HOKUGA 北海学園学術情報リポジトリ
学校法人北海学園
北海学園大学
北海商科大学

タイトル	RC造構造物の地震時挙動に及ぼす構造特性の重要度分析およびDeep Learningによる定量的損傷評価
著者	串山，繁; KUSHIYAMA，Shigeru
引用	北海学園大学工学部研究報告(47)：17-29
発行日	2020-01-31

Hokkai-Gakuen Organization of Knowledge Ubiquitous through Gaining Archives.

RC造構造物の地震時挙動に及ぼす構造特性の重要度分析およびDeep Learningによる定量的損傷評価

串　山　　繁*

Importance Analysis of Structural Properties on Seismic Behavior of RC Structures and Quantitative Damage Assessment using Deep Learning

Shigeru KUSHIYAMA*

要　旨

建物の損傷確率を10^{-6}レベルまで定量的に算定することは，subset MCMCを用いても15万回程度の応答計算が必要で多大な計算時間を要し，研究と雖もその実行は非現実的であった[1]．本論はRC造建物を例に，地震時挙動に及ぼす構造特性データの重要度分析を勾配ブースティング決定木（Gradient Boosting Decision Tree）を用いて行い，その結果を踏まえてsubset法[2]を使用せず応答計算回数を実質的に低減し，深層学習（Deep Learning）を用いてn次元の回帰超曲面（回帰学習モデル）を構築し，建物の破壊確率を算定する試みである．

1．序

既往の研究[1]においては，標準MCS（Monte Carlo Simulation）の代わりにsubset MCMC（Markov Chain Monte Carlo）を用いて地震時リスク問題を考慮した低損傷確率を計算し，最弱層の最大応答塑性率μ_{max}に与える影響の相対的大小関係は，層降伏せん断強度V_{jy}> 第２層剛性SK2> 第１層剛性SK１であることを指摘した．しかし，応答計算が１回当たり１(sec)としても15万回で41.7時間要した．更にはsubset MCMCは，次のチェインレベルに進む際に一定割合のサンプル数nsのみをseedとして新たな部分空間のサンプルを発生させている都合上，チェインレベル毎の確率変数の周期性解消には限界があり，シミュレーションの収束性判断についても難しい一面を有している[3]．

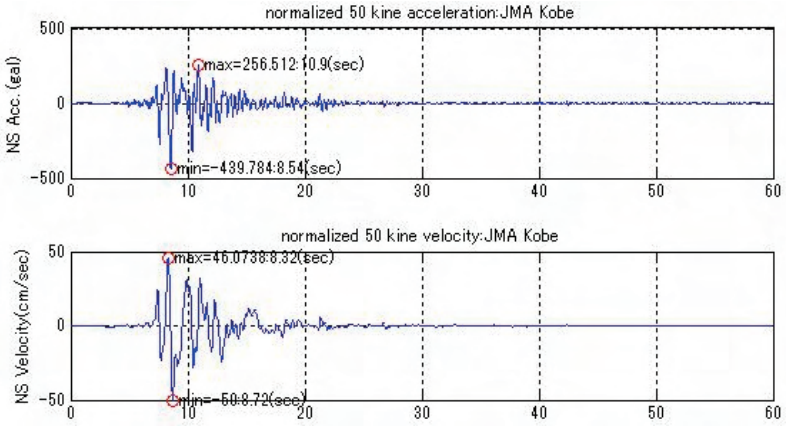
上記で述べた低損傷確率を算定する際の多大な計算時間を要する問題を解決すべく，最初

* 北海学園大学工学部建築学科
* Department of Architecture and building Engineering, Faculty of Engineering, Hokkai−Gakuen University

に，勾配ブースティング決定木（GBDT：Gradient Boosting Decision Tree）を用いて破壊指標（本例では最大応答塑性率μ_{max}）に与える変動入力パラメータ（V_{jy}，SK1，SK2：全層分33個）の影響を定量的に調べ，重要なパラメータを選定した．次いで，応答計算回数の低減策を施しMCSの100万回相当の計算を１/100に低減し，Deep Learningを用いてμ_{max}を予測するn＝1２次元回帰超曲面（回帰学習モデル）を構築後，未知テストデータセットに対して得られるμ_{max}を限界状態の定義と照査して損傷確率を算定した．

