

신경망을 이용한 도로터널 오염물질 동적 모델

한도영[†], 윤진원^{*}

국민대학교 기계·자동차공학부, ^{*}국민대학교 기계공학과 대학원

Dynamic Model of the Road Tunnel Pollution by Neural Networks

Doyoung Han[†], Jinwon Yoon^{*}

Department of Mechanical Engineering, Kookmin University, Seoul 136-702, Korea

^{*}Graduate School of Mechanical Engineering, Kookmin University, Seoul 136-702, Korea

(Received June 9, 2004; revision received July 21, 2004)

ABSTRACT: In a long road tunnel, a tunnel ventilation system may be used in order to reduce the pollution below the required level. To develop control algorithms for a tunnel ventilation system, a dynamic simulation program may be used to predict the pollution level in a tunnel. Research was carried out to develop better pollution models for a tunnel ventilation control system. A neural network structure was adopted and compared by using actual pollution data. Simulation results showed that the dynamic model developed by a neural network may be effective for the development of tunnel ventilation control algorithms.

Key words: Road tunnel(도로터널), Tunnel ventilation system(터널 환기 시스템), CO pollution(일산화탄소 오염), Dynamic models(동적 모델), Neural networks(신경망)

기 호 설 명

- b : 바이어스
- C_L : 일산화탄소 농도 [ppm]
- t : 시간 [min]
- Tr : 통합차량정보 [car·m/min]
- V_r : 터널내 평균 풍속 [m/s]
- W : 가중치

1. 서 론

차량의 증가에 따른 물류비용 부담을 경감시키

기 위해 기존 도로의 직선화 과정과 함께 많은 터널이 건설되고 있으며 자연 환기력만으로 터널 환기를 할 수 없는 장터널들이 다수 건설중이거나 건설예정에 있다. 장터널에서는 운전자의 안전을 위해 터널 환기 시스템을 설치하여 자동차에서 배출되는 CO, SOx, NOx, 매연 등의 오염물질을 터널 외부로 배출하고 있다. 그러나, 비선형적 특성을 지니고 있는 터널 유동 특성을 고려한 제어 알고리즘이 아닌 단순한 제어 알고리즘만을 터널 환기 시스템에 적용하고 있어 오염물질 증가와 시거리 감소에 의해 운전자의 안전을 위협하고 있으며 에너지가 과소비되고 환기설비의 수명이 단축되어 경제적인 손실을 초래하고 있다.⁽¹⁾ 따라서 개루프 구조의 단순한 제트팬 덧수 제어 알고리즘 대신 터널의 특성을 고려한 최적 제어 알고리즘의 적용이 요구되고 있으며 이를 위해 터널의 동적 성능을 예측할 수 있는 동적 모델 개발의 필요성이 증대되고 있다.

[†] Corresponding author

Tel.: +82-2-910-4675; fax: +82-2-910-4839

E-mail address: dyhan@kookmin.ac.kr

터널 환기 시스템의 설계를 위하여 사용되고 있는 정적 모델⁽²⁾은 제어 알고리즘의 개발에 필요한 터널의 동적 현상을 모사하기에는 적절하지 못하므로 오염물질 확산식을 이용한 미분 방정식이 주로 사용되었다.^(3,4) 확산 이류 방정식에 사용되는 차종별 대당 오염물질 배출량을 추정하기 위하여 ARX 모델을 사용하고, 칼만 필터 등을 사용하여 터널의 구배, 차량의 속도 및 노후화 등의 영향을 보완할 수 있는 모델이 개발되었으나 제어 출력으로 사용되는 터널내 풍속을 적용하기에 적합하지 않아 제어 알고리즘 개발에 사용되기에는 적절하지 않았다.^(5,6)

본 논문에서는 도로터널 실측 데이터를 바탕으로 하여 현재 많이 건설되어 있는 종류식 환기방식을 사용하는 도로터널에 적용될 터널내 오염물질의 동적 모델을 개발한 후 시뮬레이션 결과와 실측 데이터를 비교하여 그 성능을 검증하고 터널 환기제어 알고리즘 개발을 위하여 효과적으로 사용될 수 있음을 확인하는 것을 목적으로 한다.

