

실시간 기상자료를 이용한 다지점 강우 예측모형 연구

정재성·이장춘*·박영기*

한국수자원공사 댐관리처, *이리농공전문대학 토목공학과
(1997년 3월 8일 접수)

A Study on Multi-site Rainfall Prediction Model using Real-time Meteorological Data

Jae-Sung Jung, Jang-Choon Lee* and Young-Ki Park*

Dam Management Division, Korea Water Resources Corporation, Taejeon, Korea
Dept. of Civil Engineering, Iri National College of Agriculture and Technology, Iksan, Korea
(Manuscript received 8 March 1997)

For the prediction of multi-site rainfall with radar data and ground meteorological data, a rainfall prediction model was proposed, which uses the neural network theory, a kind of artificial intelligence technique. The input layer of the prediction model was constructed with current ground meteorological data, their variation, moving vectors of rainfall field and digital terrain of the measuring site, and the output layer was constructed with the predicted rainfall up to 3 hours. In the application of the prediction model to the Pyungchang river basin, the learning results of neural network prediction model showed more improved results than the parameter estimation results of an existing physically based model. And the proposed model comparisonally well predicted the time distribution of rainfall.

Key words : radar rainfall, neural network, rainfall prediction

1. 서론

홍수의 예경보 능력을 질적으로 향상시키기 위해서는 홍수 유출량의 시공 분포와 규모를 정확히 파악해야 한다. 수문학 분야에서 홍수 유출량 산정 및 예측을 위한 유출 모형에 관한 연구는 꽤 오래전 부터 많은 연구가 수행되어 관측 강우량으로부터 유출량을 예측하는데 있어서는 상당한 정확도를 보이고 있다. 강우 예측에 관한 연구는 기상학적 관점에서 광범위한 지역에 대한 개략적인 강우량 예보를 중심으로 진행되어 오다가 수문학적 필요성 증가에 따라 수문학적 강우 예측이 여러 차례 시도된 바 있

다. 그러나 국내에서 이들 강우 예측 모형을 홍수 유출량 예측의 실무에 활용하는 데는 아직도 현실적 유용성이 적고, 현재 참고하고 있는 기상청의 총 강우량 예측치는 하천 유역의 유출량 산정에 적합한 해상도를 제공하지 못하고 있다.

따라서 본 연구에서는 최근에 연구되고 있는 기상 레이더를 이용한 강우 예측, 신경망 이론을 이용한 강우 예측, 강수 물리 과정을 이용한 강우 예측 등의 연구 결과를 토대로, 국내의 관측 실태를 고려하여 기상 레이더 자료와 지상 기상 자료 및 신경망 이론을 이용한 1~

3시간의 단시간 시우량 예측 모형을 개발하고, 하천 유역의 시우량 예측에 적용하여 기존의 강우 예측 모형들과 비교하므로써 수문학적 활용성을 평가하였다.

2. 강우 예측의 연구 동향

실시간 홍수 예측에 이용하기 위한 초기의 정량적 강우 예측 모형으로는 Georgakakos와 Bras(1984)의 물리적 예측 모형을 들 수 있고, Georgakakos와 Krajewski(1989)는 물리적 모형에 의한 단기 예측에 원격 탐측 자료와 지상 관측 자료를 함께 이용하는 방법을 제시하였다. French 등(1992)은 신경망(neural network) 이론을 강우 예측에 적용하여 시간과 공간에 따른 강우량 예측 모형을 개발하였다. French 등(1994)은 레이더로 관측된 기주내의 연직 적분 액상수 함량을 상태 변수로 하고 기상 자료 및 원격 탐측 자료로부터 모형 방정식의 매개 변수를 추정하도록 되어있는 추계학적 동역학 강우 예측 모형을 개발하였다.

국내에서는 이재형 등(1989)이 강우의 진행 속도, 환상 스펙트럼, 무차원 시간 분포 등에 관한 선행 연구 결과를 토대로 1시간 정도의 단기 강우 예측을 위한 추계학적 강우 모형을 구성하였다. 서애숙 등(1993)은 일본에서 사용중인 단시간 강우 예보 모형의 개념을 도입하여 이동성 강수 성분과 정체성 강수 성분의 분리를 시도하였다. 전일권(1994)은 Georgakakos와 Bras(1984)의 모형과 미세측 기상 자료의 보간 기법을 연구하여 지상의 기온, 기압, 이슬점 온도를 입력으로 하는 수정 비대칭 수운적 크기 분포를 이용한 물리적 호우 예측 모형을 제안하였다. 오남선(1996)은 French 등(1992)의 신경망 이론을 이용한 강우 예측 모형을 기존의 추계학적 예측 모형과 비교하여 연구하였다.

