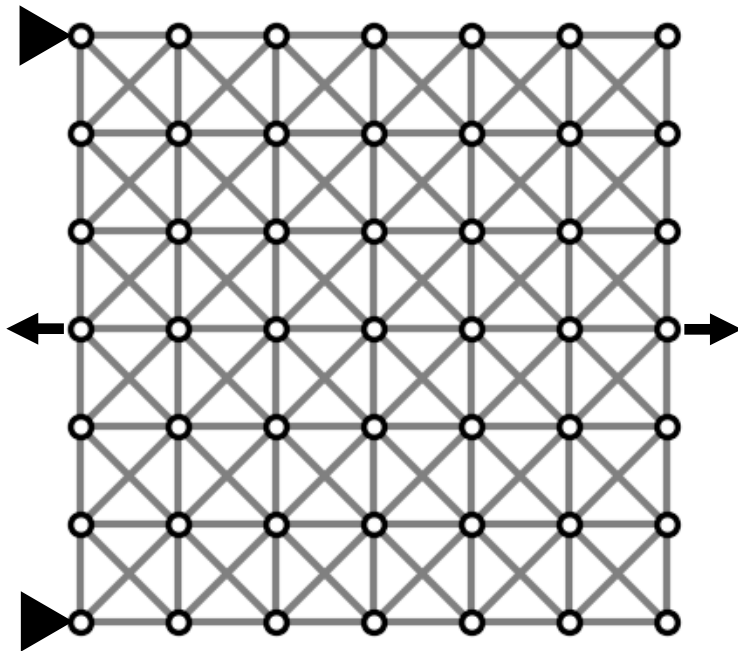


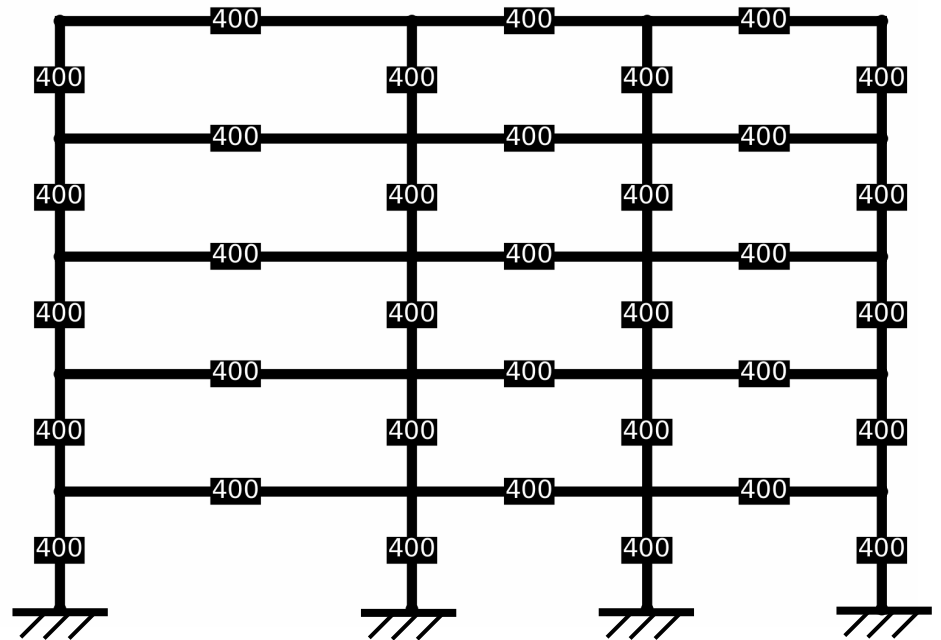
# 強化学習を用いた離散構造物の 最適設計

大崎 純, 林 和希  
(京都大学)

# トラスの位相最適化



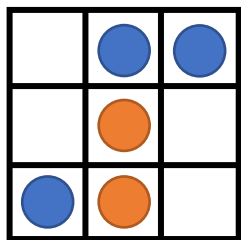
# 骨組の断面最適化



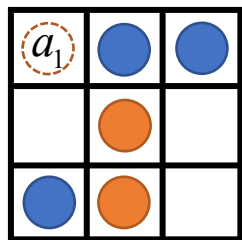
# 強化学習における価値関数

- 状態価値  $V(s)$ 
  - ：状態  $s$  で、方策  $\pi:s \rightarrow a$  に従うときの期待収益
- 行動価値  $Q(s,a)$ 
  - ：状態  $s$  で行動  $a$  をとり、その後方策  $\pi$  //

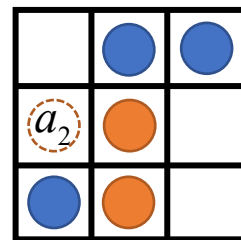
盤面  $s$



$V(s)$  (有利な盤面か)



$Q(s,a)$  (この盤面でこの手は妥当か)



- 取るべき行動は価値が推定できれば決められる

$$\pi(s) = \operatorname{argmax}_a Q(s,a)$$

価値を正しく推定できないと良い方策  
(構造設計の変更方法) も求まらない  
→正しい価値を推定できることが大切

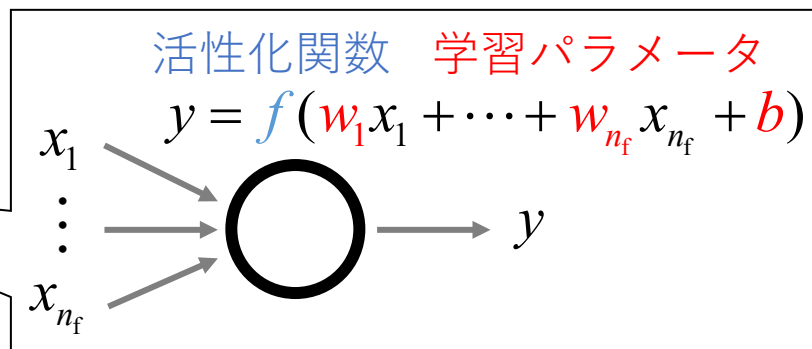
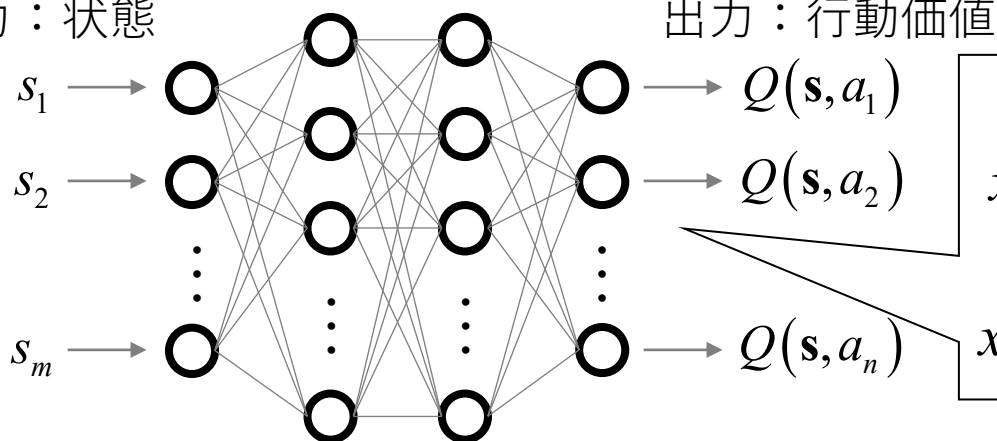
# 行動価値の縮約表現

