

地形情報を用いた基礎地盤面のモデル化と推定

本多 眞¹・鈴木 誠²・上田 稔³・近藤寛通⁴

¹正会員 工修 清水建設(株)和泉研究室(〒100 東京都千代田区内幸町2-2-2 フコク生命ビル)

²正会員 工博 清水建設(株)和泉研究室

³正会員 工博 中部電力(株)技術開発本部電力技術研究所(〒459 名古屋市緑区大高町字北関山20-1)

⁴正会員 中部電力(株)土木建築部(〒461 名古屋市東区東新町1番地)

杭基礎の設計には基礎地盤面の推定が重要であるが、起伏が著しいサイトでは基礎地盤面も起伏を有しており、限られたボーリングから精度良く推定するのは困難である。本論文では基礎地盤面推定を目的として、地表面との相関性を考慮したCokriging手法の適用を行ったものである。Cokrigingは互いに相関性のある2変量以上の確率場に対して相互相関関係から空間分布を推定する手法である。前半部分ではその適用条件やモデル化について言及し、最尤法を用いた合理的なモデルの推定法について提案する。後半部分では適用例として、実際の造成工事における基礎杭の設計を目的として、基礎地盤面推定にCokrigingを適用した。そして弾性波探査による推定結果との比較により、その有効性を示した。

Key Words : cokriging, random field, maximum likelihood estimation, pile

1. はじめに

地盤工学では、少数の限られた標本データから地盤物性値などの空間分布を推定することが必要となる。古くは鉱山工学から発祥した地盤統計学(Geostatistics)が、土木工学では水文や地下水の分野で空間分布推定に適用されてきた。地盤統計学では、場の特性である統計モデル推定と空間的な補間である最良線形不偏推定(BLUE)に大別される^{1),2)}。一般的に、対象とする空間分布を統計的均質な確率場とモデル化し、これらのパラメータを求めることが前者の段階である。後者はKriging(クリッキング)と呼ばれ、確率場のパラメータをもとに標本データの空間的補間を行うことであるが、見方を変えれば統計的均質な確率場の条件付き確率場として考えることができる。最近ではこれらを1つの流れで評価しようとした一種の逆解析手法の研究もなされている。適用分野として、地盤物性値だけでなく地層境界面³⁾や地震動の空間分布推定⁴⁾にも適用されている。さらに、応用面だけではなく手法の基礎的な研

究も発表されるようになってきた⁵⁾。また、類似の手法として多変量正規分布法と呼ばれる空間分布推定法を用いた研究もある^{6),7)}。

実際の地盤調査では少数のデータしか得られず、限られた標本データから推定可能ではあるが、推定値の信頼性が小さくなる。このとき、対象とする確率場と相関性の強い別の確率場があり、そのデータを容易に得ることができれば、より精度の高い推定が行うことが可能である。このような推定手法はCokriging⁸⁾と呼ばれ、理論的には古くからあるものの適用範囲が限定されていることから適用事例はあまり多くはない。例えば地盤工学の分野では、土壌中の有効含水量およびpF2.5の水分量を砂、シルト、粘土の含有量や土壌温度とのCokrigingにより推定し、Krigingとの比較をした研究^{9),10)}や土壌形成要因を調査するために粒子サイズ、pH、各種土壌化学成分の空間的な分布の異方性をKrigingやCokrigingにより評価した研究¹¹⁾がある。さらには国内でも粘着力 c や内部摩擦角 ϕ とN値をCokrigingで結びつけた研究¹²⁾や花崗岩の電気検層データなどに適用した研究¹³⁾がある。地

下水の分野では、透水量係数の推定に対して比水容量との相関性に着目して、Cokrigingをはじめとするいくつかの地盤統計学手法を比較検討した研究¹⁴⁾もある。この中で相関係数が高い(>0.7)場合にはCokrigingによる推定が最も優れていると論じている。地盤工学以外では、地震観測データに適用した研究¹⁵⁾や気象レーダによる降雨データと雨量計による降雨データとの間でCokrigingを適用して降雨量推定の精度を向上した研究¹⁶⁾などがある。

Cokrigingは相関性の強い2変量確率場に有効であるが、このモデル化に以下のような制約がある⁸⁾。相互相関関数やクロスバリオグラムなどは、各々の確率場の自己相関関数やセミバリオグラムと2変量の相関係数によって決まるものである。データそのものから相関性をプロットしたものをコロログラムといい、異なる変数間の相互相関をプロットしたものをクロスコロログラムという。これらに関数をあてはめてモデル化した場合、コロログラムとクロスコロログラムを独立にモデル化することになるため、データによっては整合性が得られない可能性がある。そのため、パラメトリックモデルを用いて整合性のあるモデル化を行い、最尤法によりパラメータ推定することが考えられる。

基礎地盤が深いところに構造物を構築するときには、杭基礎が用いられることが多い。この場合、限られた調査ボーリングデータから支持杭の基礎地盤面を推定することが求められる。しかし、起伏の比較的大きい山間丘陵地を対象とする場合、基礎地盤面も起伏に富んでいることが多く、調査ボーリング結果だけでは基礎地盤面を精度よく推定するのは困難なことが多い。そのため、専門家が地表踏査や弾性波探査結果も参考にして、やや主観的に推定していることが多い。

そこで本研究は、基礎地盤面の推定に対して、地形データも有用な情報として取り込んだCokrigingの適用検討を行うものである。前半として、地表面と基礎地盤面など相互に相関を有する2変量確率場のモデル化とパラメータ推定について検討する。後半は、山間丘陵地に切盛土により造成された敷地を対象とし、Cokrigingにより基礎地盤面の推定を行い、精度の検証と適用性を検討する。

2. 空間的相関特性を有する2変量確率場

(1) 確率場のモデル化

ある領域 S における2つの観測値 z_1, z_2 の空間分布を以下のように、全体的な挙動をマクロ的にとらえたトレンド成分と統計的に均質な確率場で扱うランダム

成分の和で表現できると仮定する。ここで統計的に均質とは位置により確率特性が変化しない定常性を意味する。

$$Z_1(\mathbf{x}) = \underline{\mu}_1(\mathbf{x}) + \underline{\varepsilon}_1(\mathbf{x}), \quad \mathbf{x} \in S \quad (1)$$

$$Z_2(\mathbf{x}) = \underline{\mu}_2(\mathbf{x}) + \underline{\varepsilon}_2(\mathbf{x}), \quad \mathbf{x} \in S \quad (2)$$

$\underline{\mu}_1(\mathbf{x}), \underline{\mu}_2(\mathbf{x})$ は、トレンド成分を表現する平均値関数で空間座標 \mathbf{x} の関数である。また、 $\underline{\varepsilon}_1(\mathbf{x}), \underline{\varepsilon}_2(\mathbf{x})$ は、平均値0、自己共分散マトリクスがそれぞれ、

$$C_{11}(\boldsymbol{\theta}) = E[\underline{\varepsilon}_1(\mathbf{x})\underline{\varepsilon}_1(\mathbf{x}+\boldsymbol{\theta})^T],$$

$$C_{22}(\boldsymbol{\theta}) = E[\underline{\varepsilon}_2(\mathbf{x})\underline{\varepsilon}_2(\mathbf{x}+\boldsymbol{\theta})^T], \quad \mathbf{x} \in S \quad (3)$$

であり、さらに z_1, z_2 の相互共分散マトリクスがそれぞれ、

$$C_{12}(\boldsymbol{\theta}) = E[\underline{\varepsilon}_1(\mathbf{x})\underline{\varepsilon}_2(\mathbf{x}+\boldsymbol{\theta})^T],$$

$$C_{21}(\boldsymbol{\theta}) = E[\underline{\varepsilon}_2(\mathbf{x})\underline{\varepsilon}_1(\mathbf{x}+\boldsymbol{\theta})^T], \quad \mathbf{x} \in S \quad (4)$$

であるようなランダム成分を表現する確率関数である。ここで $\boldsymbol{\theta}$ は自己共分散関数、相互共分散関数にパラメトリックなモデルをあてはめたときの推定すべきのパラメータであり、複数の場合にはベクトルとする。

