

終局状態を考慮した NN の機械学習による構造最適化 5 層 3 スパンモデル

Structural Optimization Considering end state by Using Machine Learning of NN 5-layer 3-span model

○小林 和真^{*1}, 横須賀 洋平^{*2}
Kazuma KOBAYASHI^{*1}, Yohei YOKOSUKA^{*2}

^{*1} 鹿児島大学理工学研究科工学専攻建築学プログラム 修士学生 修士(工学)

Graduate Student, Graduate School of Science and Engineering, Kagoshima University, B.Eng.

^{*2} 鹿児島大学理工学研究科工学専攻建築学プログラム 准教授 博士(情報科学)

Associate Professor, Graduate School of Science and Engineering, Kagoshima University, Ph.D.

キーワード：構造最適化，保有水平耐力，機械学習

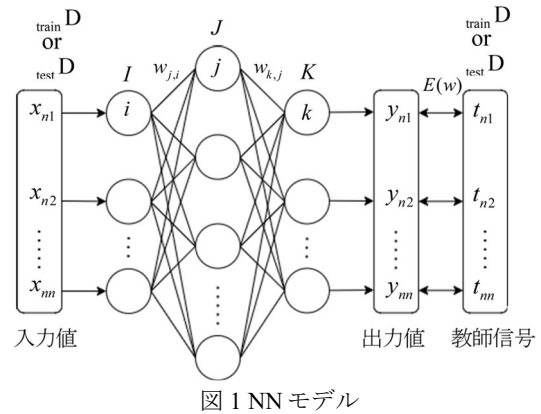
Keywords: structural optimization; Horizontal Load-carrying Capacity; Machine Learning.

1. はじめに

近年、最適化や機械学習などの技術が発展してきており、建築の分野においても、設計・施工計画の提案などに用いられている。発見的手法による構造最適化の場合、都度構造解析や制約条件の判定が必要であり、解析モデルの大規模化や数値計算の複雑化に伴い最適化の計算コストが増大する。このような問題の解決策として、最適化問題にサロゲートモデルを適用して計算コストを削減する手法が提案されている。サロゲートモデルとは、機械学習を用いて、物理モデルのプロセスを計算した代理モデルである。物理モデルによる数値解析は、正確に評価値を算定するが、一方で計算コストが増大するため、代理モデルを用いて計算コストを削減する。本研究では、サロゲートモデルとしてニューラルネットワーク(Neural Network : NN)、最適化問題の解法には遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm : GA)を採用する。

一般構造の最適化問題において、採用される設計条件の多くは、許容応力度設計に基づいた構造最適化が行われている。しかし、設計対象の規模に伴い、耐震性能を評価する二次設計が必要となる。許容応力度設計に基づく最適解として得られた解が二次設計を満足する保証がないため、最適化問題に二次設計の評価項目を導入し、耐震性能を考慮した構造最適化の実現性を示す。

本研究はサロゲートモデルを用いた最小重量設計を目的とし、鋼構造骨組の部材の配置と断面の同時最適化を扱う。構造解析には静的荷重増分解析を採用し、サロゲートモデルにより増分解析の計算コストの削減を行う。NN で学習、推定し、制約条件を判定する。GA を用いた構造最適化で近似的な最適解の探索を行った結果について検討し、その有効性及今後の展望について考察する。



2. ニューラルネットワーク (Neural Network : NN)

ニューラルネットワークとは人間の脳の神経細胞を図 1 のように数理モデル化したもので、学習によってシナプス間の結合強度である重みを変化させることで、出力を調整する。本論では階層型 NN を採用しており、その計算手順を以下に説明する。

