

CBR 構造解析の高速化に向けたデータベース構成に関する検討

Database Configuration for High-Speed Calculation in Case-Based Structural Analysis

鈴木 琢也^{*1} 荒井 幸代^{*2} 中村 尚弘^{*3} 中村 壮志^{*1} 東城 峻樹^{*1}
 Takuya Suzuki Sachiyo Arai Naohiro Nakamura Soushi Nakamura Takaki Tojo

^{*1} 竹中工務店
 Takenaka Corp.

^{*2} 千葉大学
 Chiba Univ.

^{*3} 広島大学
 Hiroshima Univ.

By an appearance of a high-performance computer, the nonlinear structural analysis of a large and complex model is starting to be performed. However, there is a problem that these analyses need much number of convergent times in calculation. For this problem, we have proposed the method of convergence improvement of non-linear structural analysis by using a case-based approach. In proposed method, by referring a database of past analysis results, it becomes possible to predict highly precise convergent solution at convergent calculation. In this paper, methods of database configuration for High-Speed calculation are examined. The effect of some improvement to past proposed method is confirmed by some seismic analyses of multi nodes lumped mass model. It is confirmed that by applying a proposed database configuration to case-based convergent calculation algorithm, the convergence improves.

1. はじめに

構造解析分野において、要素数・節点数の多い大規模モデルの非線形解析を陰解法によって行う場合、非常に大きな計算時間が必要となることが、大きな課題のひとつとなっている。この課題に対して、著者らは、過去に実施した類似問題の事例を、現在の問題の解の導出に活かすという、「事例ベース推論 (Case-Based Reasoning, 以降 CBR)」という人工知能分野での知見に着目し、事例ベース推論的アプローチを、構造解析の収束計算アルゴリズムに導入することによって、計算時間の低減を図る方法を提案している[鈴木 2015]。具体的には、過去の解析結果を参照することで、求解に必要な Try&Error の回数を低減させる方法(図 1 参照)を提案し、簡易モデルを対象に、その有効性を確認している。

本研究では、より複雑なモデルに対する事例ベース推論的アプローチを適用した構造解析手法(以降、CBR 構造解析)の適用性を確認するとともに、この解析手法のさらなる高速化に事例データベースの構成方法が与える影響を検討する。

2. 検討対象問題

図 2 には今回検討対象とする解析モデルを示す。今回は前報で対象とした 1 質点 1 自由度よりもやや複雑なモデルとして、6 質点 6 自由度系モデルの地震応答解析を対象とする。非線形特性は多くの収束回数を要する硬化型の非線形弾性バイリニア(図 2(b))とする。

このモデルに前報同様図 3(a)に示す地震動 A を入力した地震応答解析を実施し、このときに必要な収束回数を、別途実施した地震動 B(図 3(b))の応答解析結果を利用して、低減する方法を検討する。なお、地震動は一般の建築設計で用いられる地震動(告示波極稀)から選定している。

時間積分には Newmark- β 法($\beta=0.25$)を用い、計算時間刻みは 0.01 秒としている。また、提案法との比較対象とする収束アルゴリズムには大規模モデルにおいても安定的に収束解を得られる修正 Newton 法(初期剛性法)を用いる。

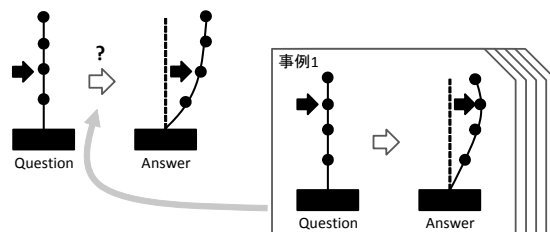


図 1 事例ベースアプローチによる求解

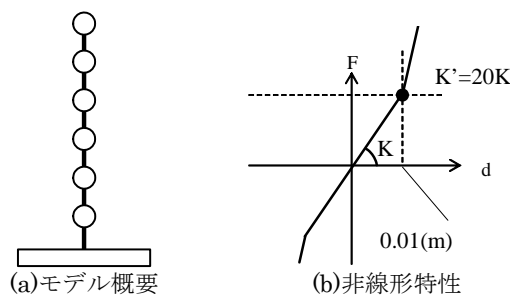
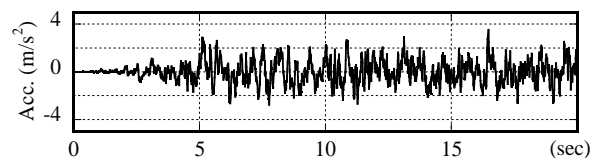
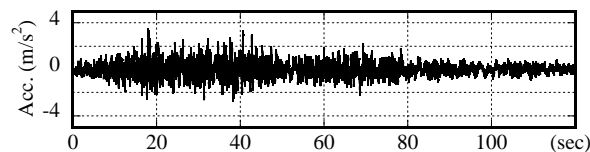


