

(16) GAによる地盤調査の追加配置計画に関する最適化シミュレーション
ADDITIONAL SAMPLING DESIGN FOR SOIL EXPLORATION USING GA

本多 眞* 鈴木 誠**
Makoto HONDA Makoto SUZUKI

This paper focuses on optimization using GA for additional sampling design during soil exploration. Kriging is a geostatistical procedure to estimate the spatial variation of soil profile. Any optimization techniques can be applied to sampling strategy using estimation variance of the Kriging procedure. Among them, GA is available for this purpose because GA can perform very powerful robust search through multi-point search using population.

In this paper, GA is fully utilized to the sampling strategy in the spatial bearing capacity under a spread foundation in order to show its superior adaptability through some numerical simulation. Furthermore, some knowledge on GA parametric tuning can be obtained for farther use.

Key Words: GA, soil exploration, kriging, sampling strategy

1. はじめに

構造物基礎やトンネル工事などを目的とした地盤調査は、工法選定や概略設計のために事前ボーリングなどの既存データを用いて行い、その後実施設計を目的とする追加調査を行うのが一般的である。しかしながら、これまで追加調査計画には客観的な基準がなく、定量的な判断の下に数量、配置が決められていないのが現状である。一方、地盤物性値の不確定性は、調査法・試験法の誤差よりも地盤自体の持つ空間的なばらつきによるところが大きい。そのため空間的なばらつきを考慮して、限られた調査・試験データから地盤物性値の空間分布を精度良く推定することが重要となる。

空間的な相関性を考慮した確率モデルに基づき、標本値を条件として統計量から地盤物性値の空間分布を推定する方法がクリッキング¹⁾である。クリッキングでは対象構造物の領域の推定値と推定誤差を求めることができる。そこで、追加調査を実施したときの推定誤差の減少に着目して、これを最小とするように追加調査の数量や配置を行うことで、客観的かつ最適な配置計画が可能となる。追加調査が唯一カ所であれば推定誤差の最小となる位置を求めることは容易であるが²⁾、複数カ所計画することになると組み合わせ最適問題となり、遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithms; GA)³⁾の適用が有効となる。

本論文では、直接基礎の設計に関して、地盤の鉛直支持力度の空間分布から追加試験の最適配置計画を実施することを目的として、GAを用いた数値実験を行った。それにより支持力推定の精度向上を目的とした追加調査計画へのGAの適用性について言及し、同時にGAのパラメータ設定に関する検討結果について報告する。

* 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)
** 工博 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. GAの概要

遺伝的アルゴリズム(GA)は、生物進化(選択淘汰・突然変異)の原理に着想して考案されたアルゴリズムであり、最適化・確率的探索・学習の一手法である。最適化手法としてのGAの特徴は、(1)確率的探索法、(2)多点探索法、(3)直接探索法、(4)並列探索法にまとめられる。この中でも今回の問題特性に特に有効と考えられるものが(3)の直接探索法である。直接探索法では問題空間の性質(微分値)を利用しない代わりに、(2)の多点探索によって得られる探索点の順序付けを利用する。したがって次節に示すような定式化の困難な問題に対しては、探索点の順序付けさえできればよいので適用性が高い。

GAは未だ発展途上の手法であり、問題特性に応じて様々に拡張されたGAが提案されているが、ここでは'01'の文字列で表現した複数個の個体により、選択(selection)、単純交叉(crossover)、突然変異(mutation)を確率的に行う最も基本的なGA(単純GA)を用いた。図-1は基本的なGAの処理手順を示したものである。GAは基本的にはGenerate-and-Test型のアルゴリズムで、まず設計変数を文字列に変換(コード化)して遺伝子型を決める。そしてこの文字列の初期集団(第一世代)を生成して、適応度の評価を基に各種の遺伝的操作により選択淘汰して新たな集団(世代)を生成する。これを繰り返すという簡単な手続きによって、最適化を行う手法であるが、同時に各種パラメータ(GAパラメータ)によりその挙動は大きく異なり、パラメータの設定がGAの適用能力の鍵を握っている。図-1にも示しているが、単純GAにおけるパラメータは、1) 集団数、2) 交叉率、3) 突然変異率の3つである。集団数は各世代中の個体数、交叉率は各世代中で交叉操作を受ける割合、突然変異率は各世代中の突然変異操作を受ける(各遺伝子内容が書き変わる)割合である。

