

確率的探索法による地震荷重を受ける 構造物の最適設計に関する考察

A Basic Consideration on the Combinatorial Optimization
under Seismic Excitation using Stochastic Reasoning

須藤 敦史*・星谷 勝**・望月 智也***

Atsushi SUTOH, Masaru HOSHIYA and Tomoya MOTIZUKI

* 正会員 博士(工学) (株)地崎工業 技術開発部 (〒105 東京都港区西新橋2-23-1)

** 正会員 Ph. D. 武蔵工業大学 工学部 土木工学科 (〒158 東京都世田谷区玉提1-28-1)

***学生会員 武蔵工業大学 工学部 土木工学科大学院 (〒158 東京都世田谷区玉提1-28-1)

This paper deals with a stochastic combinatorial optimization algorithm which uses the importance sampling procedure based on a Monte Carlo method. In this proposed procedure, discrete parameters are randomly sampled from region of solution space, and the allowable region is updated and condensed from the objective function of minimum weight and minimum displacements of nodes. Therefore, this stochastic optimization procedure must obtain the solution efficiently. Finally, numerical analysis is carried out for an optimum structural design. And it was found that procedure is a stable and robust determination of design parameters, and can be easily applied even for the optimum design problems under the seismic loading.

Key Words: Optimum Design, Combinatorial Optimization Problems, Stochastic Reasoning, Monte Carlo Method, Importance Sampling Procedure.

1. はじめに

(1) 背景

一般に構造物の設計は、目標とする尺度に照らして「可能な限り満足する」ものを創造し、作り出すことを目的とする最適設計とすることができ、設計者はその意思決定に際して様々な情報を利用している。

しかし、従来の情報処理や最適化手法では数量的・数理的いわゆるwell-definedな情報や問題を対象としているため、実際の問題のように直観的・経験的やあいまい性・不確実性を有するill-definedな情報や問題に対する適用は難しく、加えて構造物はその用途や利用目的により様々な目標(要求)が生じるため、単一的な目的や数量的な情報の最適化では構造物の適用範囲が狭められる可能性が生じる。

このように、あいまい・不確実性もしくは直観的・経験的な情報処理や多くの目的に対して最適化を行う問題の取り扱いが難しいが、人間の意思や行動の決定に際して、ill-definedな情報処理や最適化は重要な役割を果たしていると言える。

したがって、このような情報や問題の扱いや最適化においては以下に示す事項が必要とされる。

- (1) 不完全あるいはあいまい性を含む情報処理とその最適化
- (2) 情報や状況が時間とともに変化する問題の最適化
- (3) 複数の要因が複雑かつダイナミックに関係する問題の最適化

以上のことを考えると、ill-definedおよび複数の環境条件が変化する問題に対応しうる情報処理とその最適化Algorithmの研究が課題と言える。

このような状況下、不完全や不確実性を有する情報

処理・最適化として確率・統計、あいまいや経験的情報に対しFuzzy set theory¹⁾、Neural network²⁾、加えて多目的でかつ非線形や組み合わせ最適化問題の解法Algorithm (Simulated Annealing³⁾、Genetic Algorithm⁴⁾等)の研究が盛んに行われている。

(2) 研究対象および目的

確率・統計では、このような情報の部分性・不確実性・不完全性の表現に対して、性状や現象が本来有するばらつき(Randomness)と知識やData不足のために生じる不確実性(Uncertainty)とに分けて定量的に評価している。また多目的最適化ではランダムサーチ(Random Search)⁵⁾やモンテカルロを改良したインポートランスサンプリング法 (Importance Sampling Procedure)⁶⁾の考え方を応用した確率的探索法⁷⁾が組み合わせ問題などの解法に適用されている。

一方、兵庫県南部地震を契機に構造物の耐震設計、耐震診断と耐震補強・補修、維持管理が注目されてきており、特に既存の構造物に対する耐震補強では、その優先順位、施工性、経済性など多くの条件を勘案しなければならない。したがって設計者が意思決定に際して情報を有効に利用するためには前記のようなill-definedな情報処理や環境条件が変化する多目的な最適化が必要となる。

このように地震荷重を受ける構造設計を行う場合、設計者は様々な制約条件を満足するように個々の部材を選択しなければならず、特に耐震補強を行う場合には補強材の種類に加え、その配置、本数あるいは工費を考慮した設計が求められる。加えて、これらの値は離散量の場合が多く、その目的関数は非連続となる。

そこで、本研究では構造物の耐震設計・耐震補強に際しての組み合わせ問題に限定して、以下に示す基礎検討項目より構成している。

- 1) 確率的探索法の動的最適設計問題に対する適応性を3次元構造物を数値解析例として検証している。
- 2) 耐震補修に際して生じる組み合わせ最適化問題の特徴を把握するための基礎検討を数値解析により行っている。

