

# グラフ埋め込みと強化学習による鋼構造平面骨組の 離散断面設計エージェントの開発

## Development of an agent for discrete cross-section design of planar steel frames using graph embedding and reinforcement learning

○林 和希<sup>\*1</sup>, 大崎 純<sup>\*2</sup>  
Kazuki Hayashi<sup>\*1</sup> and Makoto Ohsaki<sup>\*2</sup>

\*1 京都大学大学院工学研究科建築学専攻 博士後期課程 修士(工学)

Graduate student, Department of Architecture and Architectural Engineering, Kyoto University, M. Eng.

\*2 京都大学大学院工学研究科建築学専攻 教授 博士(工学)

Professor, Department of Architecture and Architectural Engineering, Kyoto University, D. Eng.

キーワード：機械学習；強化学習；グラフ埋め込み；離散断面最適化；鋼構造骨組

Keywords: Machine learning; reinforcement learning; graph embedding; discrete cross-section optimization; steel frame.

### 1. 序

標準的な建築骨組の設計において、骨組の形状は主に建築計画から決定されることが多い。したがって、形状を固定した上で部材断面をどのように決定するかが構造設計の大きなウェイトを占める。部材の断面性能と応力・変位の相関関係は複雑であり、部材断面を変数とする骨組構造の最適化問題は、実用上も重要である。

部材断面性能が連続変数であれば、最適化問題は非線形計画問題として定式化され、設計感度解析を用いた数値計画法によって解くことができる。木村ら[1]は、角形鋼管の板厚およびH形鋼のフランジ・ウェブ厚を連続な設計変数として、骨組頂部の水平変位を最小化する問題を定式化した。しかし、一般的な鋼構造骨組に用いられる鋼材のほとんどは工場で作製された規格品であり、形鋼・鋼管の断面の標準寸法も離散値をとる。こうした実状に対応するには、構造設計の過程を、骨組の部材断面を規格寸法のリストから選択する離散最適化問題あるいは組合せ最適化問題として定式化するのが望ましい[2]。

本研究では、グラフ埋め込みと強化学習の複合手法[3]を応用し、応力・層間変位・柱梁耐力比制約を考慮した鋼構造平面骨組の離散断面を変更するエージェントを開発する。グラフ埋め込みを導入することで、部材と節点の接続関係を考慮した部材の特徴量を抽出でき、より正確に断面の変更方法を学習できることを示す。さらに、部材や節点の数に依らず、訓練した強化学習モデルを再学習なしで用いることが可能となる。提案手法により訓練したモデルの有効性を数値例題を通して検証する。

### 2. グラフ埋め込みによる特徴量を用いた強化学習

#### 2.1. 構造最適化問題

まず、構造最適化問題を定式化する。Figure 1 に設計

用荷重の概要を示す。荷重は長期荷重と短期荷重の2種類を考慮する。長期荷重は、鋼材密度  $77 \text{ kN/m}^3$  と部材総体積  $V$  から計算される構造物の自重、単位床面積あたり  $1.0 \text{ kN/m}^2$  の躯体の仕上げなどの固定荷重と、単位床面積あたり  $2.4 \text{ kN/m}^2$  の積載荷重を含む。短期荷重は、長期荷重に加え、以下の手順で地震荷重を考慮する。まず、自重、固定荷重と単位床面積あたり  $1.3 \text{ kN/m}^2$  の地震用積載荷重に対して各層の重量の総和に対する層  $i$  以上の重量の割合  $\psi_i$  を求める。続いて  $\psi_i$  を用いて第 1 層に対する層  $i$  の層せん断力係数の割り増し係数 ( $A_i$  分布) を計算する。 $A_i$  分布と標準せん断力係数  $C_0 = 0.2$ 、地震地域係数  $Z = 1.0$ 、振動特性係数  $R_i = 1.0$  から計算した地震荷重を各層が受けるものとし、これらをスパン長さごとに重みづけした節点荷重に変換して荷重条件を与える。また、梁の中間部にも節点を設けることで、梁の中央部でのたわみも考慮する。

