

# 적응격자 알고리즘을 이용한 대기오염 예측에 관한 연구

A Study on Air Pollution Prediction Using  
Adaptive Lattice Algorithm

洪基龍\*      金信道\*\*      金成煥\*  
Ki-Ryong Hong, Shin-Do Kim, Sung-Hwan Kim

## Abstract

In this paper a adaptive LMS(least mean-square) lattice predictor, which is composed of the adaptive lattice algorithm and LMS algorithm by Widrow-Hopf, is used to predict the future air pollution of the extraordinary levels in the environmental system.

This prediction algorithm is applied to the one-step forward prediction of atmospheric CO concentration by using real observed data.

Computer simulation proves that the power in the forward error sequences decreases as the number of stages in the lattice is increased.

## I. 서 론

대기 오염을 일으키는 주요 물질로서는 아황산가스(SO<sub>2</sub>), 질소산화물(NO<sub>x</sub>), 탄화수소(HC) 일산화탄소(CO), 옥시탄트(O<sub>3</sub>), 먼지 등이 있다. 특히 대기오염을 대표하는 SO<sub>2</sub>는 우리나라의 환경기준에 따르면 0.5ppm인데 비해서 서울을 비롯하여 주요도시의 오염도는 0.047~0.056(1985년도) ppm<sup>1)</sup>으로 그 심각성을 나타내고 있다. 오염물질의 피해는 생물에서 무생물에 이르기까지 악영향을 미치며 인간의 경우 운동량에 비례하여 피해도 증가한다.<sup>2)</sup> 대기오염으로부터 피해를 줄이기 위해서, 각종 연소기관에서 배출되는 오염물질을 통제할 필요가 있다. 그러나 이미 배출된 오염물질에 대해서는 그 농도

의 변화를 미리 예측하여 이에 따른 합리적인 조치를 시행함으로써 큰 피해를 사전에 예방할 수 있다.

A. Papakyriazis는 환경계통의 모델링을 대기의 확산과 화학반응이 있는 동적 분포모델이라 가정 하였다.<sup>3)</sup> 그러므로 대기오염은 과거의 오염 수준과 배기확산 수준에 관계하고, 기후조건, 지형학적 그리고 화학적 반응등에 따른 외적인 영향을 받는 과거의 통계적 실천에 관계되는 시계열 추정(time series estimation) 문제라고 할 수 있다.

S. Omatu는 환경계통을 AR프로세스(autoregressive process)와 ARMA프로세스(autoregressive moving average process)의 두 가지 경우로 가정하였으며 AR프로세스인 경우

\* 서울市立大學校 電子工學科

\*\* 서울市立大學校 環境工學科

ADF (adaptive digital filter) 로, 그리고 A RMA 프로세스인 경우에는 S. Omatu가 제안한 새로운 회귀적 (new recursive) ADF 로써 특정 대기오염물질의 예측오차 검출구조를 구성하였다.<sup>4)</sup>

결국 환경계통은 비정상 (nonstationary) 상태로써 준주기적 성질이 있음을 의미한다. 이와 같은 환경계통의 특정오염물질을 예측하기 위하여 본 연구에서는 Widrow-Hopf의 LMS (least-mean squares) 알고리즘을 격자 (lattice) 알고리즘에 이용한 적응 LMS 격자 구조로 실제의 대기오염 데이터에 적용하여 1 시간전에 오염물질의 농도를 예측할 수 있음을 보였다.

## II. 예측기의 알고리즘

### 1) LMS 알고리즘

환경계통과 같이, 시간에 따라 변화하는 입력 신호에 있어서 데이터의 통계를 추정하기 매우 어렵다. 이런 경우 디지털 신호처리 이론에서 많은 연구가 진행되고 있는 적응필터링을 적용하게 된다.

입력  $x(n)$  을 정상 (stationary) 이라고 가정하면 Widrow-Hopf의 LMS 알고리즘을 이용하게 된다. 그림 1은 예측기의 구성도 이다.