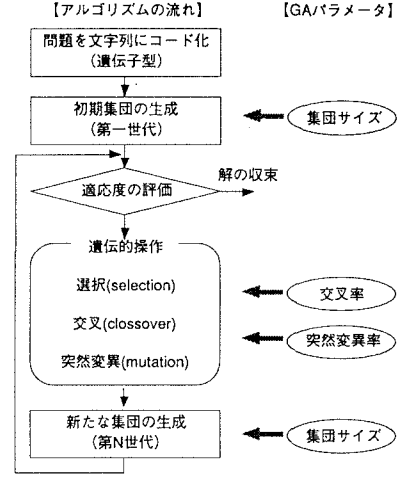


図-1 単純GAの処理手順

3. 最適調査配置計画

地盤物性値は空間的にばらつきを持って分布しており、互いに相関性を有している。このようなばらつきを考慮して、統計量から物性値の空間分布を推定する手法として、古くから地盤統計学で行われているのがクリッキングと呼ばれる線形推定法である。クリッキングは任意位置の値を標本値の重み付け線形和で推定する手法で、推定量の不偏性と推定誤差を最小とする条件でその重みを決定する。特に推定位置が空間的な広がりを持っている場合には、その要素領域に対して局所平均の概念を導入したブロック・クリッキング⁴⁾により推定が可能である。ブロック・クリッキングの詳細な定式化については文献に譲るが、対象要素Vにおける推定値 $\hat{z}_V$ および推定誤差分散 σ_V^2 を次式に示す。

$$\hat{z}_V = [\mathbf{q}_{zV}^T \cdot \mathbf{Q}_{zz}^{-1}] \cdot \mathbf{z} \quad (1)$$

$$\sigma_V^2 = \text{var}\{V\} - \mathbf{q}_{zV}^T \cdot \mathbf{Q}_{zz}^{-1} \cdot \mathbf{q}_{zV} \quad (2)$$

ここで、 $\mathbf{z}$ はN個の標本値ベクトルであり、次式で表される。

$$\mathbf{z}^T = \{z_1, z_2, \dots, z_N\} \quad (3)$$

また、 $\mathbf{q}_{zV}$ は標本値と要素Vの共分散ベクトル、 $\mathbf{Q}_{zz}$ は標本値の共分散マトリクスであり、次式で表される。

$$\mathbf{q}_{zV} = \begin{Bmatrix} \text{cov}\{z_1, V\} \\ \text{cov}\{z_2, V\} \\ \vdots \\ \text{cov}\{z_N, V\} \end{Bmatrix} \quad (4) \quad \mathbf{Q}_{zz} = \begin{Bmatrix} \text{var}\{z_1\} & & & \text{sym.} \\ \text{cov}\{z_2, z_1\} & \text{var}\{z_2\} & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ \text{cov}\{z_N, z_1\} & \text{cov}\{z_N, z_2\} & \cdots & \text{var}\{z_N, z_N\} \end{Bmatrix} \quad (5)$$

さらに、 $\text{var}\{V\}$ は要素Vの局所平均をとった分散であり、 $\text{cov}\{z, V\}$ は標本値 $\mathbf{z}$ と要素Vの局所平均をとった共分散である。

ここで2点間の共分散関数 $\text{cov}\{Z(x), Z(x+\Delta x)\}$ は、一般に種々提案されている⁵⁾距離の関数で表現できるとし、そのパラメータを標本値から統計的に推定して決定する。例えば1次元の指数関数モデルで表現すると、次式のように2点間の距離の関数となり、未知パラメータは σ^2 と a である。

$$\text{cov}\{Z(x), Z(x+\Delta x)\} = \sigma^2 \exp[-(\Delta x/a)] \quad (6)$$

さて式(2)から明らかなように、クリギングによる推定誤差分散は標本値に関係なく、その標本位置のみに依存することがわかる。このためこれを評価指標とすることで追加調査位置の検討が可能である。いま新たに位置 $\mathbf{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ に m 個追加調査を実施するとすれば、式(2)の推定誤差分散は、

$$\sigma_v^2(\mathbf{x}) = \text{var}\{V\} - \mathbf{q}_{[z+\mathbf{x}]V}^T \cdot \mathbf{Q}_{[z+\mathbf{x}][z+\mathbf{x}]}^{-1} \cdot \mathbf{q}_{[z+\mathbf{x}]V} \tag{7}$$