2.1. 計算手順

1) データセットの作成：まず学習データとして学習を行う入力値 に対する望ましい出力値である教師信号を としたデータセット trainD を採用する。

$$\text{trainD} = \{(x_1, t_1), (x_2, t_2), \dots, (x_n, t_n)\} \quad (2.1)$$

2) 学習：指定した学習回数に到達するまで①～③を繰り返す。

①順伝播： trainD から任意で一組の入力値と教師信号を取り出し、入力層 I 、中間層 J 、出力層 K と順に式(2.2.a)から式(2.2.e)を用いて計算を行う。

$$\text{入力層 } I: \quad y_i^I = x_i \quad (2.2.a)$$

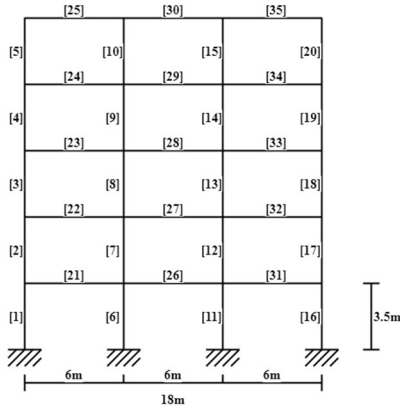


図2 解析モデル

表1 地震用荷重

	床用固定荷重	床用積載荷重
最上階	29.2(kN/m)	15.6(kN/m)
基準階	31.1(kN/m)	6.4(kN/m)

表3.1 梁断面リスト

B1	H-400×200×8×13
B2	H-450×200×9×14
B3	H-500×200×10×16
B4	H-440×300×11×18

表3.2 柱断面リスト

C1	□-450×450×22
C2	□-500×500×22

表2 NNの形状及びパラメータ

ユニット数	30-1500-1500-118(R) 40-1500-1500-118(R-C)
パッチサイズ	1400
Epoch	2000
学習データ数	100000

表4 GAパラメータ

個体数	100
世代数	10000
交叉率	0.8
遺伝子長	10bit
突然変異率	0.10
選択方式	ルーレット方式
交叉方式	2点交叉

$$\text{中間層 } J: \quad u_j^J = \sum_{i=1}^J w_{ji} y_i^J + b_j \quad (2.2.b)$$

$$y_j^J = f(u_j^J) \quad (2.2.c)$$

$$\text{出力層 } K: \quad u_k^K = \sum_{j=1}^K w_{kj} y_j^K + b_k \quad (2.2.d)$$

$$y_k^K = f(u_k^K) \quad (2.2.e)$$

ここで、 $i \in I, j \in J, k \in K, u_n$: 入力値、 y_n : 出力値、 w : 重みパラメータ、 b : バイアス値である。

②逆伝播: NN では学習を行うことで重みパラメータを最適化するが、その学習方法には誤差逆伝播法を用いている。ここでは全 trainD より少数のデータの部分集合 (ミニバッチ) を作成しミニバッチ単位で学習を行う。まず学習の時刻 t におけるミニバッチの各訓練サンプル n の出力値 $y_{k,n}^t$ と教師信号 $t_{k,n}$ の二乗誤差を式(2.3)により得る。

$$E(w^t)_n = \sum_{k \in K} (y_{k,n}^t - t_{k,n}^t)^2 \quad (2.3)$$

D 全体に対して二乗誤差を求め、 D の平均二乗誤差を式(2.3)によって得ることができ、損失関数 $E(w)$ と定義する。

$$E(w^t) = \frac{1}{N} \sum_{n \in N} E(w^t)_n \quad (2.4)$$

次に損失関数 $E(w)$ を最小化するために各層間の重みパラメータの勾配を求める。

③重みパラメータの更新: 求められた勾配を用いて、各層間の重みパラメータの更新を行う。

本論では勾配法の中でも Adam を採用し、Python の機械学習フレームワークである TensorFlow2.9 を使用して NN を実装している。

3. 保有水平耐力の算定

鋼構造骨組の耐震性能を推定するために、短期荷重である地震力を外力として加え、静的荷重増分解析によって解析を行う。なお、外力は各層の節点に集中荷重として与える。

3.1. 静的荷重増分解析

構造解析手法に用いる静的荷重増分解析では、構造物に加わる荷重を大きくしていき、部材端部の曲げモーメントが全塑性モーメントに達するとその節点をヒンジへ

と変えていく。各接点に順次塑性ヒンジが形成され、有限要素法による連立方程式が解けなくなるまで繰り返す。塑性ヒンジが形成される完全弾塑性モデルを考える場合は、その要素の両端に曲げばねを付加することにより有限要素解析を行うことができる。曲げばねのもつ剛性 k_i 、 k_j はばねパラメータ λ_i 、 λ_j を用いて次のように定義される。