3. 신경망 이론에 의한 예측 모형

본 장에서는 김대수(1992), French 등(1992), 김주환(1993), 오남선(1996) 등의 연구 내용을 토대로 신경망(neural network)의 기본 개념과 특성을 살펴보고, 지상 기상 자료와 강우량 및 강우역의 이동 벡터를 입력으로 하는 다층 신경망을 이용한 단시간 강우 예측

모형의 구성에 대하여 논의하였다.

3.1 신경망의 기본 개념

신경망은 인간의 두뇌가 가진 것으로 생각되는 대단위 병렬형 국소 처리와 분산 기억의 특성을 보이는 판단 및 사고 작용을 수학적으로 모의한 것이다. 인간의 두뇌와 신경망에서 가장 기본적인 단위는 뉴런(neuron)이다. 신경망에서 개개의 뉴런은 하나 또는 그 이상의 입력 자료를 받아들여 사전에 정의된 함수를 통한 출력을 만들어 낸다. 따라서 신경망은 정보를 분산 저장하고, 개개의 뉴런이 개별적으로 작동한다.

이 신경 세포의 학습 과정을 모의한 것이 신경망의 처리 소자로서 식 (1)과 같이 여러 입력들의 가중합을 계산하는 통합 함수 \sum 와 통합된 결과의 동작 범위를 제공하는 전달 함수 $f(\cdot)$ 로 구성된다.

$$Y_j = f\left(\sum_{i=1}^I W_{ji} X_i - \theta_j\right) \quad (1)$$

여기서, I 는 입력값의 성분수이고, W_{ji} 는 j 번째 목표값 Y_j 에 대한 i 번째 입력값 X_i 의 기여도를 나타내는 가중치이며, θ_j 는 통합된 결과의 임계치이다.

3.2 신경망의 동작 원리

생물체의 신경 세포 자체에는 정보나 지능이 포함되어 있지 않지만, 신경 세포들 사이의 상호 작용에 의해서 지능이 생겨나고 신경 세포 간의 연결 형태와 연결 강도의 형태로 두뇌에 분산·저장 된다.

인공 신경망의 처리 소자도 그 자체에는 지능이 없지만 처리 소자들의 연결 형태와 강도를 변화시킴으로써 지능을 얻는다. 이것이 곧 인공 신경망의 학습 및 동작의 원리이다. 따라서 통합 함수와 전달 함수로 구성된 신경망의 처리 소자는 비교적 단순한 작업만을 반복하게 된다. 이러한 신경망 모형의 동작 특성은 처리 소자를 구성하는 전달 함수와 연결 강도를 조정하는 학습 규칙으로 규정할 수 있다.

3.2.1 전달 함수

여러개의 입력 신호를 전달 받은 처리 소자들은 수신 신호를 변환하여 다른 처리 소자에

입력될 활성화 값을 출력하는데, 이 활성화 값이 처리 소자들 간의 연결 강도로서 그 신경망의 상태를 나타내는 것이다. 이때 수신 신호의 변환과정은 전달함수에 의해 결정되며, 신경망의 동적 상태의 결정 과정은 학습 규칙에 따라 적합한 값으로 연결 강도를 변화시키며 반복된다.

신경망의 전달 함수로써 많이 이용되는 함수 유형으로는 선형 함수, 선형 임계치 함수, Log-sigmoid 함수, Tan-sigmoid 함수 등이 있다. 이들 함수는 식 (2), (3)과 같이 $-\infty$ 에서 $+\infty$ 까지의 모든 값을 독립 변수로써 받아들이며, 주로 -1에서 +1 또는 0에서 +1 사이의 값을 출력한다.

$$f(x) = \tanh(\beta(x+b)) \text{ [tan-sigmoid 함수]} \quad (2)$$

$$f(x) = \frac{1}{1+\exp(-\beta(x+b))} \text{ [log-sigmoid 함수]} \quad (3)$$

여기서, β 는 전달함수의 경사변수(steeptness parameter)이고, b 는 함수 곡선의 x 축 방향 이동량을 표시하는 상수이다.