2. 오염물질 동적 모델

신경망이란 인간의 두뇌의 신경세포의 일부 기능을 모사하여, 주어진 입력이 정해진 조건을 만족시킬 때 주어진 출력을 내도록 구성되어 있다. 신경망은 예제를 통해 학습을 한다. 학습을 통해 신경망 내부의 변수들이 성공적으로 조정되면 모든 입력에 대해 특별한 알고리즘을 개발하거나 프로그램을 개발할 필요 없이 기대되는 결과를 출력하게 된다. 그러나, 신경망을 학습시키는 데 요구되는 시간은 예측하기 힘들며 또한 신경망 학습이 잘 이루어진다는 보장이 없는 것이 단점으로 지적될 수 있다.

이러한 단점에도 불구하고 신경망은 여러 개의

처리장치를 동시에 사용함으로써 정보를 분산 저장할 수 있으므로 신경망의 일부 네트워크가 파손되더라도 작동될 수 있는 결함 허용 시스템(Fault tolerant system)이 되며 역전파 알고리즘(Backpropagation algorithm)에서 알 수 있듯이 네트워크의 내부적인 자기조직화 특성을 가지고 있다.

이러한 특성으로 인해 신경망은 비선형적 특성을 가지고 있는 터널내 오염물질의 동적 모델 개발에 유용하게 사용될 수 있을 것으로 판단된다.

2.1 오염물질 확산식

터널내 풍속은 비교적 저속이므로 터널내 공기는 비압축성 이상기체로서 공기유동을 1차원 유동으로 가정할 수 있으며,⁽²⁾ 터널내 국부적인 속도의 변동, 교통량과 기계 환기력에 의한 종방향 평균 속도변화가 빠르지 않으므로 터널내 공기유동은 준정상상태(Quasi-steady state)로 가정할 수 있다.

터널내 단위 제어체적에 대해 오염물질의 이동 관계는 Fig. 1과 같이 표현될 수 있다. 단위 제어체적내 오염물질은 단면을 통해 유출입되는 오염물질량과 차량에서 발생하는 오염물질량으로부터 계산될 수 있으므로 이를 질량보존법칙에 의해 수식화하면 식(1)과 같으며^(3,6)

$$\frac{\partial x}{\partial t} + V_r \frac{\partial x}{\partial \xi} = D \frac{\partial^2 x}{\partial \xi^2} - \frac{x_e a_{ex} - x_i a_{in}}{A_r} + Q_i(\xi, t) \tag{1}$$

여기서 x 는 제어체적내 오염도, ξ 는 터널 입구부터의 거리, D 는 오염물질 확산계수, q 는 단위길 이당 송배기량, Q_i 는 차량에서 발생하는 오염물

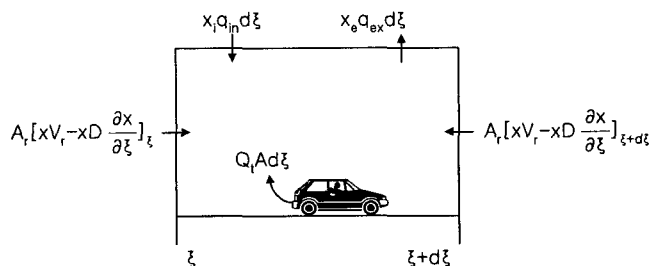


Fig. 1 Control volume in the road tunnel.

질량, V_r 은 터널내 풍속을 나타낸다. 식(1)을 일 반화하기 위하여 터널길이 L_r 에 대해 ξ 와 t 를 $\bar{t} = V_r t / L_r, \bar{\xi} = \xi / L_r$ 로써 무차원화하면 식(2) 와 같이 표현할 수 있으며 터널에서 오염물질 확산계수 D 는 $0.2 \sim 1 \text{ m}^2/\text{s}$ 이며, 터널내 공기속도 V_r 은 $4 \sim 7 \text{ m/s}$ 정도이므로 1 Km 이상의 장터널에 서는 Peclet 수 $\text{Pe}(V_r L_r / D)$ 가 $10^3 \sim 10^4$ 정도가 된다. 그러므로, 식(2)에서 이차 편미분항은 무시 할 수 있으며,

$$\frac{\partial x}{\partial t} + \frac{\partial x}{\partial \bar{\xi}} = \frac{1}{\text{Pe}} \frac{\partial^2 x}{\partial \bar{\xi}^2} - \frac{(x_e q_{ex} - x_i q_{in}) L_r}{V_r A_r} + \frac{L_r Q_i(\bar{\xi}, \bar{t})}{V_r} \quad (2)$$

