

構造物のトポロジー最適化 について

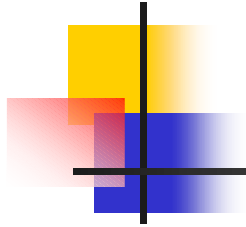


東京大学
藤井大地



講演内容

- 力学教育, 設計教育に用いることを目的として開発した骨組, 連続体の位相最適化ツールについて
- 位相最適化における問題点とその解決法について
- 位相最適化に関するその他の研究について



本日の発表資料は下記に掲載

<http://www.nasl.t.u-tokyo.ac.jp/~dfujii/homepage.htm>

書き物の中にあります。



力学系科目の衰退

- 構造力学系の科目の削減
 - 構造力学→構造解析学
 - 骨組, トラスの解法→有限要素法
- なぜ構造力学が衰退したか？
 - 解析ソフトの発達で手計算で問題を解く必要がなくなった。
 - 学生にとって魅力ある講義が行われていない。



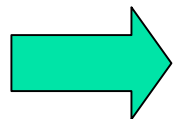
建築学科の現状

- 建築士の試験があるので、他の学科に比較すると構造力学教育に力を入れている。
- しかし、全体から見ると、構造系は、計画系、環境系に押されて縮小されてきている。
 - 学生の人気は計画系、環境系に傾き、構造系への志望学生が年々減少している。
 - 力学の講義は一般に難しいと思われて敬遠される。



魅力ある力学教育の必要性

- コンピュータによる解析は万能ではない！
 - 結果が正しいかどうかの判断は人間が下す必要がある。
 - そのためには、力学的センスを身につけることが重要。



学生に自然に興味を抱かせるような魅力ある力学教育が必要



力学教育のツール

- 簡単な実験
 - 理解しやすい。
 - 実験機材にコストがかかる。
 - 教える側の準備がかなり大変。
- コンピュータソフト
 - 教える側の負担は少ない。
 - 学生も興味をもつ。
 - 力学を教えることのできる簡単なソフトは少ない。
 - 意外にコストがかかる。



本研究の目的

- 工学とデザインを結びつけるようなソフト
- 学生の興味を引きつけるようなソフト
- 大学の講義・演習等で使えるソフト
- やってみたいと思い立ったらすぐに使えるソフト

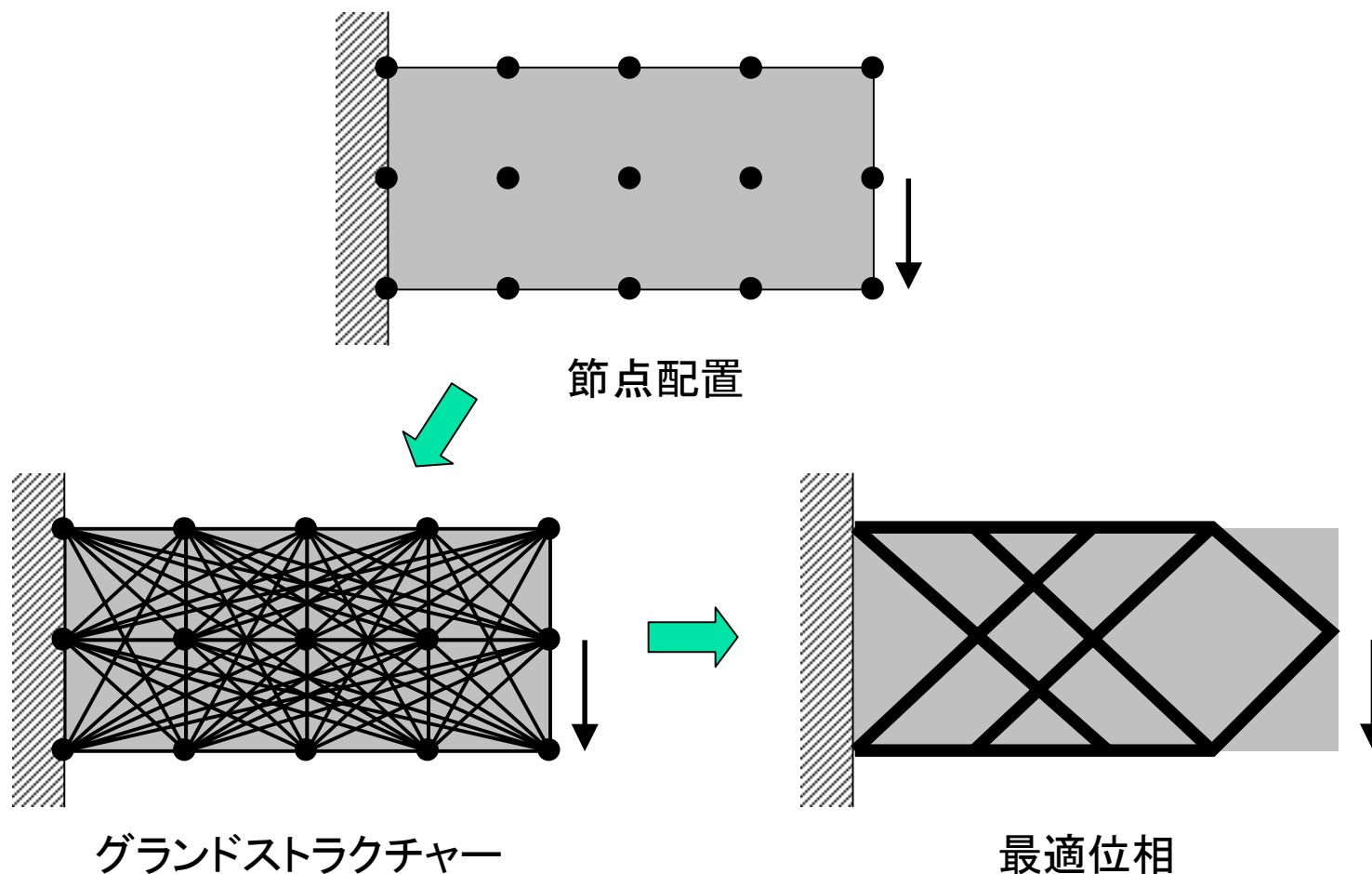
そういうソフトの開発！



本研究の開発ソフト

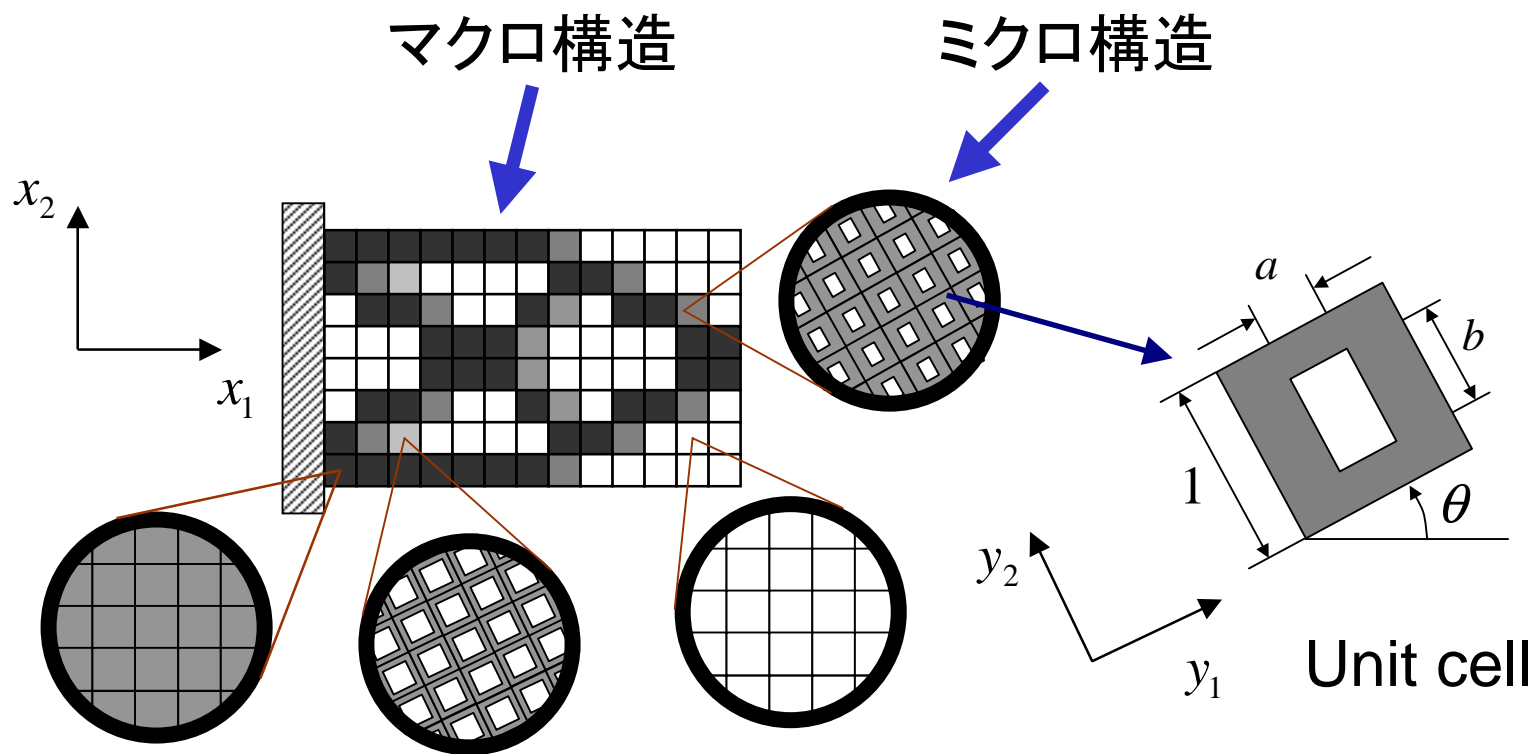
- 骨組構造の位相最適化ソフト(Otto)
- 2次元連続体の位相最適化ソフト(Isler)
- 3次元連続体の位相最適化ソフト(Gaudi)

Ottoの位相最適化手法 — グランドストラクチャー法 —



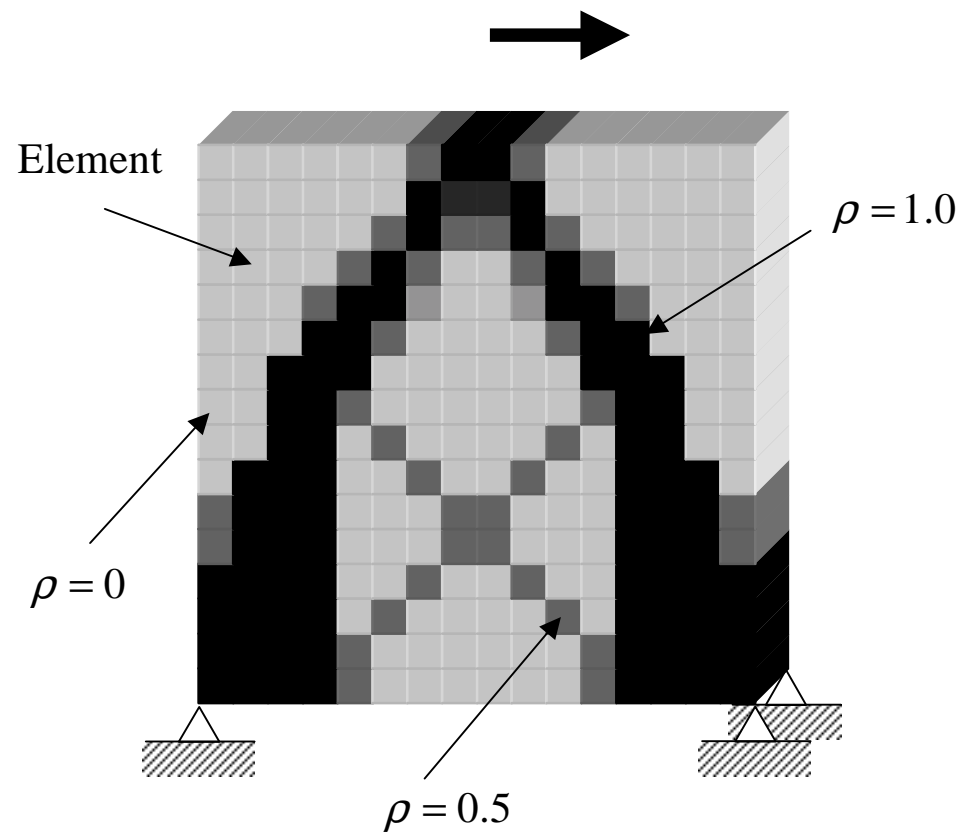
Islerの位相最適化手法

—均質化設計法—



Gaudiの位相最適化手法

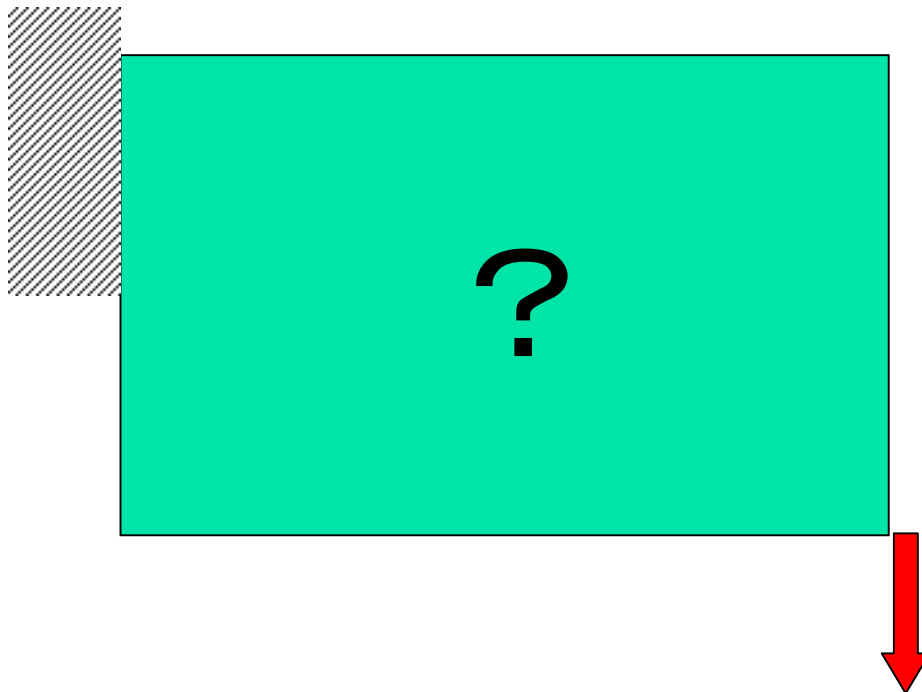
—密度法—





位相を求める問題から入る

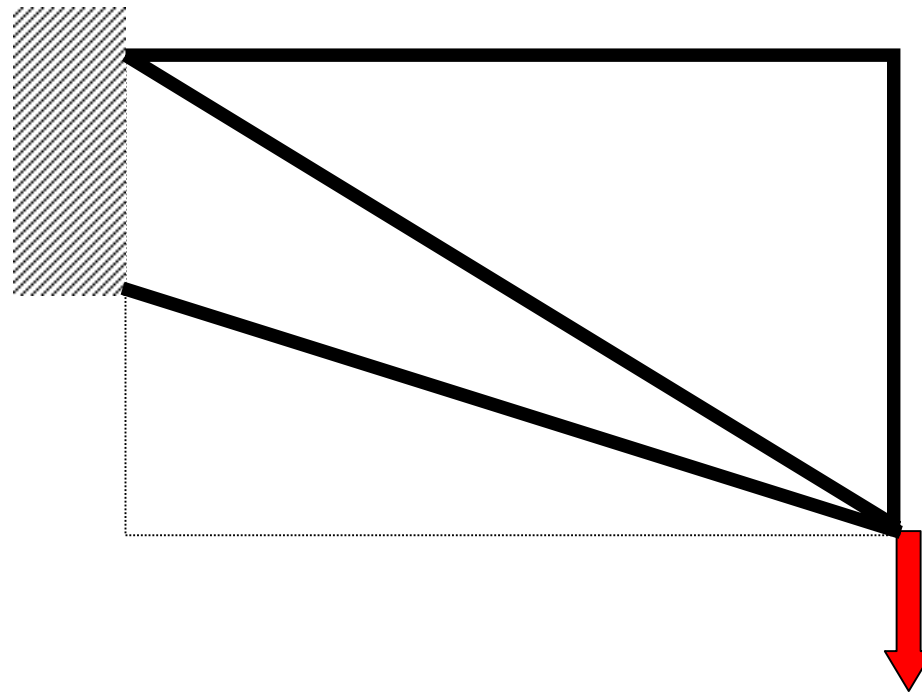
以下の設計領域, 荷重, 境界条件が与えられたとき,
重量〇〇以下で, より変形の小さい構造物を作れ