いま2つの観測値 $\{z_1(\mathbf{x}), z_2(\mathbf{x})\}$ が、観測地点 \mathbf{x} の位置において観測されているとする。これらの観測値は確率場 $Z_1(\mathbf{x}), Z_2(\mathbf{x})$ の1つの実現値と考えられる。これら確率場 $Z_1(\mathbf{x}), Z_2(\mathbf{x})$ の2次モーメントまでの定常性を仮定すると、次式が定義できる。

$$E\{Z_1(\mathbf{x})\} = \underline{\mu}_1(\mathbf{x}) \quad (5)$$

$$E\{Z_2(\mathbf{x})\} = \underline{\mu}_2(\mathbf{x}) \quad (6)$$

$$C_{11}(\mathbf{h}) = E\{Z_1(\mathbf{x})Z_1(\mathbf{x}+\mathbf{h})\} - \underline{\mu}_1(\mathbf{x}) \cdot \underline{\mu}_1(\mathbf{x}+\mathbf{h}) \quad (7)$$

$$C_{22}(\mathbf{h}) = E\{Z_2(\mathbf{x})Z_2(\mathbf{x}+\mathbf{h})\} - \underline{\mu}_2(\mathbf{x}) \cdot \underline{\mu}_2(\mathbf{x}+\mathbf{h}) \quad (8)$$

$$C_{12}(\mathbf{h}) = E\{Z_1(\mathbf{x})Z_2(\mathbf{x}+\mathbf{h})\} - \underline{\mu}_1(\mathbf{x}) \cdot \underline{\mu}_2(\mathbf{x}+\mathbf{h}) \quad (9)$$

$$C_{21}(\mathbf{h}) = E\{Z_2(\mathbf{x})Z_1(\mathbf{x}+\mathbf{h})\} - \underline{\mu}_2(\mathbf{x}) \cdot \underline{\mu}_1(\mathbf{x}+\mathbf{h}) \quad (10)$$

ここで $C_{11}(\mathbf{h}), C_{22}(\mathbf{h})$ が自己共分散関数、 $C_{12}(\mathbf{h}), C_{21}(\mathbf{h})$ が相互共分散関数である。これらは2点間の距離ベクトル \mathbf{h} の関数で表され、一般に種々の共分散関数モデルが提案されている¹⁷⁾。

このような確率場の推定では、設定したモデルのパラメータベクトル $\boldsymbol{\theta}$ を、観測値ベクトル $\{z_1(\mathbf{x}), z_2(\mathbf{x})\}$ から求めることになるが、一般に次式に示すセミバリオグラム $\gamma_{11}(\mathbf{h}), \gamma_{22}(\mathbf{h})$ および相互セミバリオグラム $\gamma_{12}(\mathbf{h})$ を用いて行われることが多い。

$$\gamma_{11}(\mathbf{h}) = 1/2 E\{[Z_1(\mathbf{x}) - Z_1(\mathbf{x}+\mathbf{h})]^2\} \quad (11)$$

$$\gamma_{22}(\mathbf{h}) = 1/2 E\{[Z_2(\mathbf{x}) - Z_2(\mathbf{x} + \mathbf{h})]^2\} \quad (12)$$

$$\gamma_{12}(\mathbf{h}) = \gamma_{21}(\mathbf{h})$$

$$= 1/2 E\{[Z_1(\mathbf{x}) - Z_1(\mathbf{x} + \mathbf{h})][Z_2(\mathbf{x}) - Z_2(\mathbf{x} + \mathbf{h})]\} \quad (13)$$

すなわち \mathbf{h} 離れた地点の観測値の対 $\{z_1(\mathbf{x}), z_1(\mathbf{x} + \mathbf{h})\}$ および $\{z_2(\mathbf{x}), z_2(\mathbf{x} + \mathbf{h})\}$ が $N(\mathbf{h})$ 個与えられたとき、セミバリオグラムは次式のように推定される。

$$\hat{\gamma}_{11}^*(\mathbf{h}) = \frac{1}{2N(\mathbf{h})} \sum_{i=1}^{N(\mathbf{h})} \{[z_1(\mathbf{x}_i) - z_1(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})]^2\}$$

$$\hat{\gamma}_{12}^*(\mathbf{h}) = \frac{1}{2N(\mathbf{h})} \sum_{i=1}^{N(\mathbf{h})} \{[z_1(\mathbf{x}_i) - z_1(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})][z_2(\mathbf{x}_i) - z_2(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})]\} \quad (14)$$

このようにセミバリオグラムによる推定は、母集団の統計的均質性や確率分布を仮定する必要がないため、一般に広く用いられている。しかし、 \mathbf{h} 離れた地点の観測値の対が、 z_1, z_2 ともに $N(\mathbf{h})$ 個得られる必要がある、任意の2点間の値を求めようとするときには、最小二乗法などにより関数近似をしなければならぬため、推定精度に問題がある。また、セミバリオグラムと相互セミバリオグラムをそれぞれ独立に推定することになるため、後に(3)で述べる相関特性のモデル化の条件を満たさない可能性がある。そこで本論文では次に示す最尤法による推定手法を用いる。

(2) パラメータの統計的推定

限られたデータから(1)で示した確率場 $Z_1(\mathbf{x}), Z_2(\mathbf{x})$ のトレンド成分とランダム成分を決定するために、ここでは自己共分散関数と相互共分散関数のモデルを仮定して、最尤法によりパラメータの推定を行う。2つの観測値ベクトル $\{z_1(\mathbf{x}_i)\}, \{z_2(\mathbf{x}_i)\}$ から相関特性を求めるためには、観測地点 \mathbf{x}_i の共通なそれぞれ N 個の標本を用いる。この N 個の標本の組から同時確率密度関数である尤度が次式で与えられる。

$$p(\mathbf{z}|\boldsymbol{\theta}) = (2\pi)^{-2N/2} |\mathbf{Q}|^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{z} - \boldsymbol{\mu})^T \mathbf{Q}^{-1}(\mathbf{z} - \boldsymbol{\mu})\right\} \quad (15)$$

ここで、 \mathbf{z} は2つの標本を合わせたベクトルであり、 $\boldsymbol{\mu}$ は2つの標本の平均値関数である。

$$\mathbf{z} = \begin{matrix} N \downarrow \\ \left\{ \begin{matrix} z_1 \\ z_2 \end{matrix} \right\} \\ N \downarrow \end{matrix} = \begin{matrix} \left\{ \begin{matrix} z_1(\mathbf{x}_1) \\ \vdots \\ z_1(\mathbf{x}_N) \\ z_2(\mathbf{x}_1) \\ \vdots \\ z_2(\mathbf{x}_N) \end{matrix} \right\} \end{matrix} \quad (16)$$

$$\boldsymbol{\mu} = \begin{matrix} N \downarrow \\ \left\{ \begin{matrix} E[z_1|\boldsymbol{\theta}] \\ E[z_2|\boldsymbol{\theta}] \end{matrix} \right\} \\ N \downarrow \end{matrix} = \begin{matrix} \left\{ \begin{matrix} \mu_1(\mathbf{x}_1) \\ \vdots \\ \mu_1(\mathbf{x}_N) \\ \mu_2(\mathbf{x}_1) \\ \vdots \\ \mu_2(\mathbf{x}_N) \end{matrix} \right\} \end{matrix} \quad (17)$$

また、 $\boldsymbol{\theta}$ はここで推定すべきパラメータベクトルである。|| は行列式、 T は転置を示す。

さらに、 \mathbf{Q} は次式で示すように、自己共分散マトリクスと相互共分散マトリクスを統合したマトリクスである。

$$\mathbf{Q} = E\{(\mathbf{z} - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{z} - \boldsymbol{\mu})^T | \boldsymbol{\theta}\} = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_{11} & \mathbf{C}_{12} \\ \mathbf{C}_{21} & \mathbf{C}_{22} \end{bmatrix} \quad (18)$$