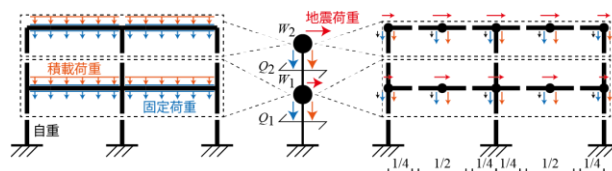


Figure 1. 設計用荷重の概要

剛性方程式を解いて、各節点の変位を求めると、柱の層間変形角  $\tilde{d}_i (i \in \Omega_c)$  と梁の部材長に対するたわみの割合  $\tilde{d}_i (i \in \Omega_b)$  を算出できる。ここで、 $\Omega_c$  と  $\Omega_b$  はそれぞれ柱部材と梁部材の集合である。さらに、節点の変位から部材に作用する圧縮・引張・曲げ応力を算出できる。柱と梁の基準強度をそれぞれ  $F = 235 \text{ [N/mm}^2]$ ,  $F = 325$

[N/mm<sup>2</sup>]とする。国土交通省告示[4]による許容応力に基づいて、部材*i*の許容応力に対する圧縮・引張・曲げの応力比の合計 $\bar{\sigma}_i$ を計算する。また、柱の軸力から軸力比が求まり、軸力比から各節点の柱梁耐力比 $\beta_j$ を算定できる。骨組の部材数を $n_m$ 、節点数を $n_n$ 、上端と下端を除く節点の集合を $\Omega_n$ とする。以上の値を用いて、最適化問題をEq. (1)で定義する。

$$\begin{aligned} & \text{minimize } V(\mathbf{J}) \\ & \text{subject to } \bar{\sigma}_i \leq 1.0 \quad (i \in \{1, \dots, n_m\}) \\ & \quad \tilde{d}_i \leq \begin{cases} 1/300 & (i \in \Omega_b) \\ 1/200 & (i \in \Omega_c) \end{cases} \\ & \quad \beta_j \geq 1.5 \quad (j \in \Omega_n) \end{aligned} \quad (1)$$

ここで $\mathbf{J} = \{J_1, \dots, J_{n_m}\}$ は全部材の断面を示しており、各部材断面はTable 1から選択するものとする。

Table 1. 柱梁の離散断面のリスト

| $J_i$ | 角型鋼管柱<br>( $H \times B \times t_1$ ) | H型梁<br>( $H \times B \times t_1 \times t_2$ ) |
|-------|--------------------------------------|---|
| 200   | 200×200×12                           | 194×150×6×9                                   |
| 250   | 250×250×12                           | 244×175×7×11                                  |
| 300   | 300×300×16                           | 294×200×8×12                                  |
| 350   | 350×350×19                           | 340×250×9×14                                  |
| 400   | 400×400×22                           | 400×200×9×19                                  |
| 450   | 450×450×22                           | 450×200×9×22                                  |
| 500   | 500×500×25                           | 500×250×9×22                                  |
| 550   | 550×550×25                           | 550×250×9×22                                  |
| 600   | 600×600×25                           | 600×250×12×25                                 |
| 650   | 650×650×28                           | 650×250×12×25                                 |
| 700   | 700×700×28                           | 700×250×12×25                                 |
| 750   | 750×750×32                           | 750×300×14×28                                 |
| 800   | 800×800×32                           | 800×300×14×28                                 |
| 850   | 850×850×32                           | 850×300×16×28                                 |
| 900   | 900×900×36                           | 900×300×16×28                                 |
| 950   | 950×950×36                           | 950×300×16×28                                 |
| 1000  | 1000×1000×36                         | 1000×300×16×28                                |