図 2 本検討で対象とする多質点系モデル



(a) ランダム L2 (地震動 A)



(b) 八戸 L2 (地震動 B)

図 3 入力地震動

3. CBR 構造解析の概要

ここでは前報で提案した解析手法の概要を説明する。多質点系への拡張に伴い、3.2(1)の記憶、(2)検索の部分に若干の修正を行っているが、アルゴリズムなどの変更は行っていない。

3.1 収束計算アルゴリズム

図 4 には、提案手法の収束計算アルゴリズムを示す。提案手法においては、修正解を計算する際に、過去の計算事例の中から状態がよく似た事例を検索し、その時の解を参照することで、より適切な修正解を得ることを図る。

なお、提案のアルゴリズムでは、データベースを参照するのは、2 回目の Corrector 起動時のみとし、3 回目以降は、通常通り修正 Newton 法のアルゴリズムにより修正を行い、修正 Newton 法の持つ安定的に収束解を得る特徴を活かす。

3.2 各機能の詳細

図 4 に示した事例ベース推論の 4 つのプロセスである「記憶」「検索」「修正」「再利用」の各機能の詳細について個別に説明する。

(1) 記憶

事例ベース推論において、事例は、「問題」とそれに対する「解答」により構成される。今回検討対象とする構造解析において、「問題」は「計算で用いられている与条件」であり、前ステップの状態や外力条件が、「解答」には収束した解が対応する。

1 自由度モデルに対する検討の際には、「問題」として表 1 に示されている 6 つの状態値が記憶される。今回の検討対象モデルは 6 自由度モデルであるため、入力加速度以外の全ての変数は質点数分あるため、一つの事例の「問題」として記憶されるデータ数は 31 個となる。

また、「解答」として記憶すべきものは、解として得られる変位、速度、加速度などいくつか候補が考えられるが、今回は、前報において有効性が確認された収束変位倍率 α を記憶することとする(図 5 参照)。

結果として、多自由度モデルにおいては、1つの事例は以下のようなベクトルとして、収束時にデータベースに保存される。

$$\{ \{u_{old}\} \{v_{old}\} \{a_{old}\} \ddot{g} \{d_{old}\} \{P_{old}\} \{\alpha\} \} \dots \dots \dots (1)$$

(2) 検索

図 4 に示すように、検索は 2 回目の Corrector 起動時に行われる。当該ステップの状態として、式(1)の「問題」部分を取り出し、データベースの中から最も似た状態にある事例を抽出する。ここでは、以下の式で表される当該ステップの状態を表すベクトルとの差分を表すベクトル(今回は 31 次元ベクトル)のノルムをデータベースに格納された全事例について計算し、最も小さいノルムとなるものを、該当する事例として抽出する。ここで添字 db はデータベース内のデータを指す。

$$\left\{ \left\{ \frac{u_{old}^i - u_{old}^{i,db}}{u_{old}^i} \right\}, \left\{ \frac{v_{old}^i - v_{old}^{i,db}}{v_{old}^i} \right\}, \left\{ \frac{a_{old}^i - a_{old}^{i,db}}{a_{old}^i} \right\}, \left\{ \frac{P_{old}^i - P_{old}^{i,db}}{P_{old}^i} \right\}, \right. \\ \left. \left\{ \frac{d_{old}^i - d_{old}^{i,db}}{d_{old}^i} \right\}, \left\{ \frac{a_g - a_g^{db}}{a_g} \right\} \right\} \dots \dots \dots (2)$$