2. 組み合わせ問題の確率的考え方

組み合わせ最適化問題が実数目的関数 $Z(y)$ を用いて式(1)のように定義されるとする。

$$Z(y) \rightarrow \min_{y \in Y} \quad (1)$$

ここで、 y は離散状態変数ベクトル、状態空間 Y は有限集合とする。組み合わせ最適化問題では、多数の組み合わせの中から制約条件を満足する特定の組み合わせを探索する確定的(ミ加的)問題であり、この集合が極めて大きい場合には状態変数ベクトルの組み合わせ数は膨大な量になる。

しかし、このような問題では最適解の探索において、連続変数の最適化問題のように目的関数の接線勾配を用いることができないため、最適解の探索は極めて難しく、加えて目的関数が多峰性を示す場合には局所解への滞留が生じる。

そこで確率的探索法では、解候補の集合や探索手順に対して確率的な考え方を導入することで上記の問題を解決しようとするものである。

まず、数多くの組み合わせ解候補の集合をある分布を有する集合と定義する。しかし、通常の組み合わせ最適化問題においては解集合の分布は未知なため、本手法では限られたサンプル個数で概略の分布特性を把握しようとするものである。

次に、解候補集合の期待値を最適解と定義し、その集合の中から制約条件に適合する部分集合を選び出す。ここで、選抜された部分集合の期待値はもとの集合のそれより最適解に近づくことになる。よって選抜された部分集合における変数ベクトルの分布範囲を求めれば、次のサンプルではより良い解候補集合が得られることになる。したがって、この手順を漸行的に行うことにより最適解を推定するAlgorithmが構成できる。

このように確率的探索手法は、解候補集合の分布特性や期待値などの確率・統計的特性、言い換えれば集合のミ加的特性を用いて探索を行う点が特徴であり、かつ着目する値が少ないため、簡単なAlgorithmで組み合わせ最適化問題の解の探索が行える。

3. 確率的探索法の手順と考察

本章では確率的探索法における探索手順の概略を記述すると同時に離散マルコフ過程による本手法の考察を行う。

(1) 確率的探索法の手順

n 個のサブシステムを有するシステムの組み合わせ最適化問題を仮定する。また各サブシステムにおいて離散変数は m 個とし、それが取り得る領域を D_i とする。

1). まず、初期サンプル領域(D_1)においてランダムに i 組のサンプルベクトル(状態変数列) y を抽出する。

$$\begin{aligned} y_{(1)}^1 &= \{y_1^1, y_2^1, \dots, y_m^1\} \\ &\vdots \\ y_{(1)}^i &= \{y_1^i, y_2^i, \dots, y_m^i\} \end{aligned} \quad (2)$$

m : 離散変数の個数

2) 抽出された i 組のサンプルベクトルに対して目的関数値 $Z(y)$ を求める。

$$\begin{aligned} Z(y_{(1)}^1) &= [g_1(y_{(1)}^1), g_2(y_{(1)}^1), \dots, g_n(y_{(1)}^1)] \\ &\vdots \\ Z(y_{(1)}^i) &= [g_1(y_{(1)}^i), g_2(y_{(1)}^i), \dots, g_n(y_{(1)}^i)] \end{aligned} \quad (3)$$

n : システムの個数

3) 求められた目的関数値 $Z(y)$ の大きさ(平均値 $\bar{Z}(y)$ との比較など)により、制約条件を満足するサンプルベクトルを選抜し、そのサンプルベクトルの分布範囲を調べ、次のサンプル領域(D_2)とする。

したがって次のサンプルによる解候補集合の期待値は、前回の期待値より最適解に近づくことになる。

4) 上記手順1)~3)を繰り返し、サンプル領域を逐次的に最適解の存在する領域に近づけながら縮小させ、より良い解候補集合を求める手法である。ここでステップ2回目以降、局所解への停留を回避するために、縮小以前の領域(D_1)においてサンプルを再抽出する。加えて、探索効率を向上させる目的で抽出サンプル数を一定比率で減少させる操作を行う。

