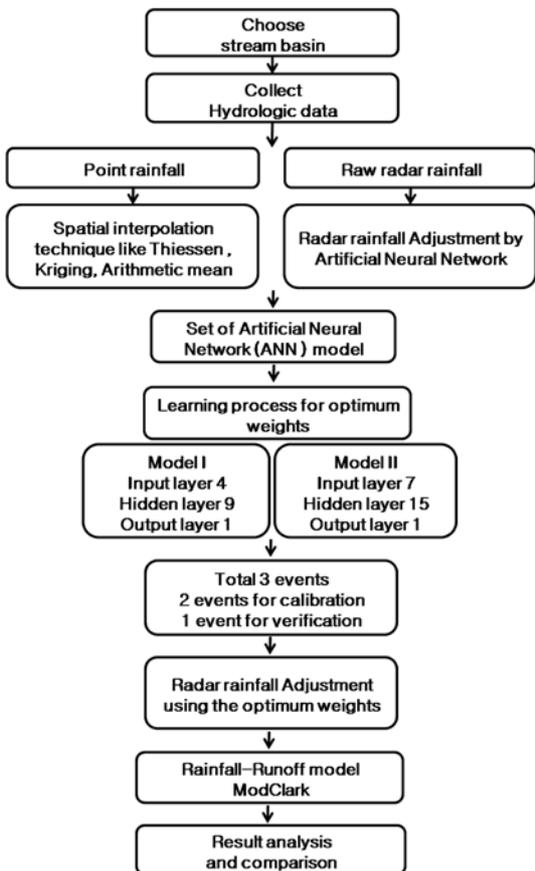
있는 HEC-HMS 모형(Ver. 2.2)을 이용하였다.

3.2 ModClark 모형의 개요 및 기본구조

ModClark 모형의 개념은 Clark의 개념적인 강우-유출 모형에서 사용하고 있는 기본 원리를 기초로 하여 공간적으로 분포된 강우자료의 모의 기능을 추가한 것이다. ModClark 모형에서 직접유출은 유수의 전이와 저류로 크게 나누어진다. 유수의 전이효과는 유역전반으로부터 유역출구까지 유수의 도달시간과 관련되어 있으며, ModClark 모형의 매개변수는 초과우량이 유역의 최원점에서 유역출구까지 이동하는데 걸리는 시간인 도달시간 T_c 와 유역의 자연적인 저류효과를 나타내는 저류상수 K 이다. 특정 격자의 도달시간은 다음 식 (3)과 같이 추정된다.

$$t_{cell} = T_c \frac{d_{cell}}{d_{max}} \quad (3)$$

여기서, T_c 는 유역 전체의 도달시간, t_{cell} 은 해당 격자로부터 유역출구까지의 도달시간, d_{cell} 은 각 격자의 유역출구까지의 이동거리, d_{max} 는 유역출구로부터 이동거리가 가장 긴 격자의



- ① 대상유역인 안성천유역의 레이더 강우 및 지점 강우 자료를 수집한다.
- ② 안성천유역의 13개소의 지상 우량계의 강우와 지점에 해당하는 레이더 격자 강우를 입력자료로 사용한다.
- ③ 지체 시간 및 입력자료를 고려하여 신경망 모형(Model I, Model II)을 구축한다.
- ④ 2003년 7월 22일, 2003년 9월 7일, 2006년 7월 27일의 3가지 사상중에서 2003년도 2개의 사상을 신경망 모형 I, II에 입력하여 최적 매개변수(V_{ji}, W_{kj})를 추정한 후에 2006년 사상을 사용하여 검증을 실행한다.
- ⑤ 미계측 유역에 대한 예측강우량은 학습과정을 통하여 추정된 연결강도와 격자로 구성된 전체 레이더 강우를 가지고 산출한다.
- ⑥ 보정된 ANN 레이더 강우를 준분포형 모형인 Modclark 모형에 입력하여 유출을 모의하고 결과를 비교 분석한다.

Fig. 3 Flowchart of this study

유역출구까지 이동거리를 나타낸다.

4. 적용 및 분석

본 연구에서는 지상 우량계의 강우자료와 레이더 강우자료를 신경망의 학습을 통하여 보정하고, 지상 우량계가 가지는 지점 강우의 정확성과 강우레이더가 가지는 강우의 공간정보의 장점을 최대화하여 강우자료를 보정하는 것이다. 또한 보정된 강우자료를 준분포형 수문모형인 ModClark에 입력하여 유출 모의를 실시함으로써 신경망에 의해 보정된 강우의 적용성을 검토하는데 본 연구의 목적이므로 이를 위한 절차를 살펴보면 Fig. 3과 같다.