２．地震動，解析ケースおよび解析仮定

入力地震動は**図－１**に示すJMA Kobe 1995 NSとした．ただし，この地震動は，地表面最大速度（PGV：Peak Ground Velocity）を50kineに基準化したレベル２地震動である．解析ケースは，参考文献[1]に同じRC造11層，X方向２スパン，Y方向２スパン建物をせん断型架構に置換した**表－１**に示す構造階高，層重量を有する多質点系モデルである．



図－１　JMA Kobe 1995 NS normalized Earthquake

表－１　解析建物の構造階高，層重量

floor	11F	10F	9F	8F	7F	6F	5F	4F	3F	2F	1F
structural height (cm)	295	295	295	295	295	295	295	295	295	295	490
story weight (kN)	4022	4176	4282	4282	4311	4330	4426	4446	4486	4550	4724

非線形応答解析を行う際，スケルトンカーブはtri–linear型，随伴させる履歴則はmasing型，粘性減衰は最初の２次迄の固有振動モードの減衰を５％，Rayleigh減衰を仮定した．なお，時刻歴の解析には，Wilsonのθ法（θ＝1.42）を用いた．また，11層建物の場合には超高層建物においてしばしば観察される地動の揺れ終了後の大きな揺れは無いものと考え，

計算打ち切り時間＝最大振幅発生時間＋５秒

ここに，最大振幅発生時間とはPGA，PGV，PGD発生時間の内，一番発生が遅い時間

とした．確率変数としては，各層の第１，第２層剛性SK1，SK2，層降伏せん断強度V_{jy}を考え，それらは正規分布に従い互いに独立に変動すると仮定した．**表－２**には，準備計算のpushover解析から得た層間変位～層せん断力関係をtri–linearに置換して規定した夫々の期待値を示しているが，以下では耐震性のやや劣るX方向フレームを解析対象とした．

表－２　層降伏せん断強度，層剛性（期待値）

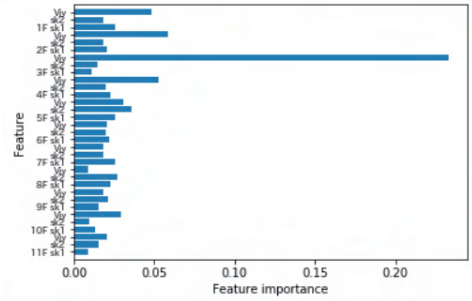
floor	X direction frame			Y direction frame		
	story yield strength (kN)	1st story stiffness (kN/cm)	2nd story stiffness (kN/cm)	story yield strength (kN)	1st story stiffness (kN/cm)	2nd story stiffness (kN/cm)
11F	4089	7193	3205	4297	5633	2854
10F	6237	9609	4119	7166	7618	3796
9F	8296	10604	4368	9477	8972	5179
8F	9891	11296	5010	11361	10279	5601
7F	11267	12083	6010	12911	11494	7074
6F	12862	13175	8755	14355	12177	7104
5F	14122	14441	9629	15658	12657	6929
4F	15025	15372	10634	16772	13221	7277
3F	15824	16617	11393	17653	14138	8113
2F	16389	18916	10287	18462	15712	8856
1F	16869	27463	13560	18974	20426	11978

３．勾配ブースティング決定木（GBDT）による入力パラメータの重要度分析

入力パラメータ（機械学習では特徴量：featureと呼ぶ）としては，各層のV_{jy}，SK1，SK2を取り挙げ，GBDTによるパラメータの重要度分析を行った．GBDTとは，段階的に特徴量を分岐して樹形図を描きクラス分け等を行う手法のひとつで，出力結果の解釈が容易であることに特徴がある．また，訓練データの標準化，正規化等スケーリングに伴う前処理が不要で，連続データも離散データも同時に扱うことが可能である．GBDTは，弱学習器のアンサンブル平均を用いて強学習器を構築し，分析結果から特徴量の重要度を求める．

図－２に入力パラメータの変動係数をCOV＝５％，応答計算回数をnt＝1,000とした場合の重要度分析結果について示す．特徴量は，先に示したV_{jy}，SK1，SK2の全層分33個である．一方，target–

```
n_features=33
[0.0086233  0.01543476 0.02079828 0.01312414 0.00958999 0.02922866
 0.01568326 0.02126588 0.018102   0.02282655 0.02738191 0.00912781
 0.02547183 0.01817363 0.01847061 0.0218824  0.01994607 0.02037109
 0.02578091 0.03612174 0.03092708 0.02284066 0.01955999 0.0523466
 0.0110117  0.01450942 0.2329489  0.02020643 0.01815058 0.05878598
 0.02539321 0.01808    0.04816797]
```



