Journal of RADIATION INDUSTRY
Vol. 20, No. 2, pp. 185-194, 2026
https://doi.org/10.23042/radin.2026.20.2.185

Original article

원전사고 시 Kriging 보간법 기반 선량분포 추정을 위한 최적의 실험적 베리오그램 모델 도출

유동수[1] · 곽동규[1] · 이대호[1] · 김광표[1,*]

[1]경희대학교 원자력공학과

Optimal Experimental Variogram Estimator for Kriging-Based Radiation Dose Distribution Prediction During Nuclear Power Plant Accidents

Dong Soo Yoo[1], Dong Gyu Kwak[1], Dae Ho Lee[1], and Kwang Pyo Kim[1,*]

[1]Department of Nuclear Engineering, Kyung Hee University, 1732 Deogyeong-daero, Giheung-gu, Yongin-si, Gyeonggi-do 17104, Republic of Korea

ABSTRACT Workers in nuclear power plants may be exposed to radiation under various conditions; therefore, exposure management through dose assessment is required. However, lack of information in accident situations may limit assessment accuracy. To address this limitation, Kriging has been employed because it reduces estimation error using the experimental variogram. However, the estimation results vary depending on the experimental variogram estimator, as each estimator derives different weighting factors. Therefore, identifying the optimal experimental variogram estimator for dose distribution prediction is essential. In this study, we conducted comparisons among experimental variogram estimators through the following steps: (1) analysis of Kriging-based dose distribution prediction algorithm, (2) analysis of experimental variogram estimators, and (3) comparative evaluation of experimental variogram estimators using dose rate data. Four estimators—Matheron, Dowd, Cressie-Hawkins, and Genton—were applied to the pre-developed Kriging-based dose distribution prediction algorithm to evaluate dose rates in the waste drum storage area. The estimators were compared in terms of dose rate distribution, mean error, and evaluation time. The results indicated that Matheron and Genton produced dose rate distributions similar to those obtained using Monte Carlo method in high dose rate regions. Genton exhibited the lowest mean error, but required evaluation times that were 3.8-16.7 times longer than those of the other estimators. Based on these findings, the optimal variogram estimator should be selected according to the assessment objective: Matheron is recommended when efficiency is prioritized, whereas Genton is preferred when accuracy is of primary importance. The results of this study can serve as a guideline for selecting an appropriate experimental variogram estimator in radiation dose distribution prediction.

Key words: Kriging, Experimental variogram estimator, Dose distribution prediction, Measurement

1. 서 론

원자력발전소 내 작업자는 정상운전, 정비작업, 사고대응 등 다양한 상황에서 방사선에 노출되며, 선량평가를 통한 피폭 관리가 요구된다[1]. 그러나 원전사고와 같은 일부 상황에서는 선량평가에 필요한 정보가 부재할 수 있어 평가 정확성에 한계가 존재한다[2]. 이러한 한계를 보완하기 위해, 측정값만으로 평가지점의 값을 추정할 수 있는 공간보간법이 활용되고 있다[3]. 특히 Kriging 보간법은 통계학적 모델인 실험적 베리오그램(experimental variogram)을 통해 추정오차를 최소화하여 다른 공간보간법에 비해 상대적으로 높은 추정 정확도를 보인다[4].

Kriging 보간법을 통해 방사선량을 추정하는 다양한 연구가 수행되어 왔다. 이대호 등은 Kriging 보간법 기반 선량분포 추정 알고리즘을 개발하여 MicroShield 전산코드와의 비교 검증을 수행하였다[5]. Khuwaileh 등은 Kriging 보간법을 통해 제한된 수의 측정값으로 방사선량 지도를 도출하였다[6]. West 등은 로봇

ISSN 1976-2402 **http://www.ksri.kr/**

Copyright© 2026 by Korean Society of Radiation Industry

***Corresponding author:** Kwang Pyo Kim
Tel: +82-31-201-2560, Fax: +82-31-273-3592, E-mail: kpkim@khu.ac.kr

Received 15 May 2026 **Revised** 8 June 2026 **Accepted** 25 June 2026

으로 수집한 방사선량률을 추정하기 위한 방법으로 Gaussian 기반의 Kriging 보간법을 제안하였다[7]. Yesilkanat 등은 실외 감마선량률 측정값 추정을 위해 Ordinary Kriging 보간법과 Universal Kriging 보간법을 비교하였다[8]. 그 밖에도 Kriging 보간법은 선량맵 개발, 후쿠시마 오염물질 피폭평가, 방사성핵종 위험도 평가 연구에도 활용되었다[9-11]. 또한, Kriging 보간법 기반 추정 정확도를 개선하기 위해 실험적 베리오그램 모델을 비교하는 연구가 다양하게 수행되어 왔다. Kerry 등은 이상치(outlier)로 인해 비대칭성이 생길 때 실험적 베리오그램 경향을 모델별로 분석하였다[12]. Lark 등은 실제 토양 데이터를 활용하여 실험적 베리오그램 모델별 민감도 분석을 수행하였다[13]. Mingoti 등은 Monte Carlo 시뮬레이션을 이용하여 이상치 유무에 따른 실험적 베리오그램 모델별 성능을 비교하였다[14]. Marchant 등은 스위스 Jura 지역의 토양 내 납 함량 조사 데이터에 기반한 실험적 베리오그램 모델별 비교 연구를 수행하였다[15].

Kriging 보간법은 측정값 간의 차이를 통해 실험적 베리오그램을 평가하고, 이를 연속함수로 변환하여 측정값별 가중치를 도출한다. 이에 따라 Kriging 보간법 기반 선량분포 추정 시에는 적용하는 실험적 베리오그램 모델에 따라 가중치가 달라져, 모델별로 추정하는 방사선량률 분포가 상이하게 나타날 수 있다. 그러나 방사선량률 데이터를 활용하여 실험적 베리오그램 모델을 비교하는 연구는 부족한 실정이다. 따라서 방사선량률 데이터를 기반으로 실험적 베리오그램 모델별 선량분포 추정 경향을 비교하고, 선량분포 추정에 적합한 실험적 베리오그램 모델을 도출하여야 한다.

본 연구의 목표는 Kriging 보간법 기반 선량분포 추정을 위한 최적의 실험적 베리오그램 모델을 도출하는 것이다. 이를 위해, 기개발된 Kriging 보간법 기반 선량분포 추정 알고리즘의 수행 절차와 해당 알고리즘이 활용한 실험적 베리오그램 모델을 조사하였다. 또한 다양한 실험적 베리오그램 모델을 분석하고, 각 모델을 기개발 알고리즘에 적용하여 방사선량률 평가를 수행하였다. 방사선량률 평가 데이터를 기반으로 각각의 실험적 베리오그램 모델을 비교하여, 최종적으로 Kriging 보간법 기반 선량분포 추정을 위한 최적의 실험적 베리오그램 모델을 도출하였다.

