

의사 결정 구조에 의한 오존 농도 예측

Forecasting Ozone Concentration with Decision Support System

°김 재 용*, 김 태 현*, 김 성 신*, 이 종 범**, 김 신 도***, 김 용 국**

* 부산대학교 전기공학과 (Tel:+82-051-510-2367;Fax:+82-051-513-0212 ; E-mail:ktommy@pusan.ac.kr)

**강원대학교 환경학과

***서울시립대학교 환경공학과

Abstracts In this paper, we present forecasting ozone concentration with decision support system. Since the mechanism of ozone concentration is highly complex, nonlinear, and nonstationary, modeling of ozone prediction system has many problems and results of prediction are not good performance so far. Forecasting ozone concentration with decision support system is acquired to information from human knowledge and experiment data. Fuzzy clustering method uses the acquisition and dynamic polynomial neural network gives us a good performance for ozone prediction with ability of superior data approximation and self-organization.

Keywords Decision Support System, Dynamic Polynomial Neural Network, Ozone Concentration, GMDH, Self Organization

1. 서 론

산업의 발전과 기상 변화에 따른 대기중의 오존 농도 메커니즘은 질소산화물 및 탄화수소류 등의 오염 물질로 인한 광화학적 작용과 일사량, 풍속, 기온 등의 기상학적인 변수들의 상호 작용으로 생성되어 최근 국내외를 막론하고 하계중 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 오염물질의 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 하였으며, PC (performance criterion)를 사용하여 모델링 과정 중에 발생할 수 있는 학습 데이터에 대한 의존 영향을 감소시키기 위해서 사용되었다.

2. 퍼지 클러스터링

퍼지 클러스터링은 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.

FCM 알고리즘을 요약하여 정리하면 다음과 같다. 알고리즘은 목적함수를 최소화되는 v_i 를 구하는데 목적이 있다.

$$J = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^m (u_{ik})^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (1)$$

여기서 $d_{ik} = \|x_k - v_i\|$ 로 정의하고, $m(m>1)$ 은 실수로 잡는다. 클러스터의 개수($2 \leq c < n$)를 결정하고, 소속행렬 $U_{ik} \in M_c$ 로 초기화한다. ($l=0, 1, 2, \dots$)

$$M_c = \left\{ U \mid v_i \in [0, 1] \forall i, k; \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1 \forall k; 0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n \forall i \right\}$$

다음으로 클러스터의 중심벡터 $v_i^{(l)}$ 와 $U^{(l)}$ 을 계산한다. 여기서 v_i 를 다음과 같다.

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik} \cdot x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}}$$

$U^{(l)}$ 을 $U^{(l+1)}$ 으로 갱신하기 위해서 (2)식에 따라서 계산한다.

$$U_{ik}^{(l+1)} = \begin{cases} u_{ik}^{(l+1)} = 1 / \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{jk}}{d_{ik}} \right)^{2/(m-1)} \right] & , I_k = \phi \\ u_{ik}^{(l+1)} = 0 & , I_k \neq \phi \end{cases} \quad (2)$$

단, $I_k = \{i \mid 1 \leq i \leq c, d_{ik} = \|x_k - v_i\| = 0\}$ 이며, $\|U^{(l-1)} - U^{(l)}\| \leq \epsilon$ 일 때 종료하고 그렇지 않으면 $l = l + 1$ 하여 반복한다.