## 2.2. 強化学習タスクへの変換

最適化問題(1)の解を探索する過程を強化学習で学習できるように、マルコフ決定過程[5]で表現する。マルコフ決定過程では、過去の状態や行動の履歴に依存せず、ある状態*s*で行動*a*をとり、報酬*r*と次状態*s'*を逐次的に観測する環境を仮定する。行動の決定主体をエージェントと呼び、ここでは行動の種類に応じて2種類のエージェントを別々に訓練する。一つ目のエージェントは行動*a*により、ある部材の断面を一段階小さく変更し、二つ目のエージェントは、ある部材の断面を一段階大きくする。ただし、断面変更の結果、同一軸の下部の柱が上部に比べて細くなった場合は下部の柱の断面が上部の柱と等しくなるように補正する。全部材あるいは層での最大値を $(\cdot)_{\max}$ 、次状態での値を $(\cdot)'$ で表し、報酬*r*を次式で定義する。

$$r = \frac{1}{3} \left( C(\bar{\sigma}'_{\max} / \bar{\sigma}_{\max}) + C(\beta'_{\max} / \beta_{\max}) + C(\tilde{d}'_{\max} / \tilde{d}_{\max}) \right) \quad (2a)$$

$$C(x) = \begin{cases} \min\{x, 1.0\} & \text{if overall solution is feasible} \\ 0 & \text{else if } x \text{ meets the constraint (2b)} \\ \frac{n_e}{\sqrt{n_1}} \max\left\{-\frac{1}{x}, -1.0\right\} & \text{else} \end{cases}$$

ここで、 $n_e$ は行動によって断面が変更された部材の本数、 $n_1$ は骨組の層数である。状態*s*は次節で説明するグラフ埋め込みで表現する。

## 2.3. グラフ埋め込みによる特徴量抽出

本節では、部材と節点の接続関係を考慮した各部材の特徴量を、グラフ構造を畳み込む手法であるグラフ埋め込みを用いて表現する。特徴量抽出に必要な各節点の入力値 $\mathbf{v} = \{v_1, \dots, v_{n_n}\}$ と各部材の入力値 $\mathbf{w} = \{w_1, \dots, w_{n_m}\}$ をTable 2, 3にそれぞれ定義する。 $L_i$ は部材*i*の部材長である。Table 2, 3において、各入力値は[0,1]の範囲内の値を取るようスケール・クリッピングされている。

Table 2. 節点*k*の入力値 $v_k$

| index | 入力値の説明                     |
|-------|----------------------------|
| 1     | 固定支持点は1, それ以外は0            |
| 2     | 頂部節点は1, それ以外は0             |
| 3     | 側端部節点は1, それ以外は0            |
| 4     | $\min\{1.5/\beta_k, 1.0\}$ |

Table 3. 部材*i*の入力値 $w_i$

| index | 入力値の説明                        |
|-------|-------------------------------|
| 1     | 柱部材は1, それ以外は0                 |
| 2     | 梁部材は1, それ以外は0                 |
| 3     | $L_i/12.0$                    |
| 4     | $J_i/1000$                    |
| 5     | $\min\{\bar{\sigma}_i, 1.0\}$ |
| 6     | $\min\{\tilde{d}_i, 1.0\}$    |

抽出する部材特徴量の次元を $n_i$ とする。学習可能なパラメータ $\theta_1 \in \mathbb{R}^{n_i \times 6}$ 、 $\theta_2 \in \mathbb{R}^{n_i \times n_i}$ 、 $\theta_3 \in \mathbb{R}^{n_i \times 4}$ 、 $\theta_4 \in \mathbb{R}^{n_i \times n_i}$ 、 $\theta_5 \in \mathbb{R}^{n_i \times n_i}$ 、 $\theta_6 \in \mathbb{R}^{n_i \times n_i}$ を用いて、部材*i*の特徴量 $\mu_i \in \mathbb{R}^{n_i}$ の更新式を次式で表す。

$$\mu_i^{(0)} = \mathbf{0} \quad (3a)$$

$$\mu_i^{(t+1)} = \text{ReLU}(h_1 + h_2 + h_3^{(t)} + h_4^{(t)}) \quad (3b)$$

$$h_1 = \theta_1 \mathbf{w}_i \quad (3c)$$

$$h_2 = \theta_2 \sum_{j=1}^2 \text{ReLU}(\theta_3 \mathbf{v}_{i,j}) \quad (3d)$$

$$h_3^{(t)} = \theta_4 \mu_i^{(t)} \quad (3e)$$

$$h_4^{(t)} = \theta_5 \sum_{j=1}^2 \text{ReLU} \left( \theta_6 \sum_{k \in \Phi_{i,j}} \mu_k^{(t)} \right) \quad (3f)$$