ここで、 \mathbf{C}_{11} は $\{Z_1(\mathbf{x}_i)\}$ の自己共分散マトリクス、 \mathbf{C}_{12} は $\{Z_1(\mathbf{x}_i)\}$ と $\{Z_2(\mathbf{x}_i)\}$ の相互共分散マトリクスであり、次式で示される。

$$\mathbf{C}_{11} = \begin{bmatrix} \text{var}\{Z_1(\mathbf{x}_1)\} & \text{cov}\{Z_1(\mathbf{x}_1), Z_1(\mathbf{x}_2)\} & \cdots & \text{cov}\{Z_1(\mathbf{x}_1), Z_1(\mathbf{x}_N)\} \\ \text{cov}\{Z_1(\mathbf{x}_2), Z_1(\mathbf{x}_1)\} & \text{var}\{Z_1(\mathbf{x}_2)\} & \cdots & \text{cov}\{Z_1(\mathbf{x}_2), Z_1(\mathbf{x}_N)\} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{cov}\{Z_1(\mathbf{x}_N), Z_1(\mathbf{x}_1)\} & \text{cov}\{Z_1(\mathbf{x}_N), Z_1(\mathbf{x}_2)\} & \cdots & \text{var}\{Z_1(\mathbf{x}_N)\} \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$\mathbf{C}_{12} = \begin{bmatrix} \text{cov}\{Z_1(\mathbf{x}_1), Z_2(\mathbf{x}_1)\} & \text{cov}\{Z_1(\mathbf{x}_1), Z_2(\mathbf{x}_2)\} & \cdots & \text{cov}\{Z_1(\mathbf{x}_1), Z_2(\mathbf{x}_N)\} \\ \text{cov}\{Z_2(\mathbf{x}_2), Z_1(\mathbf{x}_1)\} & \text{cov}\{Z_1(\mathbf{x}_2), Z_2(\mathbf{x}_2)\} & \cdots & \text{cov}\{Z_2(\mathbf{x}_2), Z_2(\mathbf{x}_N)\} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{cov}\{Z_1(\mathbf{x}_N), Z_2(\mathbf{x}_1)\} & \text{cov}\{Z_1(\mathbf{x}_N), Z_2(\mathbf{x}_2)\} & \cdots & \text{cov}\{Z_1(\mathbf{x}_N), Z_2(\mathbf{x}_N)\} \end{bmatrix} \quad (20)$$

\mathbf{C}_{22} および \mathbf{C}_{21} も同様である。

パラメータベクトル $\boldsymbol{\theta}$ は、式(15)の尤度を最大化することにより推定される。計算上から次式で示す負の対数尤度を最小化することにより決定する。

$$\begin{aligned} L(\mathbf{z}|\boldsymbol{\theta}) &= -\ln p(\mathbf{z}|\boldsymbol{\theta}) \\ &= N \ln(2\pi) + \frac{1}{2} \ln |\mathbf{Q}| + \frac{1}{2} (\mathbf{z} - \boldsymbol{\mu})^T \mathbf{Q}^{-1} (\mathbf{z} - \boldsymbol{\mu}) \end{aligned} \quad (21)$$

上式を最小化するために、ここでは2階微分が容易に求められるためガウス-ニュートン法を用いる。

トレンド成分は次のように空間座標による多項式でモデル化し、最小二乗法で上記の繰り返し計算の

中で同時に求める。まず、平均値関数 $\underline{\mu}$ を次式のように表現する。

$$\underline{\mu} = \begin{Bmatrix} \underline{\mu}_1(\mathbf{x}) \\ \underline{\mu}_2(\mathbf{x}) \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} \mathbf{X}_1 \mathbf{b}_1 \\ \mathbf{X}_2 \mathbf{b}_2 \end{Bmatrix} \quad (22)$$

ここで $\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2$ は係数ベクトル、 $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2$ は空間座標 \mathbf{x} に関する多項式で表現される空間座標ベクトルを表す。例えば 1 次元の場合には空間座標 x に関する次数により次のように表現される。

$$\begin{aligned} 0 \text{ 次: } \mathbf{X}\mathbf{b} &= b_0, & 1 \text{ 次: } \mathbf{X}\mathbf{b} &= b_0 + b_1 x, \\ 2 \text{ 次: } \mathbf{X}\mathbf{b} &= b_0 + b_1 x + b_2 x^2 \end{aligned}$$

いま 2 つの変数を 1 つにまとめて、

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 & | & 0 \\ \hline 0 & | & \mathbf{X}_2 \end{bmatrix} \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} \mathbf{b}_1 \\ \hline \mathbf{b}_2 \end{bmatrix} \quad (23)$$

とおくと、最小二乗法による係数ベクトル \mathbf{b} の推定値 \mathbf{b}^* は、次式によって求められる。

$$\mathbf{b}^* = (\mathbf{X}^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{z} \quad (24)$$

(3) 2 変量相関特性のモデル化の条件

式(1),(2)で表されるような、互いに相関性を有する 2 変量の確率場が存在するためには、それぞれの自己共分散関数と相互共分散関数の間にある条件が存在する。たとえば、互いに大きく異なる自己共分散を有している 2 変量の相互の相関特性は、大きくはないはずである。その条件は以下に示すとおりである。

まず、自己共分散関数を分散で基準化した自己相関関数 $\phi(\mathbf{h})$ を有する n 個の統計的均質な確率場 $\{Y_i(\mathbf{x}), i=1, \dots, n\}$ を考える。これら n 個の確率場は互いに独立、すなわち相互相関関数 $\phi_{ij}(\mathbf{h}) = 0, i \neq j$ であるとする。いま、互いに相関性を有する 2 つの確率場 $Z_1(\mathbf{x}), Z_2(\mathbf{x})$ を、上記 n 個の確率場の線形結合で表されるとする。

$$Z_1(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n a_{1i} Y_i(\mathbf{x}), \quad Z_2(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n a_{2i} Y_i(\mathbf{x}) \quad (25)$$

ここで a_{1i} および a_{2i} は線形結合の係数である。上式の確率場 $Y_i(\mathbf{x})$ をさらに同じ自己相関関数 $\phi_i(\mathbf{h})$ を有する確率場 $Y'_i(\mathbf{x}), (i=1, 2, \dots)$ の線形結合で表すと次式のようにになる。ただし、この場合にも確率場 $Y'_i(\mathbf{x})$ は互いに独立である。

$$Z_1(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \sum_r a'_{1r} Y'_i(\mathbf{x}), \quad Z_2(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \sum_r a'_{2r} Y'_i(\mathbf{x}) \quad (26)$$

$Y'_i(\mathbf{x})$ の右肩の r は、同じ自己相関関数 $\phi_i(\mathbf{h})$ を有する確率場の組を示す添字である。したがって、 Y'_i と Y'_j は

同じ自己相関関数 $\phi_i(\mathbf{h})$ を有する確率場である。

これから、2 つの確率場 $Z_1(\mathbf{x}), Z_2(\mathbf{x})$ の自己相関関数と相互相関関数は次式で表される。なお本節で記述している記号 $C(\mathbf{h})$ は前述の共分散関数を分散で基準化した相関関数である。

$$\begin{aligned} C_{kk}(\mathbf{h}) &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \left\{ \sum_r a'_{kr} a'_{kj} \right\} \phi_{ij}(\mathbf{h}) \\ &= \sum_{i=1}^n \left\{ \sum_r a'_{kr} a'_{kj} \right\} \phi_i(\mathbf{h}) = \sum_{i=1}^n b'_{kk} \phi_i(\mathbf{h}) \end{aligned} \quad (27)$$

ここで、

$$b'_{kk} = \sum_r a'_{kr} a'_{kj}, \quad (k, k' \in \{1, 2\}, i = 1, \dots, n) \quad (28)$$

である。この $[b'_{kk}]$ は、 i を固定したときに b'_{kk} を要素とする係数マトリクスである。

式(28)からわかるように係数マトリクス $[b'_{kk}]$ は、正値対称行列である。したがって逆に言えば、係数マトリクス $[b'_{kk}]$ が正値対称行列であることが、相互に相関性を有する 2 つの確率場 $Z_1(\mathbf{x}), Z_2(\mathbf{x})$ が存在するための必要十分条件となる。

2 変量の場合について考えると、統計的均質な確率場を仮定しているので $C_{12}(\mathbf{h}) = C_{21}(\mathbf{h})$ であり、係数マトリクス $[b'_{kk}]$ は 2×2 の対称行列である。したがって、正値対称行列であるためには行列式が正であればよいので、次の不等式 (Schwarz の不等式⁸⁾ が得られる。

$$b'_{11} > 0; \quad |b'_{12}| = |b'_{21}| < \sqrt{b'_{11} b'_{22}} \quad (29)$$

この条件を満たすとき、確率場 $Z_1(\mathbf{x}), Z_2(\mathbf{x})$ が存在することになる。

以下に簡単のため 1 次元の例を示す。1 次元の 2 つの均質確率場 $Z_1(x), Z_2(x)$ を互いに独立な 3 つの均質確率場 $\{Y_i(x), i=1, 2, 3\}$ の線形結合で表す。この 2 つの確率場 $Z_1(x), Z_2(x)$ の自己相関関数 (特に相関距離) が大きく異なるモデルを仮定するために、次のように定義する。まず 3 つの確率場の自己相関関数に対して、例として Exponential 型のモデルを用い、相関距離を異なる 10, 5, 1 に定めた。

$$\begin{aligned} \phi_1(h) &= \exp(-h/10) \\ \phi_2(h) &= \exp(-h/5) \\ \phi_3(h) &= \exp(-h/1), \quad h = \Delta x \end{aligned} \quad (30)$$

