

## Data Assimilation Techniques Applied to Estimate the Dispersion of the Pollutant in the Atmosphere

### 자료동화기술을 이용한 대기중 오염물질 확산평가

M.H. Han, H.J. Jeong, E.H. Kim, K.S. Suh, W.T. Hwang and S.M. Lee  
Korea Atomic Energy Research Institute, 150 Duck-Jin Dong, Yusung-Ku, Daejeon

한문희, 정효준, 김은한, 서경석, 황원태, 이선미  
한국원자력연구소, 대전광역시 유성구 덕진동 150번지

#### Abstract

The estimation of the diffusion coefficients of the Gaussian plume model and the release rate by assimilation of tracer-gas measurements on Younggwang site was tested. Diffusion coefficients were modified by linear programming of both the measurements and the simulated using the Gaussian plume model. The application of the modified diffusion coefficients improved the prediction ability of the Gaussian plume model on both 3 km and 8 km arc lines. And, the release rate of tracer gas was estimated using least squares method. The optimal source rate was estimated by minimizing the errors between the measured concentrations and the computed ones by the Gaussian plume model. The obtained release rate showed a good agreement with the real release rate of the Younggwang experiment in 24%.

**Key Words** : Data Assimilation, Diffusion Coefficient, Release Rate, Linear Programming, Least Squares Method

#### 요약

영광부지의 추적자 확산실험결과의 자료동화를 통하여 Gaussian plume 모형의 확산인자의 수정과 추적자 방출률 평가를 수행하였다. 부지 주변의 여러 지점에서 관측한 실험결과에 선형계획법을 적용하여 확산평가에 있어서 가장 불확실성이 크다고 알려진 확산인자를 수정하였다. 원자력 비상시 초기 대응평가에 사용되는 정보 가운데 가장 큰 불확실성을 포함한 선원항 정보를 추적자 농도 분포로부터 추정하였다. 실험 당시의 추적자 방출량을 모른다고 가정하고 Gaussina plume 모형의 예측치와 확산실험의 실측치를 이용한 최소자승법을 적용하여 방출률을 추정하였다. 확산인자를 수정한 후 Gaussian plume 모형의 예측력은 방출점으로 3km 및 8km 떨어진 포집선 두 경우 모두 증가하는 것으로 나타났다. 실험당시의 방출률을 모른다고 가정하고 관측지점의 농도에 최소자승법을 적용한 결과 24%이내에서 실제 방출률을 양호하게 추정하고 있음을 확인할 수 있었다.

**중심단어** : 자료동화, 확산인자, 방출률, 선형계획법, 최소자승법

## 1. 서 론

환경에 누출된 오염물질의 영향은 측정된 자료와 모형 예측 결과를 토대로 평가할 수 있다. 그런데 측정 자료는 시공간적으로 제약을 받고, 모형 예측결과는 사용된 수식과 변수들에 기인한 불확실성을 포함하게 된다. 모형을 이용하여 환경영향을 평가하는 경우 실제 관측된 결과와 차이를 나타낼 수 있다. 이는 자연현상의 수식화 과정에서 발생할 수 있는 모형의 한계와 모형의 입력자료 및 확산인자의 부적절한 사용에 기인한다. 따라서 제한된 측정값을 이용하여 모형 예측의 불확실성을 최소화하기 위한 연구가 진행되어 왔다. 오염물질의 대기중 거동은 기상자료를 반영하여 수학적으로 묘사된 확산 모형을 이용하여 평가한다. 비교적 평가 기간이 긴 경우에는 정상상태를 가정한 Gaussian Plume 모형이 사용되고 있다. 사고의 경우에는 실시간 평가를 위해 선원항의 시변(time varying)상태와 실시간 기상장을 고려한 동적모형이 사용된다.