4.1 대상관측소 및 강우 자료 수집

본 연구에서는 국토해양부에서 홍수예보를 목적으로 운영하고 있는 임진강 강우레이더 자료를 이용하여 레이더 강우를 선정하였다. 임진강 강우레이더는 북쪽의 임진강 유역을 관측대상으로 하지만, 북한강 일부 및 한강 유역의 안성천, 안양천, 경안천, 탄천 등 일부 지점에 대한 관측도 가능하다. Table 2는 임진강 강우레이더의 특성 및 관측방식을 수록한 것이다. 본 연구에서는 정확한 레이더 반사도 자료를 산출하기 위해서 밝은띠(bright band)가 형성되는 고도인 3.5~5.5 km 보다 낮고 지형 클러터의 영향이 적은 고도 1.5 km의 CAPPI 자료를 이용하였고 공간해상도는 1 km×1 km 격자형 자료로 제작된 레이더 강우자료를 활용하였다.

본 연구의 대상유역으로 안성천유역을 선정하였다(Fig. 4(a)). 안성천 유역의 면적은 1,699.6 km², 유로연장은

Table 3. Rainfall events

	Observed period
Event I	2003. 7. 22 01:00 ~ 2003. 7. 23 23:00
Event II	2003. 9. 07 03:00 ~ 2003. 9. 08 08:00
Event III	2006. 7. 27 16:00 ~ 2006. 7. 28 18:00

66.4 km이며, 연평균강우량은 1,225 mm 이다. 지상우량계 13개소가 위치하고 있으며, 수위관측소 5개소가 있다. Fig. 4(b)는 Modclark 모형에 필요한 안성천 유역의 CN값 분포도이며, Fig. 4(c)는 안성천 유역을 1 km×1 km 크기의 격자로 분할한 것이다. Table 3의 3개 호우자료로부터 2003년 2개 사상을 선택하여 매개변수의 추정과정인 신경망모형의 학습을 위하여 사용하였고 2006년 사상은 추정된 모형에 대한 검증자료로 사용하였다.

4.2 레이더 강우의 보정

본 연구에서는 현시점에 발생한 지상강우를 목표로 하여 레이더강우를 학습시킨 모델 I과 모델 II의 각 뉴런의 연결 강도를 이용하여 레이더 강우를 보정하였다. 이렇게 보정된 레이더 강우는 강우-유출모형의 입력자료로 활용되었다.

Fig. 5는 신경망을 이용하여 강우관측소의 지상강우와 원시 레이더 강우격자에서 지점에 해당하는 레이더 강우를 학습시킨 ANN 강우량을 비교한 것이다. Model I에 의한 ANN 강우는 대체적으로 지점강우 보다 더 크게 추정되었다. 하지만 Model II는 전체적으로 지상강우의 형태를 비교적 잘 추정하고 있는 것으로 나타났다.

Table 2. Characteristics and Observation methods of Imjingang rainfall radar

Characteristics (TDR-3250C)		Observation methods	
Radar system	TDR-43250C (RADTEC(USA))	Scan mode	Multi elevation volume scan
Frequency	5.645 GHz	Elevation number	12 (0.4°~2.2°)
PW/PRF	2 μs/500 Hz	Z-R Relation	Z=31R ^{1.17}
Transmitter type	Klystron	CAPPI Elevation	1 km
Peak power	250 kW	Antenna velocity	15 deg/sec
Signal processor	RVP-8	Observation range	170 km (Maximum 400 km)
Antenna	Offset method (4.3×5.7) York Type		
Beam width	0.95°		
Control system	Sever-SG102, OS-IRIX6.5, S/W-IRIS		