そして、これら 3 つの重みを変えて線形結合することで、相関特性の異なる 2 つの確率場 $Z_1(x), Z_2(x)$ の自己相関関数を次式のように定義する。

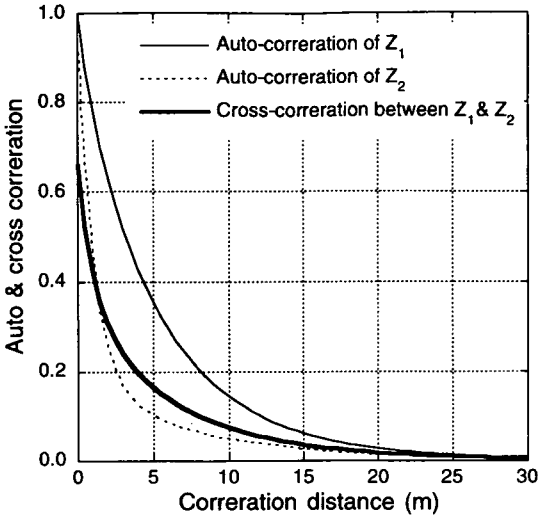


図-1 自己相関関数と相互相関関数の関係

$$\begin{aligned}
 C_{11}(h) &= \sum_{i=1}^3 b_{11}^i \phi_i(h) \\
 &= 0.1 \cdot \phi_1(h) + 0.8 \cdot \phi_2(h) + 0.1 \cdot \phi_3(h) \\
 C_{22}(h) &= \sum_{i=1}^3 b_{22}^i \phi_i(h) \\
 &= 0.1 \cdot \phi_1(h) + 0.1 \cdot \phi_2(h) + 0.8 \cdot \phi_3(h) \quad (31)
 \end{aligned}$$

以上のように定義すると、この2つの確率場が存在するための条件として、Schwarzの不等式から、

$$|b_{12}^1| = |b_{21}^1| < \sqrt{b_{11}^1 b_{22}^1} = \sqrt{0.1 \cdot 0.1} = 0.1$$

$$|b_{12}^2| = |b_{21}^2| < \sqrt{b_{11}^2 b_{22}^2} = \sqrt{0.8 \cdot 0.1} \approx 0.28$$

$$|b_{12}^3| = |b_{21}^3| < \sqrt{b_{11}^3 b_{22}^3} = \sqrt{0.1 \cdot 0.8} \approx 0.28$$

となり、2つの確率場の相互相関関数は、次の不等式で表される範囲にあることになる。

$$\begin{aligned}
 C_{12}(h) &= \sum_{i=1}^3 b_{12}^i \phi_i(h) \\
 &\leq 0.1 \cdot \phi_1(h) + 0.28 \cdot \phi_2(h) + 0.28 \cdot \phi_3(h) \quad (32)
 \end{aligned}$$

図-1は、それぞれの自己相関関数と上式の相互相関関数を示している。この図から $h=0$ のときの相互相関 $C_{12}(0)$ は、 Z_1 と Z_2 の相互相関係数である。この場合の Z_1 と Z_2 の相互相関係数は最大で0.66であり、 $\{Z_1(x)\}$ と $\{Z_2(x)\}$ の自己相関関数が異なる場合には、とり得る最大の Z_1 と Z_2 の相互相関関数は小さくなる。このような関係を考慮せずに、 $\{Z_1(x)\}$ 、 $\{Z_2(x)\}$ および

相互のセミバリオグラムをデータからそれぞれ独立にモデル化すると、モデルの推定によっては相関特性に矛盾を生じる可能性がある。例えば、自己相関関数が大きく異なる2つの確率場に対して、相互に強い相関性を有するモデルをあてはめた場合、そのような確率場は存在し得ない。

ここで示した条件を任意の確率モデルで定式化して説明することは不可能である。しかしながら自己相関関数が異なる2つの確率場の間の相互の相関性は、強い相関性を示さないという条件は、任意のいかなるモデルにおいても存在する条件である。このためモデル化を行う際には、このような矛盾を回避する必要がある。次に示すCokrigingによる空間分布の推定法は、相関の強いデータ間では非常に有効であるが、相関性があいまいな場合には有効性は低い。このことを考慮すれば、Cokrigingによる推定を行う際には、自己相関特性がほぼ同じとみなせる互いに相関性の強いデータであることを確認し、モデルを共通にすることが望ましい。また逆に、それぞれの自己相関特性を異なる確率場と仮定した場合には、 $h=0$ における相互相関関数(相関係数)は、1.0より小さいことに注意を要する。

3. Cokrigingによる空間分布推定

例えば、変数 Z_1 に比べて変数 Z_2 の観測が経済的あるいはその他の理由で困難を要し、観測数が限られるような場合を考える。このような場合 z_1 と z_2 の標本とこれらの間の相互相関関係から z_2 を推定できれば、変数 Z_2 の観測コストをおさえてより精度の良い推定が可能となる。このような推定法がCokrigingと呼ばれる手法である。Cokrigingでは、次式に示されるように任意の点の推定値は、各観測値の線形和で表される。

$$Z_2^*(\mathbf{x}_0) = \sum_{i=1}^{N_1} \lambda_{1i} Z_1(\mathbf{x}_{1i}) + \sum_{i=1}^{N_2} \lambda_{2i} Z_2(\mathbf{x}_{2i}) \quad (33)$$

ここで、 λ_1, λ_2 は Z_1 と Z_2 を関係づける重み係数であり、 N_1 と N_2 は地点 \mathbf{x}_0 の推定に影響を与える Z_1 と Z_2 の観測値の数である。

式(33)の重み係数 λ_1, λ_2 は、以下に示す推定量 Z_2^* の不偏性と推定誤差分散 σ_E^2 の最小化の条件を満たす必要がある。

$$E\{Z_2^*(\mathbf{x}_0) - Z_2(\mathbf{x}_0)\} = 0 \quad (34)$$

$$\sigma_E^2(\mathbf{x}_0) = E\left\{\left[Z_2^*(\mathbf{x}_0) - Z_2(\mathbf{x}_0)\right]^2\right\} = \text{minimum} \quad (35)$$

式(33)を(34)に代入すると,

$$E\{Z_2^*(\mathbf{x}_0) - Z_2(\mathbf{x}_0)\} = \sum_i \lambda_{1i} E\{Z_1(\mathbf{x}_{1i})\} + \sum_j \lambda_{2j} E\{Z_2(\mathbf{x}_{2j})\} - E\{Z_2(\mathbf{x}_0)\} = 0 \quad (36)$$

であり, $E\{Z(\mathbf{x})\} = \mu(\mathbf{x})$ であることを考慮すると,

$$E\{Z_2^*(\mathbf{x}_0) - Z_2(\mathbf{x}_0)\} = \mu_1(\mathbf{x}) \sum_i \lambda_{1i} + \mu_2(\mathbf{x}) \sum_j \lambda_{2j} - \mu_2(\mathbf{x}) = 0 \quad (37)$$

となる. したがって, 推定量 Z_2^* の不偏性から以下の条件が導き出される.

$$\sum_{i=1}^{N_1} \lambda_{1i} = 0, \quad \sum_{j=1}^{N_2} \lambda_{2j} = 1 \quad (38)$$

また式(35)は, 次のように展開され,

$$\sigma_E^2(\mathbf{x}_0) = E\{Z_2^{*2}(\mathbf{x}_0)\} + E\{Z_2^2(\mathbf{x}_0)\} - 2E\{Z_2^*(\mathbf{x}_0)Z_2(\mathbf{x}_0)\} \quad (39)$$