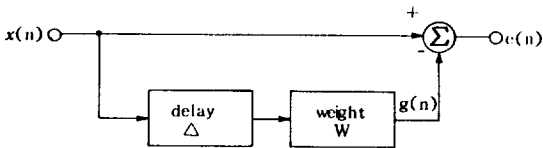


그림 1에서  $W$ 는 weight vector

$$W^T = [W_1 \ W_2 \ \dots \ W_M] \quad \dots \quad (1)$$

이다. 시간  $n$ 에서 필터의 출력은

$$g(n) = W^T X_n \quad \text{또는} \quad X_n^T W \quad \dots \quad (2)$$

이다. 여기서  $X_n^T$ 는 시간  $n$ 에서의 입력신호벡터이며 다음과 같다.

$$X_n^T = [x(n-\Delta) \ x(n-\Delta-1) \ \dots \ x(n-\Delta-(M-1))] \quad \dots \quad (3)$$

출력  $g(n)$ 은  $M$ 개의 과거입력 데이터를 이용하

고 현재의 샘플링  $x(n)$ 에 최소자승오차를 갖이는 최적 weight  $W^*$ 을 찾기위하여 steepest descent 방법에 의한 회귀적 (recursive) 방법으로 이루어진다.

$$W_{n+1} = W_n + \hat{\gamma} [-G] \quad \dots \quad (4)$$

여기서  $[-G]$  항은  $W$ 에 대한 평균자승오차의 음의 기울기 (negative gradient)로 측정이 불가능하다. 따라서  $G$ 의 추정치  $\hat{G}$ 는 Widrow의 추정치에 의해서

$$\begin{aligned} G &= \nabla W_n \{ e^2(n) \} \\ &= 2 e(n) \nabla W_n \{ e(n) \} \quad \dots \quad (5) \end{aligned}$$

식(5)을 식(3)에 대입하면

$$W_{n+1} = W_n - 2 \hat{\gamma} e(n) \nabla W_n \{ e(n) \} \quad \dots \quad (6)$$

결국 식(6)은 steepest descent 방법이 되고 LMS 알고리즘이 된다.

시간  $n$ 에서 예측기의 오차  $e(n)$ 는

$$e(n) = x(n) - W^T X_{n-1} \quad \dots \quad (7)$$

이다. 식(6)의  $\nabla W_n \{ e(n) \}$ 에 식(7)을 대입하면

$$\nabla W_n \{ e(n) \} = -X_n \quad \dots \quad (8)$$

이 되고,  $2 \hat{\gamma} = \gamma$ 인 수렴변수로 하여 식(6)은

$$W_{n+1} = W_n + \gamma e(n) X_n \quad \dots \quad (9)$$

여기서  $\gamma$ 는  $0 < \gamma < \frac{2}{\lambda_{\max}}$  사이에 놓여 있을 경우에  $W_n$ 의 기대치  $W^* = S_x^{-1} P_x$ 에 수렴한다. 식(9)는 예측기를 구성하는데 필요한 추정 weight 을 의미한다.

$\lambda_{\max}$ 는 입력신호의 autocorrelation matrix  $S_x$ 에서 가장 큰 eigenvalue 이지만  $S_x$ 을 추정하는 것은 필터의 차수가 커질수록 어려워진다. 그래서 다음과 같이 바꾸어 쓸 수 있다.

$$0 < \gamma < \frac{2}{\sum_i \lambda_i}, \quad 1 \leq i \leq M \quad \dots \quad (10)$$

여기서  $\gamma$ 는 입력프로세스에 대해 반비례함을 알 수 있다. 결국 LMS 알고리즘을 예측기로

이용하기 위해서 식(9)을 스칼라 형태로 바꾸어 놓으면

$$W_i(n+1) = W_i(n) + \gamma e(n) x(n-i), \quad 0 \leq i \leq M \quad \dots\dots\dots (11)$$

이 된다.

### 2) 격자알고리즘

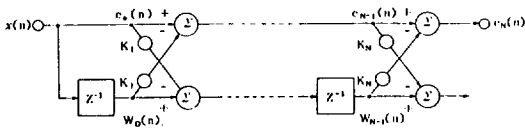


Fig. 2 Lattice predictor (one-step delay)

그림 2는 격자형 예측기 구조이다. 여기서  $e_i(n)$ ,  $W_i(n)$  그리고  $K_i$ 는 각각 전방예측오차, 후방예측오차 그리고  $i$  단의 격자 웨이트를 나타내며  $K_i$ 는 반사계수(reflection coefficients)라고도 불리운다. 이들은 격자구조에 필수적이며  $x(n)$ 이 입력이라면  $e_N(n)$ 은  $N$ 단의 격자최종오차이고 각  $Z^{-1}$ 은 단위 지연기(unit delay)이다. 과거의 입력  $x(n-1)$ ,  $x(n-2)$ ,  $\dots\dots\dots$ ,  $x(n-N)$ 으로 미래의 입력  $x(n)$ 의 예측입력  $x(n)$ , 과거의 입력  $x(n-N-1)$ 의 추정을  $x(n-N-1)$ 이라면 다음식이 얻어진다.

