

신경망을 이용한 도시유역 유출 및 비점원오염물 배출 예측

Prediction of Urban Runoff and Non-point Source Pollutant Discharges
based on Neural Networks

○ 최시중* 신현석** 김중훈***

1. 서 론

도시화는 도시유역에서의 기후 및 수문현상의 변화를 가져왔으며, 더불어 유출 및 수질오염의 양상이 비도시유역과는 판이하게 되었다. 또한, 도시화가 진행됨에 따라 도시주변의 기후는 자연 유역과는 다른 특성을 나타나게 되었다. 특히, 최근 들어 도시오염물 중 비강우시 하수관거내에 침적된 오염물질이 강우시 흘러나오고, 도로나 상가, 농지, 축산지역등에서 우천시 공급되어진 비점원(Non-Point Source)에 의한 오염물부하량이 하천수의 오락 및 수질악화에 영향이 크다. 그러므로 도시유역의 특성에 부합하는 모형의 선택과 유출 및 수질 특성의 분석을 통한 홍수 방재 및 수질오염 예방을 위한 연구가 시급하게 되었다.

도시 홍수유출량 및 오염물 배출량의 산정하기 위해서 지금까지 많은 연구가 이루어졌었다. 특히, 신경망이론을 통한 연구가 활발히 진행되었다. Hsu(1995), Karunanithi(1994), Minns(1996), Shin(1995) 등이 강우-유출 모형을 신경망 이론을 통해 연구하였고, Cancilla (1996), Gong(1996) 등이 환경에 관한 연구를 신경망을 통해 행하여 왔다. 국내에서도 정재성(1996), 김주환(1993) 등에 의해 연구가 이루어진 바 있다. 지금까지 신경망 이론을 이용하여 도시유역의 강우-유출 관계를 연구한 예는 많았지만 비점원 오염물의 실시간 예측한 연구는 드물었다.

본 연구에서는 SWMM(Storm Water Management Model) 모형과 신경망 모형을 구축하여 전형적인 도시유역에 적용하여 보고 그 예측 결과를 비교·분석하고자 한다.

2. 본 론

2.1. 신경망(Neural Network) 모형

입력층은 입력 정보에 대하여 각 입력값에 가중치(weight)를 곱해서 은닉층으로 전달한다. 은닉층은 입력층으로부터 각기 다른 가중치에 의해 변환된 자료들을 모두 합하여 전달함수를 통하여 출력하게 되고 이 값들은 다시 은닉층과 출력층 사이의 가중치와 곱하여져 출력층으로 보내진다. 출력층은 은닉층으로부터 각기 다른 가중치에 의해 변환된 자료들을 받으며, 각 신경단위는 합산된 자료들을 출력값의 목적에 따라 binary값의 출력을 위한 Signum함수, 연속값의 출력을 위한 선형 또는 비선형 함수에 의하여 변형시켜 출력한다. 역전파알고리즘(back propagation algorithm)은 다층 퍼셉트론에서 입력패턴과 출력패턴에 대하여 오차를 줄여가는 과정에 적용되는 방법으로 이는 정보처리 시스템의 목적에 맞도록 합리적으로 각 층에서 입출력 패턴의 가중치를

* 고려대학교 대학원 토목환경공학과 석사과정

** 부산대학교 토목공학과 조교수

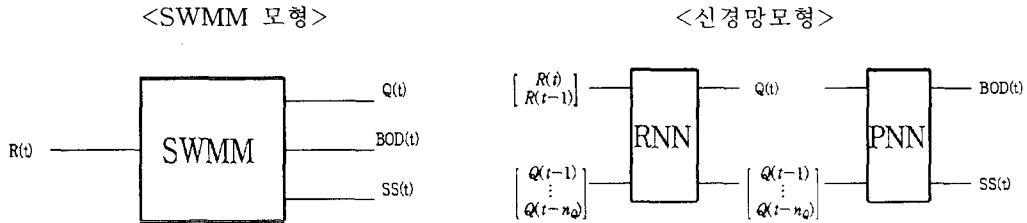
*** 고려대학교 토목환경공학과 부교수

조절하는 것이다.

