

## 가상하도 내에서 2차원 흐름분석을 통한 오염원의 유입 지점 탐색

연인성 · 조용진<sup>†</sup>

지역환경기술개발센터연합회

## Detecting Water Pollution Source based on 2D fluid Analysis in Virtual Channel

Insung Yeon · Yongjin Cho<sup>†</sup>

Council of Regional Environmental Centers

(Received 24 August 2010, Revised 26 October 2010, Accepted 27 October 2010)

### Abstract

2D pollutant transport model was applied to the simulation of contaminant transport in the channel. At first, two kinds of virtual channels having different slopes were designed. The distribution of contaminant, which flows from one of the three drainages to the main channel, was simulated by each 2D model. Concentrations of 745 nodes were converted to input data of neural network model (Multi-perceptron) for training and verification using matrix. The first three cases (Case A-1, A-2, A-3) were used for training Multi-perceptron, the other three cases (Case B-1, B-2, B-3) were used for verification. As a result, Multi-perceptron reasonably divided the cases into the three characteristics which have different contaminant distributions due to the different input point of water pollution source. It can be a useful methodology for the water quality monitoring and backtracking.

**keywords** : Backtracking, 2D model, Multi-perceptron, Water pollution source

### 1. 서 론

하천에서의 수질은 하천의 형상, 유량의 변화, 수온의 변화 등에 의해 다양한 변화를 보이며, 변화에 대한 예측 또한 어렵다. 뿐만 아니라 오염원이 유입 후에 혼합되어, 수질 변화의 요인을 찾아내는 것도 쉽지 않다. 특히, 여름철 강우와 함께 오염사고가 발생한 경우에는 상대적으로 증가한 유량과 빠른 유속으로 인해서 초동 진압과 원인 파악에 난항을 겪을 수도 있다. 하천은 주로 주거지역과 접해 있어서 수질오염은 저수지나 해양에서와 달리 인명 피해로 확산될 수 있다. 따라서 지속적인 피해 확산을 방지하기 위해서는 하류 방향으로 오염원의 거동 추적과 더불어 상류 방향으로의 신속한 역추적과 오염원의 제거가 요구된다.

주요 하천으로 유입하는 하수 종말 처리장 및 공장지대의 방류구에는 Tele-monitoring System (TMS)이 설치되어 방류 수질이 실시간으로 관리되고 있다. 최근 들어 4대강 방재 지원을 위해 수질오염 방재센터가 개설되었으며, 수질 변화에 대한 상시 모니터링을 기반으로 수질오염 통합감시와 예보시스템을 가동하고, 사고발생에 대한 실시간 대응 훈련을 수행한 바 있다.

환경부에서는 상수원 및 수계의 수질관리 업무를 효율적으로 수행하고, 수질오염사고에 대한 신속한 대응조치를 위하여 전국 하천 및 호소의 주요 지점에 수질자동측정망을

설치하여 운영하고 있다(국립환경과학원, 2009). 향후 자동 측정되는 수질자료들을 보다 효과적으로 이용하기 위해서는 적절한 예측 모형과 경보 모형을 통해 실시간 감시체제가 구축되어야 할 것이며, 이를 위해 적절한 기법이 적용되어야 할 것이다(연인성과 안상진, 2005).

신경망은 하나의 적절한 활용 기법이 될 수 있으며, 가용한 많은 자료를 이용하여 오염원을 분석하는데 활용될 수 있을 것으로 판단된다. 인공지능망은 수질 예측과 관련된 연구(곽필정 등, 2006; 문태섭 등, 2008; 정동환과 박규홍, 2005; 조용진 등, 2004; 최동진과 박희경, 2001; Almasri and Kaluarachchi, 2005; Maier and Dandy, 1996)에 많이 이용되었으며, 수리학적 흐름추적(우형민 등, 2006), 어류의 유영추적(Kwak et al., 2002), 사이클론(cyclone) 경로추적(Kovordanyi and Roy, 2009), 오염물질 배출원의 추적에 관한 연구(이정은 등, 2008; 정영희 등, 1997; 조경화 등, 2006)가 진행된 바 있다. 그러나 오염물질의 거동을 역추적하기 위해서 신경망을 적용한 사례는 찾기가 어렵지만, 충분한 적용 가능성이 있을 것으로 본다.

