鋼構造骨組のブレース配置の組合せ最適化

田村拓也（京都大学）

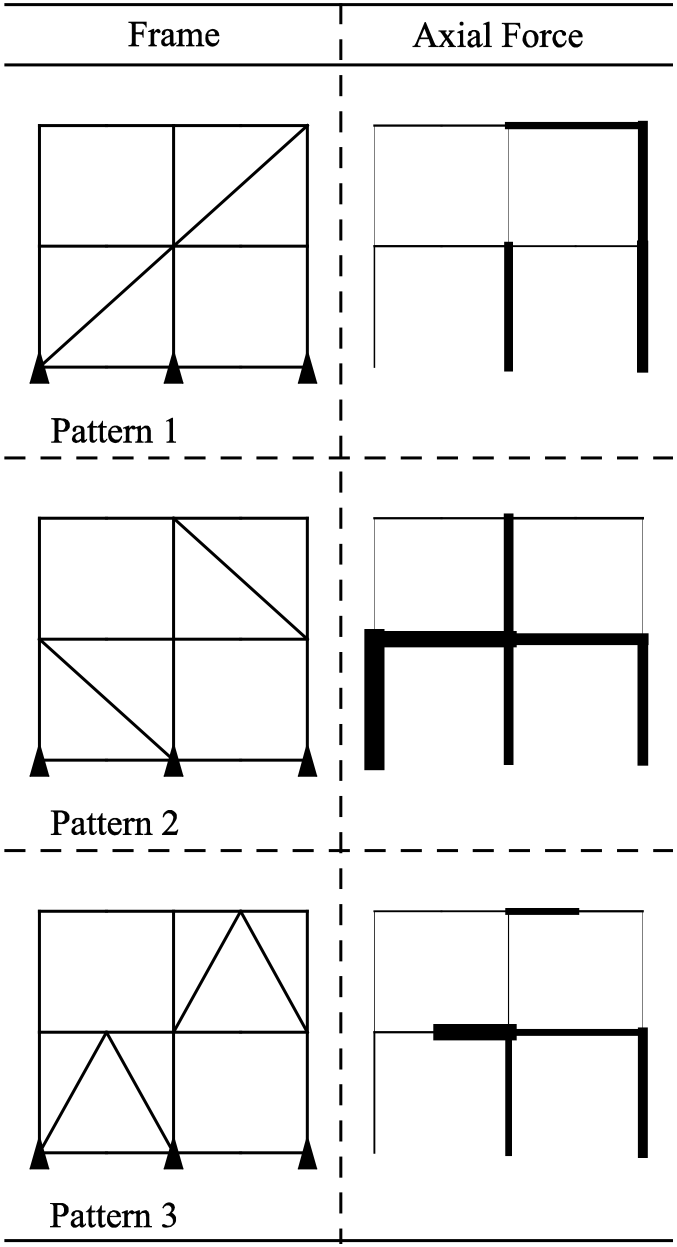
大崎純（京都大学）

高木次郎（首都大学東京）

研究背景

- 耐震補強に用いるブレースの組合せ・配置は様々なパターンが考えられる

⇒ブレースの組合せにより
得られる力学性能は異なる



既往研究

- **李ら(2008)による研究**

  骨組内にX型ブレースを配置したときの，ブレース配置と解の関係を論じる。

- **田子ら(2014)による研究**

  補強時に用いる鉄骨枠付きブレースの配置による挙動の変化を論じる。

  V型ブレースのみ考慮。

設置するブレースの種類や，その組合せによる
応力分布等の変化については考慮されていない。

李ら: 鋼構造ブレース付き平面骨組モデルのブレース配置に関する最適設計解特性 ,2008
田子ら:既存SRC造中高層集合住宅における鉄骨枠付きブレース補強の配置に関する研究, 2014

