

SWMM과 인공신경망을 이용한 미 계측 하천의 클로로필_a 추정에 관한 연구

강태욱 · 이상호[†] · 김일규* · 이남주**

부경대학교 토목공학과

*부경대학교 환경공학과

**경성대학교 토목공학과

A Study for Estimation of Chlorophyll-a in an Ungauged Stream by the SWMM and an Artificial Neural Network

Taeuk Kang · Sangho Lee[†] · Ilkyu Kim* · Namju Lee**

Department of Civil Engineering, Pukyong National University

*Division of Environmental System Engineering, Pukyong National University

**Civil Engineering, Kyungsoong University

(Received 9 June 2011, Revised 30 August 2011, Accepted 30 August 2011)

Abstract

Chlorophyll-a is a major water quality indicator for an algal bloom in streams and lakes. The purpose of the study is to estimate chlorophyll-a concentration in tributaries of the Seonakdonggang by an artificial neural network (ANN). As the tributaries are ungauged streams, a watershed runoff and quality model was used to simulate water quality parameters. The tributary watersheds include urban area and thus Storm Water Management Model (SWMM) was used to simulate TN, TP, BOD, COD, and SS. SWMM, however, can not simulate chlorophyll-a. The chlorophyll-a series data from the tributaries were estimated by the ANN and the simulation results of water quality parameters using SWMM. An assumption used is as follows: the relation between water quality parameters and chlorophyll-a in the tributaries of the Seonakdonggang would be similar to that in the mainstream of the Seonakdonggang. On the assumption, the measurement data of water quality and chlorophyll-a in the mainstream of the Seonakdonggang were used as the learning data of the ANN. Through the sensitivity analysis, the learning data combination of water quality parameters was determined. Finally, chlorophyll-a series were estimated for tributaries of the Seonakdonggang by the ANN and TN, TP, BOD, COD, and temperature data from those streams. The relative errors between the estimated and measured chlorophyll-a were approximately 40 ~ 50%. Though the errors are somewhat large, the estimation process for chlorophyll-a may be useful in ungauged streams.

keywords : Artificial neural network, Chlorophyll-a, Storm Water Management Model (SWMM), Ungauged stream

1. 서론

하천 및 호수의 수질을 평가하는 지표들은 매우 다양하고, 해당 지표들 간의 관계는 복잡하여 수질을 예측하는데 어려움으로 작용한다. 이 가운데 클로로필_a(chlorophyll-a)는 조류 대증식(algal bloom)의 정도를 나타내는 지표로서 사용되고, 수 환경을 평가할 수 있는 대표적인 수질 인자이다(Wang et al., 2008).

본 연구에서는 이러한 클로로필_a의 추정을 위해, 비선형 예측에 적합하고 많은 입력 변수의 복잡한 관계를 단순화하여 출력하는 인공신경망(Artificial Neural Network: ANN)을 이용하였다. 인공신경망을 이용한 수질 추정에 관한 국내 연구로서, 신현석 등(1998)은 인공신경망을 이용하여 강우 시 도시유역의 BOD와 SS를 추정하였고, SWMM (Storm

Water Management Model)의 결과와 비교하여 인공신경망에 의해 추정된 결과의 적절성을 검토하였다. 안상진 등(2001)은 금강의 공주와 연기 지점에서 BOD, TN, DO의 월별 관측 시계열 자료를 이용하여 각각의 인공신경망을 학습하였고, t 시점의 수질 자료를 이용하여 t+1 시점에 대한 공주지점의 해당 수질을 예측하였다. 또한, 오창렬 등(2002)은 인공신경망으로 섬진강에 위치한 나주지점의 DO, BOD, TN, TP를 해당 인자와 유량, 수온을 이용하여 예측하였다.

국외에서는 인공신경망을 이용하여 식물성 플랑크톤과 클로로필_a를 추정한 사례가 있다. Scardi and Harding (1999)는 미국의 Chesapeake 만에 대하여 경·위도, 수심, 수온, 염도, 수표면의 클로로필 농도, 빛이 미치는 지역의 총 클로로필 농도 등 12개 입력변수를 이용하여 식물성 플랑크톤을 추정하였다. Karul 등(2000)은 터키의 Keban 댐 등 3개 지역에 대하여 PO₄-P, NO₃-N, 알칼리도(alkalinity),

[†] To whom correspondence should be addressed.

peterlee@pknu.ac.kr

SS, pH, 수온, 전기전도도, DO, SD (secchi disk depth)를 이용하여 클로로필a를 추정하였다. 유사하게 Kuo 등(2007)은 대만의 Te-Chi 저수지에 대하여 수온, pH, DO, SD, SS, NO₃-N, PO₄-P를 이용하여 클로로필a를 추정하였다.

상기의 국내·외 연구들은 모두 유량, 수질들이 다수 측정되어 있는 계측 지역에서 수행된 연구들이다. 이러한 계측 지역에서는 축적된 많은 자료로 인해 해당 수질인자를 도출하기가 상대적으로 용이하다. 반면에, 국내 대부분의 중·소하천은 관측된 수질자료가 부재하므로 수질의 추정이 매우 어렵다.

BOD, TN, TP와 같은 수질인자는 유역의 오염부하에 크게 영향을 받으므로 보정된 모형을 통해 미 계측 하천에서도 추정이 가능하다. 하지만 클로로필a는 수역 내 식물의 성장과 관계하므로 유역의 오염부하보다 유기물, 수온, 탁도수질인자 등과 밀접하게 관련되므로 유역 유출수의 수질 모형을 통한 산정이 어렵다. 따라서 미 계측 하천의 클로로필a를 추정하기 위해서는 다른 접근 방법이 요구된다. 이러한 미 계측 하천에 대한 클로로필a의 추정은 대상 하천 자체의 클로로필a에 대한 예측뿐만 아니라 지천의 수질에 영향을 받는 본류 하천의 수질 모의를 위해 필요한 요소이다. 실제로 본 연구에서 수행된 서낙동강 지류 하천에 대한 클로로필a의 추정 결과는 서낙동강의 수질개선 효과를 분석하는데 사용되었다(낙동강물환경연구소, 2009).

본 연구에서는 미 계측 하천인 서낙동강의 6개 지류에 대하여 인공신경망으로 클로로필a를 추정하였다. 그리고 지천의 클로로필a의 추정에 사용된 서낙동강 지류의 수질자료는 연구 내에서 실제 측정을 통해 모형 보정된 SWMM으로 모의되었다. 이를 이용하여 최종 추정된 서낙동강 지류의 클로로필a는 연구에서 측정된 결과와 비교되었고, 분석된 결과를 토대로 미 계측 하천의 클로로필a 추정의 가능성을 검토하였다.

