

地震時における構造物の応答抑制を目的とした 深層強化学習による非線形デバイスの探索

埼玉大学大学院 学生会員 ○與羽 将昭

埼玉大学大学院 正会員 齊藤 正人

1. はじめに

日本では高頻度で地震が発生し、多大な被害を及ぼしてきた。そのため、構造物の損傷を抑えるために、現在まで様々なパッシブ制震デバイスが提案されてきた。しかし、未だに応答を最適に制御できるようなデバイス特性は解明されていない。被害軽減のために応答制御用デバイスの最適制御特性を探索することは急務である。

また、ニューラルネットワーク(NN)による木質ほぞ接合部の履歴同定¹⁾など、近年では土木分野でも機械学習を活用している。深層強化学習とは機械学習の一種であり、強化学習と深層学習という機械学習を組み合わせている。強化学習では報酬を最大にすることを目的とするが、報酬を得る方法はAI自らが学習するため、最終結果に至るまでの軌跡で新たな発見が得られることがある。本研究は、非線形特性を有する仮想的なパッシブ-制震デバイスを対象に、深層強化学習を用いた非線形パラメータの最適値探索を行う。

2. 研究概要

(1) 研究趣旨

本研究では、構造物の最下層にデバイスを導入しているシステムを対象にする。地震時における応答変位と絶対加速度を低減する構造システムを探索するために、構造物を剛体仮定し質点で置換し1自由度系でモデル化し、質点と地面の間にデバイスをOpenSees²⁾のHysteretic materialでモデル化して組み込む。パラメータ探索には深層強化学習の一つであるDQN(Deep Q Network)を活用する。

(2) OpenSees Hysteretic material

OpenSeesのHysteretic materialではパラメータの設定によりピンチングや剛性低下など多様な履歴形状が表現できる。本研究では最大点指向型履歴モデルを用い、降伏震度を深層強化学習により0.1~0.5の範囲で、ピン

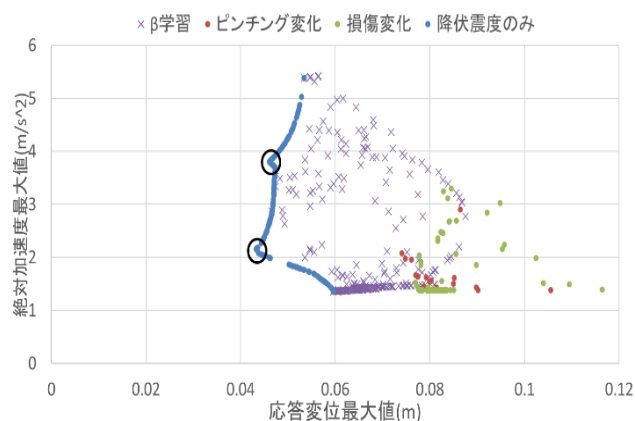


図1. パラメータを限定した場合の学習結果

チングと損傷、そして除荷後剛性に影響する β のパラメータは0~1.0の範囲で探索する。

(3) DQN 概説

DQNでは、Qラーニングという強化学習の一種に深層学習の機構を組み込んでいる。Qラーニングでは行動のとりやすさをQ値で表現する。学習を進めるにあたって、状態 st 、行動 a 、報酬 r 、これらに応じて変化するQ値の $Q(st,a)$ といった4つの値が重要である。Q値は次の式(1)で決定される。式中のパラメータの内、 α と γ は予め設定しておくパラメータである。本研究においては $\gamma=0.9$ 、 $\alpha=0.5$ とした。

$$Q(st,a) \leftarrow (1-\alpha)Q(st,a) + \alpha(r + \gamma \max Q) \quad (1)$$

深層学習では、入力された値を中間層を経由させてから出力層で出力する。この経路に重みをかけたり、中間層の直前で活性化関数をかけたりすることで精度を向上させている。DQNでは、QラーニングにおけるQ値の決定に深層学習を用いる。

3. 解析諸元と解析方法

(1) 解析ケース

本研究ではEl Centro波を用いる。また、構造物全体形の固有周期を0.5sと仮定する。パラメータについて降伏震度のみを探索した場合、降伏震度ともう一ついずれかのパラメータを同時に探索した場合、そしてす