さらに,

$$\begin{aligned} \sigma_E^2(\mathbf{x}_0) &= \sum_i \sum_k \lambda_{1i} \lambda_{1k} C_{11}(\mathbf{x}_{1i}, \mathbf{x}_{1k}) \\ &+ \sum_i \sum_j \lambda_{1i} \lambda_{2j} C_{12}(\mathbf{x}_{1i}, \mathbf{x}_{2j}) + \sum_j \sum_k \lambda_{2j} \lambda_{1k} C_{21}(\mathbf{x}_{2j}, \mathbf{x}_{1k}) \\ &+ \sum_j \sum_l \lambda_{2j} \lambda_{2l} C_{22}(\mathbf{x}_{2j}, \mathbf{x}_{2l}) - 2 \sum_k \lambda_{1k} C_{21}(\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_{1k}) \\ &- 2 \sum_l \lambda_{2l} C_{22}(\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_{2l}) + C_{22}(0) \end{aligned} \quad (40)$$

となる. 式(38)の条件の下, 式(40)を最小化するためにラグランジュの未定係数法を用いると, 以下の式を満たす $\lambda_{1i}, \lambda_{2j}$ を決定すればよいことになる.

$$\partial[\sigma_E^2(\mathbf{x}_0) - 2\eta_2(\sum_l \lambda_{2l} - 1)] / \partial \lambda_{2l} = 0 \quad (41)$$

$$\partial[\sigma_E^2(\mathbf{x}_0) - 2\eta_1 \sum_k \lambda_{1k}] / \partial \lambda_{1k} = 0 \quad (42)$$

ここで, η_1, η_2 はラグランジュ乗数である. これを展開すると,

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^{N_1} \lambda_{1i} C_{11}(\mathbf{x}_{1i}, \mathbf{x}_{1k}) + \sum_{j=1}^{N_2} \lambda_{2j} C_{12}(\mathbf{x}_{1k}, \mathbf{x}_{2j}) - \eta_1 \\ = C_{21}(\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_{1k}), \quad k = 1, \dots, N_1 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^{N_1} \lambda_{1i} C_{21}(\mathbf{x}_{2j}, \mathbf{x}_{1i}) + \sum_{j=1}^{N_2} \lambda_{2j} C_{22}(\mathbf{x}_{2j}, \mathbf{x}_{2l}) - \eta_2 \\ = C_{22}(\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_{2l}), \quad l = 1, \dots, N_2 \\ \sum_{i=1}^{N_1} \lambda_{1i} = 0, \quad \sum_{j=1}^{N_2} \lambda_{2j} = 1 \end{aligned} \quad (43)$$

となり, これは未知定数 $\lambda_{1i}, \lambda_{2j}$ および η_1, η_2 の線形方程式であり, Cokrigingの定式化である. そして最小化された推定誤差分散は次式で表される.

$$\begin{aligned} \sigma_E^2(\mathbf{x}_0) &= C_{22}(0) + \eta_2 \\ &- \sum_{i=1}^{N_1} \lambda_{1i} C_{21}(\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_{1i}) - \sum_{j=1}^{N_2} \lambda_{2j} C_{22}(\mathbf{x}_{2j}, \mathbf{x}_0) \end{aligned} \quad (44)$$

4. 基礎地盤面推定への適用

本研究では, 南福光電気所造成工事¹⁸⁾における, 中部電力の施工する建屋や各種機器の基礎杭の杭長設定を目的とし, 基礎地盤面の推定に対して前述のCokrigingの適用性を検討する. このサイトは, 基礎地盤面上部の表層部が地表面からの風化帯として想定されることから, 基礎地盤面の起伏は地表面の起伏と強い相関性があり, Cokrigingの適用が有効と考えられる.

(1) 対象サイトの概要

南福光電気所造成工事は北陸電力の南福光変電所と, 中部電力の南福光連系所で構成され, 73万 m^3 におよぶ切盛造成工事で約55,000 m^2 の構内有効面積を得る. このうち盛土部では各種機器基礎や建屋基礎を杭基礎で設計する. 建設地点は, 富山県西部福光町に位置し, 地質状況は北陸層群岩稲累層と呼ばれる新第三紀の安山岩質溶岩, 凝灰岩, 凝灰角礫岩などで構成されている. 図-2は対象領域の地表面コンター図を示している. 対象領域は, 北東方向に傾斜する斜面であり, 沢が南北方向に2本存在し, 沢の下流と上流では約50mの高低差があり, 沢底と尾根では大きいところで約20m以上の高低差が存在する起伏の著しい地形である.

当該工事では27本の調査ボーリングの他に, 弾性波探査も実施している. 図-3は対象サイト内での調査ボーリング位置および弾性波探査測線を示したものである. ボーリング調査によれば, 地表から5~10mは風化がかなり進んでおり, N値50未満であるのに対して, 5~10m以深はN値50以上で, 岩級区分は

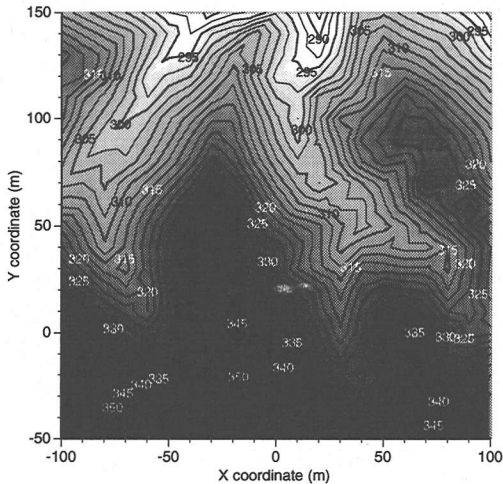


図-2 地表面コンター図 (単位:m)

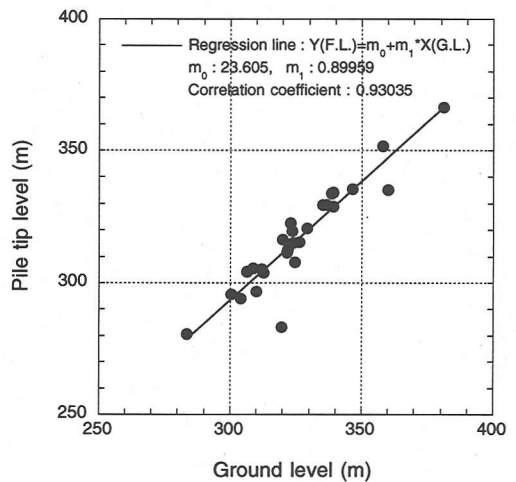


図-4 基礎地盤面レベルと地表面レベルの相関性

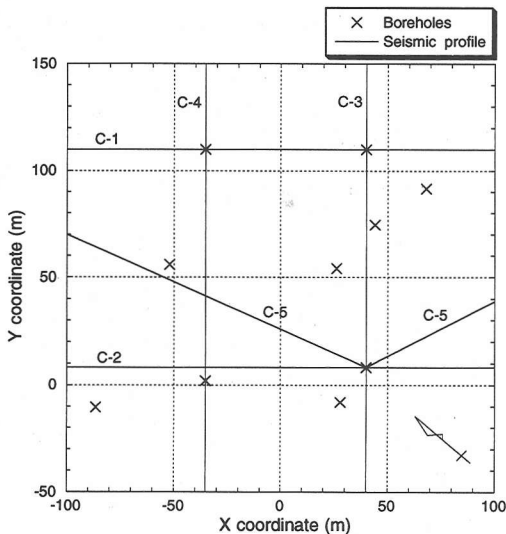


図-3 調査ボーリング位置と弾性波探査測線

CL級以上である。ここでは支持杭の基礎地盤面を、N値50以上で岩級区分はCL級以上と定義している¹⁹⁾。N値50未満の風化帯の厚さは場所により大きく異なっており、例えば沢沿いではCL級以上の岩盤が直接露頭しているのに対して、尾根部では最大40m近くの風化帯を伴っている所もある。大局的に見ると風化帯の厚さの分布は、南西方向に厚く、北東方向に薄いという傾向がある。基礎地盤面の推定には、このような場所によるばらつきを考慮する必要がある。

ボーリング位置での弾性波速度値から、N値50以上の範囲は弾性波速度1.2~1.7km/sec以上の速度帯に対応しており、1.2~1.7km/secの速度帯上限面が基礎地盤面と判断された。そのため当該工事では支持杭の設計において、弾性波探査結果を基に専門家により