図－２　特徴量の重要度分析
（入力特徴量＝33，COV＝５％）

valueは各応答計算で得られた最弱層のμ_{max}区間［最小値，最大値］を等分割し，昇冪の順に10クラスに離散化した１～10の値である．ただし，最弱層とは応答計算毎にμ_{max}が全層の中で最大となる階を見出し，その頻度が一番大きい階を意味する．

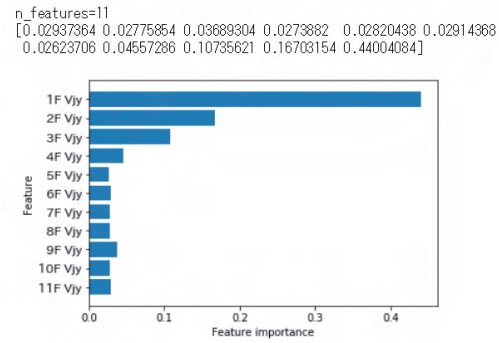
図－２から最弱層のμ_{max}に及ぼす特徴量の重要度は以下の通り読み取れる．

・最弱層（この例では３階）のV_{jy}の重要度が飛び抜けて大きい（23%）

・最弱層に隣接する下層および上層のV_{jy}の重要度が次いで大きい（５～６%）

・上記以外の特徴量の重要度は小さく，SK1，SK2，V_{jy}間に重要度の差はあまり見られない．

以上より，特徴量を各階V_{jy}のみの11個に減らし改めて検討した．その結果，**図－３**（この例では最弱層１階）が得られた．ただし，これは**図－４**に示す様に応答計算nt＝5,000回の内，各回の層別最弱層が上記で定義した最弱層１Fに一致した1,835回のみを取り出して重要度分析した結果である．同図中のクラス(１)～(10)の要素数は最弱層１階のμ_{max}を10クラスにレベル分けした頻度で検証精度は84.5%であった．



図－３　特徴量の重要度分析
（特徴量＝11，COV＝２%）

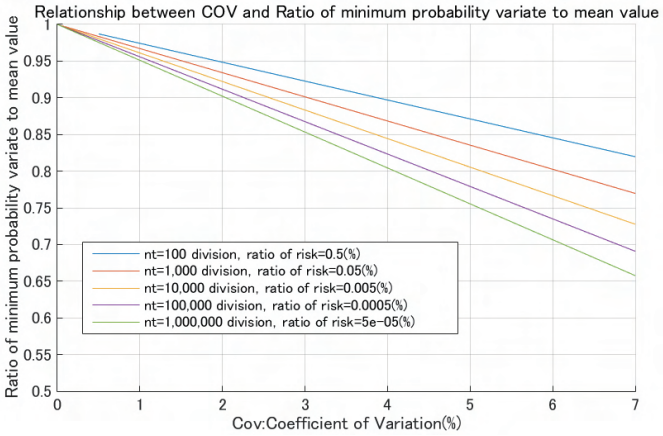
```
>> DeepLearning_Ap2_mdof_RC11
analysis case name=X-case08-d
MCS executing....
Earthquake name=JMA Kobe-NS
simulation no=1
new_nt=5000
the weakest story：weak_FL=1(F)
相対頻度で規定した最弱層と各回判定最弱層が一致した総数＝1835
target-value：Distributed number after 10 class classification
elements in class(1)=11
elements in class(2)=121
elements in class(3)=535
elements in class(4)=1195
elements in class(5)=1463
elements in class(6)=1036
elements in class(7)=472
elements in class(8)=133
elements in class(9)=27
elements in class(10)=7
Number judged as the weakest story(RF→1F)
0   0   0   0   0   10  78  619 1516    942 1835
analysis_time=4079.85(sec)
>>
```

図－４　最大応答塑性率のクラス別頻度
および層別最弱層判定回数

４．損傷確率の算定方針

4.1 パラメータの変動係数および応答計算回数の設定

サンプルパラメータの生成はLatin Hypercubeで行う．ただし，低損傷確率は入力パラメータの変動係数COV（Coefficient of Variation）設定値の影響を受け易い．そこで先ず，**図－５**に示す様に横軸にCOV，縦軸にパラメータ平均値に対する最小確率変量の比をとりそれらの関係を確認した．ただし，ここでの最小確率変量とは，Latin Hypercubeを用いてサンプルを生成する際，累積分布関数の等分割最小点に対応する確率変量を意味する．



