

CA3) 뉴로-퍼지기법에 의한 오존 농도예측 Neuro-Fuzzy Approach for Prediction of Ozone Concentration

김성신 · 김재용 · 이종범¹ · 김민영²

부산대학교 전기공학과, ¹강원대학교 환경학과, ²서울시 보건환경연구원

1. 서론

산업의 발전과 기상 변화에 따른 대기중의 오존 농도 메커니즘은 질소산화물 및 탄화 수소류 등의 오염 물질로 인한 광화학적인 작용과 일사량, 풍속, 기온 등의 기상학적인 변수들의 상호작용으로 생성되어 최근 국내외를 막론하고 하계 중 6월부터 8월 사이에 집중적인 고농도 현상을 보이는 것에 관심을 가지고 있다.

오존은 강력한 산화력으로 인해 적당량의 경우 인간에게 이로우나 기준농도 이상의 경우에는 인체의 건강이나 농작물의 수확 및 생태계에 피해를 주고 있다. 우리나라에서는 산업화의 영향으로 각종 오염 물질의 배출이 증가함에 따라 지표오존의 고농도현상의 발생이 해마다 빈번해지고 있으며, 이런 고농도 발생으로 인한 오존의 피해를 줄이기 위해 대기오염 예보제 실시 및 정확한 고농도 오존예측에 관한 연구가 진행되고 있다.

기존의 고농도 오존예측을 위한 방법으로 통계적 방법에 의한 선형 회귀 모델[15] 그리고 다변량 통계분석[13]에 의한 방법과 신경회로망을 이용한 예측모델[12]에 의한 연구가 이루어져 왔으나, 기상학적인 변수와 오존 오염물질간의 강한 비선형성과 대류권내에서의 오존생성에 관한 매우 복잡한 반응기의 동작으로 인하여 고농도 오존 예측에 있어서는 정확한 모형화에 많은 문제들을 가지고 있으며, 대부분의 예측 결과가 실제 오존농도보다 좋은 성능을 보이지 못하고 있다.

따라서, 본 논문에서는 퍼지 클러스터링 방법[2]과 동적 다항식 신경회로망 (Dynamic Polynomial Neural Network, DPNN) 구조를 이용하여 의사결정 구조에 의한 오존 농도 예측 시뮬레이션을 하였다.

2. 연구방법

2.1 퍼지 클러스터링과 동적 다항식 신경망

대기오염물질의 시간에 따른 변화량 예측은 관측된 변수들과 그 변수들로 구성된 예보시스템 모델의 정확성에 의하여 결정된다. 예측모델의 구성을 위하여 물리화학적인 현상의 수학적 표현을 이용할 수 있으나 대기의 현상은 매우 복잡한 동적인 시스템이므로 본 연구에서는 대기현상과 오염물질에 대한 축적된 데이터로부터 의사결정 시스템 구조를 가진 동적인 다항식 신경회로망을 이용하여 모델을 구성하여 성능을 향상시키고자 한다.

일반적으로 데이터내부에 존재하는 고유의 특징을 알기 위한 방법으로 Bezdek[2]의 FCM(Fuzzy C-Means)을 많이 사용하고 있다. 본 논문에서도 오존 데이터에 속해 있는 특징을 파악하기 위해서 FCM(Fuzzy C-Means)을 이용하여 클러스터링을 하였다. 또한, 다량의 관측자료와 변수들로부터 시스템의 모델을 구성하기 위해 GMDH(Group Method of Data Handling)[1][3][7]를 이용한 다항식 신경회로망을 사용한다. 다항식 신경회로망은 비선형적이고 복잡한 동적인 시스템의 모델링과 예측 및 지능제어에 응용되어지고 있다. 다항식 신경회로망의 또 다른 특징으로서 자기 조직화하는 능력을 들 수 있는데, 다항식 신경회로망은 GMDH방법을 사용하여 입력 자료를 분산에 따라 학습 데이터와 테스트 데이터로 나누어서 시스템을 모델링한다.

