

応答曲面の機械学習による非線形相互作用システムの制御設計支援

MACHINE LEARNING-BASED CONTROL DESIGN OF DYNAMIC INTERACTION SYSTEMS WITH NONLINEARITY

○金子 健作*¹
Kensaku Kaneko*¹

*1 東京工業大学 環境・社会理工学院建築学系 助教 博士 (工学)

Assistant Professor, School of Environment and Society, Department of Architecture and Building Engineering,
Tokyo Institute of Technology, Dr. Eng.

Summary:

This paper discusses response surface method using a deep neural network. A problem of our interest is optimal control design of tuned mass damper (TMD) mounted on reinforced concrete buildings subjected to strong ground motion. The target building is considered a nonlinear system with stiffness degrading, which makes optimization problems quite difficult. Fully-connected neural networks are employed to train a set of peak displacement in the building and TMD with respect to various parameters. Sampling parameters are the mass ratio, tuning ratio, damping ratio of the TMD, envelope curve of the building, peak ductility factor and natural period of the building and soil, in combination with Latin hypercube sampling method. It was confirmed that the trained neural network can capture various complex response surfaces generated by time history analysis. Optimization problems are demonstrated using the trained neural network to show the usefulness of machine learning-based structural design in practical engineering.

キーワード: ニューラルネットワーク; 応答曲面法; 対話型設計; TMD; 機械学習

Keywords: Neural network; response surface method; interactive design; tuned mass damper; machine learning.

1. はじめに

建設分野における機械学習アルゴリズムの研究は1990年代頃からおこなわれ、最近では、機械学習が実務に積極的に導入されようとしている。そのなかで、機械学習を用いた設計支援システムがある。機械学習は、学習に用いるデータの準備が肝要である。問題分野に係わる技術者がデータを用意するのに対して、システムを実装するのはそれ以外の専門家であることが多い。従来、構造解析コードの開発や数値最適化に係わる研究は、おもに問題分野に係わる技術者や専門家によりなされてきた。これは、対象への深い知識や洞察力が必要だからである。この点において、機械学習は特異である。

これとは別に、従来用いられてきた設計支援システムの一つとして、応答曲面法が挙げられる²⁾。応答曲面法では、実験や数値シミュレーションの結果から、設計変数とそれに対応する応答の関係をサンプリングする。最小二乗法に基づく応答曲面モデルでは、このサンプリング値を低次多項式により回帰

する。さらに、数値最適化において、目的関数を応答曲面で代用できる。また、設計変数で表された解空間において、最適点の点推定だけでなく、その周囲も視覚的かつ対話的に確認できる。これらの点で、設計支援ツールとして有用性が高い。こうした利点がある一方、通常が多項式(回帰モデル)では、複雑な応答曲面を十分に近似できないことがある。より複雑な応答曲面モデルを作成する方法として、Kriging法や放射基底関数²⁾、ニューラルネットワーク(以下、ニューラルネット)の利用などがある。

比較的浅いニューラルネットを用いた応答曲面に関しては、これまで広く研究されている。これらは、研究者が各自で学習アルゴリズムを実装していた。最近では、無償で利用できる深層学習のライブラリが様々に公開されている。これにより、a) 勾配消失問題により以前は困難であった、深いネットの学習が容易になった、b) 深い層を有するネットを利用することにより、高次元の設計変数空間での非線形性の強い応答曲面の学習が期待できる、c)

Jupyter Notebook などに代表される計算可能ノートブック (computational notebook) が普及した，ことなどがある。構造設計者が機械学習を日常的かつ自発的に利用するという観点から，応答曲面モデルを改めて議論する価値は高いと考える。