図－5　変動係数COV～パラメータ平均値に対する最小確率変量の比

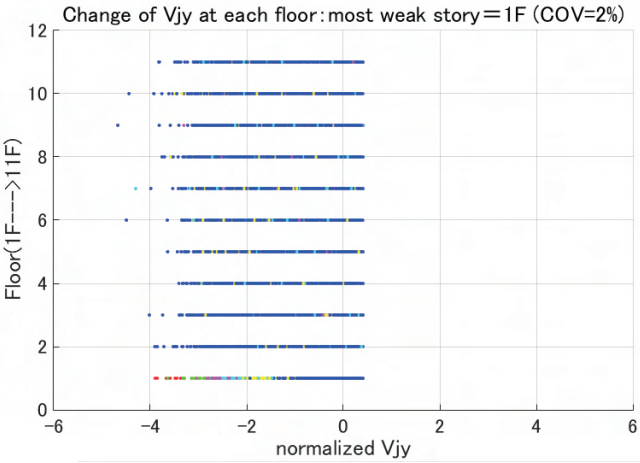
同図より，COV＝５％においては，危険率５×10^{-5}(％)で確率変量の平均値に対する最小確率変量の比は75％強，COV＝２％では同じく約90％に該当していることが分かる．COVが大きい場合には応答計算回数ntが少なくとも低損傷確率を求め易いが，COVが小さな場合には多大な応答計算回数ntを必要とする．特に人命安全限界を超える低損傷確率算定時にCOV＝２％とした場合，地震波にもよるがMCS（Monte Carlo Simulation）では数百万回の応答計算が必要となる．これを踏まえ，仮にCOV＝２％ではnt＝1,000,000，COV＝３％ではnt＝100,000，COV＝４％ではnt＝10,000，COV＝５％ではnt＝5,000とする．その場合，先の確率変量の平均値に対する最小確率変量の比は小さくても約82％に留まり，概ね妥当な値と思われる．

ただし，ntが10,000を超えると計算負荷が大となるので，計算回数低減策を次の様に考えた．先ず，**図－6**（COV＝２％，下記低減策適用例）に示す様に最弱層（この例では１階）について横軸の標準化V_{jy}に着目すると，μ_{max}が大きい（図中の青点以外）サンプルは左半分の領域に存在し，左端に近づく程μ_{max}のレベルが大きい傾向にあることが分かる．これは，最弱層V_{jy}の値が小さい程μ_{max}が大きくなる当たり前のことを示唆している．しかし，その他の階ではこの様な明瞭な傾向は存在せず，最弱層が異なってもこの傾向は変わらなかった．この点と通常多数回の応答計算をせずに最弱層を事前予測することは困難なことを踏まえ，V_{jy}のとり得る値を変動幅全域ではなく全ての階で下位の一定割合１/Rと仮定した．この様にV_{jy}の変動幅に制約を加え，一方で応答計算回数ntを１/100に低減するとした場合次式が成立する．

$$(1/R)^{11} = 1/100 \qquad (1)$$

両辺の対数をとりRの値を求めると，R＝1.519911＝１/0.657933となる．故にnt＝1,000,000とする場合，即ち**図－7**に示す累積分布関数CDFの区間［0,1］をLatin Hypercubeで

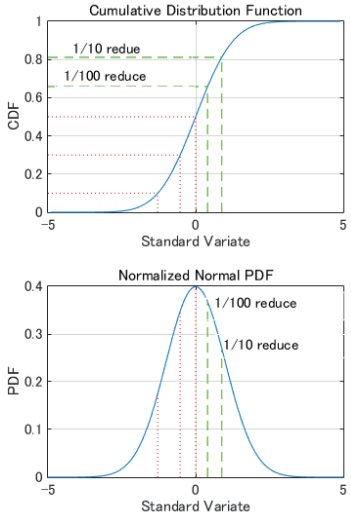
百万等分割してサンプルを発生させた場合，全階の標準確率変量（Standard Variate）を小さい方から657,933番目迄を採用すると上式を満足する．またnt＝100,000回のとき，（1）式右辺を1/10と置いて低減後の計算回数を10,000回とする場合には，81,113番目迄を採用すれば良い．したがって，最弱層以外の階についてもVjyの変動幅に制約を加えると，応答計算でμmaxが大となるサンプルケースの見落しが相当数あると思われる．