2. 연구방법

2.1. 분석에 사용된 모형

2.1.1. SWMM

SWMM은 도시유역 내에서 우기 및 건기의 지표유출과 지하수유출, 배수 관망 내의 유출량 추적, 수질모의, 오염물질에 대한 처리 등을 모의할 수 있는 모형이다. 본 연구에서는 도시화가 진행된 서낙동강 지류 유역들의 유량과 주요 수질인자(BOD, COD, TN, TP, SS) 계산을 위해 SWMM을 이용하였다.

SWMM은 개발된 기관에 따라 다양한 종류가 존재하는데, 연구에서는 미 환경보존국(U.S. Environmental Protection Agency: EPA)에서 개발한 최신 버전인 SWMM5를 이용하였다.

연구에서는 서낙동강 지류 유역의 유량과 수질을 계산하기 위해 유역 추적은 비선형 저류방정식을 이용하였고, 하도 추적은 대상 하천과 관거의 특징에 따라 운동파(kinematic wave) 추적과 동역학과(dynamic wave) 추적을

선별하여 사용하였다. 또한, 유량과 유출수 수질의 모의 기간이 4개월임을 감안하여 지하수 모듈을 포함한 장기 연속 모의(long-term continuous simulation)를 수행하였다.

2.1.2. 인공신경망

본 연구에서는 서낙동강 지류의 클로로필a 추정을 위해 인공신경망 중 가장 많이 이용되고 있는 다층신경망(multi-layer perceptron)을 이용하였다. 다층신경망 모형은 Fig. 1과 같이 입력층, 은닉층, 출력층의 뉴런(neuron)으로 구성되고, 주로 역전파 알고리즘(back-propagation algorithm)을 이용하여 학습을 수행한다. 여기서 학습이란, 입력층, 은닉층, 출력층 간의 연결강도를 최적의 상태로 적응시키는 과정을 의미한다(오창렬 등, 2008).

Fig. 1에서 입력층에 입력된 패턴 p의 $x_{p,i}$ 는 입력층 뉴런 i와 은닉층 뉴런 j 사이의 연결 가중치($v_{p,ji}$)에 의해 은닉층으로 전달된다(식 (1)). 유사하게 은닉층으로 전달된 값은 은닉층의 뉴런 j와 출력층의 뉴런 k 사이의 연결 가중치($w_{p,kj}$)에 의해 출력층으로 보내진다(식 (2)). 그리고 은닉층의 뉴런 j의 출력($Z_{p,j}$)과 출력층의 뉴런 k의 출력($O_{p,k}$)의 계산에 사용되는 활성화 함수(activation function)에는 로지스틱(logistic) 함수가 사용된다(식 (3)). 여기서, NET은 은닉층 또는 출력층의 뉴런 계산을 위한 활성화 함수이고, λ 는 활성화 함수의 계수를 나타낸다(최정민, 2008).

연구에서는 다양한 학습자료를 구성하여 가장 우수한 학습결과를 나타내는 학습자료 조합을 도출하고자 하였다. 이를 위하여 입력층의 뉴런을 BOD, COD, TN, TP, SS, 기온 중 선택하여 구성하였고, 출력층의 뉴런은 최종목표인 클로로필a로 하였다. 그리고 예비학습을 통하여 은닉층의 뉴런 수와 학습률 및 모멘텀 상수(momentum)로 표현되는 학습상수를 결정하였다. 이에 따라 본 연구에서 적용된 은닉층의 뉴런 수는 10개, 학습률은 0.7, 학습상수는 0.8이다.

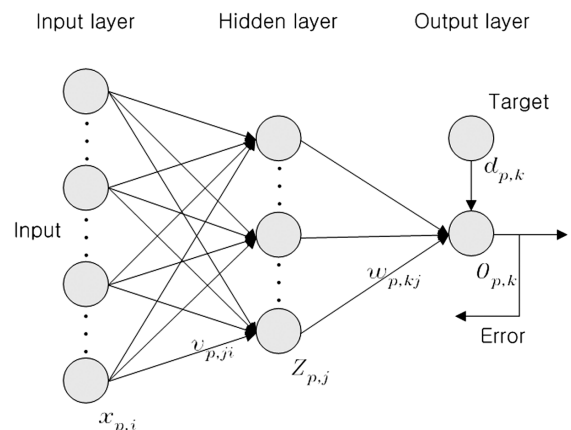


Fig. 1. Structure of multi-layer perceptron.

$$Z_{p,j} = f\left(\sum_i x_{p,i} v_{p,ji}\right) \tag{1}$$

$$O_{p,k} = f\left(\sum_j Z_{p,j} w_{p,kj}\right) \tag{2}$$

$$f(\text{NET}) = \frac{1}{1 + \exp(-\lambda \cdot \text{NET})} \quad (3)$$

2.2. 대상 하천과 분석절차

본 연구의 대상 하천은 서낙동강의 지류 하천인 조만강, 평강천 등 6개 하천이다. 지류 하천이 유입되는 서낙동강은 상류의 대저수문과 하류의 녹산수문에 의해 수체가 정체되고 간헐적으로 흐르는 호소형 하천으로서 수질 오염이 심각하다. 본 연구는 서낙동강의 지류에서 서낙동강으로 유입되는 클로로필a의 농도 추정을 목표로 수행되었다. 본 연구에서 제시하고 있지는 않지만, 서낙동강 지류에 대한 클로로필a의 추정 목적은 WASP(Water Quality Analysis Simulation Program) 모형을 이용한 서낙동강 수질개선 효과 분석의 수질모의 입력자료 구축을 위한 것이었다(낙동강물환경연구소, 2009).

연구에서는 클로로필a의 농도가 다른 수질인자와 관련이 있을 것으로 가정하였다. 실제로 신성교 등(1996)은 낙동강의 물금 등 5개 지역에 대하여 클로로필a와 BOD의 회귀식을 산정하여 높은 상관관계가 있음을 보였고, 장호석 등(2009)은 낙동강의 상동 국가수질자동측정소의 측정값을 이용하여 클로로필a의 농도가 수온에 크게 영향 받는 것으로 분석하였으며, pH, 용존산소와도 관계가 있음을 보였다.

이를 감안하여 서낙동강 지류의 클로로필a를 추정하기 위해 해당 지류의 수질자료 수집이 요구되었다. 하지만 서낙동강 지류는 모두 미 계측 하천이므로 유량 및 수질 측정자료가 전무하다. 이에 본 연구에서는 SWMM으로 대상 하천의 유량 및 수질을 모의하였다. 모의된 수질 항목은 BOD, COD, TN, TP, SS이다. 그리고 모의된 결과의 적절성을 검토하기 위해 본류와 인접한 지점에서 2007년 7월~

10월까지 하천별로 7회에 걸쳐 유량 및 수질 조사를 수행하였다. 연구에서 수행한 지류의 유량 및 수질 측정 지점은 Fig. 2에 '●'로 표시되어 있는 지점들이다. Fig. 2에서 조만강 상류부(해반천)와 평강천 상류부의 측정 지점은 해당 하천 하류부의 유량 측정이 어려워 보정에 활용할 유량 자료의 확보를 위해 측정된 지점이다.