キーワード 深層強化学習 DQN パッシブデバイス パラメータ探索 非線形特性 エネルギー一定則

連絡先 〒338-8570 埼玉県さいたま市桜区下大久保 255 埼玉大学大学院理工学研究科 TEL049-858-3560

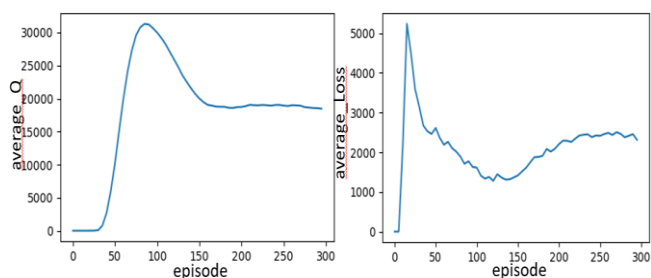


図 2. 平均 Q 値推移と平均 Loss 値

すべてのパラメータを同時に探索した場合の 3 種類で解析した。

(2) 解析諸元

すべてのケースに共通して質量は 0.2t, 減衰定数 $\zeta=0.05$, 第二剛性比 0.01 とした。また, 学習を行っていないパラメータは 0 とした。

(3) 深層強化学習の設定

報酬は, 絶対加速度と応答変位を各基準値で除し, それらの積の値に応じて段階的に与えるよう設計した。加速度の基準値を降伏震度探索範囲の中間値相当 (2.943m/s^2) とし, 応答変位の基準値はエネルギー一定則を用い, 降伏震度を 0.3 とした場合の値に設定した。

4. 解析結果と考察

図 1 に学習するパラメータを限定した場合の結果を示す。降伏震度のみを探索した場合は変位と加速度の両方が低減される領域が 2 つ存在する。また, 降伏震度のみを探索した場合は変位-加速度関係が一つの線上に集約される。降伏震度の値に比例して加速度応答が変化する。他のパラメータを追加すると, 変位-加速度関係は線上から平面的に広がり, 特に除荷後剛性に関係する β を追加した時にその傾向が顕著に見られる。学習成果としては絶対加速度最大値が 2m/s^2 より小さい範囲に多く分布しており, 加速度を重点的に低減させる結果となるが降伏震度のみを探索した場合より応答値が大きい。特に応答変位の最大値が増幅している。

図 2 にすべてのパラメータ学習させた場合における平均 Q 値と平均 Loss 値の推移を示す。平均 Q 値は上昇後に一度下降して, 150 エピソード以降は安定した値になっており, 平均 Loss 値は上昇後に下降して, 再び上昇した後 200 エピソード付近から安定している。このことから, 200 エピソード付近でほぼ学習が完了していると判断できる。

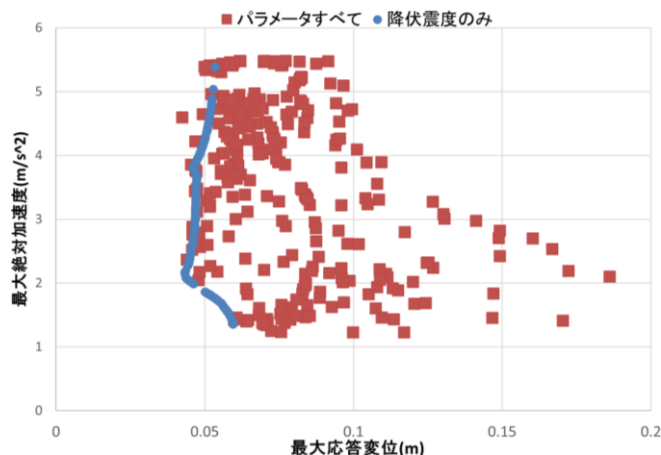


図 3. 全てのパラメータを探索した解析結果

図 3 に降伏震度, ピンチング, 損傷, そして除荷後剛性の β のパラメータを学習させた場合の結果を示す。降伏震度のみを探索した場合の結果と比較して, 降伏震度が大きく加速度応答が大きい領域では, 降伏震度のみを探索した場合より応答変位が抑制されるパラメータが存在した。しかし, 降伏震度の値が小さく加速度応答が小さい領域や, 変位と加速度両方が低減される領域においては降伏震度のみを探索した場合より応答値が抑制されるパラメータは見られなかった。学習の成果としても, 変位と加速度の両方が抑制される範囲にも分布しているが, 加速度応答が重点的に抑制される範囲により多く分布している。

5. 結論

本研究では, 非線形特性を持つデバイス特性の探索を, 深層強化学習を活用して行った。降伏震度のみをパラメータとした探索では変位-加速度関係が一つの線上に集約し, 変位と加速度両方が低減される領域が複数存在するため, 最適値の探索には深層強化学習の活用が効果的であることを確認した。探索パラメータを増やした場合は, 変位-加速度関係が面上へと分散したが, 降伏震度のみをパラメータとした場合の方が変位と加速度両方の応答値を効率的に抑制できた。

参考文献

- 1)水野啓示朗, 松井徹哉: ニューラルネットワークによる木質ほぞ接合部の履歴同定 履歴特性とネットワーク特性のばらつきを考慮した同定法, 日本建築学会構造系論文集 68(567), pp71-77, 2003 年
- 2)Open System for Earthquake Engineering Simulation
<https://opensees.berkeley.edu/index.php>