이번 연구에서는 2차원 모형을 통해서 3개의 유입구를 갖는 가상하도를 구성하고, 각각의 유입구로부터 하도로 오염물질이 유입되는 상황을 모의하였다. 이때에 농도분포를 고려하여 유입되는 오염원의 위치를 역추적하고자 신경망 기법을 적용하였으며, 그에 따른 적용 가능성을 평가하였다. 3개의 유입구에서 오염물질이 각각 유입하는 경우에 대하여 농도 분포를 학습한 후, 하도상의 농도 분포만을 통해서 유입 위치를 탐색할 수 있는지 검토하였다.

<sup>†</sup> To whom correspondence should be addressed.  
corec@corec.or.kr

## 2. 연구방법

### 2.1. 2차원 모의

하폭이 넓은 배수로나 하천에서는 위치에 따라서 유속의 방향과 크기가 상당한 차이를 보이며, 수표면에서 2차원적 흐름을 갖는다. 이번 연구에서는 가상하도 내의 2차원적 흐름분석과 오염물질의 거동분석을 위해 2차원 수치 모형을 이용하였다. 본류로 유입되는 3개의 유입구를 가진 가상하도가 구성되었으며, 본류 구간의 절점(node) 수는 745개가 생성되었다.

가상하도는 경사가 없는 Case A와 경사가 있는 Case B의 2가지 종류가 적용되었다. 두 종류 하도를 대상으로 RMA2 모형을 통해 일정 유량이 지속적으로 유입할 경우에 대하여 흐름을 모의하였다. 이를 바탕으로 RMA4 모형에서는 초기조건으로 설정된 5 lb/ft<sup>3</sup> (80 kg/m<sup>3</sup>)의 오염물질이 3개의 유입구에서 각각 유입되었을 경우를 가정하여 모의하였다. 조도계수는 일반 하천에서의 범위를 고려하여 0.033을 사용하였다.

$h$ 는 수심,  $c$ 는 오염 농도,  $t$ 는 시간,  $u, v$ 는 각각  $x, y$  방향의 유속,  $D_x, D_y$ 는 각각  $x, y$ 의 확산계수,  $\sigma$ 는 오염원의 공급,  $k$ 는 오염원의 감쇄,  $R(c)$ 은 강우율(증발율)일 때, RMA4의 지배방정식은 식 (1)과 같다(US Army, 2001).

$$h \left( \frac{\partial c}{\partial t} + u \frac{\partial c}{\partial x} + v \frac{\partial c}{\partial y} - D_x \frac{\partial^2 c}{\partial x^2} - D_y \frac{\partial^2 c}{\partial y^2} - \sigma + kc + \frac{R(c)}{h} \right) = 0 \quad (1)$$

### 2.2. 퍼셉트론에 의한 패턴 분류

신경망을 학습하여 수행할 수 있는 단순한 응용분야가 패턴분류이다. 일반적으로 패턴이라 함은 어떤 객체를 정량적으로 표현한 것을 의미하며, 공간적 분포에 의해서만 특성이 결정되는 공간 패턴과 시간에 따라 특성이 변하는 시변 패턴으로 구분된다. 유사한 특징을 갖는 패턴들은 인접한 영역에 분포되어 하나의 클러스터를 형성하고 상이한 특징을 갖는 패턴들은 다른 영역에 또 다른 클러스터를 형

성한다. 따라서 특정한 분리면을 이용하여 클러스터를 분리시킨다면 패턴 분류가 가능해진다. 이러한 분리면을 판단면(decision surface)라고 하며, 2차원 패턴 공간인 경우에는 식 (2)와 같은 판단면을 갖는다.

$$w_1x_1 + w_2x_2 + b = 0 \quad (2)$$

마찬가지로 패턴공간이  $n$ 차원인 경우에는 판단면이 식 (3)과 같이  $n$ 차 하이퍼평면이 된다.

$$w_1x_1 + w_2x_2 \cdots w_nx_n + b = 0 \quad (3)$$

퍼셉트론은 수용층, 연합층, 반응층으로 구성되어 있으며, 수용층과 연합층은 통합이 가능하여 단층 신경망의 입력층과 출력층 구조로 대체할 수 있다. 퍼셉트론은 선형 분리 가능한 문제의 해결에 있어서 정확한 학습이 이루어질 수 있으므로 현재도 상당히 많이 활용되고 있으며, 퍼셉트론의 학습 방법의 개선, 연속 활성화 함수의 사용 등 여러 형태의 변화가 시도되어져 왔다(오창석, 2000).

