인공지능을 이용한 시유출량 예측

이경훈[1] · 문병석[2] · 김강석[3]○남길정[4]

1. 서론

물의 순환과정 중에서 인간 생활에 가장 밀접한 영향을 주는 것이 유출과정이라고 하겠다. 유출이란 지상으로 떨어진 강우의 일부분이 지표 또는 하천으로 흐르는 과정을 말하는 것으로서 유출의 결과인 하천의 유량은 물이 수자원으로 이용되는 가장 중요한 공급처이기도 하면서 또한 인간생활에 가장 큰 피해를 주는 요소이기도 하다. 따라서 수문학 연구의 모든 노력은 결과적으로 얼마만큼 유출을 정확히 예측할 수 있는가 하는데 초점이 있다고 하여도 과언이 아니다.

본 연구에서는 정확한 유출량을 예측하기 위하여 신경 회로망을 이용하였다. 신경 회로망은 입력과 출력으로 구성되는 하나의 시스템을 병렬적이고 비선형적으로 구축할 수 있다는 장점 때문에 불확실한 강우-유출 모형에 적용하기에 유리한 장점을 가지고 있으며, 입력층과 중간층을 거치면서 입력층에서 입력되는 여러 변수들 중에서 출력에 큰 영향을 미치는 변수를 학습규칙에 의하여 선택하여 예측하고 유출과정을 추정하게 된다.

따라서, 본 연구의 목적은 각 입력변수간에 상호종속적인 경우에도 상관관계를 형성하여 학습에 의한 가중치를 결정하는 신경회로망이론을 이용하여 시간강우 및 시간유출량 자료를 신경회로망의 학습자료로 변환하고 이를 하천유출량 예측모형에 적용함은 물론이고 실제유출해석에 있어서 신뢰성 있는 수문예측을 수행하는데 있다. 그리고, 본 연구에 적용한 신경회로망 이론의 학습알고리즘으로는 역전파 알고리즘을 사용하였으며, 최적 모형의 개발을 위해서 경사하강법을 이용한 모멘텀-적응식학습률(Moment-Adaptive Learning Rate)기법 그리고 경사하강법과 가우스-뉴톤 방법을 이용한 레벤버그-마쿼트(Levenberg-Marquardt)기법 그리고 가우스-뉴톤방법을 이용한 쿼시-뉴톤(Quasi-Newton)기법을 이용하여 1시간 후부터 6시간 후까지 유출량을 예측하여 실측치와 비교·검토하였다.

2. 기본이론

2.1 모멘텀-적응학습률기법

모멘트법은 역전파 알고리즘에 의한 학습방법에 모멘트항을 고려하여 계수로서 0에서 1사이의 값을 취하며 모멘트 계수가 0이면 연결강도 조정량은 단지 역전파 알고리즘에 의해서만 결정되며 1이면 역전파 알고리즘의 의한 조정량에 전단계의 연결강도 조절량을 합한 만큼의 연결강도를 조

1) 전남대학교 토목공학과 교수
2) 서남대학교 토목공학과 조교수
3) 성화대학 토목과 조교수
3) 전남대학교 토목공학과 박사과정

정하게 된다. 이와 같은 모멘트 계수는 학습과정에서 연결강도에 의한 오차의 진동을 막으면서 학습율을 크게 해주기위하여 도입된 것으로 바로 전 연결강도의 조정량을 어느 정도 고려하여 현재 학습과정의 연결강도 조정량을 계산하도록 한 것이다. 이 학습 방법은 직접적인 최급강하법은 아니지만 학습속도의 개선에 유효한 것으로 모멘트 법이라 하며 수렴의 속도를 증진시켜 학습을 효율적으로 수행하기 위한 방법이다.

한편, 모멘트법과 이에 병행한 적응식 학습율 방법은 간단하면서도 효율적이기 때문에 자주 이용되고 있다 적응식 학습률은 모멘트법과 병행하여 학습계수를 조절하여 학습속도를 향상시킨다. 학습 후에 제곱오차 함수가 감소하였는지 확인하여 크게 감소하였을 때에는 학습계수를 일정 비율만큼 증가시키고 반대로 오차함수가 정해진 비율 이상으로 증가할 때는 학습계수를 정해진 비율만큼 감소시키는 방법을 이용한다.