평가대상 지역에서 관측된 자료를 이용하여 모형의 예측력을 증가시키는 방법은 관측자료를 모형으로 피드백(Feedback)하여 모형이 가지고 있는 불확실성을 줄여가는 방법이 있을 수 있다. 이러한 기술을 자료동화(Data assimilation)라 하며 기상현상의 예측을 비롯하여 해양환경의 평가, 대기 오염물질의 거동 해석 및 수문자료의 해석 등의 환경 일반에 널리 쓰이고 있다[1-2]. 자료동화 기술에는 관측벡터를 이용하여 시스템 방정식을 설정한 후 관측값과 예측값의 차이를 이용하여 시스템 방정식을 쇄신하는 순환알고리즘인 칼만필터링(Kalman filtering) 방법을 비롯하여 [3-4], 단순히 관측값과 예측값의 오차를 최소화하도록 모형 입력값의 수정을 유도하는 최소자승법(least squares method) [5], 어느 시간의 관측 자료가 전후 시간의 관측치에 영향을 주고 받는다고 가정하여 기상자료 및 대기환경의 예측에 이용되고 있는 4-DVAR 방법(4 dimensional variational method) [6] 등이 있다.

본 연구에서는 영광부지 추적자확산 실험자료를 이용하여 Gaussian plume 모형의 확산인자를 수정하였다. 또한 여러 지점에서 실측된 추적자 농도를 이용하여 정상상태의 선원항을 추정할 수 있는 기술을 개발하여 환경영향평가에 자료동화 기술의 활용가능성을 검토하였다.

## 2. 자료동화기술

모형 예측의 불확실성을 최소화하기 위해 측정자료를 모형 예측에 반영하는 기술을 포괄적으로 자료동화 기술이라 칭할 수 있다. 자료동화에는 최소자승법, 전이함수모형, 인공신경망, 칼만필터링 그리고 유전자 알고리즘 등 다양한 기술이 적용되고 있다. 본 연구에서는 최소자승법과 칼만필터링의 개념과 활용현황을 소개한다.

### 2.1 최소자승법

최소자승 추정법은 최소분산추정법의 일종으로 통계적인 가정에 의존하지 않는 방법이기 때문에 다른 자료동화 기법에 비해 그 적용이 비교적 용이하다. 관측된 자료들과 모형이 계산한 계산값의 차를 최소화하도록 모형의 입력치를 수정하는 것으로 시스템 방정식은 식 (1)이나 식 (2)의 형태로 표시할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} & \cdots & h_{1n} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} & \cdots & h_{2n} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} & \cdots & h_{3n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{i1} & h_{i2} & h_{i3} & \cdots & h_{in} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \\ \vdots \\ z_n \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$Hx = z \quad (2)$$

여기서 H는 관측연산 행렬, x는 상태벡터를 의미한다. 위와 같은 시스템 방정식에서 상태벡터 x의 추정치를  $\hat{x}$ 라고 하면 관측오차의 추정치는  $H\hat{x} - z$ 이다. 이러한 관측오차를 Euclidean vector norm의 형태인  $|H\hat{x} - z|$ 와 같이 나타낼 수 있다. 따라서 오차의 제곱항은 식 (3)과 같이 표현 가능하다.

$$\begin{aligned} \epsilon^2(\hat{x}) &= |H\hat{x} - z|^2 \\ &= \sum_{i=1}^m \left[ \sum_{j=1}^n h_{ij} \hat{x}_j - z_i \right]^2 \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 상태벡터의 추정벡터인  $\hat{x}_1, \hat{x}_2, \hat{x}_3, \dots, \hat{x}_n$ 은 미분가능 형태이다. 오차의 제곱항을 상태벡터항으로 미분한 값이 0을 만족하는 방정식의 해를 구하면 오차를 최소로 하는 상태벡터의 추정치를 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} 0 &= \frac{\partial \epsilon^2}{\partial \hat{x}_k} \\ &= 2 \sum_{i=1}^m h_{ik} \left[ \sum_{j=1}^n h_{ij} \hat{x}_j - z_j \right] \end{aligned} \quad (4)$$

위의 식 (4)에서  $k = 1, 2, 3, \dots, n$ 일 때 식 (4)의 후반부는 식 (5)와 같이 나타낼 수 있으며 이를 이용하여 식 (4)를 수정하면 아래의 식을 얻을 수 있다.