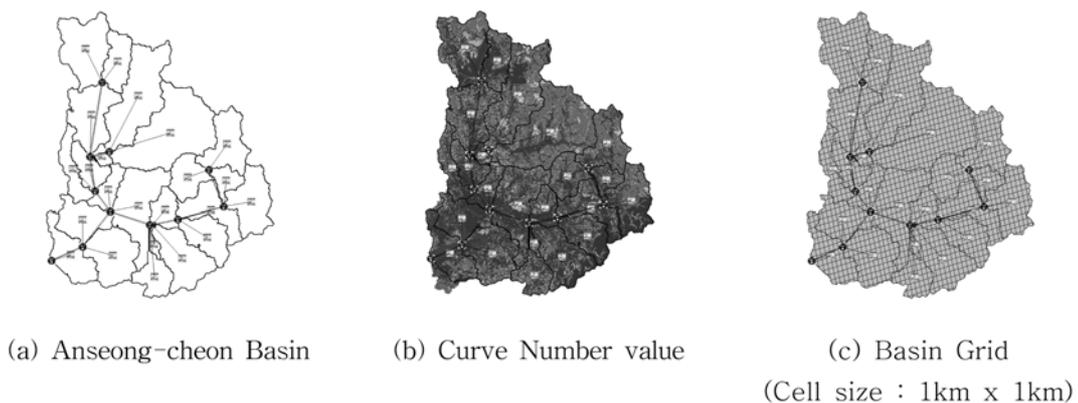
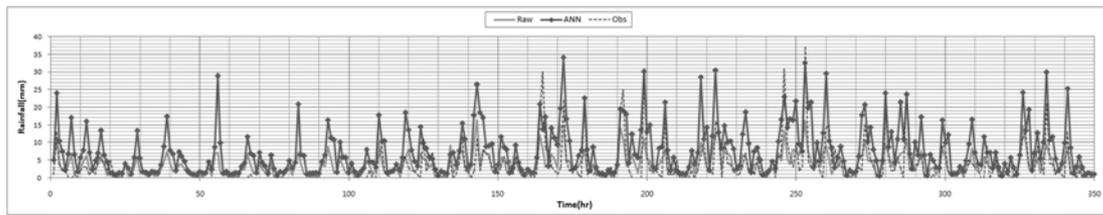
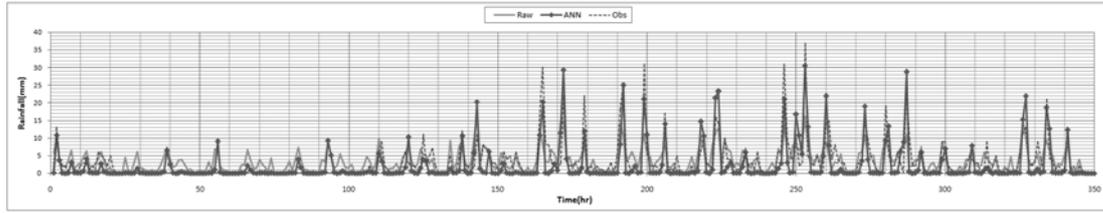


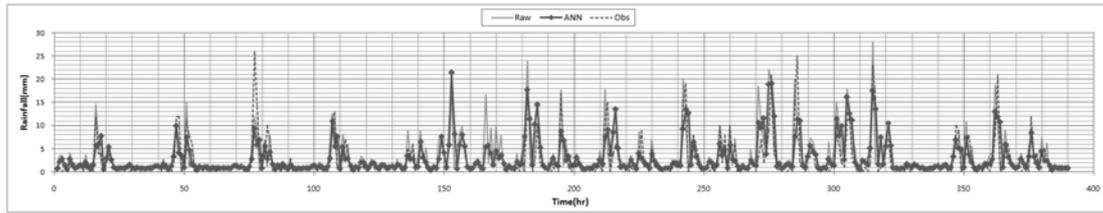
Fig. 4 Study area (Anseong-cheon basin)



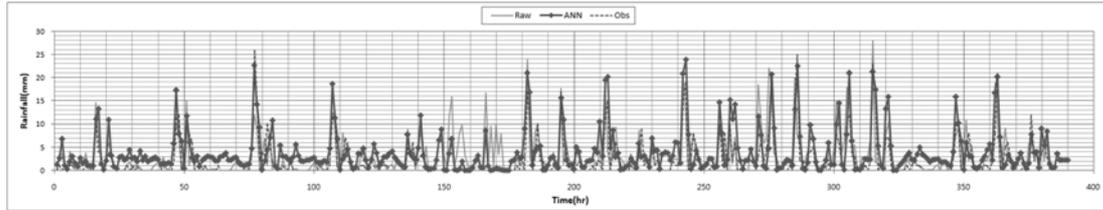
Event I (Model I)



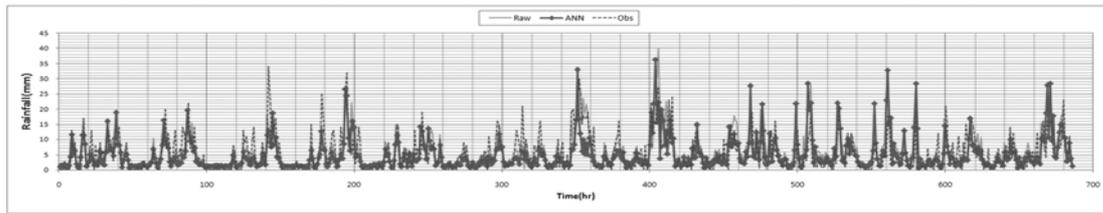
Event I (Model II)



