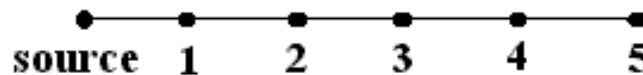


Open-Channel Hydraulics

H.W.#6. Neural Network

May. 16, 2024

1D analysis is planned to investigate the pollutant transport in the aquifer. As in the figure below, the source is located at the left end, and the concentrations are obtained at 5 nodes with the source concentration of 200 mg/l.



Find the diffusion coefficient using the ANN if the concentrations at the nodes are given in the table below.

Node 1	Node 2	Node 3	Node 4	Node 5	Diffusion Coefficient
162.66	127.00	94.94	67.81	46.19	

학습자료

No	concentration (mg/l)					Diffusion Coefficient
	Node 1	Node 2	Node 3	Node 4	Node 5	
1	124.32	63.24	25.81	8.33	2.11	5
2	144.73	95.06	56.21	29.74	14.01	10
3	154.27	111.66	75.49	47.49	27.71	15
4	160.09	122.23	88.75	61.12	39.83	20
5	164.12	129.72	98.53	71.78	50.08	25
6	167.12	135.38	106.12	80.38	58.74	30
7	169.47	139.85	112.23	87.47	66.14	35
8	171.38	143.50	117.27	93.44	72.52	40
9	172.96	146.55	121.54	98.56	78.10	45
10	174.31	149.16	125.20	103.01	83.01	50

○ Use the following parameters:

Momentum constant $\alpha = 0.7$

Learning rate $\eta = 0.95$

Number of hidden layers = 20

기본이론

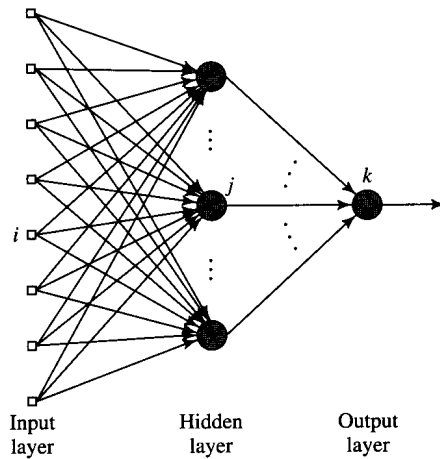
신경망을 이용한 분산지수 추정 절차는 다음과 같다.

1. 다양한 분산지수에 대해 수치모형을 이용하여 일정 시간에서 농도분포를 계산한다
2. 계산된 농도분포를 신경망 학습의 입력치로 사용하고 분산지수를 출력치로 적용한다.
3. 역전파 알고리즘을 이용하여 학습오차가 일정 한도 내에 들어올 때까지 학습시킨다.
4. 학습이 끝나면 농도분포를 이용하여 분산지수를 추정한다.

○ 역전파 알고리즘(back propagation algorithm)

역전파 알고리즘은 순방향과 역방향 처리로 구성되며 순방향 처리에서는 입력값이 입력층을 통하여 출력층으로 전달되는 과정에서 초기 연결 강도에 의해 예측값을 산출하게 된다. 역방향 처리에서는 산출된 예측값과 관측값과의 오차에 근거하여 오차값을 줄이도록 연결강도를 조정하게 된다.

신경망은 입력층(i), 은닉층(j), 출력층(k)으로 구성되며 그 처리 순서는 다음과 같다.



1. 신경망 내의 모든 연결강도(w_{ij} , w_{jk})를 임의의 작은 값으로 지정한다.

2. 신경망의 출력값을 계산한다.

입력층 i에서 은닉층 j로 입력되는 입력정보 H_{ij} 는 다음 식(1)과 같다.

$$H_{ij} = \sum_i w_{ij} a_i \quad (1)$$

여기서, w_{ij} = 입력층 i와 은닉층 j 사이의 연결강도, a_i = i층에서의 activation level(=normalized input)

H_{ij} 는 시그모이드 함수(sigmoid function)와 같은 비선형 전달함수를 통해 은닉층에 전달된다. 시그모이드 함수를 이용한 j 층에서의 activation level a_j 는 다음과 같다.

$$a_j = \frac{1}{1 + \exp(-H_{ij})} \quad (2)$$

마찬가지로 출력층 k 로의 입력정보 H_{jk} 와 k 층에서의 activation level a_k (계산된 분산지수)를 식 (3)과 식 (4)를 이용하여 구한다.

$$H_{jk} = \sum_j w_{jk} a_j \quad (3)$$

$$a_k = \frac{1}{1 + \exp(-H_{jk})} \quad (4)$$

3. 식(5), (6)을 이용하여 패턴 p 에 대해 local gradient δ_k 및 δ_j 를 계산한다.

$$\delta_k = a_k(1 - a_k)(D_k - a_k) \quad (5)$$

여기서, $D_k =$ 출력층 k 에서의 관측값(본 문제에서는 분산지수)이다.

$$\delta_j = a_j(1 - a_j) \sum_k (\delta_k w_{jk}) \quad (6)$$

따라서, 신경망 내의 연결강도는 다음 식 (7), (8)과 같이 조정된다.

$$w_{jk}(n+1) = w_{jk}(n) + \alpha [(w_{jk}(n) - w_{jk}(n-1))] + \eta \delta_k(n) a_j(n) \quad (7)$$

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \alpha [(w_{ij}(n) - w_{ij}(n-1))] + \eta \delta_j(n) a_i(n) \quad (8)$$

오차는 다음과 같이 정한다.

$$E = \frac{1}{2} \sum (D_k - a_k)^2 \quad (9)$$

4. 전체 학습이 원하는 오차범위 내에 들 때까지 반복한다.

5. 학습된 신경망을 이용하여 분산지수를 추정한다.