本研究では，鉄筋コンクリート造建物の地震応答を低減する同調質量ダンパー (TMD) の制振設計を考える (図 1)。ここでは，ニューラルネットを用いた応答曲面モデルの学習が主題である。この問題を取り上げた理由は，次のとおりである。a) ほかの一般的な制振構造に比べて，設計法が体系化されていない。ゆえに，試行錯誤的な時刻歴応答解析の繰り返しに頼らざるを得ない。b) 時刻歴解析を多数おこないサンプリングした応答曲面は，偶発的なばらつきが大きい。c) Kriging 法や放射基底関数を用いた方法では，このばらつきを過剰適合して，過度に複雑な曲面を生成しかねない。d) TMD と建物は強い相互作用系を構成し，かつ応答は非線形である。加えて，不確定性の高い地震動強さに TMD の最適性が強く影響する。e) 建物の応答低減を高めると TMD の最大変形も大きくなるため，これを制約条件として考えなければならない。以上を意識し，制振設計における機械学習の有用性を議論する。

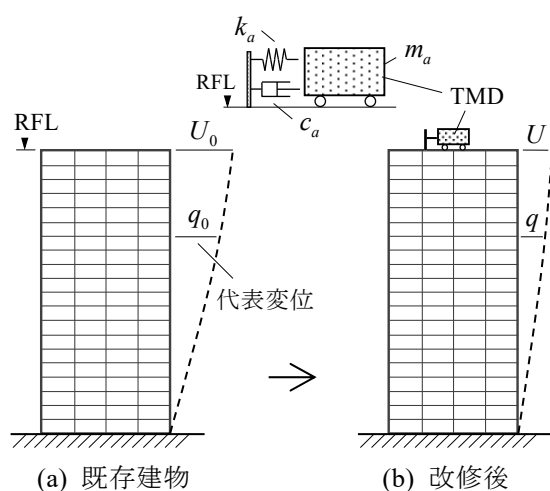


図 1 非線形相互作用系の制振設計問題

2. 教師データの作成方法

2.1 対象建物

対象は純ラーメン形式の鉄筋コンクリート造 (RC 造) 建物である。建物は既存であるとし，この屋上に TMD を新たに設け，建物の 1 次モードの地震応答を抑制することを考える。すなわち，ここでは制振改修を想定する (図 1)。設計変数は，TMD の質量 m_a ，減衰係数 c_a ，剛性 k_a の 3 種となる。

建物については，非弾性挙動を考慮する。そのため，線形システムにおける TMD について導出され

た，閉形式の最適解³⁾を利用することはできない。

2.2 振動方程式

地動加速度 \ddot{u}_g を受ける 1 質点 TMD と多自由系の建物から成るシステムを等価 2 自由度系に縮約する。振動方程式を形式的に表すと，以下となる⁴⁾。

$$\mathbf{M}_2 \ddot{\mathbf{U}}_2(t) + \mathbf{C}_2 \dot{\mathbf{U}}_2(t) + \hat{\mathbf{Q}}(\mathbf{U}(t)) = -\mathbf{M}_2 \mathbf{r}_2 \psi \ddot{u}_g(t) + \delta \mathbf{f}(t) \quad (1)$$

ここに， \mathbf{M}_2 は質量行列， \mathbf{C}_2 は減衰行列， $\hat{\mathbf{Q}}$ は復元力ベクトル， \mathbf{r}_2 は影響ベクトルである。 ψ は TMD がない建物における TMD 設置予定階の刺激関数である (ここでは 1.5)。 $\delta \mathbf{f}$ は $\psi \neq 1$ の場合に必要となる時刻歴補正力である。構造物の内部減衰は，瞬間剛性比例型とする (1 次モードに対して，3% の減衰定数)。建物部の骨格曲線はトリリニア型，履歴則には Takeda モデルを用いる。直積積分法に基づく時刻歴応答解析により，式(1)を解く。

入力地震動は，平成 12 年建設省告示第 1457 号の目標スペクトルに適合する模擬地震動 (一様乱数位相角) とする。

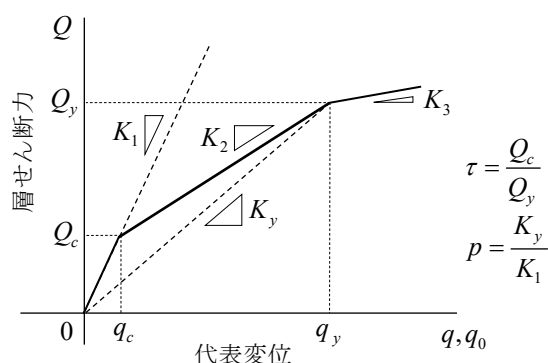


図 2 建物の代表変位に対する骨格曲線

2.3 入力変数

問題を制振改修に特定しているため，TMD がない場合の建物の最大応答 U_0 は既知であるとする。建物部の骨格曲線と TMD の諸元を様々に変えて時刻歴地震応答解析をおこない，後述するニューラルネットに与える教師データを作成する。