### 2.3. 모형의 결합

연구에 사용된 퍼셉트론은 다중출력이 되는 구조로(Fig. 1(c)) 2차원 모형으로부터 입력층이 형성되는 과정을 Fig. 1에 나타내었다. 연속적인 오염물질의 유입이 가정되고, 2차원 모형에 의해 오염거동 및 분포가 모의(Fig. 1(a)) 된다. 각 절점에서의 농도값은 행벡터(Fig. 1(b))로 변환되고, 변환된 값은 다중퍼셉트론의 입력값(Fig. 1(c))으로 사용되어 하나의 case로 학습된다.

오염물질의 유입위치에 따라 오염 분포가 유사한 case들로 구분할 수 있다. 본 연구의 적용에서는 경사가 없는 Case A 하도를 대상으로 하여 745개의 절점에서 계산된 오염물질의 농도가 이용되었다. 오염물질의 유입경로가 다른 3가지 오염농도분포 모의 결과를 Case A-1, A-2, A-3로 구분하였으며, 각각 1×745 행렬로 변환하여 학습에 사용하였다. 모형의 검증을 위해 하도경사가 있는 Case B(학습하지 않음)

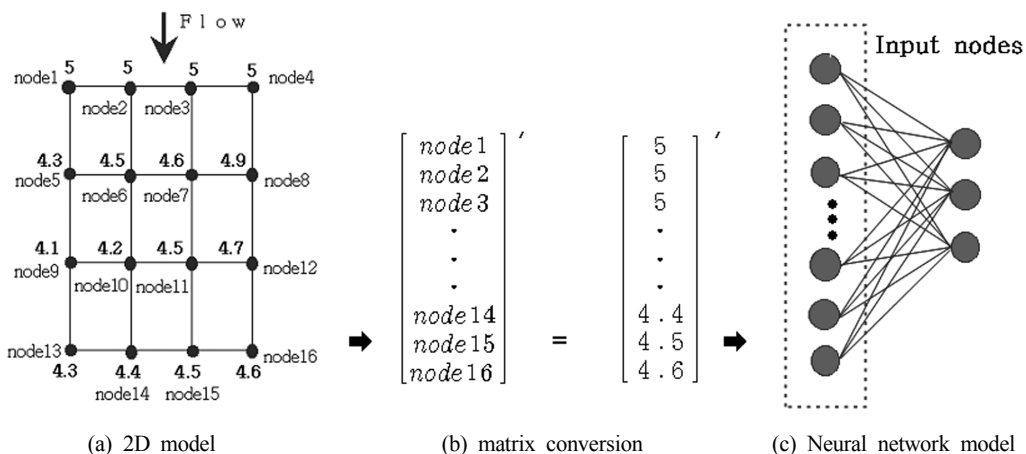


Fig. 1. An example of Conversion example from 4×4 matrix to 1×16 matrix.

의 3가지 다른 모의 결과를 또한 Case B-1, B-2, B-3로 구분하여 검증에 이용하였다. 다중퍼셉트론 모형이 흐름에 따른 농도 분포를 분석하여 배출구를 판단해 낼 수 있는지 확인하였다.

### 3. 결과 및 고찰

#### 3.1. 2차원 모형의 적용

하상경사가 없는 경우(Case A)와 경사가 있는 경우(Case B)로 구분하여 Mesh를 통해 2가지 형태의 가상하도를 구성하였고, 하폭은 13.13 ft (4 m), 하도길이는 23 ft (7 m)로 동일하게 적용하였다. 초기 조건으로 상류에서 유량 30 cfs (8.5 m<sup>3</sup>/s), 유입구에서 각각 5 cfs (0.14 m<sup>3</sup>/s)씩 유입하였을 경우에 대하여 모의하였다. 하도의 형태 및 모의를 위한 경계 조건을 Table 1에 나타내었으며, 2차원 모형을 통해서 흐름 벡터와 오염물질의 거동을 분석하였다.

