

《原著》

지구통계 기법을 활용한 토양 오염범위 산정 및 불확실성 평가

김호림¹ · 김경호^{1*} · 윤성택¹ · 황상일² · 김형돈³ · 이군택³ · 김영주²

¹고려대학교 그린스쿨대학원(KU-KIST) 및 지구환경과학과

²한국환경정책·평가연구원

³서울대학교 농생명과학공동기기원(NICEM)

Evaluation of Geostatistical Approaches for better Estimation of Polluted Soil Volume with Uncertainty Evaluation

Ho-rim Kim¹ · Kyoung-Ho Kim^{1*} · Seong-Taek Yun¹ · Sang-il Hwang²
Hyeong-don Kim³ · Gun-taek Lee³ · Young-ju Kim²

¹KU-KIST Green School (Graduate School of Energy and Environment) and Department of Earth and Environmental Sciences, Korea University, Seoul 136-701, Republic of Korea

²Korea Environment Institute (KEI), Seoul, Korea

³National Instrumentation Center for Environmental Management College of Agriculture and Life Sciences, Seoul National University Seoul 151-742, Korea

ABSTRACT

Diverse geostatistical tools such as kriging have been used to estimate the volume and spatial coverage of contaminated soil needed for remediation. However, many approaches frequently yield estimation errors, due to inherent geostatistical uncertainties. Such errors may yield over- or under-estimation of the amounts of polluted soils, which cause an over-estimation of remediation cost as well as an incomplete clean-up of a contaminated land. Therefore, it is very important to use a better estimation tool considering uncertainties arising from incomplete field investigation (i.e., contamination survey) and mathematical spatial estimation. In the current work, as better estimation tools we propose stochastic simulation approaches which allow the remediation volume to be assessed more accurately along with uncertainty estimation. To test the efficiency of proposed methods, heavy metals (esp., Pb) contaminated soil of a shooting range area was selected. In addition, we suggest a quantitative method to delineate the confident interval of estimated volume (and spatial extent) of polluted soil based on the spatial aspect of uncertainty. The methods proposed in this work can improve a better decision making on soil remediation.

Key words : Remediation of polluted soils, Heavy metals, Geostatistical approaches, Estimation of spatial extent and volume of polluted soil, Uncertainty estimation

1. 서 론

오염정화를 위한 토양오염 부지의 정밀조사 단계에서는 오염범위 및 오염량(오염면적)을 정확히 산정해야 한다. 이는 정화 과정의 비용을 줄이고 재활용할 부지의 환경 위해성을 저감하는데 결정적인 역할을 한다 (Demougeot-Renard, 2004). 일반적으로 오염부지 내 정

화 대상 오염량은 토양오염 정밀조사를 통하여 오염기준 농도(예: 오염우려기준) 이상을 갖는 공간 범위로 결정된다. 이때, 시료 채취가 없는 지점의 오염 농도를 예측하기 위하여 크리깅(kriging)과 같은 지구통계(geostatistics) 기법들이 널리 활용되고 있다(Flatman et al., 1984; Oliver and Webster, 1986; Steiger et al, 1996; Goovaerts, 1995, 1999). 오염범위 산정에 있어 가장 중요한 것은 공간적

*Corresponding author : kkhgeo@gmail.com

원고접수일 : 2012. 11. 9 심사일 : 2012. 12. 3 게재승인일 : 2012. 12. 3
질의 및 토의 : 2013. 2. 28 까지

특성을 고려한 지구통계기법을 정확히 적용하고, 그 평가 결과에 대하여 불확실성을 적절하게 평가하는 것이다.

공간상의 미지의 특성값을 추정하기 위하여 지구통계학에서는 다양한 이론적 배경에 근거한 방법론들을 제공하고 있다. 대표적인 평가방법인 크리깅(kriging)의 경우 알려진 공간 자료들의 가중치 선형조합을 통하여 예측 값을 제공한다. 크리깅에서는 오차분산을 최소로 하는 방법으로 가중치를 도출하고 예측 결과의 평균 편향(bias)을 제거함으로써, 주어진 자료의 값을 정확하게 재생할 수 있다. 그러나 본래의 자료가 분산이 큰 비정규성을 지니는 경우, 크리깅 기법은 이웃하는 예측 값들에 곡선화 효과(smoothing effect)를 야기함으로써 자료의 고유한 통계 분포를 제대로 구현할 수 없다(Isaaks and Srivastava, 1989; Goovaerts, 1997; Deutsch and Journel, 1998). 특히 토양오염 자료의 경우 이상치(anomaly)를 포함하여 대부분의 조사 자료가 왜도가 큰 비정규 분포를 나타내기 때문에, 크리깅 기법은 오염 범위를 정확히 예측하는데 있어 근본적인 한계를 보인다. 이에 전통적인 지구통계 기법의 대안으로서, 추계학적(stochastic)방법인 조건부 시뮬레이션이 오염 범위 산정에 활용될 수 있다. 예를 들어 순차가우시안시뮬레이션(SGS: sequential gaussian simulation)은 자료의 고유한 통계 분포를 왜곡하지 않고, 확률적 등가치(equi-probable)를 지닌 공간 분포를 구현한다. 나아가 결정론적인 값을 제공하는 크리깅과 달리 다수의 확률적 결과들(realizations)을 생산함으로써, 예측 값에 관한 불확실성(국지적 불확실성)과 함께 공간상의 범위에 대한 불확실성(공간적 불확실성)을 동시에 고려할 수 있다(Goovaerts, 1999, 2001; Juang et al., 2004; Delbari et al., 2009).

공간적 불확실성을 정량적으로 평가하는 것은 토양오염부지 내 정화 대상의 범위를 구획하는 과정에서 특히 유용하다. 특히, 오염 범위의 신뢰구간을 수립함으로써 토양 정화에 대한 합리적이고도 유연한 의사결정의 틀을 제공하며, 이를 통해 오염 범위를 잘못 예측하여 생기는 비용 및 환경 문제를 사전에 예방할 수 있다(Mckenna, 1998; Broos et al., 1999; Goovaerts, 2001; D'Or et al., 2009). 통계학적으로 공간적 불확실성은 다수의 지점에서 특정 농도(예: 토양오염우려기준) 이상의 예측값이 동시에 발생할 결합 확률(joint probability)로부터 산정된 오염 범위로 정의된다(Goovaerts, 1999, 2001). 그러나 이 평가를 위해서는 전문적인 통계학 지식을 요구할 뿐만 아니라 분석을 제공하는 지구통계학적 프로그램이 없기 때문에 실제 적용이 어려운 실정이다. 이에, 최근에는 이러한 통

계적 엄밀성을 배제하고, 조건부 시뮬레이션에서 획득된 확률적 결과를 바탕으로 임의의 임계확률(critical probability)로 표현된 구간을 오염 범위로 새롭게 정의하는 것이 제안되고 있다(Stewart and Purucker, 2011). 또한 Demougeot-Renard(2004)는 불확실성 결과의 임계확률을 변경함에 따라 오염면적이 어떠한 차이를 보이는지를 정량적으로 제시하였다.

앞서 기술한 바와 같이, 지금까지 토양오염부지 내 정화 대상에 해당하는 오염토양량은 정밀조사로 추정된 오염범위를 통해 산정해오고 있다. 하지만 적용된 지구통계 기법의 적합성과 이를 적용해 획득된 결과의 불확실성에 대한 고려가 없는 실정이다. 따라서 오염범위의 정확한 평가를 위해 자료의 특성에 적합한 지구통계학적 방법론을 선택함과 동시에, 결과에 대한 검증 및 불확실성 평가가 수행되어야 한다. 이러한 관점에서 본 논문에서는 중금속 토양오염부지(사격장)를 사례로 지구통계기법(크리깅 및 조건부 시뮬레이션)을 적용하고 오염 범위를 평가하였다. 이를 바탕으로 다양한 방법론에 맞는 일련의 분석 및 검증 과정을 시연하고, 지구통계 기법의 선택에 따라 오염의 공간적 범위가 어떻게 달라질 수 있는지를 보고한다. 나아가 오염도 작성 후 공간적 불확실성을 평가하여 오염 범위의 공간적 신뢰구간을 선정하는 새롭고 정량적인 방법론을 제안하였다. 이러한 연구를 통해 의사결정자의 토양오염 정화에 대한 유연한 판단과 합리적인 선택을 돕는 근거를 제공코자 한다.