횡류의 크기 q_{ex} 와 q_{in} 는 제트팬 종류식 환기방식 에서 무시할 수 있으므로 식(2)는 식(3)과 같이 무차원화 이전형태로 정리할 수 있다.

$$\frac{\partial x(\xi, t)}{\partial t} = -V_r \frac{\partial x(\xi, t)}{\partial \xi} + Q_i(\xi, t) \quad (3)$$

x 를 ξ 에 대한 일차 보간함수와 터널 출구에서 의 오염물질 농도 $C(t)$ 의 변수분리 형태로 나타 내면 식(4)와 같으며

$$\begin{aligned} x(\xi, t) &= \Psi(\xi) C(t) \\ &= (\xi / L_r) \{C_L(t) - C_0(t)\} \\ &= (\xi / L_r) C_L(t) \end{aligned} \quad (4)$$

위 식에서 $C_L(t)$ 는 터널 출구에서의 오염도, $C_0(t)$ 는 터널 입구에서의 오염도를 나타내며, 일반적 으로 $C_0(t)$ 의 크기는 무시할 수 있을 정도로 작 다고 가정한다. 식(4)를 식(3)에 대입하고 $\xi = L_r$ 로 놓으면 터널 출구에서의 오염물질 확산식은 식(5)와 같이 정리할 수 있다.

$$\frac{\partial C_L(t)}{\partial t} = -\frac{V_r}{L_r} C_L(t) + Q_i(L_r, t) \quad (5)$$

Q_i 는 식(6)과 같이 표현할 수 있으며

$$Q_i(L_r, t) = \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^m q_{ij}(i) n_{ij}(t-i+1) \cdot V_i(j, t-i+1) \Delta t_i \quad (6)$$

여기서 i 는 현재시간을 기준으로 한 과거의 1분 간격 샘플링시간, $q_{ij}(i)$ 는 j 번째 차종에서 발생되 는 대당 오염물질 발생량계수, $n_{ij}(t)$ 는 j 번째 차 종의 시간 t 에서의 터널내 유입차량 대수, $V_i(j, t)$ 는 j 번째 차종의 시간 t 에서의 차량 평균 속도, Δt_i 는 차량의 터널내 주행시간을 나타낸다.

식(5)에서 CO 농도가 시간에 따라 급격하게 변 하지 않는다고 가정하면 다음과 같이 미분항을 1 차의 유한차분식 형태로 표현할 수 있으며

$$\frac{C_L(t+1) - C_L(t)}{\Delta t} = -\frac{V_r}{L_r} C_L(t) + Q_i(L_r, t) \quad (7)$$

식(7)에 식(6)을 대입하여 정리하면 식(8)과 같다.

$$\frac{C_L(t+1) - C_L(t)}{\Delta t} + \frac{V_r}{L_r} C_L(t) = \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^m q_{ij}(i) n_{ij}(t-i+1) V_i(j, t-i+1) \Delta t_i \quad (8)$$

식(8)의 j 번째 차종에서 발생하는 대당 오염물 질 발생량계수 $q_{ij}(i)$ 를 추정하기 위하여 $l=2$ 로 가정하였다. 식(8)에 1999년 8월 23일부터 9월 7 일까지의 봉평 터널 현장의 실측 데이터를 대입 한 후 최소자승법을 적용하면 Table 1과 같은 값 들을 얻을 수 있으며, 차종 j 에서 1은 소형, 2는 중소형, 3은 중형, 4는 대형, 5는 초대형 차종을 의미한다.⁽⁷⁻⁹⁾