2.2 쿼시-뉴톤기법

최급하강법과 달리 헷세행렬(Hessian matrix)를 이용하여 목적함수와 조정량을 산출하여 반복적으로 탐색하는 추정방법으로 연결강도 공간 내에서 현 시점의 함수로부터 테일러 전개(Taylor sereis)를 사용하여 변화방향으로 진행길이를 적절히 정하면서 최적해가 구해질 때까지 반복하게 된다. 테일러 전개를 사용하여 오차함수 $E(W_t)$ 를 식(1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta E(W_t) &= E(W_t + \Delta W_t) - E(W_t) \\ &\simeq \nabla E(W_t)^T \Delta W + \frac{1}{2} \Delta W^T H \Delta W \end{aligned} \tag{1}$$

식(1)에서 H는 gpt세 행렬로서 식(2)와 같다.

$$H = \left[\frac{\partial^2 E}{\partial W_n^2} \right] \tag{2}$$

ΔW에 대해 식(2)를 미분하면 $\Delta E(W_t)$은 최소화되고 ΔW의 최적값을 구할 수 있으며, 식(3)과 같다.

$$\begin{aligned} &\nabla E(W_t) + H \Delta W = 0 \\ &\Delta W = -H^{-1} \nabla E(W_t) \end{aligned} \tag{3}$$

식(4)는 새로운 추정치인 연결강도 벡터의 이동과정을 표현하고 있다.

$$\begin{aligned} W_{t+1} &= W_t + \Delta W_t \\ &= W_t - H^{-1} \nabla E(W_t) \end{aligned} \tag{4}$$

식(3)에서 헷세행렬 H가 양정치 행렬이면 만족하고 목적함수 값을 산정하여 매개변수를 최적해로 구하게 된다.

2.3 레벤버그-마쿼트 기법

역전파 알고리즘에 의한 학습과정에서 발생할 수 있는 지역최소값문제fm 해결하고, 오차를 최소화하며 수렴속도와 학습속도를 향상시키기 위해 본 연구에서는 출력값의 SSE(Sum of Square Error)를 최소화하는 최적기법으로 레벤버그-마쿼트 기법을 이용하였다. 이 방법은 연결강도를 조정할 때 레벤버그-마쿼트 기법의 갱신률을 사용하게 되는데 그 자체가 일련의 선형방정식들의 해인 탐색방향을 사용하게 되며, 행렬 형식으로 된 레벤버그-마쿼트 갱신률은 식(5)와 같다(Demuth와 Beale, 1994).

$$\Delta W = (J^T + aI)^{-1} J^T e \tag{5}$$

여기서, J는 각 연결강도에 대한 오차미분의 자코비안행렬(Jacobian matrix), α는 적응식 학습률 그리고, e는 오차벡터이다. 식(5)에서 α가 매우 크면 경사하강법으로 근사되고, α가 작으면 가우스-뉴톤 방법으로 근사되는데, 가우스-뉴톤 방법은 오차공간상의 오차가 최소인 시점 부근에서 다른 방법에 비하여 더 빠르고 정확하게 이 시점을 수렴해 나간다. 따라서 적응학습률에서 α를 조정하여 가능하면 가우스-뉴톤 방법으로 근사하도록 한다.

3. 대상유역 및 자료 분석

3.1 대상유역

본 연구에서는 하천유출해석에 대한 신경망 알고리즘을 적용하기 위하여 평창강 유역 방림지점을 선정하여 실제 수문계에 적용하였다. 본 유역은 북동서의 3개 방향으로 다른 하천과 인접하고 있으며, 유역 면적은 약 527.83km^{2}으로 면적의 대부분이 산지로 구성된 산악지형이며 북으로부터 남으로 상당한 경사를 이루고 동남부 및 남북 지역 역시 험준한 산악이 중첩되어 있다.