- 状態  $s$  や行動  $a$  が膨大だと、全価値の計算・保存が困難（オセロの状態数  $\approx 10^{28}$ ）

→ 価値を少ないパラメータで近似（縮約表現）

ニューラルネットワーク

入力：状態



64

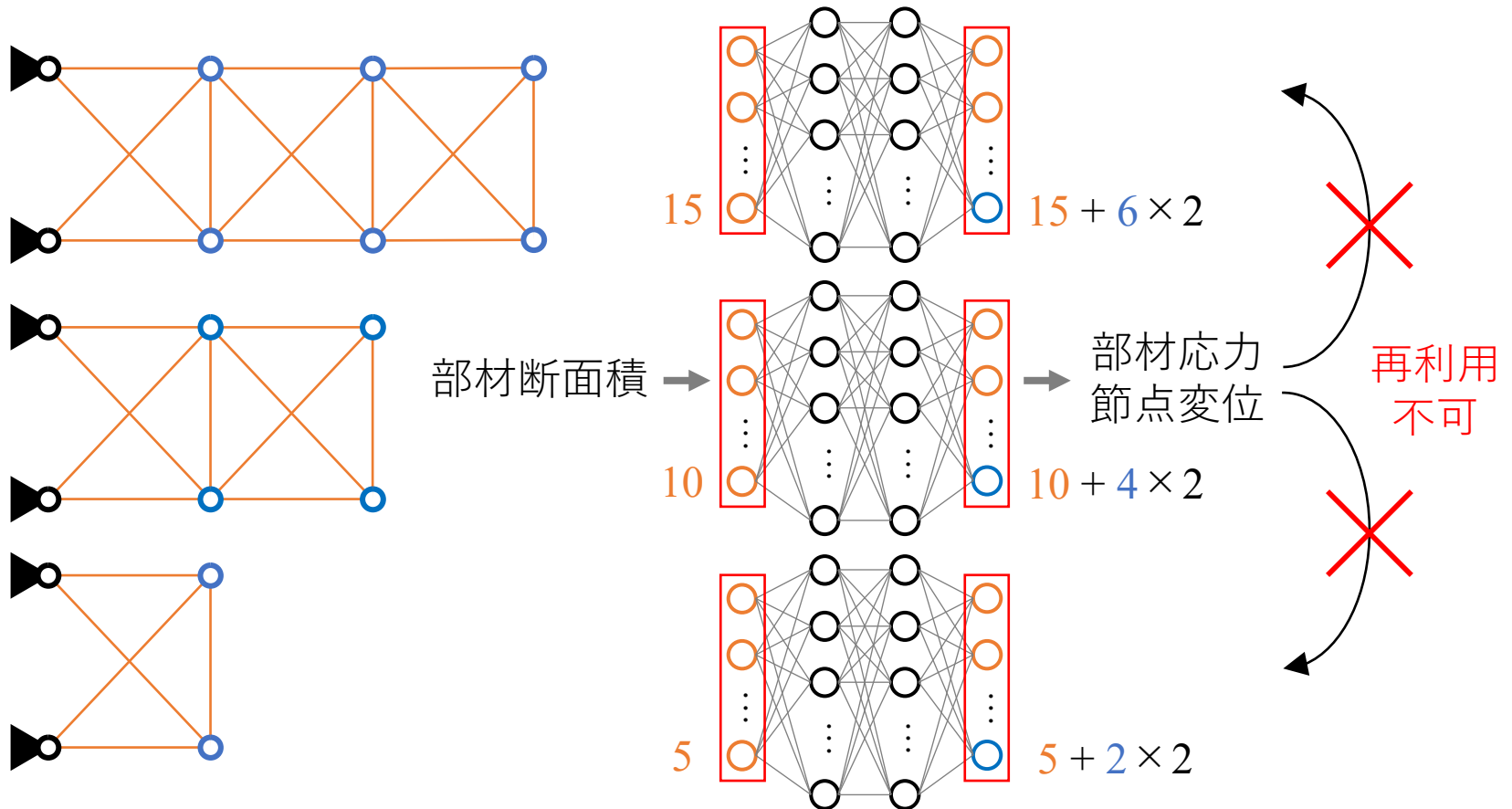
100

100

64

⇒ パラメータ数23064

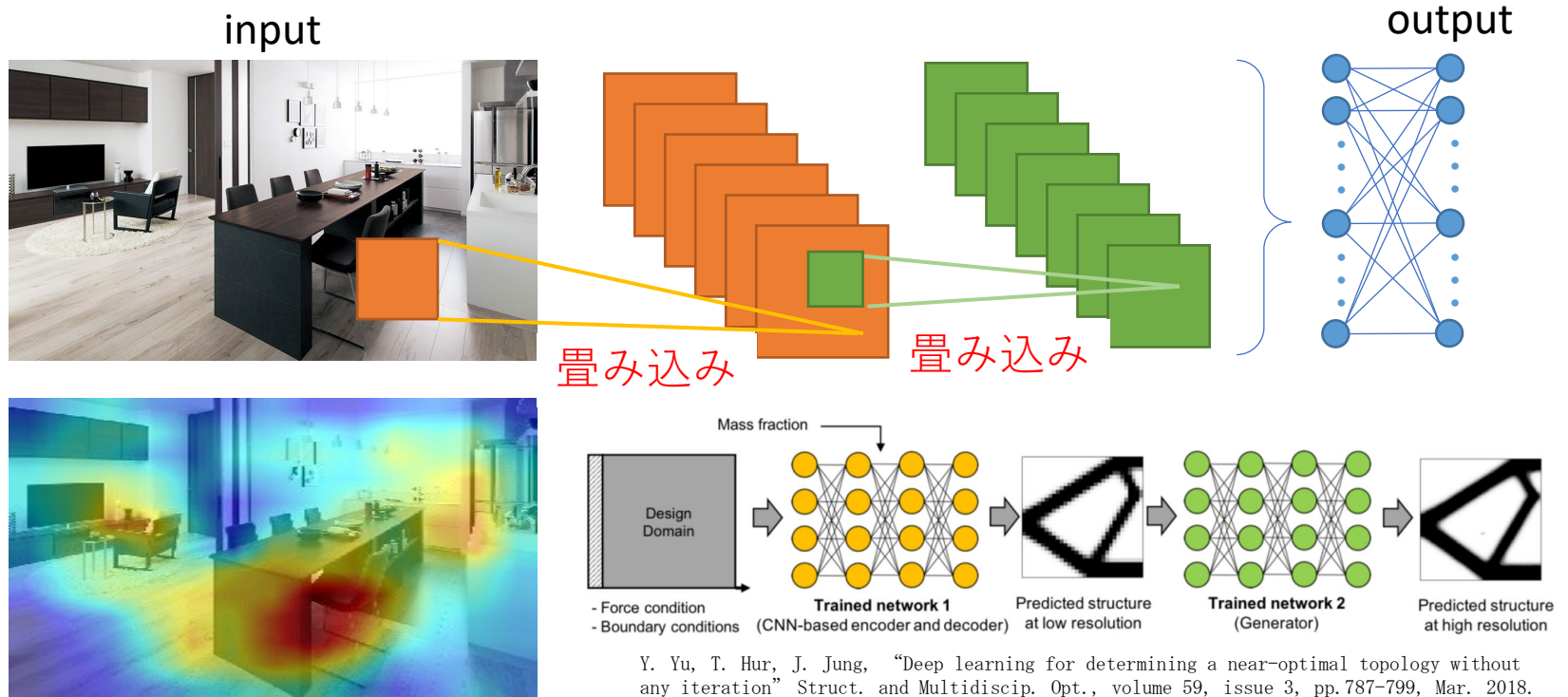
# 構造物の規模と縮約表現



→ 節点・部材数に依存しない縮約表現方法は？

# 畳み込みニューラルネットワーク(CNN)

- ピクセル間の位置情報も考慮した縮約表現
- 画像サイズが変わっても同じCNNが使える



# 構造物はpixel-wiseとは限らない

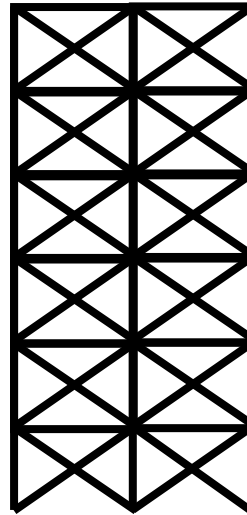
連続体



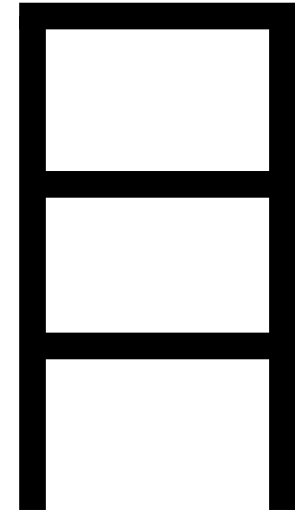
畳み込み

使用可

トラス



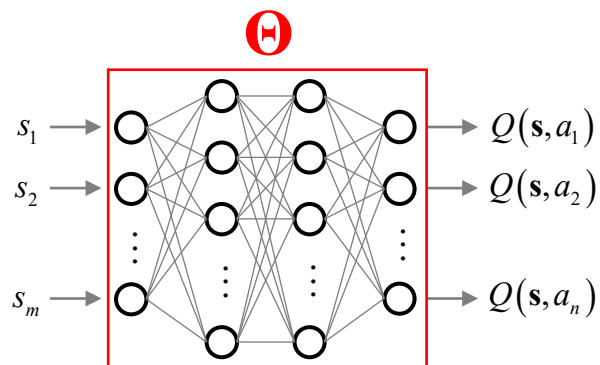
骨組



使用不可

→ 離散構造物を画像のように畳み込むには?

# 本研究の意義



課題 1 : 離散構造物の行動価値の表現方法  
→任意の規模の離散構造物に共通して使え、  
接続関係も考慮した機械学習モデルを提案

関数近似器  $\Theta : s \rightarrow Q(s, a)$

$Q(s, a)$  : 価値関数 (状態  $s$  で行動  $a$  を取る価値)

$\pi(s) = \operatorname{argmax}_a Q(s, a)$  : 報酬を最大化する方策

状態  $s$       行動  $a$       報酬  $r$       環境  $F:(s, a) \rightarrow \{s', r\}$  <sup>次状態</sup>

構造モデル

設計変更

良い設計には +  
悪い設計には -



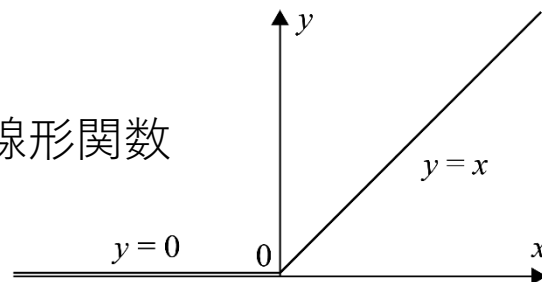
Python  
coding

課題 2 :  $s, a, r$  の定義方法 (建築構造分野で既往研究殆どなし)  
→設計問題依存なので、ケーススタディを通して実証



# グラフ埋め込み

ReLU :  
正規化線形関数



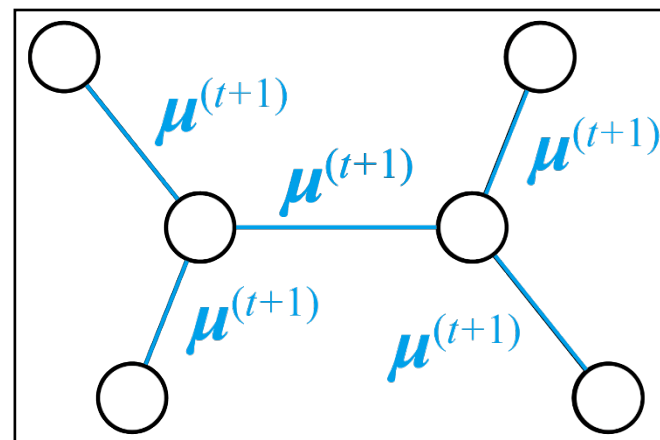
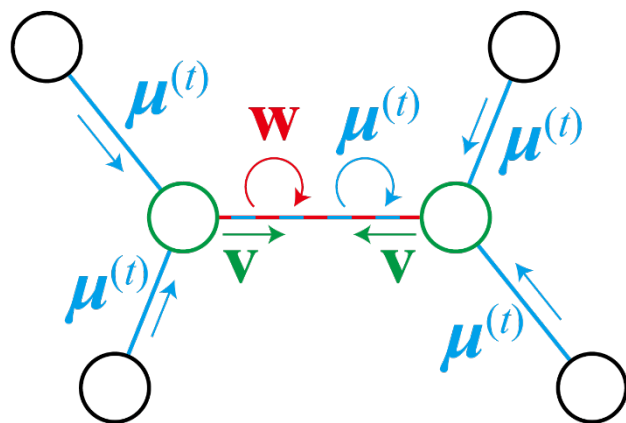
$w_{i_m}$  : 部材  $i_m$  の入力値 (形状, 除去されているか, 応力)

$v_{i_m,j}$  : 部材  $i_m$  の  $j$  端節点の入力値 (荷重, 支持条件)

$\mu_{i_m}$  : 抽出する部材  $i_m$  の特徴量 ( $\mathbb{R}^{50}$ )

訓練中変化させる  
学習パラメータ

$$\mu_{i_m}^{(t+1)} \leftarrow \text{ReLU} \left( \theta_1 w_{i_m} + \theta_2 \sum_{j=1}^2 \text{ReLU}(\theta_3 v_{i_m,j}) + \theta_4 \mu_{i_m}^{(t)} + \theta_5 \sum_{i=1}^2 \text{ReLU} \left( \theta_6 \sum_{k \in \mathcal{N}(v_{i_m,j})} \mu_k^{(t)} \right) \right)$$



