

## 합성 레이더 에코를 이용한 강우-유출모형의 개발

정창삼, 허준행

### 1. 서 론

최근 국지성 호우의 발생으로 인한 자연재해가 빈번히 일어나고 있다. 이러한 호우피해의 경감을 위해 정부에서는 많은 투자를 통해 강우의 정확도와 예측시간 단축을 위해 많은 투자를 하고 있다. 이러한 노력의 결과로 현재 강우를 예측하는 수치예보 모델의 발달로 인해 단시간 강우 예보의 정확도가 크게 향상되었다. 강우-유출모형의 경우에도 기존에 널리 사용되던 lumped model과 더불어 최근 컴퓨터와 수치지형정보의 발달에 힘입어 많은 연구가 진행중인 distributed model에 이르기까지 비교적 정확한 결과를 얻을 수 있게 되었다. 하지만 여전히 이러한 모형들을 비교적 실시간 홍수예보로 적용하기에는 많은 문제점들이 있으며, 두 분야의 결합이 과제로 남아 있다. 또한, 정부에서 중점적으로 관리하는 한강 등과 같은 대하천의 경우 과거의 많은 경험에 의거한 홍수관리가 이루어지고 있는 반면, 현재 대부분의 피해가 발생하는 소하천의 경우 국지성 단시간 강우에 의한 피해에 그대로 노출되어 있다고 할 수 있다. 그 이유로는 하천수위의 실시간 예측에는 많은 시간과 노력이 필요한 반면 소하천의 경우 그 홍수 도달시간도 짧고, 이를 예측할 인력과 기술 또한 부족한 것이 현실이다. 따라서 소하천의 관리를 담당하는 지방자치단체와 지역주민들은 하천의 수위예측을 계산하거나 통보 받지 못하고, 일기 예보에 따라 직관적으로 재해에 대처할 수 밖에 없는 입장에 있다. 소하천 등에 대한 강우예보의 경우 비교적 작은 규모의 기상현상에 대한 관측 및 예보를 의미하며, 이러한 예보에는 항상 오차가 생기기 마련이다. 작은 규모의 현상에 관한 관측 및 예보를 위한 가장 혁신적인 장비로는 기상 레이더와 강우량 관측망이라고 할 수 있다. 단시간 강우예보(Very Short Range Forecast, VSFR)란 지속 시간이 6시간 이내의 예측을 의미하는데, 이러한 단시간 강우예보는 전 과정이 30분 이내에 처리되어야 하며 이를 위하여 최첨단의 컴퓨터 시스템을 필요로 한다. 단시간 예보는 여전히 많은 문제점들과 과다한 계산량을 가지고 있다고 할 수 있다. 따라서 이러한 불확실성이 많은 예보의 결과를 이용하여, 또한 불확실성을 가지는 강우-유출 모형에 적용할 경우 우리는 더욱 신뢰할 수 없는 계산치를 가지게 된다. 이러한 현실에도 불구하고 단시간 강우에 대한 유일한 대처 방안의 하나로 레이더자료를 이용하여 홍수를 예측하려는 다양한 시도가 이루어지고 있다. Philip 등(2000) 등이 NEXRAD와 HEC-1을 결합하여 홍수예측을 하였고, Mimikou와 Baltas(1996)는 Pinioc강의 홍수해석에 적용하였으며, Lange(1999)등은 레이더에 의해 계측된 강우자료를 이용하여 비선형 유출해석을 실시하였으며, Mark와 Witold(1994)는 원격탐지자료를 이용하여 유출해석을 실시하였고, Michael 등(1998)은 레이더 자료를 불확실성 이론과 회귀를 통해 침투능 해석을 실시한 바 있다. 그 외에도 James 등(1993)은 강우와 레이더 반사도의 상관성을 연구하였으며, Seo(1998)는 지점강우량과 레이더 자료를 이용하여 실시간 유출해석을 실시하였고, Konstantine과 Witold(1991)는 레이더를 이용한 면적

강우를 연구한 바 있다.

본 연구에서는 분포형 자료인 기상레이더의 합성에코를 입력자료로 하고, 현재 lumped model의 하나로 가장 널리 사용되고 있는 신경망 모형을 이용하여 실시간 강우-유출 예측 모형을 구성하고자 한다.