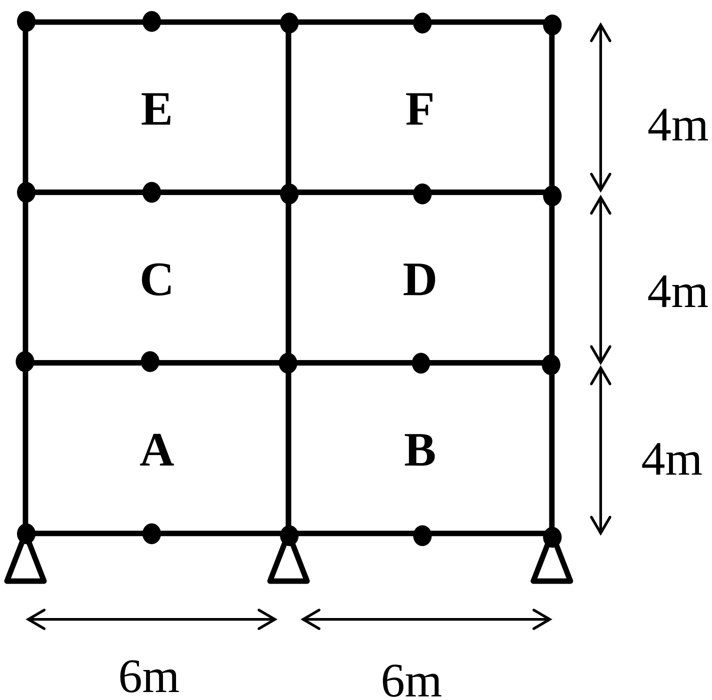
研究目的

1. 応力分布，モーメント分布等の条件を考慮した最適なブレース配置を求める手法の提案

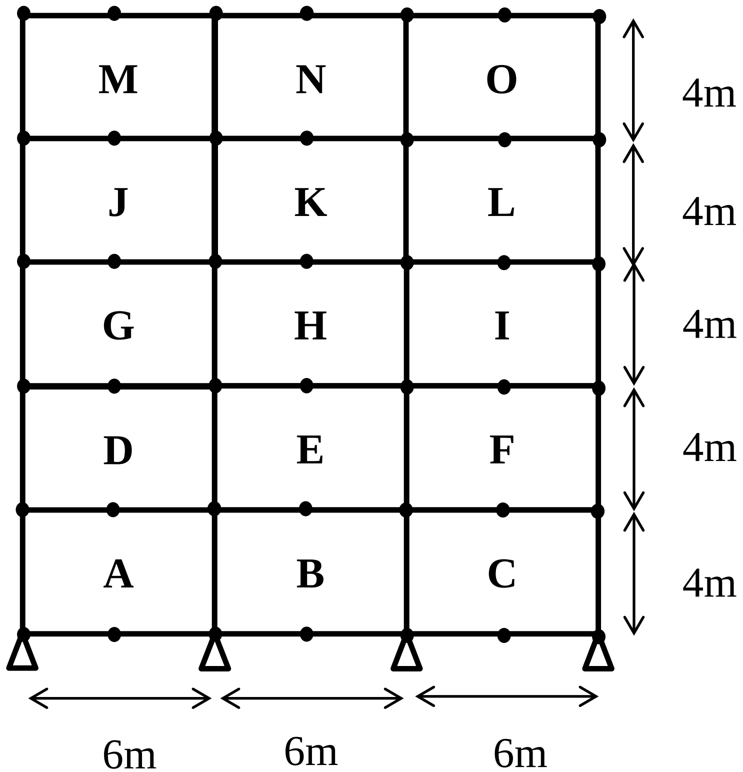
2. 1. で使用したアルゴリズムに機械学習を導入することで，最適化に要する時間の短縮が可能であるか検討