모의된 서낙동강 지류의 수질자료를 이용하여 인공신경망으로 클로로필a를 추정하기 위해서는 학습자료가 요구된다. 본 연구에서는 대상 하천의 수질 측정 지점과 서낙동강의 본류 하천 구간이 인접해 있음을 감안하여 지천의 수질인자와 지천의 클로로필a의 관계가 본류의 수질인자와 본류의 클로로필a의 관계와 유사할 것으로 가정하였다. 이를 뒷받침하고자 국립환경과학원(National Institute of Environmental Research: NIER)에서 관리하고 있는 서낙동강 내 수질 측정 지점(Fig. 2의 '■' 표시) 중 서낙동강 본류에 해당하는 강동교와 서낙동강 지류인 조만강 하류에 해당하는 둔치2교의 BOD, 클로로필a, TN, TP를 각각 비교하였다. Fig. 3은 둔치2교에서 수질을 측정하기 시작한 2005년부터 2009년까지의 월 평균 수질 농도를 비교한 그림이다. 2월과 3월의 클로로필a 농도를 제외하면, 모든 기간에 대하여 둔치2교에서 측정된 수질농도가 강동교의 수질보다 높게 나타났다. 그리고 중요한 것은 강동교와 둔치2교의 월별 수질변화 패턴이 유사하다는 것이다. 이는 지천의 수질인자와 지천의 클로로필a의 관계가 본류의 수질인자와 본류의 클로로필a의 관계와 유사할 수 있음을 의미한다. 따라서 연구에서는 서낙동강 지류의 클로로필a를 추정하기 위해 서낙동강 본류의 수질인자와 클로로필a를 학습자료로 사용하였다.

Fig. 4는 서낙동강 지류의 클로로필a를 추정하기 위한 절차를 요약하여 나타낸 그림이다.

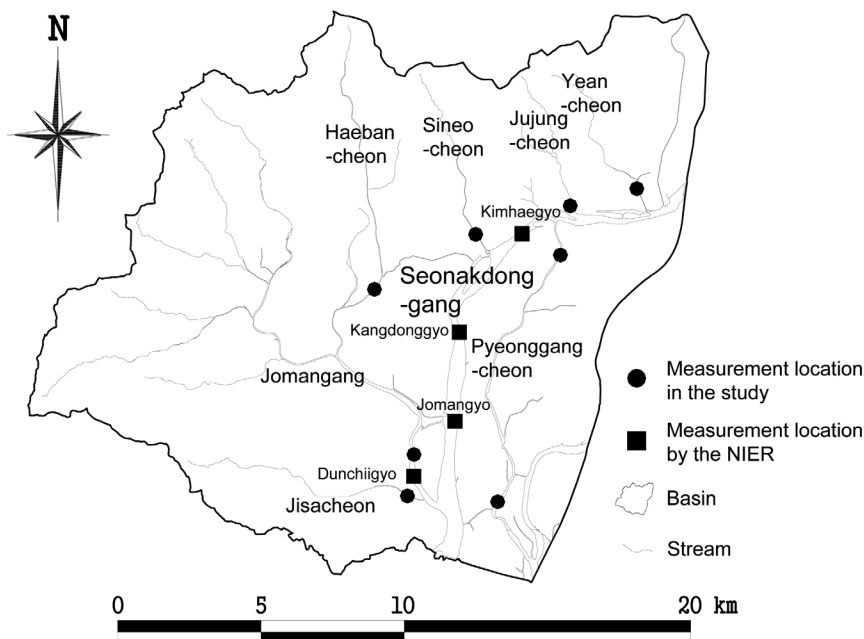


Fig. 2. Measurement locations for flow rate and water quality of the study and the NIER.

