

# 오존예보시스템을 위한 오존 발생량의 예측기법 개발에 관한 연구

오세찬\* · 여영구

\*천안공업대학 환경공학과  
한양대학교 화학공학과

## A Study on the Development of Prediction Method of Ozone Formation for Ozone Forecast System

Sea Cheon Oh\* · Yeong-Koo Yeo

\*Dept. of Environmental Engineering, Cheonan National Technical College  
Dept. of Chemical Engineering, Hanyang University

### 요 약

본 연구에서는 오존 예측 시스템의 개발에 있어서 쌍일차 모델의 성능 및 효율성을 확인하기 위하여 쌍일차 모델 및 선형 모델을 이용한 오존 형성의 모델인식 모사실험을 하였으며 또한 쌍일차 모델을 이용한 오존 형성의 예측결과를 서울시의 측정자료 및 선형모델의 예측결과와 비교하였다. 모델인식에 있어서는 ARMA 모델을 사용하였으며 모델의 파라미터를 평가하기 위하여 방정식 오차법에 근거한 연속 파라미터 평가 알고리즘을 적용하였다. 모델인식 실험결과로부터 쌍일차 모델을 이용한 오존 형성량과 모사기로부터 얻은 오존 형성량이 거의 일치함을 알 수 있었으며 또한 예측결과와 서울시 측정자료와의 비교로부터 오존예보시스템을 위한 실시간 및 단기간 오존 형성량의 예측방법 개발에 있어서 본 연구에서 제안한 방법의 타당성을 확인할 수 있었다.

ABSTRACT : To verify the performance and effectiveness of bilinear model for the development of ozone prediction system, the simulation experiments of the model identification for ozone formation were performed by using bilinear and linear models. And the prediction results of the ozone formation by bilinear model were compared to those of linear model and the measured data of Seoul. ARMA(Autoregressive Moving Average) model was used in the model identification. A recursive parameter estimation algorithm based on an equation error method was used to estimate parameters of model. From the results of model identification experiment, the ozone formation by bilinear model showed good agreement with the ozone formation from the simulator. From the comparison of the prediction results and the measured data, it appears that the method proposed in this work is a reasonable means of developing real-time short-term prediction of ozone formation for an ozone forecast system.

## 1. 서 론

산업의 발달과 도시화로 인하여 대기오염물질의 배출량 또한 증가하게 되었으며 이로 인하여 전국의 대도시 및 공단지역의 대기질은 계속적으로 악화되어 가고 있는 실정에 있다. 특히 대기오염물질 중 오존은 인간이나 동물의 건강뿐만이 아닌 식물 및 토양 그리고 기후 변화에도 중요한 영향을 미치고 있음이 최근 확인되고 있으며 뿐만 아니라 최근 도시지역의 지표오존의 오염도가 갈수록 심화되어 심각한 도시환경문제를 일으키고 있다. 이와 같은 이유로 인하여 국내의 경우 서울시를 시작으로 한 오존 경보제를 전국의 광역시로 확대 실시하고 있으며 오존 주의보의 발생 가능성을 예보하는 오존 예보제 또한 실시하고 있다. 그러나 이러한 오존 경보제 및 예보제는 현장에서 실질적으로 지표오존의 농도를 정확히 예측할 수 있는 방법이 적용될 때에 효과적으로 운영될 수 있으며 따라서 현재 오존 형성량 예측 방법의 개발에 관한 연구가 활발히 진행 중에 있다 [1-4].

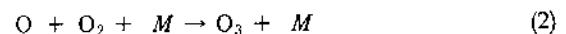
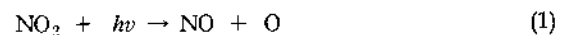
오존은 대기로의 직접적인 방출보다는 화학반응을 통하여 형성되며 따라서 오존 형성량의 예측에 있어서는 대기에서 일어나는 화학반응을 이해하고 규명하는 것이 필수적이며 이를 위해서는 규정한 반응에 대한 철저한 조사가 이뤄져야만 한다. 그러나 대기 중에서 일어나는 반응은 대부분 반응물질이 매우 낮은 농도를 갖고 있을 뿐 만 아니라 반응에 관여하는 반응물질의 종류가 매우 많기 때문에 대기오염에 대한 실험적인 조사를 하는 것은 매우 번거로운 일이다. 이러한 많은 어려움에도 불구하고 최근에 대기오염의 실질적 접근을 위한 많은 노력이 이뤄지고 있으며 특히 대기오염에 있어서의 광화학적 스모그(Photochemical Smog)의 형성을 규명하기 위한 연구가 활발히 진행 중에 있다[5-8]. 그러나 이러한 오존 형성에 관한 많은 연구에도 불구하고 아직 오존 형성의 예측방법에 있어서 실질적으로 적용되지 못하고 있는 것은 지표오존 농도의 경우 대기에서의 오존 형성에 관한 화학반응 뿐만이 아니라 기상 및 지리적인 여건에 의해서도 상당한 영향이 있기 때문으로 알려져 있으며[9] 따라서 현재 지표오존 농도의

예측방법을 위한 연구로서 통계적 방법의 활용이 활발히 이뤄지고 있다[10-15].

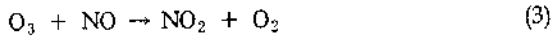
본 연구에서는 오존 형성의 예측시스템 개발을 위한 연구로서 쌍일차(Bilinear) 모델을 이용한 모델 인식 방법을 사용하여 지표오존 농도의 예측실험을 하였다. 쌍일차 모델은 선형모델에 비하여 화학반응 및 공정을 보다 정확히 인식할 수 있는 반면에 기존의 선형모델을 대상으로 개발된 모델인식 방법을 그대로 적용할 수 있다는 장점이 있다[16-19]. 따라서 본 연구에서는 모델인식 실험에 있어서 쌍일차 ARMA(Autoregressive Moving Average) 모델을 사용하였으며 쌍일차 모델의 성능 평가를 위하여 선형(Linear) 모델을 이용한 오존 형성의 예측결과와 비교하였다. 각 모델의 파라미터를 평가하기 위해서는 방정식 오차법(Equation Error Method)에 근거한 연속 파라미터 평가 알고리즘(Recursive Parameter Estimation Algorithm)을 적용하였으며 기존에 개발된 모사기를 이용하여 오존형성의 모델인식 모사실험을 하였다. 또한 본 연구에서 제안한 예측 방법의 성능을 평가하기 위하여 각 모델로부터 얻은 오존 형성량의 예측값과 서울시 지표오존 농도의 측정자료와의 비교 연구를 수행하였다.