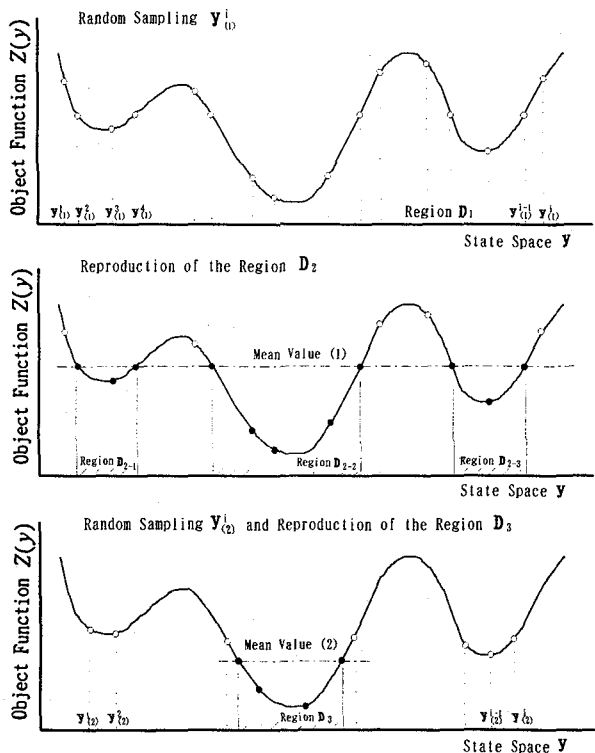


Fig. 1 Processes of Modified Importance Sampling

以上のように、インポートランス・サンプリング法における目標とする領域において集中的にサンプリングを行うことを応用した探索法である。Fig. 1に確率的探索手法の探索

概念図を示し、同時に最適化AlgorithmをFig. 2に示す。

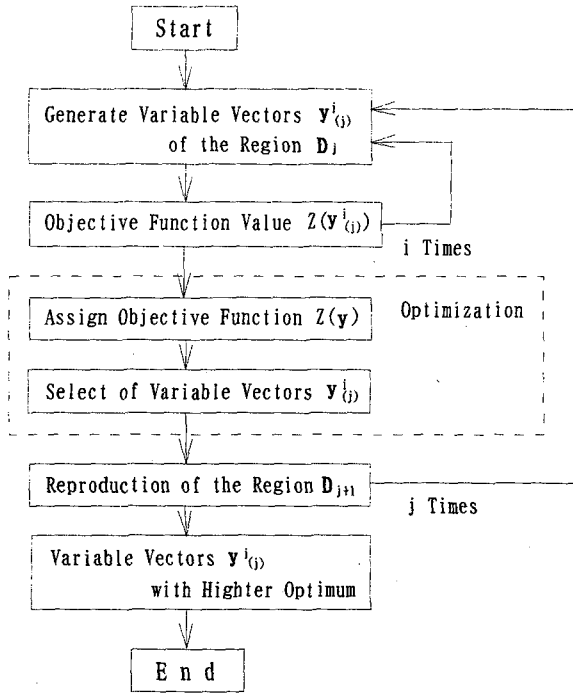


Fig. 2 Algorithm of Modified Importance Sampling

(2) 確率的探索法の考察

確率的探索手法は数学的にはマルコフ過程によって定式化できるが、これを詳細に説明した論文は数少ない。そこで、ここでは本手法の確率過程論(離散マルコフ過程)に基づく数理的なアプローチを試み、確率的探索手法の基礎理論の整理を行う。

まず、本手法では m 種類の確率変数によって形成される m 次元空間のサンプル領域 D_i (一般には基本空間)において、ランダムに i 組のサンプルを抽出するとサンプルベクトルは以下のように表される。

(領域: D_1 ステップ (1)-サンプル1組~ i 組)

$$\begin{aligned} y_{(1)}^1 &= \{y_1^1 \in D_1, y_2^1 \in D_1, \dots, y_m^1 \in D_1\} \\ &\vdots \\ y_{(1)}^i &= \{y_1^i \in D_1, y_2^i \in D_1, \dots, y_m^i \in D_1\} \end{aligned} \quad (4)$$

このサンプルベクトル i 組の分布状態から、最適化条件をより満足するサンプルの範囲を次回のサンプル領域 D_2 として設定しサンプルを抽出する。よってステップ j 回目のサンプルベクトルを1回目と同じ組数とすると式(5)に示されるような条件をより満足するサンプルが得られる。

(領域: D_j ステップ (j)-サンプル1組~ i 組)

$$\begin{aligned} y_{(j)}^1 &= \{y_1^1 \in D_j, y_2^1 \in D_j, \dots, y_m^1 \in D_j\} \\ &\vdots \\ y_{(j)}^i &= \{y_1^i \in D_j, y_2^i \in D_j, \dots, y_m^i \in D_j\} \end{aligned} \quad (5)$$

ここで、ステップ k 回目のサンプルベクトルはサンプル領域 D_k より抽出され、この領域は $k-1$ 回目のサンプルベクトルにより決定される。

したがって、この過程は1重のマルコフ過程となりサンプル

ベクトルの条件付き確率で表すと式(6)となる。

$$P(y_{(k)}^i | y_{(1)}^i, y_{(2)}^i, \dots, y_{(k-1)}^i) = P(y_{(k)}^i | y_{(k-1)}^i) \quad (6)$$