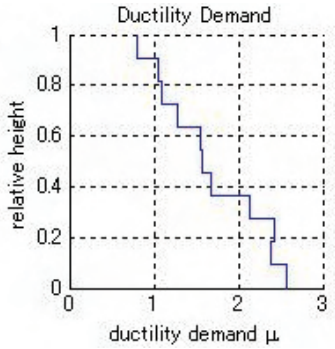
class10 : red, class9 : green, class8 : magenta,
class7 : cyan, class6 : yellow, class5~1 : blue

図－6　最大応答塑性率μmaxのレベル（大red→小blue）分けと層降伏せん断強度Vjyの対応

一方，入力データ全てが期待値とした場合の応答解析結果を参照すると，JMA Kobe 1995 NS基準化地震動では**図－8**に示す様に必ずしも明瞭ではないが，最弱層の事前予想がほぼ可能な場合もある．このときには，該当最弱層のみ1/R＝1/100或いは1/R＝1/10とすれば，その他の階のサンプル値は変動領域の制約を受けずに上記と同じ低減応答計算回数を実現できる．この場合には，応答計算でμmaxが大となるサンプルケースの見落しは殆ど無い．ここでは，前者を低減策A，後者を低減策Bとする．



図－7　Latin Hypercube Sampling



X方向フレーム

図－8　期待値入力パラメータに基づく最大応答塑性率

以上より，COV＝２～５％に対応する実際の応答計算回数は**表－３**に示す通り，COV＝２～４％については10,000回，COV＝５％は5,000回とした．ここに表中のvtは，学習モデル構築後の未知テストデータセットの総数である．この多質点系応答計算の実行後に応答計算毎の各層V_{jy}，各層μ_{max}をファイル保存し，TensorFlow，Kerasを用いた回帰計算によるμ_{max}予測学習モデル（12次元回帰超曲面）の構築プログラムに引き渡す．

表－３　応答計算回数nt，未知テストデータセット数vt

COV(%)	nt	vt	reduced nt
2	1,000,000	1,000,000	around 10,000
3	100,000	100,000	around 10,000
4	10,000	10,000	—
5	5,000	5,000	—

note）nt : calculation number of MDOF
vt : number of test data set

4.2 各層の最大応答塑性率μ_{max}予測学習モデルの構築

前節で最後にファイル保存した各層V_{jy}と各層μ_{max}が学習モデル構築の入力データとなる．学習モデルは，TensorFlowをバックエンジンとして利用するKerasを用いて構築した．Kerasは機械学習の専門家でなくとも扱い易いアルゴリズム実装を簡単化する高レベルAPI（Application Programing Interface）である[4]．回帰学習モデルは，応答計算毎の各層V_{jy}を特徴量，指定階の最大応答塑性率をtarget–valueと見做し，指定階毎に計11構築する．本計算例では**表－４**に示す設定条件の下でk＝４の交差分割検証を行った．学習モデル構築用データ総数は，COV＝２，３，４，５％に対して低減後の応答計算回数，即ち10,000或いは5,000であり，未知テストデータセット数は**表－３**のvt欄に示す通りとした．COV＝2,3％に対して未知テストデータセット数が学習モデル構築用データ総数よりも多いが，これは先に4.1で述べた低減策がμ_{max}大なる領域をカバーし，1,000,000，100,000の応答計算回数に相当すると考えたからである．

表－４　回帰計算実行時の条件

- features 11, number of data 10,000 or 5,000 (training : validation = 0.75 : 0.25)
  preparation of test data separately
- hidden layer 3, number of nodes 16
  ∴ total number of parameters = 481, batch size : 16, number of epoch : 100
- activation function : ‘softplus’ in hidden layer, not applicable in output layer
- loss function : ‘mean_squared_error’, optimization function : ‘adam’

5．定量的地震時損傷評価

先ず，低減策Aの結果について述べる．解析は，**表－5**に示す4通りのモデルについて行った．モデル名の第1文字目は地震波観測地の頭文字，第2文字目はCOVの値である．表の右端列は実際の応答計算繰り返し回数の一例で，COV＝2，3％に該当する値は先に述べたアイデアで低減し，発生したパラメータの組み合わせに依存するため，約1万回となっている．また，**表－6**は解析モデルK－2の最終epochにおける平均絶対誤差MAEの交差検証4回分の平均値である．特徴量は各層のV_{jy}で11個，μ_{max}と合わせると12次元となり，回帰状況を視覚化出来ないが，**図－9**の4階に着目するとμ_{max}値の変動範囲［0.5098,4.7924］に対してMAE＝0.004809であり，誤差は上記範囲の下限値に対して1％未満と非常に小さい．