$\mu^{(4)}$ まで繰り返す

# 特徴量 $\mu$ による行動価値 $Q$ の表現

- $Q(s, a)$ : 現状態  $s$  において部材  $a$  を選択する価値

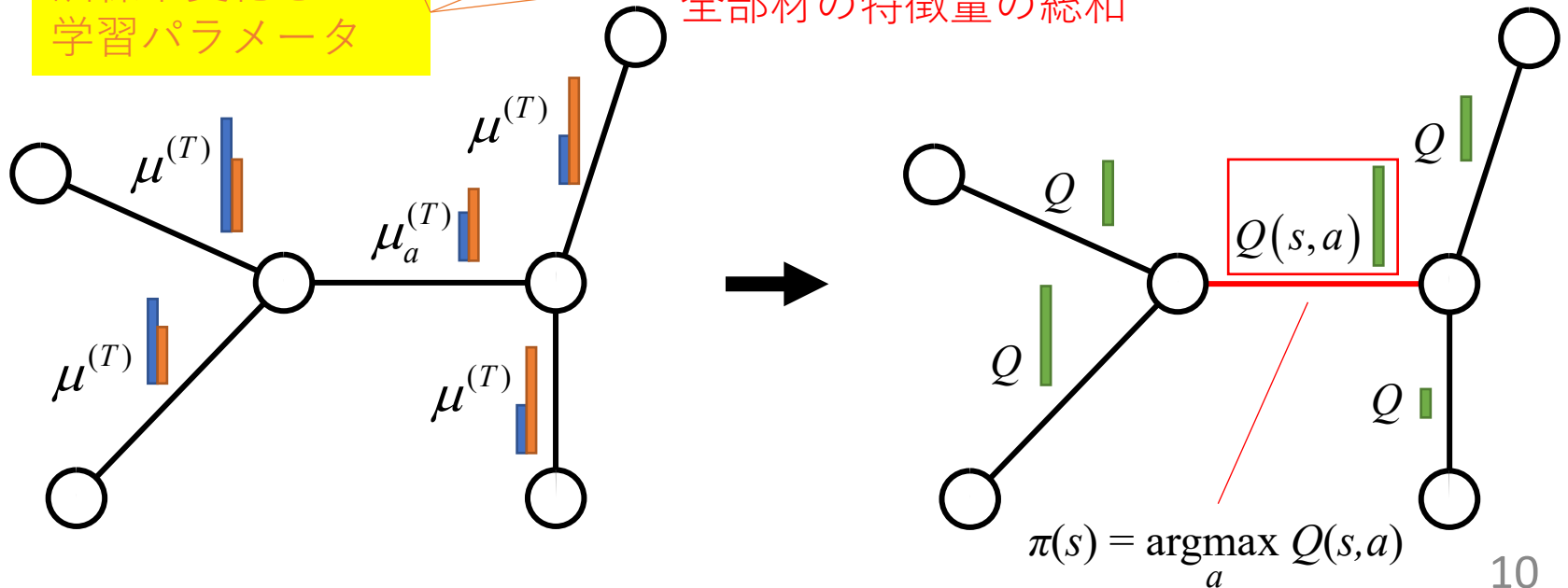
$$Q(s, a) = \theta_7^T \left[ \text{ReLU} \left( \theta_8 \sum_{k \in \mathbf{V}} \mu_k^{(T)} \right) \odot \text{ReLU} \left( \theta_9 \mu_a^{(T)} \right) \right]$$

ベクトル結合演算子

部材  $a$  の特徴量

訓練中変化させる  
学習パラメータ

全部材の特徴量の総和



# パラメータ $\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_9\}$ の学習

- Q学習 (Watkins, 1989) [ 観測した報酬 + 次状態での  $Q$  の推定値 ] [ 現状態での  $Q$  の推定値 ]

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha \left( r(s') + \gamma \max_a Q(s', a) - Q(s, a) \right)$$

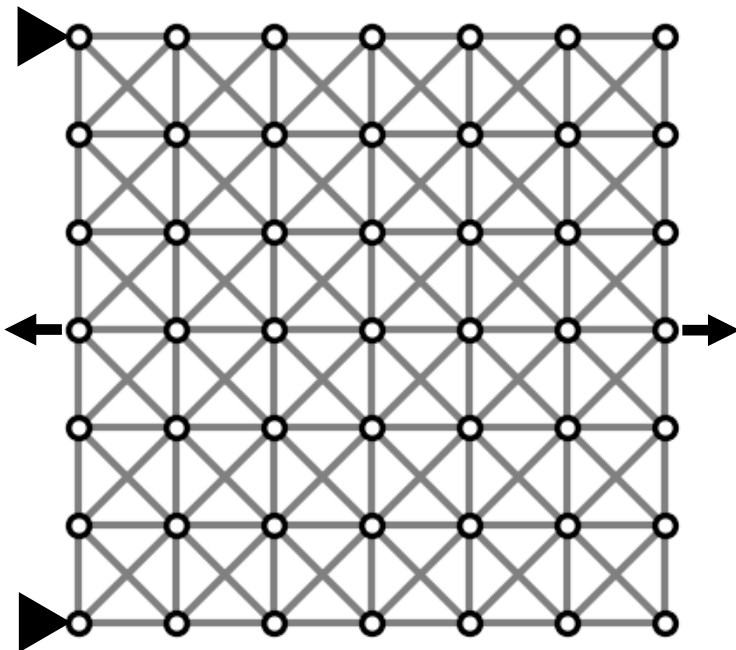
→ minimize  $F(\Theta) = \left( r(s') + \gamma \max_{a \in \mathbf{a}'} Q(s', a | \tilde{\Theta}) - Q(s, a | \Theta) \right)^2$  (\*)

割引率=0.9    現在の $\Theta$ 以前のパラメータ

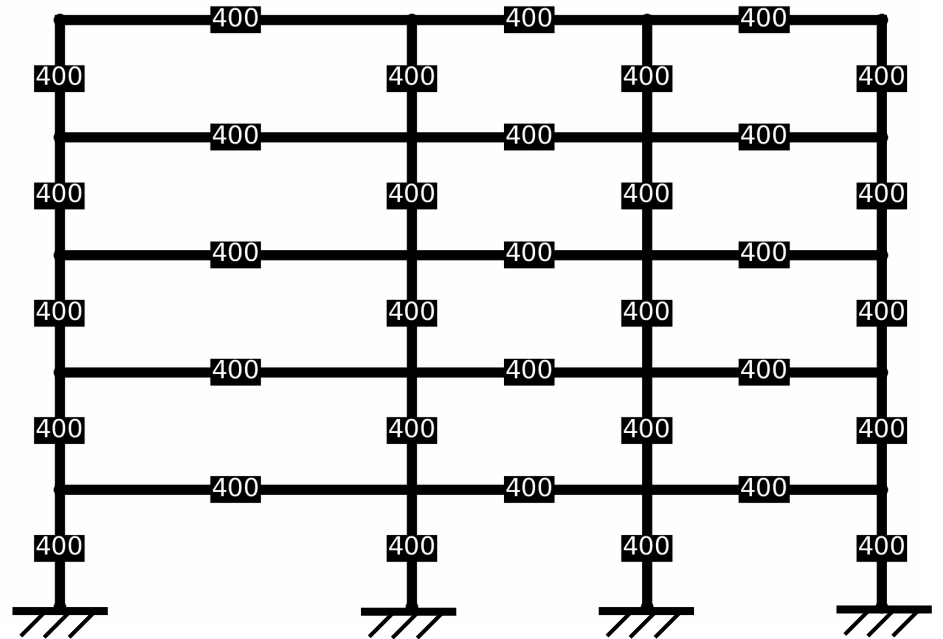
- 状態 $s$ で行動 $a$ を取り、観測した次状態 $s'$ 、報酬 $r$ と $s'$ で取りうる行動群 $\mathbf{a}'$ のセット $\{s, a, r, s', \mathbf{a}'\}$ を10000セット迄保存 (古いセットは逐次削除)
- ランダムに選んだ32セットで最小化問題(\*)を最適化手法RMSprop (Tieleman and Hinton, 2012)を用いて各ステップごとに解いて $\Theta$ を調整

# 適用例

トラスの位相最適化



骨組の断面最適化



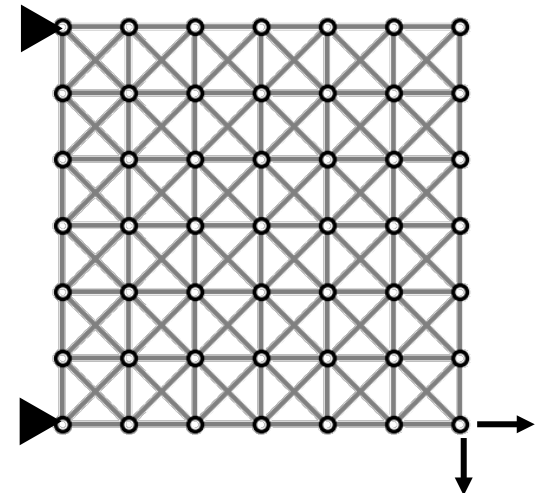
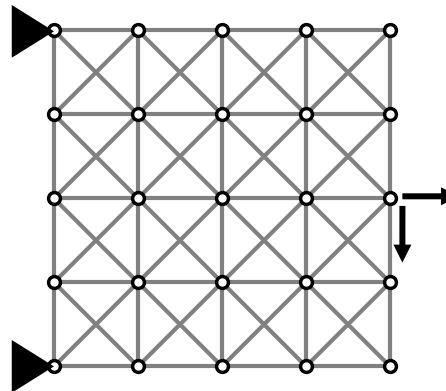
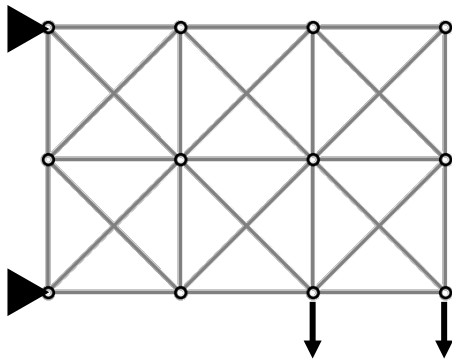
# トラスの位相最適化

minimize  $V(\mathbf{A})$

部材総体積最小化

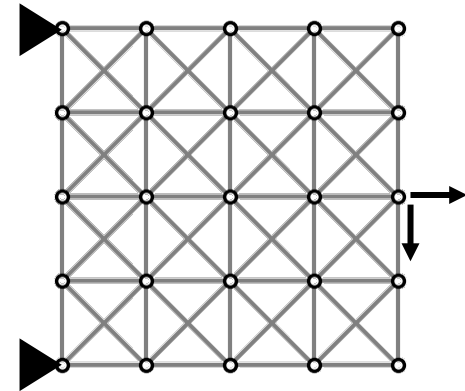
subject to  $\sigma_i \leq \bar{\sigma}_i$  ( $i \in$  存在していると見なす部材) 応力制約