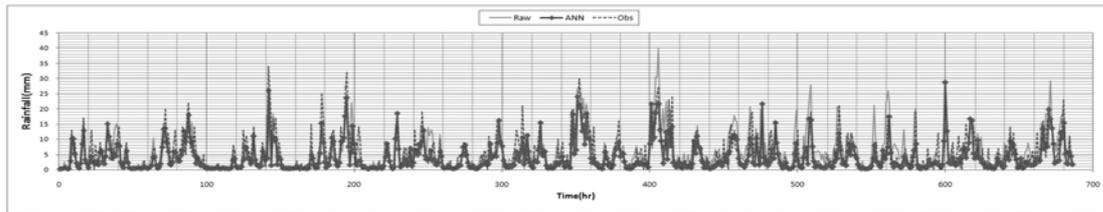
Event II (Model I)



Event II (Model II)



Event III (Model I)



Event III (Model II)

Fig. 5 Comparison between point and ANN rainfall

Table 4. Statistical comparison of raw radar and ANN rainfall

Rainfall event	Model	Correlation Coefficient		Determination coefficient		Mean deviation (mm)	
		Before	After	Before	After	Before	After
Event I	Model I	0.69	0.81	0.48	0.66	2.97	2.81
	Model II	0.69	0.92	0.48	0.85	2.97	2.75
Event II	Model I	0.72	0.79	0.51	0.63	2.95	2.63
	Model II	0.72	0.96	0.51	0.91	2.95	2.55
Event III	Model I	0.75	0.79	0.56	0.63	4.44	4.07
	Model II	0.75	0.94	0.56	0.87	4.44	3.98

Table 4는 모형의 적합성을 검증하는 방법인 상관계수와 결정계수를 산정하여 모형별로 비교한 것이다. 보정전 각 사상별 원시레이더 강우와 지점 강우와의 상관계수와 결정계수는 0.75 이하의 상관성을 가지고 있음을 보여주고 있다. 하지만, ANN에 의한 보정결과, 상관성이 비교적 크게 개선되고 있음을 확인할 수 있다. 이는 평균편차를 검토한 결과에서도 ANN에 의한 보정결과가 개선됨을 확인할 수 있었다. 특히, Model II에 의한 보정후의 레이더 강우와 지점강우와의 상관계수는 0.9 이상이고, 결정계수는 0.8이상으로 상당히 양호한 결과를 보여주었다. 하지만 Model I은 상관계수 0.8, 결정계수 0.6 정도임을 판단할 때, 레이더 강우와 지점강우를 함께 고려하는 것이 더 유효한 결과를 이끌어 낼 수 있음을 확인할 수 있었다.

Model I과 Model II를 안성천 유역의 2003년 사상에 대

하여 신경망의 학습, 즉 매개변수추정을 위하여 사용된 2개 사상의 매개변수를 2006 사상에 적용하였다. 이 중에서 Model I은 상관계수 0.81인 첫 번째 사상의 매개변수를 Model II는 상관계수 0.96인 두 번째 사상의 매개변수를 사용하였을 때 가장 양호한 결과치를 얻을 수 있었다.

4.3 보정된 레이더강우의 공간적 분포

본 연구에서 추정된 최적 매개변수를 이용하여 전체 레이더 강우를 보정한 후에 강우의 공간적 분포를 알기 위하여 대상 호우로 Event I, Event II, Event III 자료를 이용하였으며 Fig. 6~8은 각 사상별 지상강우량, 원시(raw) 레이더 강우, 그리고 신경망에 의해 산정된 ANN강우의 공간분포를 나타낸 그림이다. 원시 레이더 강우와 비교하여 ANN에 의해 보정된 강우의 공간분포를 확인할 수 있는데, 이를 통하