## 2. 오존형성 반응 메카니즘

오존은 태양광선 하에서 NO와 NO<sub>2</sub>가 존재할 경우 다음과 같은 NO<sub>2</sub>의 광분해 반응에 의하여 형성된다.



여기서 M은 N<sub>2</sub> 나 O<sub>2</sub> 혹은 과도한 주위의 에너지를 흡수할 수 있는 분자로서 형성된 오존을 안정시키는 역할을 한다. 위의 오존형성 반응 이외에 대기 중에서 오존을 형성하는 주요 반응은 없다. 일단 오존이 형성되면 오존은 NO와 반응하여 NO<sub>2</sub>를 형성한다.

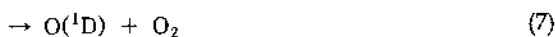


반응기의 온도와 부피가 일정하다는 가정 하에서 태양광선이 방사된 후  $NO_2$ 와  $O$ 의 초기농도로부터의 변화는 반응 (1)~(3) 만을 고려할 경우 다음과 같이 나타낼 수 있다[20].

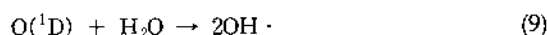
$$\frac{d[NO_2]}{dt} = -k_1[NO_2] + k_3[O_3][NO] \quad (4)$$

$$\frac{d[O]}{dt} = k_1[NO_2] - k_2[O][O_2][M] \quad (5)$$

$NO_2$ 의 광분해는 주요 대기 반응중의 하나이며 Solar Flux를 알고 있을 경우 광분해 속도를 계산할 수 있다. 그러나 Solar Flux의 측정은 복잡할 뿐만 아니라 매우 고가의 장치를 통하여 얻을 수 있다. 그러므로 일반적으로  $NO_2$ 와  $N_2$ 의 혼합물에 태양광선을 방사하고 시간에 따라 측정된  $NO_2$ 의 감소량과 반응 속도식을 적분하여 얻은 값을 비교하여 광분해 속도 상수를 결정하는 방법을 자주 이용한다. 또한 오존은 다음과 같이 Ground-State 산소원자( $O$ )와 Excited Singlet 산소원자( $O(^1D)$ )로 광분해 하는 것으로 알려져 있다[20].



$O$ 는 반응 (2)에 의하여  $O_3$ 를 생성하기 위하여 빠르게 반응한다. 따라서 반응 (2)에 뒤이은 반응 (6)의 순수 화학적 효과는 없다. 한편  $O(^1D)$ 는  $O$ 로 스스로의 변형은 일어날 수 없으며 다음과 같이  $M$ 과 반응하여  $O$ 를 생성하거나 다른 대기중의 물질과 반응을 하게 된다.



오염된 상태에서의 오존의 발생은 반응 (1)~(3)

이외의 반응, 즉 탄소가 함유된 물질과의 반응에 영향을 받는다. 탄소 함유물질 중에서 가장 간단한 형태의 물질은  $CO$ 이나  $CO$ 는  $NO_x$ -air 시스템에서 어떠한 물질과도 쉽게 반응하지 않는다. 따라서 대기 중에서의 오존 발생에 대한 탄소 함유물질의 영향을 고려하기 위하여 Sakamaki등[21]은 일정한 온도 조건하에서의  $C_3H_6$ - $NO_x$ -dry air 시스템에 대한 연구를 수행하였으며 Oh와 Yeo[22]는 온도가 변하는 조건과 습도의 영향을 고려하기 위하여  $H_2O$ 에 의한  $N_2O_5$ 의 손실 반응을 고려한  $C_3H_6$ - $NO_x$ -wet air 시스템에 대한 모사연구를 수행하였다. 본 연구에서는 오존 형성량에 대하여 쌍일차 모델 및 선형 모델을 이용한 모델인식 모사실험을 위하여 Oh와 Yeo[22]가 개발한 모사기를 이용하였으며 그 연구결과에 따르면  $C_3H_6$ - $NO_x$ -wet air 시스템에서의 오존형성 반응식은 다음과 같이 나타낼 수 있다[22].

$$\begin{aligned} \frac{d[O_3]}{dt} = & k_{11}[O][O_2][M] - \{k_{12}[O_3] + k_{13}[O_3] + k_{14}[O][O_3] + \\ & k_{15}[O(^1D)][O_3] + k_{16}[O_3][NO] + k_{17}[O_3][NO_2] + \\ & k_{18}[O_3][OH] + k_{19}[O_3][HO_2] + k_{20}[O_3] + \\ & k_{21}[C_3H_6][O_3] + k_{22}[C_3H_6][O_3]\} \quad (10) \end{aligned}$$

식(10)은 오존형성의 화학반응식이 선형모델이 아닌 전형적인 쌍일차 모델로 표현됨을 나타내 주고 있다.