検討対象骨組

- 3層2スパン、5層3スパンの鋼構造骨組



3層2スパン



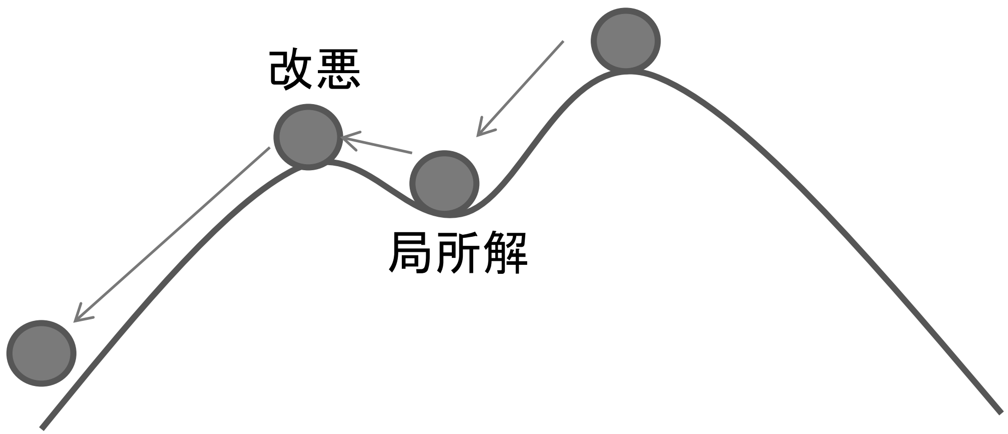
5層3スパン

最適化の手順 - SA（疑似焼きなまし法）

SA(Simulated Annealing) – 疑似焼きなまし法

組合せ最適化に適した発見的手法。局所探索法の派生。

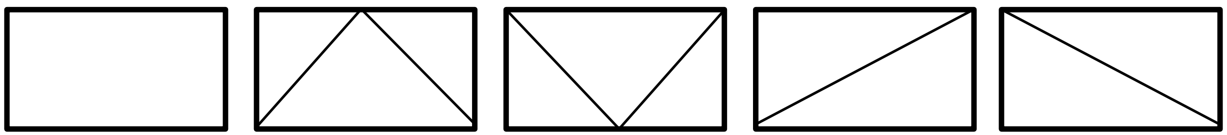
改悪方向への移動を許容し，局所解に陥るのを防ぐ。



⇒本研究ではSAを用いたアルゴリズムを作成する。

最適化の手順 – アルゴリズム(1)

Step 1: 5パターンに変数1, 2, 3, 4, 5を割り振り，フレームのm番目の設置個所に選択されるパターンを設計変数$x = (x_1, x_2, \ldots, x_m), (x_1 \in \{1, 2, 3, 4, 5\})$とし，制約条件を満たす初期解をランダムに生成する。



①　②　③　④　⑤

Step 2: 温度パラメータTに初期温度1.0を設定する。また，初期解で目的関数が10%増加したときの受理確率が0.5になるように，スケーリングパラメータsを次式で定める。

$$s = -(0.1 * F(x_0))/\log(0.5)$$

最適化の手順 – アルゴリズム(2)

Step 3: 現在の解候補$\boldsymbol{x}$から変数をランダムに変化させた近傍解を6個もしくは15個生成し，近傍解の解析を行い，目的関数$F(\boldsymbol{x})$の値を求める。

　近傍解の中で最も評価が改善される解$\boldsymbol{x}'$が$F(\boldsymbol{x}') \leq F(\boldsymbol{x})$を満たせばその解を受理する。$F(\boldsymbol{x}') > F(\boldsymbol{x})$であれば，以下の式から近傍解の受理確率$p$を求め，一葉乱数$0 \leq r \leq 1$が$p$以下であれば近傍解を受理する。

$$p = \exp(-\frac{|F(x') - F(x)|}{T \times s})$$

Step 4: 温度更新パラメータを$\alpha < 1$として，$T \leftarrow \alpha T$に温度を更新する。以下の例では$\alpha = 0.92$とする。