となり、 $\mathbf{x}$ の関数となる。これを適応度(評価関数)とすれば、対象領域 V の推定誤差を最小とする追加調査位置 $\mathbf{x}$ の最適化を図ることができる。

4．鉛直支持力の追加試験配置に関する数値実験

直接基礎の設計を目的とした土質調査・試験計画に対して、GAの適用性について検討を実施した。直接基礎の設計には、地盤の鉛直支持力の推定が重要となる。地盤の鉛直支持力度は限られた平板载荷試験から推定することになるが、その推定誤差が小さくなれば許容鉛直支持力を増加させることができる。以下に鉛直支持力度の空間分布を仮定して、追加試験配置計画に関する数値実験を実施した結果について述べる。

4.1 解析モデル

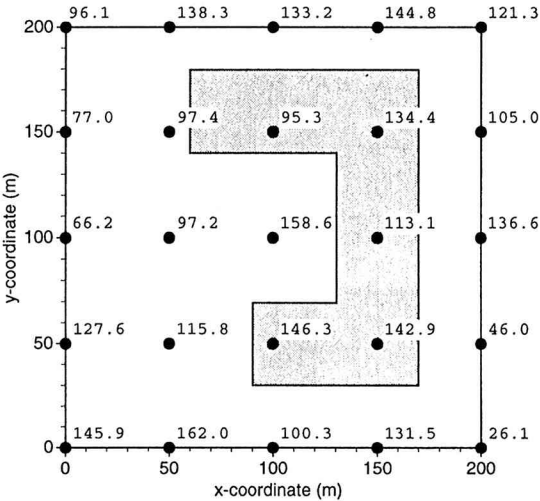
図－2に示すような領域に鉛直支持力度の空間分布を仮定する。●印の位置に平板载荷試験があり図中の数値が鉛直支持力度である。またグレー色の部分が直接基礎を設計する対象領域である。この鉛直支持力度の空間分布のばらつきに対して式(6)の共分散関数を仮定して、そのパラメータを統計的に推定すると $\sigma^2=1169.2$ 、 $a=34.626$ である²⁾。この統計量を用いて、まず既存の試験位置を基にして、式(2)より対象領域の平均鉛直支持力度の推定誤差分散(推定誤差)を求めると、218.5 (14.8)であった。なおここでの鉛直支持力度は模擬データであり、すべて単位は付していない。

4.2 GAのパラメータに関する数値実験

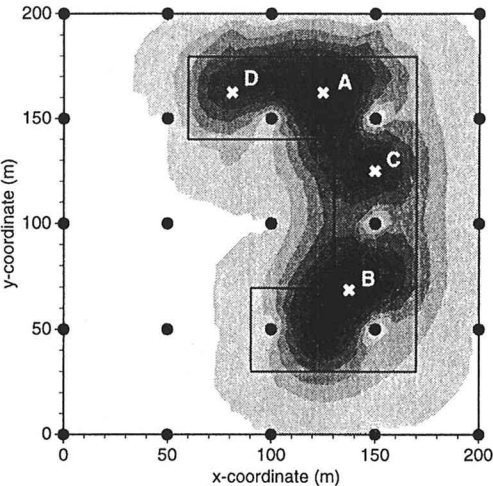
追加試験を1～4カ所計画する問題をそれぞれCase-1～Case-4とする。追加位置は2次元座標であり、 x 座標、 y 座標それぞれを32分割(5ビットの遺伝子にコーディング)に離散化している。表－1に計算ケースをまとめている。用いたGAパラメータについては後に述べるが、まずCase-1～Case-4についての最適配置結果を示す。図－3の濃淡のコンターは、1カ所試験追加した時の推定誤差分散を10m間隔で求めて作成したものである。これに対して×印がGAにより求めた最適位置である。表－2に最適配置と推定誤差分散を示している。Case-1では最適位置はAであり、コンター図のピークに一致しているのがわかる。また3カ所目まで

