

김광진·선우영

건국대학교 환경공학과

1. 서론

휘발성유기화합물질(VOC)과 질소산화물(NOx)의 광화학반응에 의해 생성되는 오존은 주로 온도와 일사량이 강한 여름철 늦은 오후에 고농도를 나타내며, 인체 및 동식물에 대한 피해를 유발할 수 있다. 또한 오존은 짧은 시간에 고농도를 나타내는 경향을 보이므로, 인체에 대한 오존의 피해를 최소화하기 위해서는 오존이 생성되기 수 시간 전에 오존농도를 예측하여 필요한 조치를 취하여야 한다. 이러한 필요성에 의해 수도권지역에서는 1998년부터 오존예보제를 수행하고 있으며, 여러 연구자들에 의해 오존농도를 예측하려는 연구가 진행되고 있다. 그러나 현재 사용 중이거나 기존의 연구에서 오존농도를 예측하기 위해 주로 사용되는 통계모델은 극값을 제대로 예측하지 못하는 경향이 있으며, 특히 인체 피해와 관련이 있는 고농도 오존을 과소예측하는 한계점을 가지고 있다. 또한 전구물질의 배출량 및 종관기상인자의 미고려가 기존의 통계모델 또는 신경망모델이 고농도의 오존을 과소예측하는 원인으로 지적된바 있다(Kandasamy, 1998).

본 연구에서는 오존과 같이 극값이 존재하는 경우 및 비선형적인 관계를 잘 예측하는 신경망(Yi et al., 1996)을 이용하여 전구물질의 배출량을 고려한 오존농도 예측 모델을 개발하고자 한다.

2. 연구방법

2.1 신경망모델

최근 다양한 분야에서 이용되고 있는 신경망모델은 인간 두뇌와 같이 생각하고 판단하며, 인식할 수 있는 능력을 구현하기 위해 컴퓨터를 이용하여 뇌의 정보처리 메카니즘을 수학적으로 실현시킨 것이다.(조용범) 신경망모델은 다양하게 구분될 수 있으며, 본 연구에서는 백프로퍼게이션(BackPropagation Algorithm, BPA) 알고리즘을 사용하였다. BPA는 수렴에 종종 실패하고 지역 최소값(local minimum)에 봉착하는 등 몇가지 단점을 가지고 있지만, 비선형적인 예측에 적합한 알고리즘이다(김대수, 1992). BPA는 입력층(input layer) 1개, 은닉층(hidden layer) 1개 이상 및 출력층(output layer) 1개로 구성되며, 본 연구에서는 1개의 은닉층을 사용하였다(그림 1). 입력층에 입력된 학습 패턴 $x_i(i=1, \dots, x)$ 은 입력층에서 은닉층으로의 연결강도 $v_{ij}(i=1, \dots, x, j=1, \dots, z)$ 와 곱해지고, 기준신호와 기준신호 연결강도 $v_{0j}(j=1, \dots, z)$ 의 곱한값을 더한 후 은닉층의 입력값이 된다(식 1).

$$\text{net}_j = \sum_{i=1}^x v_{ij}x_i + v_{0j} \quad (1)$$

식(1)에 의해 계산된 net_j 는 전이함수(transfer function)를 거쳐 은닉층의 출력값을 구하게 되며, 전이함수에는 sigmoid 함수, hyperbolic tangent 함수 등이 있으며, 본 연구에서는 광범위하게 사용되는 시그모이드 함수(Yi et al., 1996)를 사용하였다(식2).

$$O_j = f(\text{net}_j) = \frac{1}{1 + \exp(-\sigma \cdot \text{net}_j)} \quad (2)$$

은닉층의 출력값은 위와 동일한 과정을 거쳐 출력층의 출력값(O_k)이 된다.

이후 은닉층과 출력층의 연결강도는 출력값과 목표값(target value)의 오차를 최소화하는 방향으로 재조정되며, 이 과정에서 학습률(learning rate)과 모멘텀상수(momentum)가 중요한 영향을 미친다.