2. 재료 및 방법

2.1. Kriging 보간법 기반 선량분포 추정 알고리즘 분석

Kriging 보간법 기반 선량분포 추정 알고리즘은 실험적 베리오그램을 통해 측정값별 가중치를 도출하여 평가지점에서의 방사선량을 추정하는 알고리즘이다. 해당 알고리즘은 1) 실험적 베리오그램 평가, 2) 이론적 베리오그램(theoretical variogram) 도출, 3) 공간보간 수행 단계 순으로 선량분포를 추정한다. Fig. 1에 Kriging 보간법 기반 선량분포 추정 알고리즘의 수행 절차를 나타내었다.

실험적 베리오그램 평가 단계에서는 측정지점 간 거리인 이격거리(lag)에 따른 방사선량률의 변동성을 평가하여 이산적인 실험적 베리오그램 그래프를 생성한다. 아래에 Kriging 보간법 기반 선량분포 추정 알고리즘이 활용한 실험적 베리오그램 평가식을 나타내었다.

$$\breve{\gamma}(h)=\frac{1}{2n}\sum_{i=1}^{n}[z(x_i)-z(x_i+h)]^2$$

- $\breve{\gamma}(h)$ = 이격거리 h에 대한 실험적 베리오그램 값(μSv^2 h^{-2})
- $z(x_i)$ = i번째 측정지점에서의 방사선량률 값(μSv h^{-1})
- $z(x_i+h)$ = i번째 측정지점으로부터 h만큼 떨어진 측정지점에서의 방사선량률 값(μSv h^{-1})
- n = 측정지점 수(–)

이론적 베리오그램 도출 단계에서는 Gaussian 모델을 활용하여 이산적인 실험적 베리오그램 그래프를 연속함수 형태인 이론적 베리오그램으로 변환한다. 이론적 베리오그램 도출 시에는 Gaussian 모델뿐만 아니라 Exponential, Spherical, Quadratic 모델 등이 활용될 수 있다. 특히 Gaussian 모델은 이격거리가 매우 짧은 원점 부근에서 완만한 개형을 가지므로, 매끄러운 분포를 보이는 선량분포 추정 시 가장 적합하다[16]. 이에 따라, Kriging 보간법 기반 선량분포 추정 알고리즘은 실험적 베리오그램 그래프로부터 도출한 문턱값(sill)과 상관거리(range)를 Gaussian 모델에 대입하

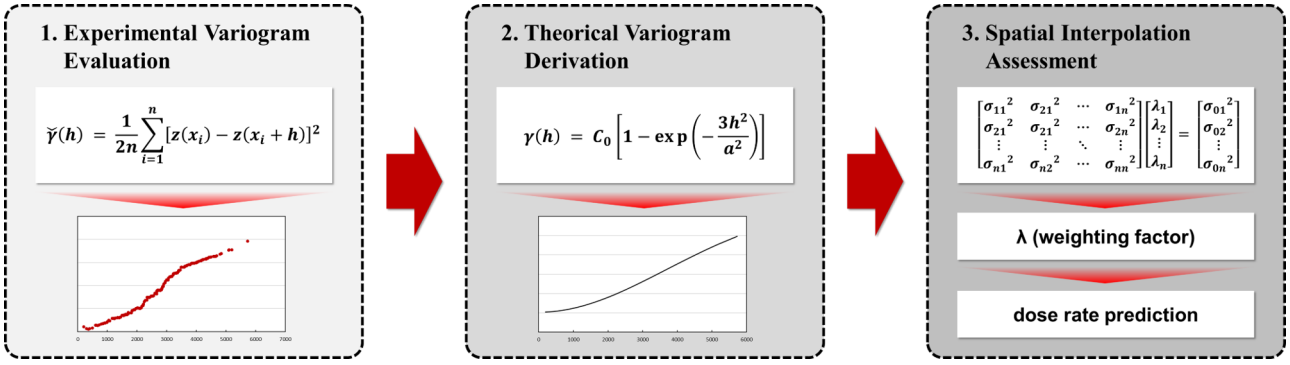

Fig. 1. Assessment procedure of Kriging-based dose distribution prediction algorithm.

여 이론적 베리오그램을 도출한다. 이때 문턱값은 실험적 베리오그램 그래프 내 인접한 두 지점 간의 기울기가 연속으로 0.01 이하를 만족할 때의 실험적 베리오그램 값을, 상관거리는 해당 값에서의 이격거리를 활용한다. 아래에 Kriging 보간법 기반 선량분포 추정 알고리즘이 활용하는 Gaussian 모델을 나타내었다.

$$\gamma(h) = C_0\left[1 - \exp\left(-\frac{3h^2}{a^2}\right)\right] (h \geq 0)$$

- $\gamma(h)$ = 이격거리 h에 대한 이론적 베리오그램 값($\mu Sv^2\ h^{-2}$)
- C_0 = 문턱값($\mu Sv^2\ h^{-2}$)
- a = 상관거리(m)

공간보간 수행 단계에서는 이론적 베리오그램 값을 아래의 행렬식에 대입하여 측정값별 가중치 λ를 도출한다. 가중치 도출 시에는 가중치의 총합이 1을 만족하도록 하여, 평가지점의 값에 대한 추정오차를 최소화하였다. 도출한 가중치를 각 측정값에 가중하여, 최종적으로 평가지점에서의 방사선량률 값을 추정한다.

$$\begin{bmatrix} \sigma_{11}^2 & \sigma_{21}^2 & \cdots & \sigma_{1n}^2 \\ \sigma_{21}^2 & \sigma_{21}^2 & \cdots & \sigma_{2n}^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1}^2 & \sigma_{n2}^2 & \cdots & \sigma_{nn}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \vdots \\ \lambda_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_{01}^2 \\ \sigma_{02}^2 \\ \vdots \\ \sigma_{0n}^2 \end{bmatrix}$$

- σ_{mn} = m번째 측정지점과 n번째 측정지점 간 거리에 따른 이론적 베리오그램 값($\mu Sv^2\ h^{-2}$)
- λ_n = n번째 측정값에 대한 가중치(–)
- σ_{0n} = 평가지점과 n번째 측정지점 간의 거리에 따른 이론적 베리오그램 값($\mu Sv^2\ h^{-2}$)

2.2. 실험적 베리오그램 모델 분석

실험적 베리오그램은 데이터들 간의 이격거리에 따른 상관관계를 나타내는 지표로, Kriging 보간법 기반 가중치 도출에 활용된다[17-18]. 또한 실험적 베리오그램은 측정값 간 차이의 제곱에 기반하여 산출되므로, 단위는 (측정값 단위)^{2}로 나타난다. 실험적 베리오그램 모델은 기본적으로 활용되는 Matheron estimator와 이상치의 영향을 완화하기 위해 제안된 강건한(robust) 실험적 베리오그램 모델인 Dowd, Cressie-Hawkins 및 Genton estimator 등이 있다[19-22].