補間して、杭打設位置での評価を行っている。このような補間による評価に対して、本論文の提案するCokrigingを適用できれば、設計変更などの対応が容易となる。

そこで本手法の有効性を示すために、弾性波探査結果から推定される基礎地盤面とCokrigingによる推定結果との比較を行う。

(2) 基礎地盤面のモデル化

本サイトの基礎地盤面の境界は、地質学的には地表面からの風化帯と風化をあまり受けていない岩盤との境界であり、したがって基礎地盤面は地表面の起伏にある程度準じて分布していると考えられる。図-4は調査ボーリングデータによる基礎地盤面レベル(図表ではPile tip levelと表現する)とボーリング位置の地表面レベルの関係をプロットしたものである。この図から明らかに2つのデータ間には、直線近似で相関係数0.9以上の強い正の相関性が認められる。

そこで基礎地盤面のモデル化として、2.で述べた式(1)の $Z_1(x)$ を地表面レベル、式(2)の $Z_2(x)$ を基礎地盤面レベルとした2変量確率場を仮定する。確率場の推定にあたっては、トレンド成分とランダム成分の関数モデル¹⁷⁾をいくつか設定して、対数尤度とパラメータ数で定義されるAIC値²⁰⁾により最良モデルの選択を行う。ここでは次に示すモデルを設定した。

【トレンド成分】

$$\cdot 0 \text{次: } \begin{Bmatrix} \mu_1(x) \\ \mu_2(x) \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} b_0^1 \\ b_0^2 \end{Bmatrix} \quad (45)$$

表一 地表面および基礎地盤面の統計量推定結果
(1変量確率場)

Data set	Minimum AIC model	Trend function			Random function	
		b_0	b_1	b_2	σ	a
Ground level	1-D Trend 1-D Exp.	332.62	0.0102	-0.177	10.77	38.55
Pile tip level	1-D Trend 1-D Exp.	321.89	-0.0253	-0.164	10.02	46.69

$$\cdot 1 \text{次} : \begin{cases} \mu_1(\mathbf{x}) \\ \mu_2(\mathbf{x}) \end{cases} = \begin{cases} b_0^1 + b_1^1 x + b_2^1 y \\ b_0^2 + b_1^2 x + b_2^2 y \end{cases} \quad (46)$$

【ランダム成分】

・ 1次元：

$$\begin{cases} C_{11}(h) = \sigma_1^2 \exp\left\{-\frac{h}{a_1}\right\} \\ C_{22}(h) = \sigma_2^2 \exp\left\{-\frac{h}{a_1}\right\} \\ C_{12}(h) = C_{21}(h) = \rho \cdot \sigma_1 \cdot \sigma_2 \exp\left\{-\frac{h}{a_1}\right\} \end{cases} \quad h = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2} \quad (47)$$

・ 2次元：

$$\begin{cases} C_{11}(\mathbf{h}) = \sigma_1^2 \exp\left\{-\left(\frac{\Delta x^2}{a_1^2} + \frac{\Delta y^2}{a_2^2}\right)^{1/2}\right\} \\ C_{22}(\mathbf{h}) = \sigma_2^2 \exp\left\{-\left(\frac{\Delta x^2}{a_1^2} + \frac{\Delta y^2}{a_2^2}\right)^{1/2}\right\} \\ C_{12}(\mathbf{h}) = C_{21}(\mathbf{h}) = \rho \cdot \sigma_1 \cdot \sigma_2 \exp\left\{-\left(\frac{\Delta x^2}{a_1^2} + \frac{\Delta y^2}{a_2^2}\right)^{1/2}\right\} \end{cases} \quad (48)$$

以上の各2種類の組合せで計4種類のモデルである。ここでランダム成分の自己共分散関数と相互共分散関数は、空間的な相関性を表すパラメータである a_i を共通とするモデルを設定した。これは前述のモデル化の条件で示したように、それぞれ2変量の空間的相関性が異なると仮定すると相互の相関性は小さくなるという制約条件が生じる。このため2変量の間の相関が強く、同時に自己の空間的相関性がほぼ同様と認められる場合には、パラメータ数を減らすという観点で相関パラメータを共通にする方がよい。表一は地表面および基礎地盤面をそれぞれ独立の確率場と仮定してモデルを設定し、AICが最小となる最良モデルのパラメータを推定した結果を示したものである。結果から最良モデルはトレンドを1次、共分散関数を1次元のExponential型モデルとし

たものである。空間的相関パラメータ a (相関距離と呼ばれることもある)の推定値は、地表面38.55m、基礎地盤面46.69mと大きな差はない。このような結果から自己共分散関数と相互共分散関数は空間的相関パラメータ a を共通とするモデル化を行った。

(3) 統計的推定とモデル選択

式(45)~(48)のモデルにおいて、推定すべきパラメータはトレンド成分のパラメータベクトル \mathbf{b} とランダム成分の地表面および基礎地盤面それぞれの分散 σ_1^2, σ_2^2 、空間的相関パラメータ a および相互相関係数 ρ である。推定に用いたデータは調査ボーリング27本の位置での地表面データ、基礎地盤面データの組である。表一に各モデルのパラメータ推定結果を示す。同時にAICを求めた結果を示しており、1変量の独立な確率場で求めたときと同じく、最良モデルは1次のトレンド、1次元Exponential型の共分散関数をあてはめたモデルが選ばれた。トレンド0次(平均値一定)と1次のAICを比べると差が30近くあり、北東方向に傾斜している斜面を捉えるために1次のトレンドが必要不可欠であることがわかる。ランダム成分は1次元と2次元でAICは1.5~2程度と大きな差はないが1次元の方が小さく、空間的相関性を2次元に拡張してパラメータを増やしても、それに見合う効果がないことを示している。

最良モデルの推定値のうち相互相関係数 ρ は0.889とかなり大きい。これはCokrigingによる基礎地盤面の推定が、非常に有効であることを示唆している。

なお、選択された共分散関数を図化したものを図一5に示す。

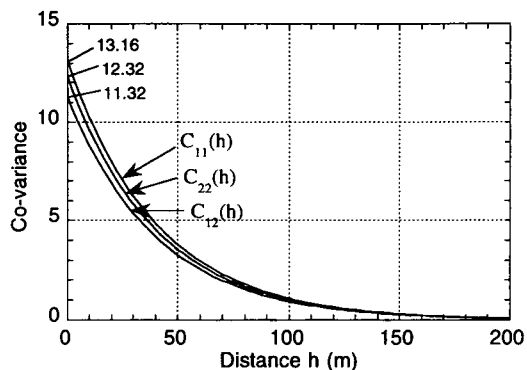
(4) 基礎地盤面の推定

前述の統計量を用いて、Cokrigingによる基礎地盤面の空間分布を推定した。統計量の推定には調査ボーリング位置での地表面、基礎地盤面データの組を用いる必要があったが、Cokrigingによる空間分布推定には式(31)からもわかるように、地表面および基礎地盤面のデータ数と標本位置は一致している必要はない。ここでは地表面のデータとして対象領域の10m間隔格子点の位置、計441点の標高を地形図から読みとったものを用いた。

まず比較のために地表面データを用いない場合の推定を行った。調査ボーリングデータのみを用いて1変量のKrigingにより基礎地盤面の推定を行った結果が図一6である。なお推定に用いた統計量は表一に示す基礎地盤面のモデル推定結果である。左図が基礎地盤面レベルの推定値、右図が推定誤差である。北東方向への傾斜傾向は良く捉えられている

表一 2 統計量推定結果 (2変量確率場)

Model		Trend function						Random function					AIC
		Ground level			Pile tip level			σ_1 (G.L.)	σ_2 (F.L.)	ρ	a_1	a_2	
		b_0^1	b_1^1	b_2^1	b_0^2	b_1^2	b_2^2						
0-D Trend	1-D Exp.	326.18	-	-	316.85	-	-	20.22	19.55	0.942	21.41	-	426.78
	2-D Exp.	326.20	-	-	316.84	-	-	20.21	19.55	0.942	15.65	32.04	427.84
1-D Trend	1-D Exp.	332.63	0.0104	-0.1773	322.07	-0.0261	-0.1652	13.16	12.32	0.889	40.01	-	392.67
	2-D Exp.	332.63	0.0106	-0.1752	322.12	-0.0256	-0.1636	12.95	12.12	0.888	27.64	55.11	394.14