RMA2의 모의 결과(Fig. 2), Case A의 경우에는 0~1.39 ft/s (0~0.42 m/s)의 유속 범위를 보였고, Case B의 경우에는 0.07~2.34 ft/s (0.02~0.71 m/s)의 유속 범위를 보여 Case B의 경우에 유속이 보다 큰 것으로 나타났다. 이를 토대로 모의된 RMA4의 오염거동 해석결과(Fig. 3)를 보면, 경사가 없는 하도(Case A-1)에서는 T①에 위치한 지류에서 오염물질이 배출되는 경우에 상류단에 영향을 크게 미치지만, 경사가 있는 하도(Case B-1)에서는 유속 증가로 인해 하류로만 거동하는 이송이 지배적인 것으로 분석되었다. Case B에서 적용된 오염물질의 유입 농도는 20 lb/ft<sup>3</sup> (320 kg/m<sup>3</sup>)으로 5 lb/ft<sup>3</sup> (80 kg/m<sup>3</sup>)이 적용된 Case A에 비하여 매우 높았음에도 불구하고, 빠른 흐름의 영향이 크게 작용한 것으로 판단된다. 두 번째(T②), 세 번째(T③) 지류에서 오염물질이 유입되는 경우에는 Case A와 Case B 서로 간에 유사한 거동 분포를 보였다. RMA4 모형에 의한 모의 결

과는 2차원 흐름에 따른 오염물질의 농도 분포가 적절히 분석된 것으로 판단된다. 이번 모의는 가상하도를 대상으로 하였으며, 2차원 모형에 대한 검토정 과정은 수행하지 않았다.

#### 3.2. 자료의 변환

Mesh를 통해 구성된 2차원 모형에서 전체 절점 수는 774개이나, 유입되는 지류는 고려하지 않고 본류의 절점 745개만을 고려하였다. 즉, 오염물질이 지류에서 유입하여 본류 내에서 확산되는 형태를 학습하고, 유사한 농도분포가 나타났을 때, 다중퍼셉트론 모형이 오염물질의 유입 지점을 탐색해 낼 수 있는지 분석하였다.

다중퍼셉트론 모형은 Input 자료로 745개 절점에서의 계산 농도값을 사용하였으며, 출력값으로 3개의 원소를 출력하도록 하였다. Case 1에서 [1 1 -1], Case 2에서 [1 -1 1], Case 3에서 [-1 1 1]이 목표값(Target vector)로 사용되었다. 연결강도(Weight, W) 행렬은 745×3 행렬로 구성되며, 최초 연결강도는 -0.5~0.5 사이에서 Random 함수를 이용하여 생성하였다. 다중퍼셉트론의 구성을 Table 2에 나타내었다.

Case 1의 변환되는 형태를 Fig. 4에 나타내었다. 2차원 모형에서 계산된 745개 절점의 계산 농도는 목표값인 [1 1 -1]의 벡터가 출력되도록 학습되며, 연결강도는 학습이 매회 진행될 때마다 목표값에 수렴하도록 갱신된다.

#### 3.3. 다중퍼셉트론 모형의 적용 및 결과

학습율로 0.1을 사용하였으며, 학습회수는 50회에서 500,000회까지 점차 증가시켰다. 경사가 없는 Case A-1, Case A-2, Case A-3의 경우를 학습하고, 다중퍼셉트론 모형이 어떻게 반응하는지 경사가 있는 시나리오 B의 Case B-1, Case B-2, Case B-3을 통해 적용하였으며, 모형의 판단능력을 검증하였다.

**Table 1.** The channel characteristics and boundary conditions for simulation

Unit	Main channel characteristics					RMA2 boundary condition					RMA4 boundary condition			
	River bed elevation		Width	Length	Nodes	Q <sub>up</sub>	Tributary discharge			W.L.	contaminant concentration			
	EL <sub>up</sub>	EL <sub>down</sub>					T①	T②	T③		Case	T①	T②	T③
ft (m)	ft (m)	ft (m)	ft (m)	ea	ft <sup>3</sup> /s (m <sup>3</sup> /s)	ft <sup>3</sup> /s (m <sup>3</sup> /s)	ft <sup>3</sup> /s (m <sup>3</sup> /s)	ft <sup>3</sup> /s (m <sup>3</sup> /s)	ft (m)	Case	lb/ft <sup>3</sup> (Kg/m <sup>3</sup> )	lb/ft <sup>3</sup> (Kg/m <sup>3</sup> )	lb/ft <sup>3</sup> (Kg/m <sup>3</sup> )	
Case A-1	0	0	13.13 (4)	23 (7)	745	30 (0.85)	5 (0.14)	5 (0.14)	5 (0.14)	3 (0.91)	A-1	5 (80)	0	0
A-2											0	5 (80)	0	
A-3											0	0	5 (80)	
Case B-1	2.0 (0.61)	0.2 (0.06)	13.13 (4)	23 (7)	745	30 (0.85)	5 (0.14)	5 (0.14)	5 (0.14)	3 (0.91)	B-1	20 (320)	0	0
B-2											0	20 (320)	0	
B-3											0	0	20 (320)	

