

武蔵工業大学 学生員 安部明夫

武蔵工業大学 正会員 星谷 勝

武蔵工業大学 正会員 丸山 収

## 1. はじめに

ここでは、時空間確率場の条件付きシミュレーション理論<sup>1,2,3)</sup>の定式化について整理している。また表層地盤における地震波動伝播現象に適用した数値計算により定式化の妥当性について検証している。ここで詳細は文献(3)に委ねるが、文献(2)の定式化を修正し、その結果を表-1に示す。

## 2. 地震波動伝播現象のシミュレーション

解析対象地点の2次元空間座標を図-1に示す。ここで本研究では、解析対象は図-1に示した21地点のみを考え、任意地点で観測が行われたとすれば、非観測点は、既観測点以外に設定地点を対象とする。以下では、変位波形を対象としたシミュレーションにより本研究の数値解析による実証を行う。ここで、確率場の特性を与えるガウス場については講演時に詳細を述べることとして、以下に結果を示す。

## 3. 無条件確率場のシミュレーションによる精度の検証

まず表-1における無条件の式(12)を基に、漸次拡張方式を用いて図-1に示した21地点に対し、多地点地震波動の無条件シミュレーションを行った。そして数値シミュレーションにより得られた結果と与えた確率場の相関特性を比較することで、手法の精度を検証した(図-2)。

## 4. 条件付き確率場のシミュレーション

ここでは、観測値が得られたという条件付きのシミュレーションを行う。例えば、全ての観測点において波動が観測されたとすれば、図-3の様に特定地震のガウス実現値を得ることができる。図-3では、全ての地点で観測がなされていることから、既観測21地点において条件付き平均値は観測された時系列となり、条件付き分散値は0となる。すなわち、全地点における観測がなされているので、21地点における観測値は確定量として与えられる。さて図-3に示した現象が生じた際に、実際には空間上の3地点の観測点で測定がなされたという状況を設定してみる。

図-4は、P1, P3およびP11において観測値が得られた場合の内挿例を示している。図-4(a)は、条件付きガウス場の1例を示し、図-4(b)および図-4(c)は、それぞれ条件付き平均値および条件付き分散値を示している。

## 条件付き確率場のシミュレーション理論の定式化

基本補題<sup>1,2)</sup>

$$W^*(X_r, t) = \hat{W}(X_r, t) + [W(X_r, t) - \hat{W}(X_r, t)] \quad (1)$$

$$W^*(X_r, k) = \hat{W}(X_r, k) + \varepsilon(X_r, k) \quad (2)$$

$$\hat{W}(X_r, k) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \lambda_{ij}(X_r) W(X_i, k+j) \quad (3)$$

$$\text{観測関数: } \varepsilon(X_r, k) = W(X_r, k) - \hat{W}(X_r, k)$$

## 最小観測分散推定

(a). 未知係数 $\lambda_{ij}(X_r)$ の計算

$$C(drm, -n) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \lambda_{ij}(X_r) C(d_{im}, j-n) \quad (4)$$

$$\text{ここで, } dr = X_r - X_i, \quad di = X_r - X_j$$

(b).  $\varepsilon(X_r, k)$ の分散の計算

$$\sigma^2 \varepsilon(X_r, k) = C(0, 0) - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \lambda_{ij}(X_r) C(dri, k-j) \quad (5)$$

(c).  $\varepsilon(X_r, k)$ の性質

$$E[\hat{W}(X_r, k) \varepsilon(X_r, k)] = 0 \quad (6)$$

$$E[W(X_i, k+j) \varepsilon(X_r, k)] = 0, \quad i=1 \sim N, \quad j=M \sim M \quad (7)$$

$$E[\varepsilon(X_r, k) \varepsilon(X_r, \ell)] = C(0, \ell-k)$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \lambda_{ij}(X_r) C(dri, k-j)$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \lambda_{ij}(X_r) C(dri, k-j)$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

$$-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{i'=1}^N \sum_{j'=1}^M \lambda_{ij}(X_r) \lambda_{i'j'}(X_r) C(dri, k-j-j')$$

## (b). 条件付き分散値の計算

$$\sigma^2 W(X_r, k) | \text{cond.} = E[\varepsilon(X_r, k)^2]$$

$$= C(0, 0) - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \lambda_{ij}(X_r) C(dri, -j) \quad (10)$$

## 条件付きガウス場のシミュレーション

(a).  $\varepsilon(X_r, k)$ の性質

$$E[\hat{W}(X_r, k+\ell) \varepsilon(X_r, k)] = 0, \quad \ell = M-1 \sim (11)$$

(b). 定式化

$$W^*(X_r, k) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \lambda_{ij}(X_r) W(X_i, k+j) + \sum_{\ell=M}^{\infty} \lambda^*_{i\ell}(X_r) W(X_r, k+\ell) + \varepsilon(X_r, k) \quad (12)$$