본 연구에 사용된 자료는 1996년~1999년 사이의 7개의 호우사상 및 유출량 자료이며, 1996년부터 1998년 사이의 5개 주요 호우사상 자료를 학습자료로 사용하였으며, 검증자료로는 1999년 8월 1일 01시부터 5일 24시까지와 9월 19일 18시부터 23일 17시까지의 2개의 호우사상을 사용하였다. 또한, 훈련의 효율의 증진을 위해 Early Stopping Method of Training 방법을 사용하였다.

3.2 자료 분석

각 지점별 시간 강우량은 Thiessen 가중법에 의하여 유역 평균강우량으로 산정하여 사용하였으며, 유출량 예측 모델의 독립변수를 결정하기 위해 교차상관분석(Cross-Correlation Analysis) 및 자기상관분석(Auto-Correlation Analysis)을 통해 지체시간(Lag Time)을 결정하여 모델을 구성하였다. 그림 1은 강우-유출량의 교차상관분석 결과를 나타낸 것으로 6시간전의 강우가 유출량에 가장 많은 영향을 미치며 그 다음은 7시간전인 강우로 나타났다. 그림 2는 유출량의 자기상관분석결과이다. 그림 2에 잘 나타나 있듯이 지체시간 7시간 전까지도 자기상관계수가 0.7이상으로 매우 높은 상관성을 보이고 있다.

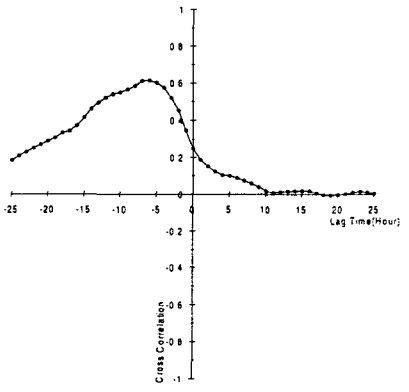

그림 1 교차상관분석

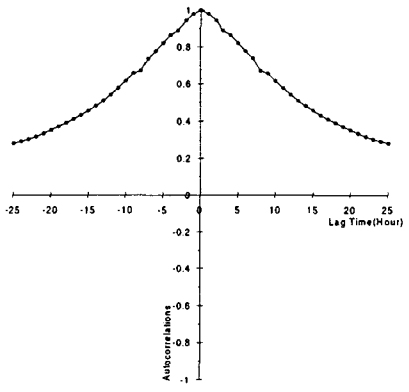

그림 2 자기상관분석

4. 모형의 구성

본 연구에서는 유출량을 예측하는데 유량과 강우는 교차상관관계분석을, 유량은 자기상관분석을 실시하여 얻어진 결과로 모델을 구성하였다. 강우자료는 8시간전부터 현재까지와 8시간전부터 4시간전까지를, 유량은 자기상관계수를 통하여 0.9, 0.8 ,0.7로 나누어 2시간전, 5시간전, 7시간전부터 현재까지의 자료를 이용하여 입력층 수를 최소 6개에서 최대 15개까지, 총 6가지의 모델을 표 1과 같이 구성하여 신경회로망 학습기법에 따라 구성된 모멘텀-적응식 학습률기법, 레벤버그-마쿼트 기법, 쿼시-뉴톤 기법에 적용하였다.

표 1 Constitution of Model(Q : Runoff, R : Rainfall)