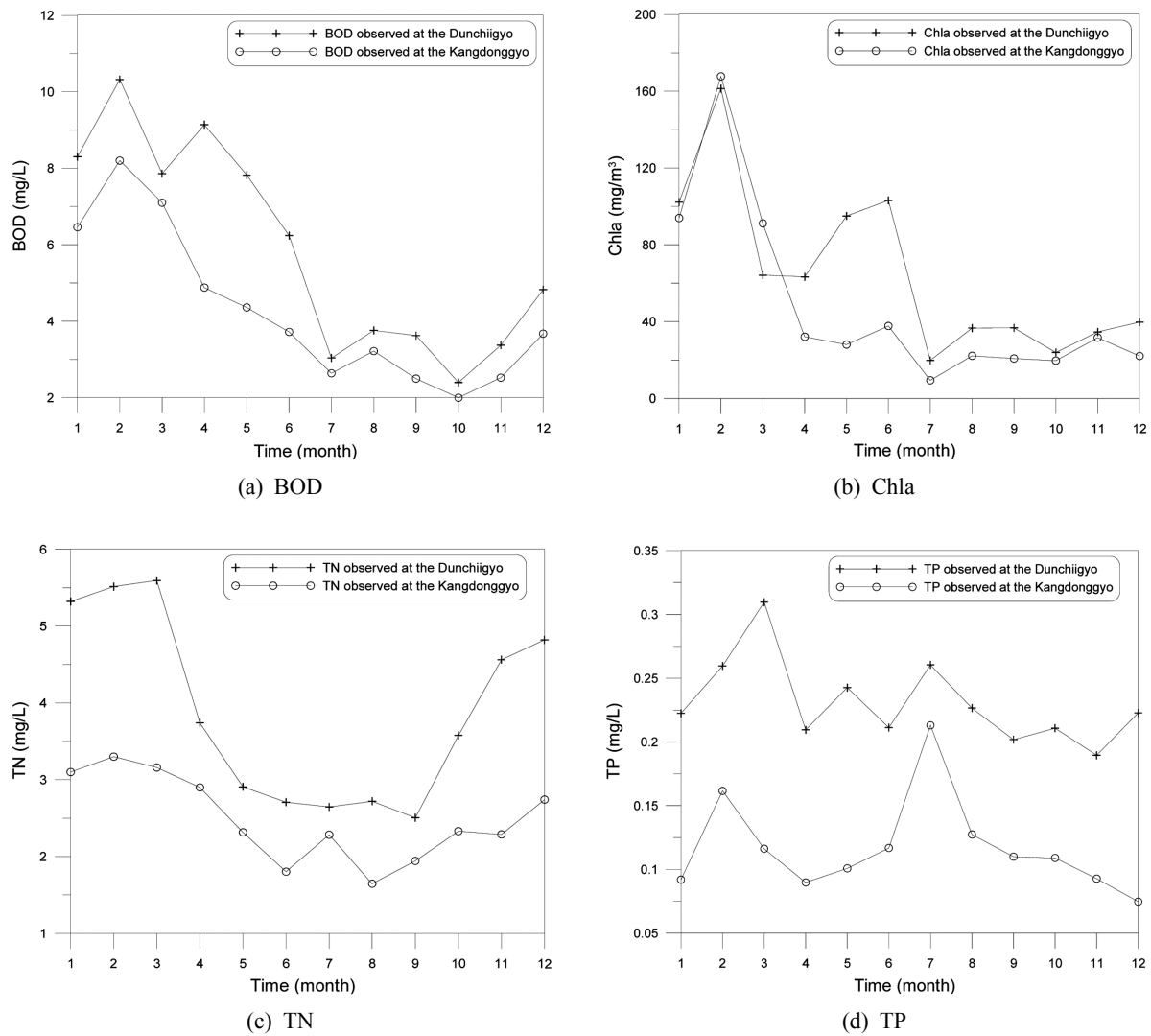


Fig. 3. Similarity of water quality between the main stream and tributary of the Seonakdonggang.

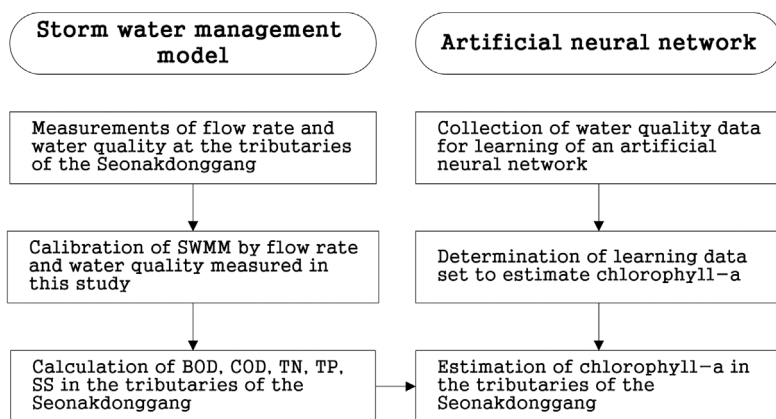


Fig. 4. A procedure for chlorophyll-a estimation in tributaries of the Seonakdonggang.

2.3. 입력자료의 구축

2.3.1. 유량과 유출수의 수질모의를 위한 SWMM의 입력자료

SWMM을 이용하여 서낙동강 지류 유역의 유출과 유출수의 수질을 모의하기 위하여 강우량, 증발량의 수문자료와 여러 가지 매개변수가 필요하다. 물리적 매개변수(physical

parameters)는 유역면적, 유역의 평균경사, 불투수지역의 면적 등 소유역 관련 매개변수와 하도 및 관망의 길이, 관경 또는 하도의 폭, 하도의 경사 등 배수체계 관련 매개변수로 구분된다. 이러한 물리적 매개변수는 수치지형도, 토양도, 토지이용도, 하수관망도, 하천도 등을 통하여 추정된다.

그리고 수문학적 매개변수(hydrological parameters)이긴 하지만 비교적 추정 방법이 명확히 제시되어 있는 유역폭(characteristic width)과 유출곡선지수(curve number)도 상기의 자료로 추정될 수 있다. 수문학적 매개변수에는 투수 및 불투수유역의 Manning 계수와 하도 및 관망의 Manning 계수, 지면 저류량(depression storage) 등이 있다. 이러한 수문학적 매개변수는 과거 연구 결과와 문헌을 통해 범위가 추정되고, 모형 보정을 통해 확정된다.

연구에서는 서낙동강 지류의 유량 및 수질 모의를 위해 서낙동강 전체 유역(304.2 km²)을 71개의 소유역과 118개의 하도(관거)로 구분하였다. Table 1과 2는 각각 분할된 소유역과 하도에 관하여 추정된 주요 매개변수의 일부를 나타낸 표이다.

2.3.2. 인공신경망의 학습자료

인공신경망을 이용하여 특정한 인자를 추정하기 위해서는 추정 대상 인자와 상관성이 높은 인자들에 의한 학습이 이루어져야 한다. 연구에서는 2.2절에서 언급한 바와 같이 서낙동강 지류의 클로로필a를 추정하기 위해 국립환경과학원에서 관리하는 서낙동강 본류의 수질 측정자료를 확보하여 학습자료로 활용하였다.

국립환경과학원에서 관리하는 서낙동강의 수질 측정지점은 김해교, 강동교, 조만교, 둔치2교의 네 곳이고(Fig. 2의 '■' 표시), 각 지점의 수질은 월 1회 측정되고 있다. 본

연구에서는 SWMM으로 서낙동강 지류의 BOD, COD, TN, TP, SS를 모의하였고, 이는 인공신경망의 입력자료로 활용된다. 이를 감안하여 클로로필a의 학습에 사용할 수 있는 수질 인자를 상기 5개 수질 지표와 클로로필a로 하였다. 측정 지점별로 클로로필a의 학습에 사용할 수 있는 측정 자료의 수는 Table 3과 같은데, 클로로필a가 측정된 자료쌍 296개가 사용되었다.

클로로필a의 추정을 다룬 대부분의 연구에서는 수온을 주요 입력변수로 사용하고 있다. 하지만 서낙동강 지류의 수온을 연속적으로 파악하기 곤란하므로 연구에서는 기온을 입력자료로 활용하였다. Fig. 5는 연구에서 사용된 부산 지방기상청의 시간 단위 평균 기온을 나타낸 그림이다.

또한, 연구에서는 조류성장에 영향을 줄 수 있는 유량, 유속, pH, DO 등은 고려하지 못하였다. 이는 학습자료로 사용된 국립환경과학원의 수질측정 항목에 유량, 유속이 제외되어 있고, pH와 DO는 수질측정 항목에는 포함되어 있지만 SWMM으로 모의하는데 한계가 있기 때문이다.