$d_j \leq \bar{d}_j$  ( $j \in$  存在していると見なす節点) 変位制約



# 行動 $a$ と報酬 $r$ の定義

$a$  : 選択した部材 $a$ の断面積を  
 $1.0 \times 10^{-6}$ 倍に ( $\doteq$  除去)



$$r : L_a \left( 1 - \max_{i_m = \{1, \dots, n_m\}} \frac{|\sigma_{i_m}|}{\bar{\sigma}} \right) \text{ (if satisfy constraints), } \underline{0} \text{ (else)}$$

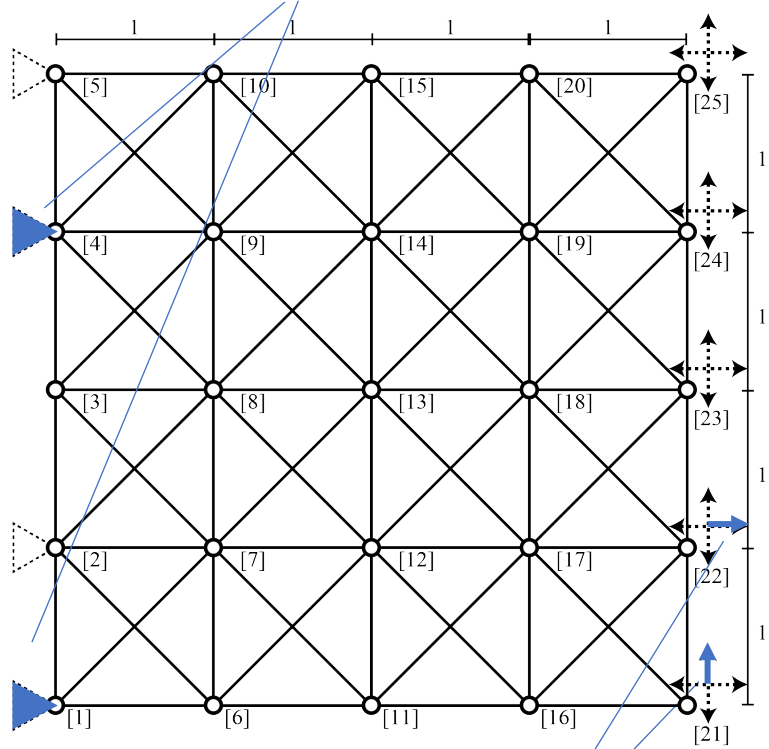
除去部材の長さ  
に応じた報酬

応力安全率の最大値に応じたペナルティ

応力・変位超過のペナルティ

# 訓練に用いるモデル

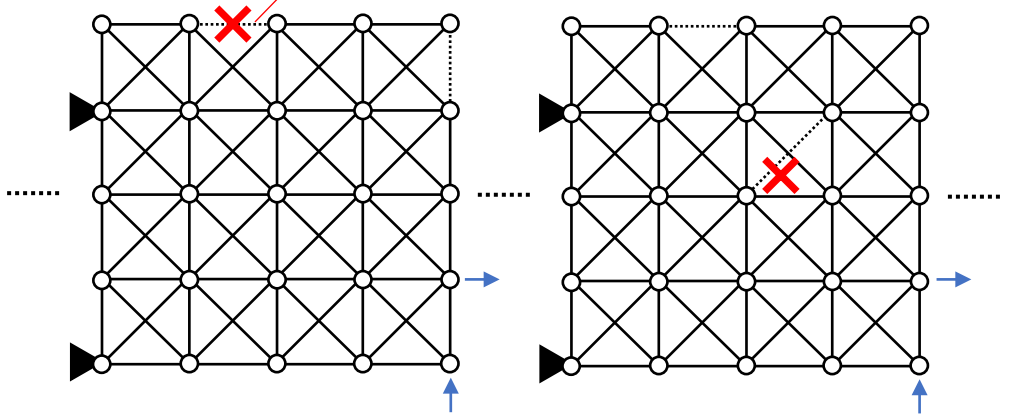
ピン支持点をランダム選択



2種類の荷重をランダム選択

$$\begin{aligned} & \text{maximize } \sum r \\ & \text{subject to } \|\sigma_i\| \leq \bar{\sigma} = 2.0 \quad (i \in \text{存在部材}) \\ & \quad \quad \quad \|u_j\| \leq \bar{u} \quad (j \in \text{存在節点}) \end{aligned}$$

元の0.01%の断面積を割り当て

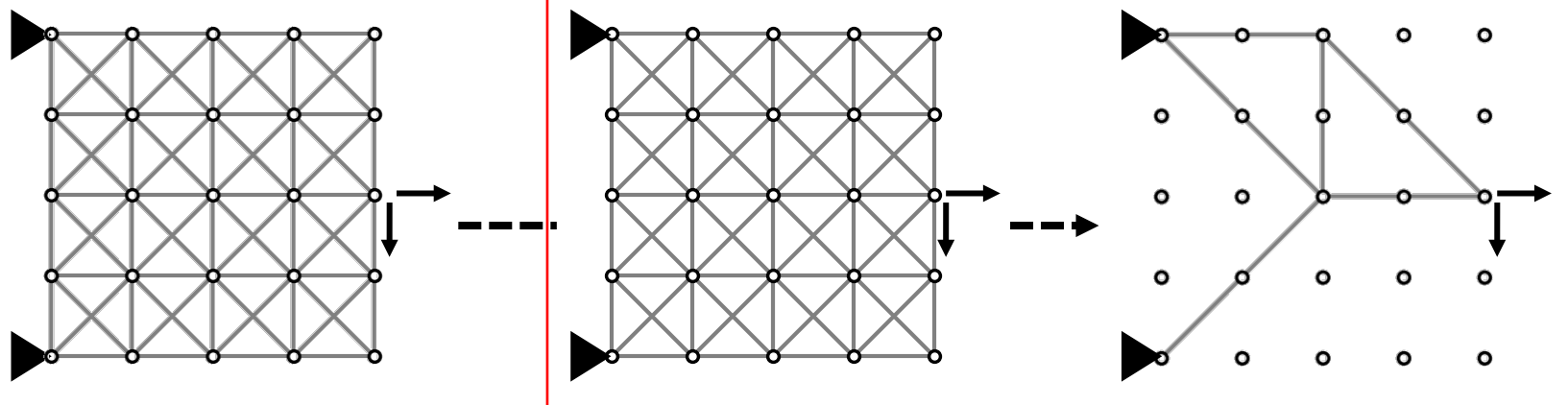
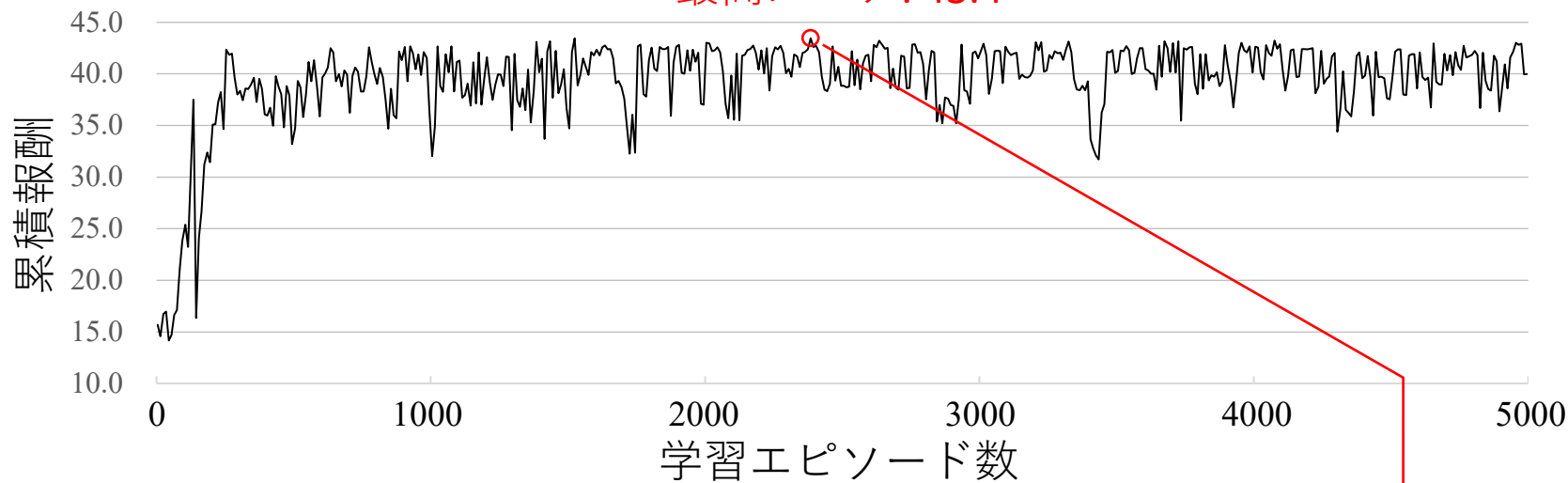