2. 연구 방법

2.1. 지구통계 기법

오염범위 예측을 위한 지구통계 기법의 적용은 다음의 세 절차에 따라 단계별로 수행될 수 있다: 1) 조사 자료의 탐색 및 지구통계기법 결정, 2) 공간구조 분석(베리오그램 작성과 모델링), 3) 지구통계기법 적용(미지의 지점에 대한 농도 예측). 일련의 과정을 거치면 해당하는 성분에 대한 농도 분포도가 완성되고 토양오염기준에 따른 오염 범위를 선정할 수 있다. 본 연구에서 수행된 지구통계기법의 적용 절차는 Fig. 1의 흐름도와 같으며, 본 절에서는 주요 절차에 대하여 간단히 요약하였다. 본 연구에 활용된 지구통계학적 방법들에 대한 상세한 이론은 다양한 문헌들을 통해 이해할 수 있다(Choe 2007; Goovaerts, 1997; Deutsch and Journel, 1998; Webster and Oliver, 2007; Remy et al. 2009).

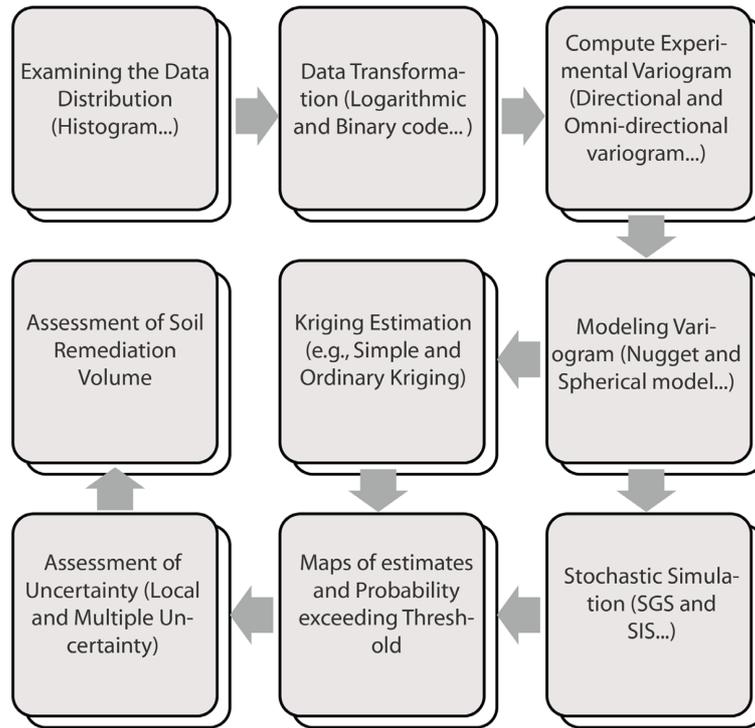


Fig. 1. Flow chart showing the procedures of geostatistical assessment of heavy metals-polluted soil.

2.1.1. 공간구조 분석

지구통계학에서는 거리에 따른 확률변수 $z(x)$ 의 공간적 상관관계를 기반으로 미지의 값을 예측한다. 일반적으로 주어진 자료의 공간적 상관관계(즉, 공분산)는 베리오그램(variogram)을 통해 파악하는데, 관습적으로 그 절반 값에 해당하는 반베리오그램(semivariogram)을 사용한다. 분리 거리(lag distance) h 만큼 떨어진 n 개의 자료의 반베리오그램은 식 (1)과 같이 계산된다.

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

한편, 주어진 자료로부터 계산한 결과를 실험베리오그램(experimental variogram)이라 정의하며, 이를 바탕으로 자료에 가장 적합한 이론베리오그램(theoretical variogram)을 찾을 수 있다(베리오그램 모델링). 공간구조 분석은 실험 및 이론 베리오그램을 작성하는 모든 과정을 일컬으며, 최종 선택된 모델은 거리에 따른 공분산 함수를 일관적으로 제공하여 다음의 예측과정에 사용되도록 한다.

2.1.2. 크리깅(kriging)

크리깅에서는 공간상 미지 지점의 오염농도 $z(x_0)$ 를 주어진 n 개의 자료에 대한 가중치의 선형조합을 통해 추정

한다[식 (2)].

$$z(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i z(x_i) \quad (2)$$

여기서 λ_i 와 z_i 는 주어진 자료의 i 번째 시료에 해당하는 가중치와 농도값이다. 가중치의 추정은 오차분산(예측값과 참값의 차이의 제곱에 대한 기댓값)을 최소화 하는 분산·공분산 행렬 구조의 크리깅 방정식을 통해 도출되며, 해당하는 거리에 따른 공분산 값들은 베리오그램 모델을 통해 획득된다. 본 연구에서 사용된 정규크리깅(ordinary kriging)의 경우 추정식의 편향(자료와 추정식의 평균의 차이) 발생하지 않도록 가중치의 합이 1을 만족하게 한다.

2.1.3. 조건부시뮬레이션(conditional simulation)

크리깅의 대안으로 사용되는 조건부시뮬레이션은 주어진 자료의 통계분포를 보존하여 미지 지점의 농도를 예측하는 기법으로서, 공간적 상관관계의 불균질성을 모사할 수 있다. 시뮬레이션은 거리에 따른 공분산 함수를 만족하는 조건부 확률분포를 기반으로 임의의 자료를 만들고, 이를 포함하여 예측값을 순차적으로 생산하는 방법에 기초하여 수행된다. 이때 정의되는 조건부 확률분포는 일반적으로 조건부 누적분포함수(ccdf: conditional cumulative

distribution function)로 표현된다. 확률변수 z 에 대한 순차시물레이션은 단변량 조건부 확률분포(univariate conditional probability distribution)의 곱에 해당하는 n 개의 위치에서 확률분포[즉, 다변량 확률분포(multivariate probability distribution)]로 표현한다[식 (3)]. 여기서 n 개의 주어진 자료를 사용하여 하나의 변수값 z_1 을 생성하고, 다음 계산에서 z_1 을 자료에 포함시켜 또 다른 변수값 z_2 를 생성한다. 이와 같은 과정을 N (총 예측 지점)개의 자료를 생성할 때까지 반복하면 'realization'이라 정의되는 하나의 시물레이션의 결과가 생성된다.

$$prob(z_1, \dots, z_N | n) = prob(z_1 | n) \times prob(z_2 | n+1) \times \dots \times prob(z_N | n+N-1) \quad (3)$$

나이가 조건부시물레이션에서는 확률적으로 등가치인 결과들을 반복적으로 산출하여 예측값 뿐만 아니라 예측 범위의 불확실성을 동시에 평가할 수 있다. 본 연구에서는 오염범위 산정 및 불확실성 평가를 위하여, 1) 모수적 방법으로 순차가우시안 시물레이션(SGS: sequential gaussian simulation)을, 2) 비모수적 방법으로 순차지시시물레이션(SIS: sequential indicator simulation)을 함께 사용하였다. 이 시물레이션들은 다음과 같이 간단히 요약할 수 있다.

1) SGS는 주어진 자료가 정규(가우시안) 분포를 만족할 때 적용하는 대표적인 순차시물레이션 기법이다. 임의의 경로(random path) 상에 있는 자료의 크리깅 예측값과 오차분산을 평균과 분산으로 하여 정규분포를 만족하는 ccdf를 생성할 수 있다. SGS를 적용하기 위해서는 자료의 통계분포가 정규분포를 만족해야 하며, 비정규성을 가진 분포인 경우 정규분포를 따르도록 변환할 필요가 있다.

2) SIS는 지시크리깅(indicator kriging)을 이용하여 미지의 지점을 예측하는 순차시물레이션 기법이다. 주어진 자료에 대해 특별한 통계분포를 가정하지 않는 비모수적 방법으로서, 시물레이션 이전에 자료의 지시변환(indicator transformation)과 이에 대한 베리오그램 모델링이 필요하다. 지시변환은 식 (4)와 같이 주어진 자료를 이진(binary) 형으로 변환하는 것을 의미한다. 지시 변환과정으로 SIS는 SGS와 달리 자료의 특정 분포를 따른다는 가정이 없다.

$$I(x, z_k) = \begin{cases} = 0, & \text{if } z(x) > z_k \\ = 1, & \text{if } z(x) < z_k \end{cases} \quad (4)$$

z_k 는 구간별로 설정된 경계값(cutoff value)을 나타내며, 표본자료가 경계값 보다 클 경우 0, 작을 경우에는 1로 변환한다. 지표의 평균값은 표본에 대한 누적확률과 동일

한 값을 나타낸다. 이를 수식으로 표현하면 식 5와 같다.

$$F(z_k | n) = E[(x, z_k) | n], k = 1, \dots, K \quad (5)$$

여기서, $F(z_k | n)$ 는 누적확률분포(n 간의 공간적 거리를 만족하는 조건부 상태)를 의미한다. 지시경계값보다 작은 확률을 만족하는 ccdf를 통해 각각의 경계 값을 변수로 지시값에 의한 예측치를 구할 수 있다.