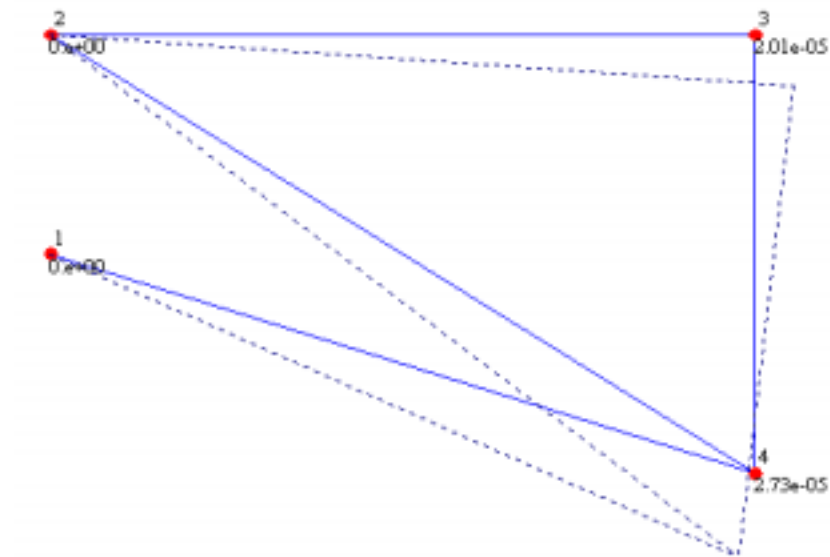
最初は思考錯誤

例えば、最初は骨組構造で考える。



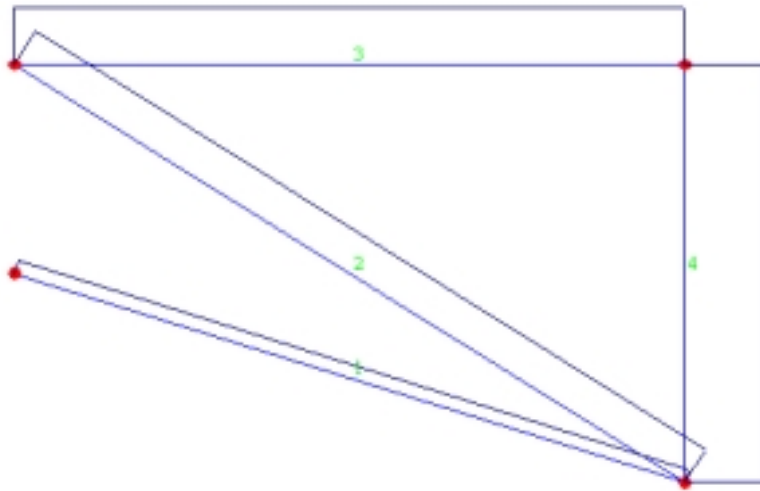
解析ソフトで設計の良否を検討

変位を比較して互いに競争させる

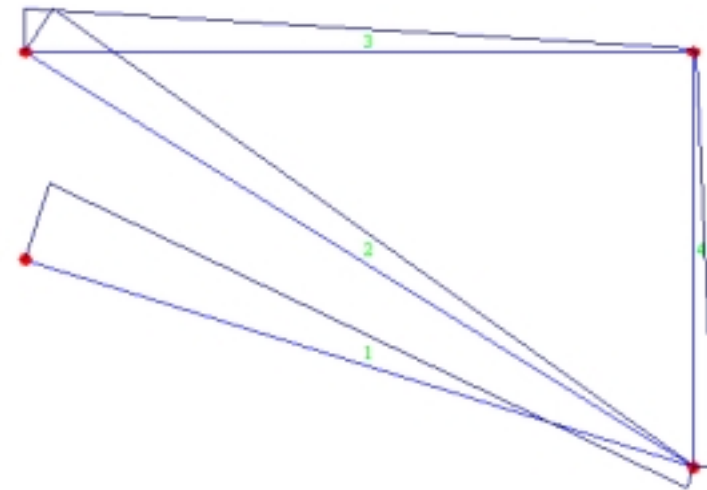


変位図 (Otto)