### 3. 오존 형성량의 예측 방법

쌍일차 모델은 파라미터 벡터와 독립변수 벡터의 내적으로 표현될 수 있으며 따라서 파라미터에 대하여 선형모델이라는 특징을 지니고 있다. 이러한 구조적인 특성으로 인하여 쌍일차 모델의 파라미터 인식에는 선형모델의 파라미터 인식 방법을 별다른 수정 없이 직접 적용할 수 있다. Fnaiech와 Ljung[23] 그리고 Gabr[24]은 이러한 쌍일차 모델에 대한 모델 인식방법을 연구하였으며 또한 Yeo와 William[25]은 기존의 방정식 오차법을 종합하여 쌍일차 모델의 인식에 일반적으로 적용될 수 있는 모델 인식 방법을 발표하였다. 본 연구에서는 Yeo와 William

[25]이 발표한 다음과 같은 방정식 오차법을 이용하여 쌍일차 모델의 파라미터를 인식하였으며 모사기를 이용한 모델인식 실험에 있어서는 모델의 입력자료로서 NO와 NO<sub>2</sub> 그리고 C<sub>3</sub>H<sub>6</sub>를 각각 적용하였다. 또한 실제 서울시 오존 농도의 측정자료를 이용한 예측 실험에 있어서는 오존 형성에 크게 영향을 미치는 NO<sub>x</sub>와 THC(Total Hydrocarbon)을 각각 활용하였으며 출력값으로는 예측하고자 하는 오존을 적용 하였다. 오존 형성에 대한 다중 입력-단일 출력(Multi-Input Single-Output)의 선형 ARMA 모델은 다음과 같이 식(11)로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} y^*(t) &= \sum_{i=1}^n [a_i(t)y(t-i) + \sum_{j=1}^m c_{i,j}(t)u_j(t-d-i)] \\ &= p^{*T}(t)x(t-i) \end{aligned} \quad (11)$$

여기서  $y^*(t)$ 와  $y(t)$ 는 모델에 의한 오존의 예측값과 실제 오존의 측정값을 각각 의미하며  $n$ 은 모델의 차수를 그리고  $m$ 은 입력 물질의 종류의 수를 각각 나타낸다. 또한  $u_j(t)$ 는 입력자료에 대한 측정값을 의미하며  $p^*$ 는 모델의 파라미터로 이뤄진 벡터, 그리고  $x(t-1)$ 은 실제의 측정자료로 이뤄진 입력자료 벡터로서 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} p^*(t) &= [a_1(t), \dots, a_n(t), c_{11}(t), \dots, c_{1m}(t), \\ &\quad \dots, c_{n1}(t), \dots, c_{nm}(t)]^T \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} x(t-1) &= [y(t-1), \dots, y(t-n), u_1(t-d-1), \\ &\quad \dots, u_m(t-d-1), \dots, u_1(t-d-n), \\ &\quad \dots, u_m(t-d-n)]^T \end{aligned} \quad (13)$$

여기서  $a_i(t)$ 와  $c_{i,j}(t)$ 는 모델의 각 파라미터를 의미하며  $d$ 는 시간지연을 나타낸다. 또한 오존 형성에 대한 다중 입력-단일 출력의 쌍일차 ARMA 모델과 모델의 파라미터,  $p^*$  및 입력자료 벡터,  $x(t-1)$ 는 다음과 같이 식 (14)~(16)로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} y^*(t) &= \sum_{i=1}^n [a_i(t)y(t-i) + \sum_{j=1}^m b_{i,j}y(t-i)u_j(t-d-i) + \\ &\quad \sum_{j=1}^m c_{i,j}u_j(t-d-i)] \end{aligned}$$

$$= p^{*T}x(t-i) \quad (14)$$

$$\begin{aligned} p &= [a_1(t), \dots, a_n(t), b_{11}(t), \dots, b_{1m}(t), \dots, b_{n1}(t), \\ &\quad \dots, b_{nm}(t), c_{11}(t), \dots, c_{1m}(t), \dots, c_{n1}(t), \\ &\quad \dots, c_{nm}(t)]^T \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} x(t-1) &= [y(t-1), \dots, y(t-n), y(t-1)u_1(t-d-1), \\ &\quad \dots, y(t-1)u_m(t-d-1), \dots, \\ &\quad y(t-n)u_1(t-d-n), \dots, y(t-n)u_m(t-d-n), \\ &\quad u_1(t-d-1), \dots, u_m(t-d-1), \dots, \\ &\quad u_1(t-d-n), \dots, u_m(t-d-n)]^T \end{aligned} \quad (16)$$

실제 출력의 측정값으로부터 모델의 파라미터 벡터  $p^*$ 를 인식하기 위하여 사용된 방정식 오차법은 다음과 같다.

$$p^*(t) = p^*(t-1) + \xi(t-1)x(t-1)e^*(t) \quad (17)$$

위에서

$$\begin{aligned} e^*(t) &= y(t) - y^*(t-1) \\ y^*(t-1) &= p^{*T}(t-1)x(t-1) \end{aligned}$$

식(17)에서의 이득  $\xi(t-1)$ 는 다음과 같은 식을 이용하여 계산하였다.

$$\xi(t-1) = \begin{cases} \frac{2\lambda(t)[\xi(t)-1]}{\xi(t)\|x(t-1)\|^2 + \theta(t)} & ; \xi(t) > 1 \\ 0 & ; \xi(t) \leq 1 \end{cases} \quad (18)$$

위에서

$$\begin{aligned} \xi(t) &= \frac{|e^*(t)|}{qD} \\ 0 &< \lambda(t) \leq 1 \\ 0 &< \theta(t) < R_1 < \infty \\ 1 &\leq q < R_2 < \infty \end{aligned}$$

식(18)에서  $D$ 는 외란의 한계값을 의미하며  $q, R$

은 상수이다.