$$e_N(n) = x(n) - \hat{x}(n) \quad \dots\dots\dots (12)$$

$$W_N(n) = x(n-N-1) - \hat{x}(n-N-1) \quad \dots\dots (13)$$

여기서  $e_N(n)$ 을  $N$  차단에서의 전방예측 오차,  $W_N(n)$ 는 후방예측오차이다. 그림 2에서  $x(n) = e_0(n)$ ,  $x(n-1) = W_0(n)$  이므로 식(12)와 (13)은

$$e_l(n) = e_{l-1}(n) - K_l(n)W_{l-1}(n) \quad \dots (14)$$

$$W_l(n) = W_{l-1}(n) - K_l(n)e_{l-1}(n-1) \quad \dots (15)$$

으로  $l$  차단에서 각각의 오차를 추정한다.

### III. 적응 LMS 격자 알고리즘

그림 2의 입력신호가 비정상이라고 가정하면

각 반사계수들은  $n$ 의 함수로써  $n$ 에 따라 시변(time-varying), 즉 적응(adaptive)하여야 한다.

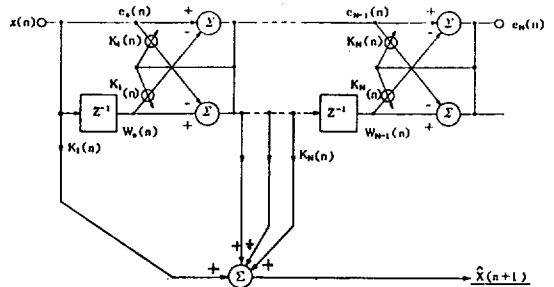


Fig. 3 Adaptive lattice one-step-ahead predictor

그림 3은 본 연구에서 사용하는 적응격자 예측기이다. 일반적으로  $l+1$  차단에서의 전방과 후방 반사계수는 각각 전·후방오차의 분산(variance)으로 주어진 오차기준(error norm)의 최소화 결과로 얻는다.<sup>5)</sup> 그림 3에서의 각 반사계수들은 식(4)를 이용하여 오차평균자승의  $g$ -gradient를 구한다.

$$K_l(n+1) = K_l(n) + U \left[ \frac{\partial \sigma_l^2(n)}{\partial K_l(n)} \right], \quad 1 \leq l \leq M \quad \dots\dots\dots (16)$$

$$\sigma_l^2(n) = e_l^2(n) + W_l^2(n) \quad \dots\dots\dots (17)$$

여기서  $U$ 는 수렴변수이다. 식(14), (15)와 (16), (17)에 의하여 전개하면

$$K_l(n+1) = K_l(n) + 2U [ e_l(n)W_{l-1}(n) + W_l(n)e_{l-1}(n-1) ], \quad 1 \leq l \leq N \quad \dots\dots\dots (18)$$

이 된다. 따라서 격자의 단수가 증가함에 따라 전방과 후방오차수열의 명도 감소한다.  $2U$ 는 입력신호의 통계치와 무관하도록 정규화시키기위해서 식(11)을 수정하면 다음과 같이 된다.

$$K_l(n+1) = K_l(n) + \frac{\alpha}{\sigma_l^2(n)} [ e_l(n)W_{l-1}(n) + W_l(n)e_{l-1}(n-1) ] \quad \dots\dots\dots (19)$$

여기서,  $0 < \alpha < 1$  이고  $\sigma_l^2(n)$ 는  $l$  차단에서의 입력자승의 추정으로서 다음과 같이 반복적으로 계산할 수 있다.

$$\sigma_l^2(n) = \beta \sigma_l^2(n-1) + (1-\beta) [ e_l^2(n) + W_l^2(n) ] \dots\dots\dots (20)$$

여기서  $\beta$ 는 smoothing parameter로 이득상수  $\alpha$ 와 다음과 같은 관계가 있다.

$$\alpha = 1 - \beta, \quad (0 < \beta < 1) \dots\dots\dots (21)$$

따라서 식(19)는

$$K_l(n+1) = K_l(n) + \frac{1-\beta}{\sigma_l^2(n)} [ e_l(n) (W_{l-1}(n) + W_l(n)e_{l-1}(n-1)) ], \quad 1 \leq l \leq M \dots\dots\dots (22)$$

인 적응 LMS 격자 알고리즘이 된다.