ここで、 $t$ はEq. (3)による特徴量の更新回数、 $\mathbf{v}_{i,j}$ は部材*i*の*j*端節点の入力値、 $\Phi_{i,j}$ は部材*i*の*j*端節点に接続す

る部材群のインデックスの集合である。ReLUは正規化線形関数であり、次式で定義される。

$$\text{ReLU}(b) = \begin{cases} b & \text{if } b \geq 0 \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (4)$$

Eq. (3)の計算処理の概要を Fig. 2 に示す。部材  $i$  に接続する節点と部材の入力値・特徴量が部材  $i$  の特徴量として集約されている。Eq. (2)を  $T(>1)$  回繰り返すことで離れた節点や部材を考慮した各部材の特徴量  $\hat{\boldsymbol{\mu}} = \{\mu_1^{(T)}, \dots, \mu_{n_m}^{(T)}\}$  を得る。Dai et al. [3]にならない、 $T=4$  とする。

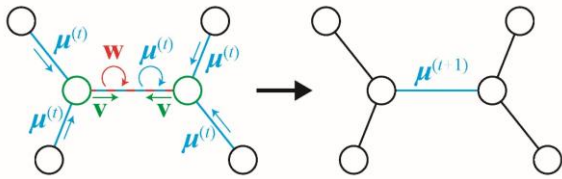


Figure 2. Eq. (3)の計算処理の概要

#### 2.4. 特徴量を用いた行動価値の計算

前節のグラフ埋め込みにより骨組の現状態を表現した特徴量  $\hat{\boldsymbol{\mu}}$  と新たな学習可能パラメータ  $\boldsymbol{\theta}_7 \in \mathbb{R}^{2n}$ ,  $\boldsymbol{\theta}_8 \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ,  $\boldsymbol{\theta}_9 \in \mathbb{R}^{n \times n}$  を用いて、現状態で部材  $i$  の断面を変更する価値を次式で計算する。

$$Q(\hat{\boldsymbol{\mu}}, i) = \boldsymbol{\theta}_7^T \left( \text{ReLU} \left[ \boldsymbol{\theta}_8 \sum_{j=1}^{n_m} \boldsymbol{\mu}_j^{(T)}; \boldsymbol{\theta}_9 \boldsymbol{\mu}_i^{(T)} \right] \right) \quad (5)$$

$[\cdot; \cdot]$ は2つのベクトルを1列に結合する演算子である。Figure 3 に Eq. (5)の概要を示す通り、部材ごとのベクトル値である  $\boldsymbol{\mu}_i^{(T)}$  をスカラー値  $Q(\hat{\boldsymbol{\mu}}, i)$  に変換して評価できるようにしている。 $\hat{\boldsymbol{\mu}}$  は  $\{\boldsymbol{\theta}_1, \dots, \boldsymbol{\theta}_6\}$  を用いて求まるため、 $Q(\hat{\boldsymbol{\mu}}, i)$  は全学習パラメータ  $\boldsymbol{\Theta} = \{\boldsymbol{\theta}_1, \dots, \boldsymbol{\theta}_9\}$  に依存する。以降では、骨組の状態を  $s \approx \{\mathbf{v}, \mathbf{w}\}$  と表記し、状態  $s$  における部材  $i$  の断面を変更する行動価値をパラメータ  $\boldsymbol{\Theta}$  を用いて表現した値を  $Q(s, i; \boldsymbol{\Theta})$  とする。

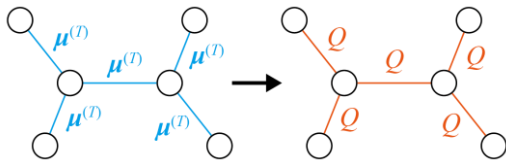


Figure 3. Eq. (5)の計算処理の概要

この行動価値を用いて、得られる報酬の期待値が最も高い部材は次式のようなグリーディ方策で求められる。

$$\pi(s) = \underset{a \in \Omega_m}{\text{argmax}} Q(s, i; \boldsymbol{\Theta}) \quad (6)$$