오존 발생량의 예측 값은 모델인식으로부터 얻은 오존 형성에 대한 식(11)과 (14)를 이용하여 선형 및 쌍일차 모델에 대한 예측구간  $k$ 에 대하여 다음과 같이 각각 구하였다.

$$y^*(t+k) = \sum_{i=1}^m [a_i(t) Y(t+k-i) + \sum_{j=1}^m c_{i,j}(t) U_j(t+k-d-i)] + \epsilon(t) \quad (19)$$

$$y^*(t+k) = \sum_{i=1}^m [a_i(t) Y(t+k-i) + \sum_{j=1}^m b_{i,j} Y(t+k-i) U_j(t+k-d-i) + \sum_{j=1}^m c_{i,j} U_j(t+k-d-i)] + \epsilon(t) \quad (20)$$

여기서

$$\begin{aligned} \epsilon(t) &= y(t) - y^*(t) \\ y^*(t) &= p^{*T}(t)x(t-1) \end{aligned}$$

또한 식(19)와 (20)에서의  $Y(t+k-i)$ 와  $U(t+k-d-i)$ 는 다음과 같은 식을 이용하여 구하였다.

$$Y(t+k-i) = \begin{cases} y^*(t+k-i) & ; t+k-i > t \\ y(t+k-i) & ; t+k-i \leq t \end{cases} \quad (21)$$

$$U_j(t+k-d-i) = \begin{cases} u_j(t) & ; t+k-d-i > t \\ u_j(t+k-d-i) & ; t+k-d-i \leq t \end{cases} \quad (22)$$

즉 오존의 실제 측정자료가 존재하는 경우에는 그 값을 모델의  $y$ 변수로 활용하였으며 예측구간  $k$ 가 증가함에 따라 오존의 측정값이 존재하지 않는 경우에는 연속 대입법을 통하여 식(19)와 (20)으로부터 구한 오존의 예측값을  $y$ 변수로 활용하였다. 또한 입력자료의 경우 오존과 같이 실제 측정자료가 존재하는 경우에 있어서는 그 값을 모델의  $u_j$ 변수로 활용하였으나 측정값이 존재하지 않는 경우에는 오존의 경우와는 달리 예측값을 계산할 수 없으므로 현재의 측정값  $u_j(t)$ 를 이용하여 오존의 예측값을 계

산하였다.

또한 본 연구에서는 측정값과 예측값과의 분산 정도를 나타내는 다음과 같은 RMSE(Root Mean Square Error), NMSE(Normalized Mean Square Error) 및 MRE(Mean Relative Error)를 이용하여 예측결과의 오차를 분석하였다.

$$RMSE = [\sum (P_i - O_i)^2 / n]^{1/2} \quad (23)$$

$$NMSE = \frac{[\sum (P_i - O_i)^2 / n]^{1/2}}{(\sum P_i / n)(\sum O_i / n)} \quad (24)$$

$$MRE = \sum \frac{(P_i - O_i) / (P_i + O_i)}{n} \quad (25)$$

#### 4. 결과 및 고찰

Fig. 1과 2는 오존 예측시스템 개발에 있어서의 쌍일차 모델의 적용 가능성을 확인하기 위하여 선형 및 쌍일차 모델을 이용한 오존의 시간에 따른 발생량의 모델인식 모사실험결과를 보여주고 있다. Fig. 1은 건조공기 기준에서  $C_3H_6$ 와 NO 및  $NO_2$  초기농도를 각각 0.5ppm, 0.09ppm 및 0.002ppm로 하고 모사기의 온도조건을 초기 30℃에서 60분 간격으로 3℃씩 증가시키며 1분 간격으로 모델인식 실험을 수행하였다. 또한 모델의 시간지연은 없는 것으로 하여 가정하였으며 식(18)의  $D$ 값으로는 0.3을 그리고  $\theta(t)$ 와  $q$ 값으로는 각각 2를 적용하였다. Fig. 1로부터 쌍일차 모델이 선형 모델에 비하여 보다 정확히 오존의 형성반응을 묘사하고 있음을 확인할 수 있었다. Fig. 2는 오존 형성에 대한 습도의 영향을 고려하기 위해 50%의 상대습도 하에서  $C_3H_6$ 와 NO 및  $NO_2$  초기농도를 각각 0.7ppm, 0.09ppm 및 0.002ppm로 하고 이후 Fig. 1과 같은 조건에서의 모델인식 모사실험 결과를 나타내고 있다. Fig. 2로부터 Fig. 1과 같이 쌍일차 모델이 선형모델에 비하여 보다 정확히 오존 형성의 예측결과를 나타내고 있음을 알 수 있으며 이러한 결과는 식(10)으로부터 오존의 형성 반응 그 자체가 본질적으로 쌍일차 모델의 모습을 지니고 있기 때문인 것으로 판단된다.

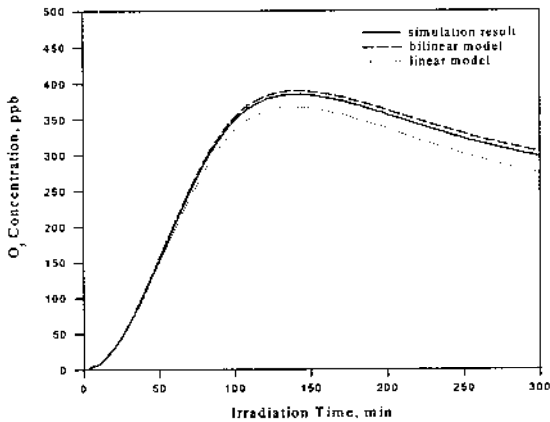


Fig. 1. Identification results using linear and dilinear model of O<sub>3</sub> formation for C<sub>3</sub>H<sub>6</sub>(0.5ppm)-NO(0.09ppm)-NO<sub>2</sub>(0.002ppm)-dry air system on change of temperature

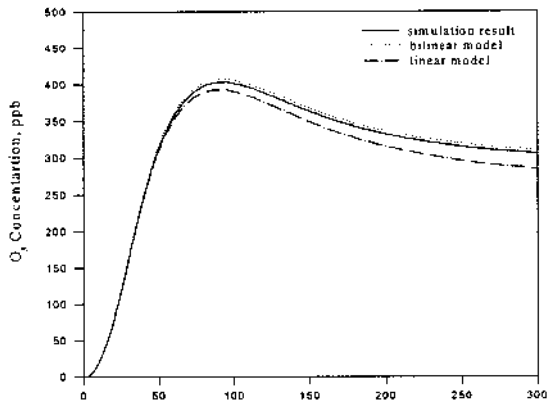


Fig. 2. Identification results using linear and bilinear model of O<sub>3</sub> formation for C<sub>3</sub>H<sub>6</sub>(0.7ppm)-NO(0.09ppm)-NO<sub>2</sub>(0.002ppm)-wet air(50% RH) system on change of temperature