## 2. 강우예보

일반적으로 수평 해상도 30~40km의 모델이라도 50km보다 작은 규모의 기상현상에 대한 관측 및 예보에는 오차가 생기기 마련인데, 이러한 작은 규모의 현상에 관한 관측 및 예보를 위한 가장 최적의 장비가 기상 레이더와 강우량 관측망이라고 할 수 있다. 작은 규모의 현상일수록 그 지속 시간은 짧으므로 이와 같은 작은 규모의 현상은 6시간 이내의 예측, 즉 단시간 강우예보(VSRF)가 중요한 의미를 갖는다. 단시간 강우예보의 생명은 3~6시간 후의 예측이 의미를 가질 수 있도록 빠른 시간에 처리되어 이용자에게 전달되어야 한다. 따라서 단시간 강우예측은 전 과정이 30분 이내에 처리되어야 하며 이를 위하여 최첨단의 컴퓨터 시스템을 필요로 한다(기상연구소, 1992).

현재 사용연수가 경과된 C-Band 도플러 레이더를 S-Band 차세대레이더로 교체하여 네트워크가 구성하여, 도플러 관측범위를 확대시켜 전국적인 도플러 입체관측을 시도하여 단시간예보모형의 초기자료로 이용하여 예보모형의 개선과 개발에 활용하고자 시도하고 있다. 국내에서는 정재성과 이재형(1996)이 기상레이더 자료를 이용한 시우량곡면 예측을 한바 있다.

## 3. 수문레이더

레이더란 고주파수의 전자파를 안테나를 통하여 대기중으로 방사하여 대기중에 존재하는 빗방울, 눈, 우박, 콘충, 먼지 등의 물체들에 의해 전파가 산란되는 것 중 레이더 방향으로 후방 산란되어 오는 전자파를 수신하여 그 신호를 분석함으로써 물체의 존재위치, 강도, 종류 등을 분석, 파악해 내는 원격탐사 장비이다. 이는 크게 수문레이더와 기상레이더로 구분할 수 있으며, 하드웨어의 경우 동일하며, 운영 소프트웨어레이더의 차이가 있다고 할 수 있다. 전자의 경우 우리나라의 경우 한국 수자원공사(염경택 등, 2000)에서 강화도에서 운영중인 것이 유일하며, 후자의 경우 표1과 같이 다양한 주체를 통해 운영되고 있다.

## 4. 신경망 모형

다양한 신경망 모형 중 수공학 분야에서 자주 이용되는 것은 3층 신경망 모형이며, 이 모형은 외부입력을 받아들이는 입력층, 처리된 결과를 출력하는 출력층, 그리고 입력층과 출력층을 연결하는 은닉층으로 구성되어 있다. 각 층에서 입력과 출력간의 상관관계는 처리소자(node)간의 연결 강도(weight)에 의존한다. 본 연구에서는 적용한 신경망 모형은 Cascade-Correlation 알고리즘을 적용한 3층 신경망 모형이다. 신경망을 이용한 유출해석은 다양하며, Achela와 Jayawardena(1998)는 OLS알고리즘을 이용하여 유출해석을 실시하였고, Thirumalaiah(1998), Lachtermacher(1994) 등이 수위, 강우 예측을 위해 신경망 모형을 적용한 바 있다.

### 4.1 Cascade-Correlation 알고리즘

신경망의 학습알고리즘으로 많이 사용되는 오차역전파 알고리즘의 가장 큰 한계점은 신경망의 구조가 처음부터 결정된 상태에서 학습이 이루어진다는 점이다. 다시 말해 사용자가 적용하기 위

표.1 국내에서 운영중인 기상레이더의 현황 및 활용

기관명	보유 및 설치예정 현황	주 활용 내용
기상청 (C,S-Band)	• 서울, 부산, 제주, 군산, 동해 • 신설 : 백령도 • 설치 예정 : 진도(S-Band), 영천	• 실시간 강수현상 감시 • 전국 레이더 영상 합성(*) • 악성뇌우 감시 • 실황예보에 이용
기상연구소 (X-Band)	Mobile Doppler Weather Radar	• 중소규모 강수계 발달연구 • 강수유형의 연구 • 악기상 발달연구
공군 기상전대 (C-Band)	• 수원, 예천, 중원, 강릉, 광주 • 설치종 : 대구, 사천, 광주, 원주, 예천	• 기지부근 강수현상 감시 • 뇌우 등의 악기상 감시 • 전국 레이더의 영상합성
수자원공사 (C-Band)	• 강화도	• 강수계내의 강수현상 감시 • 유역 강수량 산출 • 수문모델의 초기자료로 이용
미공군 (S-Band)	• 평택, 군산 : NEXRAD	• 기지부근 기상현상 감시(강수, 바람) • 악기상 예보에 이용
공항 (C-Band)	• 인천국제공항	• 공항내의 악기상 현상 감시