まず，タスクを機械学習で解ける問題に置き換える必要がある。建物については，骨格曲線に係わる 2 つの無次元パラメータを定義する。一つめは，建物の降伏耐力 Q_y に対するひび割れ耐力 Q_c の比 τ である。もう一つは，初期剛性 K_1 に対する降伏時の割線剛性 K_y の比 p である。

$$\tau = \frac{Q_c}{Q_y}, \quad p = \frac{K_y}{K_1} \quad (2a, b)$$

TMD については，質量比 μ ，同調比 γ ，減衰定数 h_a の 3 種の無次元量とする。それぞれの値は，以下のように定義される。

$$\mu = \frac{m_a}{M_b^{eff}}, \quad \gamma = \frac{\omega_a}{\omega_b}, \quad h_a = \frac{c_a}{2m_a\omega_a} \quad (3a-c)$$

ここに、 M_b^{eff} は建物の有効質量、 ω_a, ω_b はそれぞれ TMD と建物の固有円振動数である。

改修後 (TMD 付き) の建物の基準化した応答 (変位応答低減率) R_d を以下のように定義する (図 1)。

$$R_d = \frac{\text{TMDありの建物の最大変形 } U}{\text{TMDなしの建物の最大変形 } U_0} \quad (4)$$

同様に、基準化した TMD の変形を次式で定義する。

$$\chi = \frac{\text{TMDの最大変形}}{\text{TMDなしの建物の最大変形 } U_0} \quad (5)$$

ここで、分子の TMD の変形とは、TMD とその設置階の相対変位を意味する。

学習に用いる入出力データの項目を表 1 に整理する。本来の設計変数 μ, γ, h_a 以外にも、既知の項目を入力に含める。これにより、学習済みネットを個別の建物に限定せずに、広く利用できる。また、建物の剛性・耐力の評価誤差など、TMD の制振性能に係わるロバスト性を簡易に評価できるようになる。なお、表 1 に掲げる TMD なしの建物の塑性率 D_f は応答値であるが、ここでは既知と考えている。以降では建物の塑性率を地震動強さと関係づけて考える。

多くの入力項目を無次元量としている理由は、幅広い条件に少数の入力項目で対応するためや、安定した学習のために入力間の値に大きな差を生じさせないこと、ニューラルネットでも事前知識を導入した方がよいためである。

2.4 データのサンプリング

計算総数を削減するために、実験計画法の一種

表 1 学習に用いる入出力データの項目

	項目	符号	範囲 ^{*3}
入力	質量比 ^{*1}	μ	0.02~0.1 (0.02, 0.05, 0.1)
	同調比 ^{*1}	γ	0.1~1.5 (0.1 刻み)
	減衰定数 (TMD) ^{*1}	h_a	0.02~0.4
	割線剛性比	p	0.2~0.4 (0.1 刻み)
	耐力比	τ	0.2~0.4 (0.1 刻み)
	固有周期 (建物) (秒)	T_1	0.5~2 (0.5 刻み)
	卓越周期 (地盤) (秒)	T_g	0.64, 0.86, 1.15
	塑性率 (TMD なし) ^{*2}	D_f	0~3
出力	変位応答低減率	R_d	—
	変形比	χ	—

^{*1} 設計変数を示す。

^{*2} 地震動強さ (最大地動速度 PGV) を多数変えて評価する。

^{*3} 括弧内はグリッドサーチを用いた場合のサンプリングを示す。

であるラテン超方格法⁵⁾により、入力データセットをサンプリングする。ただし、ground truth の応答曲面を図化するため、すべての入力変数の組み合わせでもサンプリングする (グリッドサーチ)。この場合には h_a, T_g を固定する。 h_a は弾性建物での理論解、 T_g は 0.86 秒 (第 2 種地盤を想定) とする。