3.2.2 학습 규칙

신경망의 학습 규칙은 목표값 $Y(t)$ 와 신경망 출력값 $O(t)$ 의 오차를 최소화 하는 방향으로 처리 소자간의 연결 강도를 조정하는 방법이다. Hebb의 학습 규칙으로부터 유도된 여러 가지 학습 규칙 중에서 가장 주목을 받고 있는 것이 j 번째 처리 소자에 대한 i 번째 처리 소자의 연결 강도 조정량 ΔW_{ji} 를 식 (4)와 같이 결정하는 Widrow-Hoff 규칙이다.

$$\Delta W_{ji} = \eta(Y_i(t) - O_i(t)) \cdot O_j(t) \quad (4)$$

여기서, η 는 $0.0 < \eta < 1.0$ 범위의 학습률을 표시하는 비례 상수이고, O_i 와 O_j 는 신경 세포 i 및 j 의 출력값이며, Y_i 는 신경망이 도출시켜야 할 목표값이다. 이 방법은 연결 강도 조정량 ΔW_{ji} 가 목표값과 출력값의 차에 비례한다

는 의미에서 델타 규칙(delta rule)이라 하기도 한다.

이러한 신경망 모형의 학습은 기지의 입·출력에 부합한 동작을 수행하도록 연결 강도를 최적화하는 과정이라 할 수 있으며, 연결 강도의 최적화에는 도함수를 이용한 경사법의 일종인 최급 강하법(gradient descent)을 사용하였다.

3.3 강우 예측 모형 구성

전술한 French 등(1994)의 방법이 홍수예보를 위한 강우의 분포를 예측한다는 점에서 매우 유용하고 매력 있게 보이기 는 하지만, 고도 각 0° 의 기저 탐측 자료만을 저장하는 국내의 레이더 관측 현실로서는 상태 변수인 액상수 함량 자료를 구할 수가 없다. 또한 레이더 장비의 송신 출력이 불안정하여 레이더 반사도와 강우 강도의 관계가 시간상으로 불규칙하여, 레이더 자료를 정량적으로 이용하려면 반드시 지상 강우량으로 보정해 주어야 하는 어려움이 따른다.

따라서 본 연구에서는 레이더 자료를 이용한 강우 예측(Georgakakos와 Krajewski, 1989), 신경망을 이용한 강우 예측(French 등, 1992), 강수 물리 과정을 이용한 강우 예측(전일권, 1994) 등을 참고하여 국내의 관측 현실에 적합한 신경망 이론에 의한 강우 예측 모형을 구성 하였다.

신경망의 입력층은 대상 지역의 지형 고도, 강우 유형, 현재 시각의 강우량, 기온, 기압, 이슬점 온도 및 강우량, 기온, 기압, 이슬점 온도의 시간 변화율, 강우역의 이동 벡타 등으로 구성되었다. 이와 같이 입력층을 구성한 것은 다음과 같은 기존의 연구 결과에 의거한 것이다. Georgakakos와 Bras(1984)는 구름 물리학 이론에 근거하여 기온, 기압, 이슬점 온도의 자료

Table 1. 강우 모형의 입력 성분과 출력 성분의 상관 계수

구 분	출력층 (예측강우량)			구 분	출력층 (예측강우량)		
	1hr 후	2hr 후	3hr 후		1hr 후	2hr 후	3hr 후
고도	.106119	.083012	.075336	기온차	.008378	-.255736	-.263235
강우량	.196723	-.033251	-.048932	Td차	.001434	-.221970	-.229764
기온	-.049954	-.153499	-.231362	기압차	-.040829	-.006388	.073385
이슬점	-.035335	-.130948	-.204858	속도	.027335	-.148706	-.121214
기압	.031619	.147280	.199315	X-속도	.033347	-.079317	-.079891
우량차	.220250	.041019	-.003604	Y-속도	-.070166	.027110	-.033969

(평창강 유역)

를 입력으로 하는 단기 강우 예측 모형을 제시 하므로서 강우량이 지상 기상 변수와 밀접한 관계를 가짐을 밝혔고, Okl 등(1991)은 스팀 사상의 방향 확률(directional probability of storm event)이라는 개념을 제시하고 산악 지역에서 산지 형태와 풍향에 의한 강우의 공간 분포를 연구하여, 강우량 분포가 지형 및 강우역의 이동 특성과 관련되어 있음을 보였다.