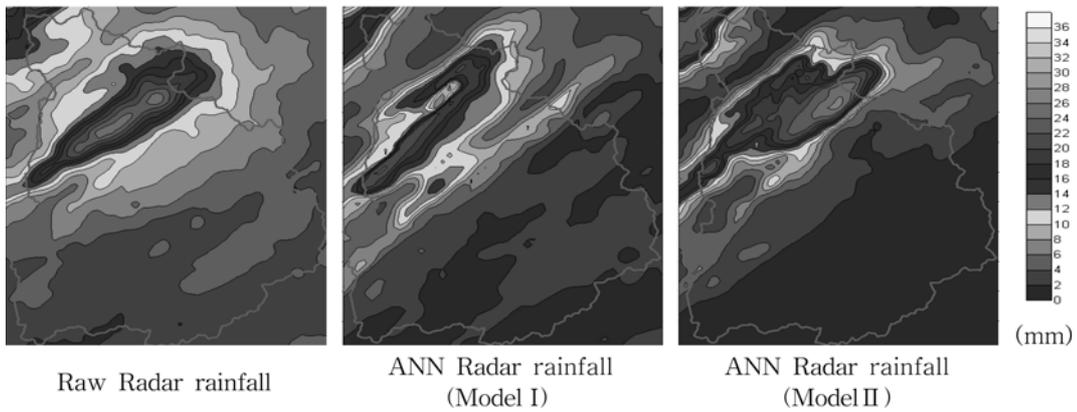


Fig. 6 Spatial distribution of rainfall (2003. 7. 22 13:00)

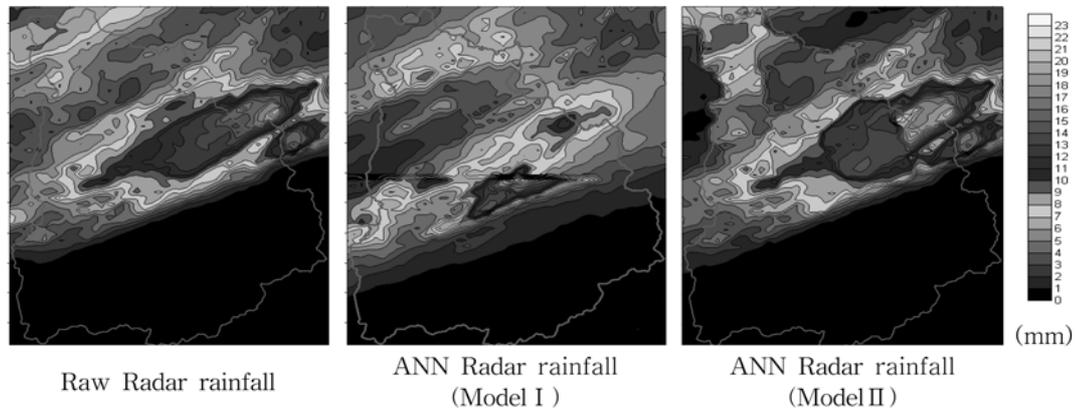


Fig. 7 Spatial distribution of rainfall (2003. 9. 7 8:00)

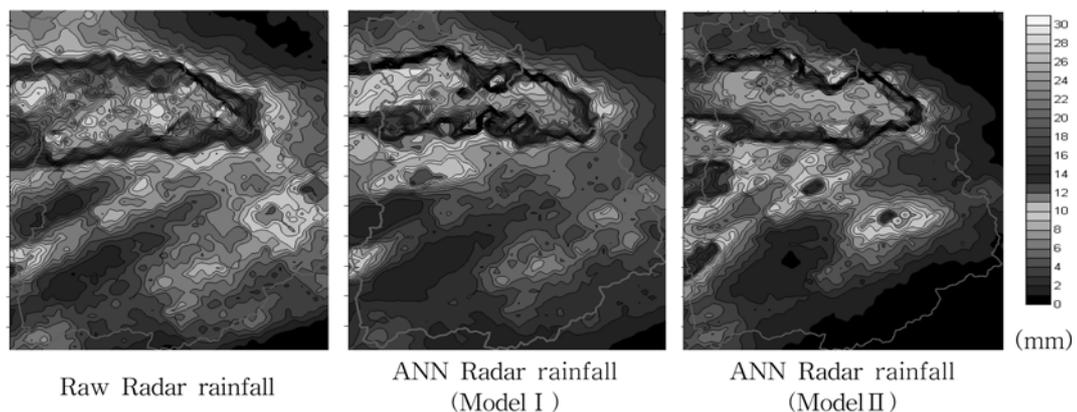


Fig. 8 Spatial distribution of rainfall (2006. 7. 27 8:30)