\* EL<sub>up</sub> : Up-stream elevation, EL<sub>down</sub> : Down-stream elevation, Q<sub>up</sub> : Up-stream discharge, W.L. : Down-stream water level, T① : First tributary, T② : Second tributary, T③ : Third tributary

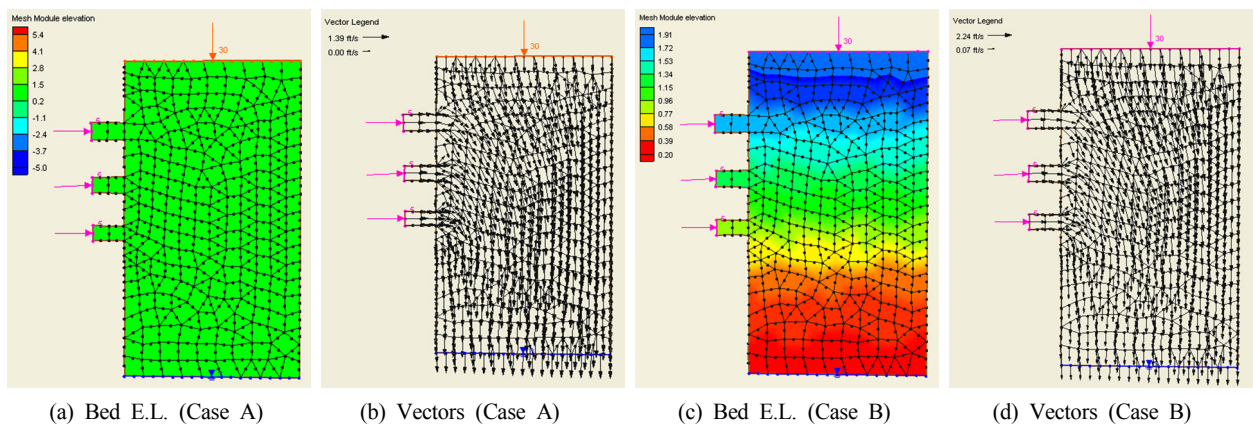


Fig. 2. The river bed elevation and velocity vectors from RMA2 simulation.