図－10は，MAEの交差検証4回分の平均値の推移，**図－11**は4 fold目の損失値推移を表したものである．いずれもK－2，最弱層1階の例であるが，**図－10**からMAEは単調に減少していること，**図－11**から損失値はepoch＝2で急激に減少し，過学習の兆候は見られないことが分かる．なお，グラフの推移は他の階でも同様の傾向を示した．

表－7に参考文献[1)]から引用した設計用クライテリアを掲げる．同表においては，最大応答塑性率μ_{max}が限界状態の説明と矛盾している様に見えるが，これは実被害よりも中低層建物の応答解析結果が厳しい評価となり易いことの現れである．

図－12は，最大応答塑性率μ_{max}の予測結果および損傷確率を示したK－2モデルの例である．図中の縦赤点線は，**表－7**に掲げた各限界状態に関する最大応答塑性率の値である．ここで，$\mu_{max} \geqq 2.2$においてはトータル頻度がテストデータセット総数100万より大きくなっているが，これは1回の応答計算で複数階同時に$\mu_{max} \geqq 2.2$となる場合があり，重複カウントされているからである．損傷確率は，各階で限界状態を超えた回数を集計して，データセットの総数で割り，$\mu_{max} \geqq 4.4$については$P_f = 1.70 \times 10^{-5}$と得られた．ただし，試算した範囲内においては，$V_{jy}$のサンプル組み合わせが異なると発生サンプル値の組み合わせがその都度異なるので，3回の計算ではP_f＝（1.70～3.3）$\times 10^{-5}$となった．

表－8に，初期損傷と人命安全限界状態を超える確率を示す．また，**図－13**はそれを図化したものである．これらの図表より，$\mu_{max} \geqq 4.4$については，COVを大きくするとP_f値が次第に増加する予想通りの傾向を示しているが，$\mu_{max} \geqq 2.2$については，いずれも$P_f = 1.0$となり，初期損傷を避けることが出来ない．

ただし，この確率は神戸のレベル2地震動が生起した条件下での確率である．ここで，レベル2相当地震動が50年で10％の超過確率を有すると仮定すると，

$PE_{50} = 1-(1-PE_{ann})^{50}$において$PE_{50} = 0.1$と置くと，$PE_{ann} = 1-0.9^{1/50} = 0.0021$

となり，地震の生起確率は2.1×10^{-3}（＝1/475：再現期間475年）となる．したがって，建

物の損傷に関する年リスクは，**表－8**のPf値に地震の生起確率2.1×10^{-3}を乗じた値となることに留意したい．

subset法を用いた参考文献[1]においては，最弱層のVjy，SK2のみがCOV＝２％で変動するとした場合の解析条件であり，本論の各層Vjyが変動するとした解析条件とは異なるので単純な比較は出来ないが，参考値として$\mu_{max}=4.4$に該当する値を**図－14**から読み取ると，50回のシミュレーションにおける大凡の値は以下の通りである．

下限値：$P_f=2.0\times10^{-6}$，アンサンブル平均値：$P_f=5.0\times10^{-5}$，上限値：$P_f=4.5\times10^{-4}$

表－8の$P_f=(1.70\sim3.3)\times10^{-5}$は，上記参考値のアンサンブル平均値より少し小さい値となっている．4.1で述べた様に計算負荷を減らして低損傷確率を得るために応答計算回数を低減したが，概ね妥当な結果が得られたものと思われる．

次に，低減策Bについて述べる．ここでは，解析の都度reduced_ntの組合せサンプルはランダムに生成されるので，得られる損傷確率がどの程度変動するかも併せて把握することとした．具体的取り扱いは，先ずvt＝1,000,000個を１セットとして50セット事前に作成した上で，低減策Bを用いてreduced_nt＝10,000の場合について訓練（k＝４の交差分割検証）を行い，各階の回帰超曲面を求めた．次いで，上記で得られた回帰超曲面に基づき，50セット（COV＝２％，vt＝1,000,000個）の未知テストデータセットに対する各階の最大応答塑性率を予測した．その結果を**図－15**に示す．