본 단계에서는 대표적인 실험적 베리오그램 모델인 Matheron, Dowd, Cressie-Hawkins, Genton estimator를 분석하였다. 또한 각 모델의 강건성을 확인하기 위하여, 임의의 측정값 데이터에 대한 실험적 베리오그램을 모델별로 평가하였다. 이후 각 실험적 베리오그램 모델을 기개발된 Kriging 보간법 기반 선량분포 추정 알고리즘에 적용하였다. 이때 이론적 베리오그램 모델은 기개발 알고리즘에 내장된 Gaussian 모델로 고정하여, 각각의 실험적 베리오그램 모델을 독립적으로 비교하고자 하였다.

2.3. 방사선량률 데이터 기반 실험적 베리오그램 모델 비교

2.3.1. 방사선량률 평가공간 및 선원항 설정

선량분포 추정을 위한 최적의 실험적 베리오그램 모델은 고선량률 구역에서도 방사선량률을 안정적으로 추정할 수 있어야 한다. 이에 따라, 방사선량률 평가공간으로 국내에서 고선량률 구역으로 분류되는 폐기물 드럼 저장 구역을 선정하였다[23]. 선원항으로는 폐기물 드럼 내 존재하는 방사성핵종 중 작업자에게 주요 영향을 미치는 감마선 방출 핵종인 ^{60}Co와 ^{137}Cs를 활용하였다[24]. 선원은 드럼선원과 누출선원을 각각 설정하였다. 드럼선원은 한 층에 30개씩, 총 90개의 폐기물 드럼이 폐기물 드럼 저장 구역에 적재되어 있다고 가정하였다. 이때 폐기물 드럼은 반경 28.5 cm, 높이 83.46 cm의 DOT-17H 드럼으로 설정하였다[25]. 드럼선원의 핵종별 방사능은 ^{60}Co의 경우 7.29×10^{10} Bq, ^{137}Cs의 경우 2.57×10^{9} Bq로 가정하였다. 누출선원은 100 cm × 100 cm 크기의 표면 선원으로 설정하였으며, 드럼 1개의 방사성물질이 전량 누출되었다고 가정하였다. 누출선원의 핵종별 방사능은 각 핵종에 대해 드럼선원 방사능의 1/90로 설정하였다.

2.3.2. MCNP 전산코드를 통한 측정값 확보

측정값은 Monte Carlo N-Particle (MCNP) 전산코드로 폐기물 드럼 저장 구역을 평가한 결과를 활용하였다. 이를 위해, MCNP 전산코드로 폐기물 드럼 저장 구역을 Fig. 2와 같이 모사하였다. 모사한 구역을 MCNP 내 Mesh Tally 기능을 통해 10 cm × 10 cm × 10 cm 크기의 격자로 분할하여 10,665개의 지점에 대한 방사선량률 평가를 수행하였다. 이때 Mesh Tally의 높이는 작업자가 착용하는 개인선량계의 위치를 고려하여 130 cm로 설정하였다. 평가 결과, 폐기물 드럼 저장 구역 내 방사선량률은 7.17×10^{-2}-1.32×10^{4} $\mu Sv\ h^{-1}$의 분포로 나타났다.

2.3.3. 측정값 기반 방사선량률 평가

확보한 측정값을 기반으로, 기개발된 Kriging 보간법 기반 선량분포 추정 알고리즘을 활용하여 방사선량률 평가를 수행하였다. 평가 시에는 방사선량률 평가공간 내 전체 지점의 5, 10, 15, 20%를 각각 임의로 샘플링하여 측정값으로 활용하였다. 이때 측정값에 따라 추정 결과가 달라지는 Kriging 보간법의 특성을 고려하여, 샘플링 비율별로 10회 반복 평가를 수행하였다. 샘플링한 방사선량률 데이터를 기개발 알고리즘에 입력하여 실험적 베리오그램 모델 비교에 활용하였다.

2.3.4. 실험적 베리오그램 모델 비교

실험적 베리오그램 모델별로 1) 방사선량률 분포, 2) 평균 오차율, 3) 평가 시간을 비교하였다. 기개발 알고리즘으로 추정한 실험적 베리오그램 모델별 방사선량률 분포를 MCNP 전산코드 기반 방사선량률 분포와 비교하였다. 평균 오차율은 아래와 같이

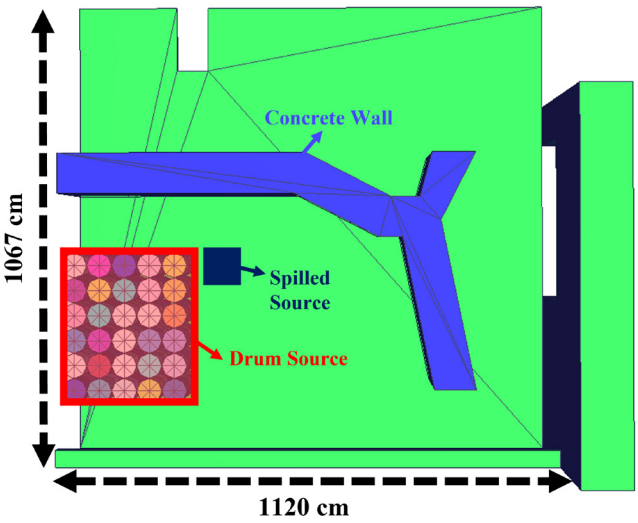

Fig. 2. MCNP simulation of waste drum storage area.

MCNP 평가 결과와 기개발 알고리즘 추정 결과 간의 차이를 통해 도출한 평균 상대오차 E_n의 총합을 10으로 나눈 값으로 정의하여 활용하였다.

$$\text{평균 오차율} = \frac{\Sigma_{n=1}^{10} E_n}{10}$$

$$E_n = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{\left|\dot{D}_{Krig}(x_i, y_i) - \dot{D}_{MCNP}(x_i, y_i)\right|}{\dot{D}_{MCNP}(x_i, y_i)}$$

- E_n = n번째 시행에 대한 평균 상대오차(%)
- $\dot{D}_{Krig}(x_i, y_i)$ = 기개발 알고리즘으로 추정한 i번째 평가지점에서의 방사선량률 값(μSv h^{-1})
- $\dot{D}_{MCNP}(x_i, y_i)$ = MCNP 전산코드로 평가한 i번째 평가지점에서의 방사선량률 값(μSv h^{-1})
- N = 평가지점의 개수(–)

또한 실험적 베리오그램 모델별로 방사선량률 평가 시간을 비교하였다. 방사선량률 분포, 평균 오차율, 평가 시간을 종합하여 최종적으로 선량분포 추정을 위한 최적의 실험적 베리오그램 모델을 선정하였다.

3. 결 과

3.1. 실험적 베리오그램 모델 분석

3.1.1. Matheron estimator

Matheron estimator는 별도의 보정 없이 실험적 베리오그램을 평가하는 실험적 베리오그램 모델이다. 아래에 Matheron estimator를 나타내었다.

$$\check{\gamma}_M(h) = \frac{1}{2N(h)}\sum_{i=1}^{N(h)}[z(x_i) - z(x_i + h)]^2$$

- $\check{\gamma}_M(h)$ = Matheron estimator를 활용한 이격거리 h에 따른 실험적 베리오그램 값
- $z(x_i)$ = 위치 x_i에서의 측정값
- $z(x_i+h)$ = 위치 x_i로부터 이격거리 h만큼 떨어진 지점에서의 측정값
- $N(h)$ = 측정지점 수

Matheron estimator는 측정값 간의 차이를 제곱하여 실험적 베리오그램을 평가한다. 이에 따라, 차폐체나 장애물에 의한 감쇠효과로 측정값 간의 차이가 매우 큰 경우에는 실험적 베리오그램 값이 과대평가될 수 있다.