2.2 대상지역 및 기간

본 연구에서는 수도권지역에서 서울, 수원, 인천 기상청과 인접해있고 결측률이 비교적 적은 성수동, 권선동 및 부평동을 대상지역으로 선정하였으며, 1994년부터 1996년(5월부터 10월, 강수량 1mm이상 재

외) 자료를 이용하여 신경망모델을 교육시킨 후 1997년의 오존농도를 예측하였다.

입력변수는 오존예보에 활용될 수 있도록 하기위해 당일의 기상자료와 배출량자료 및 전일의 17시 오존농도 및 온도자료를 이용하였다(표 1). 배출량은 17시에 해당 측정소를 통과하는 공기덩어리가 2시간 및 4시간전에 위치하는 해당격자의 일배출량이다.

Table 1. Input variables.

- ozone concentration at 17LST
- previous day's ozone concentration at 17LST
- previous day's maximum 1 hour temperature
- previous day's daytime temperature range
- maximum 1 hour temperature
- daytime temperature range
- daytime average temperature
- daytime average relative humidity
- daytime average solar radiation
- daytime average total cloud cover
- daytime average u-component
- daytime average v-component
- anthropogenic VOC emission
- biogenic VOC emission
* daytime : 9 ~ 18LST

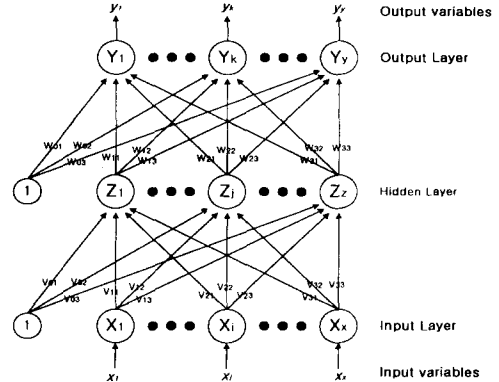
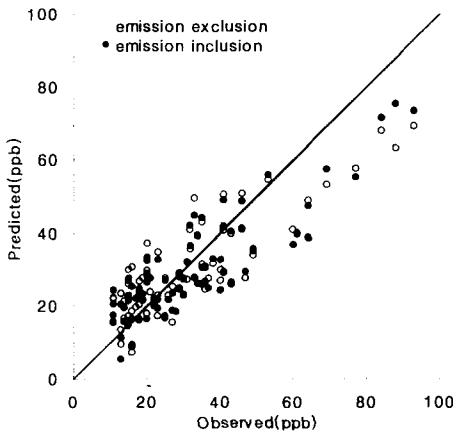


Fig. 1. Neural network.

3. 결과 및 고찰

본 연구에서는 BPA를 이용하여 개발된 신경망모델을 이용하여 성수동(서울), 권선동(수원), 부평동(인천)의 1997년 5월~10월 오존농도(17LST)를 예측하였다. 신경망모델을 이용하여 예측한 17시 오존농도와 측정 오존농도는 그림 2와 같다. 배출량을 포함한 경우와 포함하지 않은 경우에 대해 신경망모델이 17시 오존농도를 비교적 잘 예측하는 것으로 나타났으며, 권선동을 제외하고는 배출량을 포함할 경우 상관계수가 약간 더 높게 나타났다. 또한 부평동의 경우 80ppb 이상의 고농도 오존을 과소예측하는 경향을 보였지만 배출량을 포함할 경우 과소예측하는 경향이 약간 감소하였다.



Site name	correlation coefficient(r)	
	emission inclusion	emission exclusion
Sungsoo	0.66	0.62
Kwonson	0.69	0.71
Boopyoung	0.87	0.84

Fig. 2. Scatter plot and correlation coefficient of predicted and observed ozone concentration in Boopyoung.

참고 문헌

- 김대수(1992), 신경망 이론과 응용(I), 아이테크정보
 조용범, 강의록, 건국대학교
 Kandasamy, N.(1998), Ozone Forecasting Using Statistical and Neural Network Models for the Near Non-Attainment Areas of Texas, Ph.D Dissertation, Texas A&M University-Kingsville.
 Yi, J., Prybutok, V.R.(1996), A Neural Network Model Forecasting for Prediction of Daily Maximum Ozone Concentration in an Industrialized Urban Area, Environmental Pollution, 92, 349-357.