$$k_i^{R(n)} = \frac{\lambda_i^{(n)}}{1 - \lambda_i^{(n)}} \frac{6EI^{(n)}}{l} \quad (3.1)$$

$$k_j^{R(n)} = \frac{\lambda_j^{(n)}}{1 - \lambda_j^{(n)}} \frac{6EI^{(n)}}{l} \quad (3.2)$$

ここで、 E : ヤング係数、 I : 断面二次モーメント、 A : 断面積、 l : 部材長である。なお、本稿では、部材端部の曲げばねのみを塑性ヒンジとする完全弾塑性モデルとする。

3.2. 要素剛性方程式

ある要素 n における軸力方向の要素剛性方程式は、塑性ヒンジの有無で変化せず次式で表される。

$$\frac{EA}{l} \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} u_i^n \\ u_j^n \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} f_{xi}^n \\ f_{xj}^n \end{Bmatrix} \quad (3.3)$$

一方、軸力に対し垂直方向、回転方向に関する要素剛性方程式は以下の式で表される。

$$k_e = \begin{bmatrix} \lambda_i^n + \lambda_j^n + 4\lambda_i^n \lambda_j^n & \lambda_i^n (1 + 2\lambda_j^n) l & -(\lambda_i^n + \lambda_j^n + 4\lambda_i^n \lambda_j^n) & (1 + 2\lambda_i^n) \lambda_j^n l \\ \lambda_i^n (1 + 2\lambda_j^n) l & \lambda_i^n (1 + \lambda_j^n) l^2 & -\lambda_i^n (1 + 2\lambda_j^n) l & \lambda_i^n \lambda_j^n l^2 \\ \text{sym.} & & \lambda_i^n + \lambda_j^n + 4\lambda_i^n \lambda_j^n & -(1 + 2\lambda_i^n) \lambda_j^n l \\ & & & (1 + \lambda_i^n) \lambda_j^n l^2 \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

$$\frac{6EI}{(1 + \lambda_i^n + \lambda_j^n)} k_e \begin{Bmatrix} v_i^n \\ \theta_i^n \\ v_j^n \\ \theta_j^n \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} f_{yi}^n \\ m_i^n \\ f_{yj}^n \\ m_j^n \end{Bmatrix} \quad (3.5)$$

3.3. 必要保有水平耐力

各層の地震力は、表1の地震用仮定荷重をもとに、 A 分布によって算定する。保有水平耐力の算定に用いられる地震力 Q_{ud} は標準せん断力係数 $C_0 = 1.0$ として求められ、それに対する必要保有水平耐力は以下の式で算定できる。

$$Q_{un} = Q_{ud} F_{es} D_s \quad (3.6)$$

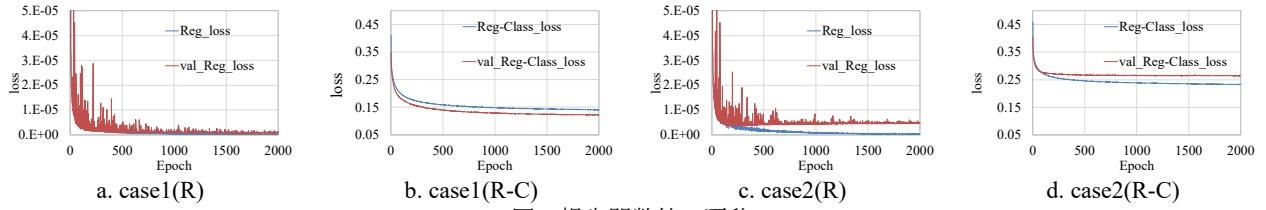


図3 損失関数値の遷移

ここで、 F_{es} ：各層の形状係数、 D_s ：各層の構造特性係数である。部材の幅厚比や接続状況により D_s は変化するが、本稿では $F_{es}=1.00$ 、 $D_s=0.25$ として解析の簡素化を図る。