Table 1에서 알 수 있듯이 현재 유입된 차량의 영향이 바로 전 시간에 유입된 차량의 영향보다 터널내 오염물질에 미치는 영향이 크고, 차종별

Table 1 Pollution rate per car $q_{ij}(i)$ (ppm/car·m·min)

$i \backslash j$	1	2	3	4	5
1	0.0514	0.0870	0.0757	0.2945	0.3394
2	0.0218	0.0526	0.0567	0.0961	0.0799

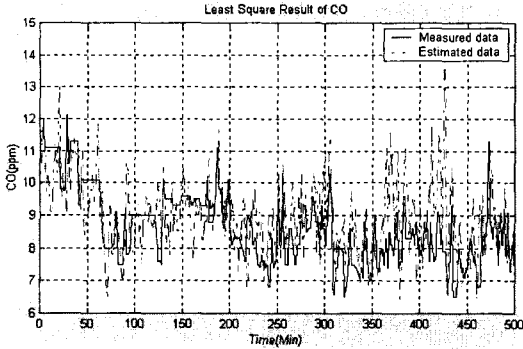


Fig. 2 Simulation results using the diffusion equation.

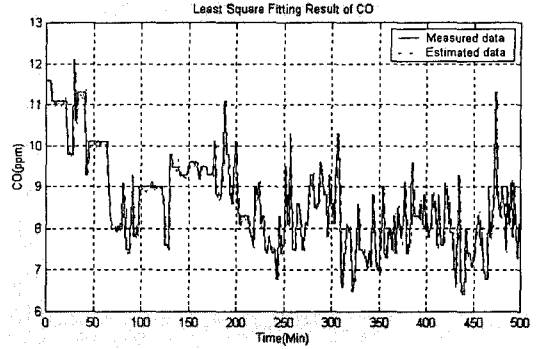


Fig. 3 Results using finite difference equation.

로 분석해 보면 대형 차종에 속하는 4, 5번째 차종의 영향이 다른 차종에 비해 영향이 크다는 것을 확인할 수 있었다.

Fig.2에서 Table 1의 결과를 식(8)에 대입하여 추정된 일산화탄소 농도를 점선으로 나타내었고 실측 데이터의 일산화탄소 농도는 실선으로 나타내었다. 식(8)의 오염물질 확산식을 이용한 동적 모델은 제어를 위한 풍속을 고려할 수 있다는 점에서 장점이 있으나, Fig.2에서와 같이 전체적인 데이터의 경향성은 유지하지만 평균오차 1.17 ppm으로서 오차가 비교적 컸다. 평균오차를 줄이기 위해 외란으로 사용되는 차량 데이터의 정확성을 향상시키도록 추정에 사용되는 터널 오염물질 유입의 주원인인 차량정보의 개수 l 을 증가시켰으나 $q_{ij}(3)$ 이후의 값이 상대적으로 매우 작기 때문에 동적 모델의 정확도는 개선되지 않았다.

2.2 칼만 필터

시스템의 입력과 출력을 $C_L(t)$ 와 $Q(t)$ 로 설정하였을 때 입력과 출력의 관계는 샘플링에 의해 자료로 수집되므로 식(9), (10)과 같이 유한차분 방정식으로 나타낼 수 있다. $l=2$ 이상에서도 모델 성능이 개선되지 않았던 오염물질 확산식의 결과를 바탕으로 정의된 유한차분 방정식의 지수 $n=2, m=2$ 로 가정하여 최소자승법을 적용하여 계수 벡터 θ 를 계산하였다.⁽⁵⁾

Fig.3에서 계수 벡터 θ 와 식(9)로서 계산된 일산화탄소 농도를 점선으로 나타내었고 실측 데이터의 일산화탄소 농도는 실선으로 나타내었다.