3. ニューラルネットワークの学習

3.1 ネットワークの構成と学習方法

教師データを与えるニューラルネットについて説明する。建物と TMD の基準化応答 R_d と χ を学習するネットをそれぞれ別に用意する。それらは隠れ層を有する階層型全結合ネットとする (図 3)。活性化関数はハイボリック・タンジェント (Tanh)、損失関数は平均二乗和誤差とする。このような単純なものであれば、機能を限定した簡潔な文法や、複雑さを隠蔽するラッパーを利用して、ネットの実装が容易になる。もしこれで十分な性能を発揮できれば、構造設計者が自ら利用するのに適している。

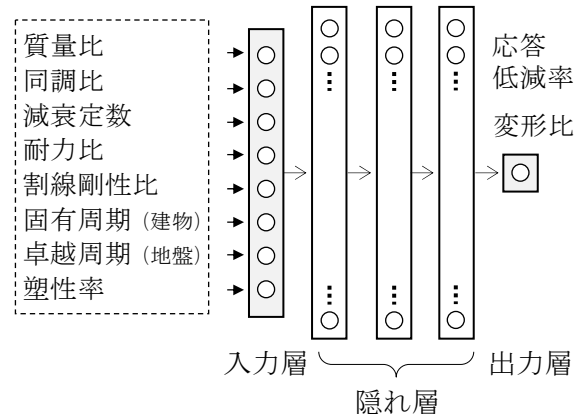


図 3 応答曲面を学習するニューラルネットワークの構成

計算可能ノートブック
(フロントエンド)

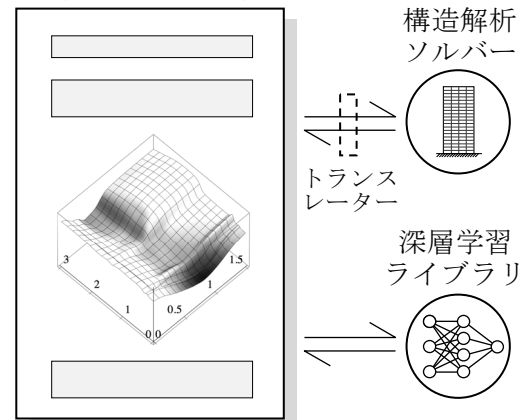


図 4 計算可能ノートブックを利用した制振の基本設計の流れ

作成した全データのうち、80%の割合を学習に用いる。残りの20%を検証データとし、学習中の過学習の判別に用いる。学習には、誤差逆伝播法を用いる。勾配法には、ADAM (ADAPtive Moment)⁶⁾を用いる。さらに、ベイズ最適化手法⁷⁾を用いて得た結果を参考に、ハイパーパラメータを定める。学習に用いない検証データによる損失関数を最小化するように、隠れ層の数 n_{layer} とノード n_{node} の数を決定した。その結果、 n_{layer} を3、 n_{node} を200とする。