신경망의 출력층은 입력층 자료의 관측 시간을 기준으로 1시간, 2시간, 3시간 후의 강우량으로 하였다. 이는 단시간 강우 예측에서 3시간까지는 같은 초기 자료를 이용해도 된다는 김익수 등(1990)의 연구 결과에 의거한 것이다.

이들 입력층 성분과 출력층 성분의 상관성을 파악하기 위하여, 5개 강우 사상에 대한 총 관측 기간 48시간 동안 평창강 유역의 8개 우량국 지점에 대한 336개의 입력 성분과 출력 성분 자료의 상관성을 분석하였다(표 1 참조). 표 1에서 1시간 예측의 경우에는 강우량과 우량차의 기여도가 비교적 크고, 2, 3시간 예측에서는 기온차, 이슬점 온도차, 기온, 이슬점 온도, 기압 등 기상 변수의 기여도가 크게 나타났다.

이상과 같이 구성한 예측 모형의 입력층과 출력층이 모두 실수형 변수로 구성되므로 다층 인식자(multi-layer perceptron)를 이용함이 적절하다. 다층 인식자를 이용한 다층 신경망의 구조는 은닉층의 수를 2개로 하였을 경우와 1개로 하였을 경우의 결과에 별다른 차이가 없었으므로 French 등(1992)과 김주환(1993)에서 채택한 것과 같이 1개의 은닉층을 가진 3층 신경망을 채택하였다. 은닉층의 크기는 적절한 은닉층의 크기를 결정하는 일반적인 기준이 없으므로, 여러 형태의 신경망 구조를 설정하여 적용한 결과로부터 적절한 구조를 선정하는 방법을 채택하였다.

신경망에 의한 입출력 과정은 식 (5)에 의하여 표현된다.

$$o_{pk} = f_2\left(\sum_j W_{kj} \cdot f_1\left(\sum_{\mu} V_{\mu j} x_{\mu i}\right)\right) \quad (5)$$

여기서, $f_1(\cdot)$ 과 $f_2(\cdot)$ 는 각각 입력층으로부터 은닉층으로의 전달 함수와 은닉층으로부터 출력층으로의 전달 함수를 나타낸다. 식 (5)의 전달 함수로는 식 (6)과 같은 log-sig-

moid 함수를 이용하였다.

$$f_1(h) = f_2(h) = \frac{1}{1 + \exp(-h)} \quad (6)$$

입력층과 은닉층 및 출력층 사이의 연결 강도 $V_{\mu j}$ 와 W_{kj} 의 초기치는 0.0~1.0 범위의 등분포 무작위수(uniform random number)를 이용하였다.

구성된 신경망 모형의 학습은 역전파 알고리즘을 이용하였고, 학습속도를 향상시키기 위하여 모멘텀 계수와 적응 학습율을 병용하였다. 모멘텀 계수 α 와 적응 학습율 η 의 선정에는 특별한 기준이 없고 적용 대상에 따라 최적값이 달라지므로, 입력층 성분수를 N 이라 할 때 은닉층 성분수가 N 및 $2N$ 인 경우에 대하여 α 와 η 를 각각 0.3~0.9 범위에서 0.1씩 변화시키면서 500회씩 학습을 실시한 결과, 은닉층 성분수가 $2N$ 이고, $\alpha=0.7$, $\eta=0.9$ 인 경우의 학습 속도가 가장 빠르게 나타났다. 학습이 완료된 신경망은 1, 2, 3시간 강우량 예측에 이용된다.

4. 모형 적용 및 결과 검토

본 장에서는 3장에서 제안한 신경망 예측 모형과 기존의 물리적 예측 모형을 '90년의 1개 호우 사상과 '93년의 3개 호우 사상 자료에 적용하여 신경망 모형의 학습과 물리모형의 매개 변수를 추정하고 그 결과를 비교평가하였다. 또한 이를 토대로 '95년의 호우 자료에 대한 예측을 시도하였다. 비교·평가 방법으로는 식 (7)로 정의되는 정규화된 제곱근평균 제곱오차(NRMSE, Normalized Root Mean Square Error)를 산정하여 정량적인 정확도를 평가하고, 예측 강우량과 관측 강우량의 상호 상관 계수를 산출하여 강우량 분포의 정확도를 비교하였다.