본 연구에서는 베리오그램 작성 및 모델링을 위해 ARCGIS의 Geostatistical Analyst extension을 이용하였고(Version 9.3, ESRI Inc., Redlands, California, 1999-2008), 크리깅 및 조건부 시물레이션은 S-GeMS(the Stanford Geostatistical Modeling Software)(Remy et al., 2009)와 Matlab 프로그램을 기반으로 하는 mGstat(A Geostatistical MATLAB toolbox) (<http://mgstat.sourceforge.net/>)을 통해 수행되었다.

2.2. 불확실성 평가

크리깅과 같은 전통적인 지구통계 기법에서는 오차분산을 이용하여 예측값에 대한 불확실성을 표현할 수 있다. 거리에 따른 공분산 함수의 변화에 근거하는 통계 원리에 따라, 오차분산은 샘플 간의 거리가 멀어질수록 오염예측의 결과가 취약함을 보여준다. 그러나 크리깅을 통해 예측된 국지적 불확실성은 표본 간 거리에 대한 예측의 오류 가능성을 제시하고 추가 샘플링 지역을 제안할 수는 있지만, 추정된 오염범위에 대한 공간적 불확실성을 표현할 수는 없다는 한계를 지닌다. 따라서 크리깅에 의한 예측결과의 평가는 주로 추가 샘플링을 통한 검증(validation) 방법을 통해 수행된다. 즉 예측값을 이용해 주어진 자료를 재 예측하고 비교하는 방법을 써서 결과의 타당성을 간접적으로 평가하는 것이다.

이에 비해, 확률론적 원리에 근거한 조건부시물레이션에서는 반복적인 결과를 생산하여 미지 지점의 예측값에 대한 확률분포를 작성한다. 따라서 이를 기반으로 예측값 및 공간적 불확실성에 대한 평가를 식 6과 같이 수행할 수 있다. SGS와 같이 정규분포를 가정한 경우, 특정한 위치의 예측값에 대한 불확실성은 해당하는 확률분포의 평균의 신뢰구간으로 표현할 수 있다. 나이가 예측값은 특정 농도값(토양오염우려기준)을 초과할 확률로 평가될 수 있다.

$$prob[z(x) \geq z_c] = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L [z_i(x); z_c] \quad (6)$$

여기서 $z_i(x); z_c$ 는 확률변수 $z(x)$ 가 한계 농도 z_c 를 넘는 경

우의 수에 해당하며, 식 6은 총 시물레이션의 재현(L개) 중 기준값을 초과한 개수, 즉, 오염이 발견될 확률을 의미한다. 이러한 표현의 장점은 결정론적인 방법과 달리 특정한 임계확률(critical probability)을 기반으로 오염범위의 구간을 구획하는데 있다. 따라서 예측값의 불확실성을 기반으로 표현된 확률범위를 공간상의 새로운 오염범위로 유연하게 표현할 수 있다.

통계적인 관점에서 오염범위에 대한 불확실성을 평가하기 위해서는 그 평가범위 내에 포함된 다수의 지점에서 예측값들이 특정 농도를 동시에 초과할 확률을 계산해야 한다. 이는 다수의 지점에서 식 (6)을 동시에 만족하는 결합확률(joint probability)로 표현할 수 있다(Goovaerts 1999). 그러나 이러한 평가는 많은 계산을 필요로 하며, 이를 제공하는 상용 프로그램이 없는 실정이다. 이에, 앞서 기재한 바와 같이 본 연구에서는 시물레이션 결과에 대하여 식 (6)을 바탕으로 예측값의 불확실성을 표현한 오염범위를 산출하고, 나아가 공간적 불확실성을 표현할 수 있는 유용한 방법론을 제안하고 토의한다.

2.3. 토양오염 자료

본 연구에 활용한 자료는 국내 ○○ 사격장 부지의 토양오염 정밀조사 결과이다(Lee et al., 2005). 이 조사는 토양환경보전법에 의거하여 2004년에 수행되었다. 조사지역은 면적 11,250 m²의 소규모 부지로서 1990년대부터 클레이 사격장으로 이용되어 왔으며, 부지 내 일부 지역에서 납 성분 함량이 토양오염우려기준을 초과하는 것으로 나타났다. 토양시료 채취는 6개 지점의 표적지 토양을 포함하여, 정규격자형으로 25개 지점의 표토(0~20 cm)와 심토(20~60 cm)에 대해 수행되었다. 시료 채취 지점과 조사지역의 일반적인 토양 특성은 Fig. 2에 나타내었다. 채취된 토양 시료는 토양오염공정시험법에 준하여 다음과 같은 분석이 수행되었다. 풍건한 시료 10 g에 0.1 N HCl 용액 50 mL을 넣고 1시간 진탕한 후 필터지(Whatman No. 4)로 여과하여 여액을 유도결합플라즈마 방출분광분석기(ICP-AES)로 분석하였다. 분석 항목은 납, 구리, 카드뮴 등이다. 부지 내 토양은 평균 pH 7.52로 약알칼리성으로 나타났고, 80% 이상이 사토(sand)와 사양토(loamy sand)로 밝혀졌다.

한편, 일반적인 사격장에서와 같이 중금속에 의한 토양 오염 양상을 보여주었다. 사격장의 토양 중금속오염은 주로 탄피의 95~97%를 차지하는 납에 의해 발생하며, 그밖에 안티모니, 니켈, 아연, 망간, 구리 등이 토양 내에 축적될 수 있다(Tanskanen, 1991; Jung et al., 2010). 조

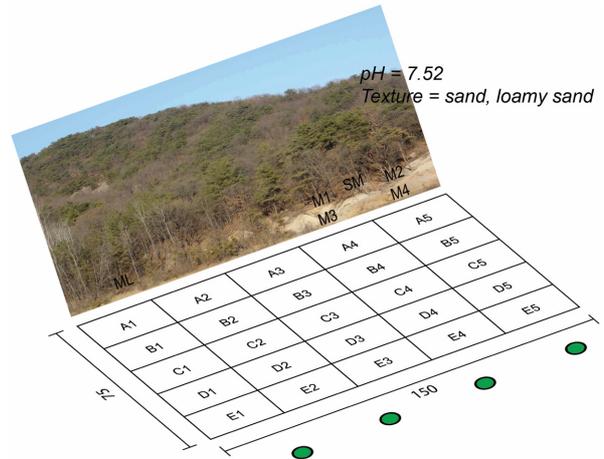


Fig. 2. Sampling locations of soils around a shooting range in this study.

사지역의 중금속 농도는 납, 구리, 카드뮴의 순으로 높게 나타났으며, 고농도의 중금속은 표적지 및 표적지에 가까운 표토, 심토의 순서로 분포하였다. 특히 중금속(납과 구리) 농도 간의 상관관계는 사격의 영향으로 발생한 중금속 오염과정을 명확히 지시하였다. 시료 위치별로 납과 구리의 상관계수는 표적지(0.73), 표토(0.49), 심토(-0.13)의 순으로 나타났으며, 양(+)의 상관계수를 보이는 표적지 및 표토에서 사격에 의한 중금속 오염이 발생하였음을 보여 주었다. 본 연구에서는 표토 25개 채취 지점에서의 납 농도에 대하여 지구통계 기법을 시범적으로 적용하여 소규모 부지에서의 오염 범위를 예측하였다.

3. 결과 및 토의

3.1. 자료의 분포 및 변환

본 연구에 이용된 토양오염 자료의 시료 채취 지점 별 납 농도와 통계 분포를 Fig. 3에 도시하였다. 표토의 납 평균 농도는 204.0 mg/kg이고, 그 중 13개 시료(52%)가 토양오염우려기준(100 mg/kg)을 초과하였다. 납 농도의 표준편차는 196.1 mg/kg로서 평균 농도에 비해 상대적으로 높은 값을 나타내었다. 즉, 오염에 의한 고농도 시료들 때문에 납 농도는 96.1%의 높은 변동계수(CV: coefficient variation)를 지니고, 히스토그램 상에서 우측(고농도)으로 치우친 분포로 양(1.2)의 왜도(skewness)를 보여준다.