$$\sum_{j=1}^n h_{ij} \hat{x}_j - z_j = \{H\hat{x} - z\}_i \quad (5)$$

$$\begin{aligned} 0 &= 2H^T[H\hat{x} - z] \\ &= 2H^TH\hat{x} - 2H^Tz \end{aligned} \quad (6)$$

여기서,  $H^T$ 는 H의 전치행렬을 나타내며 식 (6)으로부터 식 (7)을 얻게 된다.

$$H^TH\hat{x} = H^Tz \quad (7)$$

여기서  $H^TH$ 는 그래미 행렬(Gramian matrix)을 나타내며 추정상태벡터  $\hat{x}$ 의 해는 식 (8)과 같이 표현된다.

$$\hat{x} = (H^TH)^{-1}H^Tz \quad (8)$$

## 2.2 칼만필터링

동적 시스템의 모르는 정보를 측정치를 이용하여 평가하기 위한 수학적 도구로, 통계평가 이론 중 20세기 가장 위대한 발견으로 알려진 방법이다. 측정값으로부터 실체를 유추하여 실체에 대한

정보를 확률분포로 표현한다. 구하고자 하는 변수  $x$ 의 최적 평가값  $\hat{x}$ 은 아래의 식들을 순환하여 얻을 수 있다.

$$\text{측정값 반영 전 } x \text{의 estimate :} \quad (9)$$

$$\text{Variance of the error in } \bar{x} : \quad \bar{P} = P\Phi^2 + Q \quad (10)$$

$$\text{측정값 반영 후 } x \text{의 estimate :} \quad \hat{x} = \bar{x} + K[y(1) - \hat{y}] = \bar{x} + K[y(1) - M\bar{x}] \quad (11)$$

$$\text{variance of the error in } \hat{x} : \quad P = \bar{P}(1 - KM)^2 + RK^2 \quad (12)$$

$$K = M\bar{P}(\bar{P}M^2 + R)^{-1} \quad (13)$$

여기서  $\Phi$ 와  $M$ 은 각각  $x$ 의 평가값과 측정값  $y$  표현에 사용되는 상수,  $Q$ 와  $R$ 은 각각  $x$ 의 평가값과 측정값  $y$ 의 오차의 분산 그리고  $K$ 는 Kalman gain을 나타낸다.

### 2.3 외국의 적용사례

다양한 적용 사례 가운데 방사성물질의 대기중 확산과 피해예측과 관련된 연구를 조사하였다. 스위스에서는 추적자 실험결과에 최소자승법을 적용하여 추적자 실험 당시의 추적자 가스 방출률을 평가하였다. 스위스 북부 원전부지에서 수행된 SIESTA 실험의 풍하방향 5 Km에서 30km 사이의 6개의 arc 라인의 105개 관측자료를 이용하여 선원항 추정을 시도한 결과 일정 방출의 경우 2배 이내에서 실제와 일치하는 것으로 나타났다[7].

미국의 LLNL 에서는 Savannah River Lab.에서 실시한 추적자 실험결과에 회귀방법을 적용하여 선원항 방출률을 평가하였다. 회귀방법은 모델 입력변수를 합리적인 불확실성 범위 안에서 변화시켜 가면서 측정값과 예측 농도 사이의 일치를 최적화시켜준다. 평가결과 측정된 추적자 방출률을 일반적으로 2배 이내에서 실제값과 일치하는 것으로 나타났다[5].

유럽공동체에서는 환경으로 방사능이 누출되는 경우 모델 예측결과와 방사선/능 감시자료 및 관측자료 사이의 연계를 통해 효율적인 대응책 수립 지원을 목적으로 칼만필터를 적용한 연구를 수행하였다. 연구의 주목적은 자료동화 기술개발을 통하여 유럽 방사능방재체제인 RODOS의 예측 능력을 향상시키기 위함이다[8].