$$\begin{aligned}
 C_L(t) &= \sum_{i=1}^n a_i C_L(t-i) + \sum_{j=1}^m Q_i(L, t-j) \\
 &= \sum_{i=1}^n a_i C_L(t-i) \\
 &\quad + \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^5 b_k(t-j) n_{jk}(t-j) \cdot V_{ik}(t-j) \Delta t_i \\
 &= \Phi(t)^T \theta
 \end{aligned} \tag{9}$$

$$\Phi(t) = \begin{bmatrix} C_L(t-1) \\ \vdots \\ C_L(t-n) \\ n_{11}(t-1) V_{11}(t-1) \Delta t_i \\ \vdots \\ n_{15}(t-m) V_{15}(t-m) \Delta t_i \end{bmatrix} \tag{10}$$

$$\theta = \begin{bmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_n \\ b_1(t-1) \\ \vdots \\ b_1(t-m) \\ \vdots \\ b_5(t-1) \\ \vdots \\ b_5(t-m) \end{bmatrix}$$

식(9)의 유한차분 방정식을 사용한 일산화탄소 동적 모델의 경우 평균오차 0.1 ppm로서 오염물질 확산식을 사용한 동적 모델에 비해 우수한 결과를 나타내고 있으나, 터널내 풍속 제어에 의해 오염물질 농도 제어를 수행하는 알고리즘 개발에 적합하지 않다.

칼만 필터는 불규칙한 외란을 포함한 동적 시

시스템의 상태 추정 알고리즘으로서 시스템의 동특성과 공정 및 측정 잡음을 고려하기 위하여 시간갱신(Time update)과 측정갱신(Measurement update)에 의해 시스템의 최적상태를 추정하게 된다.

이산 칼만 필터 적용을 위해 식(9)를 동적 시스템 방정식으로 정리할 수 있으며

$$\begin{aligned} C_L(t+1) &= \Phi(t)C_L(t) + \Gamma(t)u(t) \\ &\quad + w(t) \\ z(t) &= H(t)C_L(t) + v(t) \end{aligned} \quad (11)$$

여기서 $u(t)$ 는 차종별 차량 대수와 차종별 차량 속도를 곱해 정리한 입력항, $z(t)$ 는 센서 출력, $w(t)$ 는 공정 잡음이고, $v(t)$ 는 센서 잡음이다.⁽⁵⁾ 칼만 필터를 사용함으로써 터널의 구배, 노후화 및 차량속도 등을 고려할 수 있으나, 터널내 풍속을 고려하고 있지 않은 식(9)를 바탕으로 한 식(11)에서 제어변수인 터널내 풍속을 공정 잡음으로 가정하고 있으므로 제트팬에 의한 터널내 풍속변화에 의해 오염물질 농도 제어를 수행하는 알고리즘 개발에 적합하지 않다.⁽⁵⁾

2.3 신경망을 이용한 동적 모델

신경망 입력항을 선정하기 위하여 현재의 터널내 일산화탄소 농도에 가장 큰 영향을 미치는 요소들을 터널의 실측 데이터를 통해 분석하면, 일산화탄소는 터널내 기류 흐름에 의해 서서히 배출되므로 과거의 일산화탄소 농도가 현재의 일산화탄소 농도에 영향을 미치고 터널내 풍속에 의해 농도의 저감 정도가 변함을 확인할 수 있었다. 또한 식(6)과 Table 1로부터 차량에서 배출되는 오염물질량 Q_i 는 차량 대수와 속도에 비례하고 유입된 차량 대수와 속도에 의한 영향은 시간이 지남에 따라 저감됨을 확인할 수 있었다. 이러한 분석 결과를 바탕으로 현재 시간 t 에서의 일산화탄소 농도 $C_L(t)$ 을 출력하기 위한 신경망 입력항으로서 과거의 일산화탄소 농도와 비압축성 유동 가정에 의해 현재의 터널내 풍속과 소형, 중소형, 중형, 대형, 초대형으로 구분된 5개 차종의 차종별 속도와 차종별 차량 대수의 곱으로 정리된 과거 차량정보로 선정하였다.