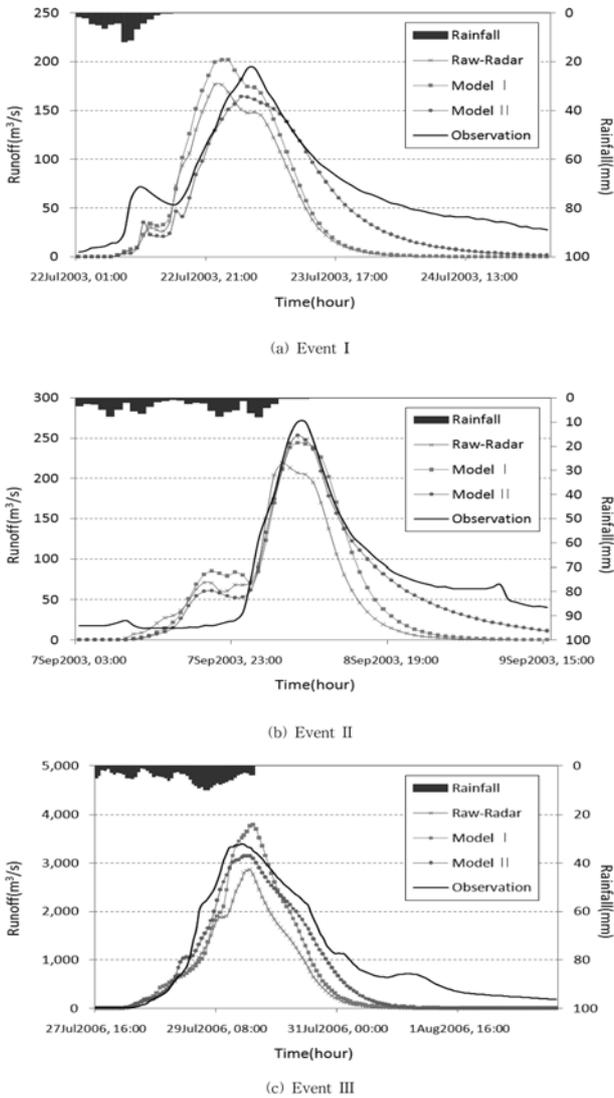


Fig. 9 Result of runoff simulation

여 원시 레이더에 의한 강우 분포와 ANN에 의하여 지표면에 발생한 것으로 예상되는 강우의 공간 분포를 확인할 수 있다. 여기에서 ANN에 의하여 보정된 강우는 강우-유출 모형의 입력자료로 활용하였다.

4.4 ModClark 모형의 유출모의

ModClark 모형을 이용한 홍수 유출 모의를 하기 위해서 신경망으로 보정된 레이더 강우를 DSS 파일로 변환하여 HEC-HMS에 입력하였다. Fig. 9는 3개의 강우사상 자료를 이용하여 Raw-Radar 강우, ANN Model I, ANN Model II으로 보정한 레이더 강우를 이용하여 모의한 결과이다.

각 사상에 대하여 유출수문곡선을 비교한 결과 전반적으로 유출량을 과소 추정하는 결과를 나타내었다. 특히, 원시 레이더 자료의 경우 유출량을 가장 작게 추정하고 있었다. 신경망에 의하여 보정한 Model I과 Model II의 결과가 원시 레이더에 의한 유출량 산정 결과보다는 양호한 결과를 이끌어 내었다. 하지만, 홍수 도달시간과 첨두유량 및 전반적인 형상을 검토할 때 전체적으로 Model II에 의한 유출량이 실제 유출곡선과 비슷한 형태를 나타내고 있음을 확인할 수 있었다.

유출 모의 결과를 보다 정량적으로 비교하기 위하여 Table

Table 5. Correlation and Determination coefficient, Model Efficient

Flood Event	Model	Correlation	Determination Coefficient	Model Efficient
Event I	Raw-Radar	0.867	0.752	0.239
	Model	0.874	0.764	0.255
	Model	0.974	0.949	0.711
Event II	Raw-Radar	0.859	0.738	0.516
	Model I	0.867	0.752	0.638
	Model II	0.974	0.949	0.883
Event III	Raw-Radar	0.872	0.760	0.894
	Model I	0.879	0.773	0.932
	Model II	0.980	0.959	0.963

5와 같이 Correlation and Determination Coefficient, Model Efficient를 산정하였다. 산정결과 Model II 강우에 의한 유출모의 결과는 Model I과 원시 레이더에 의한 유출 모의 결과보다 좋은 결과를 나타내고 있다. 여기에서 강우 레이더와 지점 관측소의 자료를 함께 이용하는 Model II가 강우 레이더 자료만을 이용하는 Model I 보다 좋은 결과를 나타내었다는 것은 단순히 대기중의 구름속에 포함된 수증기 양이 지표면에 발생시키는 강우의 양에 절대적인 영향을 미치는 것은 아니라는 것을 의미한다. 따라서 일반적으로 레이더 강우와 관측소 강우와의 관계에 의한 해석 보다는 관측소 강우의 강우를 함께 이용할 경우 적용성이 더 뛰어난을 나타낸다. 그러므로 실제 유역내에서 발생하는 강우의 공간특성을 지표면의 지점 관측소로 예측하는 데는 한계가 있기 때문에 강우의 공간특성을 확인하는데 장점이 있는 강우레이더의 자료와 지표면에 발생한 지점의 강우량을 정확히 측정된 강우관측소의 자료를 함께 이용하는 Model II의 방법이 더 좋은 결과를 이끌어 내었다고 판단된다.