また、サンプル領域 D_k に対しても同様に式(7)で示すマルコフ過程となる。

$$P(D_k | D_1, D_2, \dots, D_{k-1}) = P(D_k | D_{k-1}) \quad (7)$$

式(6)を離散マルコフ過程では、要素 P_{ij} から構成される推移確率行列 P を用いて個々の確率変数の状態分布 π_i から π_{i+1} への推移として式(8)のように表す。

$$\pi_{i+1} = \pi_i \cdot P \quad (8)$$

π_i : 時刻 i における状態確率分布 ($1 \cdot N$)

$\pi_0 = [y_1, y_2, \dots, y_N]$, N : 候補補数

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1N} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{N1} & P_{N2} & \dots & P_{NN} \end{bmatrix}$$

ここで組み合わせ最適化では推移確率行列の最適解に位置する要素が1、それ以外の要素が0になれば、最適解のみが得られる唯一の状態分布 π_{i+1} となる。

しかし、組み合わせ問題では通常のマルコフ過程とは異なり、推移確率行列においてどの要素が最適解であるかは不明であり、かつどのように推移確率行列を推定するかが課題となる。

そこで、得られたサンプルベクトルの中で条件を満足するサンプルベクトルの個数を情報源として推移確率行列を推定する方法を考える。

いま推移確率 $P = P_{ij}$ をもつマルコフ連鎖の0から k ステップまでの状態確率分布の履歴が $y_0, y_1, \dots, y_k$ となる確率を考えると式(9)となる。

$$L(P_{y_0, y_1} \cdot P_{y_1, y_2} \dots P_{y_{k-1}, y_k}) = \prod_{i=1}^k \prod_{j=1}^N P_{ij}^{n_{ij}} \quad (9)$$

n_{ij} : 状態 i から j への推移回数
 y_0 : Given (サンプル)

上式において推移確率行列 P_{ij} は未知量であるが、条件を満足するサンプル集合が得られているため、このサンプル個数 n_{ij} より推移確率行列を推定する。

ここで、 P_{ij} を未知パラメータとして式(9)の対数尤度関数 L を求めると次式となる。

$$\log L = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^N n_{ij} \log P_{ij} \quad (10)$$

上式を最大にする推移確率 P_{ij} を求める問題となるが、式(10)は以下の制約条件を満たす。

$$P_{ij} \geq 0, i, j = 1, 2, \dots, N \quad (11. a)$$

$$\sum_{j=1}^N P_{ij} = 1, i = 1, 2, \dots, N \quad (11. b)$$

したがって、次式のように問題は制約条件付きの最大値問題となる。

$$F = \log L + \sum_{i=1}^k \lambda_i \left(\sum_{j=1}^N P_{ij} - 1 \right) = \sum_{i=1}^k \left[\sum_{j=1}^N n_{ij} \log P_{ij} + \lambda_i \left(\sum_{j=1}^N P_{ij} - 1 \right) \right] \quad (12)$$

λ_i : ランジエ常数, $i = 1, 2, \dots, N$

ここで、上式の $\log L$ を最大にする P_{ij} は F を P_{ij} と λ_i について偏微分し、両者を連立させて解けばよい。

$$\frac{\partial F}{\partial P_{ij}} = \frac{n_{ij}}{P_{ij}} + \lambda_i \quad (13)$$

上式の左辺を0にすると次式となる。

$$P_{ij} = -\lambda_i^{-1} n_{ij} \quad (14)$$

ここで、式(14)を式(11. b)に代入すると式(15)となる。

$$1 = \sum_{j=1}^N P_{ij} = -\lambda_i^{-1} \sum_{j=1}^N n_{ij} = -\lambda_i^{-1} n_i \quad (15)$$

式(14), (15)より、推移確率行列における要素の推定値は式(16)のように求められる。

$$P_{ij} = n_{ij} / n_i \quad (16)$$

$$\therefore n_i = \sum_{j=1}^N n_{ij}$$

以上のように、次ステップにおける推移確率行列の要素推定値は、制約条件を満足した各サンプル個数をその総数で割った値となる。

しかし、1回のサンプルは限られた数であり、かつ条件を満足するサンプル数はさらに少ないため、式(16)により推定された推移確率行列の要素は、正確な値を示すとは限らない。そこで、条件を満足したサンプルの分布範囲を次のサンプル領域に置き換えランダムサンプリングを行う。そして、この操作を順次繰り返しながらより良い解候補集合を求めるものである。