3.1.2. Dowd estimator

Dowd estimator는 측정값 간의 차이가 매우 클 때 추정 불확실성이 증가하는 문제를 해결하기 위해 고안된 강건한 실험적 베리오그램 모델이다. 아래에 Dowd estimator를 나타내었다.

$$\check{\gamma}_D(h) = 1.099 \times \{median(|y_i(h)|)\}^2$$
$$y_i(h) = Z(x_i) - Z(x_i + h)$$

- $\check{\gamma}_D(h)$ = Dowd estimator를 활용한 이격거리에 따른 실험적 베리오그램 값
- $Z(x_i)$ = 위치 x_i에서의 측정값
- $Z(x_i+h)$ = 위치 x_i로부터 이격거리 h만큼 떨어진 지점에서의 측정값

Dowd estimator는 측정값 간의 차이를 계산한 값에 절댓값을 취한 $|y_i(h)|$의 중앙값을 통해 실험적 베리오그램을 평가한다. 해당 모델은 이상치로 작용하는 값이 포함된 경우, 강건하지 않은 Matheron estimator에 비해 상대적으로 정확한 추정을 수행한다. 다만 중앙값 기반의 추정 방식은 이상치로 작용하지 않는 고선량률 값도 감소시켜 선량분포 추정 결과가 왜곡될 수 있다.

3.1.3. Cressie–Hawkins estimator

Cressie-Hawkins estimator는 데이터 이상치에 대응하기 위해 고안된 강건한 실험적 베리오그램 모델이다. 아래에 Cressie-Hawkins estimator를 나타내었다.

$$\check{\gamma}_{CH}(h) = \frac{\left\{\frac{1}{2N(h)}\Sigma_{i=1}^{N(h)}\sqrt{|Z(x_i) - Z(x_i+h)|}\right\}^4}{0.457 + \frac{0.494}{N(h)} + \frac{0.045}{N(h)^2}}$$

- $\check{\gamma}_{CH}(h)$ = Cressie-Hawkins estimator를 활용한 이격거리 h에 따른 실험적 베리오그램 값

- $Z(x_i)$ = 위치 x_i에서의 측정값
- $Z(x_i+h)$ = 위치 x_i로부터 이격거리 h만큼 떨어진 지점에서의 측정값
- $N(h)$ = 측정지점 수

Cressie-Hawkins estimator는 측정값 간의 차이에 제곱근 변환을 적용한 후, 네제곱하는 방식으로 실험적 베리오그램을 평가하여 이상치의 영향이 상대적으로 낮게 나타난다. 다만 해당 모델은 Dowd estimator와 유사하게 이상치로 작용하지 않는 고선량률 값도 감소시키는 한계가 나타난다.

3.1.4. Genton estimator

Genton estimator는 Dowd 및 Cressie-Hawkins estimator와 유사하게 데이터 이상치의 영향을 완화하기 위해 고안된 강건한 실험적 베리오그램 모델이다. 아래에 Genton estimator를 나타내었다.

$$\check{\gamma}_G(h) = \frac{1}{2}\left[2.219 \times \left\{\left|V_i(h) - V_j(h)\right|; i < j\right\}_{(k)}\right]^2$$

$$V_i(h) = Z(x_i) - Z(x_i+h)$$

- $\check{\gamma}_G(h)$ = Genton estimator를 활용한 이격거리 h에 따른 실험적 베리오그램 값
- $Z(x_i)$ = 위치 x_i에서의 측정값
- $Z(x_i+h)$ = 위치 x_i로부터 이격거리 h만큼 떨어진 지점에서의 측정값

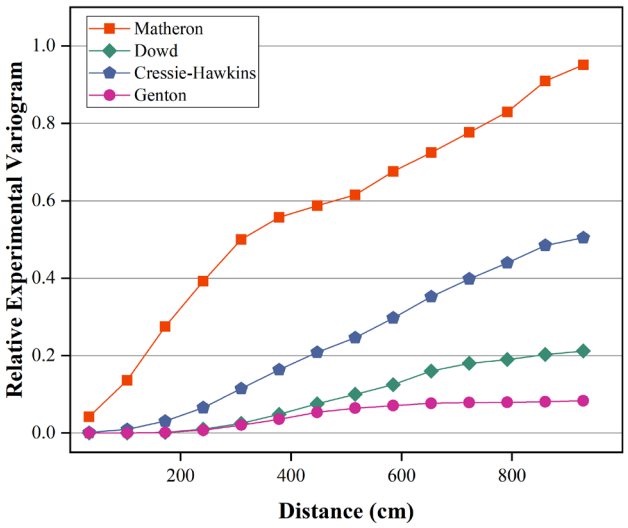

Fig. 3. Comparison of experimental variograms using Matheron, Dowd, Cressie-Hawkins, Genton.

Genton estimator는 동일한 거리 구간 h에 포함되는 측정값 간의 차이인 $V_i(h)$, $V_j(h)$을 각각 계산한 후, $(V_i(h)-V_j(h))$에 절댓값을 취하여 쌍대 차이(pairwise difference)를 도출한다. 이후 모든 쌍대 차이를 오름차순으로 정렬한 뒤, 하위 75% 부근에 위치하는 k번째 쌍대 차이로 실험적 베리오그램을 평가한다. 이에 따라, Genton estimator는 다른 강건한 실험적 베리오그램 모델에 비해 이상치의 영향을 상대적으로 완화한다. 그러나 측정지점 수가 많아질수록 비교할 쌍대 차이가 제곱 수준으로 증가하여 결과 대비

Table 1. Estimated dose rate and MCNP-based error for experimental variogram estimators

Estimator	Sampling Ratio (%)	Dose rate (μSv h^{-1})	Error (%)
Matheron	5	8.07×10^{-2}-1.56×10^{4}	43.70-59.14
	10	8.75×10^{-2}-1.58×10^{4}	34.58-44.28
	15	9.60×10^{-2}-1.50×10^{4}	29.59-37.16
	20	8.75×10^{-2}-1.42×10^{4}	27.83-34.83
Dowd	5	8.07×10^{-2}-2.45×10^{4}	74.87-98.36
	10	7.56×10^{-2}-2.28×10^{4}	61.50-80.02
	15	9.53×10^{-2}-2.44×10^{4}	55.04-67.90
	20	8.75×10^{-2}-2.55×10^{4}	50.93-61.42
Cressie-Hawkins	5	8.07×10^{-2}-2.48×10^{4}	79.02-104.54
	10	7.56×10^{-2}-2.35×10^{4}	65.18-84.97
	15	9.53×10^{-2}-2.53×10^{4}	58.36-72.33
	20	8.75×10^{-2}-2.66×10^{4}	53.44-64.61
Genton	5	9.65×10^{-2}-1.44×10^{4}	27.69-39.00
	10	7.56×10^{-2}-1.51×10^{4}	23.10-27.47
	15	8.07×10^{-2}-1.58×10^{4}	20.47-23.04
	20	8.07×10^{-2}-1.59×10^{4}	19.30-21.11