図一 5 選択された共分散関数モデル

が、全体になめらかな分布となっており、地表面の起伏が反映されていない。推定誤差は調査ボーリング位置近傍では4~5mであるが、30m以上離れると8m以上の誤差となっている。

次に調査ボーリングデータと地表面データを用いたCokrigingによる推定結果を図一 7 に示す。推定値のコンター図をみると、地表面の起伏とかなり類似している。大まかに、対象領域の南側で地表面レベルから-10m、北側で-5m程度に基礎地盤面が分布しているのがわかる。推定誤差の分布は、地表面のデータを対象領域全体に一樣に与えているため、ボーリングデータのみによるKrigingによる推定誤差の分布とコンターの形は同じである。しかし推定誤差の値は、調査ボーリング位置近傍で2~4m、対象領域全体でも5~6m以内であり、Krigingの推定誤差の約60~70%程度である。

Cokrigingによる推定結果の妥当性を検討するために、弾性波探査結果から推定した基礎地盤面との比較を行った。図一 2 に示した弾性波探査測線(C-1~C-5)の5断面について、推定値の比較を示したものが図一 8 ~ 図一 12 である。左図がボーリングデータのみによるKrigingによる推定結果、右図がCokrigingによる推定結果である。また破線で囲まれた網掛け部分は推定誤差の範囲を示している。まず弾性波探

査測線の断面のうち図一 10, 11 に示されるように斜面方向(北東)の断面では、Kriging, Cokrigingによる推定ともに、ほとんど弾性波探査結果との差が5m以内であり非常に良く推定できている。これは斜面方向のトレンドの影響が大きく、地形の起伏による影響が小さいためと考えられる。一方、図一 8, 9, 12 に示される沢地形を横断する方向の断面では、ボーリングデータのみによるKrigingによる推定が地形の起伏をなめらかに補間し、弾性波探査結果との差が大きいところで15m以上あるのに対して、地表面データを考慮したCokrigingによる推定は起伏をうまく表現し、差がほとんど5m以内である。推定誤差の範囲もKrigingに比べて小さく、ほとんど全て範囲内に収まっている。

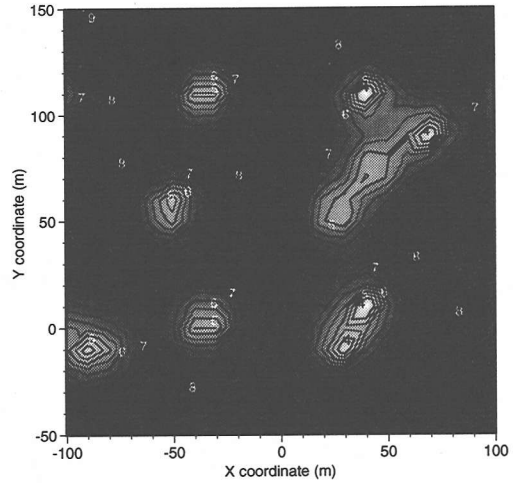
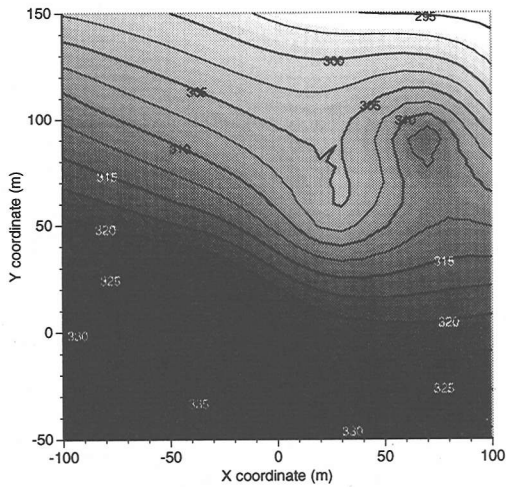
5. おわりに

杭基礎の設計においては、基礎地盤面を精度良く推定することが重要である。山間丘陵地など起伏の著しい地域では、基礎地盤面は地表面との相関性が強いことが多い。そこで地表面のデータを考慮したCokrigingによる基礎地盤面推定の検討を行った。

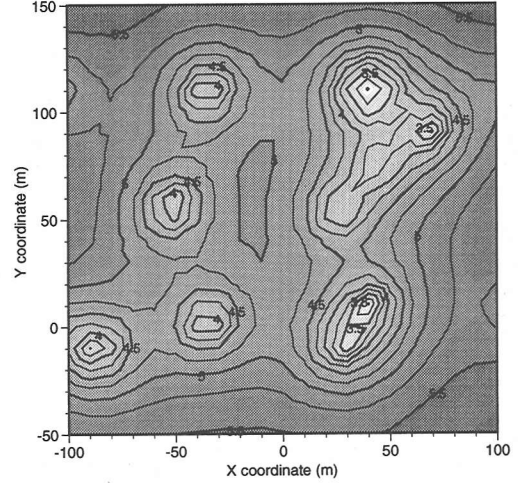
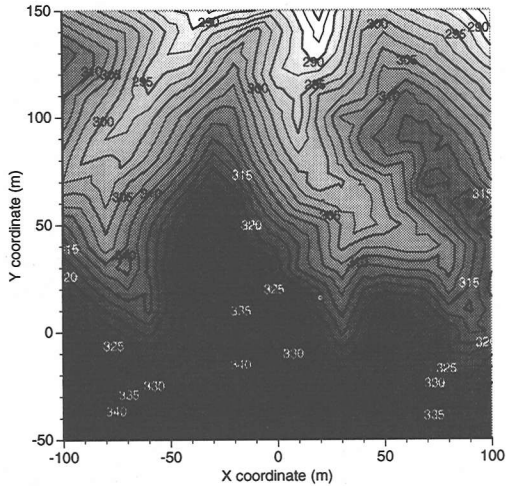
前半では2変量確率場のモデル化とパラメータの推定について述べた。Cokrigingでは一般的にセミバリエオグラムやクロスセミバリエオグラムを用いたモデルの推定を行うことが多いが、ここでは最尤法によるパラメトリックな推定について示した。また、Cokriging適用の条件やモデル化の条件についても言及した。

後半では、実際の造成工事における基礎杭の設計を目的として、基礎地盤面の推定にCokrigingを適用した。調査ボーリングデータと地表面のデータを用いたCokrigingによる推定は、弾性波探査による推定結果と非常に良く対応がとれており、その有効性が示された。

今回の事例では、調査ボーリングデータと地表面



図一六 Krigingによる基礎地盤面レベルの推定値(左図)および推定誤差(右図)



図一七 Cokrigingによる基礎地盤面レベルの推定値(左図)および推定誤差(右図)

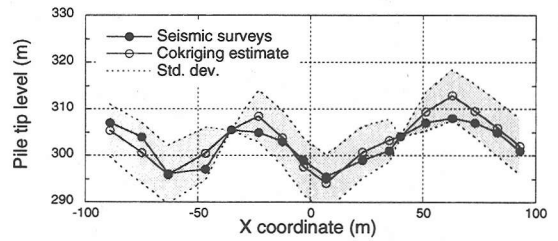
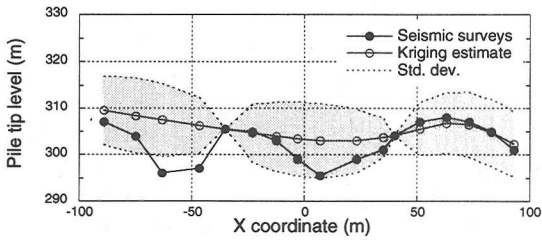
データのみを用いた検討であるが、実用上は弾性波探査結果や沢などにおける基礎地盤面の露頭データ等も用いて、杭位置の基礎地盤面を推定することになる。このため、さらに精度の良い推定ができると考えられる。

参考文献

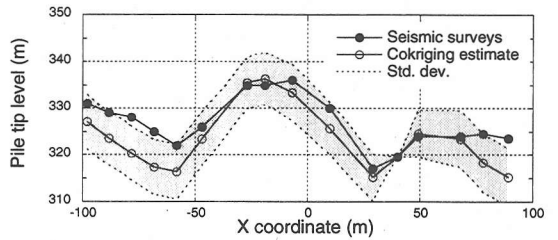
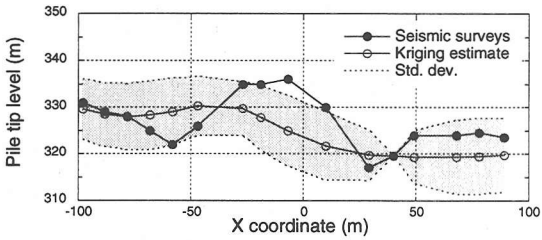
- 1) Cressie, N. : *Statistics for spatial data*, A Wiley-Interscience Publication, New York, pp.13-17, 1991.
- 2) Christakos, G. : *Random field models in earth science*, Academic Press, Inc., pp.13-16, 1992.
- 3) Nishi, T. and M. Suzuki : A 3-D visualization system for geological modeling integrated with a GIS, *Proc. 7th Int. IAEG Congress*, pp.4501-4506, 1994.
- 4) 清野純史, 鈴木 誠 : カルマンフィルタとクリッキングのハイブリッド法による条件付き確率波のシミュ

レーション, 土木学会論文集, No.525, pp.153-161, 1995.

