

WASP 7.2와 예측된 동물성플랑크톤을 이용한 물금의 수질예측

Water Quality Forecast in the Mulgeum Using WASP 7.2 and Forecasted Zooplankton

최정민*, 이상호**

Choi Jungmin, Lee Sangho

요 지

낙동강 하류지점인 물금은 2003년~2005년의 대부분이 부영양화의 기준을 넘고 있다. 하구둑 건설이후, 담수화된 하구둑 상부에서는 부영양화가 가속화되었다. 수질의 악화는 물론 강 생태계의 구조와 기능의 변화까지 초래되었다. 지난 7~8년 간 낙동강 하류 지역은 갈수기 식물성 플랑크톤 군집의 대거 번성으로 인한 부영양화로 연중 심각한 수질 오염문제를 야기하고 있다. 본 연구는 WASP 7.2 모형과 예측된 동물성플랑크톤을 이용하여 낙동강 유역의 하류 지역인 물금의 부영양화를 예측하는 것이다. 2005년의 관측값을 초기조건으로 고정하고 DO, NO₃-N, PO₄-P, 기상청에서 예보되는 기온을 사용하여 동물성 플랑크톤을 신경망 모형으로 예측한 뒤, 수온 대신 기상청의 기온을 입력하여 1~3일 후의 단기 수질을 예측하였다. 부영양화 예측결과와 2005년의 월별 수질 관측값을 통계량을 이용하여 분석하였다. 1~3일 후의 예측결과 수질항목 중 부영양화의 기준이 되는 클로로필-a, 총 질소, 총 인의 경우는 예측기간 모두 관측값에 적합하게 모의되었다. WASP 7.2 모형의 수질항목 관측자료를 초기값으로 입력하고, 예측된 동물성 플랑크톤의 개체수와 기상청에서 예보되는 기온을 사용한 수질모의는 낙동강의 단기 수질예측에 유의한 의미가 있을 것으로 사료된다.

핵심용어 : 부영양화, 동물성플랑크톤, WASP 모형, 신경망 모형

1. 서 론

낙동강의 물은 부산을 비롯한 경남, 경북 유역 주민들의 생활·농업·공업용수로 사용되고 있다. 그러나 중상류지역에 대구와 같은 대도시가 있고 각종 공업단지가 들어서 있기 때문에 하·폐수의 유입량이 증가함에 따라 하류지역의 수질이 1980년대 이후로 해마다 악화되고 있다(신성교 등, 1996). 낙동강은 중·하류의 지류에 건설된 다목적 댐과 1987년 건설된 하구 둑에 의한 인위적인 유량 조절과 하류에 밀집된 취수원의 수두 확보로 인해 수괴의 정체가 가속화 되어 갈수기에는 저수지 성향을 띠는 ‘강-저수지 혼합형태(river-reservoir hybrid type)’의 특성을 보이고 있다. 그리고 공단이 밀집한 중류에서 처리되지 않은 영양물질의 지속적인 유입으로 과영양 단계를 넘어선 심각한 부영양화 상태에 있다(주기재 등, 1997). 낙동강 전역에서 가장 많은 물리·화학·생태학적 변화가 진행된 지역은 하구둑 상부지역이다. 하구둑 건설이후, 담수화된 하구둑 상부에서는 부영양화가 가속화되었다. 지난 7~8년 간 낙동강 하류 지역은 갈수기 식물성 플랑크톤 군집의 대거 번성으로 인한 부영양화로 연중 심각한 수질 오염문제를 야기하고 있다. 특히, 1년 중 6개월 이상 *Microcystis*와 *Stephanodiscus*로 대표되는 식물성 플랑크톤의 수화현상(water bloom)이 관찰되어 낙동강 하류 지역에 있는 많은 취수원(물금, 매리 등)에서 정수과정에 어려움을 주고 있으며, 건강상 장애를 유발하여, 사회·경제적으로 심각한 문제로 대두되고 있다(Ha, 1999).

* 정회원·한국수자원건설링센터 대리E-mail : ch6009@nate.com

** 정회원·부경대학교 건설공학부 교수E-mail : peterlee@pknu.ac.kr

본 연구는 신경망 모형을 이용하여 낙동강의 동물성플랑크톤 개체수를 예측한 후 WASP모형을 이용하여 단기 수질을 예측하였다. 수질 예측에 사용된 입력 자료는 수온을 대신하여 기온을 사용하였다. 수온은 예측을 하기가 어려운 반면, 기온의 경우 기상청에서 단기 예보를 하기 때문에 기온을 사용하여 모의를 하여 예측된 수질결과와 관측값을 비교하였다.