3.2 計算の枠組み

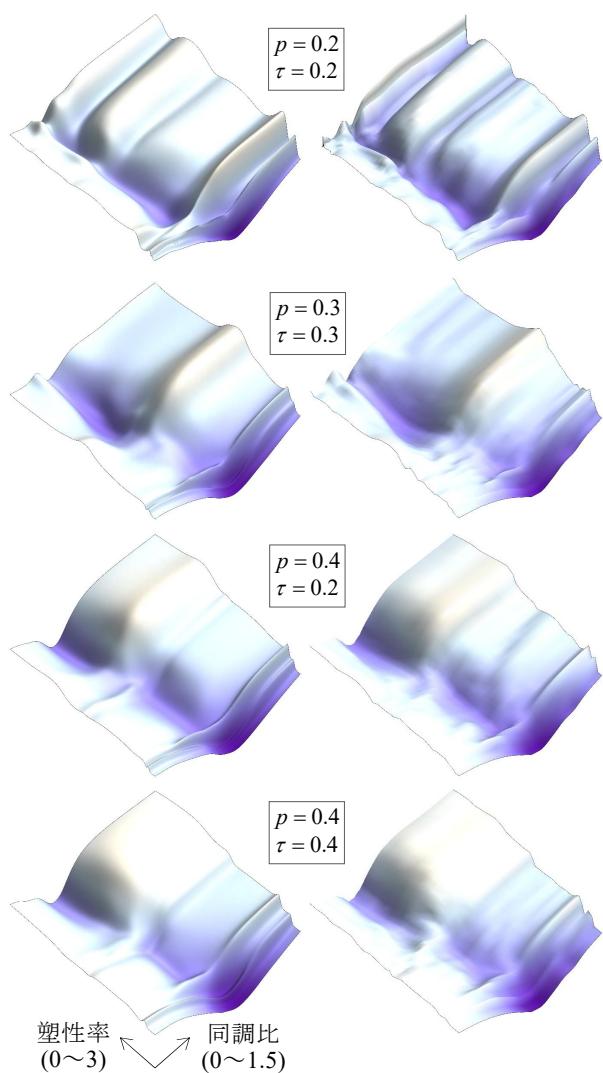
応答解析用の入力データをトランスレーターを介して自動生成し、構造解析ソルバーに渡す。解析結果を学習データとして深層学習ライブラリに渡し、ニューラルネットワークを学習し、応答曲面を生成する。これらの処理を計算可能ノートブック上にスクリプト言語を用いて記述する(図4)。ここでは、計算可能ノートブックにJupyter Notebook、スクリプト言語にPythonを用いる。深層学習ライブラリ

には、コア部にApache MXNet 1.4.0⁸⁾を用いる。いずれも、オープンソース・ソフトウェアである。

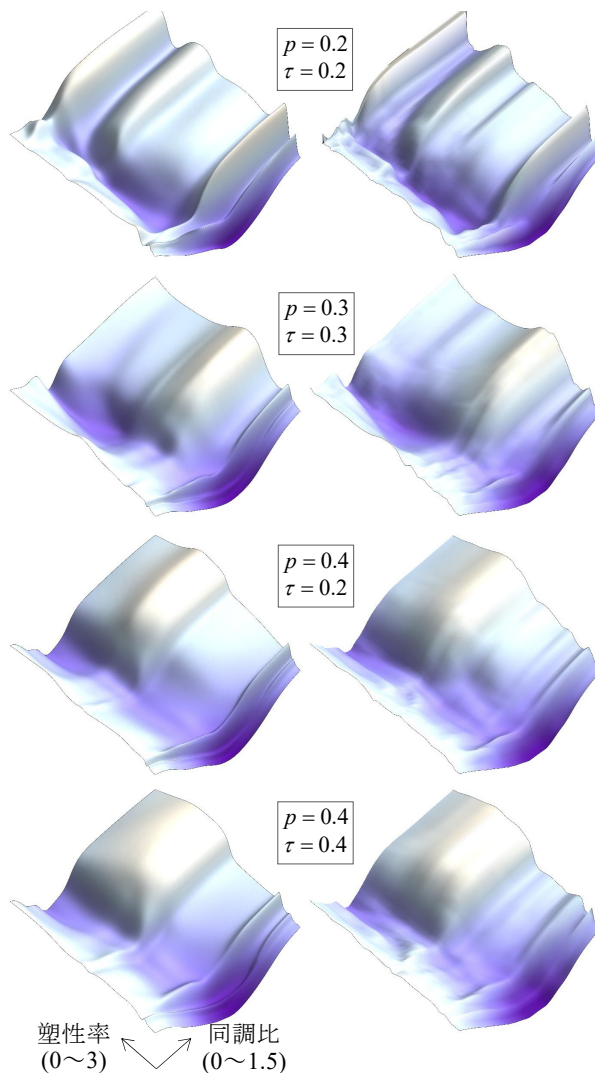
4. ニューラルネットワークによる応答曲面の生成

4.1 密なサンプリングを用いた応答曲面

グリッドサーチで密にサンプリングして学習したニューラルネットワークと、時刻歴解析による応答曲面(T_1 は1.5秒、 h_a は弾性時の最適値)を図5と図6に示す。それぞれ、質量比 μ が0.05と0.1の場合である。既存建物を考えると、 $\mu=0.1$ の方はやや現実性に欠けるが、ここでは、ニューラルネットワークによる再現能力を確認するという点で掲載する。時刻歴解析結果は、乱数位相角のシードを変えた3波の模擬地震動に対する応答を標本平均して描画した。これにより、偶発的なばらつきによる局所的な非直線性を軽減している。図は、代表的な骨格曲線に対する結果である。パラメータ p, τ を固定しても、応答曲面の形状は、相当に複雑である。塑性率(地震