2.2 시뮬레이션

일반적으로 오존의 농도예측을 위해 사용되는 대기오염자료로서는 오존, 일산화탄소, 이산화질소, 아황산가스, 부유먼지등이 사용되며, 기상자료로서 풍속, 풍향, 기온, 일사량, 강수량, 습도 및 운량등이 사용된다. 이러한 자료 중에서 100ppb이상의 고농도 오존에서의 강수량은 대부분 0mm이기 때문에 고농도

오존예측에 거의 영향을 미치지 못하며, 또한 풍향과 운량은 수치화의 어려움, 그리고 아황산가스와 부유먼지는 대기오염규제로 인해 그 배출량이 줄어들고 있기 때문에 입력자료에서 삭제하였다. 따라서 학습될 변수로 오존, 일산화탄소, 이산화질소, 기온, 일사량, 습도, 풍속, 일간 최고 오존, 일간 최고 온도를 사용하였다.

본 논문에서는 하루 중 14~16시경에 최고농도를 관측되는 오존 농도를 예측하는 것을 목표로 하였으며, 오염자료중 이산화질소, 오존, 일산화탄소는 오전의 자료와 일간 최고 오존농도, 일간 최고온도를 사용하고 나머지 자료는 오존 농도 예측 시간대의 자료를 사용하였다. 특히, 서울지역 중 하계에 고농도 오존이 자주 발생하는 지역인 쌍문동 8시간 전을 예측(기준시간: 1997.8월~9월. 14시 예측)하기 위해서 기본 학습자료를 다음과 같이 1996.5월~9월. 1997.5월~7월 사용하였고, 결측 데이터는 보간 하여 사용하였다.

의사결정을 가진 모델을 만들기 위하여 기본 학습자료를 퍼지 클러스터링에 의해 고농도, 저농도 모델로 구성하였다. 각 모델에 대한 입력변수들에 대하여 평균과 편차를 구한 후 소속함수를 구하고 다음으로 각 입력 소속함수에 따른 상대적인 거리를 이용하여 우리가 원하는 소속함수를 찾는다.

예측자료는 전처리기를 통한 후 DPNN(Dynamic Polynomial Neural Network)의 고농도, 저농도모델에 의해서 예측이 수행되어지고 다음으로 후처리기에 의해 두 모델에서 나온 결과를 퍼지 클러스터링에서 구한 소속함수를 이용하여 최종결과를 출력한다.

3. 결과 및 고찰

본 논문에서 고농도 오존예측을 위해 의사 결정구조를 가진 동적 다항식 신경회로망(Dynamic Polynomial Neural Network)을 이용한 모델링 결과가 다음과 같다. 본 시뮬레이션에서 예측시 영향을 미치는 입력변수를 자동적으로 선택가능하며, 또한 전체적인 결과가 고농도에 있어서도 성능이 우수함을 알 수가 있다.