(3) 修正

前報同様、今回のアルゴリズムにおいても、修正作業は行わず、最も類似した事例における解答そのものを抽出して、現在の事例に利用する。

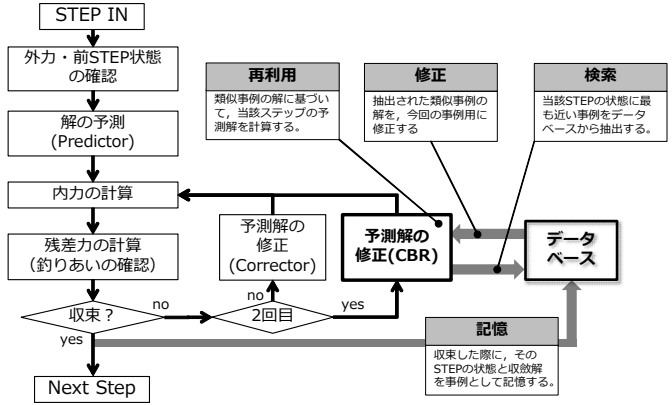


図 4 CBR 構造解析における収束アルゴリズム

表 1 与条件として記憶する要素

u_{old} : 前ステップ変位	d_{old} : 前ステップ要素変位
v_{old} : 前ステップ速度	P_{old} : 前ステップ要素反力
a_{old} : 前ステップ加速度	g : 現ステップ入力加速度

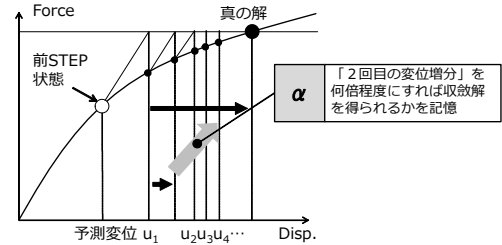


図 5 解としてデータベースに記憶する情報

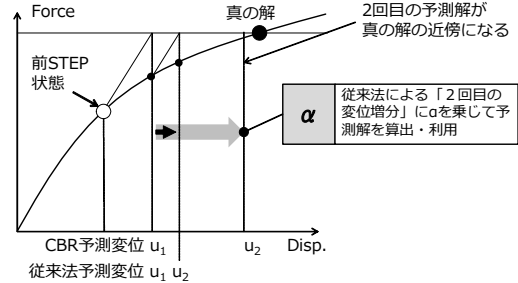


図 6 データベースの利用による解の予測

(4) 再利用

データベースから抽出した最も類似した事例における解答を用いて、現在の解を推定する。すなわち、データベースに格納された $\{\alpha\}$ から、現在の状態における解を予測する。具体的な手法を図 6 に示す。データベースから抽出した類似事例から $\{\alpha\}$ を抽出し、従来の修正 Newton 法で求められる 1 次予測点からの修正変位増分に乘じて予測解が算出される。

4. 6自由度モデルにおける効果の確認

4.1 従来法を適用した場合の収束回数低減効果

表 2 には、地震動 A の応答解析を実施する際に各時刻ステップにおける収束計算にかかった収束回数を、データベースを参照しない場合、および前章で示したデータベースを参照する方法を適用した場合のそれぞれについて示す。前述したようにデータベースには地震動 B の応答結果が格納されている。参

考のため、[鈴木 2015]において検討されたモデルを 1 自由度モデルとした場合の結果も併せて示す。

表より、1 自由度モデルでは収斂回数を削減する効果があった従来手法は、自由度数を 6 に増やした場合においては効果がないことが確認できる。これは、事例を表すベクトルが従来の 5 次元ベクトルから 31 次元ベクトルに変わったために、(2)式で示される差分ベクトルのノルムが小さくなる類似ベクトルを見つけられず、全てのケースにおいて、通常通り(データベースを参照しない場合)のアルゴリズムで収斂計算を行っているためであった。自由度数が増えると、事例を定義するために必要なベクトルの成分が増し、類似事例を抽出するのが困難になるといえる。また、節点の動きも大きく揺れる節点やほとんど動かない節点など、各成分の大きさの重みが異なることが全く考慮されていないことも原因と考えられる。

4.2 データベースの構成が収束性に与える影響

ここでは、多自由度モデルでも収束性が向上するように、データベースの構成の仕方を見直し、その効果を確認する。前述したように、多自由度モデルにおいて提案手法の効果が無かった理由として、①「事例を定義するベクトル数が増えすぎること」、②「各成分の大きさの意味が質点によって異なってしまうこと」などが考えられる。そこで、これらの問題を解決するようにデータベースの構成方法を修正する。

まず、①の課題を解決するために、(1)式で示されたデータベースの構成を修正する。

$$\left\{ \left\{ d_{old}^i \right\} \left\{ f^i \right\} \left\{ \alpha \right\} \right\} \dots \dots \dots (3)$$