応力の概念も武器に使わせる



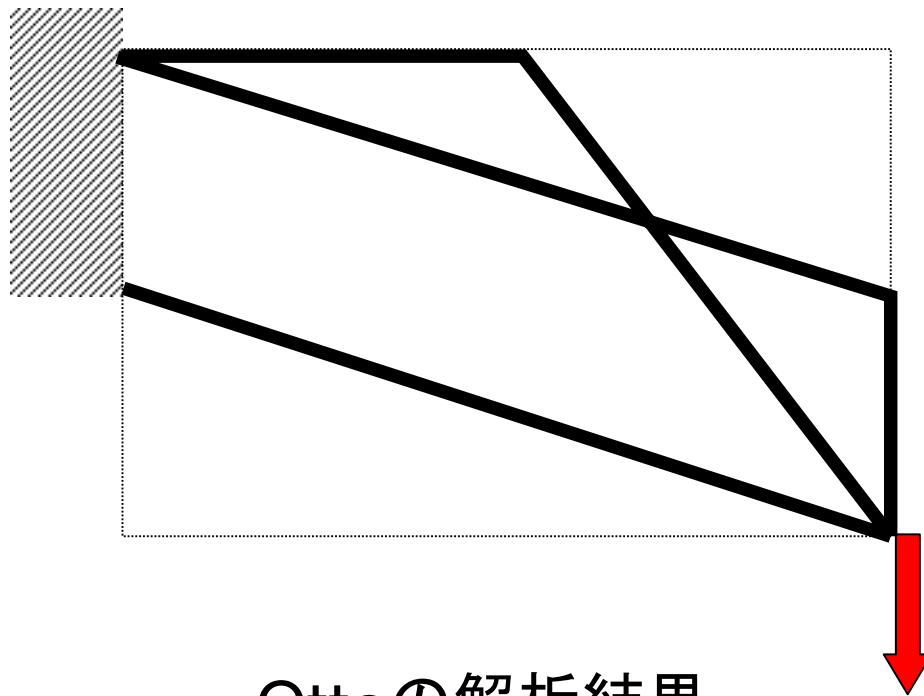
軸力図



曲げモーメント図

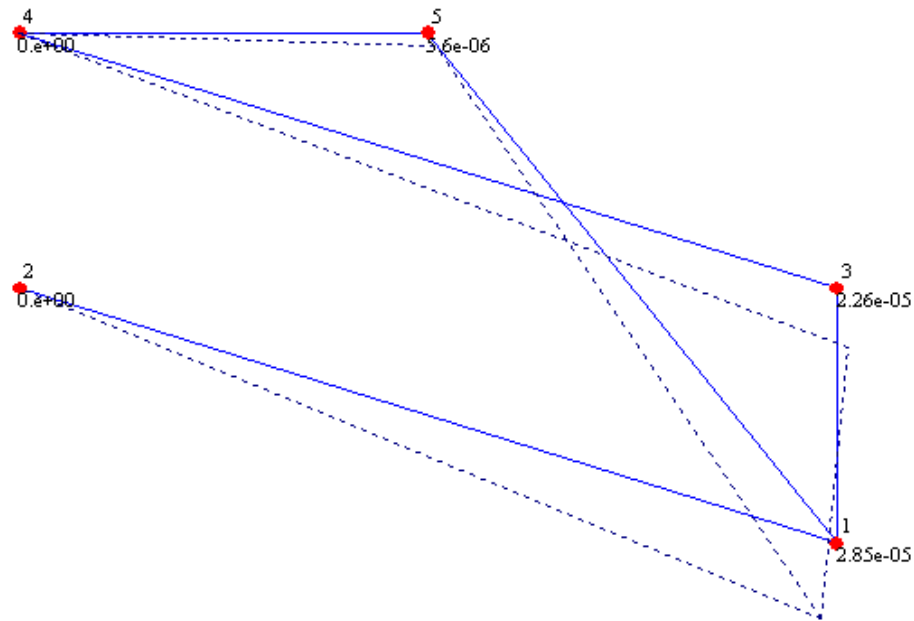
Ottoによる結果表示

さらに最適化ツールを使う



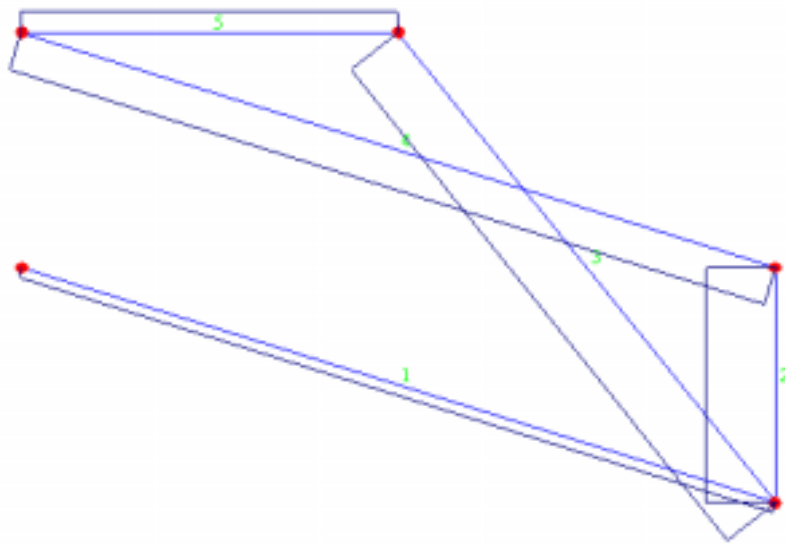
Ottoの解析結果

本当にそうなのか確かめる

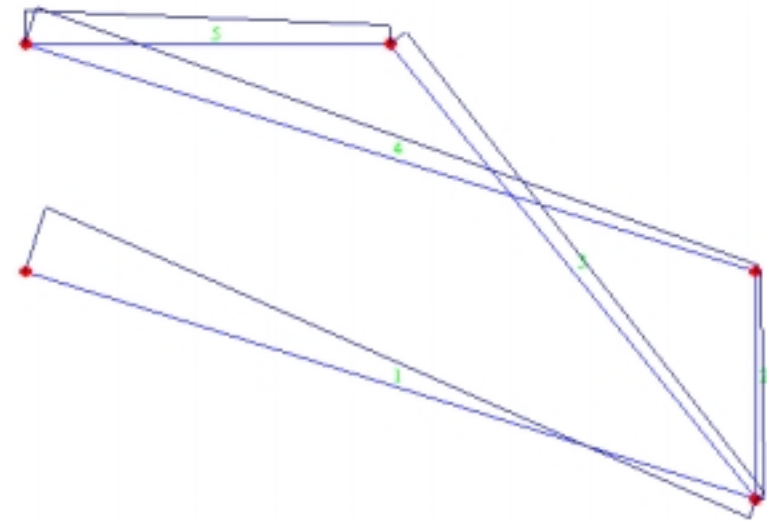


変位図

応力の観点からも考察する



軸力図



曲げモーメント図



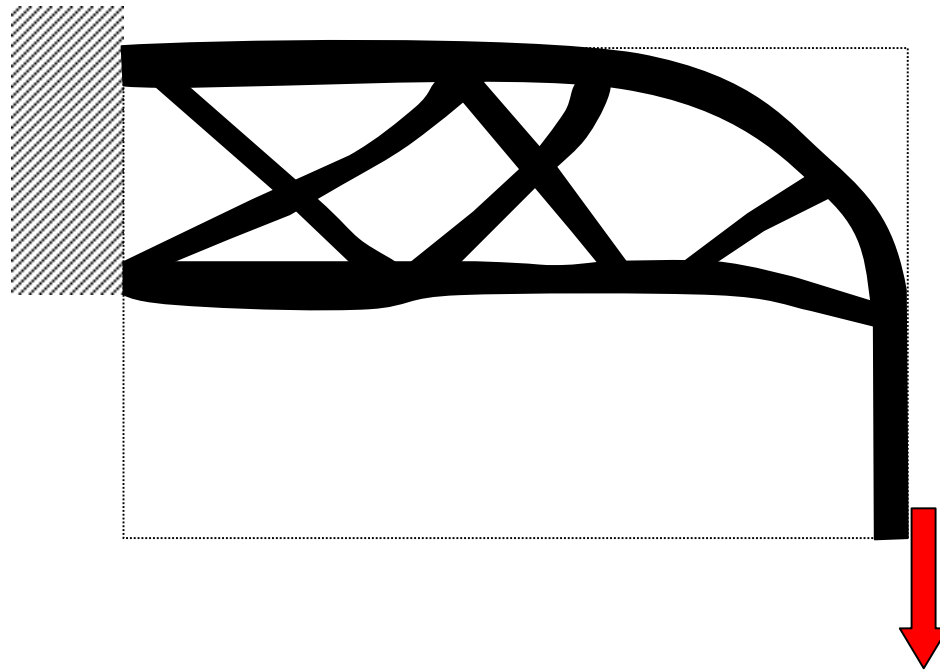
連続体への拡張でデザインへ

デザインのセンスも身に付く？



Islerの解析例

キヤドを使ってデザイン

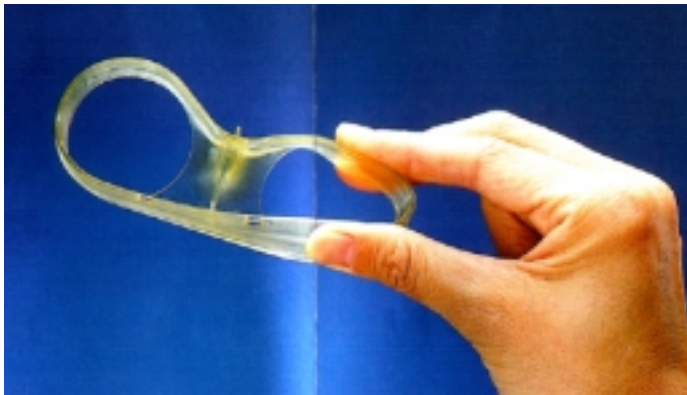


Power Pointでもこの程度はできる

光造形システムを使って実験も

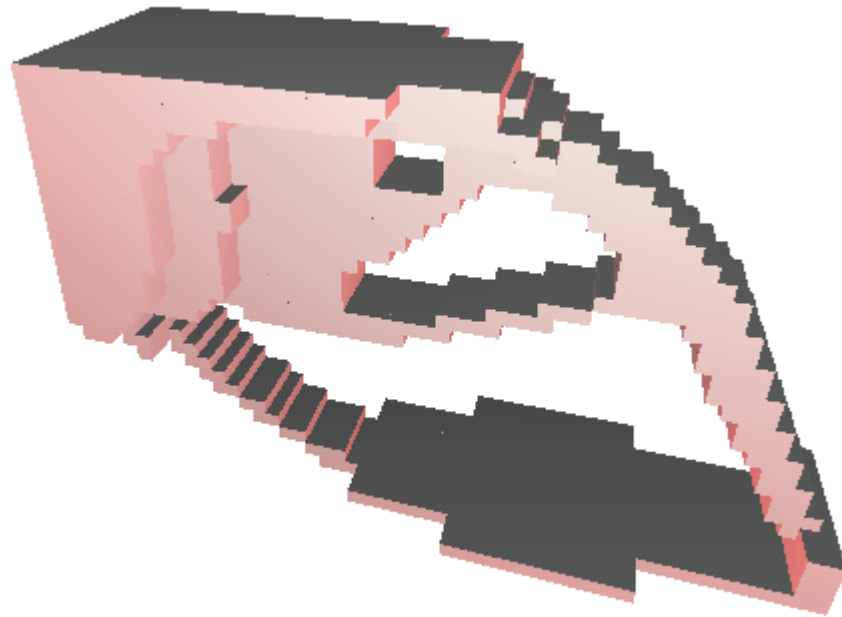


本体
+
制御パソコン





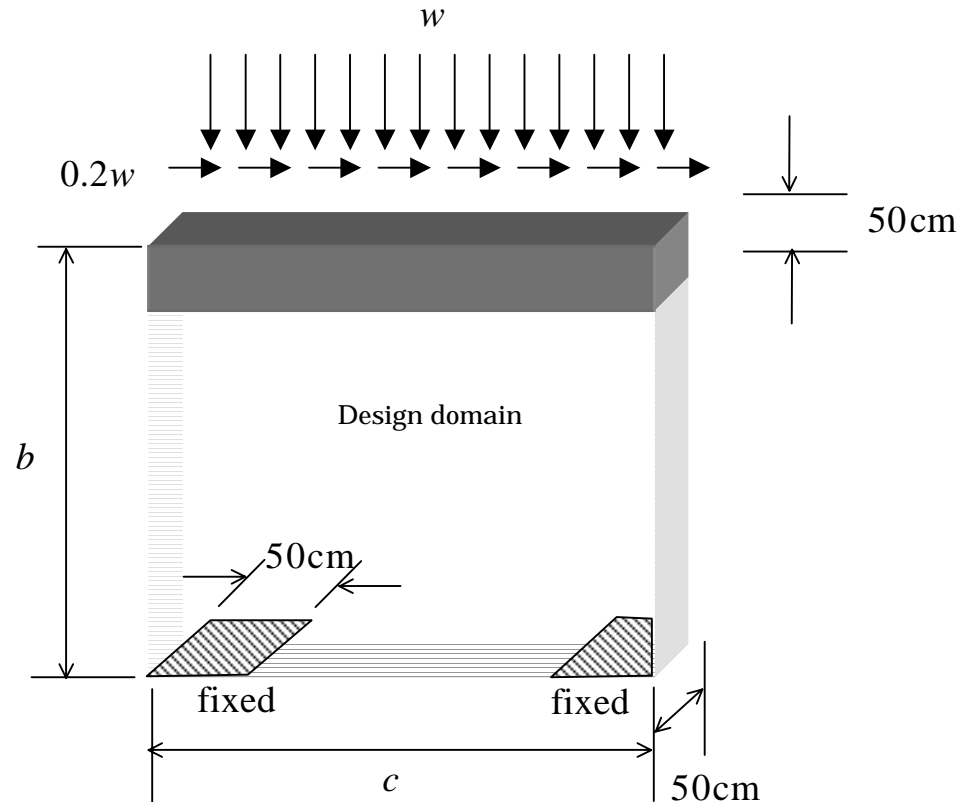
3次元だともっと面白いデザイン？



Gaudiの解析結果

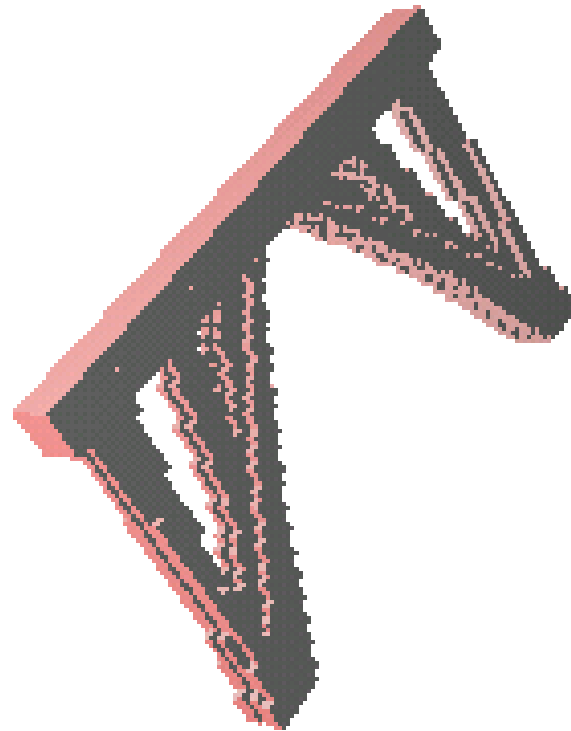
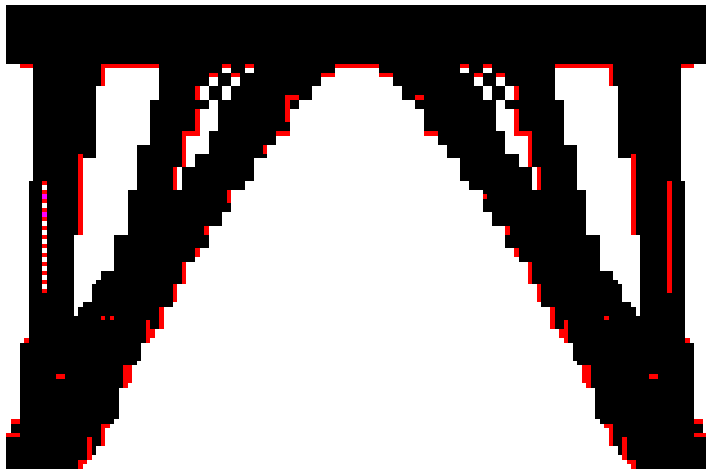
建築デザインにも応用可能

門形ラーメンの最適なカタチは？





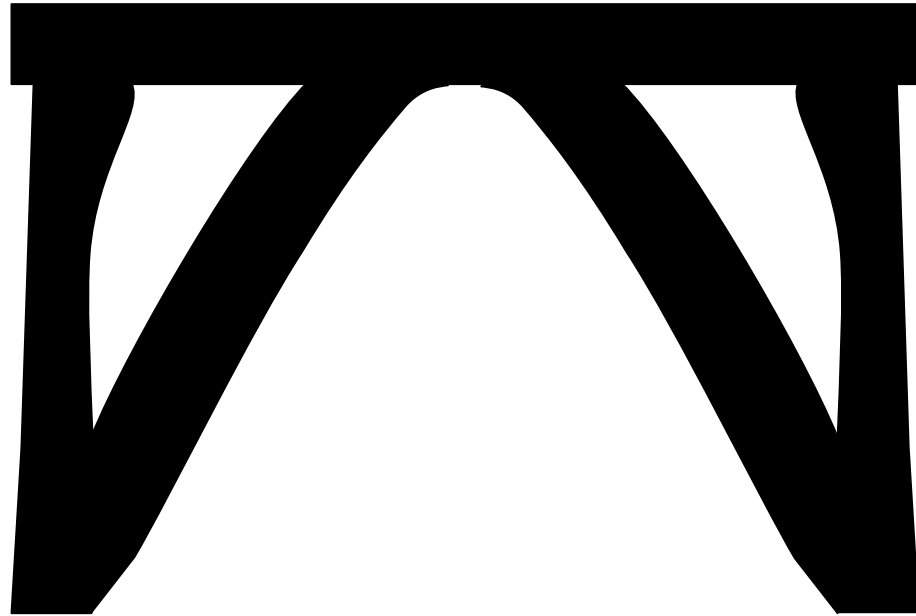
こんな形なんだ！



Gaudiによる解析結果

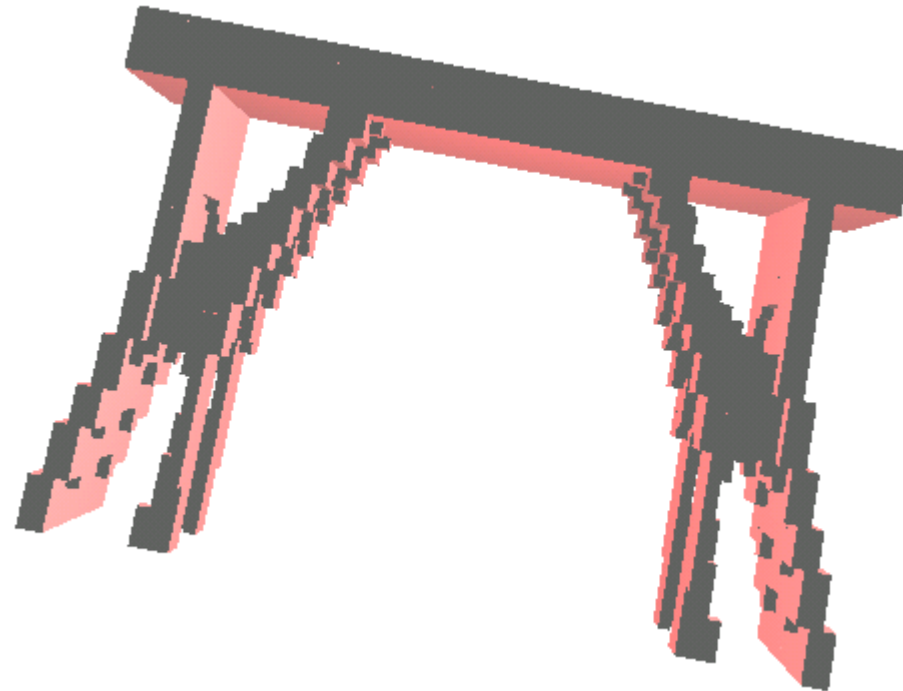


こんなラーメン構造もあり？





こんなラーメンもありえる



Gaudiによる解析結果

Gaudiのような建築家が育つ？



グエル公園内の立体道路(ガウディー)



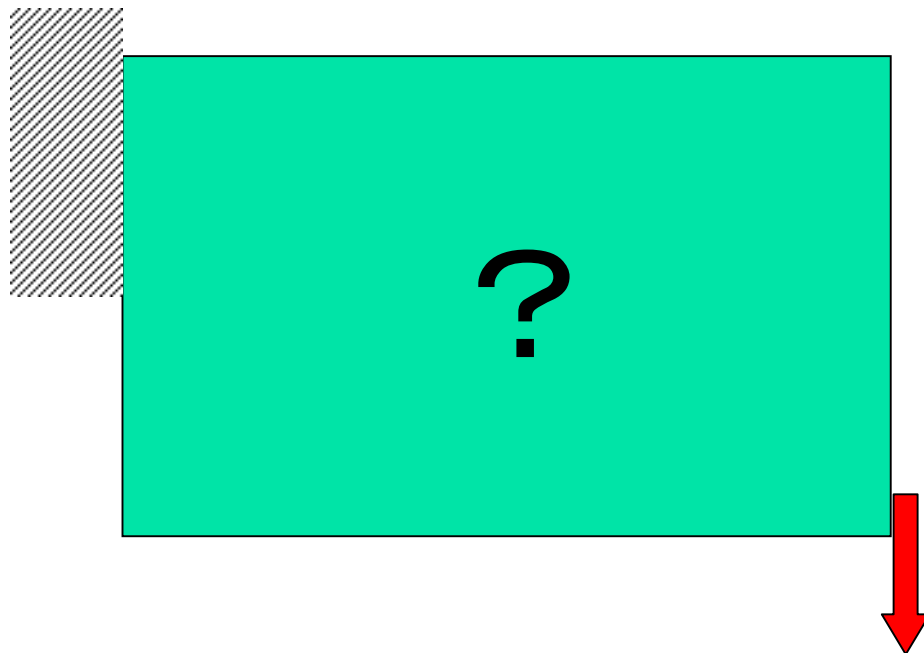
柱は傾いている！



連続体の位相最適化手法



位相最適化とは？





位相最適化の手法

- 連続緩和法 (整数条件の緩和)
 - 均質化設計法 (ミクロ的な材料のON/OFF)
 - 密度法 (材料定数が密度のべき乗に比例)
 - グラウンドストラクチャー法
- 離散最適化問題として解く方法
 - 遺伝的アルゴリズムを利用した方法
 - セル・オートマトンを利用した方法
 - ESO法 (Evolutionary Structural Optimization)



連続緩和法の利点と欠点

- 過去の優れた最適化問題の解法を利用することができる。
- 局所最適解の可能性はあるが必ず最適解が求まる。
- 大規模問題も容易に解くことができる。
- 数学的知識が必要で、学生がとっつきにくい。
- 多峰性の問題への適用が難しい。



離散最適化法の利点と欠点

- ヒューリスティックな方法は、ルールが単純で、数学がわからなくてもよい。
- 自然にあるものが最適形態をもっているとすれば、生命科学にヒントを得たアルゴリズムを適用することは自然である。
- 感度計算の必要がなく、多峰性の問題に適用可能である。
- 最適解かどうかの理論的保証がない。
- 大規模問題への適用が難しい。



なぜ連続緩和法か？

- ヒューリスティックな方向に流れすぎているのではないか？
- ヒューリスティックな方法は結局膨大な時間がかかる？
- ヒューリスティックな方法は、理論的な保証がないため論文になりにくい？



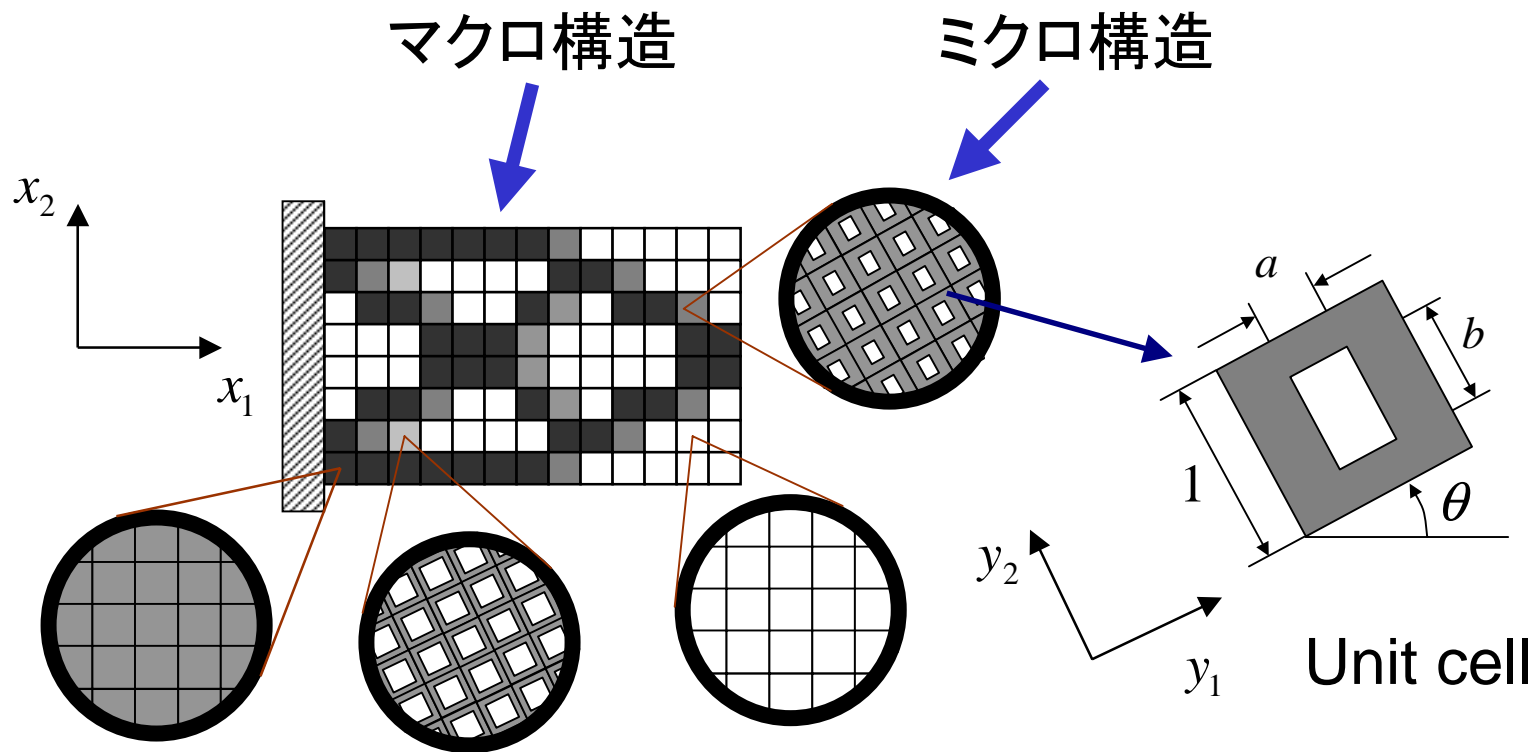
連続緩和法の問題点

- 連続緩和したために、材料のON/OFFだけでなく、ONとOFFの中間的な材料が最適解に現れる。
- 低自由度の要素を用いた場合、チェッカーボード状の密度分布が求まる。