자료의 정규성(normality)을 파악하기 위해, K-S 검정(Kolmogorov-Smirnov test)을 수행하였는데, 그 결과 유의확률(p-value)이 유의수준(0.05) 미만으로서 자료가 정규 분포라는 영가설을 기각한다. 즉, 본 연구에 이용된 납 농

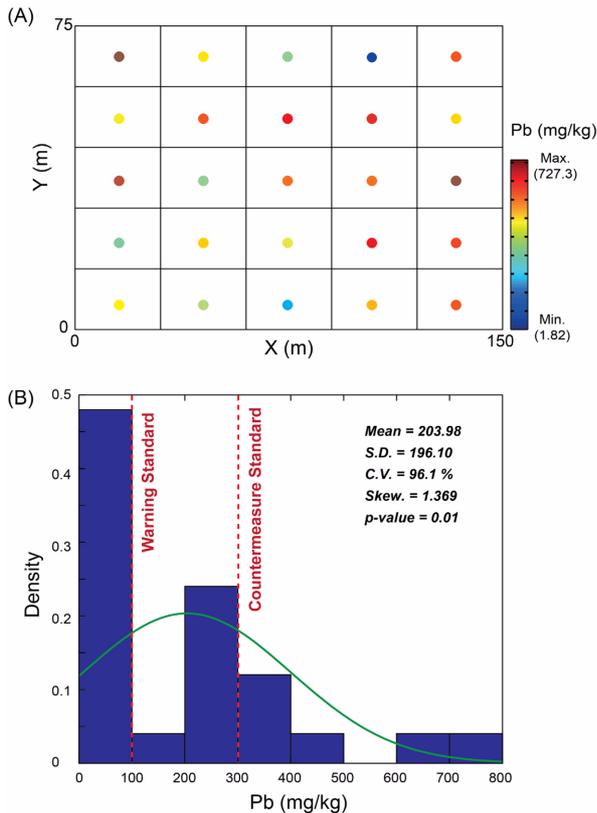


Fig. 3. (A) Distribution of Pb in top soils of an area with 150 by 75 m², and (B) histogram of Pb concentrations (mg/kg) in top soil.

도 자료의 통계분포는 정규분포를 만족하지 못하고 있다. 자료가 비정규성을 보이기 때문에, 오염범위를 예측하는데 있어 비모수적 지구통계 방법론이 효율적이다. 또는 자료가 정규분포를 만족할 수 있도록 변환과정을 수행한 후에 모수적 방법론을 적용할 수도 있다. 본 논문의 이후 과정에서는 정규분포를 가정한 방법론인 OK, SGS, 그리고 비모수적인 방법론인 SIS를 이용한다. 따라서 각각의 방법론에 맞는 두 가지 자료의 변환이 수행되었다. 즉, 1) 납 농도의 로그변환(logarithmic transformation)을 통한 정규화, 2) 경계값(cutoff value)을 이용한 지시변환(indicator transformation).

본 연구에서 SGS와 같은 예측에 가정되는 자료의 정규분포는 로그변환을 통해 간단히 획득되었다. 로그변환 자료는 27.90%의 낮은 변동계수를 지니며, K-S test 결과 p-value가 0.18로 유의 수준 이상으로 나타나 정규분포를 만족하는 것으로 드러났다. 이 변환자료는 SGS 및 OK에 적용되었다. 엄밀하게, SGS에서는 자료의 생성을 위한 정규분포의 cdf를 가정한다. 크리깅의 경우에도 통계학적 가정은 없지만, 예측 결과가 주어진 자료의 분산을 현저

히 낮추는 효과(곡선효과)에 영향을 받기 때문에 정규분포를 만족하는 자료를 사용하는 것이 적합하다. 나아가, SIS 적용을 위하여 주어진 자료의 지시변환을 개별적으로 수행하였다. 일반적으로 지시변환은 자료의 고유한 cdf에서 관찰되는 경계값들을 기준으로 위 식 (5)의 이진(binary) 함수를 통해 이루어진다. 그러나 사용된 자료의 경우, 자료의 수가 제한된 한계 때문에 경계값 선정이 어려운 실정이었으며, 이에 본 연구에서는 SIS 적용을 위해 자료의 사분위수(25%, 50%, 75%)에 해당하는 63.55, 112.38, 274.59 mg/kg의 순위 농도를 경계값으로 하여 이진의 지시변환 자료를 도출하였다.

3.2. 공간구조 분석 결과

미지 지점에 대한 납 농도를 예측하기 위해서는 거리에 따른 상관성을 파악하기 위한 공간구조 분석이 필수적으로 수행되어야 하는데, 주어진 자료를 이용하여 분리 거리에 따른 실험베리오그램(즉, 반베리오그램)을 구하고 이를 바탕으로 최적의 이론적 베리오그램을 구하는 과정으로 구성된다. Fig. 4는 본 연구의 공간구조 분석 결과로서, 두 가지 변환된 자료(로그변환 및 지시변환 자료)에 대하여 각각의 실험베리오그램과 이를 만족하는 이론베리오그램을 나타내었다. 실험베리오그램을 도출하는 과정에서는 오염 분포의 이방성(anisotropic)을 고려한 방향성 베리오그램(directional variogram)을 작성할 필요가 있다. 이는 오염 분포의 방향성을 사전에 예측하거나, 반복적인 방향성 베리오그램 작성을 통해 수행된다. 일반적으로는 0, 45, 90, 135도의 방향각에서의 베리오그램을 검토하여 강한 상관관계를 가지는 경우(즉, 이론베리오그램에 잘 맞는 경우)를 선택하지만, 계산 과정에서 밴드폭(bandwidth), 각과 거리에 대한 허용치(tolerance) 등을 설정해야 하므로 많은 계산을 반복적으로 수행해야 한다. 본 연구지역에서는 전 방향에 대한 검토 결과, 납 농도 분포에 대한 뚜렷한 이방성이 나타나지 않았다. 따라서 Fig. 4의 공간구조 분석 결과는 등방성 베리오그램에 해당한다.

공간 자료의 상관관계를 표현하는 베리오그램에서는 분리 거리가 증가하면서 특정 거리에서 일정한 값을 나타낸다. 이러한 변화를 가장 잘 설명할 수 있는 이론 모델을 찾는 과정을 베리오그램 모델링 혹은 피팅(fitting)이라 한다. 이론베리오그램은 상관거리(range)와 문턱값(sill)을 포함하여 거리에 따른 다양한 모델들의 선형 조합으로 구성된다. 여기서 문턱값은 공분산이 존재할 수 있는 최대 거리에서 나타나는 일정한 베리오그램 값이며, 그 지점의 분리 거리가 상관 거리에 해당한다. Fig. 4의 (a)는 로그변

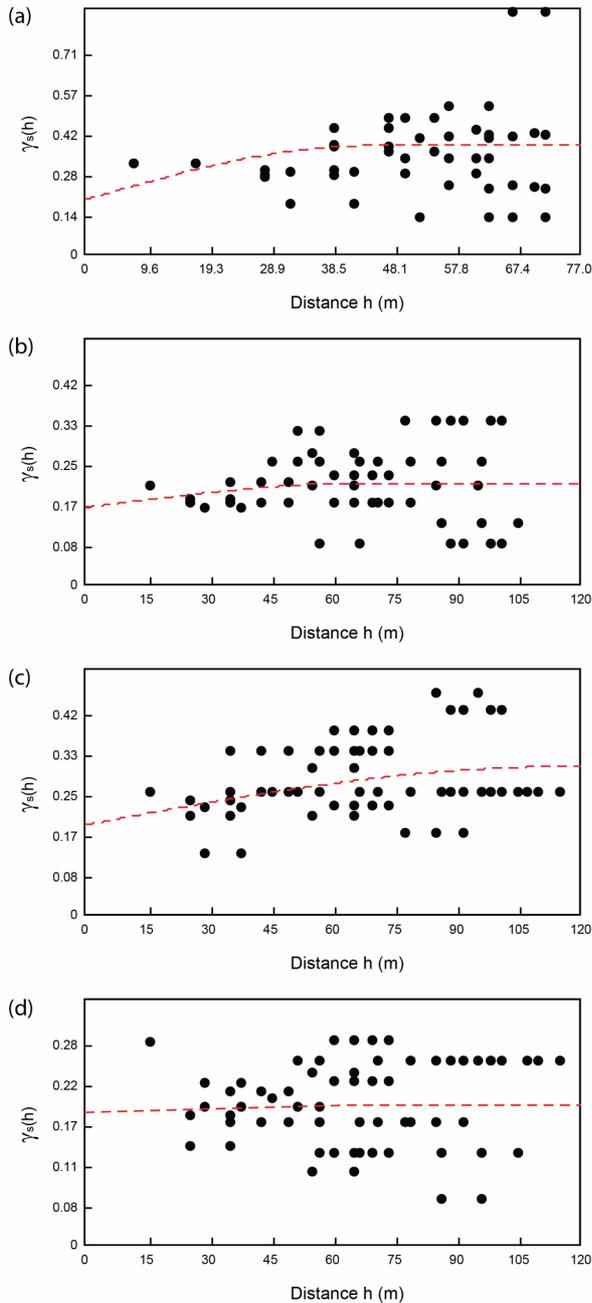


Fig. 4. Semivariogram model of logarithmic(a) and indicator transformed data (b, c, and d).