(c).  $\lambda^*_{ij}(X_r)$ および $\lambda^*_{i\ell}(X_r)$ の最小観測分散推定

$$C_{Xr} = C \lambda^*(X_r) \quad (13)$$

$$\lambda^*(X_r) = [\lambda^*_{11}(X_r) \lambda^*_{12}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)]^T$$

$$\lambda^*_{11}(X_r) = \lambda^*_{12}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{12}(X_r) = \lambda^*_{13}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{13}(X_r) = \lambda^*_{14}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{14}(X_r) = \lambda^*_{15}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{15}(X_r) = \lambda^*_{16}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{16}(X_r) = \lambda^*_{17}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{17}(X_r) = \lambda^*_{18}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{18}(X_r) = \lambda^*_{19}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{19}(X_r) = \lambda^*_{20}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{20}(X_r) = \lambda^*_{21}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{21}(X_r) = \lambda^*_{22}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{22}(X_r) = \lambda^*_{23}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{23}(X_r) = \lambda^*_{24}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{24}(X_r) = \lambda^*_{25}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{25}(X_r) = \lambda^*_{26}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{26}(X_r) = \lambda^*_{27}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{27}(X_r) = \lambda^*_{28}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{28}(X_r) = \lambda^*_{29}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{29}(X_r) = \lambda^*_{30}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{30}(X_r) = \lambda^*_{31}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{31}(X_r) = \lambda^*_{32}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{32}(X_r) = \lambda^*_{33}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{33}(X_r) = \lambda^*_{34}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{34}(X_r) = \lambda^*_{35}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{35}(X_r) = \lambda^*_{36}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{36}(X_r) = \lambda^*_{37}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{37}(X_r) = \lambda^*_{38}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{38}(X_r) = \lambda^*_{39}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{39}(X_r) = \lambda^*_{40}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{40}(X_r) = \lambda^*_{41}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{41}(X_r) = \lambda^*_{42}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{42}(X_r) = \lambda^*_{43}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{43}(X_r) = \lambda^*_{44}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{44}(X_r) = \lambda^*_{45}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

$$\lambda^*_{45}(X_r) = \lambda^*_{46}(X_r) \dots \lambda^*_{1M}(X_r) \dots \lambda^*_{N1}(X_r) \dots \lambda^*_{NM}(X_r)$$

ここでは条件付き平均値の計算において、表-1の式(9)に示した理論値と式(12)を用いて図-4(a)に示す様な条件付きサンプル場を100組シミュレートし、それらに基づいて計算した解を比較しているが、両者は完全に一致している。故に、重ね書きしたが区別がつかない図となっている。また観測点から遠方に離れると条件付き平均値は、無条件確率場の平均値として与えた $E[W(X, k)] = 0$ へと近づいており、無条件確率場により正規化された条件付き確率場の分散値は、数値1へと近づき、無条件の分散値へと近づいていることが分かる。

## 5. まとめ

本研究は、時空間ガウス確率場の条件付きシミュレーション理論について定式化の整理を行い、数値計算例を示した。最後に本研究は、星谷および丸山が理論を、安部が数値解析による実証を一部担当した。

参考文献: (1)星谷:土論集, No. 458/I-22, pp. 113-118, 1993, (2)丸山, 星谷:土木学会年講, I部門, pp. 860-861, 1992, (3)丸山, 星谷, 山口:土論集(投稿中1993/2)。

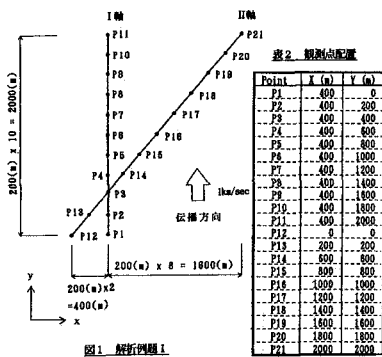


図-1. 解析対象

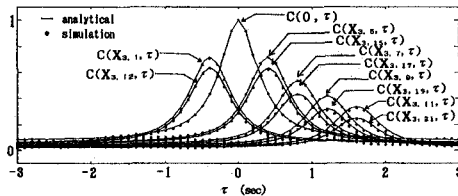


図-2. シミュレーション理論の検証

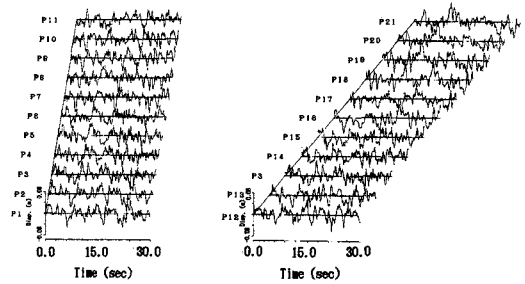
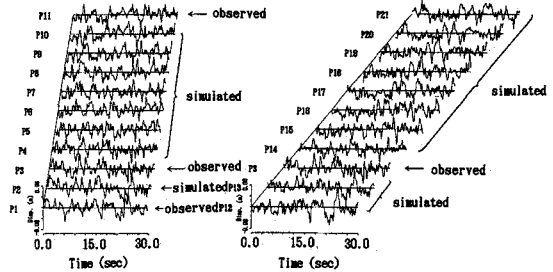
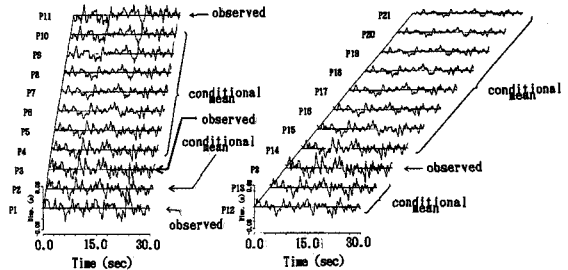


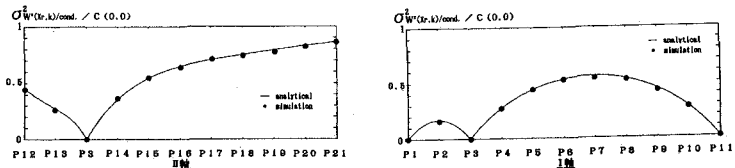
図-3. サンプル観測値



(a). 条件付きサンプル場



(b). 条件付き平均値



(c). 条件付き分散値

図-4. 条件付き確率場のシミュレーション