これを言い換えると、条件で選定されたサンプルの個数により最適解に近い推移確率行列の要素を順次1に近づけ、また排除した要素を0にする推移確率行列を各時点で推定しながら吸収状態にするマルコフ決定過程の操作を行っている。

加えて、本手法では解候補を集合と仮定し最適解の探索を集合の期待値探索問題として推定Algorithmを構成しているが、本来組み合わせ最適化問題は確定問題であり、解候補集合が分布をしているとは限らないため、許容サンプル領域において一様なサンプリング(ランダムサンプリング)を行っている。しかし、解集合が分布を示す際には式(16)に示す確率を用いて、サンプリングを行うことが基本となる。

4. 数値解析による動的組み合わせ最適化問題の検証

(1) 最適設計問題への適用

動的な組み合わせ最適化問題における確率的探索法の妥当性を検証するために、Fig. 3に示した3次元ラーメン構造物を用いて、地震荷重下における最小重量設計問題を実施した。ここで、設計変数は構成部材(一般構造部材)と同じ16変数とし、各離散変数が取り得る値をその断面積としてTable1に示す。

ここで入力地震荷重はFig. 4に示すように4本の柱端部に1次元地震加速度波形をX,Y軸方向同時に作用させている。また目的関数は構造物総重量を最小にすることを目標としているため、使用鋼材の総体積とし、各候補部材の許容サンプル領域からの除外条件(領域の縮

小)の基準とその優先順位は以下としている。

Table 1 Cross Section Area
(16 bar Structure)

NO.	Cross Section Area (cm ²)	NO.	Cross Section Area (cm ²)
1	1.238	11	20.41
2	1.799	12	27.62
3	3.096	13	35.26
4	3.971	14	53.61
5	4.562	15	75.41
6	6.769	16	99.73
7	9.513	17	103.3
8	11.20	18	120.1
9	14.45	19	157.1
10	17.17	20	177.3
		21	197.6

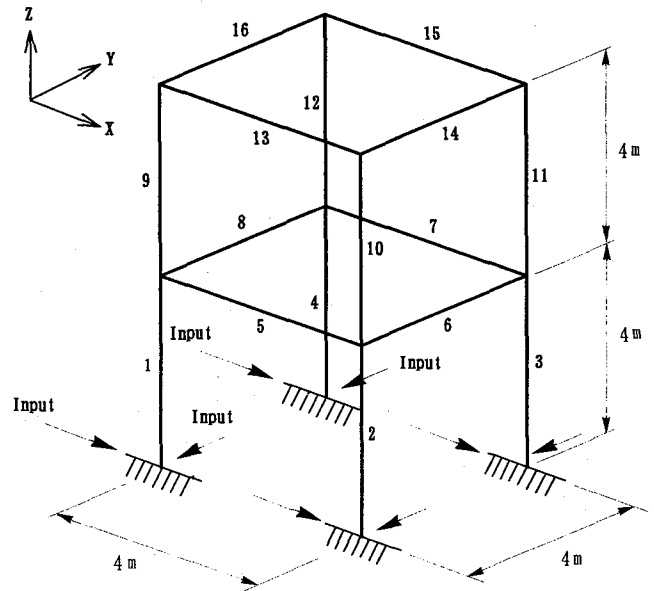


Fig. 3 16 bar Structure

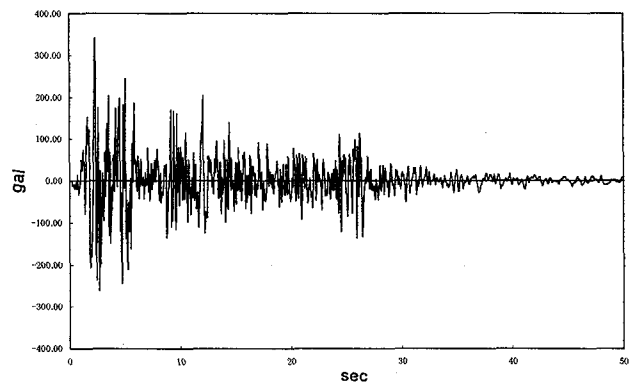


Fig. 4 Input Acceleration

- 1) 構成部材が降伏する場合 ($\sigma_n > 2,100 \text{ kgf/cm}^2$)
- 2) 評価基準を目的関数の平均値とし、各目的関数が平均値を上回る(総体積が大きい)場合
- 3) 各接点の最大変位が5cmを越える場合