Fig. 3~8은 실제 측정자료를 이용한 경우의 쌍일차 모델을 이용한 오존 발생량의 예측 가능성을 확인하기 위하여 선형모델의 예측결과와 비교한 모델인식 실험결과를 나타내고 있다. 또한 그 실험 결과를 바탕으로 하여 구한 예측오차를 Table 1~3에

각각 나타내었다. 본 연구에서는 서울시 대기보전과로부터 제공된 1시간 간격의 서울시 오존 및 대기오염 물질의 측정자료를 이용하였으며 서울시의 대기오염물질 측정간격과 같은 1시간 간격으로 모델인식 실험을 하였다. Oh등[4]은 대기오염의 측정간격이 1시간인 경우 모델인식에 있어서의 시간지연은 1시간이 가장 적당한 것으로 발표하였다. 따라서 본 연구의 모델인식에 적용된 선형 및 쌍일차 모델의 시간지연은 모두 1시간을 적용하였으며 식(18)의  $D$ 와  $\theta(t)$  및  $q$ 값으로는 Fig. 1과 2의 모사실험의 경우와 같은 값을 사용하였다. 또한 본 연구에서는 현재의 오존 예보제에 활용될 수 있는 예측방법을 개발하기 위하여 일일 오존의 농도가 가장 높게 나타나는 오후 2~4시 사이의 오존의 농도를 오전의 대기오염물질의 변화로부터 예측할 수 있도록 하기 위하여 예측시간 목표를 6시간으로 하여 오존 형성량의 예측 실험을 하였다. Fig. 3에 서울시 광화문에 대하여 1997년도 8월 7일부터 10일 까지 4일간의 대기오염 측정 자료를 이용하여 1차 선형 및 쌍일차 모델을 이용한 오존의 3시간 및 6시간의 예측결과를 실제 측정자료와 비교하여 나타내었으며 모델의 차수에 대한 영향을 살펴보기 위하여 1차 및 2차의 선형 모델과 쌍일차 모델을 이용한 오존의 6시간 예측결과를 Fig. 4에 나타내었다. 또한 이에 대한 예측오차를 Table 1에 나타내었다.

Fig. 3과 Table 1로부터 선형 및 쌍일차 모델 모두 예측시간이 증가함에 따라 예측오차가 증가함을 알 수 있다. 이는 예측시간이 증가함에 따라 실제 오존의 형성에 영향을 미치는 NO<sub>x</sub>나 THC와 같은 입력자료의 현실성이 부족하기 때문으로 판단다. 또한 위의 결과로부터 쌍일차 모델이 선형모델에 비하여 약간의 예측오차가 적음을 알 수 있으나 모델인식 모사 실험의 경우와 같이 두 모델간의 예측 오차

Table 1. Statistical comparison of two models for Fig. 3 and 4

Model order	Prediction hour	Bilinear model			Linear model		
		RMSE	NMSE	MRE	RMSE	NMSE	MRE
1st	3	9.578	0.059	0.014	10.758	0.076	-0.057
	6	10.407	0.071	-0.035	13.337	0.109	-0.098
2nd	6	12.484	0.072	0.041	12.262	0.069	0.053

에 있어서 큰 차이가 없음을 알 수 있다. 이는 모사기를 이용한 모델인식 실험의 경우 화학반응식에 의하여 이론적으로 오존 생성량을 계산하며 또한 오존 형성 반응식이 근본적으로 쌍일차 모델의 형식을 갖고 있으므로 쌍일차 모델이 선형모델에 비하여 보다 근사한 예측결과를 보여주었으나 실제 측정자료를 이용한 예측 실험에 있어서는 NO<sub>x</sub>나 THC이외에 기상조건이나 지리적 여건에 의해서도 크게 오존의 농도가 영향을 받으므로 화학반응식만을 고려하는 쌍일차 모델과 선형모델의 성능에 큰 차이가 나타나지 않은 것으로 판단된다.

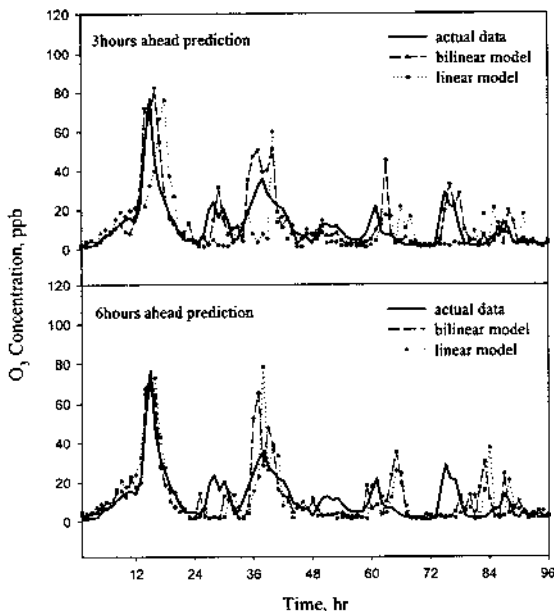


Fig. 3. Prediction results of O<sub>3</sub> concentration using 1st order linear and bilinear model for Kwanghwamun of Seoul during Aug. 7-10, 1997

또한 Fig. 4와 Table 1로부터 선형모델의 경우에 있어서는 모델의 차수가 증가함에 따라 예측오차는 약간 감소하였으나 쌍일차 모델의 경우에 있어서는 모델의 차수가 증가함에 따라 오히려 예측오차가 증가함을 알 수 있다. 일반적으로 모델의 차수가 증가할수록 보다 정확한 모델을 사용한다고 할 수 있으나 모델인식에 있어서는 모델의 차수가 증가할수록 모델의 파라미터 수는 증가하게 되며 따라서 쌍일차 모델의 경우 선형 모델에 비하여 모델의 파

라미터 수가 더욱 크게 증가하게 된다. 이 때 모델의 파라미터에 대한 모델인식이 정확하게 이뤄지지 않을 경우 오히려 예측 오차는 증가하는 것으로 알려져 있다[26]. 따라서 본 연구에서 쌍일차 모델의 경우 모델의 차수가 증가할수록 인식되어야 할 모델의 파라미터 수 증가로 인하여 오히려 예측오차가 증가하는 것으로 판단된다.