5개의 차종으로 구분되어 있는 차량정보를 그

대로 신경망의 입력으로 활용할 경우 입력층과 첫번째 은닉층 사이의 연결선이 복잡해지고 많은 가중치를 계산해야 하기 때문에 학습시간이 매우 길어져 수렴속도가 저하되므로, 되도록 신경망 입력항을 축소시키는 것이 바람직하다. 차량정보는 차종별 대수와 평균 속도를 곱한 값을 이용하기 때문에 만약 각 차종별 오염물질 발생량 비를 나타내는 계수를 계산해 낼 수 있다면 5개인 차종별 차량정보를 1개의 차량정보로 환산해 입력으로 활용할 수 있게 된다.

Table 1과 같은 차종별 대당 오염물질 발생량 계수는 통합 차량정보 계산에 유용한 정보를 제공하고 있다. Table 1의 소형차 대당 오염물질 발생량계수값 0.0514를 1.0로 가정한 후 다른 차종의 오염물질 발생량 비를 비교해 보면 한국도로공사 환기시설 설계기준에서 차종별 오염물질 기준배출량의 소형차 대비 각 차종별 일산화탄소 발생량 비와 비슷한 값을 나타내고 있다. 터널의 구배 등의 특성을 고려해 볼 때 이러한 값은 타당한 값으로 사료된다. 이러한 비례 특성을 바탕으로 5개인 차종별 차량정보를 하나의 차량정보로 통합할 수 있으며 신경망 입력항의 개수를 축소시킬 수 있고 가중치의 개수 또한 줄어들게 되므로 효율적인 신경망을 구성할 수 있게 된다. 따라서, Table 1의 차종별 오염물질 발생량계수를 적용하게 되면 식(12)와 같이 5개의 차종별 차량정보를 통합 차량정보로 표현할 수 있으며

$$\begin{aligned} Tr(t) &= 0.0514n_{t1}(t)V_{t1}(t) \\ &\quad + 0.0870n_{t2}(t)V_{t2}(t) \\ &\quad + 0.0757n_{t3}(t)V_{t3}(t) \\ &\quad + 0.2945n_{t4}(t)V_{t4}(t) \\ &\quad + 0.3394n_{t5}(t)V_{t5}(t) \end{aligned} \quad (12)$$

여기서 $Tr(t)$ 은 통합 차량정보, $n_{ti}(t)$, $V_{ti}(t)$ ($i=1\sim 5$)는 각각 소형, 중소형, 중형, 대형, 초대형 차종의 대수와 평균 속도를 나타낸다.

Fig. 3으로부터 2개의 과거 일산화탄소 농도와 2세트의 과거 차량정보만으로도 효과적으로 현재의 일산화탄소 농도 $C_L(t)$ 를 계산할 수 있음을 확인할 수 있었다. 좀더 나은 성능을 위해 데이터의 개수를 증가시켜 현재의 일산화탄소 농도 $C_L(t)$ 을 계산하기 위한 신경망 입력항으로서 과

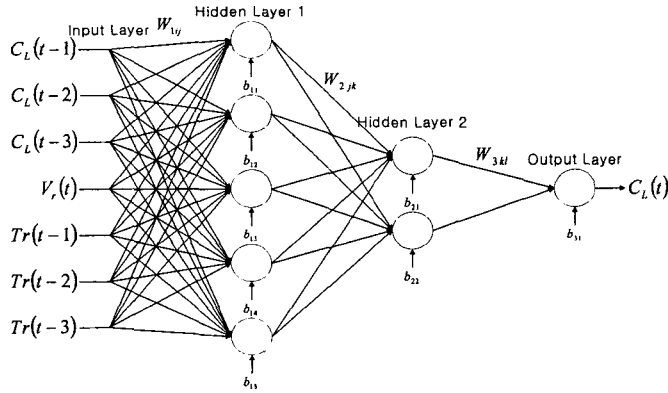


Fig. 4 Neural network using unified traffic data.

거 3개의 일산화탄소 농도 $C_L(t-1)$, $C_L(t-2)$, $C_L(t-3)$, 현재 터널내 풍속 $V_r(t)$ 과 식(12)를 사용한 과거 3개의 통합 차량정보 $Tr(t-1)$, $Tr(t-2)$, $Tr(t-3)$ 등 총 7개를 선정하였다.