(a) ニューラルネットワーク (b) 時刻歴解析
図5 建物の応答曲面の推定例(質量比0.05)

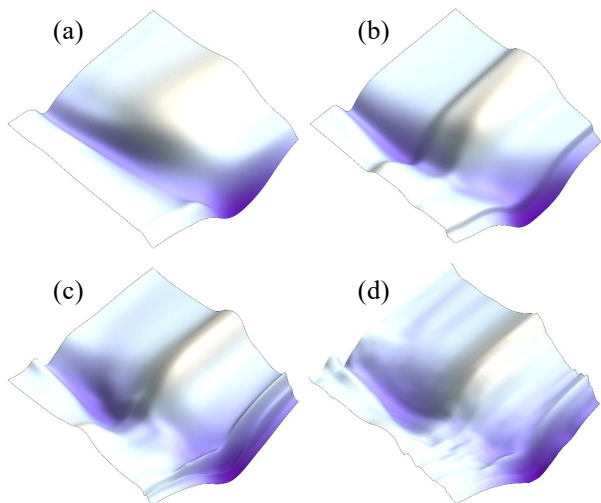


(a) ニューラルネットワーク (b) 時刻歴解析
図6 建物の応答曲面の推定例(質量比0.1)

動強さ)が大きくなると、応答曲面の谷の位置を与える同調比(最適同調比)が小さくなる。ニューラルネットでも、時刻歴解析の結果と極めて類似している。パラメータ p, τ により谷の幅や位置が異なる点、質量比が大きくなると谷の底が深くなり勾配が緩やかになる点、などにおいて再現性が高い。

4.2 粗なサンプリングを用いた応答曲面

ラテン超方格法により学習したニューラルネットの応答曲面の生成例(サンプリング総数 10,000)を図 7 に示す。全体的に曲面が滑らかになり、時刻歴解析では不可避な応答の偶発的ばらつきが抑えられる(図 7a)。密なサンプリングでも、学習中に一部のノードを不活性化すると(ドロップアウト)、同様の効果が得られる(図 7b)。これは、ドロップアウトにより、一つのネットでも擬似的なアンサンブル学習を可能にするためである⁶⁾。



(a) ニューラルネット: NN (ラテン超方格法)
 (b) NN (グリッドサーチ, ドロップアウト: 確率 20%)
 (c) NN (グリッドサーチ)
 (d) 時刻歴解析

図 7 学習した応答曲面の比較 ($p=0.3, \tau=0.3$)

4.3 推定誤差の比較

表 1 に掲げる入力に対するニューラルネットの出力誤差を図 8 に示す。建物での相対誤差は、概ね 5~10%以内である。決定係数 R^2 は 0.96 前後となる一方、TMD に対して R^2 はより大きい。建物よりも R^2 が高い理由の一つは、応答曲面のばらつきが小さいためである。設計変数のすべてのグリッドでサンプリングした結果に比べて、ラテン超方格法の方は R^2 が低くなる。しかし、検証データによる二乗平均平方根誤差は大きく変わらない。つまり、 R^2 は低くなるものの、汎化性能を獲得している。

4.4 ニューラルネットワークの評価時間

応答曲面法では、高次元の設計変数空間で、対話的に選択した低次元空間で視覚的に確認できる。ま

た、学習済みネットを最適計算の目的関数の評価に用いることもある。これらの用途では、ネットの単位評価時間が重要である。本例では、1 回の評価に要する CPU 時間は、10 回の平均値で約 1 ミリ秒であった(使用 CPU は、Intel Core i7 2.8GHz)。