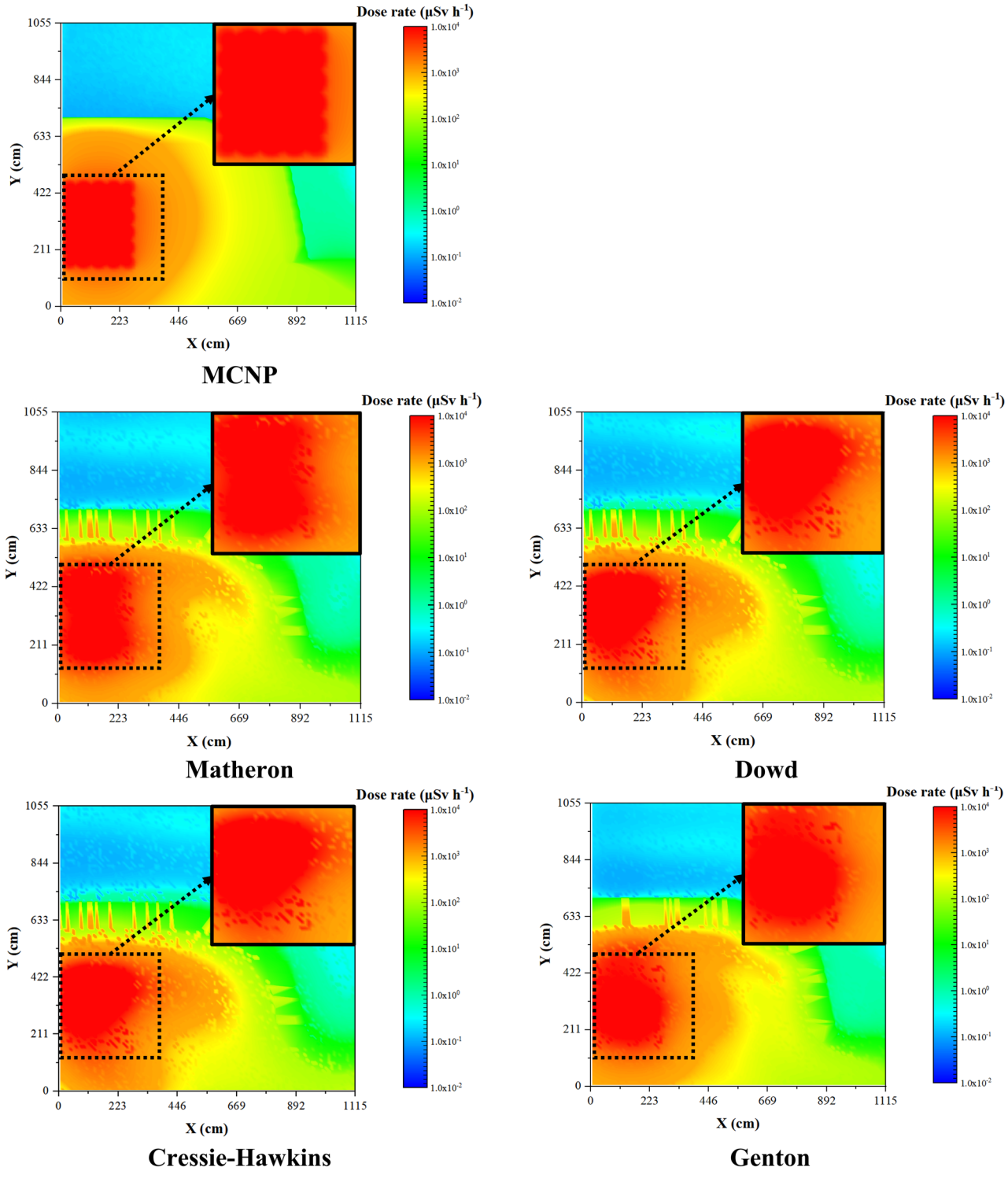

Fig. 4. Comparison of dose distribution for experimental variogram estimators at sampling ratio 20%.

시간 효율성이 떨어질 수 있다.

3.1.5. 실험적 베리오그램 모델별 강건성 비교

Fig. 3에 이격거리에 따른 실험적 베리오그램 모델별 실험적 베리오그램 평가 결과를 나타내었다. 이격거리가 일정 수준을 초과한 구간에서 특정 실험적 베리오그램 모델의 실험적 베리오그램 값이 다른 강건한 모델에 비해 낮게 평가된다는 것은 해당 모델이 높은 강건성을 가지고 있다고 해석할 수 있다[26]. 이에 따라, 강건