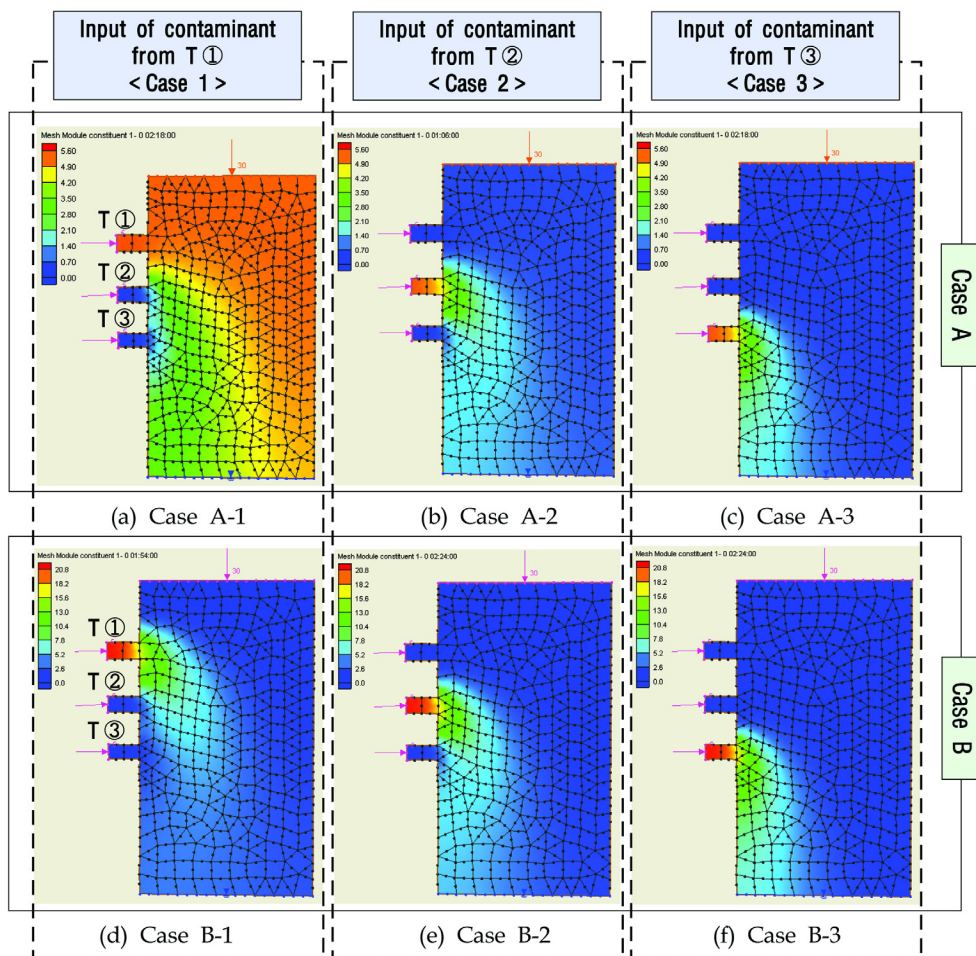


Fig. 3. Scenarios simulated by RMA4 in each case for ANN training and verification.

Table 2. Construction of multi-perceptron

Cases	Total input nodes	Total output nodes	Target vector
Case A-1 Case B-1	745	3	[1 1 -1]
Case A-2 Case B-2	745	3	[1 -1 1]
Case A-3 Case B-3	745	3	[-1 1 1]

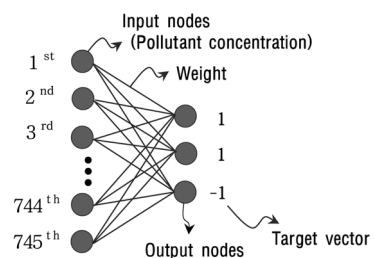


Fig. 4. Multi-perceptron process for Case 1.

**Table 3.** Training and verification results using Multi-perceptron (Epoch 50,000)

Process	Cases	Calculation			Output			Message
Training	Case A-1	0.1562	1.4170	-1.3966	1	1	-1	Case 1 (T ①)
	Case A-2	0.0741	-0.1375	0.1249	1	-1	1	Case 2 (T ②)
	Case A-3	-0.0478	0.0728	0.1041	-1	1	1	Case 3 (T ③)
Verification	Case B-1	1.0521	0.4674	-0.6658	1	1	-1	Case 1 (T ①)
	Case B-2	402.1629	-883.3011	400.1839	1	-1	1	Case 2 (T ②)
	Case B-3	-360.3363	75.6989	394.5854	-1	1	1	Case 3 (T ③)

\* Case 1 Target : 1 1 -1, Case 2 Target : 1 -1 1, Case 3 Target : -1 1 1)

유입되는 오염물질 농도가 Case A에서는 5 lb/ft<sup>3</sup> (80 kg/m<sup>3</sup>), Case B에서는 20 lb/ft<sup>3</sup> (320 kg/m<sup>3</sup>)로 모의되었기 때문에 Case A와 B는 오염물질의 유입 위치가 각 경우별로 일치한다 하더라도 경사에 따른 흐름벡터 뿐만 아니라 오염농도 분포도 모두 달라진 상황이다.

학습된 연결강도를 이용하여 각 경우를 잘 판단하는지 검토한 결과, 50,000회 학습된 경우에는 Table 3에서와 같이 적절한 판단 능력을 보였다. 첫 번째 지류(T ①)에서 오염물질이 유입하는 경우(Case 1)에 [1 1 -1]이 출력되도록 학습하였으며, 계산 결과에서 0.1562 (Output 1), 1.4170 (Output 2), -1.3966 (Output 3)로 출력되어 0보다 큰 값은 1, 0보다 작은 값은 -1로 최종 출력되었고, Case 1의 오염분포가 충분히 학습되었다. 두 번째, 세 번째 지류에서 오염물질이 유입되는 경우에도 잘 학습된 것으로 나타났다.