ここで、 d_{old}^i は 1 ステップ前の節点変位であり、 f^i は各節点に係る等価外力である。表 1 に示した過去の節点変位、速度、加速度、入力加速度は全て等価外力に含まれることになる。これにより、事例として保存するベクトルの次元数は、31 から 12 にまで削減される。このベクトルの次元数の削減により、改良前に比べて類似ベクトルの探索が容易になると期待される。

つづいて、②の課題を解決するために、データベースに保存される事例ベクトルを白色化する。白色化は平均化されたベクトル群の共分散行列の固有値ベクトルを利用することで、各成分間の相関の無い分布状態を作成する方法であり、画像認識などの分野で多く利用されている。これにより保存された事例ベクトルの各成分は完全に独立したものとなり、その標準偏差は 0 となるため、より効率的に類似ベクトルの同定が可能になると期待される。

表 3 には上記のようにデータベース構成を見直した改良法を適用した場合の収斂回数の低減効果を、図 7 には、改良法において、データベースに格納する解析ケースを増やしていった時の総収斂回数、計算時間の比率を示す。なお、データベースに格納する解析結果は、前節までの地震動 B の結果に加え、入力を 1.1, 1.2, 1.3...倍と 0.1 倍ずつ増やしていった場合の結果を追加する。表 3 より、改良法においては、データベースを参照することによって、6 自由度モデルに対してもデータベースを参照しない場合に比べて収斂回数を削減できることがわかる。しかしながら、その効果は 1 割程度であり、1 自由度モデルに適用した場合のような削減効果(約 8 割)は現れなかった。これは、図 7(a)に示すようにデータベースの量を増やしていった場合においても同様であった。データベースに保存される数を 10 倍にしても収斂回数は 2 割程度しか削減しなかった。今回のデータベース構成の見直しは一定の効果は確認されたものの、自由度数の増えたモデルに対する収斂回数削減効果は十分でなく、更なる改良の必要があるといえる。

表 2 従来法による収斂回数低減効果

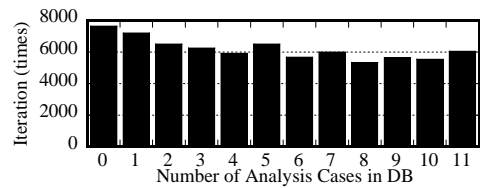
モデル自由度	収斂回数		備考
	DB なし	DB あり※	
6	7640	7640 (1.00)	
1	2668	577 (0.22)	[鈴木 2015]

※括弧内は「DB なし」との比率

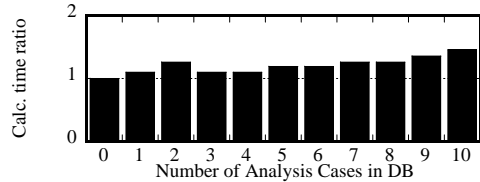
表 3 従来法と改良法による収斂回数低減効果

DB なし	従来法	改良法
7640	7640 (1.00)	7205 (0.94)

※括弧内は「DB なし」との比率



(a)収斂回数



(b)計算時間の比率

図 7 解析事例の増加が計算効率に与える影響 (改良法)

また、図 7(b)には、データベースを利用しない場合に対する解析時間の比率を示すが、データベースを参照することで収束回数は減るものの、総解析時間は若干増加してしまっている。

これは、データを充実させることでデータベースの件数が増え、検索に多くの時間がかかるためと考えられる。対策として、「検索」により高度なルーチンを導入することが考えられる。

5. まとめ

CBR 構造解析の多自由度モデルに対する適用性を検討するとともに、事例データベースの構成方法が与える影響を検討した。得られた知見を以下に示す。

- ・ 前報で提案した方法は、6 自由度モデルに対しては収斂回数低減効果がでないことが確認された。自由度数が増えることにより、適切な事例が抽出されなくなったと考えられる。
- ・ 多自由度モデルにおいても収斂回数低減効果を発揮させる目的で、事例ベクトル数の削減、および、事例ベクトルの白色化を行い、その有効性を確認した。
- ・ 一方、今回の改良法では、自由度数が数千、数万になった場合には、ほとんど効果がでない可能性が高い。今後は、更なる高速化に向けてデータの再修正手法の導入等についても検討していきたい。

参考文献

[鈴木 2015] 鈴木琢也ほか: 事例ベースアプローチによる非線形構造解析の収束性向上の試み, 2016 年度人工知能学会全国大会, 2015