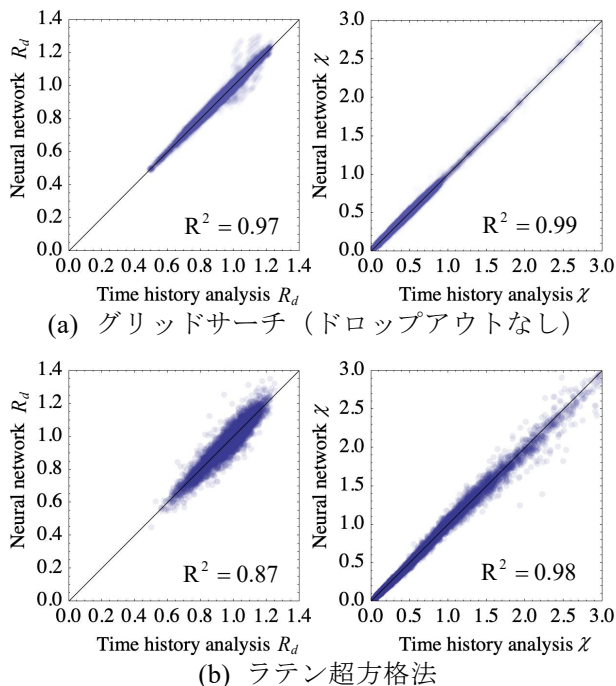


図 8 出力誤差 (左: 建物, 右: TMD)

5. ニューラルネットワークを用いた同調質量ダンパーの設計支援の例

応答曲面モデルを用いる動機は、設計での試行錯誤の排除であることが多い。本章では、建物の最大応答を最小化する TMD の同調比(最適同調比)を求める、制振最適化を考える。目的関数である最大応答を評価する際、時刻歴解析の代わりに学習した応答曲面を用いる。

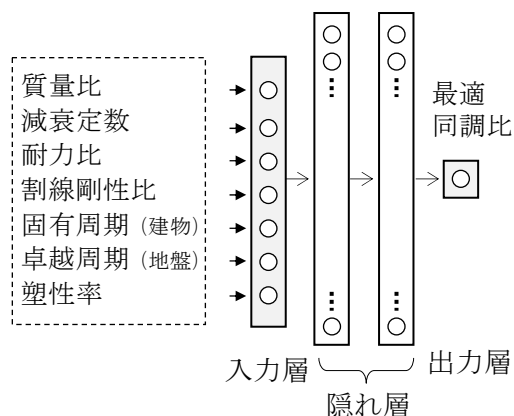


図 9 最適同調比を学習するネットの構成

ここでは紙幅の都合上、TMDの変形制限がない、制約なしの最適化問題を考える。

$$\text{Minimize } R_{d,NN}(\gamma; D_f, \Theta) \quad (6)$$

ここで、 $(\cdot)_{NN}$ は、ニューラルネットによる評価値であることを示す。 Θ は、 γ, D_f 以外の入力変数である (表 1)。 R_d を最小化する同調比 γ を γ^{opt} とする。図 5 や図 6 の応答曲面で見えてきたように、この γ^{opt} は、塑性率 D_f に依存する。

所与の塑性率 D_f や骨格曲線に対して、式(6)の最適化問題を Nelder-Mead 法で数値的に解く。さらに、求めた γ^{opt} を教師データとして、別に用意したニューラルネット (活性化関数は、Tanh) を学習する (図 9)。これにより、建物の復元力特性 p や τ などに依存した最適同調比が得られる (図 10)。学習済みネットでは、これ以外の条件に対しても、対話的な表示の切替えが可能である。このような柔軟な視覚化は、非線形相互作用システムの理解に資する。