위와 같은 학습 과정은 각 입력값에 대해 출력을 계산하는 순방향처리와 실제값과 출력값 사이에서 발생하는 오차를 역으로 진행시켜 이 오차를 최소화하도록 층과 층 사이의 가중치를 변화, 조절하는 역방향처리로 구성된다. 가중치의 초기치는 -0.1과 0.1사이의 난수를 사용한다. 순방향처리는 입력자료가 신경회로망을 통하여 출력자료를 계산하는 과정이 입력층, 은닉층, 출력층을 차례로 통과하여 출력값을 산출하는 과정이다. 역방향처리과정은 출력층에서의 실제값과 출력값과의 오차를 최소화하도록 가중치를 조절하고 은닉층 출력값을 얻어 은닉층과 입력층 사이의 가중치를 반복적으로 조절하는 형태를 갖는다.

2.2. 도시 유출 및 NPS 오염물 예측 모형

도시 지역의 유출 및 NPS 오염물의 예측을 위해 SWMM 모형과 신경망 모형을 다음과 같이 구축하였다. SWMM 모형은 강우강도를 Input으로 하여 유출과 비점원 오염물 중 BOD와 SS를 동시에 모의할 수 있도록 구축하였고, 신경망 모형은 SRPNN(Storm Runoff Pollutant Neural Network) 모형으로 RNN 모형은 강우-유출 실측자료를 가지고 구축하였고, PNN 모형은 유출-NPS 오염물(BOD, SS)을 가지고 구축한 모형이다. 본 연구에서 선정된 신경망 모형은 역전파 알고리즘을 사용하였다. 은닉층(hidden neuron)의 수는 많을수록 좋은 결과를 얻을 수 있지만 학습(training) 시간이 너무나 길어지기 때문에 5개의 은닉층으로 결정하였다.



2.3. 적용 자료

대상유역은 서울시 동대문구 청계배수구역의 제기배수분구내 용두유수지 유역으로서 전형적인 도시유역이다. 용두 유수지에서 4개의 강우사상에 의한 유출량 자료와 1개의 강우사상에 대한 NPS 수질 자료(표 1)를 가지고 'SWMM 모형을 이용한 도시유역의 유출 및 NPS 오염물 배출 모의; 신현석, 윤용남(1993)'에서 검정 및 검증된 결과를 사용하였다.

표 1. 강우-유출-NPS 오염물 검정 대상 강우사상

강우사상	강우날짜	총강우량(mm)	지속시간(min)	기타
사상1	'90.7.18	106.5	300	강우-유출
사상2	'91.7.19	44.5	170	강우-유출
사상3	'91.7.20	22.5	90	강우-유출
사상4	'91.7.25	88.5	490	강우-유출
사상5	'91.4.16	27.5	780	강우-유출-NPS

3. 비교고찰

3.1. 강우-유출 모형의 비교·분석

강우사상 1, 2, 3, 4를 가지고 4개의 사상 중 3개를 검정하고, 나머지 1개의 사상을 검증하였다. 표 2는 실측치와 SWMM 모형, 신경망 모형(RNN)의 검증한 결과를 비교한 것이다. 각 검증한 사상의 실측치와 두 모형의 수문곡선은 그림 1과 같다.

표 2. 사상 1, 2, 3, 4에 대한 실측치와 신경망, SWMM 모형의 유출 비교 분석.

오차	사상	사상 1 (7.18)	사상 2 (7.19)	사상 3 (7.20)	사상 4 (7.25)
첨두치 (cms)	실측치	6.260	3.730	2.190	3.790
	RNN	6.270	3.470	2.040	3.650
	SWMM	6.310	3.773	2.071	4.483
상대오차	RNN	0.0016	-0.0697	-0.0685	-0.0369
	SWMM	0.0079	0.0014	-0.0858	0.1545
첨두시간 (min)	실측치	190	170	80	300
	RNN	170	170	80	300
	SWMM	180	170	80	290
상대오차	RNN	-0.1053	0.000	0.000	0.000
	SWMM	-0.0556	0.000	0.000	-0.0344
유출고 (mm)	실측치	91.140	34.870	18.100	65.070
	RNN	88.340	35.140	18.340	66.580
	SWMM	98.020	32.740	19.480	69.020
상대오차	RNN	-0.0307	0.0077	0.0133	0.0232
	SWMM	0.0701	-0.0650	0.0708	0.0572
유출율	실측치	0.856	0.784	0.804	0.735
	RNN	0.829	0.789	0.815	0.752
	SWMM	0.920	0.736	0.866	0.780
상대오차	RNN	-0.0315	0.0064	0.0137	0.0231
	SWMM	0.0715	-0.0650	0.0716	0.0577
AMB	RNN	0.364	0.196	0.137	0.103
	SWMM	0.589	0.393	0.193	0.306
RMSE	RNN	0.484	0.260	0.155	0.177
	SWMM	0.902	0.544	0.246	0.468
RRMSE	RNN	0.179	0.173	0.126	0.116
	SWMM	0.333	0.363	0.200	0.308