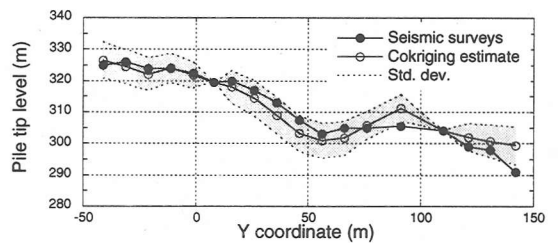
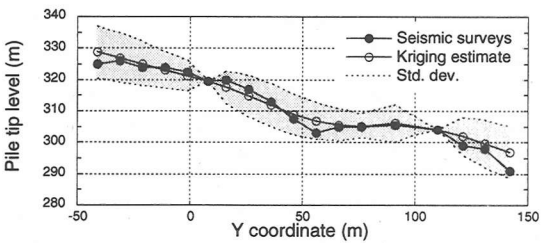
- 5) 星谷 勝 : 条件付き確率場のシミュレーション理論, 土木学会論文集, No.459, pp.113-118, 1995.
- 6) 米田 稔, 井上頼輝 : 多変量正規分布法による透水量係数の推定およびConditional Simulation, 土木学会第40回年次学術講演会, 第II部, pp.155-156, 1985.
- 7) Vanmarke, E.H., Heridi-Zavoni, E. and Fenton, G.A. : Conditional simulation of spatially correlated earthquake ground motion, *Jour. Engineering Mechanics, ASCE*, Vol.119, No.11, pp.2333-2352, 1993.
- 8) Journel, A. G. and Huijbregts, Ch. J. : *Mining geostatistics*, Academic Press, Inc., pp.324-343, 1978.
- 9) Vauclin, M., et al : The use of cokriging with limited field soil observations, *Soil Science Society of America Journal*, Vol.47, No.2, pp.175-184, 1983.
- 10) Yates, S. R. and Warrick, A. W. : Estimating soil water content using cokriging., *Soil Science Society of America*



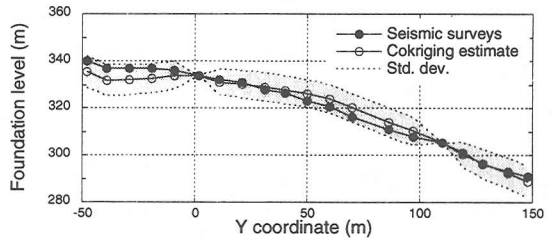
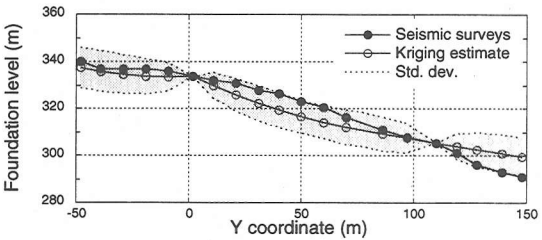
図一七 C-1断面の基礎地盤面の推定結果と弾性波探査結果(真値)との比較 (左図：Kriging/右図：Cokriging)



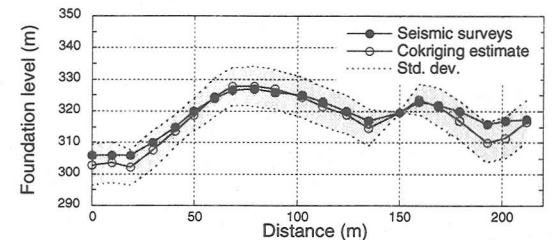
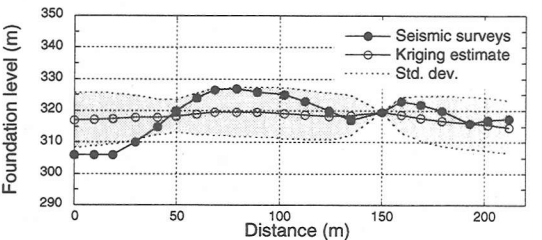
図一八 C-2断面の基礎地盤面の推定結果と弾性波探査結果(真値)との比較 (左図：Kriging/右図：Cokriging)



図一九 C-3断面の基礎地盤面の推定結果と弾性波探査結果(真値)との比較 (左図：Kriging/右図：Cokriging)



図一〇 C-4断面の基礎地盤面の推定結果と弾性波探査結果(真値)との比較 (左図：Kriging/右図：Cokriging)



図一一 C-5断面の基礎地盤面の推定結果と弾性波探査結果(真値)との比較 (左図：Kriging/右図：Cokriging)

- Journal*, Vol.51, No.1, pp.23-30, 1987.
- 11) Trangmar, B. B., et al : Spatial dependence and interpolation of soil properties in West Sumatra, Indonesia: H. Coregionalization and co-kriging., *Soil Science Society of America Journal*, Vol.50, No.6, pp.1396-1400, 1986.
 - 12) 上田 茂ほか: コクリッキングを用いた地盤物性値の空間分布推定とその応用に関する研究, 土木学会第50回年次学術講演会, 第I部(A), pp.856-857, 1995.
 - 13) 大西有三ほか: 地盤統計手法における複数データ群の複合的处理について, 第34回土質工学シンポジウム講演論文集, pp.173-180, 1989.
 - 14) Ahmed, S. and de Marsily, G. : Comparison of geostatistical methods for estimating transmissivity using data on transmissivity and specific capacity., *Water Resource Research*, Vol.23, No.9, pp.1717-1737, 1987.
 - 15) 野田 茂, 狩野浩之: 地震動計測における異常値の判定と補正について, 鳥取大学工学部研究報告, Vol.24, No.1, pp.205-212, 1993.
 - 16) Krajewski, W. F. : Cokriging radar-rainfall and rain gage data., *Journal of Geophysical Research*, Vol.92, No.D8, pp.9571-9580, 1987.
 - 17) Vanmarke, E.H. : Probabilistic modeling of soil profiles., *Jour. Geotech. Eng. Div., ASCE*, Vol.103, No.11, pp.1227-1246, 1977.
 - 18) 上田雅司ほか: 南福光電気所土地造成工事概要, 土木学会第50回年次学術講演会, 第III部(B), pp.1612-1613, 1995.
 - 19) (社)土質工学会編: 杭基礎の調査・設計から施工まで (第1回改訂版), 土質工学会, p.36, 1983.
 - 20) Akaike, H. : A new look at the statistical model identification., *IEEE Trans. Automat. Control*, AC-19, pp.716-723, 1974.
- (1996.1.25 受付)

STOCHASTIC MODELING AND ESTIMATING OF PILE TIP LEVEL USING COKRIGING

Makoto HONDA, Makoto SUZUKI, Minoru UEDA and Hiromichi KONDOH

This paper presents the cokriging procedure used to estimate the pile tip level. Correlation of spatial variables with the ground surface level are taken into account. Cokriging is a geostatistical method to estimate spatial distribution using two or more correlated random variables simultaneously.

Accurate estimates of pile tip levels are very important in the design of piled structures. The purpose of this paper is to describe a reasonable stochastic model and estimating methods using maximum likelihood estimation. The model and methods are applied and verified using actual data of the pile tip levels. It was found that cokriging is available for estimates of pile tip levels which are correlated ground surface levels.