한 분야에 대해 적정한 신경망구조를 trial & error 방식으로 찾아야 한다. 따라서 본 연구에서는 오차역전파 알고리즘의 한계를 극복하기 위해 학습이 진행되는 동안 적정한 신경망 구조를 자동으로 설정하는 Cascade-Correlation 알고리즘을 사용하였다(Fahlman과 Lebiere, 1990). 다음은 Cascade-Correlation 알고리즘의 학습과정을 서술한 것이며 그림 1과 같이 도시하였다.

- ① 입력력 패턴을 구성하는 각각의 처리소자를 서로 연결하고 은닉층 없이 입력층과 출력층만으로 신경망을 구성한다(그림 1(a))
- ② 신경망의 오차가 최소화될 때까지 Delta Rule에 의해 출력층으로 향하는 연결강도를 조정한다.
- ③ 오차가 적정 수준이하로 감소하지 않으면 여러개의 잠정 은닉층 처리소자를 설정하여 각각에 대해 은닉층 처리소자의 출력값과 기존 신경망의 잔차의 상관성이 최대가 될 때까지 연결강도를 조정하며, 여러개의 잠정 은닉층 처리소자는 서로간에 독립적이다(그림 1(b)).

잔차와 은닉층 처리소자 출력값 사이의 상관성을 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$C = \sum_o |\text{Cov}[E_R, V]| \quad (1)$$

$$\approx \sum_o \left| \frac{1}{P} \sum_p (E_{Rp} - \bar{E}_R)(V_p - \bar{V}) \right| = \sum_o \left| \frac{1}{P} \sum_p (E_{Rp} - \bar{E}_R) V_p \right|$$

여기서,  $E_{Rp}$ 는 패턴별 잔차값,  $V_p$ 는 패턴별 잠정 은닉층 처리소자의 출력값,  $\bar{E}_R$ 는  $E_{Rp}$ 의 평균값, 그리고  $\bar{V}$ 는  $V_p$ 의 평균값이다.

또한 상관성  $C$ 를 최대화하기 위한 연결강도의 조정량은 최급강하법에 의해 식(2)과 같이 나타날 수 있으며 식(3)에 의해 입력층과 잠정 은닉층 사이의 연결강도를 조정한다.

$$\frac{\partial C}{\partial W_{ci}^j} = \frac{1}{P} \sum_p \sum_o \sigma_o (E_{Rp} - \bar{E}_R) f'(\sum_i W_{ci}^j X_{pi}) X_{pi} \quad (2)$$

$$\Delta W_{ci}^j(t+1) = \eta \frac{\partial C}{\partial W_{ci}^j} + \alpha \Delta W_{ci}^j(t) \quad (3)$$

여기서,  $W_{ci}^j$ 는 입력층과  $j$ 번째 잠정 은닉층 사이의 연결강도,  $\sigma_o$ 는  $\text{Cov}[E_R, V]$ 의 부호를 나타낸다.

- ④ 더 이상 상관성이 증가하지 않으면 여러개의 잠정 은닉층 처리소자들 중에서 가장 상관성이 큰 처리소자를 신경망의 은닉층 처리소자로 설정하고 연결강도를 고정한 후, 새로 추가된 은닉층 처리소자와 출력층을 연결한다(그림 1(c)).
  - ⑤ ②번으로 돌아가 이 과정을 반복하며 오차가 적정수준이하로 내려가거나 은닉층 처리소자가 한계 개수에 도달하면 학습을 중지한다(그림 1(d)).