AMB(absolute mean bias)

$$= \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M |\hat{z}(x_m) - z(x_m)|$$

RMSE(root mean square error)

$$= \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M [\hat{z}(x_m) - z(x_m)]^2}$$

RRMSE(relative root mean square error)

$$= \sqrt{\left(\sum_{m=1}^M [\hat{z}(x_m) - z(x_m)]^2 \right) / \sum_{m=1}^M z(x_m)^2}$$

여기서,

M은 측정치의 총수

$z(x_m)$ 은 x_m 에서 측정 한 a two-dimensional coordinate vector,

$\hat{z}(x_m)$ 은 the estimated value at x_m

검정 결과, 첨두치 및 첨두시간, 유출고 및 유출율은 두 모형 다 비교적 실측치와 비슷한 결과를 보였다. 하지만, SWMM 모형의 경우 평균오차가 RNN 모형의 경우보다 표 2에서 볼 수 있듯이 큰 오차를 보인다. 여러 가지 오차(AMB, RMSE, RRMSE)를 보더라도 RNN 모형이 SWMM 모형보다 약 절반 정도의 오차를 보임으로써 강우-유출 관계를 더욱 잘 표현하고 있다고 할 수 있다.

3.2. 유출-NPS 오염물 모형의 비교·분석

비점원 오염물에 의한 오염은 강우전의 오염물의 축적량(buildup)에 가장 민감하며, 강우전의 축적량은 강우전의 청천기간에 가장 민감하다. 본 연구에서는 2일의 짧은 청천 기간을 가지고 있는 91년 4월 16일의 실측치를 가지고 두 모형의 적합성을 알아 보았다. 검증을 위한 오염물은 실측자료가 있는 SS, BOD를 사용하였으며, 표 3에서 첨두부하율과 첨두시간, 총부하율과 각각의 상대오차, 여러 가지의 오차를 이용하여 비교하였다. 그림 2는 NPS 오염물의 실측치와 두 모형의 검정과 검증한 결과를 도시한 것이다.

표 3. 사상 5에 대한 실측치와 신경망, SWMM 모형에 의한 NPS 오염물 비교·분석

오염물		SS		BOD	
침투부하량 (g/sec)	실측치	146.14		37.53	
	PNN	155.45		35.73	
	SWMM	167.97		32.13	
상대오차	PNN	0.0637		-0.0480	
	SWMM	0.1299		-0.1680	
침투시간 (min)	실측치	840		840	
	PNN	840		850	
	SWMM	830		830	
상대오차	PNN	0.0000		0.0119	
	SWMM	-0.0120		-0.0120	
부하용적 (kg)	실측치	3204.60		535.45	
	PNN	3302.67		529.74	
	SWMM	3407.36		592.15	
상대오차	PNN	0.0306		-0.0107	
	SWMM	0.0595		0.0957	
		검정	검증	검정	검증
AMB	PNN	10.447	17.493	1.159	0.555
	SWMM	13.645	15.960	3.218	5.518
RMSE	PNN	18.351	19.580	1.774	0.728
	SWMM	21.456	19.332	5.035	6.429
RRMSE	PNN	0.212	0.218	0.150	0.044
	SWMM	0.218	0.215	0.421	0.392

침투부하량, 침투시간, 부하용적을 분석하였을 때, SS와 BOD 모두 신경망 모형(PNN)이 좋은 결과를 나타내었다. 특히, BOD의 경우는 PNN 모형이 SWMM 모형보다 실측치에 가까운 결과를 보였다. 여러 가지 오차로 분석했을 때도 마찬가지로였지만 SS의 경우는 두 모형 다 큰 오차를 보였다. 이는 SS 모의는 BOD 모의보다 오염물의 축적량과 강우 전 청천기간에 더욱 민감하기 때문인 것으로 사료된다. SWMM 모형과 PNN 모형 다 수질의 모의는 대체로 우수하다. 특히, PNN 모형은 수질 모의에 우수하다고 평가되었다.