3. 결과 및 고찰

3.1. SWMM에 의한 유량, 수질 모의

3.1.1. 서낙동강 지류의 유량, 수질 모의 결과

2.3.1절에서 기술된 입력자료를 이용하여 SWMM으로 서낙동강의 6개 지류 유역에 대하여 유량 및 유출수의 수질

Table 1. Major parameters of subcatchments

Name	Area (ha)	Slope (%)	Proportion of impervious area (%)	Characteristic width (m)	Curve number (AMC II)
JM01	1,132.8	24.0	3.5	8,015	86.5
..... (Omitted)					
SE0301	199.7	15.4	43.2	2,639	87.1
SE0302	118.9	4.7	95.0	2,986	87.9
..... (Omitted)					
PG03	1,579.6	0.01	13.1	18,680	89.8

Table 2. Major parameters of channels

Name	Channel type	Width (m)	Height (m)	Downstream channel name	Length (m)	Slope	Manning coefficient
JM_C01	Open rectangular	30	3	JM_C02	2,597.6	0.00192	0.04
..... (Omitted)							
SE_C11	Circular	3 (Diameter)		SE_C19	1,684.6	0.0595	0.015
SE_C12	Closed rectangular	10	3	SE_C18	1,273.7	0.0335	0.015
..... (Omitted)							
PG_C04	Open rectangular	100	3	-	3,451.4	0.00002	0.03

Table 3. The number of water quality data measured by the NIER

Measurement locations	Measurement duration	BOD	COD	Chl-a	TN	TP	SS
Kimhaegyo	1992.03 ~ 2009.08	210	210	80	210	210	210
Kangdonggyo	1992.03 ~ 2009.08	210	210	80	210	210	210
Jomangyo	1992.03 ~ 2009.08	210	210	80	210	210	210
Dunchiigyo	2000.05 ~ 2009.08	56	56	56	56	56	26
Total	-	686	686	296	686	686	686

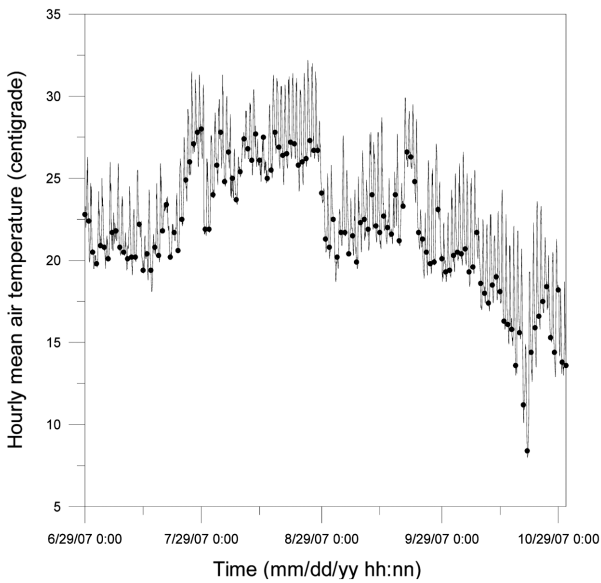
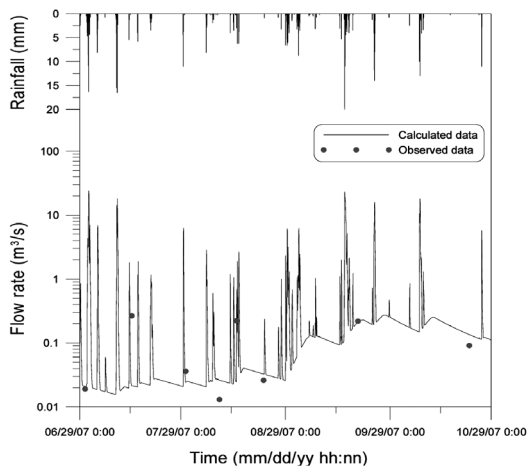


Fig. 5. Hourly mean air temperature at Busan.

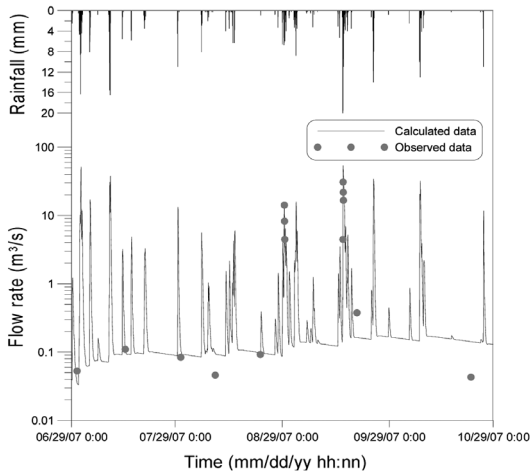
을 모의하였다. 모의기간은 2007년 6월 29일부터 10월 29

일까지로서 4개월이고, 시간 단위로 모의되었다. 강우자료와 증발량 자료로서 서낙동강 유역과 가장 인접한 김해공항기상대의 자료를 이용하였다. 강우자료는 시간 단위 자료이고, 증발량 자료는 일 평균 자료이다. 김해공항기상대에서 제공하는 증발량 자료는 증발접시를 통해 측정된 자료로서 증발접시계수(0.7)를 곱하여 사용되었다.

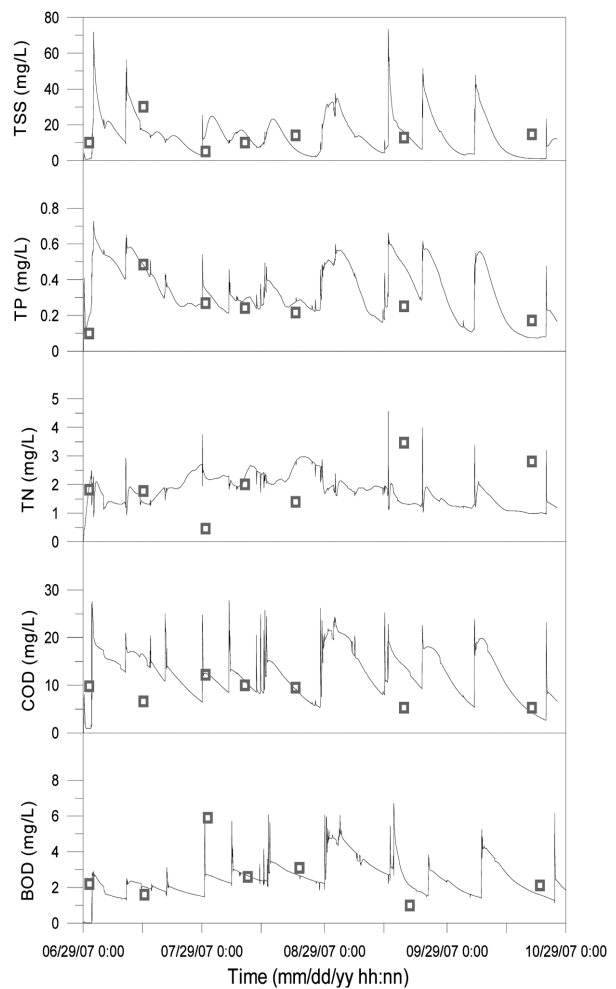
SWMM으로 구성된 서낙동강 6개 지류 유역의 유량 및 수질모의 모형은 연구 내에서 실제 측정된 유량, 수질 자료에 의해 보정되었다. Fig. 6은 보정된 결과를 예로서 나타낸 그림이다. Fig. 6의 (a)와 (b)는 각각 신어천과 조만강의 지류인 해반천의 유량 모의 결과를 나타낸 결과이다. 신어천의 경우 건기의 유량이 비교적 잘 일치하는 것을 볼 수 있고, 해반천의 경우 홍수 시 모의 결과가 우수한 것을 확인할 수 있다. Fig. 6의 (c)는 상대적으로 수질모의 결과가 가장 양호하게 나타난 평강천의 보정 결과이다. 그리고 Table 4는 모의된 6개 하천에 대한 유량, 수질인자에 대한 모의값과 측정값의 상대오차(relative error)를 제시한 표이다. 유량의 상대오차는 약 20~40%로 나타났고, 수질인자는 20~60%의 상대오차를 갖는 것으로 분석되었다.