Model	Input Valiable	Output
I	$Q_t, Q_{t-1}, Q_{t-2}, Q_{t-3}, Q_{t-4}, R_t, R_{t-1}, R_{t-2}, R_{t-3}, R_{t-4}, R_{t-5}, R_{t-6}, R_{t-7}$	Q_{t+1}
II	Q_t, Q_{t-1}, Q_{t-2}, Q_{t-3}, Q_{t-4}, R_{t-4}, R_{t-5}, R_{t-6}, R_{t-7}	
III	Q_t, Q_{t-1}, R_t, R_{t-1}, R_{t-2}, R_{t-3}, R_{t-4}, R_{t-5}, R_{t-6}, R_{t-7}	
IV	Q_t, Q_{t-1}, R_{t-4}, R_{t-5}, R_{t-6}, R_{t-7}	
V	$Q_t, Q_{t-1}, Q_{t-2}, Q_{t-3}, Q_{t-4}, Q_{t-5}, Q_{t-6}, R_t, R_{t-1}, R_{t-2}, R_{t-3}, R_{t-4}, R_{t-5}$	
VI	Q_t, Q_{t-1}, Q_{t-2}, Q_{t-3}, Q_{t-4}, Q_{t-5}, Q_{t-6}, R_{t-4}, R_{t-5}, R_{t-6}, R_{t-}	

5. 모형의 적용 및 결과

본 연구에서는 강우-유출량 예측을 위한 다층신경망 모형을 평창강 방림 지점에 적용하여 모의 능력과 가능성을 검토하였다.

먼저, 본연구에서는 최적의 은닉층 노드수를 결정하기 위해 은닉층 수를 N(입력변수의 수)~2N 개까지 한 개씩 증가시키면서 학습 및 검증하였다. 표 2는 모델 I을 모멘텀-적응식 학습률기법, 레벤버그-마쿼트 기법, 쿼시-뉴톤 기법에 적용하여 2시간, 4시간, 6시간 예측에 대한 은닉층 수에 따른 분석결과이다. 표 2를 보면 알 수 있듯이 은닉층의 수는 모델의 정도에 거의 영향을 미치지 않음을 알 수 있다. 또한 모델 II ~ VI에서도 은닉층의 수에 따른 영향은 모델 I 과 마찬가지로 거의 영향을 받지 않았다.

표 2 Analysis of hidden layer node(Model I)

Lead (hour)	Hidden Layer Node	Moment-adaptive Learning Rate		Levenberg -Marquardt		Quasi-Newton	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
2	13	0.97	29.86	0.97	27.24	0.97	27.24
	20	0.97	27.02	0.97	27.25	0.97	27.24
	26	0.97	26.69	0.97	27.24	0.97	27.24
4	13	0.92	42.46	0.92	42.45	0.92	42.46
	20	0.92	42.46	0.92	42.46	0.92	42.46
	26	0.92	42.46	0.92	42.46	0.92	42.46
6	13	0.86	54.96	0.86	55.50	0.86	55.49
	20	0.86	54.95	0.86	55.50	0.86	55.50
	26	0.86	55.53	0.86	55.48	0.86	55.50

유량 예측을 위해 시간별 모형에 모멘텀-적응식 학습률기법, 레벤버그-마쿼트 기법, 쿼시-뉴톤 기법을 적용한 결과를 비교·분석하여 표 3에 나타내었다. 표 3에 제시한 것과 1시간 및 2시간 예측에 대해서는 세 가지 학습기법의 모델Ⅰ~Ⅵ까지 모두 결정계수가 0.96이상인 양호한 결과를 보여주었다. 그러나, 3시간 예측결과에서는 모델 Ⅰ,Ⅲ,Ⅴ의 결정계수가 0.95이상인데 반해 모델 Ⅱ,Ⅳ,Ⅵ는 결정계수가 0.92정도로 예측력의 차이를 보이고 있으며, 5시간 예측 결과에서는 모델 Ⅰ,Ⅲ,Ⅴ와 모델 Ⅱ,Ⅳ,Ⅵ는 결정계수가 거의 0.1정도의 차이를 보이고 있다. 이는 Ⅰ과Ⅱ, Ⅲ와 Ⅳ, Ⅴ와 Ⅵ를 비교해보면 알 수 있듯이 유출량의 입력자료수는 변화가 없을 때, 강우량의 입력자료 수에 따라 유출량 예측에 차이가 있음을 알 수 있다. 그림 3, 4, 5는 5시간 예측 결과를 세 가지 기법에 따라 모델 Ⅰ~Ⅵ까지 도식화한 것이다.