本解析では、探索回数を30回、サンプル個数の数は100、50個の2-スとし、各ステップにおけるサンプルサイズの5%を縮小以前の領域より再抽出している。

ここで解析結果をFig. 5に示し、加えて領域の各ステップにおける縮小率をFig. 6に示す。

Fig. 5より、目的関数の平均値・最小値ともに減少し、サンプル個数100の場合の方が良い解候補を得ている。したがって、本手法は前記ようなマルコフ過程に従い、より良い解により構成される部分解候補集合の推定を漸化的に行っていると言える。

また、Fig. 6より双方ともサンプリング領域を縮小してゆくことがわかるが、サンプル数が多い方が領域縮小が遅く、本手法の考え方において効率的な縮小操作を行っていない。この理由として、サンプル数が多いため評価基準としての目的関数の平均値が大きくなったものと考えられる。

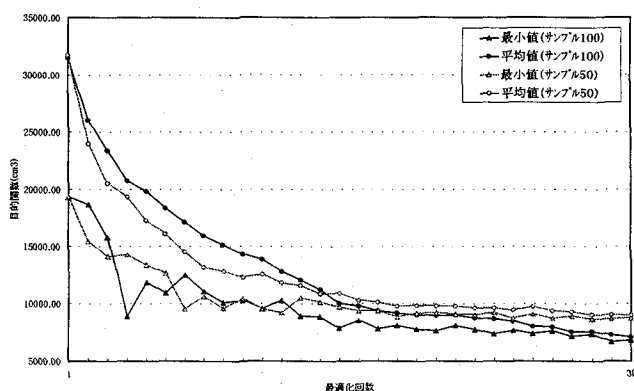


Fig. 5 Optimization of 16 bar Structure

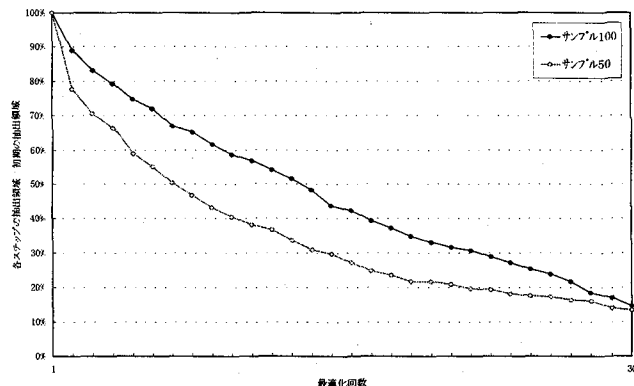


Fig. 6 Reduction of Sampling Region

加えて、サンプル個数100の場合において目的関数が最小値を示す解候補とをTable2に示す。Table2より25回程度の最適化(探索)回数で、各部材の断面積が得られている。

ここで、一般の構造物において各部材は相互に関連し、相関を有するものであるが、本手法では部材間は独立と定義しているため、各部材間の相関は考慮していない。しかし、本手法は基本的に確率的な考え方をしているため、各部材間の相関特性の把握した最適設計解析は可能であると考えられる。

Table 2 Analysis Cross Section Area

探索回数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	最小値 (cm ²)	平均値 (cm ²)
1	15	14	14	1	6	8	6	17	1	15	8	9	3	4	12	13	19366.04	31492.43
2	14	4	12	12	4	12	10	4	10	18	6	15	4	14	4	11	18678.56	26006.66
3	20	11	8	3	7	4	6	6	12	8	11	14	7	10	9	2	15792.00	23393.91
4	15	5	9	11	8	5	5	4	6	12	4	5	6	1	12	5	8889.52	20749.54
5	19	4	4	3	4	9	7	9	14	3	5	8	4	4	5	1	11869.28	19835.43
6	14	6	6	4	8	10	6	4	17	5	5	6	4	8	9	9	10939.72	18361.11
7	18	10	5	10	4	3	12	6	7	11	12	9	10	6	7	6	12506.88	17164.01
8	18	10	4	11	9	5	10	9	11	9	5	5	5	8	2	3	11076.96	15931.17
9	15	4	11	13	8	5	6	6	8	7	5	8	12	4	7	8	10125.20	15140.78
10	15	2	6	7	12	13	5	3	12	9	10	4	6	3	7	8	10312.72	14334.16
11	15	4	5	5	7	11	11	4	10	10	11	6	5	6	11	3	9566.60	13838.04
12	16	4	13	7	5	5	9	11	9	11	4	6	5	5	6	3	10281.88	12808.25
13	14	6	9	10	4	11	5	8	4	6	10	5	6	10	11	9	8936.52	12060.40
14	14	7	13	9	6	4	7	10	9	7	6	8	6	6	7	6	8880.32	11247.16
15	14	6	7	7	8	10	6	6	9	11	5	7	10	4	1	5	7887.56	10015.81
16	14	5	10	10	8	10	6	6	5	9	6	4	9	8	10	6	8550.44	9819.95
17	14	10	9	6	9	6	6	6	10	9	4	5	10	5	4	3	7828.32	9359.56
18	14	11	6	5	6	6	5	11	9	9	8	11	5	6	3	4	8110.76	9170.49
19	14	10	6	5	6	6	8	9	6	10	6	7	9	8	4	4	7804.48	9046.37
20	14	8	7	9	5	7	9	5	5	9	8	7	7	4	8	5	7633.24	8957.29
21	14	10	9	9	4	9	9	5	7	7	7	7	6	2	7	8	8110.36	9014.59
22	14	8	9	6	8	5	9	9	7	9	7	6	6	4	3	7	7771.40	8763.85
23	14	10	8	5	9	7	7	4	6	8	9	4	6	4	4	7	7384.12	8676.04
24	14	8	7	6	9	6	8	7	9	9	8	6	8	4	3	4	7685.24	8478.29
25	14	7	7	6	6	8	7	5	9	10	8	5	6	5	4	8	7413.32	8038.86
26	14	10	7	9	9	6	6	6	7	7	6	5	7	6	3	8	7617.40	7979.53
27	14	7	7	6	5	8	9	6	8	9	8	4	6	6	2	6	7172.52	7548.63
28	14	9	7	6	5	7	6	8	7	8	6	7	7	5	5	8	7328.72	7585.83
29	14	7	7	5	7	6	6	6	7	8	6	4	7	5	3	8	6673.68	7260.35
30	14	9	8	5	5	5	8	6	8	7	6	6	6	7	2	6	6800.64	7080.94