Table 1. Factors of semivariograms

	Variogram	Value	Nugget	Sill	Major range
Indicator variogram	Cutoff 1	63.55 (25%)	0.156	0.206	68.87
	Cutoff 2	112.38 (50%)	0.183	0.301	115.11
	Cutoff 3	274.59 (75%)	0.184	0.187	110.64
Variogram (SGS, OK)			0.190	0.380	44.06

OK = ordinary kriging, SGS = Sequential Gaussian Simulation

환을 통해 정규화 된 납의 이론베리오그램 결과이며, 나머지는 경계값에 따라 지시변환 값인 베리오그램의 결과 - (b)63.55 ppm, (c)112.39 ppm, (d)274.59 ppm - 들이다. 교차검증 결과, 로그변환 결과에는 구형모형(spherical model), 지시변환 자료는 각각 b에서 지수모형(exponential model), c에서 원형모형(circular model)이 가장 나은 공간적 상관성을 보이고 있다(d의 경우 모형에 따른 상관성의 차이가 보이지 않음). 도출된 모수들인 너깃(짧은 분리 거리에서 자료의 상관계수에 대한 error), 상관거리, 문턱 값을 Table 1에 요약하였다. 결과적으로 Table 1의 모수들은 크리깅과 같은 지구통계 기법의 예측에 반드시 필요한 거리에 따른 공분산 정보를 제공한다. 공간구조 분석의 결과에 따라 오염분포의 예측이 달라질 수 있으므로, 지구통계학적 방법론에서 매우 중요한 과정이다. 따라서 반복적인 계산과 모델링을 수행하여 주어진 자료를 가장 잘 대표하는 모델을 찾을 필요가 있다. 본 연구에서는 연구 결과를 단순화하기 위하여 공간구조 분석에서의 많은 경우의 수를 배제하였고, 이론적 공간구조모형을 선택하기 위한 교차검증(cross-validation) 수행과정은 제공하지 않는다.

3.3. 지구통계 기법 적용과 오염 범위 예측

획득한 베리오그램 모델을 바탕으로 세 가지 지구통계 기법(OK, SGS, SIS)을 조사지역 자료에 적용한 결과, 납 농도의 분포가 Fig. 5와 같이 예측되었다. OK와 SGS의 경우는 동일한 로그변환 자료 및 베리오그램 모델(Fig. 4a)로 구현된 예측 결과이며, SIS는 지시변환 자료에 대한 베리오그램 모델(Fig. 4b, c, d)로 구현한 결과이다. 세 기법 모두 150 × 75의 동일한 격자(grid)에 적용되었고, 결과 중 조건부 시뮬레이션(SGS와 SIS)에 해당하는 분포도는 총 50번의 시뮬레이션 결과의 평균, 즉 기대값 분포도(expected map)에 해당한다. 한편, 정화 대상의 오염 범위는 예측된 납 농도 분포 상에서 오염우려기준(100 mg/kg)을 초과하는 영역으로 구획하였다.

Fig. 5에서 OK와 SGS 결과를 비교하면, 이미 설명한

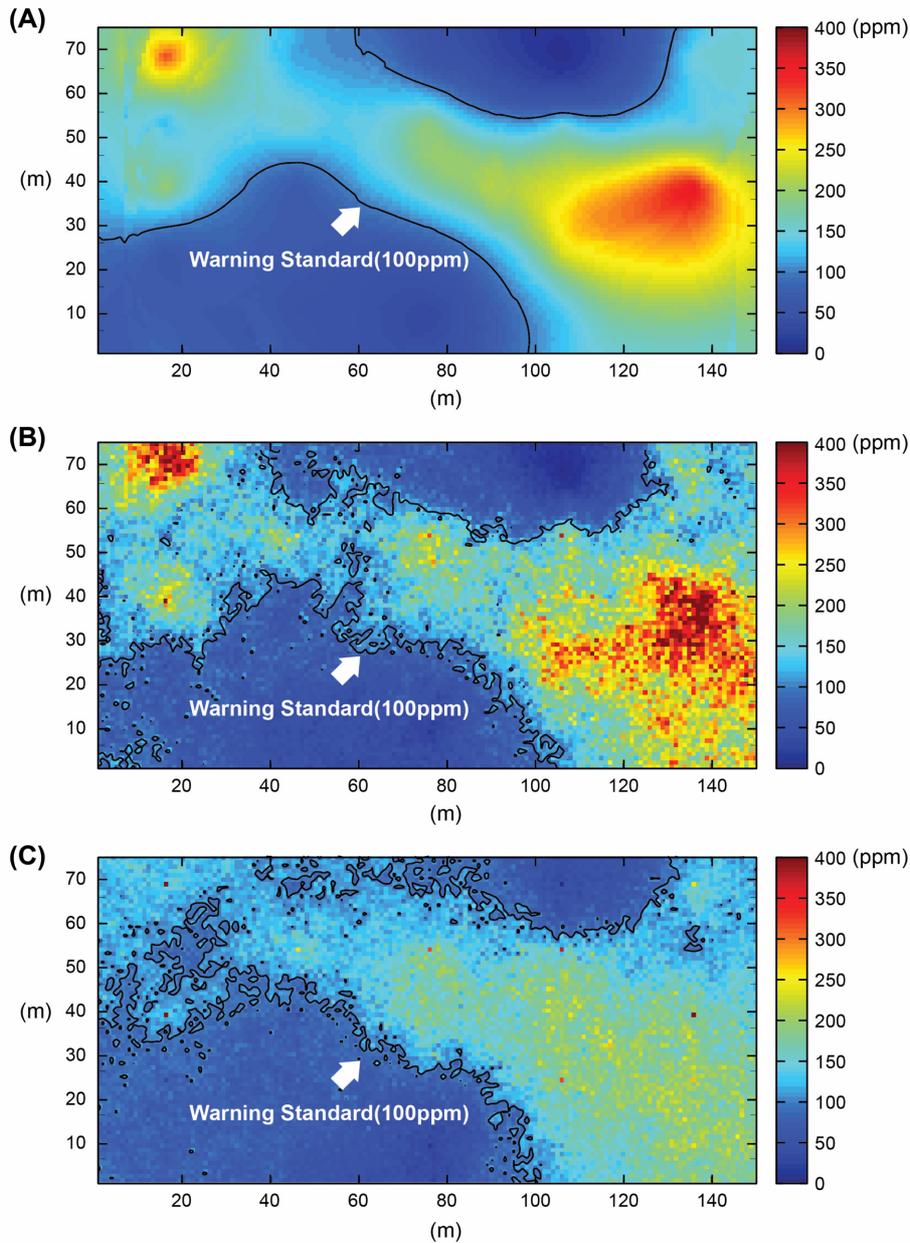


Fig. 5. Maps showing the distribution of Pb concentrations estimated by A) Ordinary Kriging (OK), B) Sequential Gaussian Simulation (SGS), and C) Sequential Indicator Simulation (SIS).

바와 같이 OK는 곡선화 효과로 오염 농도의 분포를 부드럽게 표현하지만, SGS는 분포가 높은 엔트로피를 지니고 있다. 이러한 차이에도 불구하고, 적용된 두 방법론이 매우 유사하게 납 농도의 분포와 오염 범위를 예측함을 보여준다. 예측 결과들의 통계값을 요약한 Table 2를 살펴보면, OK의 예측값은 평균 134.69 mg/kg와 표준편차 70.37 mg/kg을, SGS는 평균 135.83 mg/kg와 표준편차 79.86 mg/kg으로 나타났다. 이 결과는 OK와 SGS 예측

결과의 분포가 서로 유사하며 주어진 자료의 초기 통계 분포를 따르는 것을 보여준다. 즉, 두 방법론 모두 주어진 자료(정규화된 로그변환 자료)의 통계 분포를 왜곡하지 않는 예측 결과를 생산하고 있다. 이러한 결과는 주어진 자료의 통계 분포를 적절히 정규화시키게 되면 예측값의 분산을 현저히 낮추는 크리깅의 본질적 한계가 극복될 수 있음을 보여준다.

반면, SIS로 예측된 납 농도의 분포는 위 두 가지 방

범(OK와 SGS)과는 다소 다르게 나타났다(Fig. 5c). 특히, SIS는 오염우려기준을 훨씬 초과하는 고농도 값들을 전혀 예측하지 못한 오염 분포를 산출하였다. 이러한 결과는 예측에 앞서 수행된 공간구조 분석에서 고농도 자료에 대한 유의한 공분산 함수(거리에 따른 상관계수)를 제공하지 못한 결과로 해석된다. Table 1에서 보면, 3분위수 경계값(274.6 mg/kg)에 해당하는 지시베리오그램은 문턱값(0.187)에 매우 가까운 너깃(0.184)을 지닌 모델로 파악되어 자료의 공간적 상관관계를 나타내지 못하고 있다. 이러한 결과의 원인은 지시변환 과정에 사용된 경계값이 구간별 농도 분포를 적절히 대표하지 못하기 때문이다. 앞서 논의한 바와 같이, 본 연구에서는 4분위수에 해당하는 세 가지 경계값을 임의로 지시변환에 이용하였다. 이것은 일반적으로 분위수로 나눈 급간이 비모수적 분포를 추정하는데 유용하기 때문이다. 그러나 주어진 자료의 표본수가 적은 한계로 그 분포가 적절히 파악되지 않은 것으로 판단된다. 결과적으로, SIS와 같은 비모수적 방법론이 비정규 분포를 갖는 자료에 효과적임에도 불구하고, OK와 SGS에 비해 부정확한 예측 결과를 산출하고 있다.