(a) Flow rate calibration of the Sineocheon



(b) Flow rate calibration of the Jomangang (Haebancheon)



(c) Water quality calibration of the Pyeonggangcheon (upper reach)

Fig. 6. The simulation results for flow rate and water quality in major streams.

Table 4. Relative errors between measured and simulated data by SWMM (%)

Stream	Flow rate	Water quality					
		BOD	COD	TN	TP	SS	
Yeancheon	35.9	52.8	32.9	38.7	54.1	42.2	
Sineocheon	24.6	43.5	34.4	29.8	34.4	39.4	
Jujungcheon	26.7	53.7	22.0	27.2	34.2	31.2	
Jomangang	Haebancheon	28.3	53.8	35.9	53.8	51.3	45.0
	Lower reach	-	46.7	40.2	47.4	50.7	55.3
Jisacheon	-	54.5	27.0	47.7	38.1	44.3	
Pyeonggangcheon	Upper reach	39.3	-	-	-	-	-
	Lower reach	20.3	28.2	26.0	42.5	30.7	52.3

3.1.2. 서낙동강 지류 유역의 유량, 수질모의 결과 고찰

Donigian 등(1984)은 HSPF (Hydrological Simulation Program-Fortran) 모형으로 유량과 수질을 모의 시 Table 5 와 같은 모형 보정의 기준을 제시하였다. 제시된 기준은 모의값과 측정값의 평균 오차의 범위이고, 모의값과 측정값은 월 평균 또는 연 평균 값을 의미한다. 비록 사용된 모형과 모의 및 측정값의 시간 단위가 상이하긴 하지만, 본 연구에서 보정된 결과는 Donigian 등(1984)이 제시한 양호한 보정의 기준에 비해 다소 미치지 못하였다.

유량 및 수질 모형은 많은 측정 자료를 확보하여 보정하는 것이 바람직하다. 하지만 본 연구의 대상 하천은 모두 미 계측지역으로서 연구 내에서 간헐적으로 측정된 자료만으로 모형이 보정되었다. 이러한 소수의 측정 자료는 상세한 모형 보정의 제약이 되고, 측정 시 발생할 수 있는 오차 등에 따라 소수의 이상치에도 상대오차는 크게 영향을 받게 된다.

본 연구는 정확도 높은 수질모의 기술을 개발하기 위한 연구가 아니라 미 계측 유역에서도 가용할 수 있는 수질 자료를 이용하여 클로로필a를 추정할 수 있음을 보이기 위한 연구이다. 따라서 다소 기준에 미치지 못하는 결과라 할지라도 이를 이용하여 클로로필a를 추정하는데 사용하였다.

3.2. 인공신경망을 이용한 클로로필a의 추정

3.2.1. 학습대상 인자의 검토

2.3.2절에서 제시한 클로로필a 추정을 위한 인공신경망의 학습대상 자료는 국립환경과학원에서 관리하는 서낙동강 본류 구간인 BOD, COD, TN, TP, SS와 부산지방기상청의 기온이다. 하지만 인공신경망은 사용된 학습 자료의 조합에 따라 상이한 결과를 보인다. 따라서 본 연구에서는 조만강을 대상으로 학습 인자의 구성에 따른 클로로필a의 추정치와 관측치를 비교하여 적절한 학습 인자 조합을 검토하였다(Table 6).

그 결과, 평균 제곱 오차의 제곱근(Root Mean Square Error: RMSE)은 BOD, COD, TN, TP, 기온의 학습 조합에서 가장 좋은 결과를 보였다(16.9 µg/L). 상대오차는 BOD, TN, TP, 기온의 학습 조합에서 45.5%로 가장 작은 것으로 분석되었고, COD가 포함된 학습 조합에서도 45.8%로 유사한 결과를 보였다. 본 연구에서는 평균 제곱 오차의 제곱근과 상대오차에서 모두 좋은 결과를 나타낸 BOD, COD, TN, TP, 기온의 학습 조합을 학습대상 인자로 선정하였다.

Fig. 7은 클로로필a의 추정 시 학습에 사용된 인자 중 상대적으로 중요도를 나타낸 그림으로서, TP가 가장 큰 비중을 나타내는 것으로 나타났다. 그리고 TN, 기온, BOD, COD의 순서인 것으로 나타났다.

Table 5. A criteria to evaluate flow rate and water-quality calibration for the HSPF model

Item	Difference between observed and simulated monthly or annual values (%)		
	Very good	Good	Fair
Flow rate	<10	10-15	15-25
Water quality (includes nitrogen and phosphorus)	<20	20-30	30-40
Sediment	<15	15-25	25-35

Table 6. The errors of chlorophyll-a estimation at the Jomangang station produced from different learning data combinations

Learning data	RMSE (µg/L)	Relative error (%)	Note
BOD, TN, TP	23.2	63.1	
BOD, TN, TP, Temp.	20.5	45.5	
BOD, TN, TP, SS, Temp.	23.3	56.0	
BOD, COD, TN, TP, Temp.	16.9	45.8	Adopted
BOD, COD, TN, TP, SS, Temp.	25.1	62.8	
COD, TN, TP, Temp.	24.6	73.7	
COD, TN, TP, SS, Temp.	22.1	54.9	
TN, TP, Temp.	19.6	51.6	

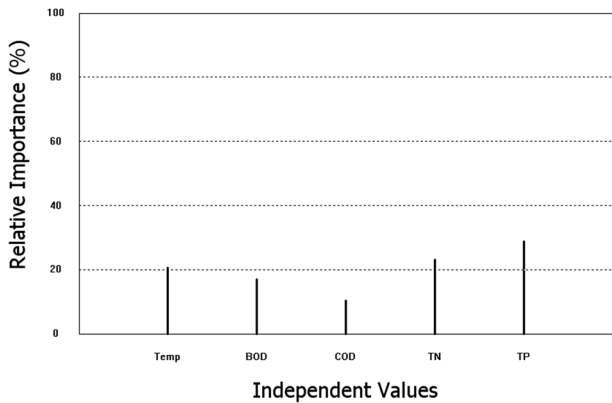


Fig. 7. Relative importance for learning data.