$$NRMSE = \frac{\left(\sum_{i=1}^N (R_i - \bar{R}_i)^2\right)^{\frac{1}{2}}}{\left(\sum_{j=1}^N R_j^2\right)^{\frac{1}{2}}} \quad (7)$$

본 연구에서 제안한 신경망 예측 모형을 적용하기 위해서는 전술한 다층 신경망의 입력층을 구성하여야 한다. 따라서 결측치가 보완된 지상 기상 자료와 강우역의 이동 벡터 추정 결과, 적용 유역의 관측 강우량 및 지형 고도 자료 등을 이용하여 15개 성분을 갖는 입력층을 구성하였다. 15개의 입력층 성분은 현재 시각

실시간 기상자료를 이용한 다지점 강우 예측모형 연구

Table 2. 우량국 지점별 1시간 강우 예측 적용 결과 비교

1hr	학습 및 추정('90~'93)				'95 예측 결과			
	NRMSE		CORR.		NRMSE		CORR.	
	Neural	Psycal	Neural	Psycal	Neural	Psycal	Neural	Psycal
안홍	0.100	0.602	0.993	0.412	0.876	0.733	-0.021	-0.073
방림	0.100	0.608	0.989	-0.024	0.990	0.732	0.379	-0.388
봉평	0.058	0.610	0.996	0.020	0.886	0.369	0.007	-0.007
대화	0.108	0.572	0.990	-0.034	0.996	0.670	0.281	-0.319
미탄	0.063	0.565	0.995	0.247	0.716	0.646	0.196	-0.016
평창	0.083	0.586	0.993	0.129	0.882	0.714	0.182	-0.075
수주	0.085	0.553	0.993	0.369	0.996	0.739	0.395	-0.216
영월	0.065	0.663	0.996	0.243	1.401	0.587	-0.277	-0.384
평균	0.083	0.595	0.993	0.170	0.968	0.649	0.143	-0.185

Table 3. 우량국 지점별 2시간 강우 예측 적용 결과 비교

2hr	학습 및 추정('90~'93)				'95 예측 결과			
	NRMSE		CORR.		NRMSE		CORR.	
	Neural	Psycal	Neural	Psycal	Neural	Psycal	Neural	Psycal
안홍	0.051	0.601	0.997	0.528	0.953	0.783	0.098	-0.121
방림	0.058	0.645	0.996	-0.156	0.817	0.576	0.378	-0.194
봉평	0.067	0.664	0.995	-0.127	0.667	0.424	0.086	-0.096
대화	0.226	0.630	0.953	-0.235	0.837	0.710	0.279	-0.525
미탄	0.071	0.598	0.995	0.276	0.855	0.677	0.239	-0.095
평창	0.078	0.639	0.993	-0.001	1.894	0.719	0.133	0.026
수주	0.058	0.628	0.996	0.231	0.989	0.792	-0.053	-0.352
영월	0.115	0.664	0.991	0.270	0.883	0.625	-0.088	-0.167
평균	0.091	0.634	0.990	0.098	0.987	0.663	0.134	-0.191

Table 4. 우량국 지점별 3시간 강우 예측 적용 결과 비교

3hr	학습 및 추정('90~'93)				'95 예측 결과			
	NRMSE		CORR.		NRMSE		CORR.	
	Neural	Psycal	Neural	Psycal	Neural	Psycal	Neural	Psycal
안홍	0.049	0.695	0.998	0.267	3.959	0.856	0.097	-0.378
방림	0.055	0.687	0.997	-0.264	3.598	0.679	0.095	-0.436
봉평	0.067	0.711	0.996	-0.207	3.291	0.578	0.401	-0.351
대화	0.156	0.669	0.984	-0.318	0.930	0.593	0.024	-0.360
미탄	0.061	0.687	0.997	0.221	0.999	0.763	0.078	-0.158
평창	0.090	0.698	0.995	-0.149	2.412	0.817	0.031	0.016
수주	0.083	0.676	0.993	0.167	1.002	0.767	0.083	0.017
영월	0.080	0.704	0.994	0.291	0.992	0.706	-0.366	-0.194
평균	0.080	0.691	0.994	0.001	2.148	0.720	0.055	-0.231

의 강우량, 기온, 기압, 이슬점 온도, 현재 시각까지 1시간 동안 강우량, 기온, 기압, 이슬점 온도의 변화량, 강우역의 이동 속도, 위도 방향 속도, 경도 방향 속도, 우량국 지점의 고도 및 X, Y 좌표, 강우 유형 인자 등이다. 출력층 성분은 현재 시각 기준 1시간, 2시간, 3시간 이후의 강우량이고, 출력층의 구성은 3개 시간의 예측 강우량 각각을 단일 성분으로 하는 경우와 1, 2시간을 동시에 예측하는 2개 성분을 갖는 경우, 1, 2, 3시간을 동시에

예측하는 3개 성분을 갖는 경우를 고려하였다.