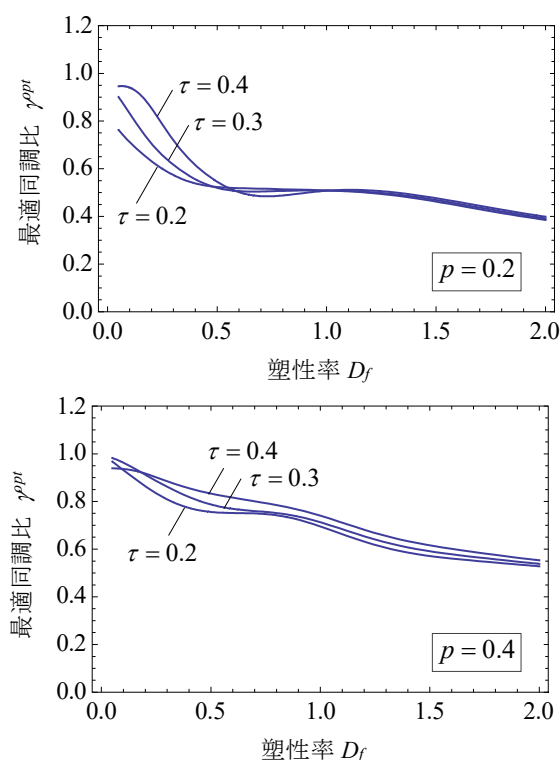


図 10 塑性率と最適同調比の関係に対するニューラルネットの学習結果 (質量比 0.05)

6. まとめ

ニューラルネットワークを用いて、多数の時刻歴解析結果から、応答曲面モデルを学習した。オープンソースソフトウェアを利用して、構造設計における機械学習の利用という観点から、議論した。得られた知見を以下に要約する。

- 1) ニューラルネットの隠れ層の数が3程度あれば、高次元の設計変数空間において不連続性の高い、複雑な応答曲面の形状を再現できる。
- 2) 大局的には複雑な形状を再現しつつも、局所的には、時刻歴解析で見られる偶発的ばらつきが軽減され、滑らかな応答曲面が得られる。また、ドロップアウトの技法を用いても、同様にばらつきを軽減できる。これらは、応答曲面を最適化計算に用いる際に有用である。
- 3) 階層構造を有する問題にそれぞれニューラルネットを用いることができる。まず、設計変数と与条件を入力として、ニューラルネットを用いて応答曲面を学習する。つぎに、学習済みネットを用いた多数の最適化計算の結果を、別のニューラルネットで学習する。これにより、広範な所与の条件に対する最適値を即座に推定できる設計支援ツールとなり得る。
- 4) オープンソースソフトウェアを組み合わせて利用することにより、構造設計者自らが対話的・視覚的な構造設計の枠組みを容易に構築できる。本研究で示した動的・非線形・相互作用に係わる複雑な問題、あるいは多目的な設計において、特に有用性が高い。

本研究で得られた知見は、ほかの慣性の相互作用を含むシステムにも広く適用できる。たとえば、慣性質量ダンパーや連結制振などは、この範疇である。

謝辞

JSPS 科研費 JP17K14756 (研究代表者: 金子健作) の助成を受けて実施した。ここに謝意を示します。

[参考文献]

- 1) H. Adeli : Neural Networks in Civil Engineering: 1989-2000, Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering 16, pp.126-142, 2001
- 2) A. Forrester, A. Sobester, and A. Keane : Engineering Design via Surrogate Modeling: A Practical Guide, Wiley, 2008
- 3) T. T. Soong and G. F. Dargush: Passive Energy Dissipation Systems in Structural Engineering, Wiley, 1997
- 4) 金子健作: 地震動の経時特性および周期特性を考慮した同調質量ダンパーの応答指定型設計法, 日本建築学会構造系論文集, Vol. 81, No. 730, pp. 2057-2067, 2016.12
- 5) R. H. Myers, D. C. Montgomery, C. M. Anderson-Cook: Response Surface Methodology.: Process and Product Optimization Using Designed Experiments, Wiley, 2016
- 6) J. Mockus, W. Eddy, and G. Reklaitis: Bayesian Heuristic Approach to Discrete and Global Optimization: Algorithms, Visualization, Software, and Applications, Springer, 2010
- 7) I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville: Deep Learning (Adaptive Computation and Machine Learning series), The MIT Press, 2016
- 8) Apache MXNet: <https://mxnet.apache.org>, (参照 2019-09-17)