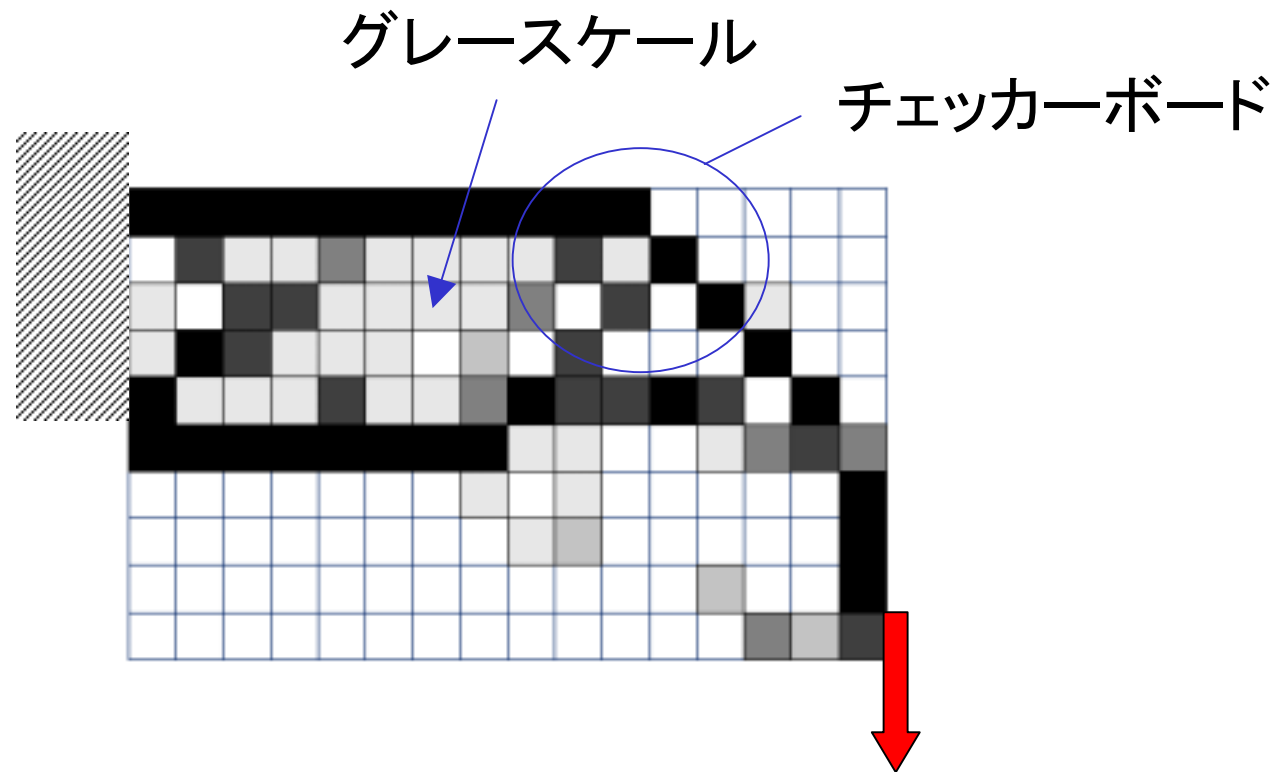
フィルタリング法の導入

均質化設計法(HDM)

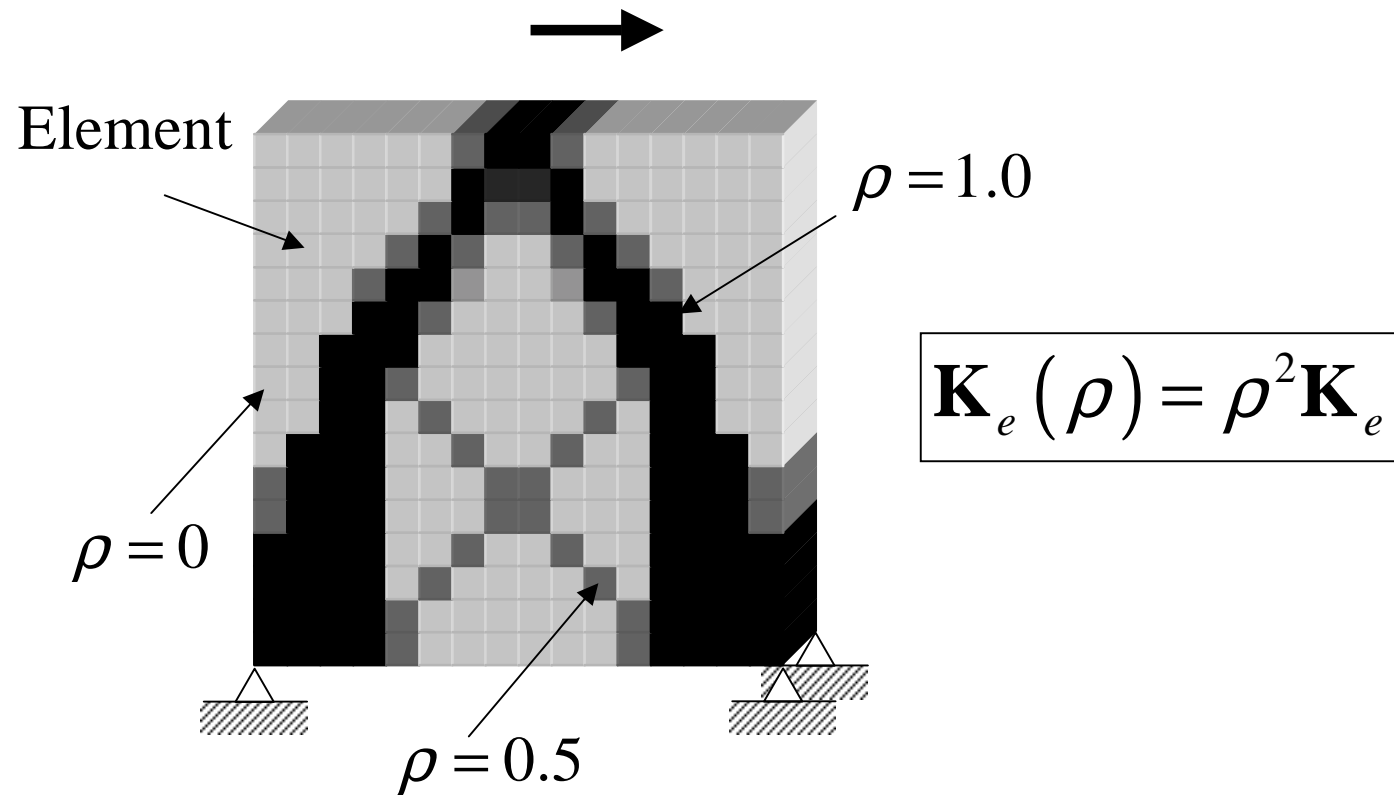


質量制約条件下で歪みエネルギーの最小化

均質化設計法の解

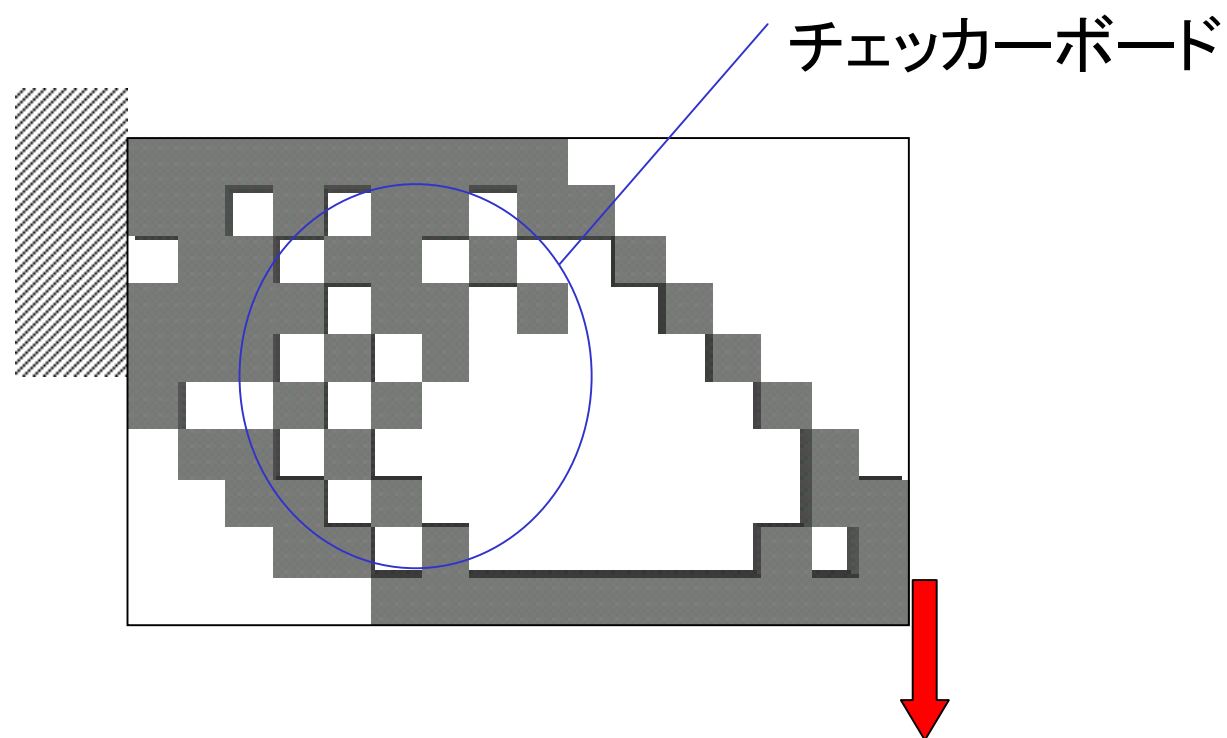


密度法

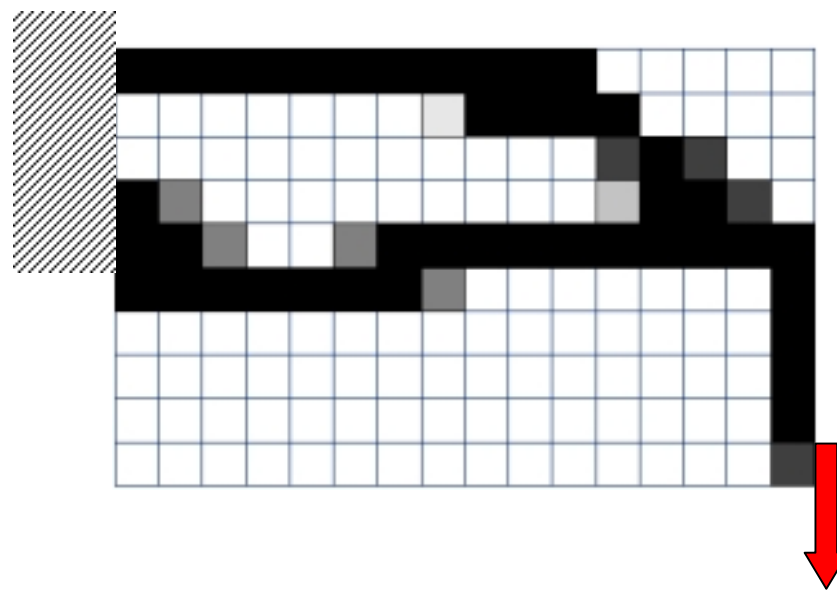
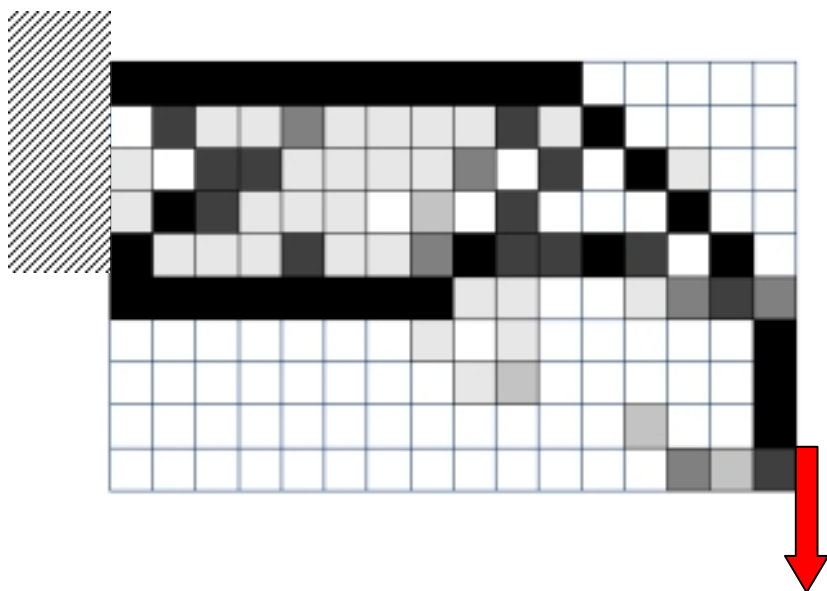