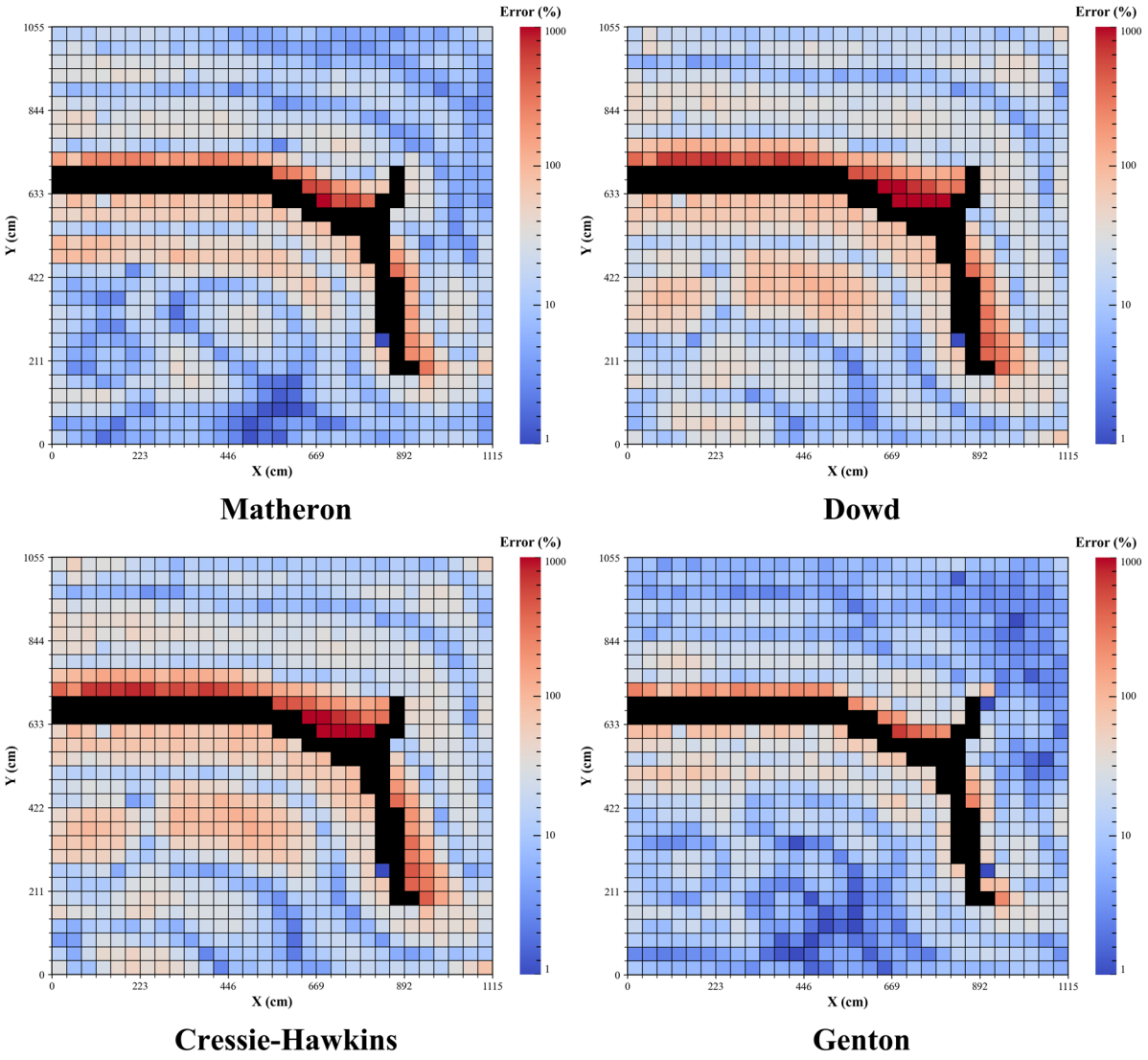

Fig. 5. Comparison of error distribution for experimental variogram estimators at sampling ratio 20%. *Black cells indicate exclusion area due to the dose rates below 0.01 μSv h^{-1}.

성은 Genton estimator, Dowd estimator, Cressie-Hawkins estimator, Matheron estimator 순으로 감소하는 것으로 나타났다.

3.2. 방사선량률 데이터 기반 실험적 베리오그램 모델 비교

3.2.1. 방사선량률 분포

Table 1에 폐기물 드럼 저장 구역 내 전체 지점의 5, 10, 15, 20%를 샘플링하여 추정한 실험적 베리오그램 모델별 방사선량률과 MCNP 전산코드 기반 방사선량률 분포에 대한 오차율을 제시하였다. 방사선량률 평가 결과, 샘플링 비율 20%에서 모델별 방사선량률 최댓값의 편차가 가장 크게 나타났다. 해당 조건을 중심으로 고선량률 구역에서의 모델별 방사선량률 추정 경향을 비교하였다. Fig. 4, 5에 실험적 베리오그램 모델별 방사선량률 분포 및 오차율 분포를 각각 나타내었다. 그 결과, 고선량률 구역에서는 Matheron 및 Genton estimator로 추정한 방사선량률 분포가 MCNP와 상대적으로 유사한 경향을 나타내었다. 다만 x = 0.0–557.5, y = 527.5–738.5 범위에 해당하는 구역에서는 방사선량률이 급격하게 변동하는 불연속 지점들이 모든 실험적 베리오그램 모델에서 관찰되었다.

3.2.2. 평균 오차율

샘플링 비율에 따른 실험적 베리오그램 모델별 평균 오차율과 표준편차(1σ)를 Fig. 6에 나타내었다. 평균 오차율은 샘플링 비율에 관계없이 Genton, Matheron, Dowd, Cressie-Hawkins 순으로 낮게 나타났다. 최대 오차율이 나타난 샘플링 비율 5%에서의 평균 오차율과 표준편차는 Genton, Matheron,

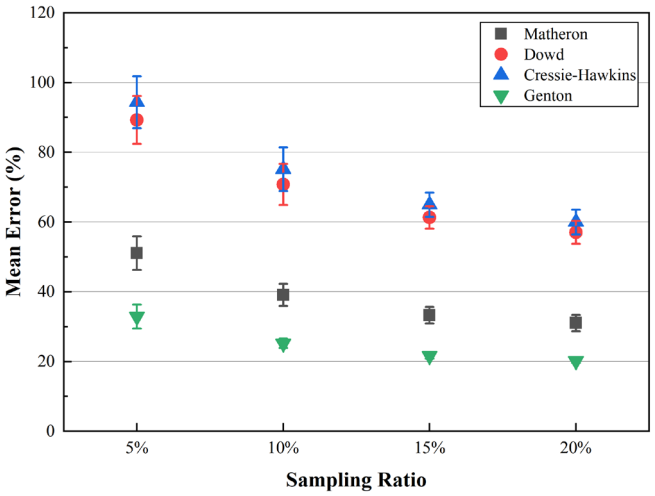

Fig. 6. Comparison of mean error for experimental variogram estimators. *Error bars represent one standard deviation (1σ) from 10 repeated samplings.

Dowd, Cressie-Hawkins 순으로 각각 32.85±3.44, 51.03±4.81, 89.26±6.90, 94.36±7.45%로 나타났다. 최소 오차율이 나타난 샘플링 비율 20%에서의 평균 오차율과 표준편차는 Genton, Matheron, Dowd, Cressie-Hawkins 순으로 각각 17.92±0.60, 28.07±2.34, 51.40±3.30, 53.97±3.54%로 나타났다.

3.2.3. 평가 시간

샘플링 비율에 따른 실험적 베리오그램 모델별 평가 시간을 Table 2에 나타내었다. 모든 실험적 베리오그램 모델에서 샘플링 비율이 증가함에 따라 평가 시간이 길어지는 경향이 나타났다. 또한 샘플링 비율이 증가함에 따라, Genton estimator가 다른 실험적 베리오그램 모델에 비해 3.8-16.7배 높은 수치를 나타내었다. 최소 평가 시간이 나타난 샘플링 비율 5%에서의 Genton estimator의 평가 시간은 5.54초로, 다른 실험적 베리오그램 모델에 비해 약 3.8배 높은 수준으로 나타났다. 최대 평가 시간이 나타난 샘플링 비율 20%에서의 Genton estimator의 평가 시간은 72.19초로, 다른 실험적 베리오그램 모델에 비해 약 16.7배 높은 수준으로 나타났다.

4. 고 찰

본 연구에서는 기개발된 Kriging 보간법 기반 선량분포 추정 알고리즘을 활용하여 폐기물 드럼 저장 구역에 대한 실험적 베리오그램 모델별 방사선량률 평가를 수행하였다. 방사선량률 평가 데이터에 기반하여 실험적 베리오그램 모델별로 방사선량률 분포, 평균 오차율, 평가 시간을 비교하였다.