마지막으로 본 연구에 적용된 세 가지 학습 기법을 비교하면, 1시간 및 2시간 예측에 있어서는 세 가지 학습기법을 사용한 신경회로망 모형 모두 결정계수가 0.96이상으로 우수한 예측력을 보였으나, 5시간 예측에서 보면 모멘텀-적응식 학습률기법, 쿼시-뉴톤 기법을 적용한 모델의 결정계수가 레벤버그-마쿼트 기법를 적용한 결정계수보다 더 큰 것으로 보아 두 학습기법이 더 뛰어난 예측력을 가지고 있음을 보여주고 있다. 그림 6은 세 가지 학습 기법의 적용결과를 도식화한 것으로 5시간 예측에 대한 모델Ⅲ의 결과를 나타내고 있다.

표 3 Statistical analysis result of neural network model

Lead (hour)	model	moment-adaptive Learning Rate			Levenberg -Marquardt			Quasi-Newton		
		R^2	RMSE	MF(%)	R^2	RMSE	MF(%)	R^2	RMSE	MF(%)
1	Ⅰ	0.99	15.53	0.70	0.99	15.64	1.68	0.99	15.64	1.68
	Ⅱ	0.99	14.73	-1.95	0.99	15.99	1.14	0.99	15.99	1.14
	Ⅲ	0.99	16.00	0.00	0.99	15.32	1.65	0.99	15.32	1.65
	Ⅳ	0.99	16.00	-3.34	0.99	15.93	0.98	0.99	13.93	-0.57
	Ⅴ	0.99	16.08	-2.79	0.99	15.84	1.95	0.99	15.84	1.95
	Ⅵ	0.99	15.40	5.01	0.99	16.07	1.61	0.99	16.07	1.61
3	Ⅰ	0.98	23.34	-4.69	0.96	29.66	-6.00	0.97	24.85	-4.47
	Ⅱ	0.92	42.51	1.10	0.92	43.67	5.27	0.92	43.67	5.27
	Ⅲ	0.97	27.46	-2.95	0.97	27.55	-4.52	0.97	25.06	-5.56
	Ⅳ	0.92	41.60	-0.15	0.92	42.38	-4.10	0.93	39.55	-2.73
	Ⅴ	0.95	34.64	4.50	0.96	20.85	2.02	0.97	25.07	-4.69
	Ⅵ	0.92	41.86	4.04	0.92	43.60	5.47	0.92	43.60	5.47
5	Ⅰ	0.91	45.03	2.49	0.89	49.21	8.49	0.91	44.72	-1.03
	Ⅱ	0.83	60.50	17.67	0.82	63.03	13.21	0.83	60.85	17.08
	Ⅲ	0.91	46.20	1.91	0.90	46.95	-3.17	0.90	46.72	-0.47
	Ⅳ	0.81	63.93	5.90	0.81	65.92	12.93	0.82	63.28	13.42
	Ⅴ	0.91	45.16	-0.49	0.89	49.19	8.39	0.90	45.59	-4.32
	Ⅵ	0.82	63.60	16.10	0.82	68.36	-0.59	0.82	64.48	17.45

6. 결론

본 연구는 모멘텀-적응식 학습률기법, 레벤버그-마쿼트 기법 및 쿼시-뉴톤 기법을 이용하여 대상지역의 강우-유출 수문곡선의 해석을 모의하였으며, 모형의 검증 및 유역의 적용성을 검토하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

1) 1시간 및 2시간 예측에 있어서는 세 가지 학습기법의 모델 Ⅰ~Ⅵ까지 모두 결정계수가 0.96

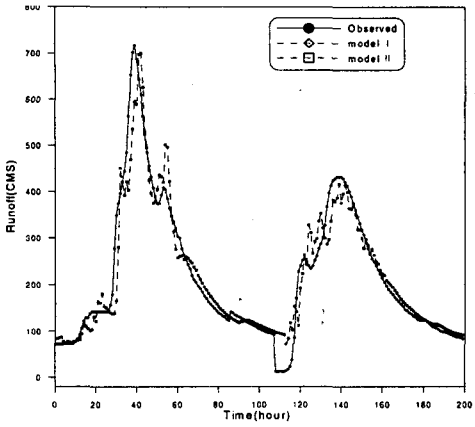

그림 3. Moment-Adaptive Learning Rate(model Ⅰ,Ⅱ)