Step 5:温度更新回数が50に達していればそれまでの最良解を出力して終了し，達していなければStep 3に戻る。

最適化問題

Problem 1. 層間変形角の最小化問題

目的関数 : 層間変形角$r(x)$の最小化

制約条件 : 部材体積 $V(x) \leq V_0/2$

: 部材応力 $\sigma_{max}(x) \leq \sigma_M$

Problem 2. 部材体積の最小化問題

目的関数 : 部材体積$V(x)$の最小化

制約条件 : 層間変形角 $r(x) \leq 1/200$

Problem 3. 部材応力の最小化問題

目的関数 : 部材応力$\sigma_{max}(x)$の最小化

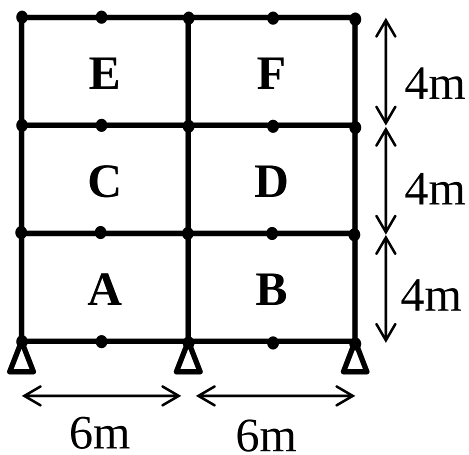
制約条件 : 部材体積 $V(x) \leq V_M$

: 層間変形角 $r(x) \leq 1/200$

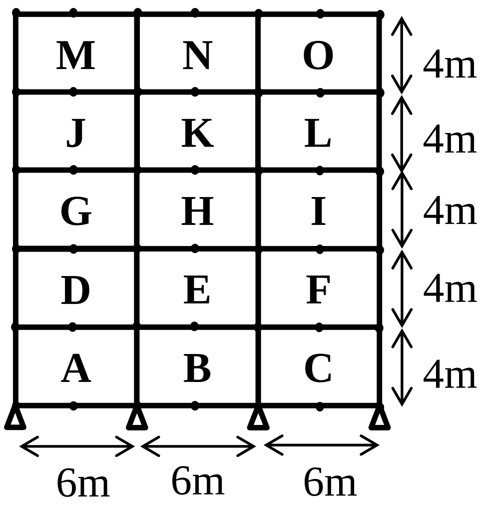
- V_0 : 最大体積
- σ_M : 応力の指定値
- V_M : 体積の指定値

解析モデル

* 荷重算出用の奥行を6mとする。
* 梁，柱およびブレースを弾性のBeam-Column要素でモデル化。
* 柱脚でピン支持。
* ベースシヤ係数0.2として設計用荷重を算出



3層2スパン



5層3スパン

解析条件

- 使用ソフト：OpenSees
- 解析時には長期荷重（鉛直荷重）は与えず，長期荷重からの増加量分（水平荷重）のみを一方向に静的に加える。
- 軸力を算出するため，剛床仮定は設定しない。
- 代わりに梁の軸剛性を10倍にして解析を行う。
- ブレース断面は試験的に全骨組で一律H-50×50×3×4とする。
- ブレースの座屈・塑性化については考慮しない。
- 乱数のシードを変更し，20回解析を行った中で最も良い解をここでは最適解とする。