방사선량률 평가 결과, 샘플링 비율 20%에서 실험적 베리오그램 모델별 방사선량률 최댓값의 편차가 가장 크게 나타났다. 해당 조건에서, 고선량률 구역에서의 방사선량률 분포는 Matheron estimator와 Genton estimator가 MCNP 전산코드 기반 방사선량률 분포와 상대적으로 유사한 경향을 나타내었다. Genton estimator는 측정값 간의 차이로부터 계산한 쌍대 차이 중 k번째 값을 활용하여 이상치의 영향을 제한한다. 이에 따라, Genton estimator는 다른 강건한 실험적 베리오그램 모델에 비해 고선량률 값을 크게 감소시키지 않은 것으로 판단된다. 한편 Matheron estimator는 별도의 보정 없이 실험적 베리오그램을 평가하여 고선량률 값을 방사선량률 분포에 그대로 반영한다. 그럼에도 Matheron estimator가 MCNP와 유사한 결과를 나타낸 것은, 본 연구에서 활용한 폐기물 드럼 저장 구역 내 고선량률 값이 이상치로 작용하지 않았음을 의미한다. 일반적으로 이상치는 측정값 간의 상대적인 차이에 의해 결정되므로, 고선량률 값뿐만 아니라 저선량률 값도 이상치로 작용할 수 있다. 다만 저선량률 구역에서는 거리 증가에 따른 선량률 변화가 상대적으로 작게 나타나, 저선량률 값이 이상치로 작용할 가능성은 상대적으로 제한적이다. 따라서, 본 연구에서는 고선량률 값을 기준으로 이상치의 영향을 해석하였다. 한편, $x = 0.0 - 557.5$, $y = 527.5 - 738.5$ 범위의 구역에서 발생한 불연속 지점들은 Kriging 보간법이 해당 구역 내 콘크리트 벽에 의한 방사선 감쇠 효과를 충분히 반영하지 못함에 따른 것으로 판단된다.

평균 오차율은 샘플링 비율에 관계없이 Genton, Matheron, Dowd, Cressie-Hawkins 순으로 낮게 나타났다. Genton 및 Matheron estimator에서 Dowd 및 Cressie-Hawkins estimator보다 낮은 평균 오차율이 나타난 이유는 두 모델이 고선량률 값을 과소평가하지 않았기 때문인 것으로 판단된다. 한편, Genton estimator가 Matheron estimator보다 낮은 평균 오차율을 나타낸 이

Table 2. Comparison of evaluation time for experimental variogram estimators

Estimator	Evaluation Time (sec)			
	5%	10%	15%	20%
Matheron	1.42	2.10	3.16	4.34
Dowd	1.44	2.11	3.13	4.29
Cressie-Hawkins	1.46	2.13	3.11	4.35
Genton	5.54	19.58	41.08	72.19

유는 Genton estimator가 k번째 값을 활용하여 이상치의 영향을 완화하였기 때문인 것으로 판단된다. 특히 Genton estimator는 모든 샘플링 비율에서 다른 실험적 베리오그램 모델에 비해 평균 오차율의 표준편차가 가장 낮게 나타났다. 또한 Dowd estimator가 Cressie-Hawkins estimator보다 낮은 평균 오차율을 보인 이유는 Cressie-Hawkins estimator처럼 단순히 보정항을 추가한 것이 아니라 중앙값 기반 추정을 통해 이상치의 영향을 상대적으로 줄였기 때문인 것으로 판단된다. 한편, 샘플링 비율 5%에서 높은 오차율이 나타난 것은 실험적 베리오그램이 실제 선량분포의 공간적 변동을 충분히 반영하지 못했기 때문인 것으로 해석된다. 낮은 샘플링 비율에서는 제한된 측정값에 의해, 실험적 베리오그램 평가값이 일부 측정값의 영향에 치중될 수 있다. 그 결과, 측정값별 가중치가 부정확하게 산정되어 추정 정확도가 낮게 나타난 것으로 판단된다.

평가 시간은 샘플링 비율에 관계없이 Matheron, Dowd, Cressie-Hawkins estimator 모두 유사한 값을 보였으며, Genton estimator는 다른 실험적 베리오그램 모델에 비해 비교적 높은 평가 시간을 나타내었다. 이는 Genton estimator가 측정값 간의 차이로부터 산출된 쌍대 차이를 비교하는 과정에서 연산량이 제곱 수준으로 증가하였기 때문인 것으로 판단된다.

결과를 종합하면, 선량분포 추정을 위한 최적의 실험적 베리오그램 모델은 평가 목적에 따라 구분하여 적용하는 것이 적절하다고 판단된다. 비상 상황과 같이 평가 효율성이 우선되는 경우에는 상대적으로 짧은 평가 시간과 MCNP 기반 분포와의 유사성을 보인 Matheron estimator가 유리할 수 있다. 반면, 정확성이 우선되는 경우에는 평균 오차율과 표준편차가 가장 낮게 나타난 Genton estimator를 우선적으로 고려할 수 있다. 다만 Genton estimator는 쌍대 차이 기반 추정으로 평가 시간이 크게 증가하므로, 평가 시간이 제한되는 경우에는 Matheron estimator를 합리적인 대안으로 고려할 수 있을 것으로 판단된다.

5. 결 론

본 연구에서는 Kriging 보간법 기반 선량분포 추정을 위한 최적의 실험적 베리오그램 모델을 도출하였다. 이를 위해, 1) Kriging 보간법 기반 선량분포 추정 알고리즘 분석, 2) 실험적 베리오그램 모델 분석, 3) 방사선량률 데이터 기반 실험적 베리오그램 모델 비교 순으로 연구를 수행하였다. 실험적 베리오그램 모델 비교 시에는 폐기물 드럼 저장 구역 내 방사선량률 분포와 MCNP 전산코드로 평가한 방사선량률 분포와의 평균 오차율, 평가 시간을 비교하였다.

방사선량률 평가 결과, Matheron estimator와 Genton estimator가 고선량률 구역에서 MCNP 기반 방사선량률 분포와 상대적으로 유사하였다. 이는 Matheron estimator와 Genton estimator가 고선량률 값을 과소평가하지 않았기 때문인 것으로 판단하였다. 평균 오차율은 샘플링 비율에 관계없이 Genton, Matheron, Dowd, Cressie-Hawkins 순으로 낮게 나타났다. 이는 Genton 및 Matheron estimator가 고선량률 구역의 방사선량률 값을 과소평가하지 않아 Dowd 및 Cressie-Hawkins estimator보다 낮은 평균 오차율을 나타낸 것으로 판단하였다. 평가 시간은 Matheron, Dowd, Cressie-Hawkins 모두 유사하게 나타났으며, Genton은 다른 실험적 베리오그램 모델에 비해 비교적 높은 수치를 보였다. 이는 Genton estimator가 쌍대 차이 기반의 추정을 활용하여 연산량이 제곱 수준으로 누적된 결과로 판단하였다.