#### IV. 컴퓨터 시뮬레이션 및 평가

본 연구에서는 준 주기적이고 비정상적인 특정 대기오염물질의 예측정도를 시뮬레이션 하기 위하여 one-step(1시간) 전방예측기에 다음의 입력신호를 이용하여 VAX11 컴퓨터와 IBM PC로써 시뮬레이션 하였다.

1) peak-peak 전압이 +4.5에서 -4.8이고 주파수가 60Hz 인 정현파를 샘플링주파수 2KHz로 샘플링한 데이터.

2) 1980년 11월 14~20일까지 7일간 한 시간단위로 연속 측정된 일산화탄소(CO) 농도(ppm) 데이터로써 일본의 KIMOTO전자(주)의 자료를 이용하였다.

그림 4(a)는 본 연구에서 사용한 적응격자 알고리즘의 예측능력을 검토하기 위하여 사용한 주기적인 입력신호로 1)의 데이터이다. 그림 4(b)는 one-step 예측기를 통과한 예측데이터이다. 이 때에 예측기의 단수는 8 단이고 smoothing parameter는 0.999로 하여 입력데이터는 200개까지 입력시켰다. 그림 4(b)에서 예측데이터의 초기치가 왜곡된 것은 과거 입력데이터에 관계되기 때문에 각 단의 반사계수들이 적응하지 못했기 때문이다. 그림 4(c)는 현재의 예측

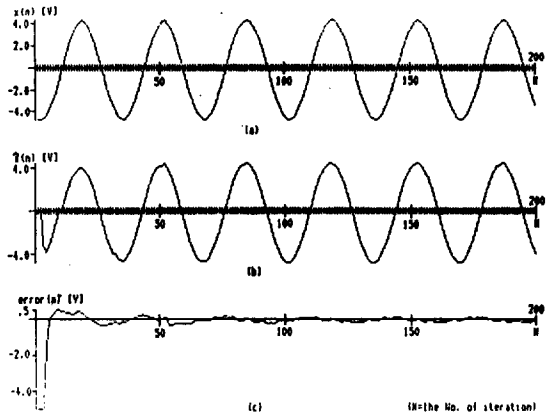


Fig.4 (a) periodic input to one-step predictor. (b) one-step prediction value and (c) error of the predictor. (8-stage lattice,  $\beta = 0.999$ ,  $n = 200$ )

기 출력과 one-step 앞의 입력신호와의 오차를 나타낸다. 여기서 예측기의 출력데이터 10~200 사이 데이터 처리한 결과 최소오차는 -0.33, 최대오차는 0.44 이었고 평균오차는 -0.02로 나타났다. 따라서 주기적인 입력신호에서의 예측능력은 그림 4에서 보는바와 같이 입력신호에 잘 일치함을 알 수 있다.

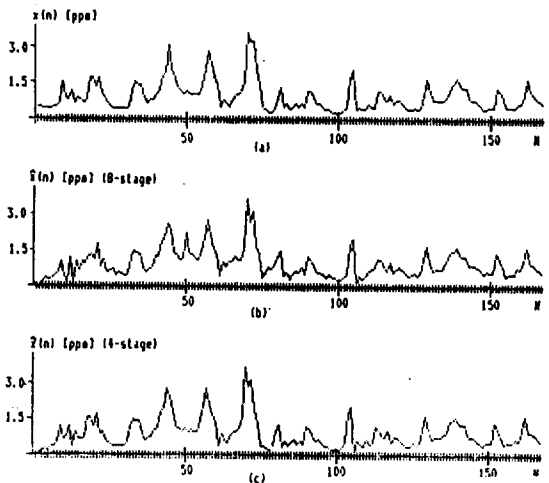


Fig.5 prediction results for CO environmental data. (a) CO gas concentration(ppm). (b) prediction CO gas by 8-stage. (c) 4-stage. (Beta = 0.999)