5. 결론

본 연구에서는 지상우량계가 가지는 지점 강우의 정확성과 강우레이더가 가지는 공간성의 장점을 최대화할 수 있도록 신경망 이론에 의하여 학습된 레이더 강우를 준분포형 수문 모형과 연계해 유출 모의를 실시하였으며 그 결과를 관측유출량과 비교·분석하였다. 이에 따른 결론을 요약하면 다음과 같다.

1. 안성천 유역의 레이더 강우와 지점 강우를 이용하여 신경망 모형(Model I, Model II)을 구축하였다. 레이더 강우를 신경망에 의하여 보정한 결과 상관계수와 결정계수가 각각 최소 0.8 이상, 0.63 이상으로 양호한 결과를 나타내었다.
2. 신경망에 의해 산정된 Model I과 Model II의 ANN 강우는 원시(raw) 레이더 강우 분포의 공간적 변동 특성을 유지하면서도 실제 발생한 지상 강우의 특성을 잘 반영하고 있음을 확인할 수 있었다. 또한 레이더 강우만을 이용하는 경우(Model I)보다 레이더 강우와 지점 강우를 함께 신경망으로 보정한 경우(Model II)가 더욱 예측성이 뛰어나함을 확인할 수 있었다.

3. HEC-HMS의 ModClark방법을 이용하여 ANN 경우, 원시 레이더 강우량을 입력하여 유역의 유출을 모의한 결과 관측유량보다 유량을 과소 추정하는 결과를 얻었다. 하지만 레이더 강우를 ANN으로 보정하여 강우자료를 사용한 경우가 좀 더 양호한 결과를 얻었는데, 홍수 도달시간과 첨두유량 및 전반적인 형상을 검토할 때 전체적으로 Model II에 의한 유출량이 실제 유출곡선과 비슷한 형태를 나타내고 있음을 확인할 수 있었다.

위의 결과와 같이 신경망을 이용하여 레이더 강우를 보정하는 방법으로 지상에 발생한 강우의 공간분포를 효과적으로 예측할 수 있었다. 또한, 레이더 강우와 함께 지상관측소의 강우량을 함께 이용할 경우 더욱 우수한 예측능력을 보여줌을 확인할 수 있었다. 따라서 정확한 강우예측을 위해서는 레이더 강우 뿐만 아니라 지상관측소의 강우량도 함께 고려하는 것이 타당할 것으로 판단된다. 이러한 방법론은 기존에 티센법 등을 이용하여 면적평균강우량을 산정하던 방법을 대체할 수 있을 뿐만 아니라 홍수예警보를 위한 자료로서 강우레이더를 이용하게 될 경우 본 방법론은 적용성이 있을 것으로 기대된다.

참고문헌

건설교통부(2006) 강우레이더에 의한 돌발홍수예보시스템 개발 보고서.

국토해양부, 한강홍수통제소(2008) 기상레이더 자료활용체계 구축 연구.

김병식, 홍준범, 김형수, 최규현(2007) 조건부 합성방법을 이용한 레이더 강우와 지상강우자료의 조합. **대한토목학회논문집**, 대한토목학회, 제27권, 제3B호 pp. 255-265.

김병수, 김경준, 윤정수, 유철상(2007) HEC-HMS를 이용한 격자 강우의 유출 해석 비교 : 레이더, 강우계 및 레이더-강우계 합성 강우의 비교. **2007년도 학술발표회 논문집**, 대한토목학회, pp. 1220-1223.

김주환(1993) 신경망을 이용한 하천유출량의 수문학적 예측에 관한 연구. 박사학위논문, 인하대학교.

배영혜, 김병식, 김형수, 서병하(2007) 칼만필터 기법에 의한 레이더 강우의 보정 및 VfloTM 모형을이용한 홍수 모의. **2007년도 학술발표회 논문집**, 대한토목학회, pp. 2040-2045.

안상진, 윤석환(2005) ModClark 모형을 이용한 유출 해석. **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제38권, 제3호, pp. 245-256.