ブレースなしの骨組

各骨組について，ブレースを入れていない状態では以下のような応答が得られる。

- **3層2スパン**

V [m^3]	σ [N/mm^2]	element	pattern	drift angle
0	280.6	1C-in	111111	1/111

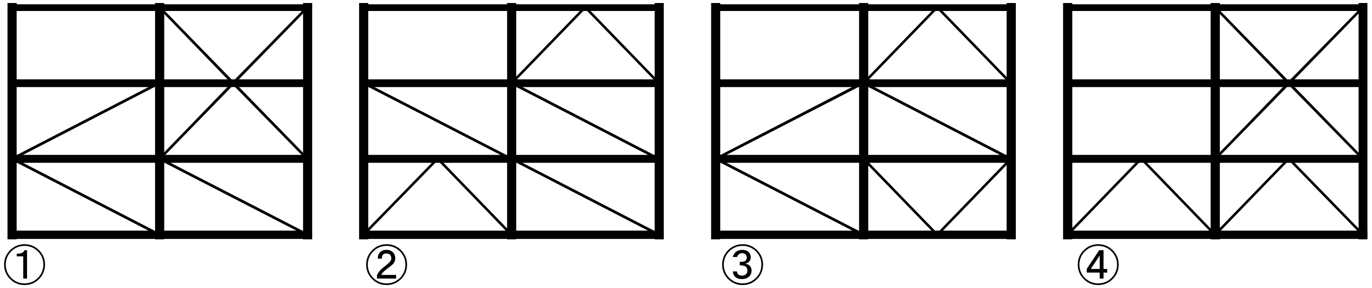
- **5層3スパン**

V [m^3]	σ [N/mm^2]	element	pattern	drift angle
0	362.0	1B-out	111111111111111	1/95.7

V:ブレースの体積の合計値
σ:発生最大応力度
element: σを与える骨組の部材名称。C＝柱，B＝梁

最適化結果 (3層2スパン)

Problem 1: 層間変形角最小化問題

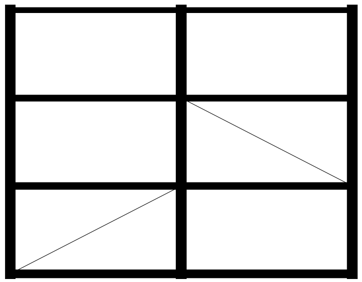


	V [m³]	σ [N/mm²]	element	pattern	drift angle
①	0.0219	72.2	1B-out	424512	1/476
②	0.0219	72.2	1B-out	424512	1/476
③	0.0219	66.3	2B-out	425412	1/473
④	0.0219	64.4	1C-out	434351	1/460

※①応力制約なし　②80N/mm2以下
③70N/mm2以下　④65N/mm2以下

最適化結果 (3層2スパン)

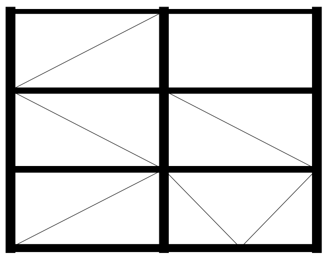
Problem 2: 体積最小化問題



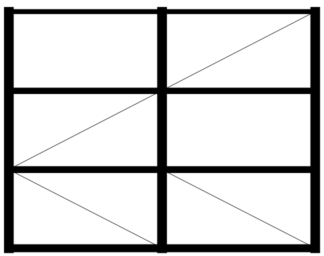
V [m^3]	σ [N/mm^2]	element	pattern	drift angle
0.0076	139.2	2B-out	411511	1/214

最適化結果 (3層2スパン)

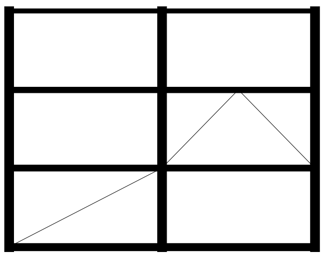
Problem 3: 応力最小化問題



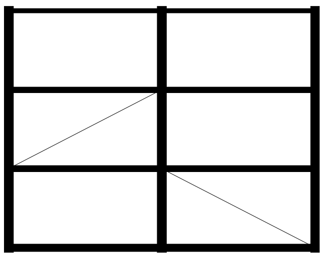
①



②



③



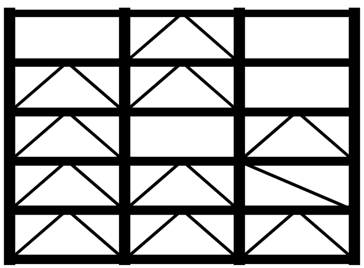
④

	V [m^3]	σ [N/mm^2]	element	pattern	drift angle
①	0.0204	65.4	1C-in	435541	1/433
②	0.0151	88.2	1B-out	554114	1/344
③	0.0091	132.0	3C-in	411211	1/236
④	0.0076	139.2	2B-out	154111	1/215