물리적 강우 예측 모형의 입력 변수인 기온, 기압, 이슬점 온도는 보간된 기상 변수를 이용하고, 강우량은 8개소의 우량국 자료를 이용하였다. 물리적 예측 모형의 매개 상수 추정에서는 기존 연구와 동일한 조건의 적용을 위하여 매개상수 $\epsilon_1, \epsilon_2, \epsilon_3, \epsilon_4, n, \gamma, \beta, k_3, k_4$ 중에서 $\epsilon_2, \epsilon_3, n, \gamma, \beta$ 는 Georgakakos(1986)의 값을 사용하고, k_4 는 전일권(1994)의 경우와 같이 고정치 1.0을 사용하였다. 따라서 본 연구에서는 나머지

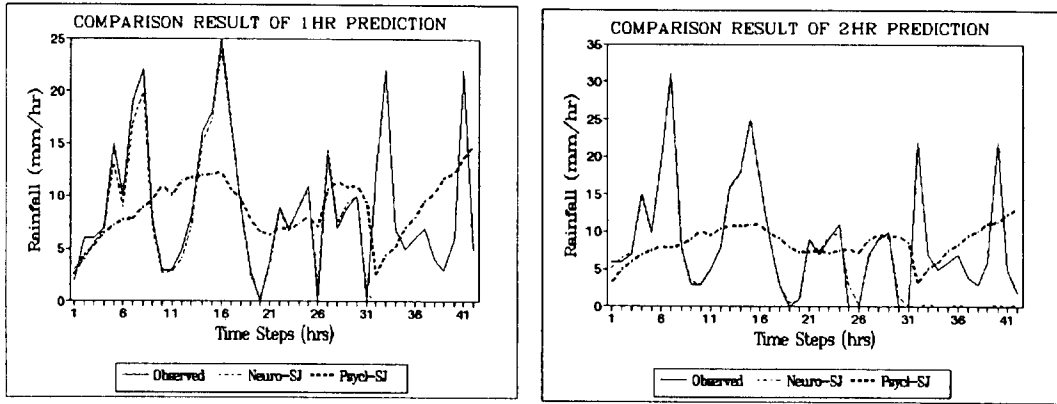


Fig. 1. 수주 우량국 지점의 예측 모형 적용 결과.

매개 상수인 $\varepsilon_1, \varepsilon_4, k_3$ 만을 추정하였다.

물리적 예측모형이 지점 호우 모형이고, 전 일권(1994)의 연구에서도 개개의 우량국에 대한 수시간 자료에만 적용하였던 점을 고려하여, 개개의 우량국별로 90~93년 자료를 이용하여 연결 강도 및 매개 상수를 추정하고, 95년 자료를 이용한 강우 예측을 시도하였다.

평창강 유역의 8개 우량국에 대한 각 지점별 신경망 예측 모형과 물리적 예측 모형의 적용 결과를 예측시간 1, 2, 3시간에 대하여 각각 표 2, 표 3, 표 4에 정리하였다. 표에서 NRMSE는 관측 강우량에 대한 계산 및 예측치의 정규화된 제곱근평균 제곱오차이고, CORR.은 관측치에 대한 계산치 및 예측치의 상호상관 계수이다. 표 2의 1시간 예측 결과는 8개 우량국 모두에서 신경망 모형의 학습 결과가 물리적 모형의 매개상수 추정 결과보다 개선된 결과를 보였고, 예측 강우량의 정량적 오차는 물리적 모형이 작게 나타났으며, 강우량의 분포는 신경망 모형이 더 잘 대변하는 것으로 판단되었다. 이러한 결과는 표 3 및 표 4에서도 유사하게 나타났고, 예측 시간별로는 예측 시간의 간격이 증가함에 따라 연결강도 학습 및 매개상수 추정 결과와 예측 결과의 정도가 떨어지는 것으로 나타났다. 그림 1은 수주 우량국에 대한 모형 적용 결과를 도시한 것으로, 31시간 까지 연결강도 학습 및 매개상수 추정 결과이고 그이후는 예측된 결과이다.