質量制約条件下で歪みエネルギーの最小化

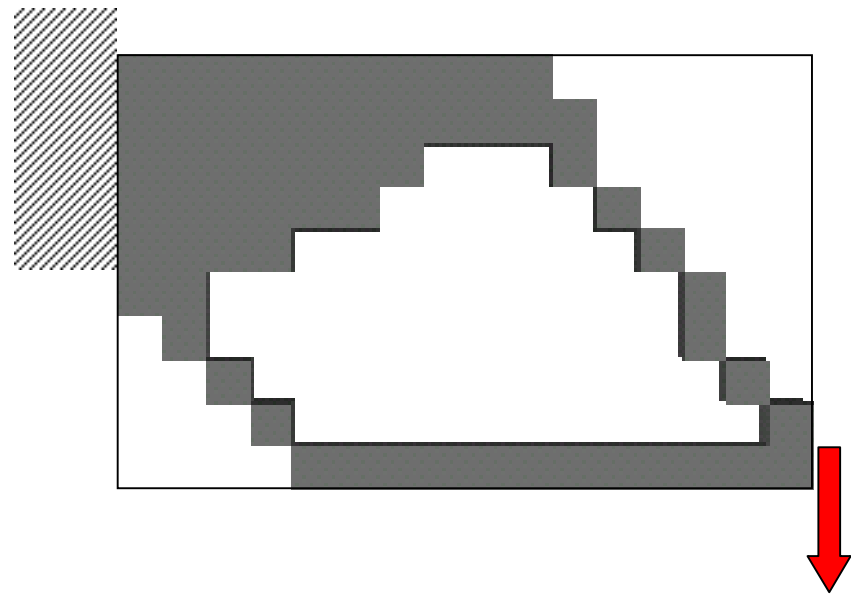
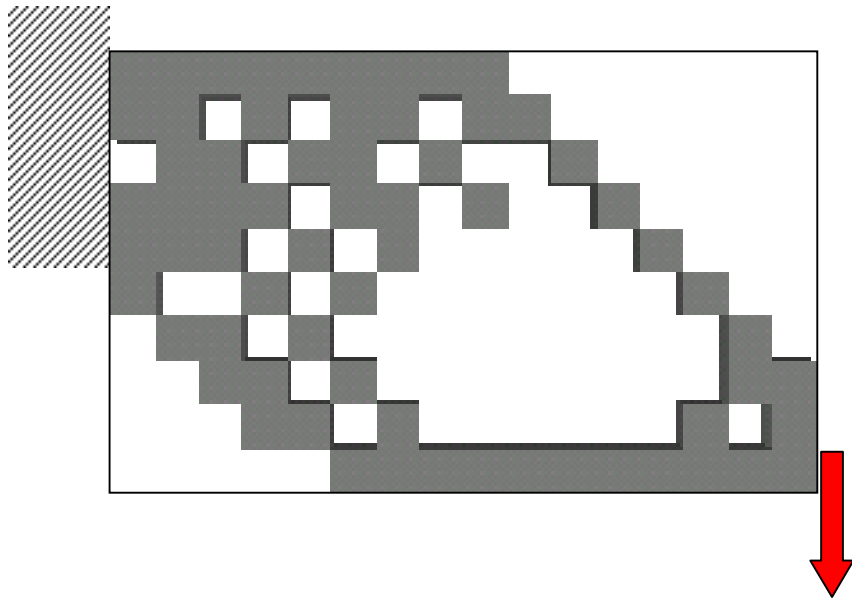
密度法の解



フィルタリングの効果 (HDM)



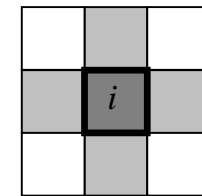
フィルタリングの効果(密度法)



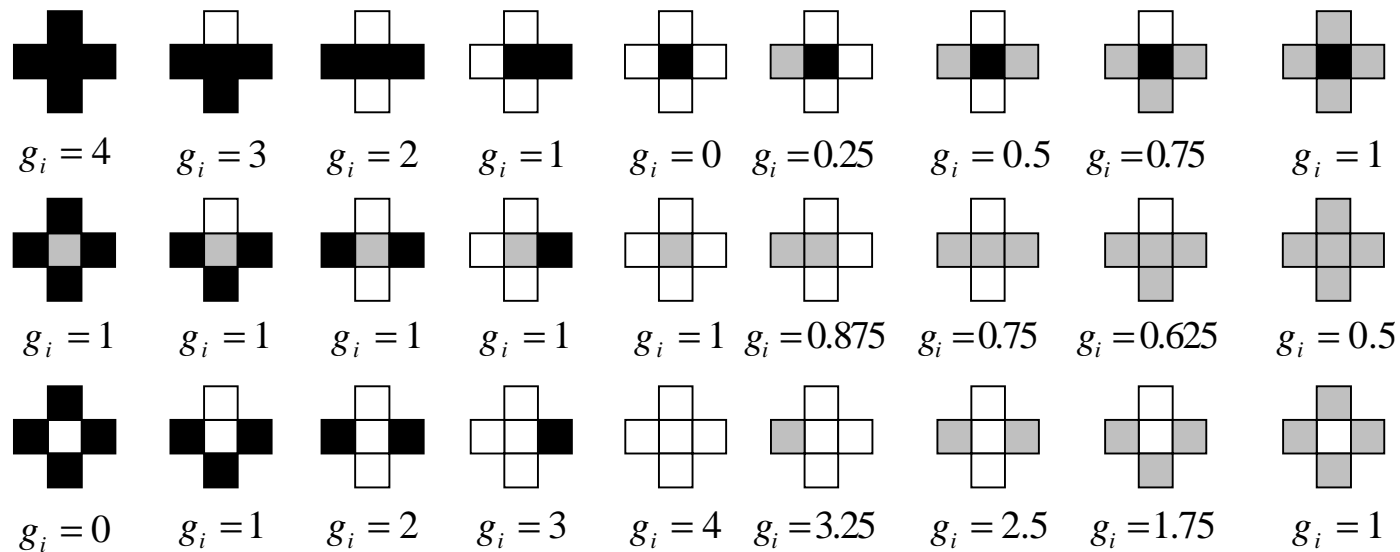
重力制御関数

$$G = \frac{\sum_{i=1}^N g_i}{\sum_{i=1}^N m_i} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{m_i} (\rho_i \cdot \rho_j + \bar{\rho}_i \cdot \bar{\rho}_j)}{\sum_{i=1}^N m_i}$$

$$\rho_i = 1 - a_i b_i, \quad \bar{\rho}_i = 1 - \rho_i, \quad 0 < G \leq 1$$



$m_i = 4$



要素密度が0, 0.5, 1の場合のgravity control 関数 g_i 値

フィルタリングの導入法 (HDM)

$$\min_{\alpha} [C(\alpha) = \mathbf{U}^T \mathbf{K} \mathbf{U}] \quad \alpha = \{a_1, a_2, \dots, a_N, b_1, b_2, \dots, b_N\}$$

subject to :

$$W = \sum_{i=1}^N (1 - a_i b_i) \leq \bar{W}, \quad 0 \leq \alpha_i \leq 1, \quad i = 1, \dots, 2N$$



制約条件として加える

$$G \geq \bar{G}$$

ただし,
$$G(\alpha) = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{m_i} [\rho_i \rho_j + (1 - \rho_i)(1 - \rho_j)]}{\sum_{i=1}^N m_i}$$



最適化問題の解法

■ 最適性規準法(OC)

- 設計変数の数に依らず収束が速い。
- 目的関数によっては収束解が得られない場合がある。
- 制約条件の扱いが煩雑。

■ 逐次線形計画法(SLP)

- 局所解を見つけやすい。対称解析でも対称な解が得られない。
- 制約条件の扱いが簡単で、収束に関するロバスト性が高い。
- 汎用サブルーチンを利用できる。

■ CONLIN

- 設計変数と設計変数の逆数でテーラー展開した問題を双対法を用いて解く方法であり、収束が速く、汎用性がある。
- 現在導入を検討中

最適性規準法による解法

ラグランジアン の 定義

$$L(\alpha) = \underbrace{C(\alpha)}_{\text{歪みエネルギーの2倍 (平均コンプライアンス)}} - \underbrace{\Lambda \left(\sum_{i=1}^N (1 - a_i b_i) - \bar{W} \right)}_{\text{質量制約条件}} - \underbrace{\Lambda_g (\bar{G} - G(\alpha))}_{\text{重力制御関数制約条件}}$$

歪みエネルギーの2倍
(平均コンプライアンス)

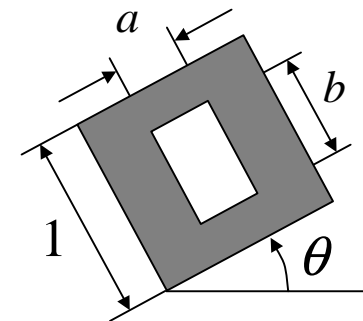
質量制約条件

重力制御関数
制約条件

$$\alpha = \{a_1, a_2, \dots, a_N, b_1, b_2, \dots, b_N\}$$

: 各要素のマイクロ構造ユニットセルの穴の大きさ

穴の角度 θ は要素中心の応力の主軸方向



最適性規準から得られる更新式

ラグランジアン最小化の条件

$$\delta L(\boldsymbol{\alpha}) = \sum_{i=1}^N \left(\frac{\partial C(\boldsymbol{\alpha})}{\partial a_i} + b_i \Lambda + \frac{\partial G(\boldsymbol{\alpha})}{\partial a_i} \Lambda_g \right) \delta a_i + \sum_{i=1}^N \left(\frac{\partial C(\boldsymbol{\alpha})}{\partial b_i} + a_i \Lambda + \frac{\partial G(\boldsymbol{\alpha})}{\partial b_i} \Lambda_g \right) \delta b_i - \left(\sum_{i=1}^N (1 - a_i b_i) - \bar{W} \right) \delta \Lambda - \left(\bar{G} - G(\boldsymbol{\alpha}) \right) \delta \Lambda_g = 0$$

$$a_i^{(k+1)} = \left[\frac{b_i^{(k)} \Lambda^{(k)} + \frac{\partial G(\boldsymbol{\alpha}^{(k)})}{\partial a_i^{(k)}} \Lambda_g^{(k)}}{\frac{\partial C(\boldsymbol{\alpha}^{(k)})}{\partial a_i^{(k)}}} \right]^\beta a_i^{(k)}$$

$$\Lambda^{(k+1)} = \left[\frac{1}{\bar{W}} \sum_{i=1}^N (1 - a_i^{(k)} b_i^{(k)}) \right]^\beta \Lambda^{(k)}$$

$$\Lambda_g^{(k+1)} = \left[\frac{\bar{G}}{G(\boldsymbol{\alpha}^{(k)})} \right]^\beta \Lambda_g^{(k)}$$

$$b_i^{(k+1)} = \left[\frac{a_i^{(k)} \Lambda^{(k)} + \frac{\partial G(\boldsymbol{\alpha}^{(k)})}{\partial b_i^{(k)}} \Lambda_g^{(k)}}{\frac{\partial C(\boldsymbol{\alpha}^{(k)})}{\partial b_i^{(k)}}} \right]^\beta b_i^{(k)}$$

更新式の導出法

$$\frac{\partial C(\boldsymbol{\alpha})}{\partial a_i} + b_i \Lambda + \frac{\partial G(\boldsymbol{\alpha})}{\partial a_i} \Lambda_g = 0$$

$$\rightarrow \left[\frac{b_i \Lambda + \frac{\partial G(\boldsymbol{\alpha})}{\partial a_i} \Lambda_g}{\frac{\partial C(\boldsymbol{\alpha}^{(k)})}{\partial a_i^{(k)}}} \right] = 1 \rightarrow \left[\frac{b_i \Lambda + \frac{\partial G(\boldsymbol{\alpha})}{\partial a_i} \Lambda_g}{\frac{\partial C(\boldsymbol{\alpha}^{(k)})}{\partial a_i^{(k)}}} \right]^\beta = \frac{a_i}{a_i}$$

$$\rightarrow a_i^{(k+1)} = \left[\frac{b_i^{(k)} \Lambda^{(k)} + \frac{\partial G(\boldsymbol{\alpha}^{(k)})}{\partial a_i^{(k)}} \Lambda_g^{(k)}}{\frac{\partial C(\boldsymbol{\alpha}^{(k)})}{\partial a_i^{(k)}}} \right]^\beta a_i^{(k)}$$

β : 更新幅を制御
するべき乗係数

変数制約条件の考慮

$$0 \leq a_i \leq 1, \quad 0 \leq b_i \leq 1 \quad (i=1, \dots, N), \quad \Lambda \leq 0, \quad \Lambda_g \leq 0$$

$$a_i^{(k+1)} = \min \left\{ \max \left\{ 0, s_{ai}^{(k)} \right\}, 1 \right\}$$

$$b_i^{(k+1)} = \min \left\{ \max \left\{ 0, s_{bi}^{(k)} \right\}, 1 \right\}$$

$$\Lambda^{(k+1)} = \min \left\{ 0, \left[\frac{1}{m_S} \sum_{i=1}^N (1 - a_i^{(k)} b_i^{(k)}) \right]^\beta \Lambda^{(k)} \right\}$$

$$\Lambda_g^{(k+1)} = \min \left\{ 0, \left[\frac{\bar{G}}{G(\boldsymbol{\alpha}^{(k)})} \right]^\beta \Lambda_g^{(k)} \right\}$$

ただし,

$$s_{ai}^{(k)} = \left[\frac{b_i^{(k)} \Lambda^{(k)} + \frac{\partial G(\boldsymbol{\alpha}^{(k)})}{\partial a_i} \Lambda_g^{(k)}}{\frac{\partial C(\boldsymbol{\alpha}^{(k)})}{\partial a_i^{(k)}}} \right]^\beta a_i^{(k)}$$
$$s_{bi}^{(k)} = \left[\frac{a_i^{(k)} \Lambda^{(k)} + \frac{\partial G(\boldsymbol{\alpha}^{(k)})}{\partial b_i^{(k)}} \Lambda_g^{(k)}}{\frac{\partial C(\boldsymbol{\alpha}^{(k)})}{\partial b_i^{(k)}}} \right]^\beta b_i^{(k)}$$



設計変数のムーブリミット

$$a_i^{(k+1)} = \begin{cases} \max\{(1-\zeta)a_i^{(k)}, 0\} & \text{if } s_{ai}^{(k)} \leq \max\{(1-\zeta)a_i^{(k)}, 0\} \\ s_{ai}^{(k)} & \text{if } \max\{(1-\zeta)a_i^{(k)}, 0\} \leq s_{ai}^{(k)} \leq \min\{(1+\zeta)a_i^{(k)}, 1\} \\ \min\{(1+\zeta)a_i^{(k)}, 1\} & \text{if } \min\{(1+\zeta)a_i^{(k)}, 1\} \leq s_{ai}^{(k)} \end{cases}$$

$$b_i^{(k+1)} = \begin{cases} \max\{(1-\zeta)b_i^{(k)}, 0\} & \text{if } s_{bi}^{(k)} \leq \max\{(1-\zeta)b_i^{(k)}, 0\} \\ s_{bi}^{(k)} & \text{if } \max\{(1-\zeta)b_i^{(k)}, 0\} \leq s_{bi}^{(k)} \leq \min\{(1+\zeta)b_i^{(k)}, 1\} \\ \min\{(1+\zeta)b_i^{(k)}, 1\} & \text{if } \min\{(1+\zeta)b_i^{(k)}, 1\} \leq s_{bi}^{(k)} \end{cases}$$

ζ : 設計変数の変動幅を制約するムーブリミット

各ステップ内での更新

$$s_{ai}^{(k+1)} = \left[\frac{b_i^{(k)} \underline{\Lambda}^{(k+1)} + \frac{\partial G(\alpha^{(k)})}{\partial a_i^{(k)}} \underline{\Lambda}_g^{(k+1)}}{\frac{\partial C(\alpha^{(k)})}{\partial a_i^{(k)}}} \right]^\beta a_i^{(k)}$$
$$s_{bi}^{(k+1)} = \left[\frac{a_i^{(k)} \underline{\Lambda}^{(k+1)} + \frac{\partial G(\alpha^{(k)})}{\partial b_i^{(k)}} \underline{\Lambda}_g^{(k+1)}}{\frac{\partial C(\alpha^{(k)})}{\partial b_i^{(k)}}} \right]^\beta b_i^{(k)}$$