表－1 数値実験の検討ケース

	追加試験数	ビット長	パラメータスタディ		
			集団サイズ検討	交叉率検討	突然変異率検討
Case-1	1	10	P-05 } P-30 (表－3 参照)	C-02～C-09 (表－4 参照)	M-a～M-c (表－5 参照)
Case-2	2	20			
Case-3	3	30			
Case-4	4	40			



図－2 解析モデル



図－3 追加試験の最適配置(Case-1～4)

の追加位置は、コンターの局所ピークに一致している。図－4は各ケース毎の推定誤差分散を示したグラフである。当然、追加箇所が増えるにしたがって推定誤差は小さくなっている。ただしわずかではあるが減少の割合は小さくなっており、推定誤差の減少の割合が追加数量決定の客観的な判断基準となり得ることを示唆している。

GAによる最適解の探索が効果的に行われるためには、GAパラメータの調整が重要な意味を持つ。今回の問題に適したGAパラメータの探索を目的として、集団サイズ、交叉率、突然変異率の3つについてパラメータスタディを実施した。表－1の右側に実施したケースをまとめた。

(1) 集団サイズ

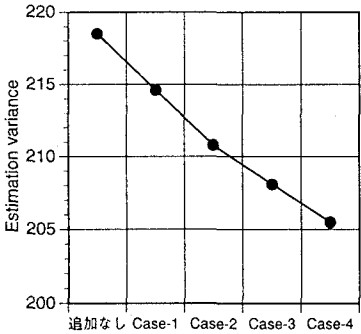
表－3に示すように集団サイズを5、10、20、30の5種類設定して、Case-1～Case-4のそれぞれについて各々10回の試行を行っ

表－3 集団サイズに関する検討

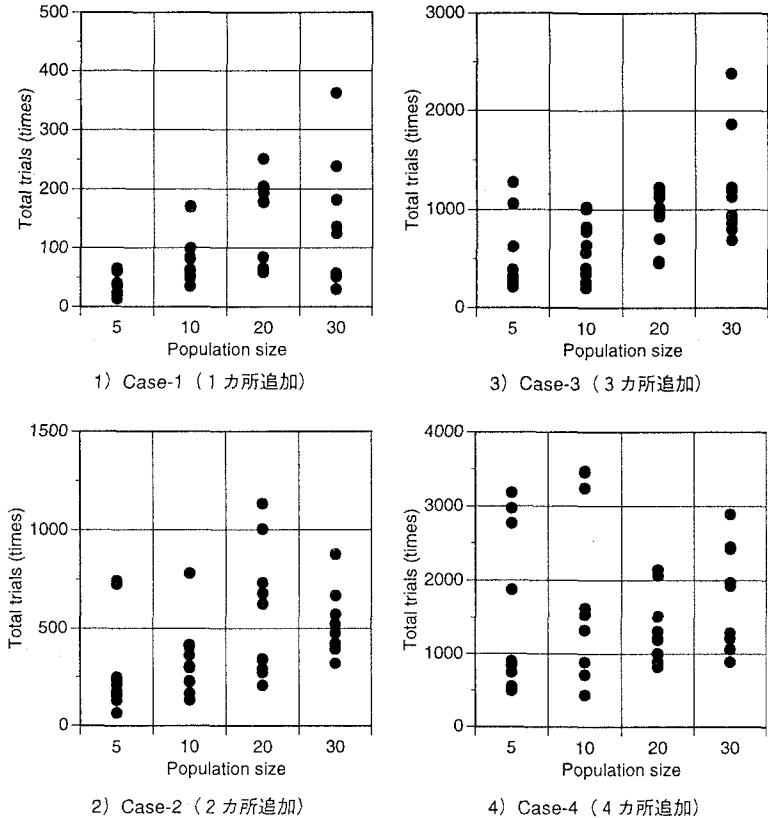
	集団サイズ	交叉率	突然変異率
P-05	5	0.9	0.01
P-10	10		
P-20	20		
P-30	30		

表－2 最適追加調査位置と推定誤差分散

	最適追加調査位置	推定誤差分散	適切な集団サイズ
追加なし		218.5	
Case-1	A	214.6	～5
Case-2	A, B	210.8	5～10
Case-3	A, B, C	208.1	10～20
Case-4	A, B, C, D	205.5	20