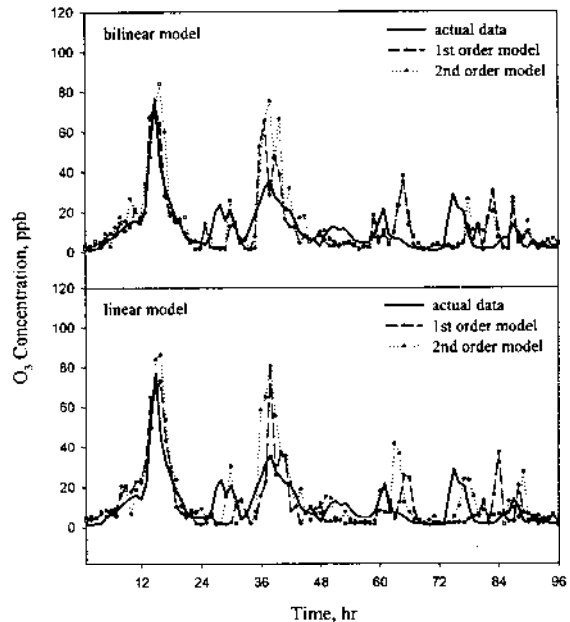


Fig. 4. Prediction results of O<sub>3</sub> concentration according to the change of model order for Kwanghwamun of Seoul during Aug. 7-10, 1997 (6hours ahead prediction)

Fig. 5와 6은 본 연구에서 제안한 예측방법의 서울시 다른 지역에 대한 예측성능을 확인하기 위하여 Fig. 3과 4의 경우와 같은 기간의 서울시 한남동에 대한 오존의 예측시간과 모델의 차수에 따른 예측결과를 측정자료와 함께 비교하여 나타내었으며 또한 이에 대한 예측오차를 Table 2에 나타내었다. Fig. 5와 6 및 Table 2로부터 Fig. 3과 4의 경우와 같이 예측시간이 증가할수록 예측오차는 증가하였으며 또한 2차 모델에 비하여 1차 모델이 보다 정확한 예측결과를 보여주고 있다. 그러나 Fig. 5와 6으로부터 서로 다른 측정장소에 대해서도 6시간의 예측시간에 대하여 만족할 만한 예측 결과를 나타내고 있으며 Fig. 3과 4의 경우에 비하여 예측오차가 상대적으로

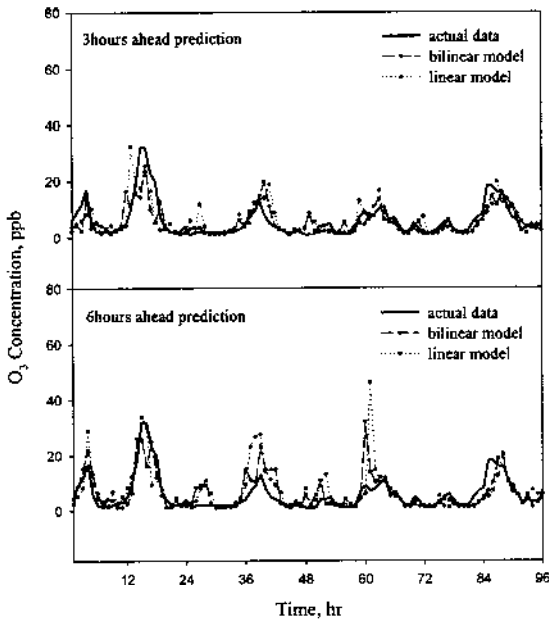


Fig. 5. Prediction results of O<sub>3</sub> concentration using 1st order linear and bilinear model for Hannamdong of Seoul during Aug. 7-10, 1997

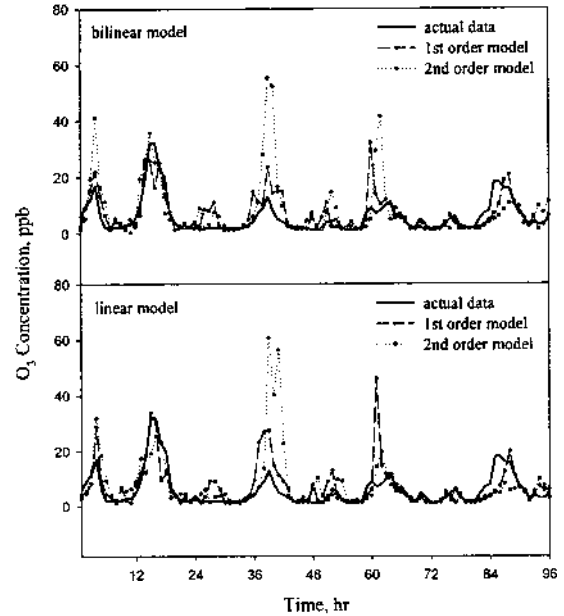


Fig. 6. Prediction results of O<sub>3</sub> concentration according to the change of model order for Hannamdong of Seoul during Aug. 7-10, 1997 (6hours ahead prediction)

적은 것은 실제 오존 농도에 있어서의 차이에서 기인한 것으로 생각되며 같은 기간에 대하여 이러한 장소별 오존 농도의 차이는 지리적 여건에 의한 것으로 판단된다.