制約条件をアクティブにする。ただし、感度係数は更新しない



最適性規準法のパラメータ

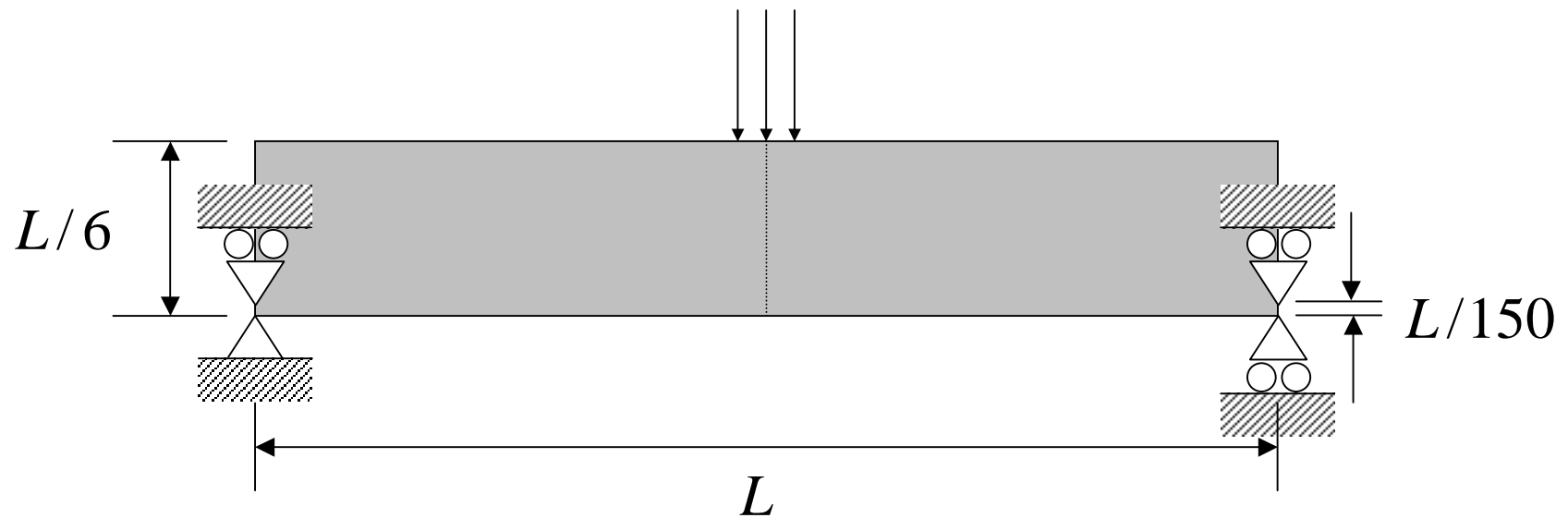
- 更新式のべき乗係数 β
- 設計変数のムーブリミット ζ
- 設計変数, ラグランジエ乗数の更新回数
 - 感度係数を更新する外側ループの繰返し数
 - 感度係数を更新しない内側ループの繰返し数

$\beta = 0.25, \quad \zeta = 0.1$ 外側ループの繰返し数 40回

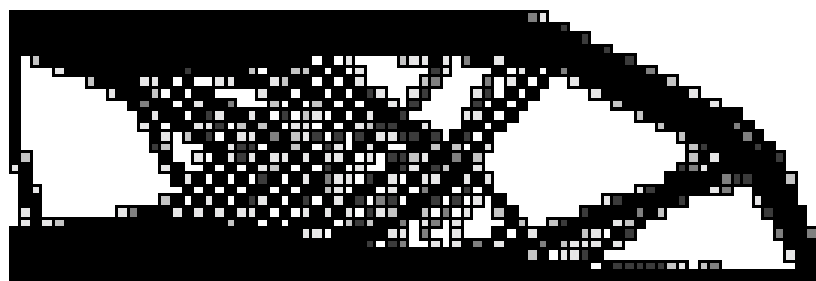
内側ループの繰返し数 Λ に関しては100回

Λ_g に関しては5回

解析例 (MBBはり)



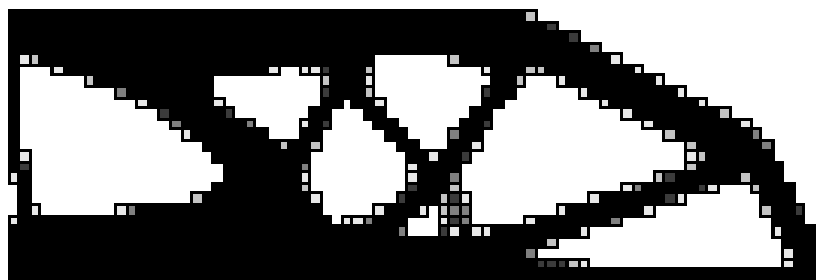
フィルタリングの効果 (HDM)



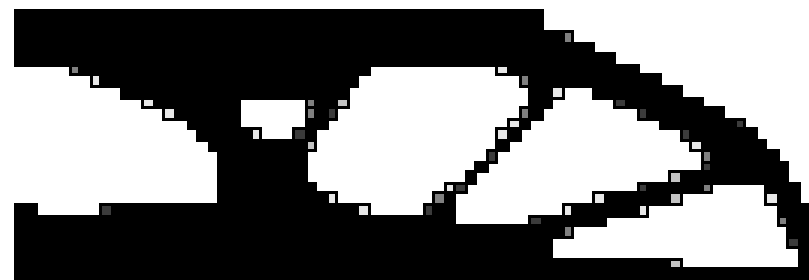
(a) $\bar{G} = 0, G = 0.73$



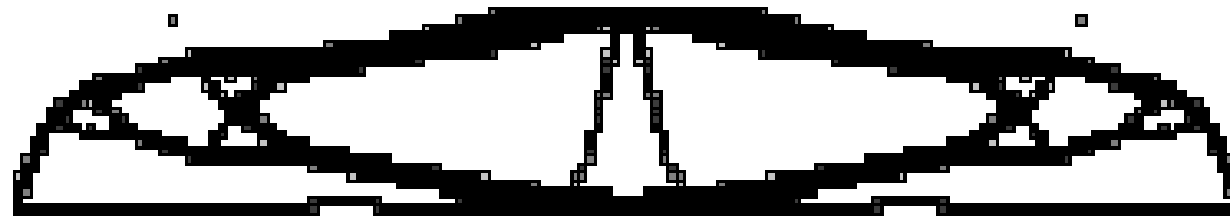
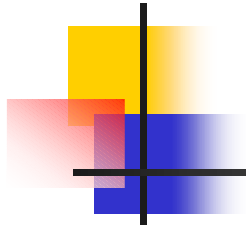
(c) $\bar{G} = 0.85, G = 0.89, C/C_0 = 1.08$



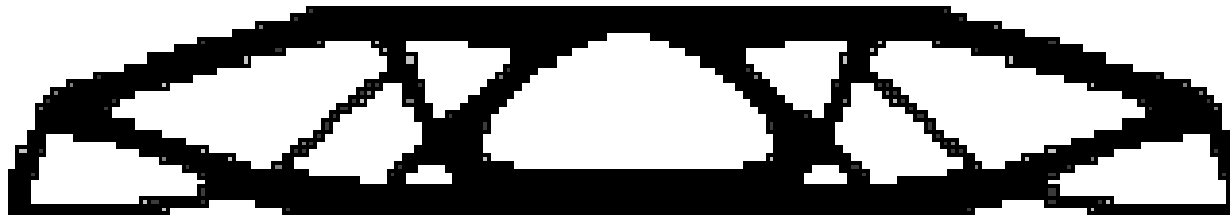
(b) $\bar{G} = 0.8, G = 0.87, C/C_0 = 1.02$



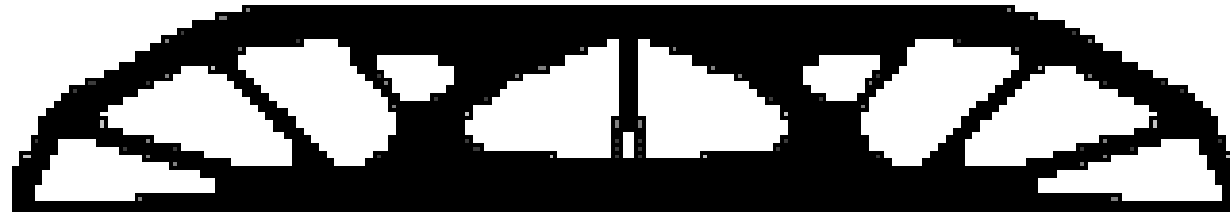
(d) $\bar{G} = 0.90, G = 0.90, C/C_0 = 1.18$



(a) $\bar{m}_s = 0.3$, $\bar{G} = 0.85$, $G = 0.85$, $C/C_0 = 1.05$



(b) $\bar{m}_s = 0.4$, $\bar{G} = 0.85$, $G = 0.87$, $C/C_0 = 1.08$

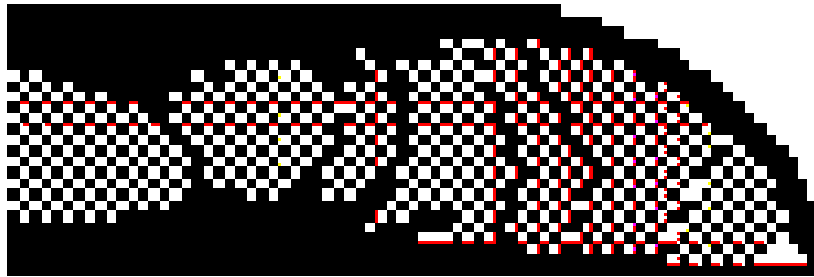


(c) $\bar{m}_s = 0.5$, $\bar{G} = 0.85$, $G = 0.89$, $C/C_0 = 1.08$



(d) $\bar{m}_s = 0.6$, $\bar{G} = 0.8$, $G = 0.89$, $C/C_0 = 1.03$

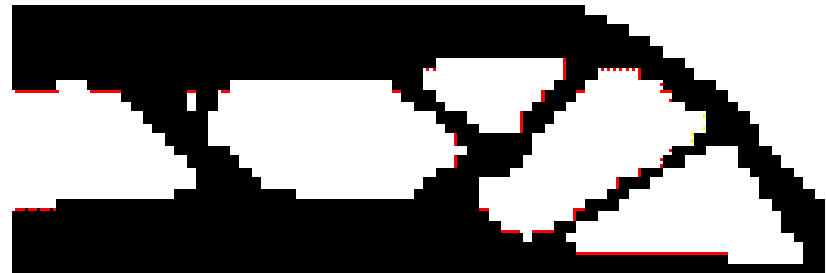
フィルタリングの効果 (密度法)



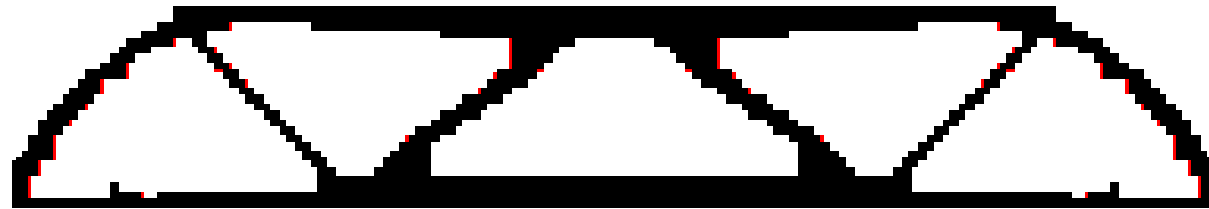
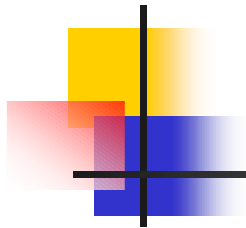
(a) $\bar{G} = 0$, $G = 0.61$, $\bar{m} = 0.50$



(b) $\bar{G} = 0.75$, $G = 0.84$, $\bar{m} = 0.50$, $C/C_0 = 1.04$



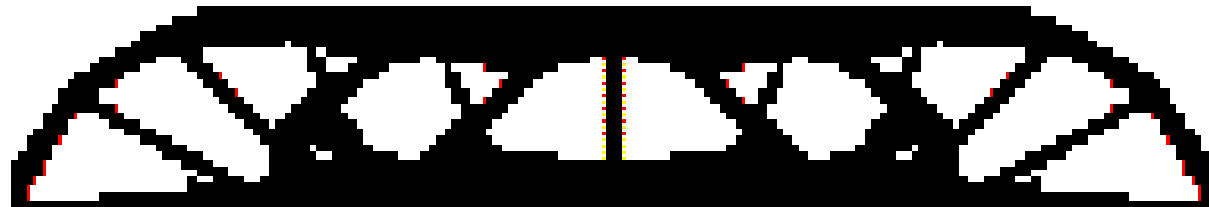
(c) $\bar{G} = 0.8$, $G = 0.88$, $\bar{m} = 0.50$, $C/C_0 = 1.21$



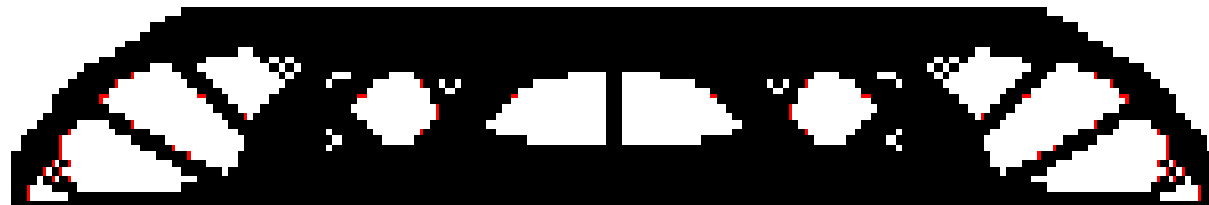
(a) $\bar{m}_s = 0.3$, $\bar{m} = 0.30$, $\bar{G} = 0.9$, $G = 0.89$, $C/C_0 = 1.49$



(b) $\bar{m}_s = 0.4$, $\bar{m} = 0.40$, $\bar{G} = 0.80$, $G = 0.86$, $C/C_0 = 1.10$

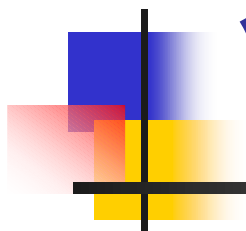


(c) $\bar{m}_s = 0.5$, $\bar{m} = 0.50$, $\bar{G} = 0.75$, $G = 0.84$, $C/C_0 = 1.04$



(d) $\bar{m}_s = 0.6$, $\bar{m} = 0.60$, $\bar{G} = 0.75$, $G = 0.84$, $C/C_0 = 1.02$

弾性変形機構の位相最適化 ツール

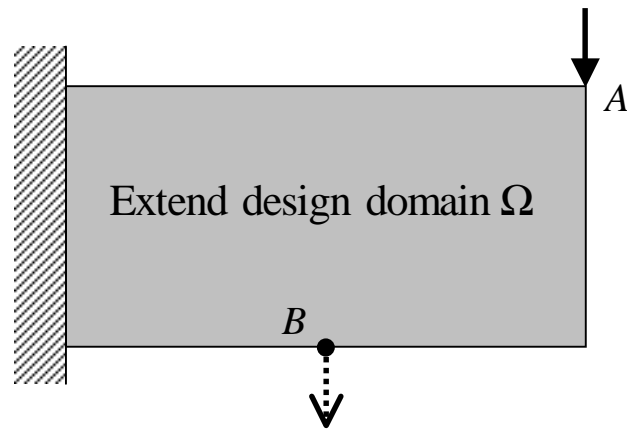




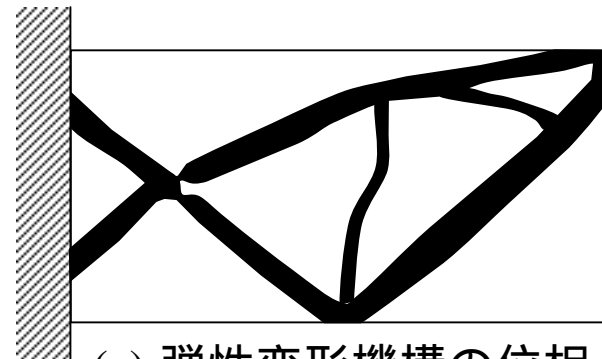
弾性変形機構とは？

- 弾性変形機構は、従来の剛性を最大化する構造とは逆に、変形を生み出す構造形態であり、柔軟性が要求される構造を設計する上で重要となる。
- 現在、マイクロ構造のメカニズムの設計等にニーズがある。