정성화, 김경익, 김광섭(2006) 레이더에 의한 개선된 강우강도와 면적 강우량의 실시간 추정. **2006년도 학술발표회 논문집**, 한국수자원학회, pp. 643-646.

최규현, 김병식, 정재욱, 현명숙(2006) 강우레이더와 지상우량계 자료를 이용한 실시간 강우강도 추정. **2006년도 학술발표회 논문집**, 한국수자원학회, pp. 1211-1214.

한건연, 김광섭, 김경익, 최규현(2005) 기상레이더와 연계한 유역에서의 홍수량 산정. **2005년도 학술발표회 논문집**, 한국수자원학회, pp. 900-903.

Ahnert, P.R., Krajewski, W.F., and Johnson, E.R. (1986) Kalman filter estimation of radar-rainfall mean field bias. *23rd Radar Meteorology Conf. Amer. Meteor. Soc.*, pp. 33-37.

Barbosa, S. (1994) Brief review of radar-rain gauge adjustment techniques. *Advances in radar hydrology*, pp. 148-169.

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*, ASCE, Vol. 5, No. 3, pp. 269-277.

Chiang, Y.M., Chang, F.J., Dao Jou, B.J., and Lin, P.F. (2006) Dynamic ANN for precipitation estimation and forecasting from radar observation. *Journal of Hydrology*, Vol. 334, pp. 250-261.

Collier, C.G. (1986) Accuracy of rainfall estimates by radar. *J. Hydrol.*, Vol. 83, pp. 207-235.

French, M.N., Krajewski, W.F., and Cuykendall, R.R. (1992) Rainfall forecasting in space and time using a neural network. *J. Hydro.*, Vol. 137, pp. 1-31.

Hoblit, B.C. and Curtis, D.C. (2005) Radar Estimates+gauge Data: A Perfect Union. *Southwest Hydrology*, pp. 22-24.

Koistinen, J. and Puhakka, T. (1981) An improved spatial gauge-radar adjustment technique. *proc. 20th Conference on Radar Meteorology*, AMS, pp. 179-186.

Liu, Hongping, V. Chandrasekar, and Gang Xu (2001) An adaptive neural network scheme for radar rainfall estimation from WSR-88D Observations. *Journal of Applied Meteorology*, Vol. 40, No. 11, pp. 2038-2050.

Makkeasorn, A., Chang, N.B., and Zhou, X. (2008) Short-term streamflow forecasting with global climate change implications A comparative study between genetic programming and neural network models. *Journal of Hydrology*, Vol. 352, pp. 336-354.

Kim, S.W. and KIM, H.S. (2008) Neural networks and genetic algorithm approach for nonlinear evaporation and evapotranspiration modeling. *Journal of Hydrology*, Vol. 351, pp. 299-317.

Ogden, F.L. and Julien, P.Y. (1994) Runoff model sensitivity to radar rainfall resolution. *Journal of Hydrology*, Vol. 158, pp. 1-18.

Rosenblatt, F. (1958) The perceptron : A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, Vol. 65, pp. 386-408.

Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., and Williams. R.J. (1986) Learning internal representations by error back propagation. *Parallel distributed processing*, Edited by Rumelhart, D. E., McClelland, J. L. and PDP Research Group, chapter 8, Cambridge, MA, MIT Press.

Smith, J.A., Baeck, M.L., Meierdiercks, K.L., Miller, A.J., Krajewski, and W.F. (2007) Radar rainfall estimation for flash flood forecasting in small urban watersheds. *Advances in Water Resources* 30, pp. 2087-2097.

Teschl, R., Randeu, W.L., and Teschl, F. (2007) Improving weather radar estimates of rainfall using feed-forward neural networks. *Neural Networks* 20, pp. 519-527.

Winchell, M., Gupta, H.V., and Sorooshian, S. (1998) On the simulation of infiltration and saturation excess runoff using radar-based estimates: Effects of algorithm uncertainty and pixel aggregation. *Water Resources Research*, Vol. 34, No. 10, pp. 2655-2670.

Wilson, J.W. and Brandes, E.A. (1979) Radar measurement of rainfall a summary. *Bulletin of the American Meteorological Society*, Vol. 60, pp. 1048-1060.

Xiao, R. and Chandrasekar, V. (1997) Development of a Neural Network Based Algorithm for Rainfall Estimation from Radar Observations. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE And Remote Sensing*, Vol. 35, No. 1, pp. 160-171.

(접수일: 2009.7.23/심사일: 2009.9.16/심사완료일: 2010.2.4)