5. 결 론

효과적인 수자원 관리와 홍수 피해 방지에

필수 요건인 강우량 예측에 근래에 주목을 받고 있는 신경망 이론을 도입하여, 유역내 기상 레이더 자료와 지상 우량국 자료, 지상 기상 자료, 지형 고도 자료 등을 기초로 다층 신경망 이론에 의한 시우량 예측 모형을 개발하고 기존의 물리적 예측 모형 및 신경망 예측 모형과 비교하였다.

강우 현상이 정지된 기상 상태의 결과라기 보다는 기상 상태의 변화 과정에서 나타난 것이라는 점에 착안하여, 기존 예측 모형들의 입력 자료인 지상 강우량과 기온, 기압, 이슬점 온도에 부가하여 기상 레이더 자료를 이용한 강우역의 이동 벡터와 강우량, 기온, 기압, 이슬점의 시간 변화율을 고려하고, 관측 지점의 지형 고도 및 강우 유형 인자까지를 이용할 수 있는 예측 방법을 제안하였다.

최대 예측 시간을 기존 모형의 1시간에서 3시간까지로 연장하였는데, 신경망 모형의 입력층 성분과 출력층 성분의 상관 분석에서 1시간 예측 강우량은 강우량 및 강우량 변화율과 상관성이 크고, 그 이외의 기상 변수들은 2시간 및 3시간 예측 강우량과의 상관성이 큰 것으로 나타났으므로 본 연구에서 제안한 모형으로 3시간까지의 예측을 실행함은 타당하게 보인다.

본 연구에서 제안한 예측 모형은 충주댐 상류 평창강 유역에 적용한 학습 결과에서 기존의 예측 모형보다 개선된 결과를 보였으며 강우량의 분포를 비교적 잘 예측하기는 하였지만, 본 연구에 이용된 정도의 소규모 자료만으로 학습된 결과로는 정량적 예측에 활용하기 어렵고 보다 많은 양질의 자료를 이용한 보완이

필요하다.

참 고 문 헌

- 김대수 (1992). 신경망 이론과 응용 (I), 하이테크정보사.
- 김익수 등 (1990). "레이다를 이용한 단시간 강우 예측 결과의 정성 및 정량적인 평가 (I)". 연구보고서, MR90-2, 기상연구소.
- 김주환 (1993). 신경회로망을 이용한 하천유출량의 수문학적 예측에 관한 연구. 박사학위논문, 인하대학교.
- 서애숙 등 (1993) "위성 및 레이더 자료를 이용한 단시간 강우 예보 시스템 개발 연구 (Ⅲ)", 연구보고서, 과학기술처, 기상청 기상연구소.
- 오남선 (1996). 신경망 이론과 Kalman Filter 강우예측모형의 비교 연구, 박사학위논문, 서울대학교.
- 이재형, 이동주, 박영기 (1989) "호우의 환상스펙트럼 추정. 한국수문학회지, 제22권, 제2호, 201-211.
- 전일권 (1994). 강수의 물리과정에 입각한 호우예측모형에 관한 연구. 박사학위논문, 전북대학교.
- French, M. N., W. F. Krajewski and R. R. Guykendall (1992) "Rainfall Forecasting in Space and Time using a Neural Network." J. of Hydrology, Vol. 137, 1-31.
- French, M. N., H. Andrieu and W. F. Krajewski (1994). "A Model for realtime Quantitative Rainfall Forecasting using Remote Sensing. 1.Formulations." Water Resources Research, Vol.30, No. 4, 1075-1083.
- Georgakakos, Konstantine P. and Rafael L. Bras (1984). "A Hydrologically Useful Station Precipitation Model, 1. Formulation." Water Resources Research, Vol.20, No.11, 1585-1596.
- Georgakakos, K. P. and W. F. Krajewski (1989). "Short-Term Rainfall Forecasting using Radar Data and Hydrometeorological Models." Inter. Symp. on Hydrological Applications on Weather Radar, Paper J1, 1-9.
- Oki, T., K. Musiake, and T. Koike (1991). "Spatial Rainfall Distribution at a Storm Event in Mountainous Regions, Estimated by Orography and Wind Direction." Water Resources Research, Vol.27, No.3, 359-369.