## 3. 영광부지 추적자 실험결과의 자료동화

본 연구에서는 한국원자력연구소에서 실시한 국내 원전부지에서의 추적자 실험 가운데 추적자 농도분포가 정규분포와 가장 유사한 1996년 실시된 영광부지 실험결과를 적용하였다. 실험 당시 추적자 가스로 사용한 SF6의 방출량은 115.2kg/hr였고 총방출량은 172.8kg이었다. 평균풍속은 1.684m/s였으며 대기안정도는 Pasquill-Gifford 분류로 B 등급이었다. 본 연구에서는 영광부지 실험결과의 자료동화를 통하여 Gaussian Plume 모형의 확산계수 평가와, 추적자 가스의 방출률을 모르는 경우로 가정한 방출률 평가를 실시하였다. Fig. 1에 영광부지 지형도와 실험 당시 포집기를 배치했던 추적자 포집점 분포를 나타냈다.

### 3.1 선형계획법을 이용한 Gaussian plume 모형의 확산인자 수정

Gaussian 모형을 이용하여 포집점에서의 농도를 계산하기 위하여 방출점을 중심으로 하여 풍하방향으로 0.1km부터 20km구간을 10m간격으로 구분하고, 수직성분인  $y$ 는 상하측 5km씩 총 10km의 구간을 10m로 구분하여 1,990×1,000×1의 격자(grid)를 구성하여 지상에서의 추적자 농도가 10m×10m단위로 계산되도록 하였다. 지표면에서 높이 방향인  $z$ 는 샘플의 포집점이 지표면인 점을 감안하여 격자를 구분하지 않고 하나의 볼륨으로 간주하였다.

확산인자  $\sigma_y$  및  $\sigma_z$ 는 식(14)와 (15) 그리고 Table 1에 제시한 상수값으로 계산하

였다[9]. 모든 계산은 MATLAB 6.5를 이용하여 M화일로 작성하였으며, 1,990×1,000×1격자 (grid)의 농도값이 한번의 계산을 통하여 이루어지도록 하였다.

$$\sigma_y = a x^{b+c \ln x} \quad (14)$$

$$\sigma_z = d x^{e+f \ln x} \quad (15)$$

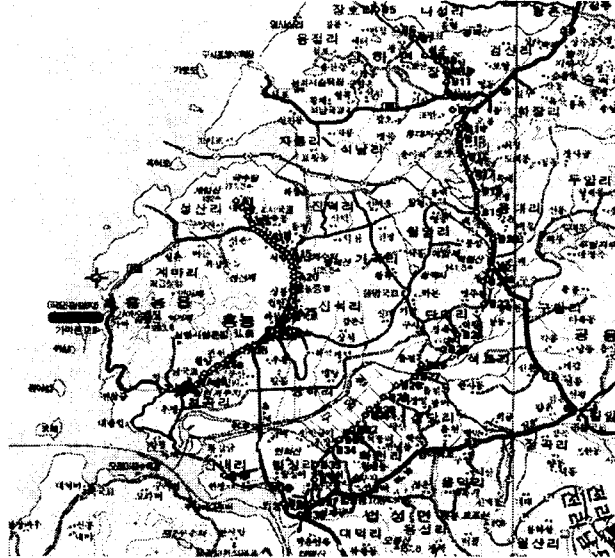


Fig. 1. Sampling Points around Younggwang Site

Table 1. Variables used in evaluating the horizontal dispersion parameter,  $\sigma_y$ , and vertical dispersion parameter,  $\sigma_z$ , for atmospheric Gaussian plume modeling

Stability class	Sigma y			Sigma z		
	a	b	c	d	e	f
B	154.7	0.8932	-0.006271	109.8	1.064	0.01163
B <sup>1</sup>	154.6987	0.6622	-0.003135	109.7996	1.015	0.00581
B <sup>2</sup>				109.74407	0.59660	0.01739

B : Parameters for P-G equation

B1 : Modified parameters for P-G equation(Sigma y applied at 0km≤x≤10km, Sigma z applied at 0km≤x≤3km)