2. 연구 내용

2.1 이론적 배경

인공신경망의 하나인 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron)과 계산을 수행하는 역전파 알고리즘(back-propagation algorithm)은 지도학습으로서 학습을 위한 입력 자료(input data)와 결과물인 출력 자료(output data)로 구성되어 있다(그림 1).

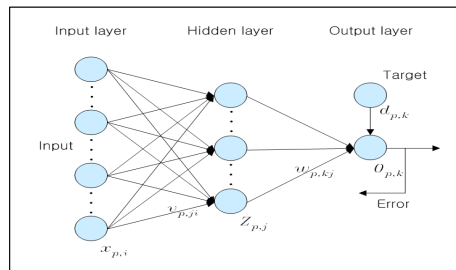


그림 1. 다층 퍼셉트론의 구조

다층 퍼셉트론은 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 중간층이 존재하는 구조를 갖는다. 입력층과 출력층 사이의 중간층을 은닉층이라고 한다. 학습은 실제 출력 데이터와 원하는 출력 데이터간의 평균제곱차(mean square error)를 줄여가는 방향으로 이루어진다. 즉 입력층의 각 노드에 입력 패턴을 주면, 이 신호는 각 노드에서 조절되어 중간층에 전달되고 출력층에서 신호를 출력하게 된다. 이 출력값과 기대값을 비교하여 차이를 줄여가는 방향으로 연결강도를 조절하고 상위층에서 하위층으로 연결 강도를 조정해 나간다.

2.2 동물성플랑크톤 예측

WASP모형의 모의에서 입력되는 동물성 플랑크톤은 측정을 하기가 어렵고, 수질항목에서 빠져 있으므로 자료를 구하기가 어렵다. 본 연구에서는 신경망모형 중 다층퍼셉트론(multi-layer perceptron)을 이용하여 동물성 플랑크톤을 예측하였다.

동물성플랑크톤 예측에 사용된 학습 자료를 두 가지 경우에 대하여 예측을 하였다. 첫 번째 경우는, WASP 모의에 사용된 2003년부터 2004년까지 모형에 입력된 8가지 수질항목과 수온, 유량을 학습하여 2005년의 동물성 플랑크톤을 예측하였다(그림 2). 두 번째 경우는, 부산대 생물학과에서 측정한 1994년부터 2004년까지의 수온, DO, NO₃-N, PO₄-P를 학습하여 2005년의 동물성 플랑크톤을 예측하였다(그림 3). 예측결과를 비교하기 위해 Gupta 등(1999)이 제시한 통계량으로 분석하였다(표 1).

통계량은 제곱근 평균오차(root mean square error; RMSE), 평균 편차의 비율(percent bias; PBIAS), Nash-Sutcliffe 효율성 지수(Nash-Sutcliffe efficiency; NSE)이다. 통계량에 관계된 식은 다음과 같다.

$$RMSE = \sqrt{1/N \sum_{t=1}^N (q_t^{sim} - q_t^{obs})^2} \quad (1)$$

$$PBIAS = \sum_{t=1}^N (q_t^{obs} - q_t^{sim}) / \sum_{t=1}^N q_t^{obs} \times 100 \% \quad (2)$$

$$NSE = 1 - \sum_{t=1}^N (q_t^{sim} - q_t^{obs})^2 / \sum_{t=1}^N (q_t^{obs} - q^{mean})^2 \quad (3)$$

RMSE는 단순히 모형 예측 오차의 표준편차를 계산하는 것이며, 값이 작을수록 모형의 성능이 더 좋을 나타낸다. PBIAS는 모의항목의 농도가 관측된 농도에 비해 크거나 작은 정도에 대한 평균적인 경향을 측정한다. 최적값의 경우 '0' 이고, 양수인 경우 과소추정, 음수인 경우 과대 추정되는 방향으로 모형의 오차가 발생함을 의미한다. NSE는 관측값의 분산에 대한 잔차 분산의 상대적인 크기에 대한 척도이고, 최적값은 '1' 이며 최소한 '0' 을 초과해야만 받아들일 수 있는 성능을 보인다고 할 수 있다. 값이 '0' 인 경우는 모형의 모의에 비해 관측값의 평균을 사용하는 것이 더 낫다는 것을 의미한다(강신욱과 이상호, 2007).

첫 번째 경우, 동물성 플랑크톤 개체수의 예측이 잘되지 않았으며, 시간에 따른 변화가 관측값을 모사하지 못하고 3월 이후로는 거의 일정하게 예측되었다. 학습에 사용되는 매개변수는 많았지만, 학습기간이 2년으로 자료의 수가 많지 않았기 때문인 것으로 생각한다.

두 번째 경우, 학습에 사용된 매개변수의 수는 적었지만 학습기간이 11년으로 길었다. PBIAS는 3.01 %로 조금 크게 모의되었고, RMSE와 NSE는 각각 0.14, 0.534로 적절했다. 예측된 동물성 플랑크톤의 경향도 관측값과 비슷하게 예측되었다.