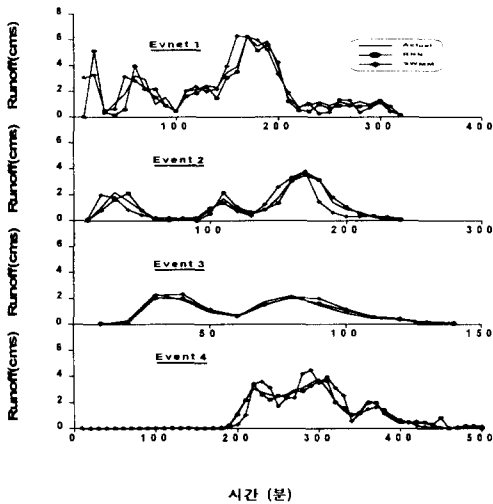


그림 1. 실측치와 모형과의 유출 검증 결과

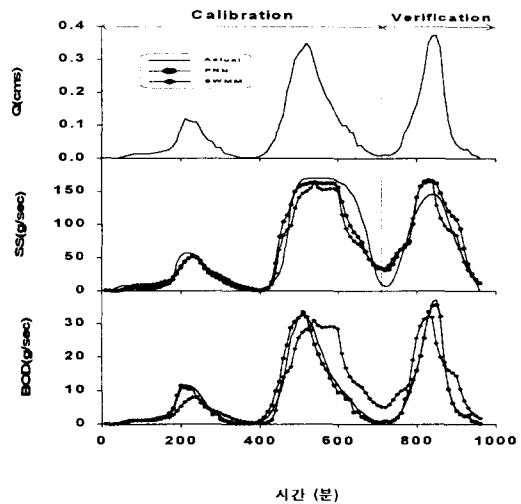


그림 2. 실측치와 모형과의 NPS 오염물 검증 결과

2.3. SRPNN(Storm Runoff Pollutant Neural Network) 모형의 검증

NPS 오염물 자료가 부족하기 때문에 PNN 모형을 검증하기 위해 강우사상 중 사상 2를 가지고 용두유수지 유출 및 NPS 오염물 모의에 적합하다고 판단된 SWMM 모형으로 NPS 오염물 모의한 결과와 본 연구에서 구축한 SRPNN(Storm Runoff Pollutant Neural Network) 모형의 모의 결과와 비교해 보았다. 그림 3은 두 모형의 모의결과를 도시한 것이다. 실측자료가 없어 어느 모형이 더 적합한 것인지는 알 수 없지만 SRPNN 모형이 이 유역에 적합하다고 판단된 SWMM 모형과 첨두치와 총부하량은 차이가 있겠지만 거의 흡사한 결과를 나타내고 있으므로 본 연구에서 구축한 SRPNN 모형 역시 이 유역에 적합하다고 할 수 있겠다. BOD의 경우는 두 모형이 거의 같은 결과를 보이지만 SS의 경우 PNN 모형이나 SWMM 모형이 표 3에서 알 수 있듯이 BOD보다 큰 오차를 보이고 있기 때문에 약간의 차이를 보이고 있다.

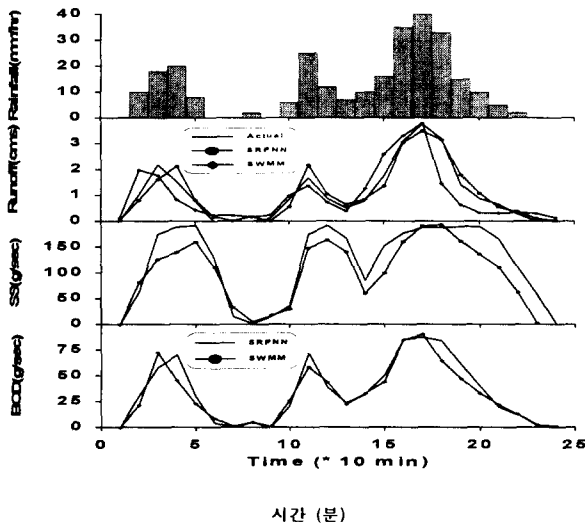


그림 3. SWMM 모형과 SRPNN 모형의 비교

4. 결론

본 연구에서는 도시유역에서의 유출 자료와 수질 자료의 분석에 있어서 SWMM 모형과 신경망(SRPNN) 모형을 적용하여 '서울시 동대문구 청계배수구역의 계기배수분구내 용두유수지유역'에 적용하여 강우강도와 유출량과 오염물의 관계를 구해보고자 하였다. 이 유역은 전형적인 도시유역으로 상가와 주택, 도로의 점유율이 매우 발달된 43.47ha의 면적을 가지고 있는 도시유역이다. 여러개의 강우사상을 가지고 이전에 이 지역에서의 적용에 적합하다고 판단된 SWMM 모형을 통해 강우강도와 유출량, 오염물을 분석하고, SWMM 모형을 실행하지 않고도 즉, SWMM 모형의 실행에 필요한 여러 모형변수가 없어도 강우자료만 입력하면 이 유역에서의 유출수문곡선과 비점원 오염물의 유출을 모의할 수 있는 신경망 모형을 구축하는 것이 본 연구의 주된 목적이었다.