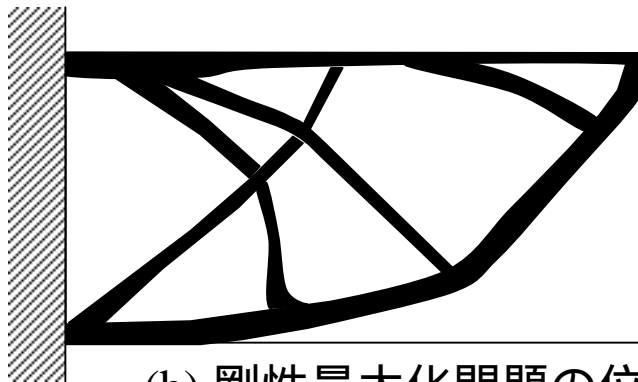
絶対変位の最大化と 相対変位の最大化



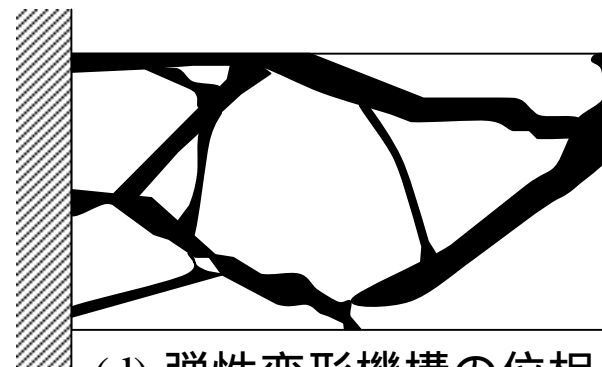
(a) 拡張された設計領域



(c) 弾性変形機構の位相
(絶対変位の最大化)

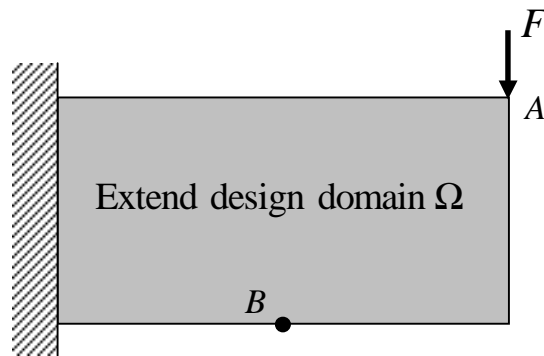


(b) 剛性最大化問題の位相

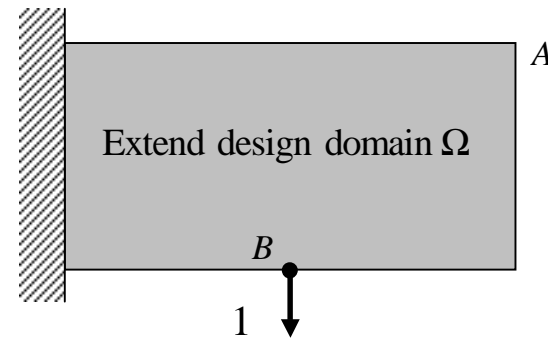


(d) 弾性変形機構の位相
(相対変位の最大化)

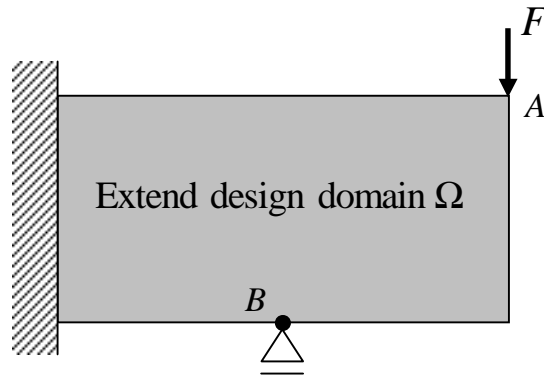
位相最適化のための 境界条件と荷重条件



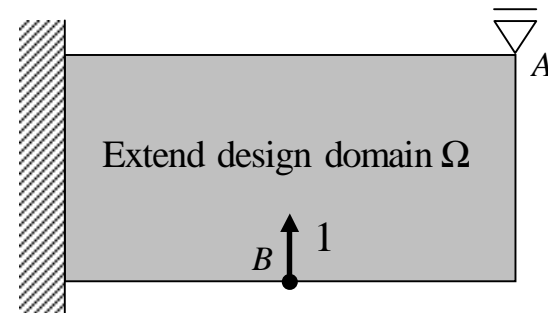
CASE 1



CASE 2



CASE 3



CASE 4



目的関数

$$\text{Maximize} \left(\frac{L^2(\mathbf{u}^1) - L^4(\mathbf{u}^4)}{L^1(\mathbf{u}^1) + L^3(\mathbf{u}^3)} \right)$$

(A点から入力する仕事量とB点から出力される仕事量の比)

$$L^1(\mathbf{u}^1) = F \cdot u_{2(A)}^1 = \int_{\Omega} \boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{u}^1)^T \mathbf{D}^G \boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{u}^1) d\Omega$$

$$L^2(\mathbf{u}^1) = 1 \cdot u_{2(B)}^1 = \int_{\Omega} \boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{u}^2)^T \mathbf{D}^G \boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{u}^1) d\Omega$$

$$L^3(\mathbf{u}^3) = F \cdot u_{2(A)}^3 = \int_{\Omega} \boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{u}^3)^T \mathbf{D}^G \boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{u}^3) d\Omega$$

$$L^4(\mathbf{u}^4) = 1 \cdot u_{2(B)}^4 = \int_{\Omega} \boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{u}^4)^T \mathbf{D}^G \boldsymbol{\varepsilon}(\{\mathbf{u}^4\}) d\Omega$$



最適化問題の定式化

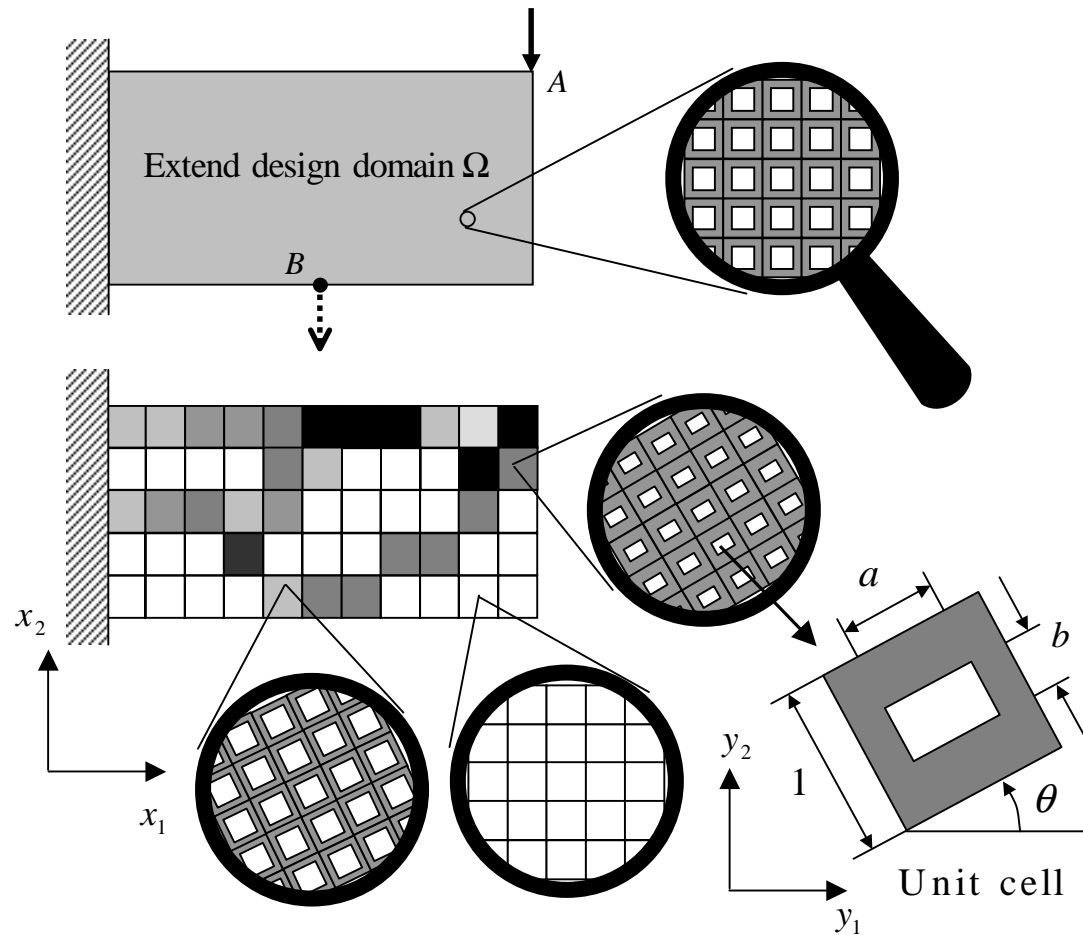
$$\text{Maximize } C(\mathbf{X}) = \left(\frac{L^2(\mathbf{u}^1(\mathbf{X})) - L^4(\mathbf{u}^4(\mathbf{X}))}{L^1(\mathbf{u}^1(\mathbf{X})) + L^3(\mathbf{u}^3(\mathbf{X}))} \right)$$

$$\mathbf{X} = \{a_1, \dots, a_N, b_1, \dots, b_N, \theta_1, \dots, \theta_N\}$$

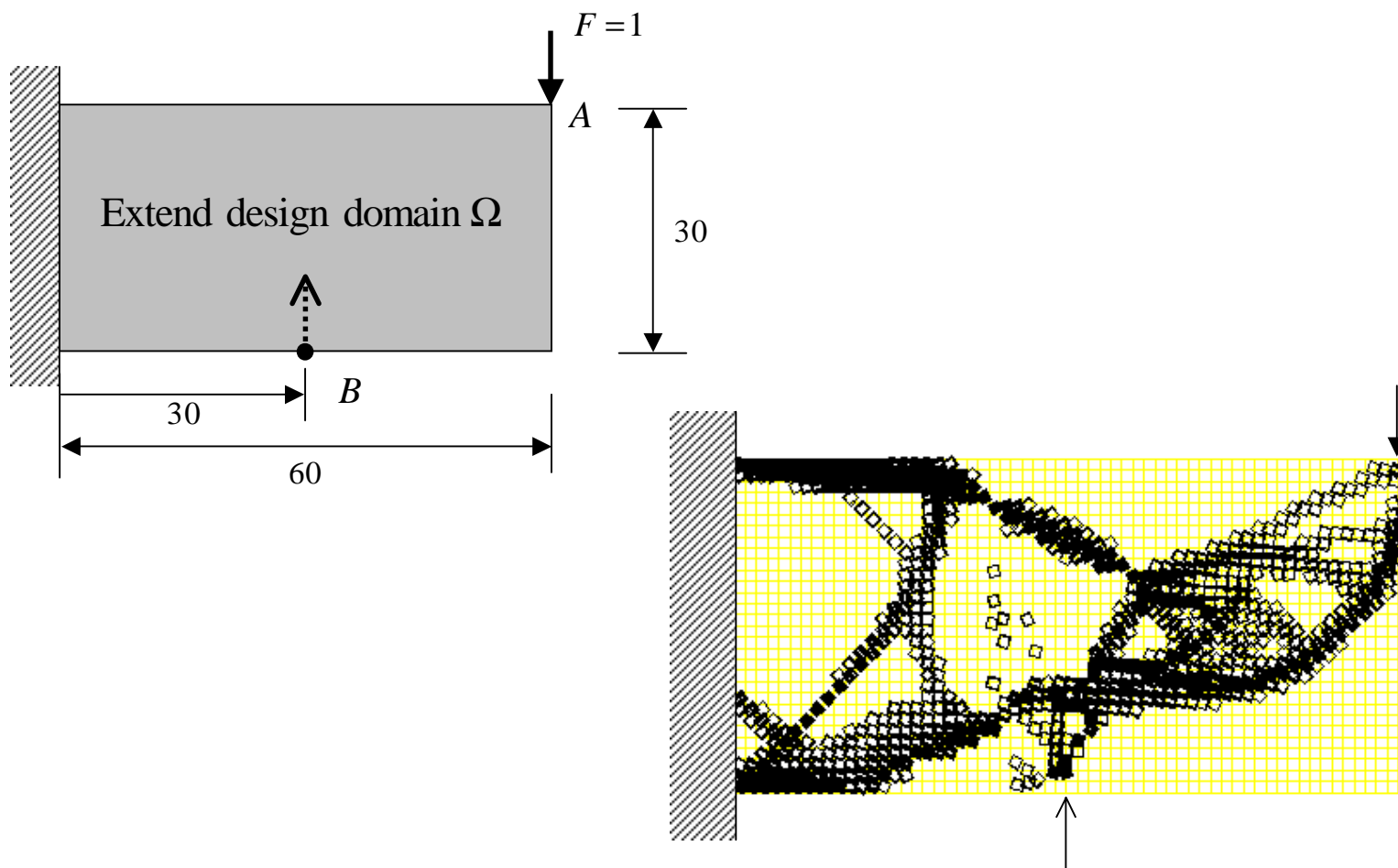
$$\text{subject to } W(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^N (1 - a_i b_i) \leq \bar{W}$$

$$10^{-4} \leq a_i \leq 1 - 10^{-4}, \quad 10^{-4} \leq b_i \leq 1 - 10^{-4} \quad (i = 1, \dots, N)$$

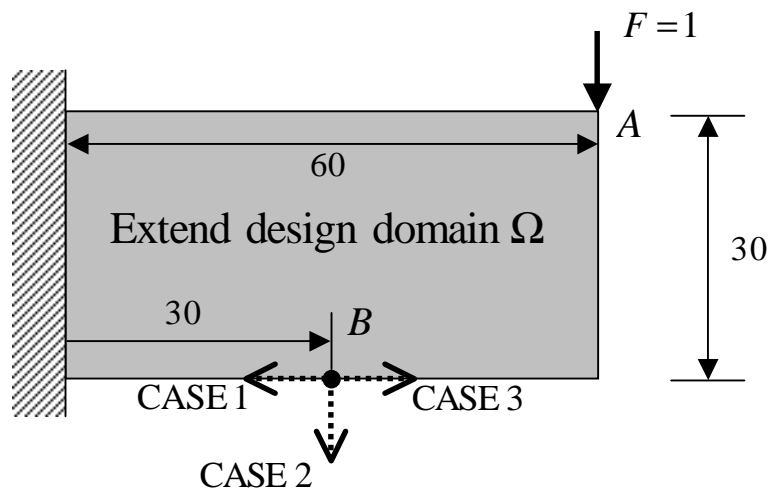
均質化設計法の適用



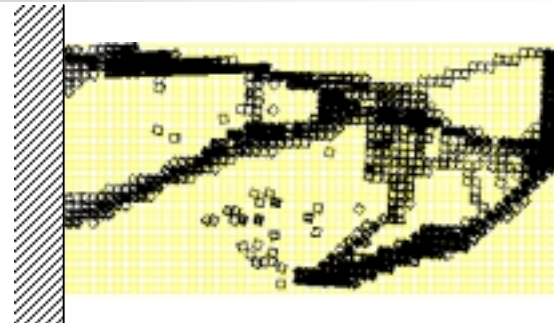
解析例 1



解析例2



Case1



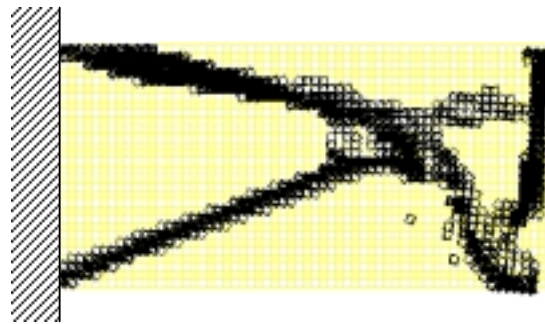
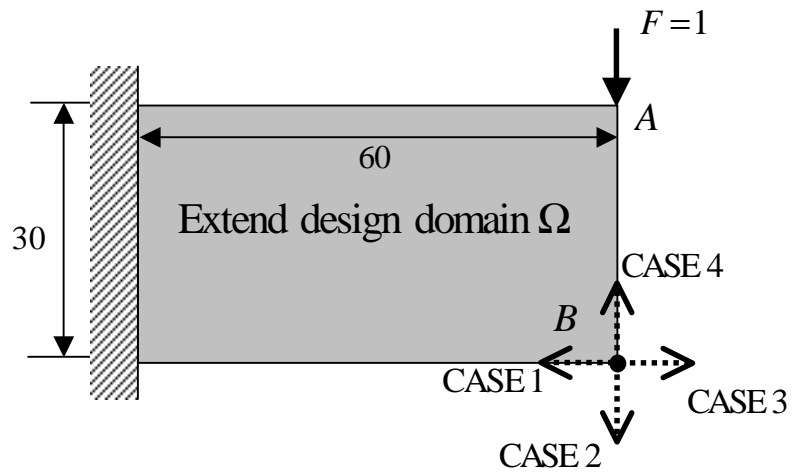
Case2