Fig. 4에서와 같이 신경망의 구조는 은닉층의 개수가 2개 이상에서는 큰 성능개선 효과가 없음을 고려하여 입력층, 출력층과 2개의 은닉층으로 구성하였다.^(10,11) 신경망에 사용되는 뉴런의 개수 선정방법으로 여러 가지 방법이 제안되고 있으나 본 연구에서는 적절한 뉴런 개수를 선정하기 위하여 기하학적 피라미드 방법을 사용하였다.^(12,13) 은닉층의 뉴런 개수는 입력층의 뉴런 개수를 m 이라 하고 출력층의 뉴런 개수를 n 이라 할 때 \sqrt{mn} 으로 초기에 설정하여 학습을 수행한 후 학습 결과에 따라 은닉층의 뉴런 개수를 반복적으로 가감하여 Fig. 4와 같이 첫번째 은닉층의 뉴런 개수는 5개, 두번째 은닉층의 뉴런 개수는 2개로 선정하였다. 첫번째 은닉층의 전달함수는 Tangent-sigmoid 함수, 두번째 은닉층의 전달함수는 Log-sigmoid 함수, 출력층의 전달함수는 Pure-linear 함수를 사용하였고 학습방법으로는 역전파 알고리즘으로서 Newton 방법과 최급강하법이 조합된 Levenberg-Marquardt 방법을 적용하였다.

3. 동적 시뮬레이션 결과

신경망을 사용하여 터널내 일산화탄소 농도를 계산하기 위해 1999년 8월 23일부터 9월 7일까지의 봉평 터널 현장의 실측 데이터를 신경망의 학습 데이터로서 사용하여 Fig. 3과 같은 통합 차량

정보를 이용한 신경망의 시뮬레이션을 수행하였다. 학습을 통해 계산된 가중치, 바이어스와 과거의 일산화탄소 농도, 현재의 풍속, 과거의 통합 차량정보를 입력으로 하여 식(13)으로부터 현재의 일산화탄소 농도 $C_L(t)$ 을 계산하였으며 여기에서 p_i 는 입력 데이터, i_m, j_m, k_m 은 입력항수, 첫번째 은닉층의 뉴런수, 두번째 은닉층의 뉴런수, $f_1(), f_2(), f_3()$ 은 첫번째 은닉층, 두번째 은닉층, 출력층의 전달함수를 나타낸다.

$$C_L(t) = f_3 \left[\sum_{k=1}^k W_{3kl} \cdot f_2 \left\{ \sum_{j=1}^j W_{2jk} \cdot f_1 \left(\sum_{i=1}^i W_{1ij} \cdot p_i + b_{1j} \right) + b_{2k} \right\} + b_{3l} \right] \quad (13)$$

Fig. 5에서 신경망을 통해 추정된 일산화탄소 농도를 점선으로 나타내었고 실측 데이터의 일산화탄소 농도는 실선으로 나타내었다. 그림에서 보듯이 추정 데이터는 실측 데이터를 잘 추적하

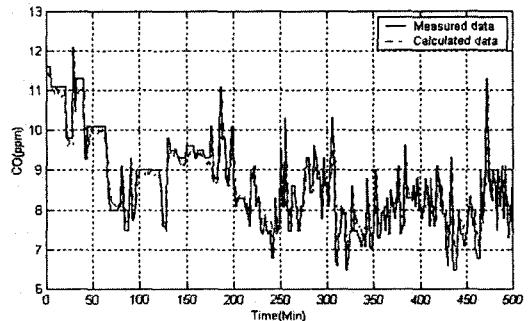


Fig. 5 Simulation results using neural network.