최종적으로, 선량분포 추정을 위한 최적의 실험적 베리오그램 모델은 평가 목적에 따라 구분하여 적용하는 것이 적절할 것으로 판단된다. 평가 효율성이 우선되는 경우, Matheron estimator가 유리하며, 정확성이 우선되는 경우에는 Genton estimator를 우선적으로 고려하는 것이 적절하다고 판단된다. Genton estimator 적용 시에는 다른 실험적 베리오그램 모델에 비해 평가 시간이 크게 증가하여, 해당 모델을 적용함에 따른 비효율성이 큰 경우에는 Matheron estimator가 합리적인 것으로 판단된다. 본 연구에서는 실험적 베리오그램 모델에 따른 선량분포 추정 경향을 독립적으로 비교하기 위해, 이론적 베리오그램 모델로 Gaussian 모델만을 활용하였다. 따라서 Exponential 등 다른 이론적 베리오그램 모델의 선택이 선량분포 추정에 미치는 영향은 향후 연구에서 추가적으로 검토할 필요가 있다. 본 연구 결과는 선량분포 추정 시 적용할 실험적 베리오그램 모델의 선정 기준으로 활용될 것으로 판단된다.

사 사

본 연구는 원자력안전위원회의 재원으로 한국원자력안전재단의 지원을 받아 수행한 원자력안전연구사업의 연구결과입니다 (RS-2026-25532689).

참고문헌

1. IAEA. 2018. Occupational Radiation Protection. IAEA Safety Standards Series No. GSG-7.
2. IAEA. 2021. Considerations in the Development of a Protection Strategy for a Nuclear or Radiological Emergency. IAEA EPR-Protection Strategy.
3. IAEA. 2019. Guidelines on Soil and Vegetation Sampling for Radiological Monitoring. IAEA Technical Reports Series No. 486.
4. Oliver MA and Webster R. 2015. Basic Steps in Geostatistics: The Variogram and Kriging. SpringerBriefs in Agriculture. Springer, Cham.
5. Lee DH, Kim JY, Han CH and Kim KP. 2025. Development of Worker Radiation Dose Prediction and Assessment Algorithm Based on Kriging Interpolation Method. *J. Radiat. Ind.* **19**(1):55-61. https://doi.org/10.23042/radin.2025.19.1.55.
6. Khuwaileh BA and Metwally WA. 2020. Gaussian process approach for dose mapping in radiation fields. *Nucl. Eng. Technol.* **52**(8):1807-1816. https://doi.org/10.1016/j.net.2020.01.013.

7. West A, Tsitsimpelis I, Licata M, Jazbec A, Snoj L, Joyce MJ and Lennox B. 2021. Use of Gaussian process regression for radiation mapping of a nuclear reactor with a mobile robot. *Sci. Rep.* **11**:13975. https://doi.org/10.1038/s41598-021-93474-4.
8. Yesilkanat CM, Kobya Y, Taskin H and Cevik U. 2015. Dose rate estimates and spatial interpolation maps of outdoor gamma dose rate with geostatistical methods; A case study from Artvin, Turkey. *J. Environ. Radioact.* **150**:132-144. https://doi.org/10.1016/j.jenvrad.2015.08.011.
9. Warnery E, Ielsch G, Lajaunie C, Cale E, Wackernagel H, Debayle C and Guillevic J. 2015. Indoor terrestrial gamma dose rate mapping in France: a case study using two different geostatistical models. *J. Environ. Radioact.* **139**:140-148. http://doi.org/10.1016/j.jenvrad.2014.10.002.
10. Otani T, Takahashi K, Takeuchi A and Asami M. 2019. Comparison of Spatial Interpolation Methods based on Exposure Assessments of Air Pollutants: A Case Study on Nuclear Substances in Fukushima. pp. 415-421. In: Proceedings of the 12th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies, Vol. 5: HEALTHINF, SciTePress, Prague, Czech Republic.
11. Al-Shboul KF, Alali AE, Al-Shurafat AW, Arrasheed AA and Al-Shboul SA. 2018. Spatial evaluation of radionuclide concentrations and the associated radiation hazards using the Kriging method. *J. Radioanal. Nucl. Chem.* **317**(3):1285-1297. https://doi.org/10.1007/s10967-018-6015-x.
12. Kerry R and Oliver MA. 2007. Determining the effect of asymmetric data on the variogram. II. Outliers. *Comput. Geosci.* **33**(10):1233-1260. https://doi.org/10.1016/j.cageo.2007.05.009.
13. Lark RM. 2000. A comparison of some robust estimators of the variogram for use in soil survey. *Eur. J. Soil Sci.* **51**(1):137-157. https://doi.org/10.1046/j.1365-2389.2000.00280.x.
14. Mingoti SA and Rosa GM. 2008. A note on robust and non-robust variogram estimators. *REM: Rev. Esc. Minas* **61**(1):87-95. https://doi.org/10.1590/S0370-44672008000100014.
15. Marchant BP and Lark RM. 2007. Robust estimation of the variogram by residual maximum likelihood. *Geoderma* **140**(1-2):62-72. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2007.03.005.
16. Health Protection Agency. 2005. Statistical Estimation and Characterisation Techniques for Use during Accident Response (SECTAR). HPA-RPD-009.
17. Woo KS, Park JH and Lee HJ. 2008. Sensitivity Analysis of Ordinary Kriging Interpolation According to Different Variogram Models. *J. Comput. Struct. Eng. Inst. Korea* **21**(3):295-304.
18. Kang TG, Lee H, Kang IS and Heo TY. 2014. A Study on Spatial Prediction of Water Quality Constituents Using Spatial Model. *J. Korean Soc. Water Environ.* **30**(4):409-417. https://doi.org/10.15681/KSWE.2014.30.4.409.
19. Matheron G. 1963. Principles of Geostatistics. *Econ. Geol.* **58**(8):1246-1266. https://doi.org/10.2113/gsecongeo.58.8.1246.
20. Dowd PA. 1984. The Variogram and Kriging: Robust and Resistant Estimators. pp. 91-106. In: Geostatistics for Natural Resources Characterization, Part 1 (Verly G, David M, Journel AG and Marechal A eds.), D. Reidel Publishing Company, Dordrecht.
21. Cressie N and Hawkins DM. 1980. Robust Estimation of the Variogram: I. *Math. Geol.* **12**(2):115-125. https://doi.org/10.1007/BF01035243.
22. Genton MG. 1998. Highly Robust Variogram Estimation. *Math. Geol.* **30**(2):213-221. https://doi.org/10.1023/A:1021728614555.
23. Korea Hydro & Nuclear Power Co., Ltd. 2016. Chapter 12 Radiation Protection. In: Shin-Kori Units 5 & 6 Final Safety Analysis Report.
24. Korea Electric Power Corporation and Korea Hydro & Nuclear Power Co., Ltd. 2018. Chapter 5 Reactor Coolant System and Connecting Systems. In: APR1400 Design Control Document Tier 2.
25. Korea Atomic Energy Research Institute. 2006. Structural and Thermal Safety Assessment of Radioactive Waste Transport Containers. KAERI/CR-254/2006.
26. Zimmermann A, Zimmermann B, Elsenbeer H and de Moraes JM. 2009. Rainfall redistribution in a tropical forest: Spatial and temporal patterns. *Water Resour. Res.* **45**(11):W11413. https://doi.org/10.1029/2008WR007470.