Fig. 5에서 정화 대상에 해당하는 오염 범위, 즉 납이 오염우려기준(100 mg/kg)을 초과하는 예측 범위를 나타낸다. 또한 오염 범위의 격자 면적을 통해 오염토양의 부피(정화 대상량)를 산정하였고, 그 면적을 전체 면적에 대한 비율로 계산하여 Fig. 6에 나타내었다. OK, SGS, SIS 방법에 의해 도출된 오염 범위는 각각 전체 면적의 62.2, 60.4, 60.4%에 해당하는 것으로 계산되어, 예측의 정확성에 관계없이 모두 유사한 오염 범위를 산출하는 것으로 나타났다. 이 결과는, 고농도 구간의 납 농도를 정확히 예측 못한 SIS에서도 100 mg/kg 이상의 지점들을 다른 방법과 유사하게 생산하고 있음을 보여준다.

그러나 예측의 정확성은 오염 범위를 지정하는데 매우 큰 영향을 줄 수 있음을 명기한다. 즉, 정화 대상에 해당하는 기준농도를 높이는 경우, SIS를 통해 구획된 오염 범위는 현저히 작은 면적의 범위로 잘못 정의될 수가 있다. 오염기준을 300 mg/kg으로 가정하여 산정해 보면, SIS 결과뿐만 아니라 OK로 예측된 오염 범위는 201 m²로서 SGS의 결과(518 m²)에 비해 작게 산출되었다. 이것은 앞서 살펴본 바와 같이 OK의 곡선화 효과가 고농도에 해당하는 지점에 영향을 주고 있음을 의미한다. 실제로, Table 2에서 OK 예측값은 SGS 결과에서 나타나는 최대값(727.31 mg/kg)과 최소값(1.82 mg/kg)을 재현하지 못하고 있다. 따라서 크리깅에서는, 주어진 자료에 대한 통계 분포의 왜곡을 발생시키지 않더라도, 오차를 최소화

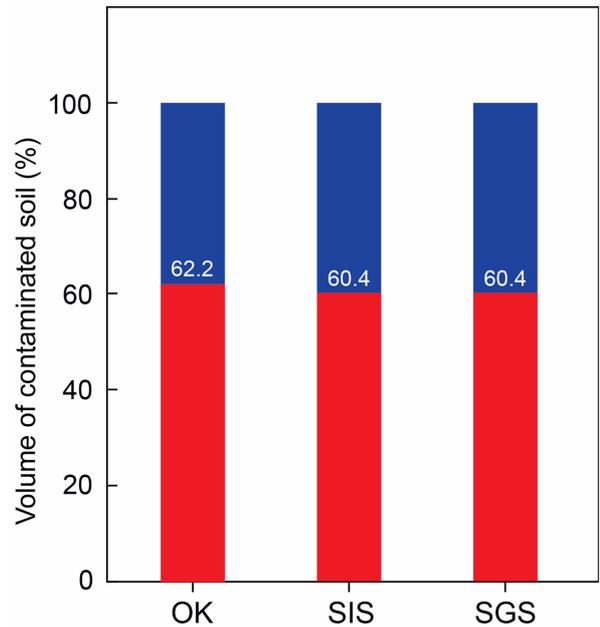


Fig. 6. Contaminated soil volumes (%) estimated from different methods.

Table 2. Statistical summary of the results of kriging and simulation

	OK	SGS
Average	134.69	135.83
Median	130.35	120.54
Maximum	356.43	727.31
Minimum	10.13	1.82
SD	70.37	79.86

OK = ordinary kriging, SGS = Sequential Gaussian Simulation

하려는 추정 방식으로 인해 이상치에 대한 모사가 불가능한 것으로 보인다. 종합하여 보면, 본 연구에서 적용된 지구통계 기법 중 SGS 기법이 최적의 오염 분포를 예측하고 있다.

나아가, 본 연구에서는 동일한 베리오그램 모델이 이용된 OK와 SGS가 SIS에 비해 더 양호한 예측 결과를 생산하는 것으로 평가되었다. 지시변환 자료를 이용한 베리오그램이 로그변환 자료를 이용한 모델에 비하여 공간적 상관관계를 적절히 설명하지 못했기 때문이다. 따라서 베리오그램 작성 및 모델링이 지구통계기법 예측 결과에 강한 영향을 줄 수 있음을 확인할 수 있다. 즉, 지구통계기법에 따라 베리오그램 모델이 바뀌어 서로 다른 예측 결과를 산출할 수 있으며, 따라서 최적의 예측을 구현하기 위해서는 1) 자료에 따라 적절한 지구통계 기법을 선택하고, 2) 반복적인 베리오그램 작성과 모델링을 통하여 예측값을 비교하는 과정이 반드시 필요하다.

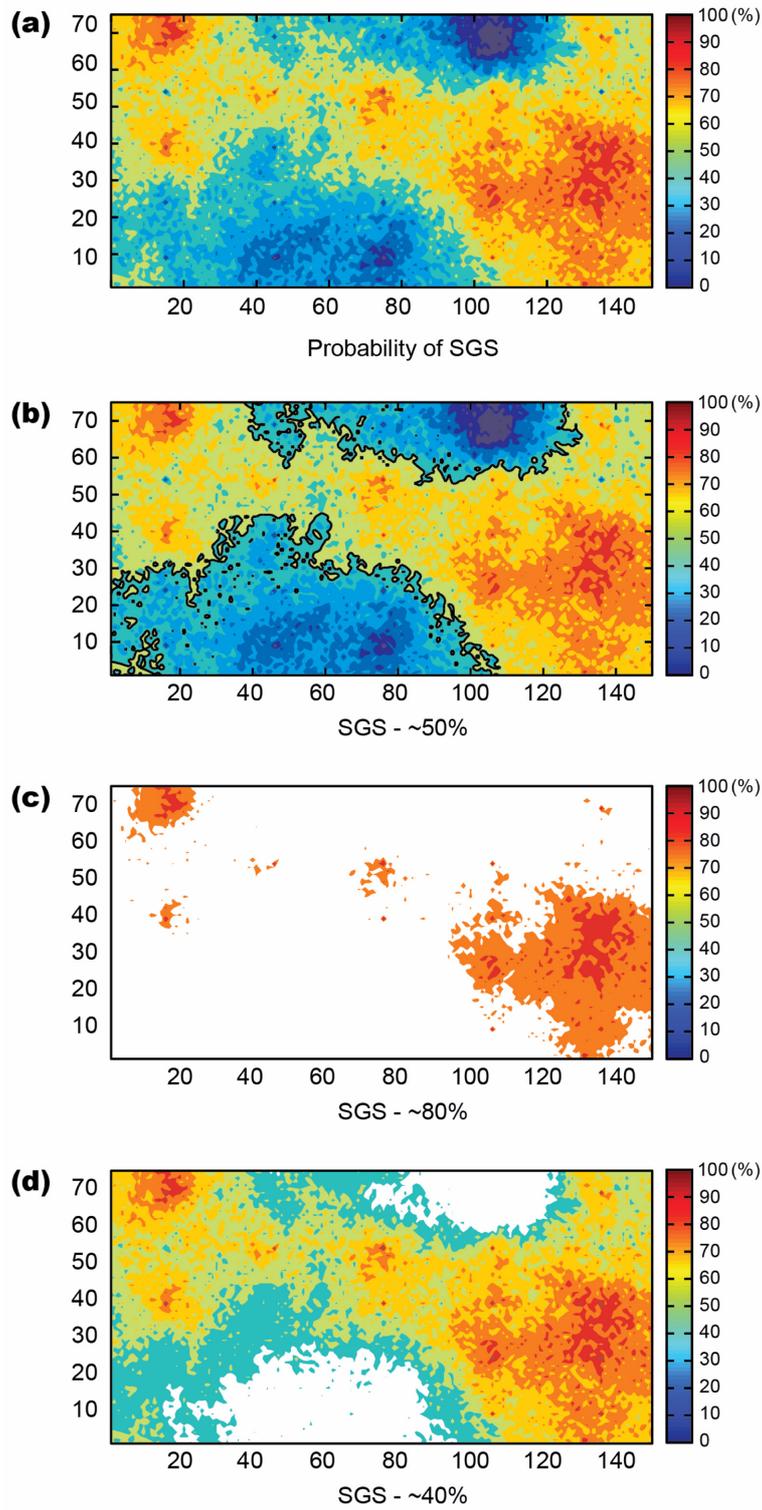


Fig. 7. The results of SGS, showing the probability of Pb concentrations exceeding 100 mg/kg (a) and maps of the uncertainties at a given critical probability value (b: >50%, c: >80%, and d: >40%).