또한 본 연구에서 제안한 예측방법의 다른 측정 기간에 대한 예측성능을 확인하기 위하여 서울시 광화문의 1997년도 9월 16일부터 19일 까지 4일간의 대기오염 측정 자료를 이용한 예측시간과 모델의 차

수에 따른 오존 농도의 예측결과를 실제 측정자료와 비교하여 Fig. 7과 8에 나타내었으며 이에 대한 예측 오차를 Table 3에 나타내었다. Fig. 7과 8 및 Table 3 으로부터 앞의 경우와 같이 예측시간이 증가할수록 예측오차는 증가하였으며 2차 모델에 비하여 1차 모델이 보다 정확한 예측결과를 보여주고 있다. 또한 쌍일차 모델과 선형 모델의 예측성능에 큰 차이가 없음을 알 수 있었다. 그러나 비록 다른 기간에 대해

Table 2. Statistical comparison of two models for Fig. 5 and 6

Model order	Prediction hour	Bilinear model			Linear model		
		RMSE	NMSE	MRE	RMSE	NMSE	MRE
1st	3	4.138	0.127	-0.007	4.678	0.136	-0.008
	6	4.815	0.121	0.030	6.258	0.148	0.057
2nd	6	9.203	0.189	0.060	9.323	0.208	0.059

Table 3. Statistical comparison of two models for Fig. 7 and 8

Model order	Prediction hour	Bilinear model			Linear model		
		RMSE	NMSE	MRE	RMSE	NMSE	MRE
1st	3	9.962	0.050	0.146	9.367	0.048	0.135
	6	11.905	0.058	0.202	10.020	0.048	0.179
2nd	6	12.220	0.058	0.214	10.846	0.052	0.190



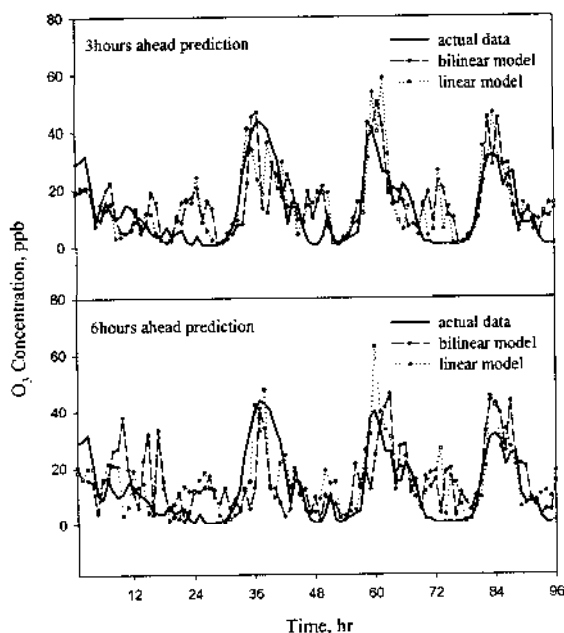


Fig. 7. Prediction results of  $O_3$  concentration using 1st order linear and bilinear model for Kwanghwamun of Seoul during Sept. 16-19, 1997

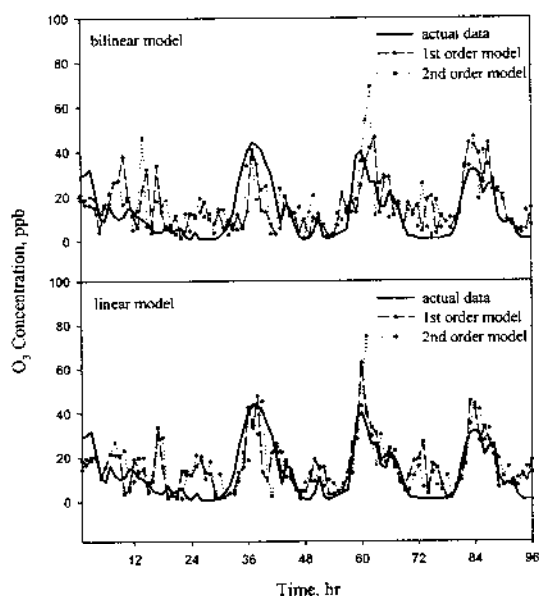


Fig. 8. Prediction results of  $O_3$  concentration according to the change of model order for Kwanghwamun of Seoul during Sept. 16-19, 1997 (6hours ahead prediction)

서도 6시간의 예측시간에 대하여 만족할 만한 예측 결과를 나타내고 있음을 알 수 있었으며 따라서 본

연구로부터 측정장소 및 측정시간에 관계없이 오존 예보제를 위한 예측방법의 개발에 있어서 본 연구에서 제안한 방법의 적용 가능성을 확인할 수 있었다.

## 5. 결 론

오존 형성에 대한 동적 모사기를 이용하여 오존 형성의 모델인식 실험을 수행한 결과 쌍일차 모델을 이용하여 예측한 오존 발생량과 모사기로부터 얻은 오존 발생량이 거의 일치함을 알 수 있었으며 따라서 오존의 형성량 예측 시스템의 개발에 있어서 쌍일차 모델의 적용 가능성을 확인할 수 있었다. 서울시의 실제 대기오염물질의 측정자료를 이용한 오존 형성량의 예측실험에 있어서는 예측시간이 증가함에 따라 오존 농도의 예측 오차는 증가하였으며 모델의 차수가 증가할수록 인식되어야 할 모델의 파라미터 수의 증가에 따라 2차모델의 비하여 1차 모델이 보다 안정적인 예측결과를 보여 주었다. 또한 실제 측정자료를 이용한 오존 농도의 예측에 있어서는 모사기를 이용한 모델인식 실험과는 달리 기상 및 지리적 조건에 의하여 쌍일차 모델과 선형 모델이 거의 유사한 예측 성능을 나타내었으며 다른 측정장소와 측정시간에 대해서도 본 연구에서 제안한 예측 방법의 오존 예보제에 대한 적용 가능성을 확인할 수 있었다. 그러나 보다 정확한 예측 방법을 개발하기 위해서는 기상 및 지리적 조건을 고려할 수 있는 방법의 개발에 대하여 추후 계속적인 연구가 이뤄져야 할 것으로 판단된다.