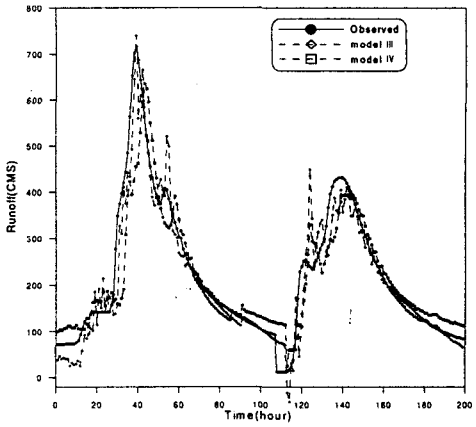

그림 4. Levenberg-Marquardt(model Ⅲ,Ⅳ)

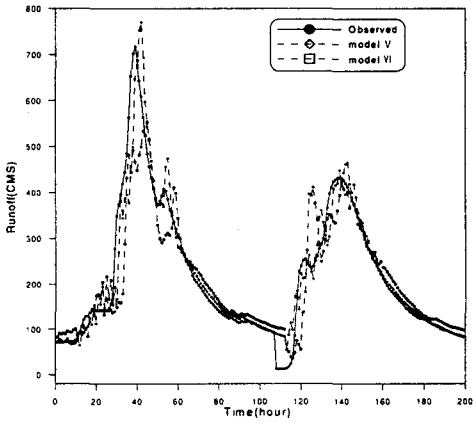

그림 5. Quasi-Newton(model Ⅴ,Ⅵ)

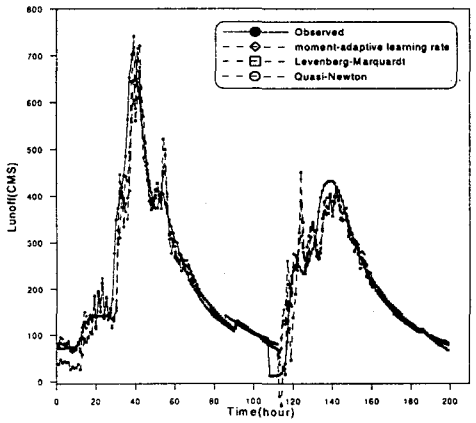

그림 6 The forecasted results 5 hours lead(modelⅢ)

이상인 우수한 예측력을 보였으나, 3시간보다 긴 경우에는 모델 Ⅰ,Ⅲ,Ⅴ이 모델 Ⅱ,Ⅳ,Ⅵ보다 예측력이 우수한 것으로 보아 강우량의 입력자료 수가 유출량 예측에 영향을 준다는 것을 알 수 있다.

2) 은닉층 수에 따른 예측시간에 대한 세 학습기법의 각 모델의 정도를 알아보기 위해 N(입력노드의 수)/2~2N개까지 예측 정도를 비교한 결과 은닉층의 노드수에는 거의 영향을 받지 않았다.

3) 1시간 및 2시간 예측에 있어서는 세 가지 학습기법을 사용한 신경회로망 모형 모두 우수한 예측력을 보였으나, 5시간보다 긴 경우에 대해서는 본 연구에서 제시한 모멘텀-적응식 학습률기법, 쿼시-뉴톤 기법이 더 우수함을 알 수 있었다.

참고문헌

1. Demuth. H. and Beale. M.(1994) Neural network toolbox : For use with MATLAB user's guide, The Math Works Inc.

2. 선우중호(1983) 수문학, 동명사, 서울.

3. 이현엽 · 문경일공저(1999) MATLAB를 이용한 퍼지-뉴로, 아진출판사.

4. 전계원(2000) 신경망 알고리즘을 적용한 유출수문곡선의 예측, 석사학위논문, 충북대학교.