#### 2.5. 訓練パラメータの最適化

状態  $s$  で部材  $i$  の断面を変更して得られた報酬  $r$  と次状態  $s'$  を用いて、価値関数  $Q$  は以下の損失関数  $L$  を最小化するように更新される。

$$L(\boldsymbol{\Theta}) = \left( r + \gamma \max_i Q(s', i; \tilde{\boldsymbol{\Theta}}) - Q(s, i; \boldsymbol{\Theta}) \right)^2 \quad (7)$$

$\gamma \in [0, 1]$  は即時報酬に対する将来の報酬の重要度を調整するための割引率と呼ばれるパラメータであり、 $\gamma = 0.9$  とする。式(7)では、次状態での行動価値の最大値を推定するため、 $\boldsymbol{\Theta}$  ではなく過去に得られたパラメータ  $\tilde{\boldsymbol{\Theta}}$  を用いることで学習を安定化させている[6]。Eq. (7)を用いた  $\boldsymbol{\Theta}$  の最適化には、RMSprop [7]を用いる。

#### 3. 数値例題

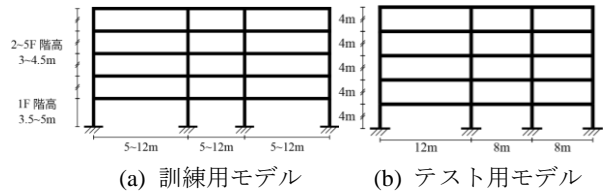


Figure 4. 訓練とテストに用いる5層3スパン平面骨組

初期断面から終端状態に至るまでの断面変更の過程を1エピソードとして、1000エピソードの学習を行う。各エピソードのはじめに、Fig. 4(a)に示す範囲でスパンと階高をランダム化し、多様な形状に対応できるように訓練する。また、10エピソードごとにFig. 4(b)のようにスパンや階高を固定してエージェントの性能検証を行う。部材断面を増加させるエージェントと減少させるエージェントの訓練結果を以下にそれぞれ示す。

##### 3.1. 部材断面を増加させる場合

初期断面は柱梁ともに最小の  $J_i = 200$  とし、終端状態は全ての制約が満たされた状態とする。Figure 5 に示すように、訓練エピソード数の増加につれて獲得した累積報酬が増加している。最も高い累積報酬を記録した900エピソード学習時点でのパラメータを最も良いパラメータとして、そのパラメータを用いたエージェントによる断面設計を Fig. 6 に示す。

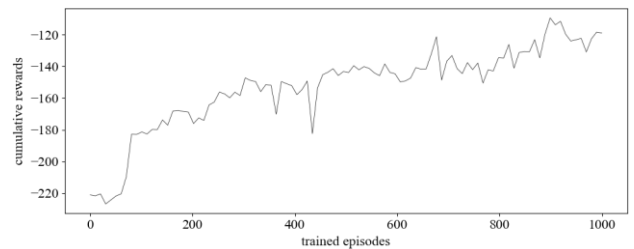


Figure 5. テストごとの累積報酬の履歴 (部材増)

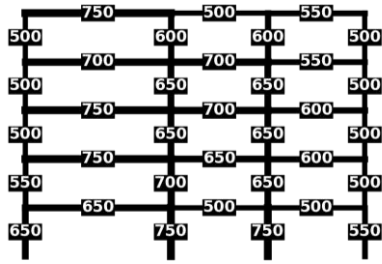


Figure 6. 終端状態での断面設計 (部材増,  $V = 7.48 [m^3]$ )

続いて、同じエージェントを再学習なしで6層2スパンモデルに適用したときの結果を Fig. 7 に示す。荷重の負担が比較的少ない側端部の柱が細く設計されており、構造設計者の直感に合った断面設計が得られた。

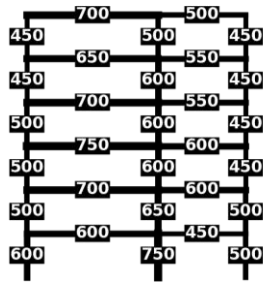


Figure 7. 終端状態での断面設計 (部材増,  $V = 5.70 [m^3]$ )