制約が満たされなくなるまで繰り返し

初期化

# 学習結果

最高スコア: 43.4



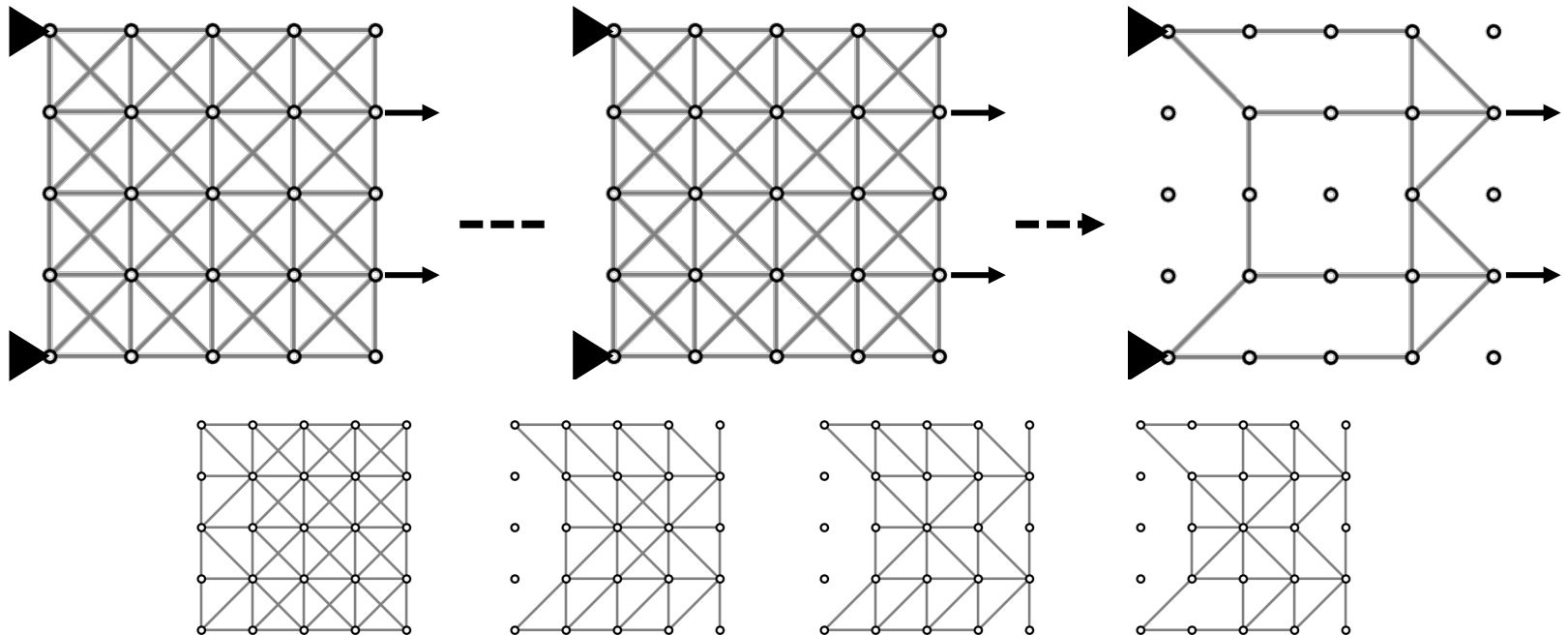
評価用に固定した境界条件

準最適位相



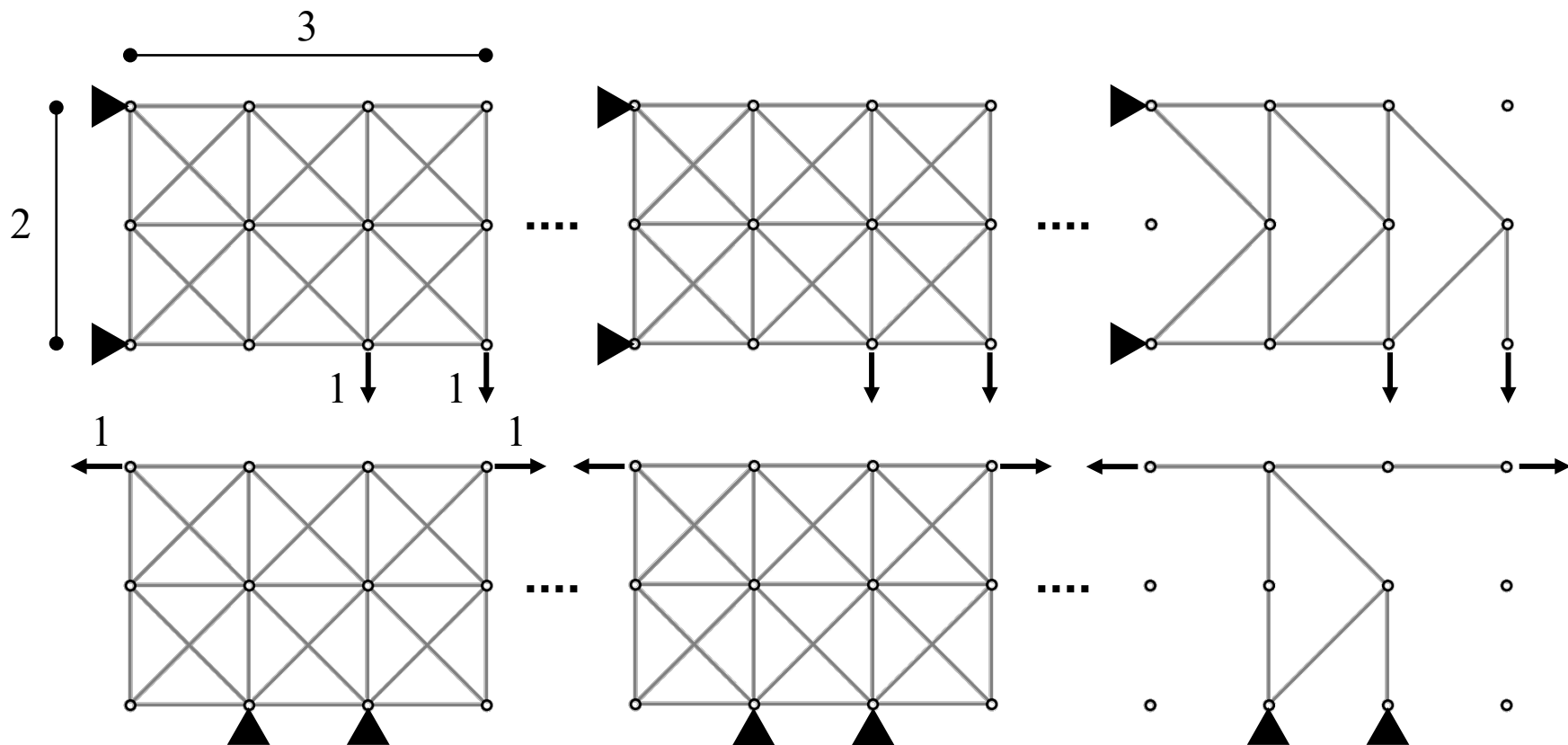
# 他の境界条件でのテスト結果

- 多様な境界条件に対応できる汎化能力を獲得
- 部材除去過程においても、エージェントは応力や変位をなるべく小さく保とうとする

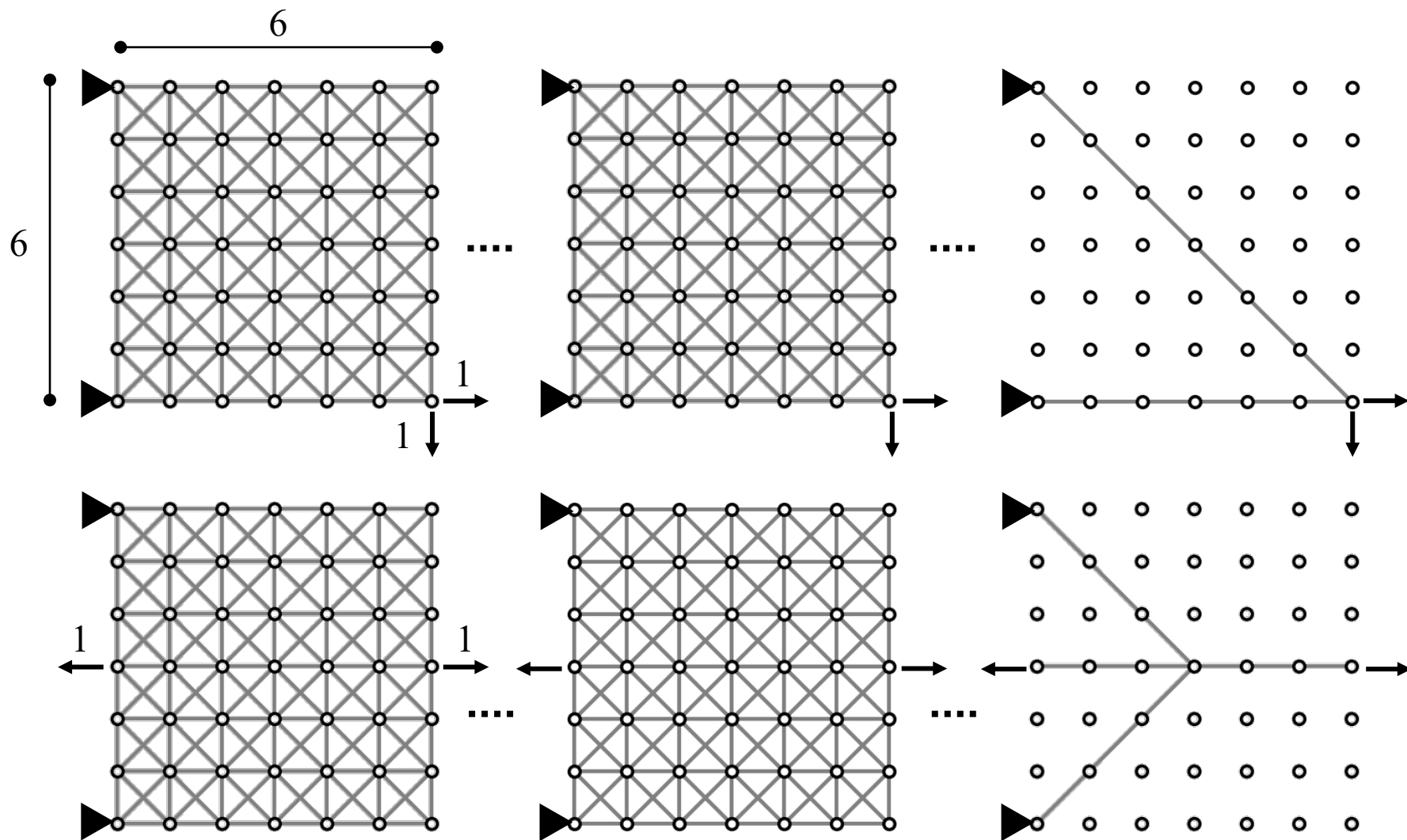


# 他のトラス構造への適用性

訓練したエージェントを再学習なしで適用可能



# 他のトラス構造への適用性



# 鋼構造平面骨組の離散断面最適化

minimize  $V(\mathbf{A})$

部材総体積最小化

subject to  $\sigma_i(\mathbf{A}) \leq \bar{\sigma}_i$  ( $i \in$  全部材)

応力制約

$u_i^c(\mathbf{A})/L_i \leq 1/200$  ( $i \in$  柱部材)