표 1 학습기간에 의해 예측된 동물성 플랑크톤 통계량

통계량	10개의 매개변수로 2년간 학습	4개의 매개변수로 11년간 학습
RMSE	0.20	0.14
PBIAS	0.19	3.01
NSE	0.137	0.534

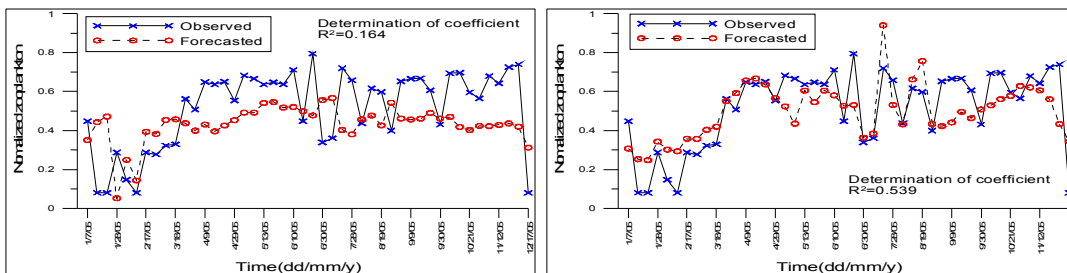


그림 2 동물성 플랑크톤의 관측값과 예측값 비교 (10개의 매개변수로 2년간 학습) **그림 3 동물성 플랑크톤의 관측값과 예측값 비교 (4개의 매개변수로 11년간 학습)**

2.3 기온 변화에 따른 수질의 단기 예측

WASP모형에서는 수온을 입력하여 수질을 모의한다. 그러나 수온의 경우 다른 시간함수로 입력되는 일사량, 일조율과 같이 일 단위의 자료가 제공되지 않고 간헐적인 자료를 측정하고 있다. 기상청에서 예보되는 기온을 사용하여 WASP모형에 입력되는 동물성 플랑크톤 개체수를 예측한 후, 모의된 수질항목을 비교하였다.

수온은 일 단위의 예측 자료가 없지만, 기온의 경우 기상청에서 일주일단위로 예측하고 있다. 그래서 기온 변화에 대한 수질의 단기 예측이 가능할 것으로 생각된다.

단기 예측은 관측값이 있는 2005년을 대상으로 하였다. 예측기간에 따라 수질이 어떻게 변화되는지 알아보기 위하여, 예측 간격은 1일, 3일, 7일로 하였다. 낙동강 조사월보의 수질 관측값을 초기조건으로 하여 예측기간동안 고정시켰다. 그리고 관측된 DO, NO₃-N, PO₄-P, 기온에 의해 예측된 동물성 플랑크톤의 개체수를 입력하여, 기온 변화에 따라 1일, 3일, 7일 후의 수질항목이 어떻게 변하는지 모의하였으며(그림 4~8), 결과를 통계량으로 분석하였다(표 2~6). 1일 후의 예측결과는 관측값에 가깝게 모의되었지만, 3일과 7일 후의 예측결과는 1일 후의 예측결과보다 정확도가 떨어졌다. 7일 후의 예측결과 BOD는 관측값과 비교했을 때 오차가 컸다. 그러나 수질항목 중 DO 및 부영양화의 기준으로 사용되는 Chl-a, Total-N, Total-P는 예측 결과

관측값에 가깝게 모의되는 것으로 추정되었다.