3.4. 공간적 불확실성 평가

위에서 SGS 기법이 최적의 오염 분포를 예측하는 것으

로 확인되었기에, 본 절에서는 SGS의 시뮬레이션 결과를 바탕으로 오염 범위 평가의 불확실성을 평가하였다. 본 연

구에서 SGS를 통해 획득된 시물레이션 분포도는 50회의 결과이며, 서로 다른 납 농도 분포들은 확률적으로 동일한 가치를 지닌다. 따라서 격자 상 미지의 지점에서의 하나의 예측 농도는 SGS를 통해 확률적(즉, 사후 확률분포)으로 표현된다. Fig. 7a는 각 지점의 사후 확률분포에서 도출된 평균값의 농도를 오염분포도로 표현한 결과이다. 이러한 결과를 바탕으로, 예측값의 불확실성은 해당하는 확률분포의 신뢰구간을 통해 쉽게 표현할 수 있다. 나아가 불확실성을 고려해 조사지역의 공간적 오염 범위를 식(6)과 같이 정의할 수 있다.

본 연구에서는 오염 범위의 불확실성 평가를 위하여 각 지점에서 오염우려기준(100 mg/kg)을 초과할 확률을 확률분포(누적확률분포)를 통해 계산하였다. 이 결과는 납 100 mg/kg에 대한 예측값의 불확실성을 표현한 불확실성 분포도로 정의된다. 확률적으로 매우 높거나(90~100%) 낮은 경우(0~10%)의 불확실성 범위는 오염예측에 대한 절대적인 오염/비오염의 판단정보를 제공하여 확률적으로 신뢰성 있는 결과를 제시한다. Fig. 7b에서 확률 50%로 나타난 지점은 그 위치에서 납이 100 mg/kg으로 예측될 가능성이 50%임을 의미한다. 여기서 50%의 면적은 SGS 기법의 예측오염면적과 일치한다(Fig. 5). 이는 시물레이션 과정에서 생성된 사후 누적분포함수의 중앙값과(임계확률 50%) realization의 평균값(E-map)인 시물레이션의 예측결과가 서로 일치하기 때문이다. 위 결과는 크리깅과 시물레이션에서 예측한 오염 범위가 확률적으로는 50% 밖에 해당하지 않으며, 이는 지구통계기법의 예측결과가 불확실함을 시사한다. 따라서 보다 나은 오염범위 평가를 위해, 공간상의 불확실성 분포도에서의 특정 확률, 즉 임계확률(critical probability)을 기준으로 오염우려기준을 초과할 새로운 오염 범위로 선정할 필요가 있다. 이러한 방법은 오염 범위의 오차범위를 구획하여 예측 결과의 공간적 불확실성을 평가하는데 매우 유용하다.

본 연구에서는 시범적으로 임의의 임계확률(50%, 80%, 40%)을 기준으로 납 농도 100 mg/kg을 초과하는 오염 범위를 정의하였으며, 그 결과는 각각 Fig. 7b, c, d에 나타내었다. SGS의 공간적 불확실성 맵에서 임계확률 50%를 기준으로 삼고, 이 범위의 오차를 임계확률 40%와 80%에 해당하는 구간을 사용하여 구획할 수 있으며, 결국 결정론적인 오염 범위가 아닌 구간을 포함한(불확실성을 고려한) 오염 범위를 제공할 수 있다.

다만 위 과정은 임의의 임계확률을 통해 오염 범위의 오차 범위를 선정하기 때문에 통계적인 신뢰구간에 해당하지 않는다. 즉, 임계확률을 선정할 수 있는 기준이 필요

하다. 방법론에서 설명한대로, 오염 범위의 통계적인 신뢰구간(예: 95% 신뢰구간)을 산출하기 위해서는 구획된 오염 범위 내의 모든 예측 지점이 100 mg/kg을 동시에 초과할 결합 확률을 도출해야 한다(Goovaerts, 1999, 2001). 하지만 이러한 이론적 신뢰구간의 계산은 실제로 매우 낮은 확률값으로 산출된다. 예를 들어, 임계확률 50%에 해당하는 결합 확률을 통해 오염 범위의 표준편차나 95% 신뢰구간이 이론적으로 계산되지만, 그 값이 매우 커 넓은 오염구간이 산출된다. 이는 지구통계학적으로 예측된 오염 범위 내의 격자상의 예측 지점이 너무 많아 그 결합 확률이 매우 작게 계산되기 때문이다. 따라서 구역 크리깅(block kriging)을 응용하여 예측 지점의 단위를 임의의 단위(예: 정화단위) 등으로 업스케일링(up-scaling)하는 복잡한 사후 과정이 추가로 요구된다(Rautman, 1997; Demougeot-Renard, 2004; Papritz et al., 2005). 또한 현장 조사를 추가하여 분석함으로써 오염 범위의 오류를 최소화할 수 있는 확률 임계값으로 파악하는 방법이 이용될 수 있다(Park, 2010). 따라서 임계 확률을 이용해 오염 범위의 통계적인 신뢰구간을 선정하는데 추가적인 정보들이 요구된다.

오염 범위의 불확실성 평가를 위해 본 연구에서는 시물레이션 결과에서 오염 범위의 오차를 지시하는 신뢰구간을 다음과 같이 제안한다. 이 평가는 확률적으로 등가인 시물레이션 결과들에서 오염면적(오염량)을 개별적으로 계산하여 그 확률 분포를 산출하는 것으로 수행된다. 이때 계산된 면적의 확률 분포가 오염 범위의 공간적 확률 분포와 동일하다는 가정이 수반된다. SGS 결과 산출된 50회의 오염 분포도에서 100 mg/kg을 초과하는 오염 범위의 면적을 계산하였고, 그 결과 Fig. 8과 같이 정규분포를 만족하는 오염 면적의 누적확률함수(cumulative probability function)가 작성되었다. 이를 바탕으로 오염 면적의 불확실성(즉, 오염 면적의 오차 범위)은 평균에 대한 95% 신뢰구간으로 정의할 수 있고, 그 값은 $6025 \pm 1125 \text{ m}^3$ 로 산출되었다. 즉, 주어진 자료에서 예측된 오염 범위의 면적은 95%의 확률로 최소 4870 m^2 , 최대 7180 m^2 면적으로 추정된다. 따라서 신뢰구간에 해당하는 면적을 지닌 임계확률을 Fig. 7a의 확률분포도에서 파악할 수 있다. 그 결과 50% 확률을 만족하는 납 농도 100 mg/kg 이상으로 구획되는 오염 범위는 최소 면적(4870 m^2)을 만족하는 임계 확률 58%와 최대 면적(7180 m^2)을 만족하는 임계 확률 48%의 범위로 정의되었다. 즉, 임계확률 58%와 48%에 해당하는 구간이 주어진 자료에서 파악된 정화대상의 오염 범위로 제안된다.

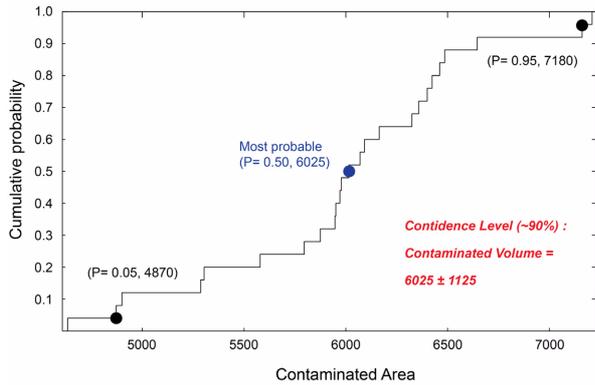


Fig. 8. Estimated volumes of contaminated soil over different confidence levels on the calculated cumulative distribution probability curves.

본 연구에서 제안하는 오염 범위의 공간적 불확실성 평가 방법은 시뮬레이션의 사후 처리에서 간단히 계산할 수 있는 장점이 있으며 오염 범위의 신뢰구간을 정량적으로 제공한다. 이와 같은 지구통계 기법의 평가를 통해 공간적 불확실성을 제공함으로써, 현장의 특수성 및 정화 방법을 고려하여 최적의 오염 범위를 결정하는데 있어 합리적 의사 결정을 도출할 수 있는 근거를 제공할 수 있다.