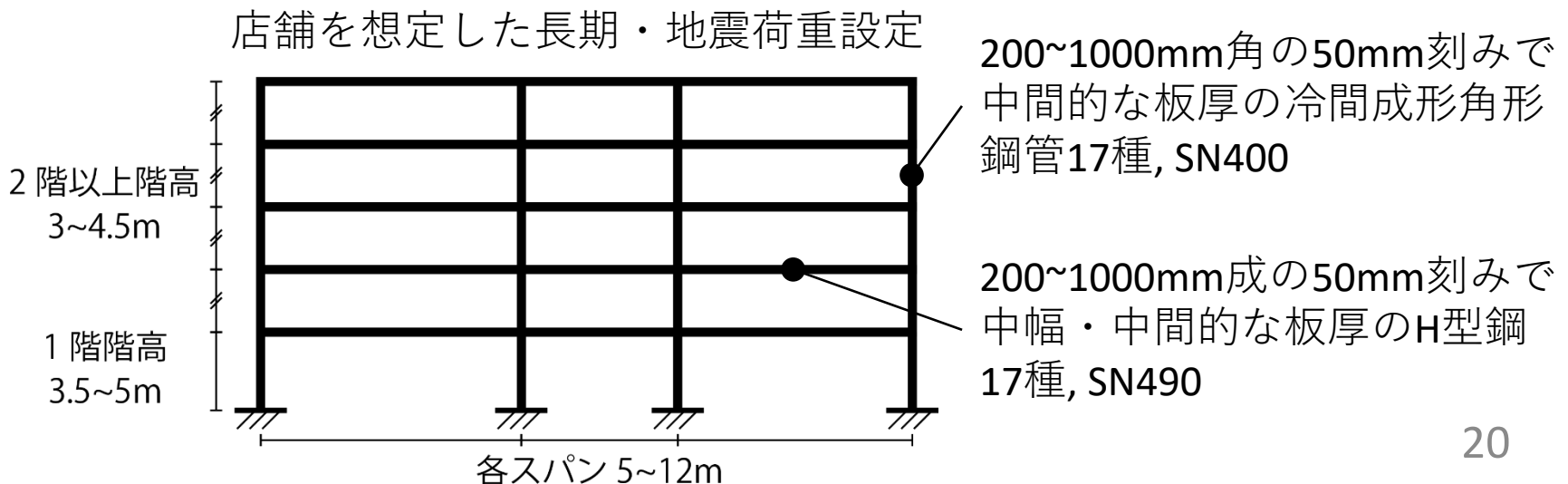
層間変位制約

$v_i^b(\mathbf{A})/L_i \leq 1/300$  ( $i \in$  梁部材)

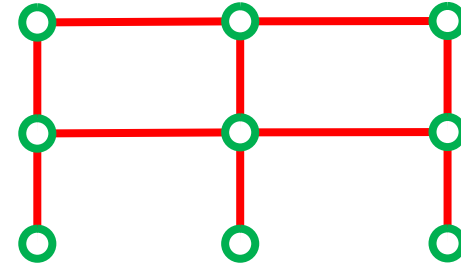
梁たわみ制約

$\beta_j(\mathbf{A}) \geq 1.5$  ( $j \in$  中間層節点)

柱梁耐力比制約



# 入力値の定義



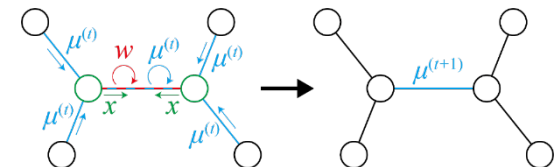
$w_i$  : 部材  $i$  の入力値 (柱梁の種別, 長さ, 断面, 応力, 変形)

$v_k$  : 節点  $k$  の入力値 (支持, 外部・内部, 柱梁耐力比)

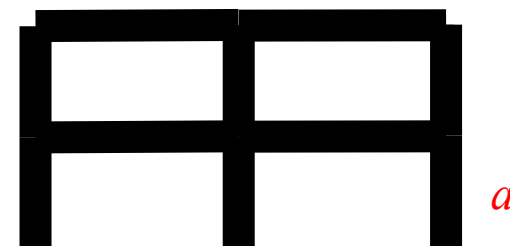
| index | 入力値                                   |
|-------|---------------------------------------|
| 1     | 柱部材は1, 梁部材は0                          |
| 2     | 梁部材は1, 柱部材は0                          |
| 3     | (部材長)/12.0                            |
| 4     | (部材断面番号)/1000                         |
| 5     | $\text{Min}\{(\text{部材応力安全率}), 1.0\}$ |
| 6     | $\text{Min}\{(\text{変位安全率}), 1.0\}$   |

| index | 入力値                                     |
|-------|---|
| 1     | 支持点なら1, それ以外は0                          |
| 2     | 最頂部なら1, それ以外は0                          |
| 3     | 側面端部なら1, それ以外は0                         |
| 4     | $\text{Min}\{1.5/(\text{柱梁耐力比}), 1.0\}$ |

→ グラフ埋め込みで特徴量  $\mu$  を抽出



# 行動 $a$ と報酬 $r$ の定義



$a$  : 部材  $a$  の断面を1段階減, 部材  $a$  が柱かつ上部の柱の断面が部材  $a$  より大きい場合は部材  $a$  の断面と同一に

$$r = \frac{1}{3} \left( C \left( \frac{\max_i \tilde{\sigma}_i'}{\max_i \tilde{\sigma}_i} \right) + C \left( \frac{\min_i \beta_i}{\min_i \beta_i'} \right) + C \left( \frac{\max_i \tilde{d}_i'}{\max_i \tilde{d}_i} \right) \right)$$

変更した断面の数

応力安全率

直前の値

変位安全率

$$C(x) = \begin{cases} \min\{x, 1.0\} \\ 0 \\ \frac{n_e}{\sqrt{n_s}} \max\{-\frac{1}{x}, -1.0\} \end{cases}$$

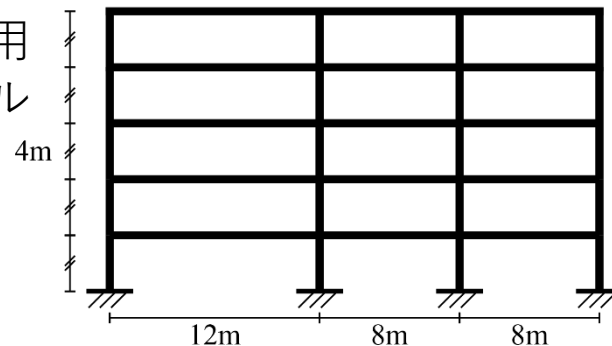
階数(=5)

if (the overall solution is feasible)  
else if ( $x$  satisfies the constraint)