図－4 追加試験による推定誤差分散の変化



図－5 集団サイズの検討結果

た。なお集団サイズ以外のパラメータは表に示すとおりである。図-5に結果を示す。図の横軸が集団サイズであり、縦軸は最適値が見つかった時点での全計算回数を表している。この全計算回数が小さく、試行によるばらつきが小さいほど、計算効率が良いと考えられる。図から各ケースの適切な集団サイズと考えられる値を、表-2の右側に示した。Case-1からCase-4へ追加箇所が増えるにしたがって最適な集団サイズも大きくなっており、設計変数のビット長に対してある程度線形に推移していると考えられる。

(2) 交叉率

表-4に示すように交叉率を0.2, 0.6, 0.9の3種類設定して、Case-3およびCase-4のそれぞれについて各々10回の試行を行った。なお交叉率以外のパラメータは表に示すとおりである。図-6に結果を示す。図-5と同様、全計算回数を示すことで計算効率を見たものであるが、これを見るとCase-3では交叉率0.9が最もばらつきが小さく平均的な計算効率が良いのに対して、Case-4ではわずかに交叉率0.6が他よりも小さいが、それほど顕著ではない。このように交叉率は、集団サイズほど明確な差が認められず、今回の問題に対して影響が小さいと考えられる。

(3) 突然変異率

表-5に示すように突然変異率を0.0005, 0.01, 0.1の3種類設定して、Case-3およびCase-4のそれぞれについて各々10回の試行を行った。なお突然変異率以外のパラメータは表に示すとおりである。図-7に結果を示す。Case-3, Case-4とも突然変異率0.0005のとき全計算回数が最も小さく、ばらつきも小さい。突然変異率の違いによる影響は他のパラメータに比べて非常に顕著であり、今回の問題に対しては小さいほど効率が良いものと考えられる。

4.3 GAの適用性

ここではGAの適用が有効であるか否かを検討するために、ランダムサーチ（ただランダムに解を生成して探索する手法）による計算コストと比較を行った。対象はCase-4(4カ所追加)で、GAは集団サイズ20、突然変異率0.0005、交叉率0.2, 0.6, 0.9を用いて実施した。これに対してランダムサーチは、GAと合わせるために、解の生成数20毎に一世代として、各世代毎にそれまでに見つかった推定誤差分散の最小値を比較する。試行回数は10回で、その平均で比較を行った。具体的には次式で定めるパフォーマンス値を世代毎に求める。

$$\text{Performance}(t) = \frac{\sum_{i=1}^{10} \{\sigma_v^2 - \text{Min}_{GA}^i(t)\}}{\sum_{i=1}^{10} \{\sigma_v^2 - \text{Min}_{Rand}^i(t)\}} \times 100.0 \quad (8)$$

ここで、

$\text{Min}_{GA}^i(t)$: i 回目のGA試行により、世代 t までに見つかった最良個体の適合度（最小推定誤差分散）

$\text{Min}_{Rand}^i(t)$: i 回目のランダム探索により、世代 t までに見つかった最小推定誤差分散

σ_v^2 : 追加試験をしない時の推定誤差分散(=218.5)

この値が100に近い場合は、GA探索がランダム探索と同等の能力であり、小さくなるほどGAの能力が高いことになる。図-8に結果を示す。縦軸が上記のPerformanceで横軸が世代である。交叉率の異なるどのケースも100より小さく、世代が大きくなるにしたがって小さくなっている。これはGAの能力がランダム探索より高いことを示している。交叉率