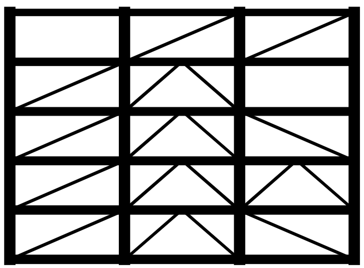
※①0.021m^{3}以下　②0.016m^{3}以下
③0.011m^{3}以下　④0.008m^3

最適化結果 (5層3スパン)

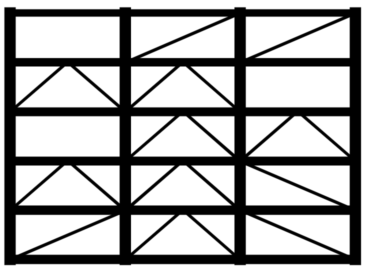
Problem 1: 層間変形角最小化問題



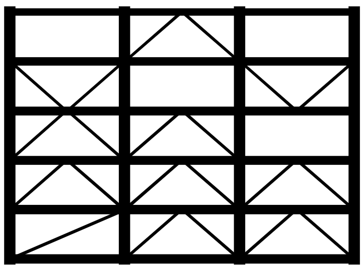
①



②



③



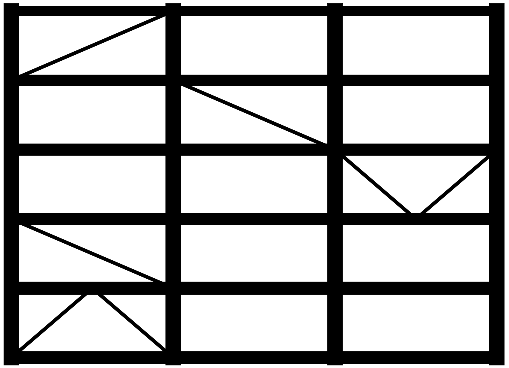
④

	V [m^3]	σ [N/mm^2]	element	pattern	drift angle
①	0.0563	98.4	2B-out	222225212221121	1/378
②	0.0566	103.9	1B-out	425422425421144	1/375
③	0.0558	103.2	1B-out	425225122221144	1/374
④	0.0563	96.0	1C-in	422222221313121	1/379

※①応力制約なし　②110N/mm^{2}以下
③105N/mm^2　④100N/mm^{2}以下

最適化結果 (5層3スパン)

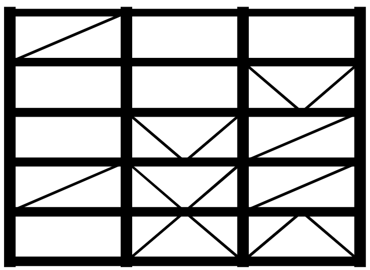
Problem 2: 体積最小化問題

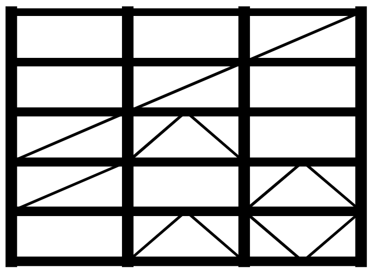


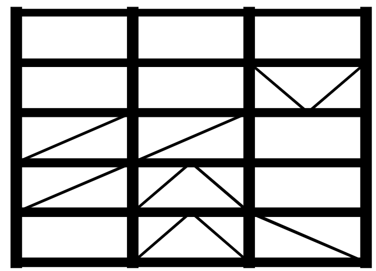
V [m^3]	σ [N/mm^2]	Element	pattern	drift angle
0.0219	204.6	2B-out	211511113151411	1/200