else

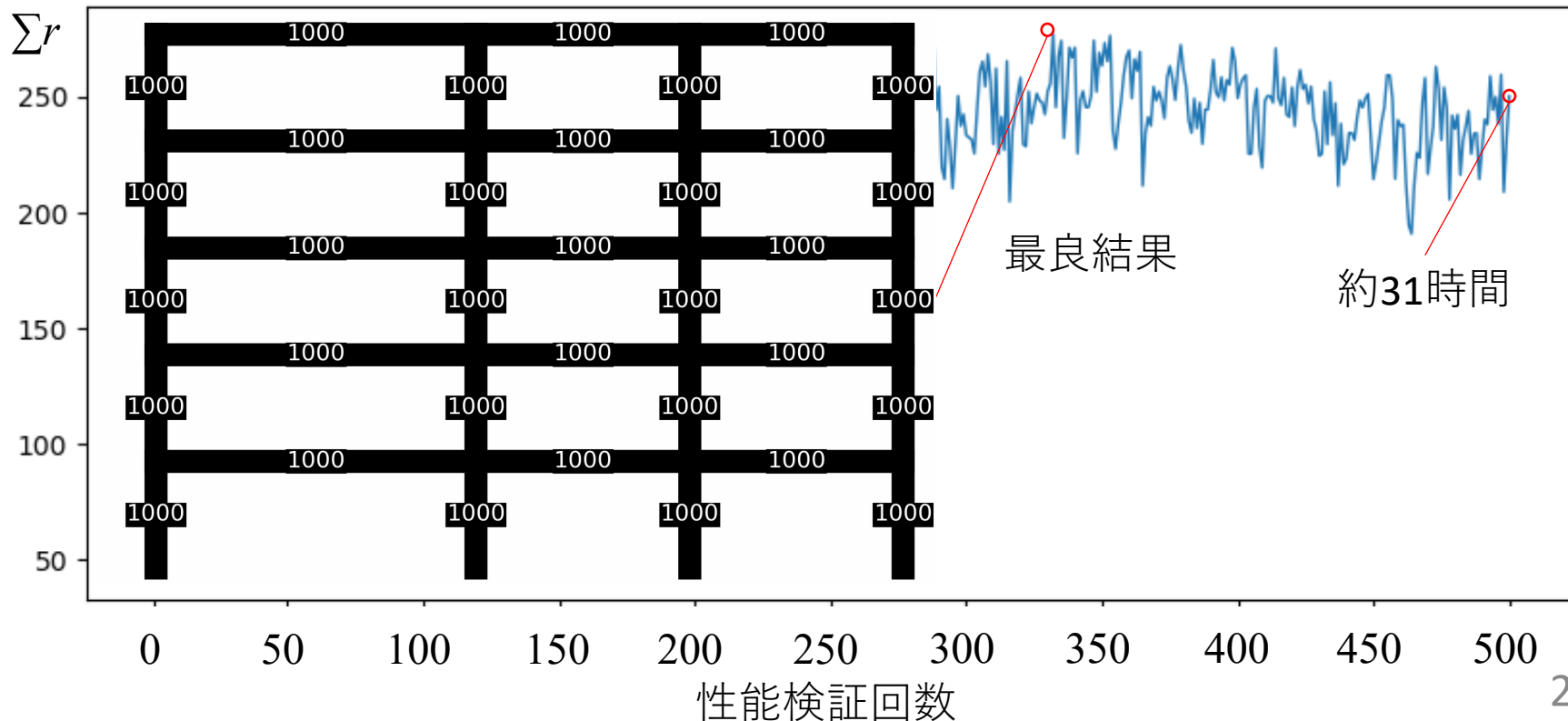
# 学習履歴

性能検証用  
構造モデル



- 10エピソードに1回性能検証
- 訓練させたエピソード数の増加に伴い、得られる累積報酬が増加（より良い断面変更を学習）

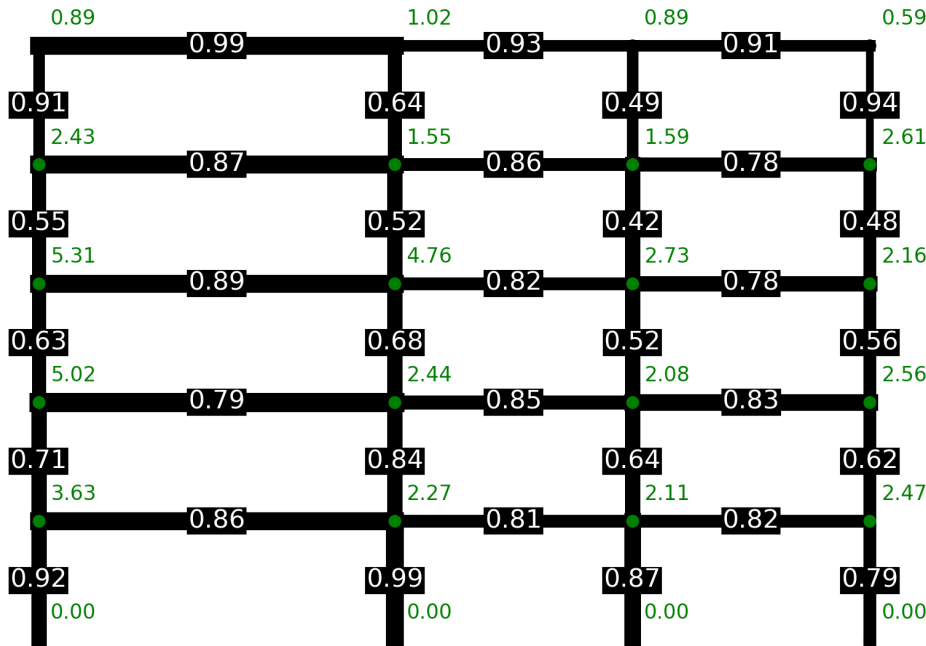
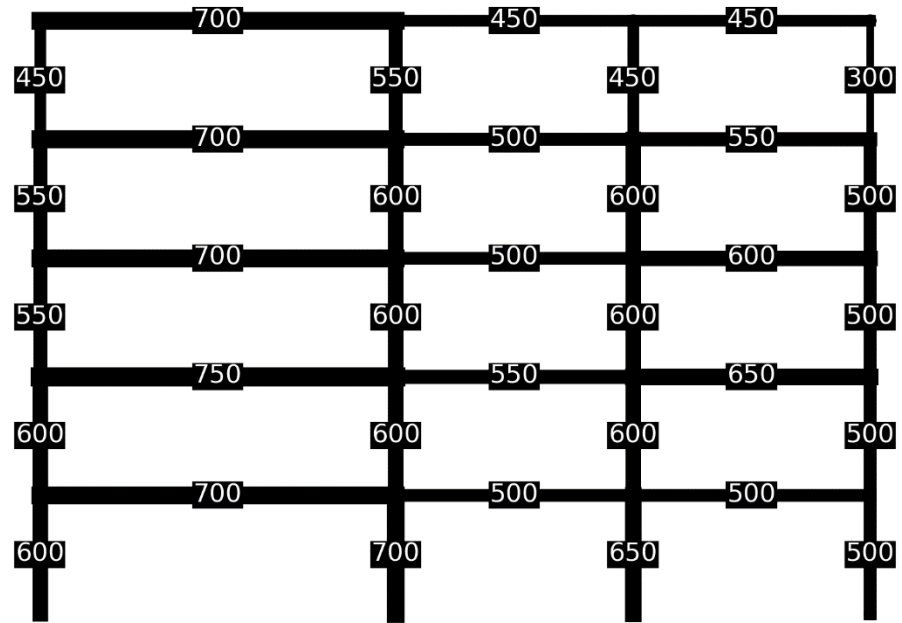
累積報酬



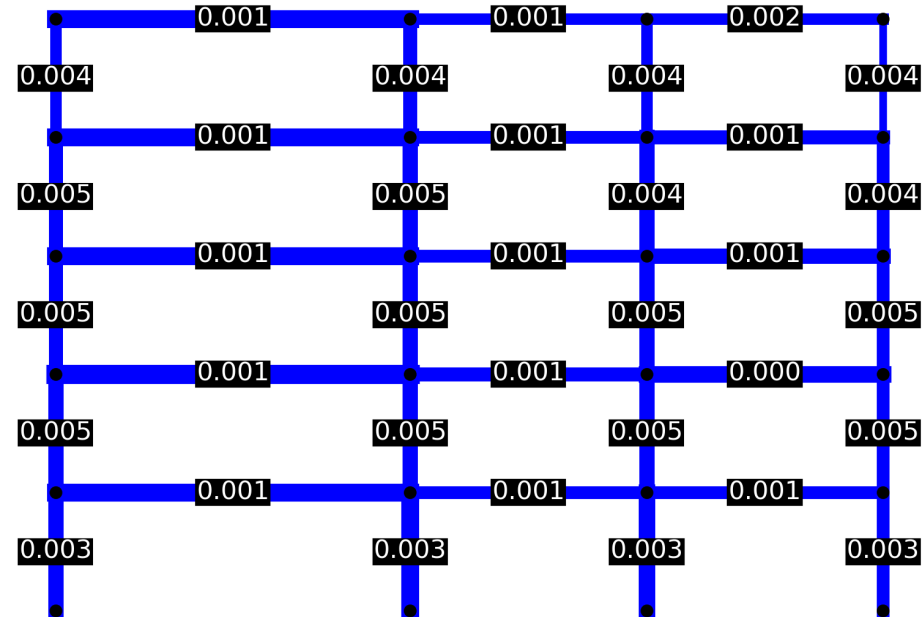
# 学習結果

制約をバランスよく  
考慮した断面設計

断面



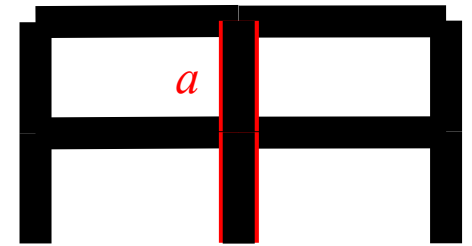
応力安全率( $\leq 1.0$ )  
柱梁耐力比( $\geq 1.5$ )



柱：層間変形/部材長( $\leq 1/200$ )  
梁：中央たわみ/部材長( $\leq 1/300$ )



# 行動 $a$ と報酬 $r$ の定義



$a$  : 部材  $a$  の断面を1段階増, 部材  $a$  が柱かつ下部の柱部材の断面が部材  $a$  より小さい場合は部材  $a$  の断面と同一に

$$r = \frac{1}{3} \left( C \left( \frac{\max_i \tilde{\sigma}_i'}{\max_i \tilde{\sigma}_i} \right) + C \left( \frac{\min_i \beta_i}{\min_i \beta_i'} \right) + C \left( \frac{\max_i \tilde{d}_i'}{\max_i \tilde{d}_i} \right) \right)$$

柱梁耐力比

(  $r \leq 0$  )

変更した断面の数    応力安全率                      直前の値                      変位安全率

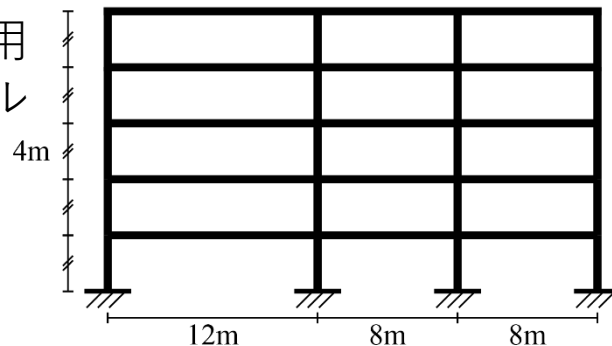
$$C(x) = \begin{cases} \min\{x, 1.0\} & \text{if (the overall solution is feasible)} \\ 0 & \text{else if (x satisfies the constraint)} \\ \frac{n_e}{\sqrt{n_s}} \max\{-\frac{1}{x}, -1.0\} & \text{else} \end{cases}$$

階数(=5)