## 감사의 글

이 논문은 2000년도 한국학술진흥재단의 지원에 의하여 연구되었음(KRF-2000-003-E00415)

## 참 고 문 헌

1. Vukovich, F. M., Time Scales of Surface Ozone Variations in the Regional, Non-Urban Environment, *Atmospheric Environment*, 31, 1513 (1997)
2. Christakos, G. and Vyas, V. M., A Composite

- Space/Time Approach to Studying Ozone Distribution Over Eastern United States, *Atmospheric Environment*, 32, 2845 (1998)
3. Jorquera, H., Perez, R., Cipriano, A., Espejo, A., Letelier, M. V. and Acuna, G., Forecasting Ozone Daily Maximum Levels at Santiago, Chile, *Atmospheric Environment*, 32, 3415 (1998)
  4. Oh, S. C., Sohn, S. H., Yeo, Y. K. and Chang, K. S., A Study on the Prediction of Ozone Formation in Air Pollution, *Korean J. Chem. Eng.*, 16, 144 (1999)
  5. Graham, R. A. and Johnston, H. S., The Photochemistry of  $\text{NO}_3$  and the kinetics of the  $\text{N}_2\text{O}_5\text{-O}_3$  System, *J. Phys. Chem.*, 82, 254 (1978)
  6. Stockwell, W. R. and Calvert, J. G., The Near Ultraviolet Absorption Spectrum of Gaseous HONO and  $\text{N}_2\text{O}_3$ , *J. Photochem.*, 8, 193 (1978)
  7. Carter, W. P. L., Lloyd, A. C., Sprung, J. L. and Pitts, J. N. Jr., An Experimental Investigation of Chamber-Dependent Radical Sources, *Int. J. Chem. Kinet*, 11, 45 (1979a)
  8. Winer, A. M., Carter, W. P. L., Darnal, K. R. and Pitts, J. N. Jr., Smog Chamber Studies of Temperature Effects in Photochemical Smog, *Environ. Sci. Technol.*, 13, 1094 (1979)
  9. Rao, S. T., Zurbenko, I. G., Neagu, R., Porter, P. S., Ku, J. Y. and Henry, R. F., Determining Temporal and Spatial Patterns in Ozone Air Quality, *J. Air Waste Mgmt. Assn.*, 45, 57 (1995)
  10. Oh, S. C., Lee, C. Y., Sohn, S. H. and Yeo, Y. K., Prediction of Ozone Concentration in Atmosphere Using Statistical Method, *J. Chem. Eng. Japan*, 34, 77 (2001)
  11. 오세천, 여영구, 인공신경망 및 통계적 방법을 이용한 오존 형성의 예측, *청정기술*, 7, 119 (2001)
  12. Sohn, S. H., Oh, S. C., Jo, B. W. and Yeo, Y. K., Prediction of Ozone Formation Based on Neural Network, *Journal of Environmental Engineering*, August, 688 (2000)
  13. Sohn, S. H., Oh, S. C., Yeo, Y. K. and Chang, K. S., Prediction of Air Pollutants Using Artificial Neural Network, *Korean J. Chem. Eng.*, 16, 382 (1999)
  14. Yi, J. and Prybutok, V. R., A Neural Network Model Forecasting for Prediction of Daily Maximum Ozone Concentration in an Industrialized Urban Area, *Environ. Pollution*, England, 92, 349 (1996)
  15. Robeson, S. M. and Steyn, D. G., Evaluation and Comparison of Statistical Forecast Models for Daily Maximum Ozone Concentration, *Atmospheric Environment*, 24B, 303 (1990)
  16. Fnaiech, F. and Ljung, L., Recursive identification of bilinear systems, *Int. J. Control*, 45, 453 (1987)
  17. Gabr. M. M., A recursive (on-line) identification of bilinear systems, *Int. J. Control*, 44, 911 (1986)
  18. Zhang, Y. G., Identification of a Class of Stochastic Bilinear Systems, *Int. J. Control*, 16, 641-649 (1985)
  19. Frick, P. A. and Valvavi, A. S., Estimation and Identification of Bilinear Systems, *Automat. Contr. Theory and Applications*, 6, 1 (1978)
  20. Seinfeld, J. H., Atmospheric Chemistry and Physics of Air Pollution, John Willey & Sons, New York (1986)
  21. Sakamaki, F., Okuda, M., Akimoto, H. and Yamazaki, H., Computer Modeling Study of Photochemical Ozone Formation in the Propene-Nitrogen Oxides-Dry Air System. Generalized Maximum Ozone Isopleth, *Environ. Sci. Technol.*, 16, 45 (1982)
  22. Oh, S. C. and Yeo, Y. K., Modeling and Simulation of Ozone Formation from A Propene-Nitrogen Oxides-Wet Air Mixture in A Smog-Chamber, *Korean J. Chem. Eng.*, 15, 20 (1998)
  23. F. Fnaiech and L. Ljung, Recursive identification of bilinear systems, *Int. J. Control*, 45, 453 (1987)

- 
24. M. M. Gabr, A recursive (on-line) identification of bilinear systems, *Int. J. Control*, 44, 911 (1986)
25. Y. K. Yeo and D. C. Williams, Adaptive model predictive control for single input-single output bilinear systems with stable inverses, *Chem. Eng. Comm.*, 65, 79 (1988)
26. Oh, S. C. and Yeo, Y. K., On-Line Identification of Interacting Two-Tank System, *Korean J. Chem. Eng.*, 13, 422 (1996)