3.2.2. 학습의 적절성 검토

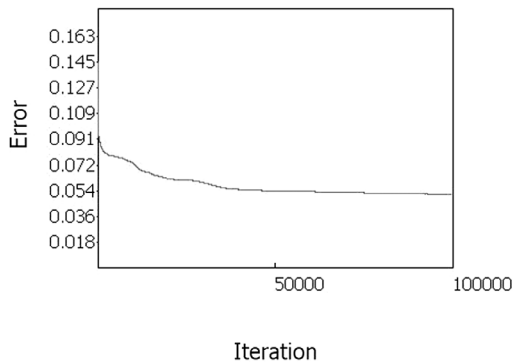
도출된 학습인자 조합을 이용하여 학습한 결과의 적절성을 검토하였다. 학습의 적절성은 반복 횟수에 따른 학습효율과 학습 시 입력된 클로로필a와 출력된 클로로필a의 상관관계를 통해 검토하였다.

Fig. 8의 (a)는 학습의 반복 횟수에 따른 오차를 나타낸 그림으로서, 약 30,000회까지는 오차에 대한 개선이 두드러지고, 100,000회에서 0.05로 수렴하는 것을 볼 수 있다. Fig. 8의 (b)는 100,000번의 반복수행 시 입력한 클로로필a와 추정된 클로로필a의 상관관계를 나타낸 그림이다. 상관계수(correlation)는 0.93인 것으로 분석되어 학습에 의한 결과가 적절한 것으로 판단되었다.

3.2.3. 서낙동강 지류에 대한 클로로필a의 추정 결과

조만강의 결과를 반영하여 다른 지류의 클로로필a 추정에도 BOD, COD, TN, TP, 기온의 학습조합이 적용되었다. 인공신경망의 반복횟수는 100,000번으로 하였고, 추정된 결과는 Fig. 9와 Table 7과 같다.

Fig. 9는 상대적으로 상대오차가 작게 도출된 신어천, 조만강 평강천에 대한 클로로필a의 추정치와 본 연구에서 실제 관측한 자료의 비교 결과를 나타낸다. Table 7은 서낙동강 지류에 대한 클로로필a 추정의 결과를 나타낸 것으로서, 평강천의 상대오차가 39.4%로 가장 좋은 결과를 보였다.



(a) Errors by the number of iterations

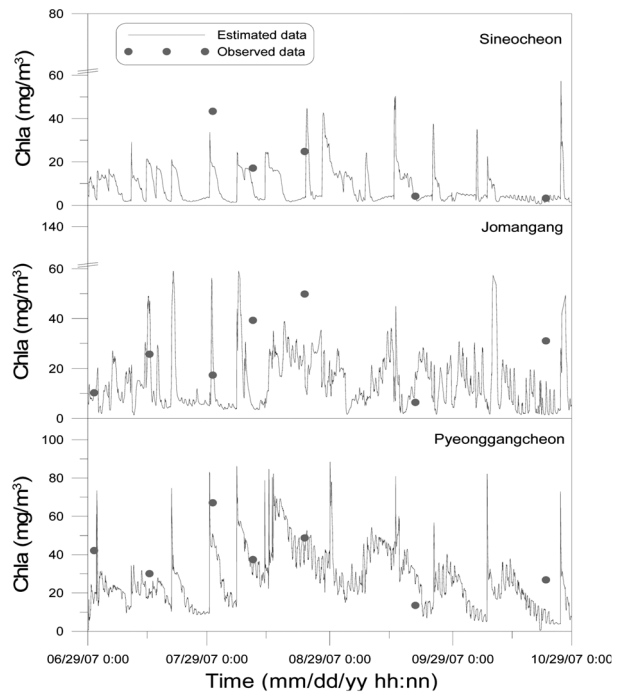


Fig. 9. The estimated and measured chlorophyll-a for streams in the Seonakdonggang.

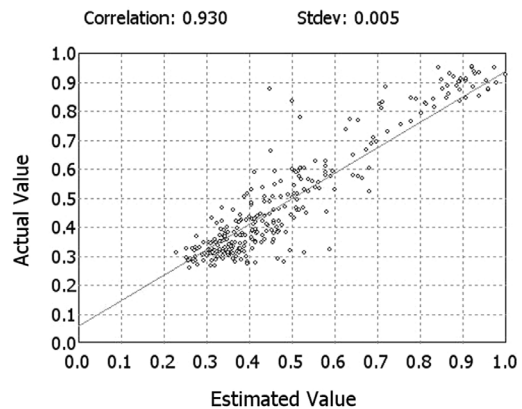
Table 7. Relative errors of chlorophyll-a estimation for tributaries in the Seonakdonggang

Stream	Relative error (%)	Stream	Relative error (%)
Yeancheon	49.7	Jomangang	45.8
Sinecheon	42.0	Jisacheon	47.8
Jujungcheon	47.7	Pyeonggangcheon	39.4

그리고 전체 서낙동강 지류에 대하여 50% 이하의 평균 상대오차가 나타난 것으로 분석되었다.

3.3. 서낙동강 지류에 대한 클로로필a 추정 결과의 고찰

계측구역에서 양질의 다양한 수질자료를 이용하여 클로로필a를 추정한 Kuo 등(2007)은 인공신경망에 의한 추정치



(b) Correlation between the estimated and actual values

Fig. 8. Confirmation of adequacy for the training results of chlorophyll-a.

와 실측치의 상관관계가 0.92인 것으로 제시하였고, 유사하게 Karul 등(2000)도 두 개의 대상 호수에 대한 추정치와 실측치의 상관관계가 각각 0.75, 0.94인 것으로 분석하였다.

Fig. 9에서 제시한 서낙동강 지류의 클로로필a 추정 결과에 대한 오차 원인은 세 가지로 구분할 수 있다. 이 중 두 가지의 원인은 대상 하천이 미 계측 하천인 것에 기인하고, 한 가지는 신경망 모형의 학습자료에 기인한다.

오차의 첫 번째 원인은 인공신경망의 학습에 사용된 자료가 해당 하천 구간에서 수집된 자료가 아니라 서낙동강 본류 구간에서 수집한 자료인 것에 기인한다. 즉, 서낙동강 본류 구간과 지류에 대한 클로로필a와 다른 수질자료 간의 관계가 완전히 일치할 수는 없다. 이는, 상대적으로 평강천의 클로로필a의 추정결과가 양호한 것으로부터 간접적으로 판단할 수 있다. 다른 서낙동강 지류와 달리 평강천은 하천 경사가 매우 완만하여 정체 수역이 많이 발생하는데, 이는 호소형 하천인 서낙동강 본류의 특성과 매우 유사하다. 이에 따라 다른 하천에 비해 평강천의 클로로필a 추정 결과가 양호한 것으로 분석되었다.