학습되지 않았던 Case B-1의 오염분포 상태를 입력하여 오염물질의 유입위치를 판단해본 결과, 출력값이 1.0521 (Output 1), 0.4674 (Output 2), -0.6658 (Output 3)로 출력되어 최종적으로 [1 1 -1]인 Case 1(T ①), 첫 번째 지류에서 오염물질이 유입된 경우)으로 판단하였으며, 정확한 판정 결과를 보였다. Case B-2, Case B-3에서도 각각 오염원의 유입 위치를 잘 찾아낸 것으로 분석되었다.

다중퍼셉트론 모형은 학습회수 50,000회에서 가장 적절한 결과를 보였으나, 학습회수에 따라 불안정한 판단결과를 보이기도 하였다. 각기 다른 학습회수로 학습한 후, 결정된 연결강도에 대해 3가지 경우를 무작위로 10회씩 시행하여 보았으며, 학습회수에 따른 오류 회수를 Table 4에 나타내었다.

연결강도는 -0.5~0.5 사이에서 무작위로 생성하도록 하였으며, 먼저 학습회수를 50회로 고정하고, 10회×3 case를 모두 수행하였다. 완전하게 판별한 회수는 10회중 4회, 판단오류가 1 case 이상 발생한 회수는 6회였으며, 6회중 최대오류가 발생한 경우는 2개의 case를 오판했다. 모든 경우에서 1 case 이상은 정확히 판별하였다.

50회부터 50,000회까지 학습회수가 증가할수록 판단에 오류를 범하는 정도가 점차 감소했으며, 100,000회의 학습회수를 넘기면서 판단 오류가 다소 증가하였다. 학습회수 500회 이후에는 3개의 case 중 2개는 정확히 오염원의 배출구를 탐색하였고, 하나의 case만 판단에 오류를 보였다.

학습회수 50,000회에서는 30가지(10회×3 case)의 경우 중, 단 1 case 만 오판하여 96.7%의 성공률을 보였다. 이후에 학습회수를 늘린 100,000회, 500,000회에서 보다 낮은

**Table 4.** Error number in each epoch

Epoch (number)	Error number among the tests of 10 times	Maximum error case among 3 cases
50	6	2
100	6	2
500	5	1
1,000	4	1
5,000	4	1
10,000	2	1
50,000	1	1
100,000	2	1
500,000	2	1

성공률을 보임으로써 Table 4의 결과에서 보는 바와 같이 학습회수를 증가시키는 것으로만은 모형을 결정하는데 한계가 있었으며, 여러 가지 변수를 동시에 고려해야 할 것으로 판단된다. 이는 초기 연결 강도를 Random으로 생성할 때 주로 나타나며, 일정(유효) 학습회수를 채우면 더 이상의 큰 개선은 없는 것으로 분석된다.

### 4. 결론

2차원 모형을 통해 가상하도를 구성하고, 오염물질이 거동하는 과정을 학습한 다중퍼셉트론 모형이 오염원의 유입 지점을 판별할 수 있는지 평가한 후, 다음과 같은 결론을 얻었다.

- 1) 경사가 다른 가상하도 내에서 동일한 유량이 흐름 경우, 각 지류의 합류 지점에서 다양한 유속 변화가 모의되었다. 오염물질은 흐름 방향에 따라 거동하였으며, 유속이 작은 경우에 유입지점에서 상류로까지 확산되는 양상을 보였다.
- 2) 오염원의 위치를 판별하기 위해서 다중퍼셉트론 모형을 적용한 결과, 2차원 모형을 통해서 모의된 오염물질의 농도 분포상태를 학습하고 인지한 다중퍼셉트론 모형은 학습하지 않은 Case B-1, B-2, B-3의 농도 분포를 대체로 잘 구분하고, 오염원의 유입 지점을 적절히 판단한 것으로 나타났다.
- 3) 적용된 다중퍼셉트론 모형은 50,000회를 학습하였을 경우에 가장 좋은 판단 능력을 보였으며, 오류 발생의 원인은 달라진 검증자료의 유속분포에 의한 것으로 학습에는 하상경사가 없는 Case A가, 검증에는 하상경사가 있는 Case B가 대상이 되었기 때문으로 판단된다. 또한

단순한 구조를 갖는 단층 신경망 모형은 복잡한 2차원 흐름분포를 구분하기 어려웠을 것으로 추정된다. 향후 다양한 경사에 의한 흐름과 기타 알고리즘에 의한 적용이 필요할 것으로 사료된다.