### 3.2. 部材断面を減少させる場合

初期断面は柱梁ともに最大の  $J_i = 1000$  とし、終端状態はいずれかの制約を超過した状態とした。Figure 8 に示すように、訓練エピソード数の増加につれて獲得した累積報酬が概ね増加しており、エージェントが方策を改善していることが確認できた。750 エピソード学習時点でのパラメータを最良パラメータとして用いたエージェントによる断面設計を Fig. 9 に示す。

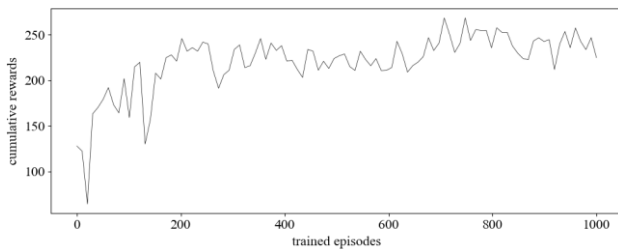


Figure 8. テストごとの累積報酬の履歴 (部材減)

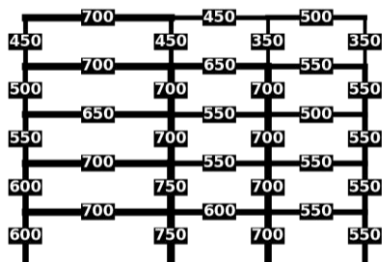


Figure 9. 終端状態での断面設計 (部材減,  $V = 6.98 [m^3]$ )

続いて、同じエージェントを再学習なしで2層5スパンモデルに適用したときの結果を Fig. 10 に示す。部材断面を増加させた場合と同様、訓練に用いた骨組と異なる骨組を用いても良好な断面設計が得られた。

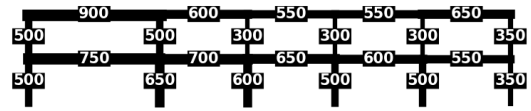


Figure 10. 終端状態での断面設計 (部材減,  $V = 3.62 [m^3]$ )

## 4. 結論

部材総体積最小化を目的とする鋼構造平面骨組の応力・変位・柱梁耐力比制約下での離散断面最適化問題に対し、グラフ埋め込みと強化学習を併用した部材断面の最適設計エージェントの訓練手法を開発した。骨組の部材接続関係を考慮した特徴量をグラフ埋め込みによって抽出し、各部材断面を変更する価値を定式化した。定式化過程で導入したパラメータを強化学習で最適化することで、制約を満たしつつ部材断面を変更する方策を獲得した。提案手法は、節点・部材数・形状が異なる骨組に対しても訓練済モデルを再学習なしで利用でき、離散断面を簡易的に求める設計支援ツールとしての応用も期待できる。

## 謝辞

本研究は、JSPS 科研費 JP20H04467, JSPS 特別研究員奨励費 JP18J21456 の助成を受けた。ここに記して謝意を表す。

## [参考文献]

- 1) 木村俊明, 大崎 純, 岡崎 稜. (2018). 鋼構造骨組のブレース配置と柱・梁断面の同時最適化. 日本建築学会構造系論文集 83(752), 1445-1454.
- 2) 田村尚士, 大森博司. (2008). 多目的最適化法による鋼構造物の構造設計支援手法の提案. 日本建築学会構造系論文集 73(628), 891-897.
- 3) Dai, H., Khalil, E. B., Zhang, Y., Dilkina, B., and Song, L. (2017). Learning combinatorial optimization algorithms over graphs. In Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. NIPS'17, 6351-6361
- 4) 国土交通省告示第 1024 号. (2001). 特殊な許容応力度及び特殊な材料強度を定める件. 第 1, 三, 口.
- 5) Bellman, R. (1957). A Markovian decision process. Indiana Univ. Math. J. 6(4), 679-684
- 6) Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Rusu, A. A., Veness, J., Bellemare, M. G., et al. (2015). Human-level control through deep reinforcement learning. Nature 518, 529-533
- 7) Tieleman, T. and Hinton, G. (2012). Lecture 6.5—RmsProp: Divide the gradient by a running average of its recent magnitude. COURSE: Neural Networks for Machine Learning