B2 : Modified parameters for P-G equation(Sigma z applied at 3km≤x≤10km)

Gaussian 모형은 지표면의 성질이 균질한(homogeneous) 지역을 적용대상으로 하나 본 실험이 이루어진 영광원자력시설은 토지이용이 균질한 지역으로 보기에는 무리가 있다. 따라서 격자형 가우시안 모형을 이용한 정확한 농도예측을 위해서는 확산폭을 결정하는 방법을 단순히 P-G방법에 의존하기보다는 실측된 데이터를 이용한 지형특성을 반영된 식으로 변환하여 모형의 예측력을 살펴보았다. 확산인자를 수정하기 위한 최적화 함수는 관측값과 실측값의 차이의 합을 최소로 하는 목적함수를 설계하였다. 관측값과 계산값의 차이의 절대값을 취해 유클리디안 거리의 개념으로 표시한 것은 관측값과 계산값의 차이의 쌍의 합이 양의 값과 음의 값의 상쇄로 인해 실제로 차이가 크에도 불구하고 "0"에 근접하는 효과를 방지하기 위함이다. 풍하방향에 길이 방향으로의

수직 확산인자인  $\sigma_y$ 와 높이방향으로의 수직 확산인자인  $\sigma_z$ 의 값이 비음 (non-negative)조건을 만족시키도록 한 것은 어느 순간에도 대기중에서 추적자인 SF6입자가 정지하지 않고 진행한다고 가정한 것이다. 한편, 가우시안 모형에서 확산의 정도 및 형태를 결정하는  $\sigma_y$  및  $\sigma_z$ 를 직접적으로 정의하는 P-G식의 파라미터인 a, b, c 및 d, e, f는 P-G식에서 대기안정도의 등급에 따라 제시하는 값의 범위에서 최대 50%를 초과하지 않는 범위에서 설정하였다. 이는 과도한 파라미터의 조정으로 인해 상위개념으로 설정한 대기안정도의 개념을 파괴하지 않기 위함이다.

$$\text{Min. } Z = |C_1 - P_1| + |C_1 - P_2| + \dots + |C_n - P_n| \quad (16)$$

subject to

$$\sigma_y > 0$$

$$\sigma_z > 0$$

bounded to

$$0.5 \times \text{P-G value} < a, b, c < 1.5 \times \text{P-G value}$$

$$0.5 \times \text{P-G value} < d, e, f < 1.5 \times \text{P-G value}$$

위와 같은 목적함수의 최적화를 위한 해를 구하는 방법은 카마카의 투영축적법(Karmarkar's projective scaling algorithm), 심플렉스법(simplex method) 및 도표해법(graphical method) 등이 사용되고 있다[10,11]. 도표해법은 2차원선상에 작성된 도표를 통하여 분석하는 것으로 의사결정변수의 수가 둘일 경우에만 사용가능하며 변수의 수가 셋 이상일 때에는 평면좌표에 제약 조건과 풀이결과를 나타내기 힘들다. 따라서 변수와 제약조건의 수가 많을 때에는 일반적으로 컴퓨터를 이용한 심플렉스법이 사용되는데 본 연구에서도 심플렉스법을 이용하여 해를 구하였다 (Table 1의 B1, B2). 이를 이용한 각 지점별  $\sigma_y$  및  $\sigma_z$ 를 Table 2에 나타내었다.

Table 2 Dispersion range of the  $\sigma_y$  and  $\sigma_z$  for the P-G and modified P-G