사 사

이 논문은 2006년도 교육인적자원부의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임(KRF-2006-353-D00036).

참고문헌

곽필정, 오창열, 진영훈, 박성천(2006). 웨이블릿 변환과 인공신경망을 이용한 일 TOC 자료의 예측에 관한 연구. *수질보전 한국물환경학회지*, **22**(5), pp. 952-957.

국립환경과학원(2009). 수질자동측정망 수질평가지수 산정방법 연구(II).

문태섭, 최재훈, 김성희, 차재환, 염훈식, 김창원(2008) 인공신경망(ANN)에 의한 하수처리장의 유입 유량 및 유입 성분 농도의 예측. *수질보전 한국물환경학회지*, **24**(1), pp. 91-98.

연인성, 안상진(2005). 유량과 수질을 연계한 실시간 인공지능 정보시스템 개발(II) 정보시스템 구축. *한국수자원학회 논문집*, **38**(7), pp. 575-584.

오창석(2000). *뉴로컴퓨터*, 내하출판사.

우형민, 김정현, 배철호, 이두진(2006). 상수관망시스템의 수리학적 흐름추적 기법의 개발 및 적용. *공동추계 학술발표회 논문집*, 대한상하수도학회·한국물환경학회, pp. p-1178 - p-1182.

이정은, 임미영, 김세윤, 이성희, 이희태, 고광표(2008). 한강 유역의 미생물 오염원 추적을 위한 F-specific Bacteriophage의 분포에 관한 연구. *공동추계 학술발표회 논문집*, 한국물환경학회·대한상하수도학회, pp. 117-118.

정동환, 박규홍(2005). 인공신경망 모형을 이용한 급속혼화 공정에서 적정 응집제 주입농도 결정 및 응집처리후 탁도의 예측. *수질보전 한국물환경학회지*, **21**(1), pp. 21-28.

정영희, 김삼권, 신선경, 이재인, 이원석, 이준배(1997). 유기오염물질 배출원 추적에 관한 연구. *한국수질보전학회지*, **13**(4), pp. 373-383.

조경화, 이명근, 이윤석, 차성민, 기서진, 김준하(2006). 다변량분석을 통한 영산호와 영암호의 용존 중금속 오염원 추적. *공동추계 학술발표회 논문집*, 대한상하수도학회·한국물환경학회, pp. 670-675.

조동진, 연인성, 이재관(2004). 실시간 수질 예측을 위한 신경망 모형의 적용. *수질보전 한국물환경학회지*, **20**(4), pp. 321-326.

최동진, 박희경(2001). 혼합신경망 모델을 이용한 폐수처리공정의 수질인자의 추정. *수질보전 한국물환경학회지*, **17**(1), pp. 87-98.

Almasril, M. N. and Kaluarachchi, J. J. (2005). Modular neural networks to predict the nitrate distribution in ground water using the on-ground nitrogen loading and recharge data. *Environmental Modelling & Software*, **20**, pp. 851-871.

Kovordanyi, R. and Roy, C. (2009). Cyclone track forecasting based on satellite images using artificial neural networks. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **64**, pp. 513-521.

Kwak, I. S., Chon, T. S., Kang, H. M., Chung, N. I., Kim, J. S., Koh, S. C., Lee, S. K., and Kim, Y. S. (2002). Pattern recognition of the movement tracks of medaka (*Oryzias latipes*) in response to sub-lethal treatments of an insecticide by using artificial neural networks. *Environmental Pollution*, **120**, pp. 671-681.

Maier, H. R. and Dandy, G. C. (1996). The use of artificial neural networks for the prediction of waterquality parameters. *Water Resources Research*, **32**(4), pp. 1013-1022.

US Army, Engineer research and development center waterways experiment station coastal and hydraulics laboratory (2001). Users guide to RMA4 WES Version 4.5.