4. NN による学習

4.1 trainD の作成

教師信号作成のために応力解析を行い、応力解析に用いる設計変数を入力値 x 、その解析から得られる応力検定比、層間変形角、余裕度 (Q_u/Q_m)、崩壊形を出力値 t とする。ランダムに 101000 個のデータセットを作成し 100000 個は trainD、1000 個は推定精度検証データ testD として用いる。本研究では数値を予測する回帰(Regression : Reg)とカテゴリを予測する分類(Classification : Class)を扱う。第5節に示す崩壊形の学習が分類型となる。本稿では、崩壊形を考慮しない回帰問題を R、崩壊形を考慮する回帰と分類の複合型問題を R-C とする。また、設計変数が 3 つの場合(case1)と 4 つの場合(case2)を試行し、学習の収束状況の比較・検討を行う。

4.2 学習

表2に示すパラメータで学習を行う。NN での出力値 y の損失関数値 loss を図 3a,b に示す。各グラフの横軸は学習回数であり loss は trainD、val_loss は testD の損失関数値の遷移を表している。この時、loss と val_loss の遷移が近いほど学習が成功していることを示している。

4.3. 学習結果と考察

図3より、case1 の R,R-C の損失関数は十分に収束しており、過学習は発生しておらず適切に学習ができている。しかし case2 の R,R-C は過学習に陥っている。設計変数の数が大きくなることで、学習が困難になっていると考えられる。

5. GA による構造最適化

表3の部材リストを設計変数とした鋼構造骨組の最小重量設計を GA により行う。表 3.1 より、case1 は B1 から B3 の 3 つ、case2 は B1 から B4 の 4 つを設計変数とする。

下層断面が大きくなるように表 3.2 より、1,2 層目の柱を C2、3,4,5 層目の柱を C1 とする。断面リストの下限值による許容応力度設計において、長期荷重の制約条件を満足する事を確認している。R の制約条件は式(5c)から式(5e)、R-C の制約条件は式(5c)から式(5f)を満たすものとする。有限要素法を用いて最適化を行う場合(GA-FEM)と NN を

用いて学習・最適化を行う場合(GA-NN)について、各学習データを用いて、最適化を 3 試行し、得られた解の比較を行う。表 4 に示すパラメータで最適化を行う。GA の最適化の定式は次式により与えられる。

$$\text{Find} \quad B_i \quad (5a)$$

$$\text{to minimize} \quad f(B_i) = \rho V \quad (5b)$$

$$\text{subject to} \quad \sigma^L \leq \sigma_i \leq \sigma^U \quad (5c)$$

$$\theta_k < 1/200 \quad (5d)$$

$$Q_u/Q_m > 1 \quad (5e)$$

$$Lp = 1 \quad (5f)$$

ここで、 B_i ：梁の i 部材番号、 ρ ：質量密度($=78.5$

kN/m^3)、 V ：総体積、 σ_i ： i 部材応力度、 σ^L, σ^U ：側面制約(短期許容応力度を用いる)、 θ_k ： k 層の層間変形角、 Q_u ：保有水平耐力($\theta_k \leq 1/75$ のときの θ_k が最大の層せん断力)、 Q_m ：必要保有水平耐力である。ヤング係数は $E = 2.05 \times 10^8 \text{ kN/m}^2$ 、設計基準強度は $F = 2.35 \times 10^5 \text{ kN/m}^2$ とする。 Lp は脆性的な破壊となる両端ヒンジ防ぐため以下の関数を定義する。

$$Lp = \prod_{p=1}^{l(s+1)} (\lambda_i^p + \lambda_j^p) \quad (5.1)$$

$$\begin{cases} L_p = 1 & (lp \neq 0) \\ L_p = 0 & (lp = 0) \end{cases} \quad (5.2)$$