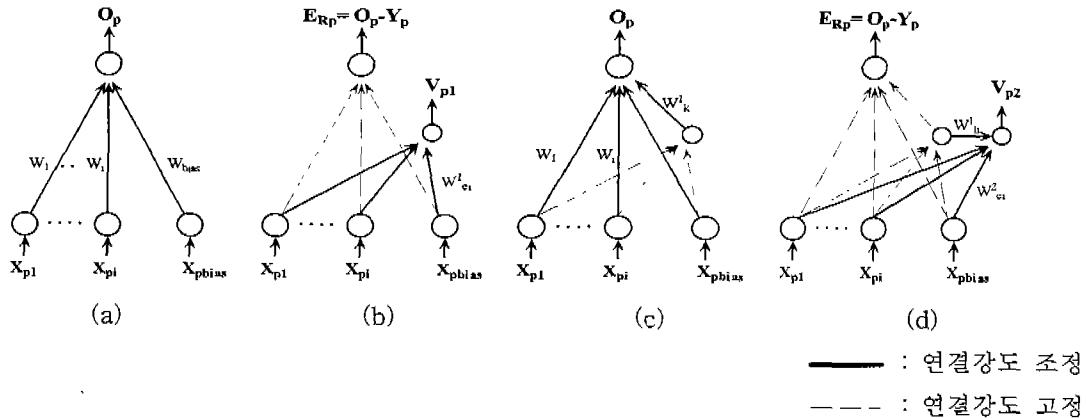


그림 1. Cascade-Correlation 알고리즘 학습진행과정

## 5. 적용

본 연구에서는 신경망 이론을 이용하여 강우-유출 모형을 구성하였으며, 입력자료는 분포형 자료인 합성레이더 에코와 위성의 구름사진을 이용하였다. 지점강우자료가 아닌 합성된 기상 레이더의 에코나 원격탐측(Remote sensing) 자료를 이용하여 유역을 일정한 크기의 격자로 구성한 후 이를 대표하는 값을 구한 후 이를 신경망 모형의 입력자료로 하여 유출량을 예측할 수 있는 모형을 구성하였다. 기상 레이더는 기존의 지점 위주의 강우 gauge를 이용한 예측시스템의 문제를 극복하고 분포형 강우예보자료를 제공하고 있으며, 또한, 예보시간의 단축으로 인해 현재 문제가 되고 있는 국지성 강우를 예측할 수 있는 유일한 수단으로 각광을 받고 있다. 하지만 이러한 예보강우의 수렴 폭이 너무나 커서 이를 강우-예측 모형에 적확하게 응용하는데는 문제가 있다고 할 수 있다. 기존 레이더와 관련된 연구에서는 레이더 에코를 합성하거나, 합성된 원자료(low data)를 이용하여 강우를 예측하는데 연구의 중심이 모아져왔다. 하지만 수많은 시도에도 불구하고, 아직까지 레이더 에코를 이용한 정확한 강우의 예측에는 많은 어려움이 존재한다. 이러한 한계를 극복하고 기존의 합성 레이더 시스템을 이용하여 강우예측과정을 생략한 레이더 에코와 유출간의 직접적인 상관성을 이용하여 모형을 구성하였다.

본 연구에서는 구름의 분포와 유출의 상관성만을 이용하여 학습을 시행한 후 이를 이용하여 실시간 예측모형을 구성하였다. 구성된 모형을 임진강유역에 적용한 후 결과를 기존의 유출 모형들의 결과와 비교하여 그 효율성을 비교하고자 한다. 강우의 예측은 reflectivity factor와 연관된 경험식(Z-R 관계)에 의하여 다음과 같은 공식으로 표현된다(기상연구소, 1989)

$$Z = aR^b \quad (4)$$

여기서,  $a$ 와  $b$ 는 상수,  $R$ 은 강우강도,  $Z$ 는 레이더 반사도( $\text{dB}_Z$ )이다.

본 연구에서는 위의 Z-R관계식을 사용하지 않고 아래의 식으로 표현된다.

$$Q = f(Z, t) \quad (5)$$

여기서  $f$ 는 신경망 모형,  $Z$ 는 레이더 반사도( $\text{dBz}$ ),  $Q$ 는 예측 유출량이며,  $t$ 는 선행 예측시간이다.

위의 관계식을 이용한 모형의 구성을 그림으로 나타내면 아래의 그림2와 같다.