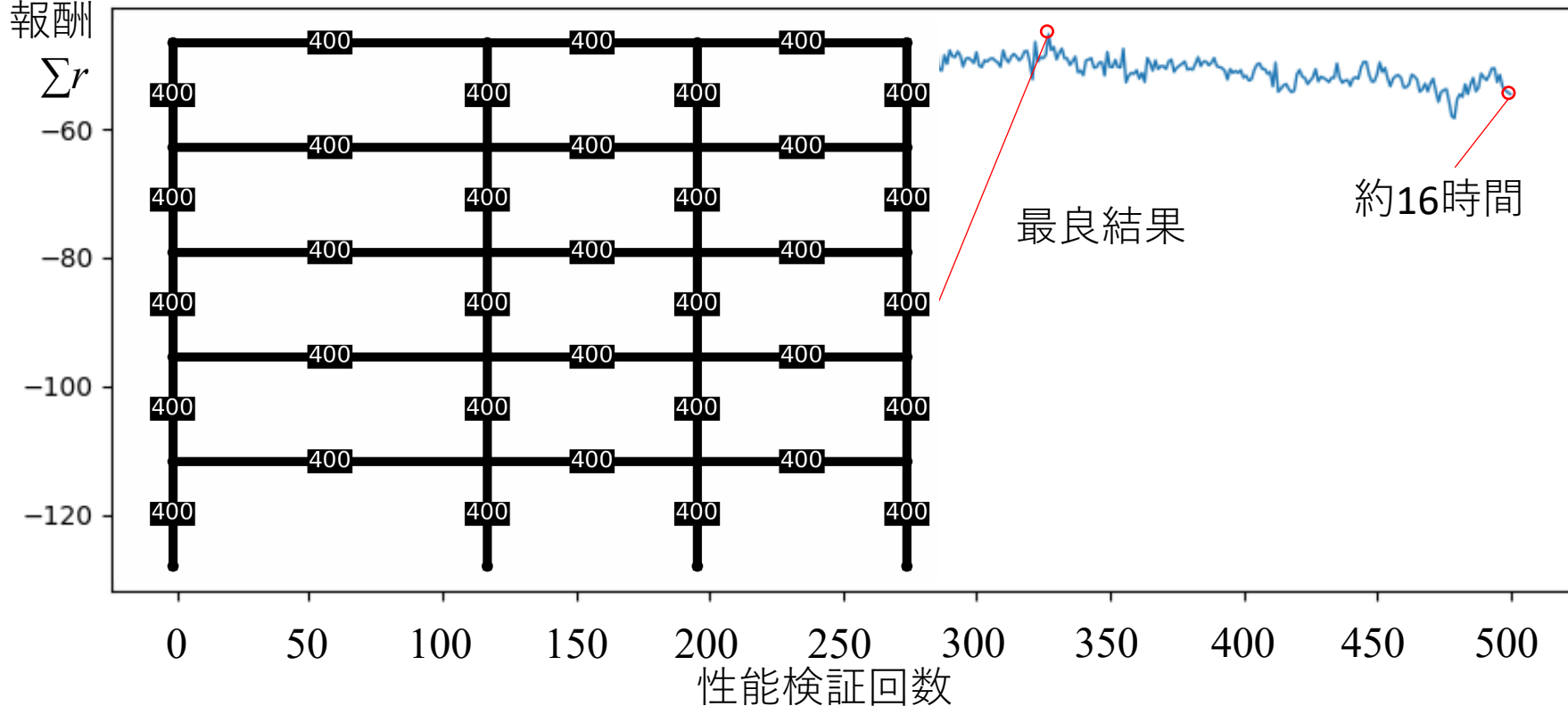
# 学習履歴

- 10エピソードに1回性能検証
- 訓練させたエピソード数の増加に伴い、得られる累積報酬が増加（より良い断面設計を学習）

性能検証用  
構造モデル



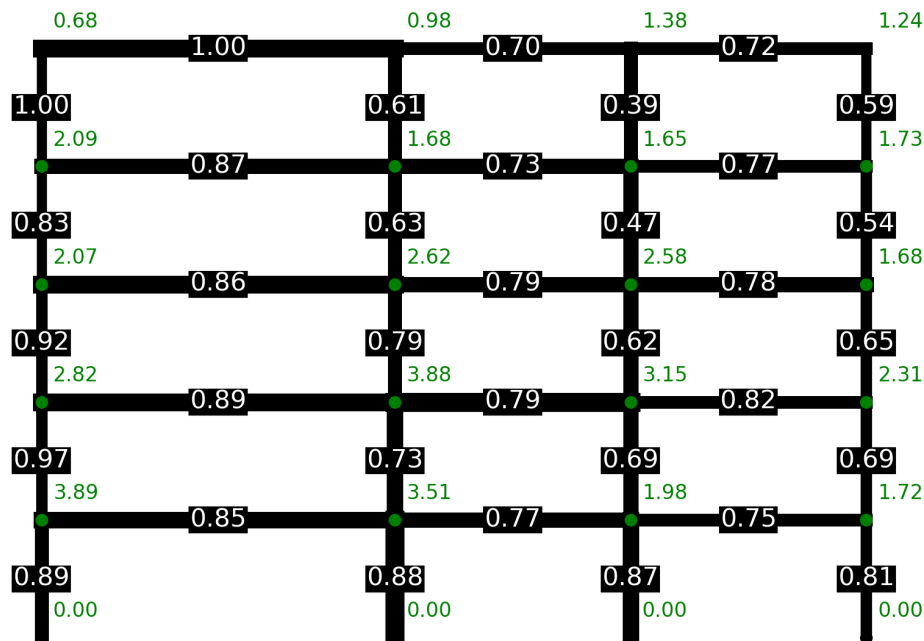
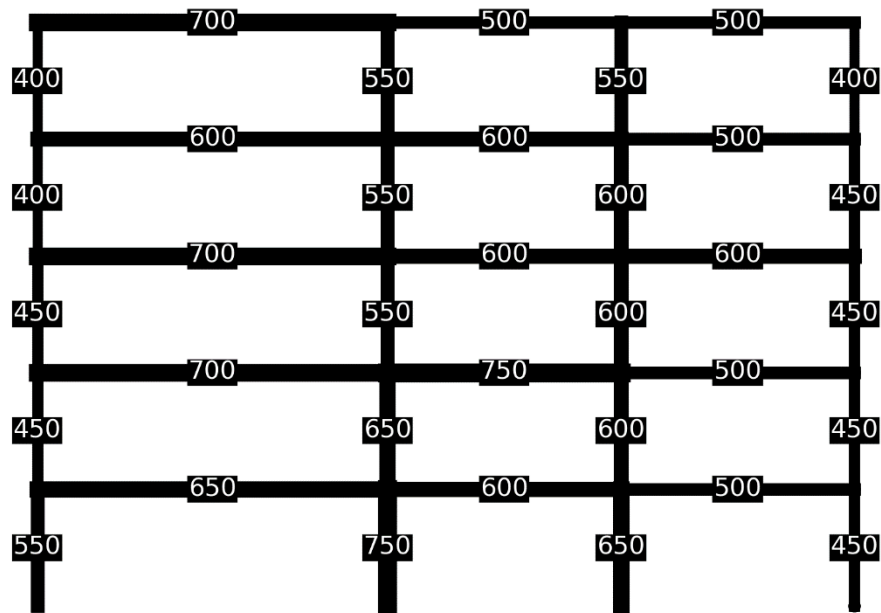
累積  
報酬



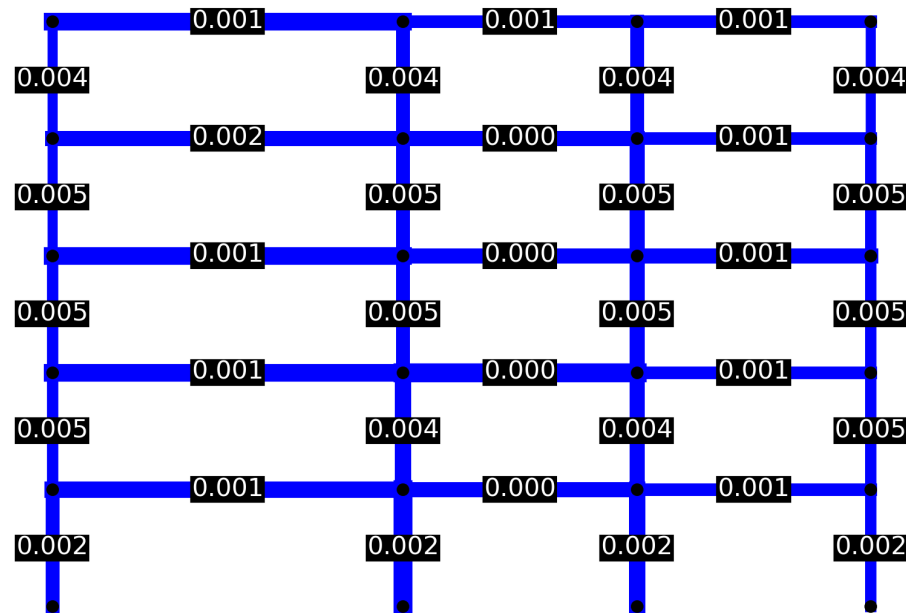
# 学習結果

制約をバランスよく  
考慮した断面設計

断面



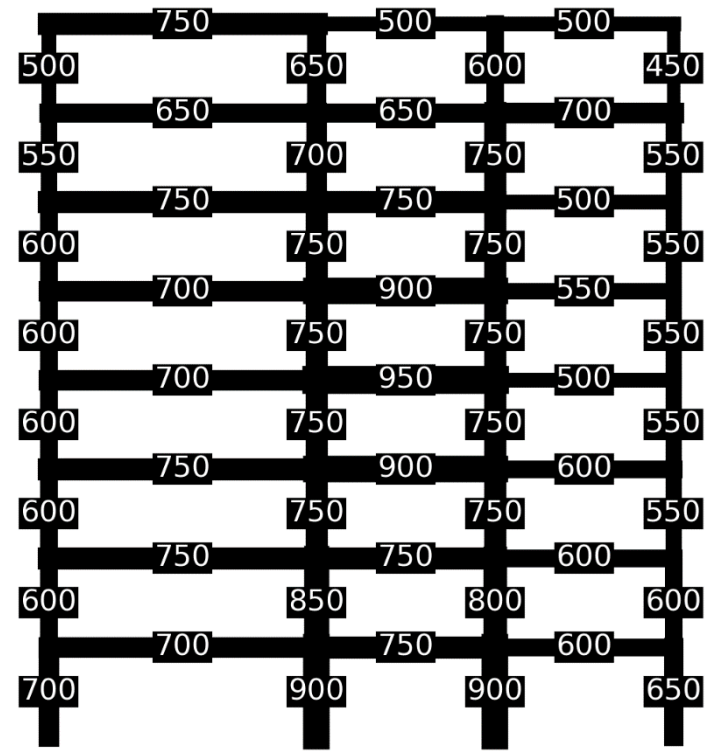
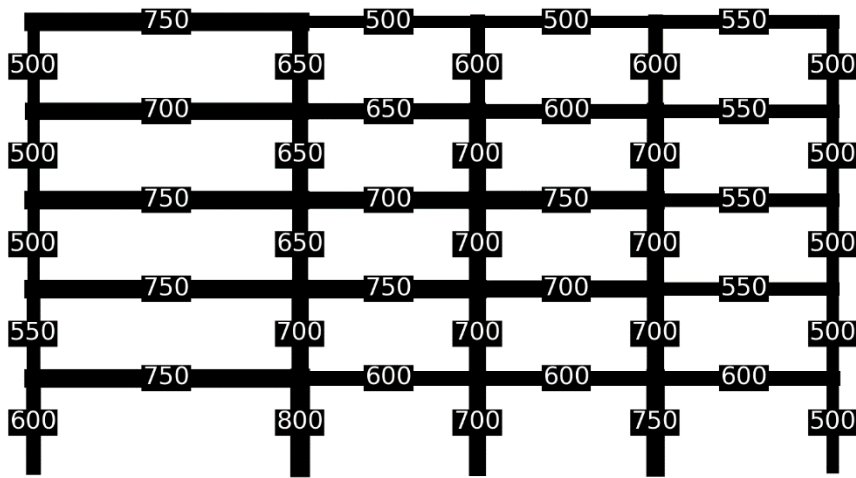
応力安全率 ( $\leq 1.0$ )  
柱梁耐力比 ( $\geq 1.5$ )



柱：層間変形/部材長 ( $\leq 1/200$ )  
梁：中央たわみ/部材長 ( $\leq 1/300$ )

# 異なる規模の骨組への適用性

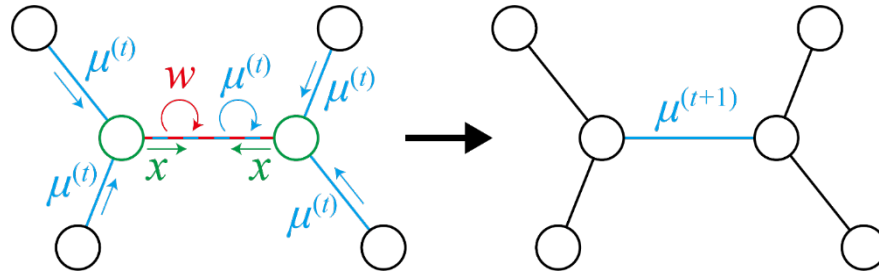
- 訓練したエージェントは再学習無しで異なる骨組に利用可能
- 学習せず利用するだけなら計算負荷は極めて小さい



訓練済モデルの読み込みから構造モデルの生成・  
終端状態に至るまで3秒

5秒

# 結論



- グラフ埋め込みを用いて離散構造物の接続関係を考慮した部材の特徴量 $\mu$ を表現
- 特徴量を用いた強化学習手法を定式化
- 行動価値 $Q$ を計算するフレームワークは設計問題に依存せず、共通して利用可能
- 訓練済みエージェントは構造上の制約・目的を考慮した高度な設計変更が可能
- 訓練済みエージェントの利用は計算負荷小
- 訓練済みエージェントは節点・部材数に依らず、異なる構造モデルに適用可能