表-4 交叉率に関する検討

	交叉率	集団サイズ	突然変異率
C-02	0.2	20	0.01
C-06	0.6		
C-09	0.9		

表-5 突然変異率に関する検討

	突然変異率	集団サイズ	交叉率
M-a	0.0005	20	0.9
M-b	0.01		
M-c	0.1		

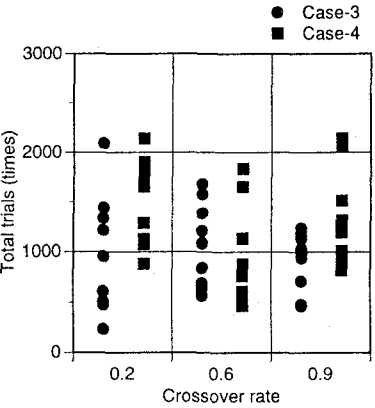


図-6 交叉率の検討結果

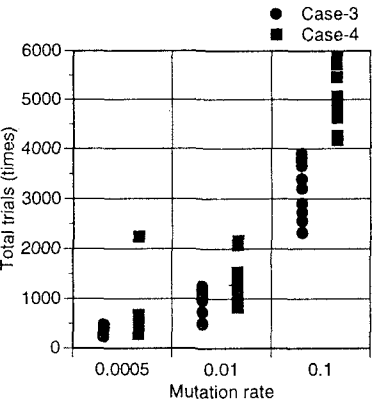


図-7 突然変異率の検討結果

でみると、世代を重ねるとどれも大差はないが、0.6,0.9は約20世代でほとんど収束しているのに対して、0.2は収束が遅れているのがわかる。

最後に、追加試験を10カ所計画する問題に適用を試みた。GAパラメータは、4.2での検討結果を参考に集団サイズ50、交叉率0.9、突然変異率0.0005で実施した。終了条件は10000回(約200世代)の評価とし、各10回試行を行った。その結果、10回の試行のうち最適値と考えられる値に5回収束した。このときの推定誤差分散は198.9である。図-9にその最適配置を示した。3カ所追加と異なり、追加位置はコンターの局所ピークに一致せず、その周辺を取りまくように配置がなされている。

5. おわりに

本研究は、地盤の追加調査に対して客観的かつ最適な配置計画を行うために、推定誤差と評価関数とした最適化問題としてGAを適用したのもである。地盤の鉛直支持力度の模擬データによるいくつかの数値実験から、この最適化問題へのGA適用の有効性が明らかとなった。またGAパラメータ設定に関するいくつかの知見も得られた。今後は、実際のデータに対して適用を図っていく所存である。

参考文献

- 1) Matheron, G. : Principle of geostatistics, Economic Geology, Vol.58, pp.1246-1266, 1963.
- 2) 鈴木誠 : 地盤物性値の空間分布のモデル化と最適問題, 第3回システム最適化に関するシンポジウム講演論文集, pp.231-236, 1993.
- 3) Holland, J. : Addaptation in Natural and Artificial Systems, The Univ. of Michigan, 1975., and MIT Press, 1992.
- 4) Burgess, T.M. and Webster, R. : Optimal interpolation and isarithmic mapping of soil properties, 2, Block Kriging, Jour. Soil Science, Vol.31, pp.333-341, 1980.
- 5) Vanmarcke, E.H. : Probabilistic modelling of soil profiles, Jour. Geotech. Eng. Div., ASCE, Vol.103, No.11, pp.1227-1246, 1977.

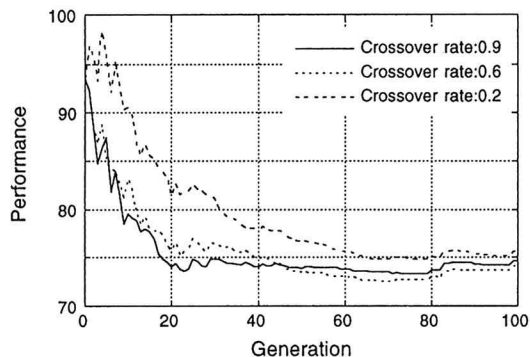


図-8 世代ごとのGA性能 (パフォーマンス)

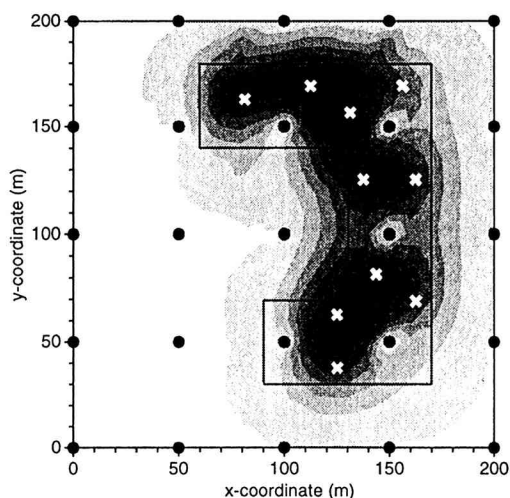


図-9 10カ所追加の最適配置