	x좌표	y좌표	sigma y		sigma z	
			P-G	Modified	P-G	Modified
A-line	3,732	314	496.1639	368.0542	454.8918	422.6714
	3,669	410	488.8124	363.9783	446.4943	415.3163
	3,510	570	470.1808	353.5795	425.3751	396.7775
	3,402	634	457.4596	346.4205	411.0921	384.2049
	3,831	91	507.6818	374.4100	468.1210	434.2400
	2,680	-1,899	370.8972	296.2848	316.9905	300.5987
	2,032	-2,432	290.5083	247.0214	234.8401	226.2990
	3,243	826	438.6301	335.7321	390.1584	365.7256
B-line	7,620	-295	924.7424	2,026.9923	999.6141	396.0286
	7,528	-834	915.0457	1,898.9634	986.2135	392.8326
	6,807	-1,779	838.4323	1,131.5998	881.9561	367.3894
	6,429	-2,029	797.7992	859.1550	827.8587	353.7464
	5,469	-3,100	692.9904	423.3658	692.3373	318.0083
	7,795	84	943.1400	2,293.6017	1,025.1632	402.0783
	7,394	1,866	900.8911	1,726.2238	966.7339	388.1579
	6,373	5,082	791.7505	824.6371	819.8784	351.7060

모형이 계산한 값과 추적자 확산실험을 통하여 얻어진 값을 비교해 보면 방출점에서 3km근방에 위치한 지점이 방출점에서 상대적으로 거리가 먼 8km 근방보다 P-G방법, 선형계획법에 의해 수정된 P-G방법 모두 양호한 예측력을 나타내고 있음을 알 수 있다. 격자형 가우시안 플룸모델에 의한 예측의 정확도는 방출점에서 가까운 A-line이 우세한 것으로 판단된다. 수정된 확산인자

를 적용한 경우 3km, 8km 모두 모형의 예측력이 증가하였으며 소스에서 가까운 3km 근방은 일치도 계수 및 상관계수가 거의 1에 근접함을 확인할 수 있었다(Table 3). 그러나 8km 근방의 값들은 수정된 확산인자를 적용한 경우 P-G방법보다는 일치도계수, 상관계수등이 증가하고 평균 제곱오차는 감소하였으나, P-G방법 및 선형계획법에 의해 수정된 P-G방법 모두 방출점에서 거리가 증가함에 따라 예측력은 감소하고 있음을 확인할 수 있었다.

Fig. 2는 가우시안 모형의 확산인자를 결정하는 전통적인 방법인 P-G방법으로 계산된 풍하방향의 지표농도와 선형계획법을 이용하여 수정한 확산인자를 이용한 추적자의 농도를 나타내었다. 풍하방향의 농도변화를 직접 비교하기 위하여 y방향으로의 확산은 배제하고 표시하였다. 지표에서의

Table 3 Coefficients of the forecasting ability for the P-G and the modified P-G.

	A-line		B-line	
	P-G	Modified	P-G	Modified
AI	0.8839	0.9772	0.6223	0.7556
r	0.8877	0.9656	0.5818	0.6882
RMSE	7.7793	4.0281	4.5876	3.9278