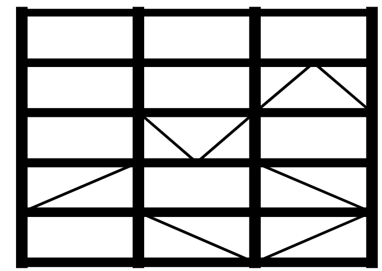
最適化結果 (5層3スパン)

Problem 3: 応力最小化問題


①


②


③

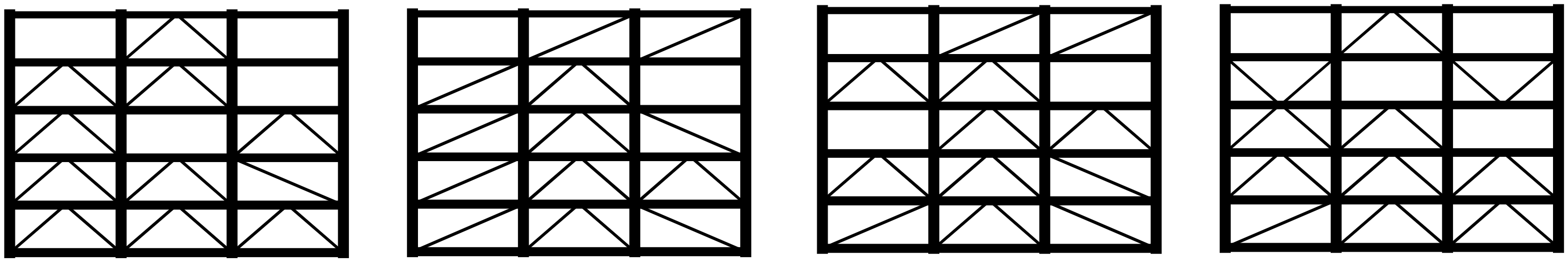

④

	V [m^3]	σ [N/mm^2]	element	pattern	drift angle
①	0.0414	106.2	2B-in	122434134113411	1/293
②	0.0362	114.2	1C-out	123412421141114	1/268
③	0.0309	122.9	3B-out	125421441113111	1/234
④	0.0256	140.1	2B-in	154415131112111	1/213

※①0.042m^{3}以下　②0.037m^{3}以下
③0.032m^{3}以下　④0.026m^{3}以下

機械学習の導入

5層3スパンのProblem 1



＊最適解にはブレースの存在位置に類似性が確認できる。

⇒解の特徴を学習することで解析時間を短縮できるか検討

機械学習の手順

＊機械学習のアルゴリズムにはMATLABの二分木(fitctree)，サポートベクターマシン(fitcsvm)のサブルーチンを利用。

＊許容解および優良解（上位10%）について学習する。

＊これらの機械学習アルゴリズムでは，ブレースの番号1,…,5のような順序の意味を持たない変数を扱うのが困難であるため，前処理を施してやる必要がある。

＊fitctreeおよびfitcsvmに対して以下のようなオプションを与える。

・fitctree: MaxNumSplits = 100, CrossVal = on

・fitcsvm: KernelFunction = gaussian, Standardize = true,
ClassNames = [-1,1], KernelScale = auto

機械学習の手順

Step 1: 許容解･優良解のデータセットの用意

･許容解:
- ランダムな解を10000個
- 制約条件を満たすものに対しては1のラベル
- 制約条件を満たさないものに対しては-1のラベル
- 確認用のデータをもう一組

･優良解:
- 制約条件を満たすランダムな解を10000個
- 上位10%を優良解とする
- 確認用のデータをもう一組

Step 2: データセットの前処理

- 許容解, 優良解の中に出現する回数の多い順に番号を並び替え
（例えば値3が1番多く出現するならV型ブレースに1番を割り振る）

機械学習の手順

Step 3: 機械学習の実行

- 許容解，優良解について，二分木，サポートベクターマシン（SVM）の関数を使用して学習
- 10分割の交差検証
- 二分木の学習については，隣り合う，もしくは斜めに位置する箇所の変数の差を変数に加える