ここで、 s ：スパン数、 l ：層数である。平面骨組の要素番号を図1に示すように割り当てたとき、 $Lp=0$ となる場合、脆性的な崩壊を起こす。これより、塑性ヒンジ形成に伴う崩壊メカニズムは $Lp=1$ を満足するものとする。

6. 最適化結果と考察

図4に目的関数の遷移及び最小目的関数値、図5に最小目的関数値時の解形状及び崩壊メカニズムの判定(R-C のみ)を示す。このとき解形状は、断面の大きさを線の太さに対応させて示し、塑性箇所及び塑性した順番を示す。表5に GA-NN の 1 試行当たりの計算コストを GA-FEM に対する割合で示す。

図4より、いずれの方法においても良好な収束状況を示しており、大域的最適解が得られたことがわかる。図5の解形状より、case-1、case-2 の解形状の傾向はよく似ており、中層が剛性の高い梁で構成されることで、必要とされる耐力を満たした最小重量設計の解を得ていることが判る。図 4.1、4.2 及び図 5.1、5.2 の GA-FEM と GA-NN よ

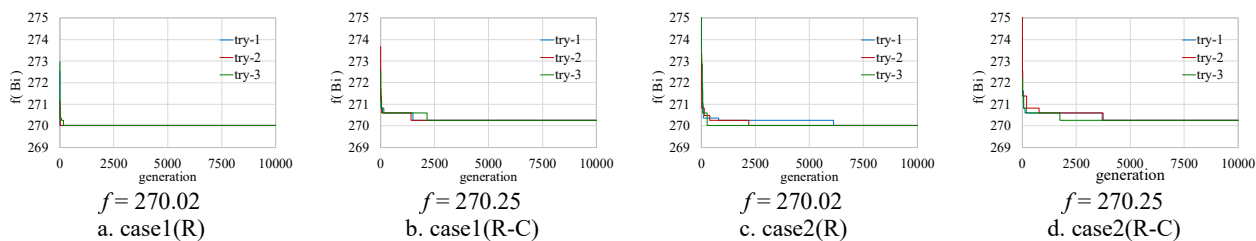


図 4.1 目的関数遷移(GA-FEM)

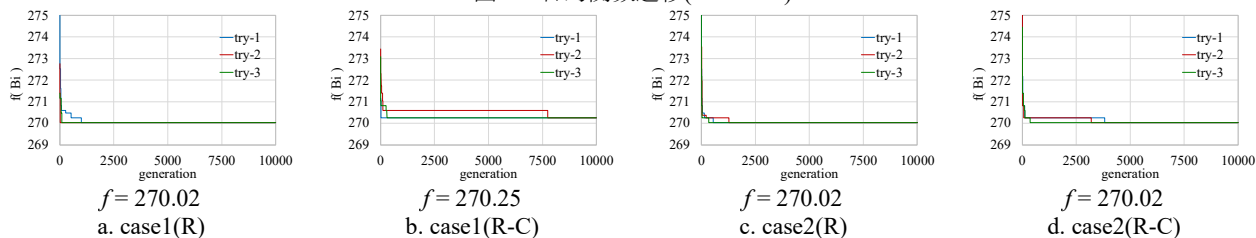


図 4.2 目的関数遷移(GA-NN)