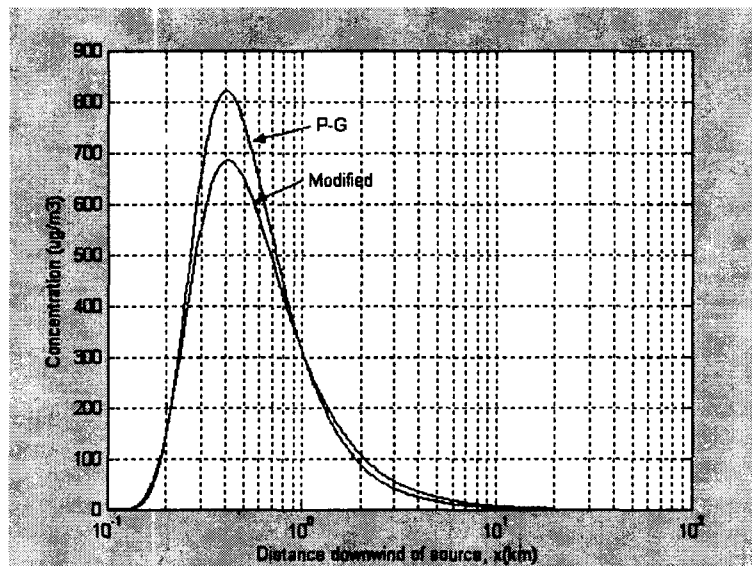


Fig. 2. Concentration of downwind according to the atmospheric stability

최고농도는 400m 근방에서 나타나고 있으며 P-G방법으로 계산된 농도는  $819\mu\text{g}/\text{m}^3$ 이었으며, 수정된 확산인자를 적용한 경우는  $684.5\mu\text{g}/\text{m}^3$ 를 나타내었다. 이는 가우시안 모형이 장애물이 없는 평평한 지형을 가정한 것이나 수정된 확산인자에는 실제 지형적인 영향에 의한 확산특성의 국지적 변화가 반영된 것으로 판단된다.

### 3.2 최소자승법에 의한 선원항의 추정

가우시안 모형으로 계산한 추적자의 농도값과 실제 샘플링한 시료를 분석한 결과값과의 비교를 통하여 이들간의 오차를 최소로 하는 선원항  $x$ 를 계산하도록 Fig. 3과 같이 반복계산을 실시하였다. 본 연구에서는 추적자를 일정시간 동안 동일한 양을 연속적으로 방출하였으므로  $x$ 행렬은 시간에 관계없이 동일한 값으로 가우시안 모형으로 입력된다. 열벡터(column vector)인  $z$ 와  $y$ 의 열벡터는 Table 4의 A와 B에 해당되는 행렬이다.

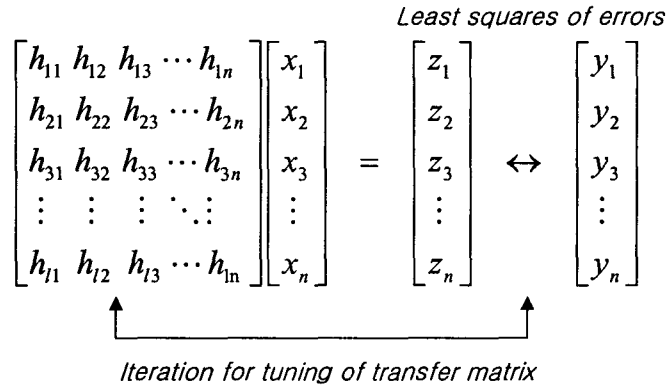


Fig. 3. Schematic diagram of least squares method.

Table 4 Gaussian-calculated and measured concentrations for selected coordinates to estimate source term

x(m)	y(m)	predicted; A( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	measured; B( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )
3,732	314	21.9209	26.9764
3,669	410	19.4775	15.3130
3,510	570	14.4814	10.4902
3,402	634	12.2855	10.8210
3,831	91	25.0369	45.3440
2,680	-1,899	0.0001	1.4500
2,032	-2,432	5.2720E-14	0.0469
3,243	826	5.9845	3.0361
7,620	-295	6.2443	7.4361
7,528	-834	4.4425	16.2586
6,807	-1,779	0.8644	4.2117
6,429	-2,029	0.3620	0.0693
5,469	-3,100	0.0006	0.0038
7,795	84	6.2571	2.3331
7,394	1,866	0.8162	0.0284
6,373	5,082	1.0579E-08	0.1493

화학물질의 누출이나 방사성 물질의 사고시, 대기확산 모형의 입력인자인 초기 선원항은 정확하게 알려지지 않는 경우가 많으므로 본 연구에서는 초기 선원항을 사고가 발생하지 않았다는 전제하에 0으로 가정하고 오차의 역전파를 통하여 선원항인 상태벡터와 관측행렬이 조정되도록 반복 계산하였다. 시료의 분석결과의 단위가  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 이므로 모형의 입력인자인 선원항이  $\mu\text{g}/\text{sec}$ 의 단위를 가지도록 하였다. 따라서, 실제 방출률인 115.2 kg/hr은 32,000,000  $\mu\text{g}/\text{sec}$ 에 해당된다. 초기 선원항을 0으로 가정했을 때의 각 관측지점에서의 오차의 제곱합은 3599.61이었다.