Case3

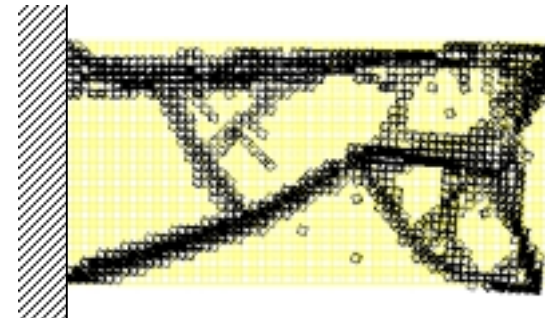


解析例3

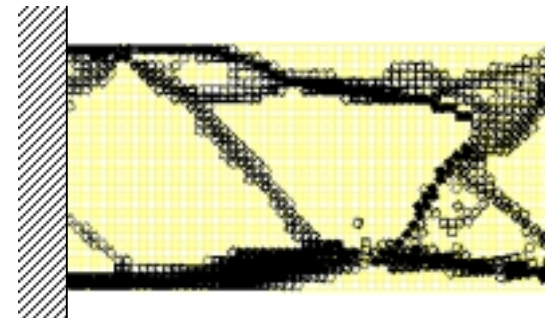


Case1

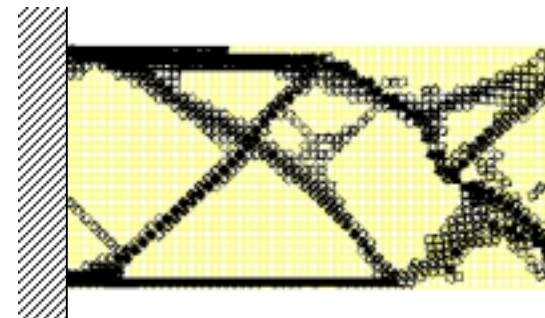
Case2



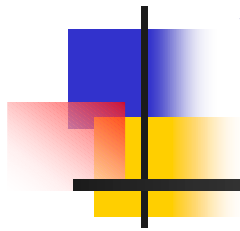
Case3



Case4



材料の内部構造の位相最適化 ツール





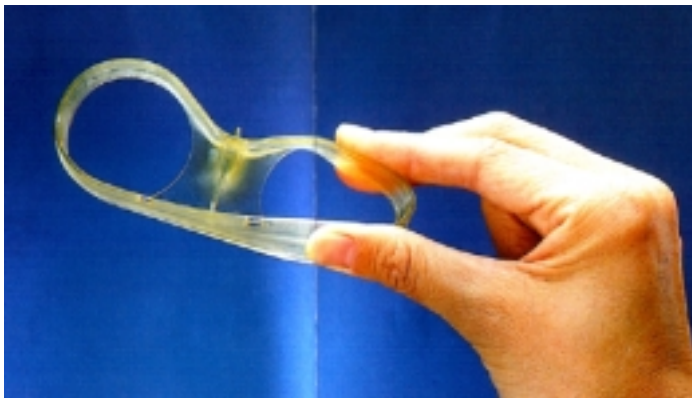
研究の背景

- 光造形法等により製造技術の革命的進歩が起こっている。
- 将来このような製造技術を用いて様々な新しい複合材料を開発できる可能性がある。

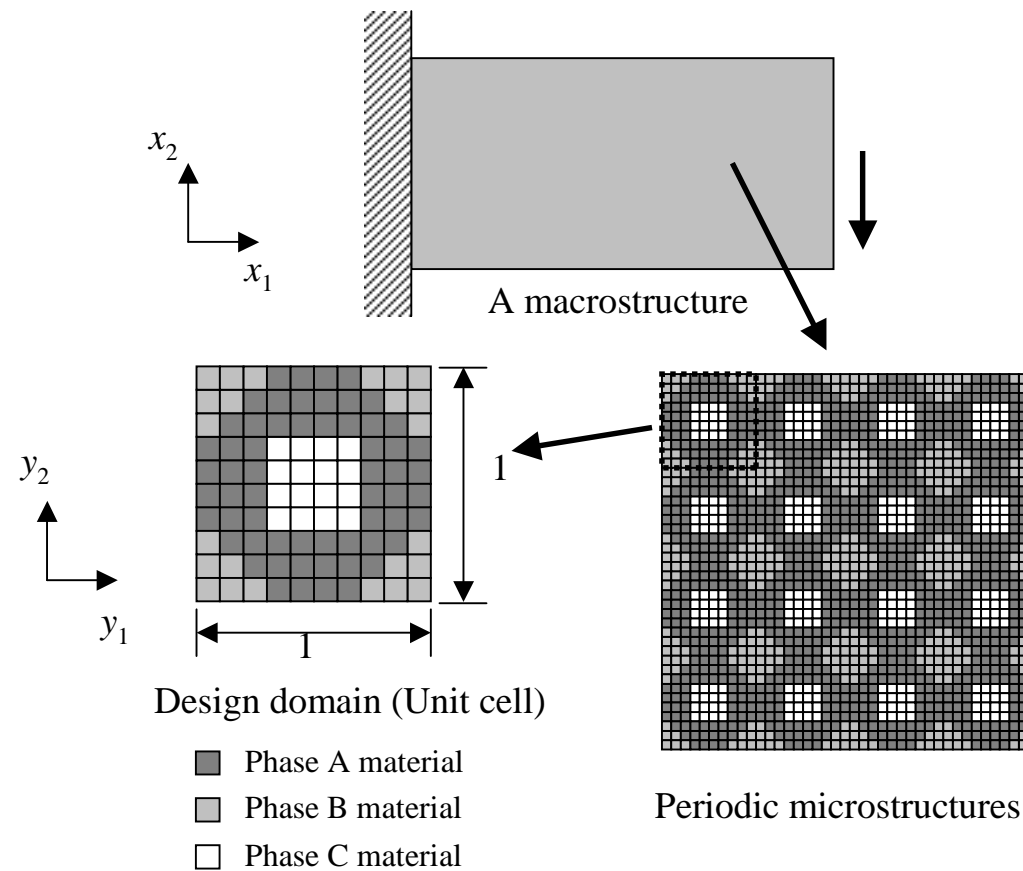
光造形システム



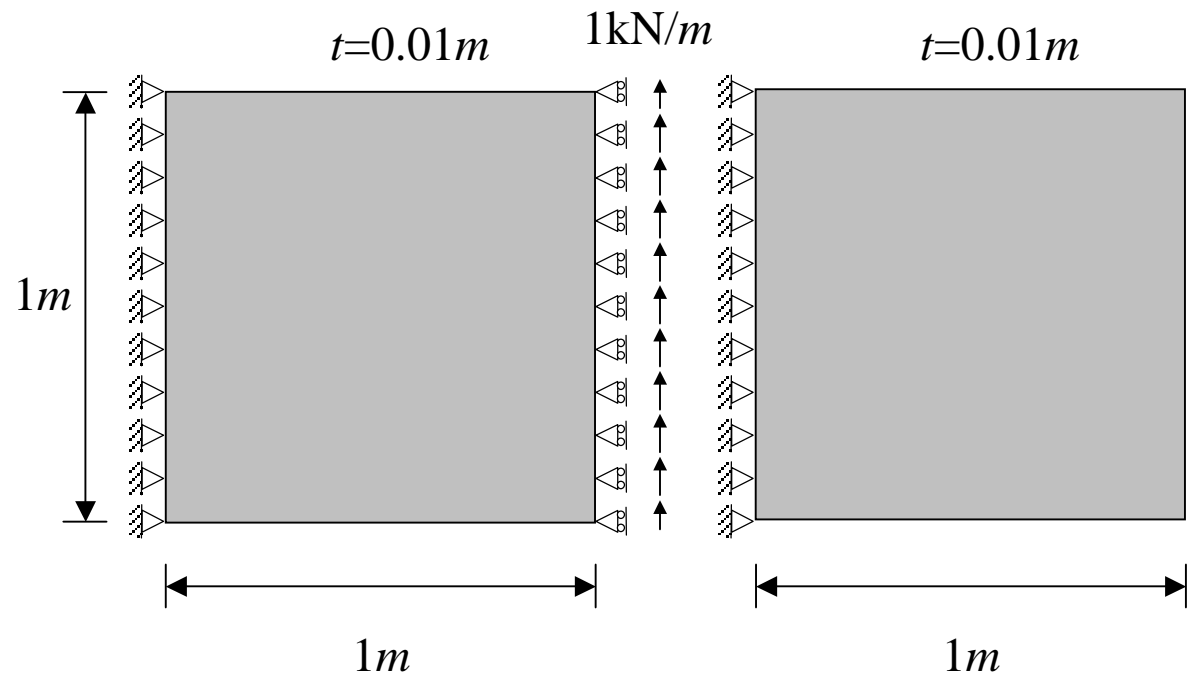
本体
+
制御パソコン



複合材板のマイクロ構造の設計

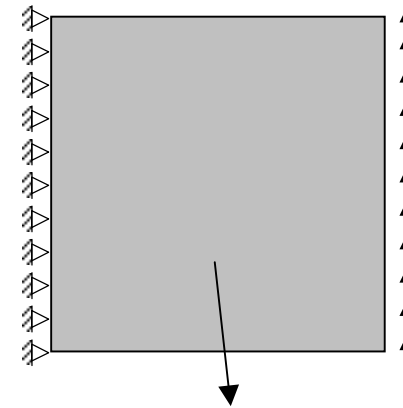
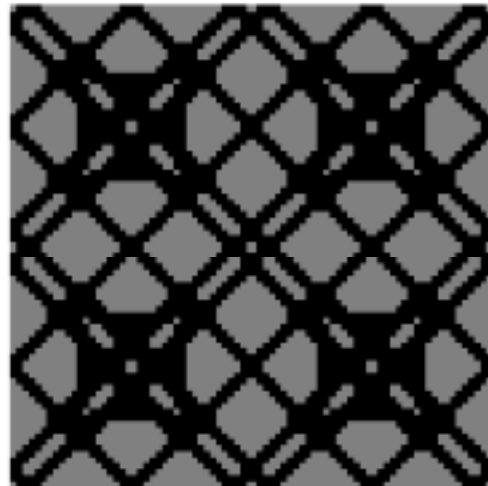
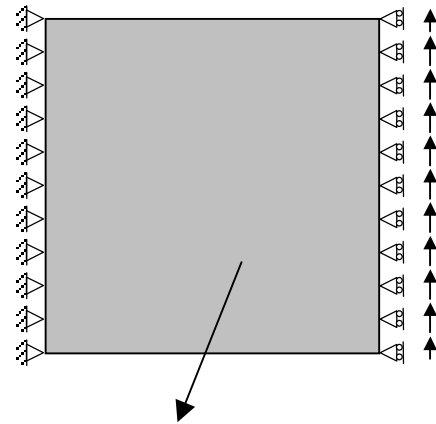


複合材板の材料最適設計

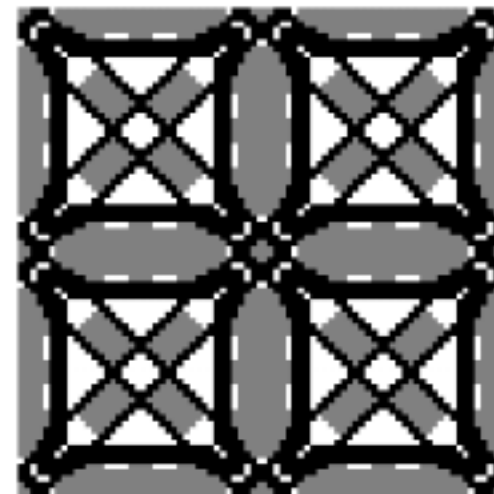
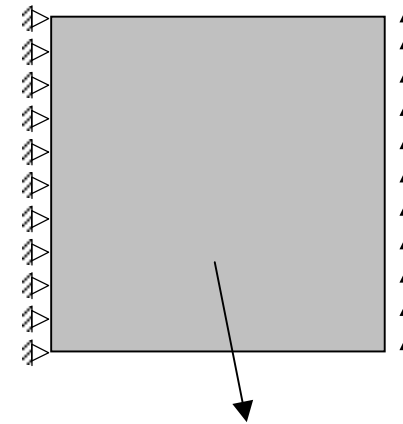
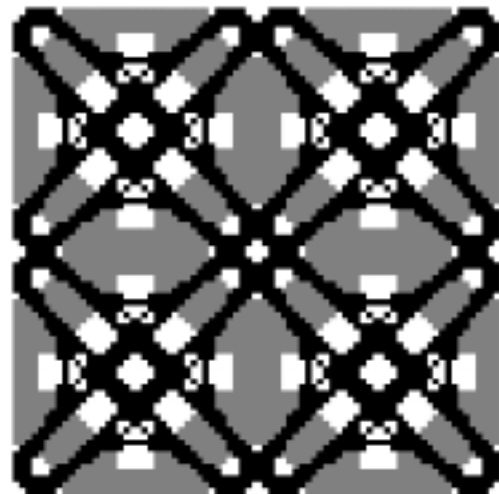
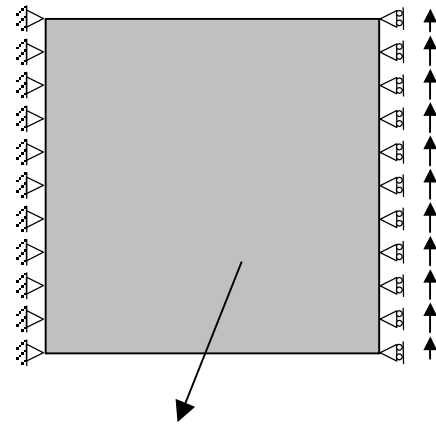


		E (GPa)	ν
Gray Material	Cast Epoxy resin	3.0	0.25
Black Material	E-Glass Fiber	72.4	0.15
White Material	Void	10^{-7}	0.25

2種材料の最適位相



3種材料の最適位相





応用の可能性

- 環境に優しい材料の開発
 - 剛性を落とさずにリサイクル不可能材を吸収
- 熱による変形が生じない材料



まとめ

- 力学, 設計教育に利用することを目的とした位相最適化ツールの開発について紹介した。
- 連続体の位相最適化における問題点とフィルタリング法を用いる解決法について示した。
- 位相最適化に関する他の研究として弾性変形機構, および材料の内部構造の位相を求める方法を示した。

Otto, Isler, GaudiについてはWebで公開中

<http://www.nasl.t.u-tokyo.ac.jp/~dfujii/homepage.htm>