4. 결론 및 제언

본 연구에서는 토양오염 지역에서 중금속 농도 분포를 세 가지 지구통계 기법(정규크리깅, 순차가우시안, 순차지시시뮬레이션)을 적용해 산출하고 시뮬레이션 기법을 기반으로 오염 범위의 공간적 불확실성을 평가하였다. 나아가 오염 범위의 공간적 불확실성을 표현하는 새로운 기법을 제안하였다.

본 연구 결과는 지구통계 기법의 방법론에 따라 오염 분포 예측의 정확도가 달라질 수 있음을 보여주었다. 특히, 방법론에 따라 달라지는 베리오그램 계산 및 모델링 결과의 상이성, 즉 서로 다른 공간적 상관관계의 제시는 결국 예측 결과의 변동을 야기함을 파악하였다. 따라서 지구통계 기법의 적용에 있어서는 주관적 판단이 상당히 요구되는 공간구조 분석 과정을 반복적으로 수행하고 상호 비교함으로써 최적의 예측값을 구현하려는 노력이 필요한 것으로 보인다. 아울러, 특히 크리깅의 경우에는 자료의 정규화를 통해 곡선화 효과의 단점을 최소화할 수 있음이 확인되었다. 그럼에도 크리깅에서는 이상치가 존재하는 지점을 정확히 추산할 수 없어, 순차가우시안시뮬레이션과 같은 추계학적 기법에 비하여 오염 범위 예측에 있어 보다 부정확한 것으로 평가된다.

한편, 본 연구에서는 순차가우시안시뮬레이션 결과를 바탕으로 주어진 자료의 공간적 불확실성을 평가하였다. 본 연구에서는 예측 지점에서 오염우려기준(납 100 mg/kg)을 초과할 확률을 계산하였고, 임계 확률을 기준으로 정화 대상이 되는 토양의 확률적인 오염 범위를 제시하였다. 나아가 본 연구에서는 평가지가 오염 범위의 통계적 신뢰구간에 해당하는 기준 임계확률을 선정할 수 있는 새로운 기법을 제안한다. 즉, 시뮬레이션 결과에서 정규분포를 만족하는 오염 면적의 확률 분포를 산출하고, 해당하는 분포의 평균에 대한 95% 신뢰구간(본 조사지역의 경우 $6025 \pm 1125 \text{ m}^3$)을 구현할 수 있다. 계산된 범위가 평균적으로 구획되는 오염 범위의 발견 확률과 같다고 가정하면, 신뢰구간에 해당하는 임계 확률(본 조사지역의 경우 48%와 58%)이 산출된다. 나아가 오염우려기준을 초과할 확률분포도에서 계산된 임계 확률을 기준으로 하여 오염 범위의 신뢰구간을 도출할 수 있다. 이러한 기법을 쓰면, 불확실성 평가에 요구되는 사후과정의 복잡함을 단순화하여 오염 범위의 오차를 정량적으로 구획할 수 있다.

지구통계 기법은 한정된 자료에서 공간 분포를 예측할 수 있는 효과적인 방법론이다. 그러나, 예측 결과는 토양 오염 현상과 같은 물리·화학적 과정을 반영한 결과가 아니며 단지 샘플로부터 얻어진 통계적 추론의 결과일 뿐임을 명심해야 한다. 따라서 예측 결과와 이를 바탕으로 획득된 오염 범위의 불확실성이 항상 존재하며, 이는 토양 오염 부지에 대한 잘못된 진단이나 의사결정을 야기할 수 있다. 지구통계 기법을 이용한 오염 범위 산정에 있어 예측값 및 오염 범위에 대한 불확실성 평가가 반드시 필요함을 강조하고자 한다. 이러한 관점에서 본 연구에서 제시하는 제언 및 기법들을 활용하면 향후 보다 효과적으로 토양오염 정화가 이루어질 것으로 기대된다.

사 사

본 연구는 한국환경정책·평가연구원(KEI)의 수탁연구 과제 “토양 오염범위와 오염량 산정을 위한 체계 구축 및 지침 개발” 연구의 일부분으로서 한국환경산업기술원의 토양·지하수 오염방지기술개발사업(GAIA) 연구비 지원에 의해 수행되었다.

참 고 문 헌

Broos, M.J., Aarts, L., van Tooren, C.F., and Stein, A., 1999, Quantification of the effects of spatially varying environmental

- contaminants into a cost model for soil remediation, *Journal of Environmental Management*, **56**(2), 133-145.
- Choe, J.G., 2007, *Geostatistics*, Sigma-press. 386p.
- Deutsch, C.V. and Journel, A.G., 1998, *GSLIB: Geostatistical Software Library and User's Guide*, Oxford University Press. 369 p.
- Delbari, M., Afrasiabi, P., and Loiskandlb, W., 2009, Using sequential Gaussian simulation to assess the field-scale spatial uncertainty of soil water content, *Catena*, **79**(2), 163-169.
- Demougeot-Renard H., 2004, Geostatistical approach for assessing soil volumes requiring remediation: Validation using lead-polluted soils underlying a former smelting works, *Environmental science technology*, **38**(19), 5120-5126.
- D'Or, D., Demougeot-Renard, H., and Garcia, M., 2009, An Integrated Geostatistical Approach for Contaminated Site and Soil Characterization, *Mathematical Geosciences*, **41**(3), 307-322.
- Flatman, G., 1984, Geostatistical strategy for soil sampling: The survey and the census, *Environmental Monitoring and Assessment*, **4**(4), 335-349.
- Goovaerts, P. and Journel, A.G., 1995, Integrating soil map information in modelling the spatial variation of continuous soil properties, *European Journal of Soil Science*, **46**, 397-414.
- Goovaerts, P., 1997, *Geostatistics for Natural Resources Evaluation*, Oxford University Press, New York. 483 p.
- Goovaerts, P., 1999, Geostatistics in soil science: state-of-the-art and perspectives, *Geoderma*, **89**(1-2), 1-45.
- Goovaerts, P., 2001, Geostatistical modelling of uncertainty in soil science, *Geoderma*, **103**(1-2), 3-26.
- Isaaks, E.H. and Srivastava, R.M., 1989, *An Introduction to Applied Geostatistics*. Oxford University Press, New York, 560 p.
- Juang, K.W., Chen, Y.S., and Lee, D.Y., 2004, Using sequential indicator simulation to assess the uncertainty of delineating heavy-metal contaminated soils, *Environmental Pollution*, **127**, 229-238.
- Jung, H.S., Yun, S.T., Choi, B.Y., Kim, H., Jung, M.C., Kim, S.O., and Kim, K.H., 2010, Geochemical studies on the contamination and dispersion of trace metals in intertidal sediments around a military air weapons shooting range, *Journal of Soils and Sediments* **10**, 1142-1158.
- Lee, G.T., Kim, H.D., Kang, J.Y., Han, H.D., Choi, C.I., and Kim, Y.H., 2005, Investigation report of soil contamination [00 shooting range].
- McKenna, S.A., 1998, Geostatistical approach for managing uncertainty in environmental remediation of contaminated soils: case study, *Environmental and Engineering Geoscience*, **4**, 175-184.
- Oliver, M.A. and Webster, R., 1986, Semi-variograms for modelling the spatial pattern of landform and soil properties, *Earth Surface Processes and Landforms*, **11**, 491-504.
- Papritz, A., Herzig, C., Borer, F., and Bono, R., 2005, Modelling the spatial distribution of copper in the soils around a metal smelter in northwestern Switzerland, *Geostatistics for Environmental Applications*, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg (2005), pp. 343-354.
- Park, N.U., 2010, Application of Indicator Geostatistics for Probabilistic Uncertainty and Risk Analyses of Geochemical Data, *The Journal of The Korean Earth Science Society*, **31**(4), 301-312.
- Rautman, C.A., 1997, Geostatistics and cost-effective environmental remediation. In: Baafi, E.Y., Schofield, N.A. (Eds.), *Geostatistics Wollongong '96*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, pp. 941-950.
- Remy, N., Boucher, A., and Wu, J., 2009, *Applied Geostatistics with SGeMS: A User's Guide*, Cambridge University Press. 286 p.
- Steiger, B.V., Webster, R., Schulin, R., and Lehmann, R., 1996, Mapping heavy metals in polluted soil by disjunctive kriging, *Environmental Pollution*, **94**(2), 205-215.
- Stewart, R.N. and Purucker, S.T., 2011, An environmental decision support system for spatial assessment and selective remediation, *Environ Model Software*, **26**, 751-760.
- Tanskanen, H., Kukkonen, I., and Kaija, J., 1991, Heavy metal pollution in the environment of a shooting range. Geological Survey of Finland, Special Paper **12**, 187-193.
- Webster, R. and Oliver, M.A., 2007, *Geostatistics for environmental scientists*, Wiley. 315p.