(2) 最適耐震補強の基礎検討

次に、既存の構造物の耐震補強における組み合わせ最適化問題を基礎考察・検討を行う。

耐震補強の問題は、補強材の種類、配置および工費を考慮した多目的設計問題となり、その良否を決める目的関数は離散量を有する非連続関数となるため、その最適な設計(配置)は難しい。加えて、荷重の設定、補修による構造物の偏心など、様々な課題が存在するが、ここでは耐震補強の基礎検討を目的としているため、Fig. 7に示す7階建ての2次元モデルを採用し、かつ地震荷重を静的荷重に置き換えた最小重量(工費最小)設計問題としている。

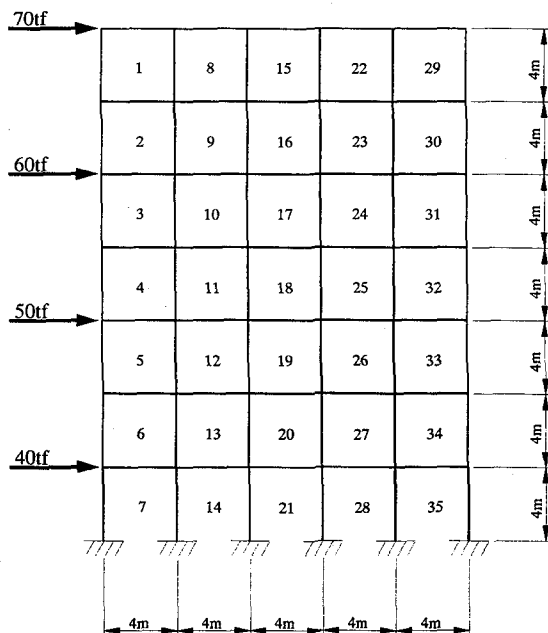


Fig. 7 Analytical Model

ここで、設計変数はTable3に示すように各補強の種類としてType1は無補強、Type2, 3は1補強部材(方向が

異なる), Type4は両方向補強の4変数とし、補強部材の断面積は一定($A = 67.55\text{cm}^2, I = 8200\text{cm}^4$)としている。

Table 3 Type of Repair

No.	補強材の種類
1	
2	
3	
4	

目的関数は前解析と同様に構造物総重量を最小(工費最小)にを目標としているので使用部材の総体積とし、各候補部材の許容サンプル領域からの除外条件の基準とその優先順位は以下としている。

- 1) 構成部材が降伏する場合 ($\sigma_n > 2,100\text{kgf/cm}^2$)
- 2) 各接点の最大変位が平均値を越える場合
- 3) 総重量が平均値を上回る場合