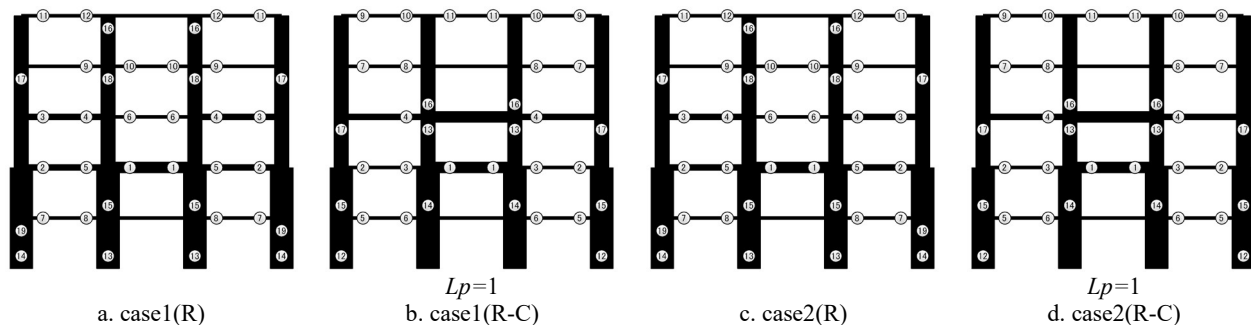


図 5.1 解形状(GA-FEM)

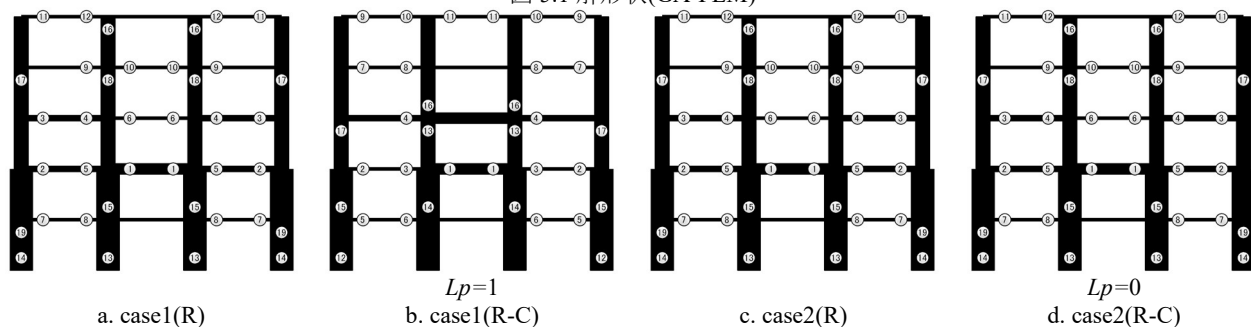


図 5.2 解形状(GA-NN)

り、a、b、c の場合、目的関数値と解形状は同じ解を得ているが、d の場合、異なる目的関数値と解形状が得られている。崩壊メカニズム以外の制約条件は満たしているため、崩壊メカニズムの学習が十分ではないことが原因として考えられる。表 5 より、GA-NN の計算コストが GA-FEM と比較して小さいことが示されており、GA-NN が優れた方法であると考えられる。

今後、学習時のパラメータを変えることで効果的な学習法を検討する。また、与条件の異なるときで学習の検討を行い、解析モデルの学習可能な範囲を明らかにする。計算コストの優位性も、解形状の違いや崩壊メカニズムの学習の問題がまだ解決されていないことに留意し、今後の検討を行う。

表 5.1 試行当たりの計算コスト(%)

GA-FEM	GA-NN
100	17.2

【参考文献】

- 1) 久住呂大志, 横須賀洋平, 本間俊雄: ニューラルネットワークによるサロゲートモデルを用いた構造最適化-鋼構造骨組のブレース部材の配置と断面の同時最適化-, 日本建築学会九州支部研究報告, 61, 237-240, 2022
- 2) 中間隆寛, 横須賀洋平: 保有水平耐力を考慮した構造最適化-一次設計と二次設計の最適解の比較-, 第 16 回コロキウム構造形態の解析と創生 2021, 17-22, 2021
- 3) 藤井大地, 松本慎也: 建築構造設計・解析入門, 丸善出版, 2017
- 4) 日本鋼構造協会: わかりやすい鉄骨の構造設計, 技報堂出版, 2020
- 5) 伊庭斉志: 進化計算と深層学習, 第 1 版, オーム社, 2015