두 번째 원인은 인공신경망의 입력자료로 사용된 서낙동강 지류에 대한 수질자료의 부정확성이다. 본 연구에서 SWMM으로 추정된 서낙동강 지류에 대한 수질인자는 20~60%의 상대오차를 갖는 것으로 분석되었다(Table 4). 이러한 오차를 갖는 자료가 인공신경망의 입력자료를 사용되었으므로 출력자료인 클로로필a도 오차를 포함하게 된다. 즉, 이러한 인공신경망의 양질의 입력자료의 부재가 오차를 유발하였을 것으로 판단된다.

세 번째 원인은 신경망 모형의 학습에 사용된 자료이다. 본 연구에서는 클로로필a의 영향인자로 평가되는 pH, DO와 조류확산에 영향을 주는 유량 및 유속은 기존 측정자료의 부재, 모의의 어려움 등의 이유로 학습대상 자료에서 제외하였다. 또한, 일반적으로 수질 추정에는 수온이 사용되는 반면, 본 연구에서는 서낙동강 지류에 대한 수온을 파악할 수 없어 기온을 사용한 한계가 있다. 즉, 연구에서는 pH, DO, 유량, 유속과 같은 클로로필a의 영향인자를 고려하지 않고, BOD, COD, TN, TP와 같은 원인인자만을 이용하여 신경망을 구성하였기 때문에 오차를 유발한 것으로 판단된다.

본 연구의 목표는 미 계측 유역에서 간헐적으로 측정된 수질자료를 이용하여 클로로필a를 추정할 수 있는지를 검토하는 것이다. 비록 상기에서 언급한 오차를 포함하고 있지만, 본 연구에서 추정된 서낙동강 지류에 대한 클로로필a는 어느 정도 실측치에 근사하고 있음을 보여주고 있다.

4. 결론

본 연구에서는 인공신경망을 이용하여 서낙동강의 6개 지류 하천에 대한 클로로필a를 추정하였다. 서낙동강 지류 하천은 미 계측 하천이므로 SWMM을 이용하여 인공신경망의 입력자료로 사용된 BOD, COD, TN, TP, SS를 모의하였고, 본 연구에서 직접 측정된 유량 및 수질자료로 모

형을 보정하였다. 모의값과 측정값에 대한 평균 상대오차는 유량의 경우 약 20~40%, 수질은 20~60%인 것으로 분석되었다.

그리고 미 계측 하천인 서낙동강 지류 하천들의 클로로필a를 추정하기 위해 서낙동강 지류 하천의 수질인자와 클로로필a의 관계가 서낙동강 본류 하천의 수질인자와 클로로필a의 관계와 유사할 것이라는 가정을 통해 수행되었다. 이에 따라 인공신경망의 학습자료로서 서낙동강 본류 구간에 위치한 4개 수질측정 지점의 자료와 기온이 사용되었다. 그리고 인공신경망에 의한 클로로필a의 추정 효율을 높이기 위해 적정 학습인자 조합을 검토하였고, 그 결과 BOD, COD, TN, TP, 기온 조합이 적절한 것으로 분석되었다.

학습결과와 SWMM으로 모의한 서낙동강 지류 하천의 BOD, COD, TN, TP 및 기온자료를 이용하여 클로로필a를 추정하였다. 추정된 클로로필a의 농도를 연구에서 실제 측정된 자료와 비교하였고, 그 결과 6개 지류 하천에서 50% 미만의 평균 상대오차를 갖는 것으로 분석되었다. 클로로필a의 추정 결과, 학습에 사용된 서낙동강 본류 구간과 하천 특성이 가장 유사한 평강천에서 가장 우수한 결과를 보였다.

본 연구의 내용은 연속적인 계측자료가 확보되지 않은 미 계측 하천에 대한 클로로필a의 추정에 관한 것이다. 한정된 수질자료로 인해 정확도 높은 클로로필a의 추정은 수행하지 못하였으나, 미 계측 지역에서도 클로로필a에 대한 추정이 가능함을 확인하였다.

사 사

본 연구의 내용은 낙동강물환경연구소의 “서낙동강 유역 오염도 현황조사 및 수질개선방안 수립” 연구용역의 연구비 지원에 의해 수행되었습니다. 연구비 지원에 심심한 감사의 뜻을 표합니다.

참고문헌

- 낙동강물환경연구소(2009). 서낙동강 유역 오염도 현황조사 및 수질개선방안 수립. 국립환경과학원.
- 신성교, 박정길, 이수용(1996). 낙동강에서 chlorophyll-a와 BOD의 상관관계. 수질보전 한국물환경학회지, 12(4), pp. 369-375.
- 신현석, 최시중, 김중훈(1998). 신경망을 이용한 도시유역 유출 및 비점원 오염물 배출 모형화 연구. 대한토목학회 논문집, 18(II-5), pp. 437-448.
- 안상진, 연인성, 한양수, 이재경(2001). 신경망 모형을 적용한 금강 공주지점의 수질예측. 한국수자원학회논문집, 34(6), pp. 701-711.
- 오창렬, 박성천, 이한민, 표영평(2002). 신경망을 이용한 영산강의 수질예측. 대한토목학회논문집, 22(3-B), pp. 371-382.
- 오창렬, 진영훈, 김동렬, 박성천(2008). 유출량 및 수질자료를 이용한 인공신경망 예측모형 개발에 관한 연구. 한국수자원학회논문집, 41(10), pp. 1035-1044.
- 장호석, 고재윤, 송재덕, 김대승, 김인탁(2009). 낙동강 하류의 클로로필a 분석. 2009공동 추계학술발표회 논문집,

- 대한상하수도학회·한국물환경학회, pp. 665-666.
- 최정민(2008). WASP 7.2와 신경망모형을 이용한 낙동강의 수질모의 및 예측. 석사학위논문, 부경대학교.
- Donigian, A. S. Jr., Imhoff, J. C., Bicknell, B. R., and Kittle, J. L. Jr. (1984). *Application guide for Hydrological Simulation Program-Fortran (HSPF)*. EPA-600/3-84-065, U.S. Environmental Protection Agency, Athens, Georgia.
- Karul, C., Soyupak S., Çilesiz, A. F., Akbay, N., and Germen, E. (2000). Case studies on the use of neural networks in eutrophication modeling. *Ecological Modelling*, **134**, pp. 145-152.
- Kuo, J., Hsieh, M., Lung, W., and She, N. (2007). Using artificial neural network for reservoir eutrophication prediction. *Ecological Modelling*, **200**, pp. 171-177.
- Scardi, M. and Harding, L. W. Jr. (1999). Developing an empirical model of phytoplankton primary production: a neural network case study. *Ecological Modelling*, **120**, pp. 213-223.
- Wang, T., Tan, C., Chen, L., and Tsai, Y. (2008). Applying artificial neural networks and remote sensing to estimate chlorophyll-a concentration in water body. '08. *Second International Symposium on Intelligent Information Technology Application*, IEEE Computer Society, pp. 540-544.