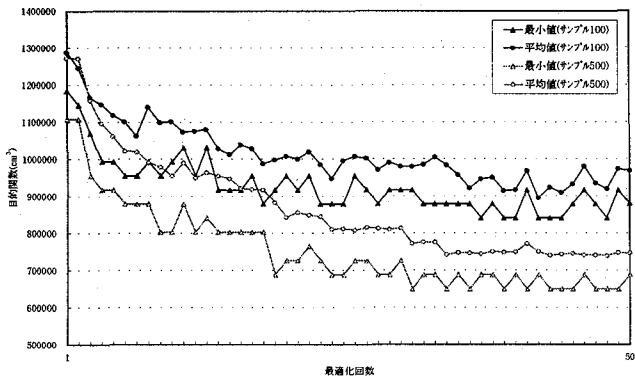


Fig. 8 Optimization of Structure

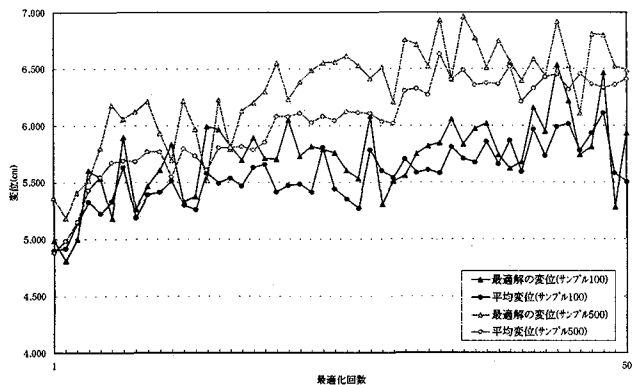


Fig. 9 Displacement

本解析では、探索回数を50回、サンプルクトルの数は100, 500個の2ケースとし、かつ収束性を高めるため次ステップのサンプル領域は評価基準を満足するサンプルの上位10個から求めている。加えて各ステップにおけるサンプルサイズの5%を縮小以前の領域より再抽出している。

ここで検討結果をFig. 8(総重量)に示し、同時に解候補集合の平均変位をFig. 9に示す。 Fig. 8より目的関数の平均値・最小値ともに減少しているため、より良い解より構成される解候補集合の推定を行っているが、サンプル数が多い方が解の精度がよい。今後、効率的なサンプル個数や計算回数等を考慮したAlgorithmの検討・開発が残る結果となった。また、Fig. 9より重量最小と変位最小の評価基準はトレードオフ問題と言え、補強効率と費用等の総合的な判断基準の検討が必要となる。加えて、目的関数最小を示す補強をFig. 9に示す。

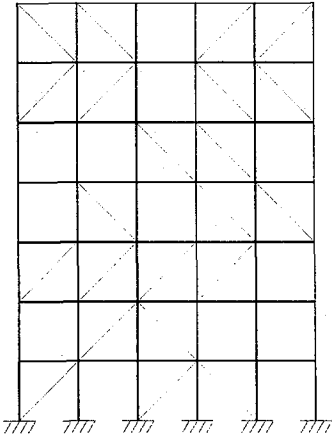


Fig. 9 Optimized Structure

5. 結論

本研究は、組み合わせ問題の探索法における確率的な考え方を考察し、加えて地震時の最適設計問題と耐震補強における組み合わせ問題の基礎検討を行った結果、以下に示す結論が得られた。

- 1) 組み合わせ最適化問題は確定的問題(ミクロ問題)であり、解集合の確率・統計的特性(マクロ問題)を考えると、探索は平均値探索問題に置き換えられる。
- 2) 動的な組み合わせ最適設計問題に対して基本的に用いることが可能であるが、効率的なAlgorithmの開発や判断基準の検討が必要となる。
- 3) 他の最適化手法の特徴比較やその安定性等の検討が効率的な最適化手法を確立する上で重要となる。

参考文献

- 1) D. Dubois and H. Prade: Fuzzy Sets and Systems (Theory and Applications), Academic Press, 1980. など
- 2) J. J. Hopfield: Neural Network and Physical Systems Emergent Collective Computational Abilities, Proc. of the National Academy of Sciences USA, 79, pp. 2254-2258, 1982. など
- 3) S. Kirkpatrick et al.: Optimization by Simulated Annealing, Science, 220, pp. 671-681, 1983. など
- 4) D. E. Goldberg: Genetic Algorithm in Search, Optimization and Machine Learning, Addison-Wesley, 1989. など
- 5) A. Torn and A. Zilinskas: Global Optimization, Springer, 1989.
- 6) 白木渡・G. I. Schueller: 条件付き破壊確率を用いた繰り返し高速モンテカルロ法とその構造物の動的信頼性評価への応用, 構造工学論文集, Vol. 35A, pp. 467-477, 1989.
- 7) 須藤敦史・星谷勝・宮沢和樹: 遺伝的要素を考慮したインボース・サンプリングによる離散型変数を有するシステムの最適化, 土木学会論文集, No. 519/ I - 32, pp. 223-232, 1995.

(1996年9月6日受付)