다음으로 그림 5는 실질적인 특정 대기오염물질 CO 농도(ppm)의 예측을 실현할 수 있음을 보여주고 있다. 그림 5(a)는 앞에서 언급한 7일간의 데이터 190개의 변화상태를 나타냈고, CO 농도는 최대 3.6ppm, 최소 0.2ppm 그리고 평균이 0.75ppm이다. 그림 5(b)는 예측기의 st-

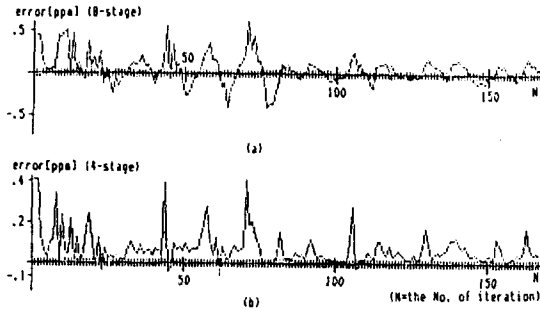


Fig. 6 Prediction error of CO gas data.  
a) : 8-stage b) : 4-stage

age 을 8로 하여 one-step 예측한 CO 데이터이며 그림 5(c)는 4-stage의 예측 CO 데이터이다. 이들의 통계적 데이터는 표 1에 나타나 있다.

그림 6(a)와 (b)는 각각 그림 5(b)와(c)의 예측오차를 나타내고 있다. 표 2는 예측오차의 통계적인 데이터이다. 그림 6과 표 1에 나타나는 바와같이 stage가 높은 쪽이 평가 지표인 평균 오차가 적음을 알 수 있다. 8-stage을 갖은 one-step 예측기의 경우 평균오차가 0.04로 나타났다. 준 주기적 입력 신호이고 비정상적인 대기 중의 일산화탄소를 예측하는 예측기로서 기능이 우수함을 표 1과 그림 6을 통해서 확인 되었다. 또한 stage 수에 관계없이 각단의 평균 최적 반사계수는 다음과 같았다.

- $K_1^* = 0.9029$
- $K_2^* = -0.0955$
- $K_3^* = 0.0654$
- $K_4^* = 0.0070$
- $K_5^* = 0.1489$
- $K_6^* = 0.1185$
- $K_7^* = 0.1475$
- $K_8^* = 0.1641$

table 1. the data for stage of the predictor. (bata = 0.999)

	input	prediction data		prediction error	
		CO gas	4-stage	8-stage	4-stage
min	0.2	0.0	0.0	-0.13	-0.67
mean	0.75	0.67	0.7	0.07	0.04
max	3.6	3.57	3.5	0.42	0.57

## V. 결 론

임의의 장소에서 관측한 CO gas의 데이터를 적용 LMS 격자 알고리즘으로 시뮬레이션한 결과 평균예측오차가 8-stage의 경우 0.05 정도로 적었다. 이는 예측기의 구성에 중요한 의미를 갖는다.

본 연구에서는 디지털 신호처리의 알고리즘이 준 주기적이고 비정상적인 대기 중의 특정 오염 물질을 one-step(1시간) 전방에서 예측 가능함을 보여주었다. 그리고 특정 대기오염물질의 결합 여부를 판단케 하는 경제정보처리망을 구성하는데 크게 기여하리라 전망된다.

현재 본 연구실에서는 앞서 언급한 알고리즘을 하드웨어화 하여 여러가지 대기오염 데이터(SOx, NOx, O3 등)를 중앙집중 감시 및 제어할 수 있도록 시스템을 개발중에 있어 앞으로의 환경정보처리 시스템을 보다 나은 시스템이 될 수 있도록 설계, 제작하고 있다.

(原稿接受 '86.10.20)

## 参 考 文 献

1. 李斗護, (1986), 환경보전의 기본방향, 대기보전학회지, 2, 1, 1~9.
2. 권숙표, (1986), 올림픽과 대기오염, 동아약보, 202, 2~3.
3. A. Papakyriazis, 1985, estimation control in dynamic models with applications to environmental modeling, INT. J. systems SCI., 16, 7, 901-907.
4. A. Kikuchi, S. Omatu and T. Soeda, 1979, applications adaptive digital filtering to the data processing for the environmental system, IEEE Trans, ASSP., ASSP-27, 6, 790-803
5. J. Makhoul, (1977), Stable and efficient Lattice methods for linear prediction, IEEE Trans, ASSP., ASSP-25, 5, 423-428.
6. N. Ahmed, Handbook of engineering applications of digital signal processing, Academic Press.