여 평균오차가 0.20 ppm으로서 Fig. 3의 유한차분 방정식을 사용한 결과보다 약간 오차가 높지만, 터널내 풍속을 직접적으로 고려할 수 있는 신경망 모델을 구성하였다. 따라서, 신경망을 이용한 터널내 오염물질의 동적 모델이 제어 알고리즘의 개발 및 그 타당성 검증에 유용하게 이용될 수 있다고 사료된다.⁽¹⁴⁾

4. 결 론

터널 환기 제어 알고리즘 설계를 위하여 터널내 오염물질의 동적 모델을 사용할 경우 효율적인 작업을 수행할 수 있다. 본 논문에서는 비선형 특성이 있는 터널내 오염물질의 동적 현상을 모델링하기 위하여 신경망을 구성한 후 실제 터널에서 실측된 데이터를 사용하여 신경망을 학습시키고 학습된 결과를 이용한 터널내 오염물질의 동적 모델을 개발하였다.

신경망의 입력은 오염물질 확산식을 사용하여 추정된 후 실측 데이터를 토대로 선정하였다. 차종별 차량정보를 직접적으로 신경망의 입력으로 활용하기에는 개수가 많아 적합하지 않기 때문에 오염물질 확산식으로부터 구해진 차종별 오염물질 발생량 비를 적용하여 5종으로 구분되어 있는 차량정보를 하나의 통합 차량정보로 구성한 후 이를 오염물질의 동적 모델 개발을 위한 신경망에 적용한 결과 좀더 간단한 구조의 신경망을 구성할 수 있었으며 평균오차가 0.20 ppm으로서 센서의 오차 범위 내의 정확도를 나타냄으로써 통합 차량정보를 이용한 경우 기존의 동적 모델에 비해 제어 알고리즘 개발을 위한 터널내 오염물질의 동적 모델로서 유용하게 사용될 수 있음을 확인하였다.

이와 같은 결과로부터 비선형적 특성을 지닌 터널내 오염물질의 동적 현상을 모델링함에 있어 신경망을 이용한 동적 모델이 유용하게 사용될 수 있음을 확인하였고, 이를 통해 터널 환기 제어 알고리즘 개발의 효율성을 증대시킬 수 있을 것으로 사료된다.

참고문헌

- Han, D., 2001, Technical Analysis of Facilities in Tunnel, SAREK, pp. 5-24.
- Bumchang Engineering, 2000, Technology of Tunnel Ventilation, pp. 35-90.
- Yoo, J. O., Nam, C. H. and Shin, H. J., 2000, The study of jet fan control logic for longitudinal ventilation, Korean Journal of Air-Conditioning and Refrigeration Engineering, Vol. 12, No. 6, pp. 764-770.
- Park, K. R., Oh, M. D. and Lee, J. H., 2001, Simulation and analysis of local ventilation characteristic of road tunnel with ventilation system, Korean Journal of Air-Conditioning and Refrigeration Engineering, Vol. 13, No. 5.
- Kim, W. D., Hong, D. H., Kim, T. H. and Lee, T. W., 2000, A pollution level estimation algorithm for tunnel ventilation control, Proceedings of the SAREK, pp. 1392-1396.
- Kim, T. H., Hwang, I. J., Kim, J. Y., Hong, D. H. and Chung, J. S., 2002, Control of longitudinal ventilation facilities for design and operation, Proceedings of the SAREK, pp. 1468-1473.
- Han, D. and Yoon, J., 2002, Modeling of pollution in vehicle tunnel for ventilation control, Proceedings of the SAREK, pp. 700-705.
- Han, D. and Yoon, J., 2003, Development of Dynamic Models of Road Tunnel Pollution by Neural Networks, KICT, pp. 45-48
- Han, D. and Yoon, J., 2001, Development of Real-Time Automatic Ventilation System for Nonlinear Road Tunnel, MOCIE.
- Cybenko, G., 1988, Continuous valued neural networks with two hidden layers are sufficient, Technical Report, Department of Computer Science, Tufts University, Medford, MA.
- Hertz, J., Krogh, A. and Palmer, R. G., 1991, Introduction to the Theory of Neural Computation, Addison Wesley, pp. 142-144
- Haykin, S., 1999, Neural Networks, Prentice Hall, pp. 156-247.
- Timothy, M., 1993, Practical Neural Network Recipes in C++, Academic Press, Inc., pp. 176-180.
- Han, D. and Yoon, J., 2003, Development of Real-Time Automatic Ventilation System for Nonlinear Road Tunnel, MOCIE.