Table 4의 A 및 B를 이용하여 최소자승법에 의해 추정된 선원항은 39,783,163  $\mu\text{g}/\text{sec}$ 이었으며 이때의 오차의 제곱합은 535.23으로 나타났다. 이것은 실제 방출된 추적자의 1.24배에 해당하는 것으로 최소자승법의 의한 선원항 추정이 상당히 양호한 결과를 나타냄을 증명하여 준다.

#### 4. 요약 및 결론

본 연구에서는 영광부지 추적자 확산실험 결과를 이용하여 Gaussian Plume 모형의 확산인자를 선형계획법을 이용하여 수정하였으며, 미지의 선원항을 최소자승법을 이용하여 추정하였다. 가



우시안 모형의 확산을 평가하는 대기안정도에 따른 확산폭을 결정하는 P-G방법은 방출점으로부터 멀어질수록 P-G에 의한 확산인자의 정확성이 떨어지는 것으로 나타났는데 이를 수정하기 위하여 관측값과 실측값의 차이를 최소화시키는 목적함수를 설정하고 이를 만족시키는 해를 구한 후, P-G식을 수정하여 가우시안 모형을 수행한 결과 예측의 정확도가 향상됨을 확인할 수 있었다. 또한 추적자 확산실험 자료에 최소자승법을 적용하여 선원향을 추정하였다. 추적자 확산 실험 자료 중 결측이 발생하지 않은 양호한 자료를 선택하여 실험오차에 의한 오차의 전이를 최소화하였으며 초기 조건은 선원향을 "0" 으로 설정하였다. 관측지점의 추적자 농도를 이용하여 선원향이 수정되도록 프로그램을 작성하였다. 오차의 역전파를 통하여 계산된 선원향은 실제 확산실험에 적용된 값보다 24 %정도 큰 값으로 나타나 비교적 근사하게 실제값을 추정하고 있는 것으로 판단되었다.

#### 참고문헌

1. M.J. Bell, R.M. Forbes and A. Hines, "Assessment of the FOAM global data assimilation system for real-time operational ocean forecasting", *Journal of Marine Systems*, 25(1), 1-22(2000)
2. W.F. Dabberdt and E. Miller, "Uncertainty, ensembles and air quality dispersion modeling: applications and challenges", *Atmospheric Environment*, 34(27), 4667-4673(2000)
3. G.E. Serafy, R.H. Eskes and H. Kelder, "Assimilation of 3D ozone field in global chemistry-transport models using Kalman filter", *Advances in Space Research*, 30(11), 2473-2478(2002)
4. X.F. Zhang and A.W. Heemink, "Data assimilation in transport models", *Applied Mathematical Modelling*, 21(1), 2-14(1997)
5. L.L. Edwards, R.P. Freis, L.G. Peters and P.H. Gudiksen, "The use of nonlinear regression analysis for integrating pollutant concentration measurements with atmospheric dispersion modeling for source term estimation" *Nuclear technology*, 101, 168-180(1993)
6. H. Elbern, H. Schmidt, O. Talagrand and A. Ebel, "4D-variational data assimilation with an adjoint air quality model for emission analysis", *Environmental Modelling & Software*, 15(6-7), 539-548(2000)
7. M. Hutter-Keller and V.R.D. Herrnberger, "Testing a source rate estimation method by application to a dispersion experiment" *Atmospheric Environment*, 31(20), 3283-3290(1997)
8. C. Rojas-Palma et. al., Technical framework and practical considerations for data assimilation in off-site nuclear emergency management, DAONEM DIKR-CT-2000-00025 (2001)
9. G.A. Davidson, A modified power-law representation of the Pasquill-Gifford dispersion coefficients, *Journal of the Air & Waste Management Association*, 40, 1146-1147(1990)
10. S.C. Chapra, R.P. Canale, *Numerical Methods for Engineers: 3rd edition*, McGraw-Hill Inc(1997).
11. S.C. Albright, W.L. Winston, C. Zappe, *Data analysis & decision making with Microsoft Excel*, Duxbury press(2002)