Step 4: 学習結果の確認

- 確認用データに対し，predict関数を用いる
- 許容解を非許容解とする誤り（偽陰性：FN）の数などを確認

機械学習の結果

Problem 1: 層間変形角最小化(制約条件①)

許容解学習(許容解:6244個)

	fitctree	fitcsvm
Cross validation error	0.3816	0.1300
Feasible→Infeasible	221	625
Infeasible→Feasible	3568	734

優良解学習

	fitctree	fitcsvm
Cross validation error	0.1101	0.0999
Decent→Non-decent	922	880
Non-decent→Decent	50	2

機械学習の結果

Problem 2: 体積最小化

制約条件が緩いため，ほとんどが許容解になる。

⇒許容解学習を行わず優良解学習のみ行う

優良解学習

	fitctree	fitcsvm
Cross validation error	0.1143	0.0515
Decent→Non-decent	823	946
Non-decent→Decent	69	621

機械学習の結果

Problem 3: 応力最小化

許容解学習（許容解：564個）

	fitctree	fitcsvm
Cross validation error	0.0686	0.0389
Feasible→Infeasible	510	340
Infeasible→Feasible	149	42

優良解学習

	fitctree	fitcsvm
Cross validation error	0.1040	0.0891
Decent→Non-decent	965	968
Non-decent→Decent	264	220

Problem 1の許容解学習では良好な結果を得た。

機械学習を用いた最適化アルゴリズム(1)

Step 1:

- 前項までの手順に沿って機械学習を行う。
- 学習用のデータセットはあらかじめ用意されているものとする。

Step 2:

- 5種類のブレースの値を1, 2, 3, 4, 5から割り振る
- フレームの*m*番目の設置箇所に選択されるブレースの種類を設計変数$x = (\mathrm{x}_1, x_2, x_3, \dots, x_m), (x_i \in \{1,2,3,4,5\})$とする。

Step 3:

- 初期解をランダムに生成→predict関数を用いて解をチェック
- classもしくはscoreの値が許容解，優良解を示せば初期解とし、機械学習なしの通常SAのStep 2と同様の操作を行う。

機械学習を用いた最適化アルゴリズム(2)

Step 4:

- 現在の解候補xから近傍解を生成
- 近傍解に対してStep 3と同様の解析を行う。
- 許容解，優良解のうち最も評価が改善される解x'が
  - $\mathrm{F}(x') \leq \mathrm{F}(x)$:　解を受理
  - $\mathrm{F}(x') > \mathrm{F}(x)$:　乱数$r$が受理確率$p$以下であれば近傍解を受理

Step 5:

- 温度更新パラメータ$\alpha = 0.92$
- $T \leftarrow \alpha T$に温度を更新

Step 6:

- 温度更新回数50：それまでの最良解を出力して終了
- 50未満: Step 4に戻る。

通常のSAとの比較

Problem 1: 層間変形角最小化

	Normal SA	Tree SA	SVM SA
Time	221.128 s	223.551 s	146.553 s
Analysis	2250	2208	1010
Objective function	0.0537 m	0.0537 m	0.0539 m

- 学習用データの用意にかかった時間は含めていない。
- SVMを用いた最適化ではclassではなくscoreによる判別（score(1)<-0.65）を行った。

結論

1. 建築骨組に要求されるさまざまな力学性能や部材体積を目的関数と制約条件に与えて最適化を実行することにより，それぞれの設計条件に対して最適なブレース配置が得られる。
2. 局所探索法の一つである疑似焼きなまし法は，本研究で対象としたような組合せ最適化問題に対して有効である。
3. 本研究で対象としたような組合せ最適化問題では，機械学習を最適化プログラムに組み込むことにより，解析に要する時間を短縮することができる。
4. 今回対象にした骨組では，非許容解を多く解析してしまう二分木よりもSVMを用いた方が解析時間を短縮するのに有効である。