SWMM 모형에 의한 모의결과와 신경망 모형에 의한 모의결과를 실측치와 비교하여 어느 모형이 적합한지를 비교해 보았다. SWMM 모형과 신경망 모형 모두 실측치와 근사한 좋은 결과를

얻을 수 있었다. 그 중에서도 신경망 모형에 의한 결과가 SWMM 모형에 의한 결과보다 실측치와 비교해 보았을 때 더 작은 오차를 나타내었다. 또한, 신경망모형의 장점은 입력자료와 출력자료의 비선형적 관계를 많은 학습에 의한 가중계수의 수정을 통하여 도출해 낼 수 있다는 것이다. 따라서 일단 실측자료를 통하여 신경망 모형을 구축하고 나면 어떤 강우사상에 대해서 강우자료만 입력하면 유출수문곡선과 비점원 오염물의 유출결과를 얻을 수 있으며, 이 때 SWMM 모형을 실행시킬 때와 같이 그 지역의 여러 모형변수를 전부입력시킬 필요가 없는 것이다. 신경망 모형은 시스템의 국부적 변형 및 잡음에 민감하지 않으므로 잡음을 포함하여 왜곡된 애매한 자료를 효과적으로 처리할 수 있고 주어진 자료에 대한 적합능력이 뛰어난 것을 알 수 있었다.

본 연구의 수행에 있어서 어려웠던 점은 도시구역에서의 강우-유출관계의 실측자료가 모자랐던 점이며, 특히 비점원 오염원의 유출에 관한 실측자료는 거의 전무한 형편이라 많은 실측자료를 필요로 하는 신경망모형의 구축에 무리가 있었다는 점이다. 많은 실측자료가 있다면 본 연구에서 구축한 모형 이외에도 강우강도와 유출량을 입력자료로 하여 유출량 및 비점원 오염물을 동시에 모의할 수 있는 모형, 강우강도와 유출량을 입력자료로 하여 비점원 오염물을 모의할 수 있는 모형 등 많은 모형을 구축하여 다른 모형과 비교·분석을 해볼 수 있다고 생각된다. 앞으로의 연구과제는 많은 실측치를 구하여 신경망 모형을 변화시키면서 좀 더 좋은 결과를 유출해내는 것이고, 유출 및 NPS 오염물 배출간의 상관관계 분석이 더욱 더 필요하다고 본다.

참 고 문 헌

1. 김주환(1993), "신경망회로망을 이용한 하천유출량의 수문학적 예측에 관한 연구", 박사학위 논문, 인하대학교.
2. 신현석(1993), "도시소유역에서의 유출과 비점원오염물 배출 간의 상관관계에 관한 연구", 석사학위 논문, 고려대학교.
3. 정재성(1996), "실시간 기상자료와 신경망 이론에 의한 다지점 강우 예측모형 연구", 박사 학위 논문, 전북대학교.
4. Cancilla, D.A.(1996), "Evaluation and Quality control of Environmental Analytical Data from the Niagara River Using Multiple Chemometric Methods", J. of Great Lakes Res., 22(2).
5. Gong, N., Ding, X., Denoeux, T., Bertrand-Krajewski, J.L., and Clement, M.(1996), "Stormnet: A connectinist model for dynamic management if wastewater treatment plants during storm events", Water Science Tech., Vol.33, No.1.
6. Huber, W.C and Dickinson, R.E(1988), "Storm Water Management Model: User's Manual (Ver. 4)", Environmental Research Laboratory
7. Karunanithi, N., Grenney, W.J., Whitley, D., and Bovee, K.(1994), "Neural Networks for River Flow Prediction", ASCE J. of Computing in Civil Engr., Vol.8, No.2.
8. Kuo-Lin Hsu.(1995), "Aritificial neural network modeling of the rainfall-runoff process", Water Resources Research(WRR). Vol.3, No.10.
9. Minns, A.W.(1996), "Aritificial neural networks as rainfall-runoff models", Hydrological Science Journal, 41(3).
10. Shin, H.-S.(1995), "Predicting streamflows based on neural networks", ASCE 1st Int. Conf. on Water Resources Engr.