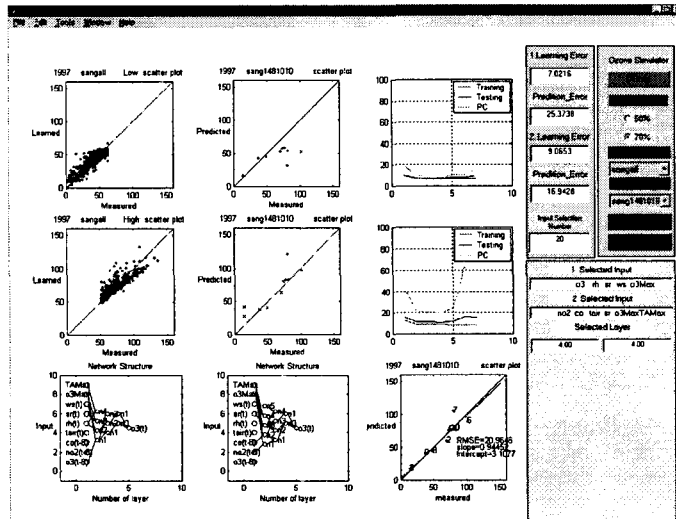


Fig. 151. Result from decision support system

오존 농도 예측에 있어서 우수한 예측을 위해서는 모델의 구조를 고정시키는 것보다는 매일의 새로운 자료를 모델의 새로운 입력변수로 사용하여 예측모델의 구조를 조정해 나가는 것이 더 우수한 예측 결과를 낼 것으로 본다. 퍼지 클러스터링에서의 클러스터의 개수 선택에 의한 고농도모델의 선정이 중요할 것으로 생각된다. 또한, 앞으로 두 가지 이상의 복합적인 모델을 통한 예측과 입력선택 기준의 다양화, 그리고 모델구조의 최적화를 행한다면 우수한 예측결과가 나올 것으로 본다.

참 고 문 헌

- [1] A. G. Ivahnenko. "Polynomial theory of complex system," *IEEE trans. Syst. Man and Cybern*, vol. SMC-12, pp. 364-378, 1971.
- [2] James C. Bezdek, *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*, Plenum, 1981.
- [3] Duc Trung Pham and Liu Xing, *Neural Networks for Identification, Prediction and control*, Springer-Verlag Inc., 1995.
- [4] S. Chen and S.A. Bilings, "Neural networks for nonlinear dynamic system modeling and identification," in *Advances intelligent Control(C.J.Jarris, ed.)*, ch. 4, Taylor and Francis, 1994.
- [5] K. S. Narendra and K. Parthasarathy, "Identification and control of dynamical systems using neural network," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 1, no. 1, pp. 4-27, 1991.
- [6] G. E. P. Box and G. M. Jenkins, *Time Series Analysis, Forecasting and Control*, San Francisco, Holden Day, 1976.
- [7] A. G. Ivakhnenko, "The Group Method of Data Handling in Prediction Problem," *Soviet Automatic Control*, vol. 9, no. 6, pp. 21-30, 1976.
- [8] J. Connors, D. Martin, and L. Atlas, "Recurrent neural networks and robust time series prediction," *IEEE Trans. Neural Network*, vol. 5, pp. 240-254, Mar. 1994.
- [9] J. S, R. Jang, C. T. Sun, and E. Mizutani, *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*, Prentice-Hall Inc., 1997.
- [10] S. Farlow, ed., *Self Organizing Method in Modeling: GMDH-Type Algorithms*, Marcel Deckker, Inc., New York, 1984.
- [11] 허정숙, 김동술, "군집분석을 이용한 고농도 오존생성의 사례 연구," *한국 대기보전학회 춘계학술대회 요지집*, vol. G-1, pp. 127-130, 1998.
- [12] 김용국, 이종범. "하계의 일 최고 오존농도 예측을 위한 신경망 모델의 개발," *한국 대기보전학회지*, vol. 10, no. 4, pp. 224-232, 1994.
- [13] 김영성. "1991~1993년 사이 우리 나라 오존 농도 변화," *한국 대기보전학회지*, vol. 12, no. 1, pp. 55-66, 1996.
- [14] 허정숙, 김동술. "다변량 통계분석을 이용한 서울시 고농도 오존의 예측에 관한 연구," *한국 대기보전학회지*, vol. 9, no. 2, 1993.
- [15] 이선기, 이종범, "서울지역의 광화학 오염농도추정을 위한 중회귀 모델의 개발," *기상연구논문집*, vol. 8, no. 1, pp. 71-85, 1991.
- [16] 김성신, "A Neuro-Fuzzy Approach to Integration and Control of Industrial Processes : Part I," *퍼지 및 지능시스템 학회 논문지*, vol. 8, no. 6, pp. 58-69, 1998.
- [17] 김용국, "수도권 지역의 광화학 오존농도 예측에 관한 연구," *강원대 박사학위 논문*, 1996.
- [18] 홍낙기, 이종범, 김용국, "다변량 해석을 이용한 서울시 하계스모그의 형태 분류," *한국 대기보전학회지*, vol. 9, no. 4, pp. 278-287, 1993.