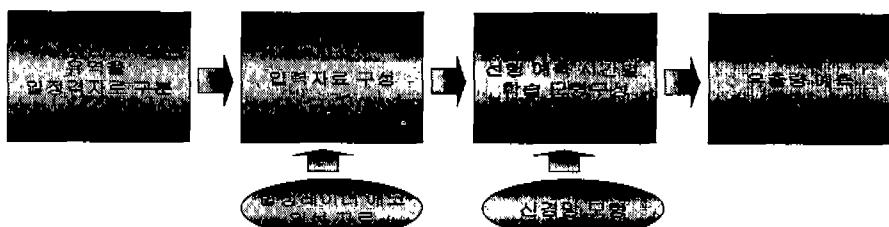


그림 2. 모형의 구성

## 6. 결론

본 연구는 실시간 츄득이 가능한 합성 레이더 에코와 위성자료 등을 입력자료로 하고 신경망 모형을 이용하여 실시간 유출모형을 구성하는 것으로 다음과 같은 효과를 기대한다.

첫째, 레이더 에코로부터의 강우의 예측과정에서 발생하는 불확실성과 강우-유출 모형 적용과정에서 발생하는 불확실성을 줄여 비교적 합리적인 실시간 유출량 예측 모형을 구성할 수 있으리라 판단된다.

둘째, 모형의 구조가 비교적 간략하여 연산시간이 짧아 실시간 적용이 가능하며, 인력과 기술력이 부족한 지방자치 단체 등이 관리하는 소하천 등에 적용할 경우 비교적 합리적인 유출량 예측이 가능하여 홍수피해경감에도 큰 효과가 있으리라 판단된다.

## 7. 참고문헌

- 기상연구소, 1989, 레이더 에코로 계산된 강우량의 정확도 평가 연구, MR 89-3
- 기상연구소, 1992, 레이더를 이용한 단시간 강우예측 결과의 정성 및 정량적인 평가
- 염경택, 김주환, 신용노, 박명기, 박상근, 레이더를 이용한 임진강 유역의 홍수예경보 시스템 구축, 대한토목학회 학술발표회 논문집, 2000, 245~248
- 정재성, 이재형, 기상레이더 자료를 이용한 시우량곡면 예측, 한국수자원학회지, 29(3), 187~195, 1996
- Seo D. J., Real-time estimation of rainfall fields using radar rainfall and rain gage data, Journal of Hydrology, 208, 37~52, 1998
- Achela Fernando D., Jayawardena A. W., Runoff Forecasting Using RBF Networks with OLS Algorithm, Journal of Hydrologic Engineering, 3(3), 203~209, 1998
- Lange J., Leibundgut C., Greenbaum N., Schick A. P., A noncalibrated rainfall-runoff model for large, arid catchments, Water Resources Research, 35(7), 2161~2172, 1999
- James, Smith A., Witold, Karajewski F., A modeling study of rainfall rate-reflectivity relationships, Water Resources Research, 29(8), 2505~2514, 1993

- Konstantine, Goergakakos P., Witold, Frajewski F., Worth of radar data in the real-time prediction of mean areal rainfall by nonadvective physically based models, Water Resources Research, 27(2) 185~197, 1991
- Mark, French N., Witold, Krajewski F., A model for real-time quantitative rainfall forecasting using remote sensing, Water Resources Research, 30(4), 1071~1083, 1994
- Michael Winchell, Hoshin Vijai Gupta, Soroosh Sorooshian, On the simulation of infiltration-and saturation-excess runoff using radar-based rainfall estimates: Effects of algorithm uncertainty and pixel aggregation, Water Resources Research, 34(10), 2655~2670, 1998
- Philip, Bedient. B., Brian, Hoblit. C., Dawn, Gladwell C., Baxter, Vieux E., NEXRAD Radar for Flood Prediction in Houston, Journal of Hydrologic Engineering, 5(3), 269~277, 2000
- Thirumalaiah, "River stage forecasting using artificial neural networks", J. of Hydrologic Engr., ASCE, 3(1), 1998
- Lachtermacher G., "Back propagation in hydrological time series forecasting", Stochastic and Statistical Methods in Hydrology and Environmental Engineering, Kluwer Academic Publishers, 3, 229~242, 1994