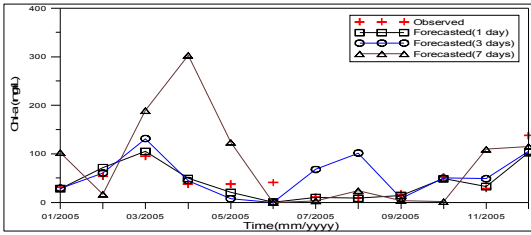


그림 4 물금의 Chl-a 관측값과 예측값 비교

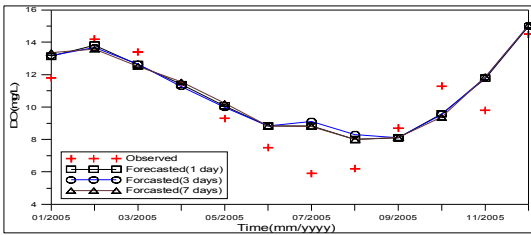


그림 5 물금의 DO 관측값과 예측값 비교

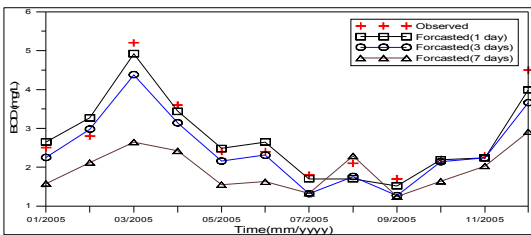


그림 6 물금의 BOD 관측값과 예측값 비교

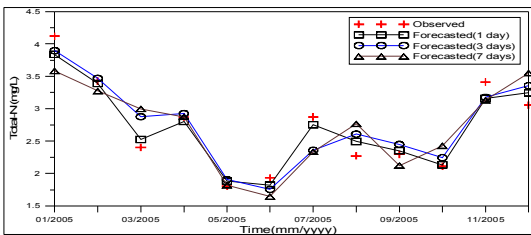


그림 7 물금의 Total-N 관측값과 예측값 비교

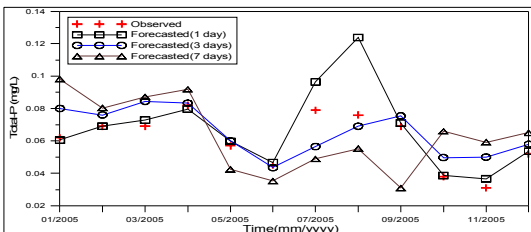


그림 8 물금의 Total-P 관측값과 예측값 비교

예측간격	RMSE	PBIAS	NSE
1일	17.84	12.55	0.906
3일	38.12	-15.57	0.570
7일	93.40	-44.24	-1.582

표 2 예측 간격에 따른 Chl-a의 통계량

예측간격	RMSE	PBIAS	NSE
1일	17.84	12.55	0.906
3일	38.12	-15.57	0.570
7일	93.40	-44.24	-1.582

표 3 예측 간격에 따른 DO의 통계량

예측간격	RMSE	PBIAS	NSE
1일	17.84	12.55	0.906
3일	38.12	-15.57	0.570
7일	93.40	-44.24	-1.582

표 4 예측 간격에 따른 BOD의 통계량

예측간격	RMSE	PBIAS	NSE
1일	17.84	12.55	0.906
3일	38.12	-15.57	0.570
7일	93.40	-44.24	-1.582

표 5 예측 간격에 따른 Total-N의 통계량

예측간격	RMSE	PBIAS	NSE
1일	17.84	12.55	0.906
3일	38.12	-15.57	0.570
7일	93.40	-44.24	-1.582

표 6 예측 간격에 따른 Total-P의 통계량

3. 결론

신경망을 이용한 동물성 플랑크톤의 개체수를 예측하는 과정에서 학습자료의 부족으로 인해 수온, DO, NO₃-N, PO₄-P를 사용하였다. 민감도 분석결과 Chl-a는 유량에 대해서 민감하게 반응하였다. 유량 자료를 포함하여 동물성 플랑크톤 개체수를 예측하는 것이 관측값에 더 가깝게 추정될 것으로 판단된다.

수질의 단기 예측에서, WASP모형에 입력되는 수온을 입력하지 않고 관측된 기온을 입력하였다. 동물성 플랑크톤은 관측된 DO, NO₃-N, PO₄-P, 기온을 사용하여 예측하였다. 그리고 2005년의 월별 관측값을 초기 값으로 고정하여 단기 수질을 예측한 후 관측값과 예측값을 비교하였다. 그 결과 WASP에 입력되는 수질 항목의 관측값, 예측된 동물성 플랑크톤의 개체수와 기상청에서 예보되는 기온을 사용한 수질모의는 낙동강의 수질예측에 유의한 의미가 있을 것으로 사료된다.

4. 참고문헌

1. 강신욱, 이상호 (2007). “다단계 자동보정 기법에 의한 NWS-PC 모형 매개변수의 추정.” 대한토목학회논문집, 대한토목학회, 제27권, 제3호, pp. 211-218.
2. 신성교, 이수용, 박청길 (1996). “낙동강에서 Chlorophyll-a와 BOD의 상관관계.” 한국수질보전학회지, 한국수질보전학회, 제12권, 제4호, pp. 369-375.
3. 주기재, 김현우, 하경 (1997). “하천 생태학의 발전과 우리 나라 하천 연구의 현황.” 한국생태학회지, 한국생태학회, 제20권, 제1호, pp. 69-78.
4. Gupta, H.V., Sorooshian, S., and Yapo, P.O. (1999). “Status of automatic calibration for hydrologic model: Comparison with multilevel expert calibration.” *Journal of Hydrologic Engineering*, ASCE, Vol. 4, No. 2, pp. 135-143.
5. Ha, K., Cho, E.A., Kim, H.W., and Joo, G.J. (1999). “Microcystis bloom formation in the lower Nakdong River in South Korea: Importance of hydro dynamics and nutrient loading.” *Marine and Freshwater Research*, Vol 50, pp. 89-94.