図－15の横軸は各セット，縦軸は$\mu_{max}>=4.4$に関する損傷確率であり，○マーカーを付したマゼンタの折れ線グラフは各セットの損傷確率，青の折れ線グラフは損傷確率の平均値の推移である．なお，平均値を上下に挟む緑の破線は損傷確率の平均値±0.5σ，赤の破線は損傷確率の平均値±0.2σの直線である．同図より，損傷確率Pfの最大，最小値は夫々8.4×10^{-5}，4.8×10^{-5}，Pfの平均値は概ね10セット以降で損傷確率の平均値±0.2σの範囲内に収まり，それ以降セット数が増してもPfの平均値変動幅は然程小さくならないことが分かる．本論ではk＝４の交差分割検証を行っているのでセット数10で実質40回分の計算となり，この値がsubset法の50回計算相当となる．$\mu_{max}=4.4$の例では，subset法の損傷確率変動幅：上界値―下界値$=4.5\times10^{-4}-2.0\times10^{-6}=4.48\times10^{-4}$に対し，Deep Learningを用いた場合には最大値―最小値$=8.4\times10^{-5}-4.8\times10^{-5}=3.60\times10^{-5}$であり，変動幅が3.6/44.8＝１/12.44に大きく縮小していることが分かる．

したがって，低減策Bでは10セットでsubset法と比較して損傷確率の変動幅が大幅に抑えられ，概ね同等の結果が得られたと云えよう．Pfの変動幅が小さいので，１セットの計算でもある意味充分と云える．低減策BのPf値は，低減策Aの値より大きい．これは，低減策Bの方が低減策Aよりも安全側に評価されていることを意味する．

表－5　解析モデル名

case name	COV(%)	reduced/original nt
K-2	2	reduced nt=9,975
K-3	3	reduced nt=9,935
K-4	4	original nt=10,000
K-5	5	original nt=5,000

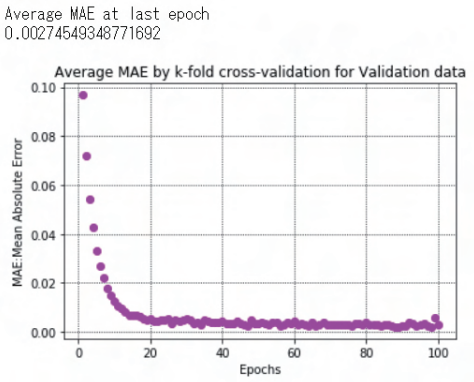
表－6　検証データの平均絶対誤差（K-2）

Floor	Average MAE at last epoch
1	0.002745
2	0.002643
3	0.003803
4	0.004809
5	0.004229
6	0.003941
7	0.002079
8	0.002137
9	0.001882
10	0.001217
11	0.001425

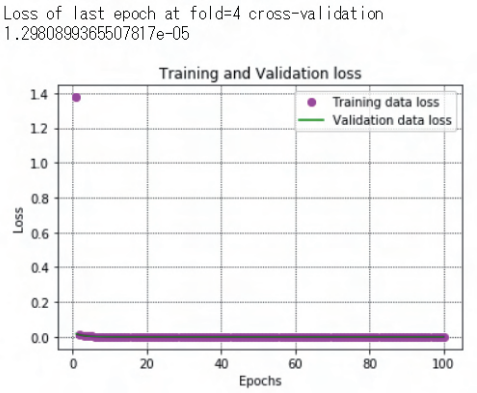
note）MAE : Mean Absolute Error for validation data

```
>> final_result_display
Range of maximum ductility factor=[1.57311,4.25826] at 1(FL)
Range of maximum ductility factor=[1.01269,3.98744] at 2(FL)
Range of maximum ductility factor=[0.924474,4.72254]    at 3(FL)
Range of maximum ductility factor=[0.509819,4.79242]    at 4(FL)
Range of maximum ductility factor=[0.76673,4.25301] at 5(FL)
Range of maximum ductility factor=[0.703271,3.90949]    at 6(FL)
Range of maximum ductility factor=[0.880415,2.74277]    at 7(FL)
Range of maximum ductility factor=[0.878403,2.06693]    at 8(FL)
Range of maximum ductility factor=[0.956953,1.59029]    at 9(FL)
Range of maximum ductility factor=[0.86815,1.34723] at 10(FL)
Range of maximum ductility factor=[0.667024,0.917854]   at 11(FL)
>>
```

図－9　各層の最大応答塑性率



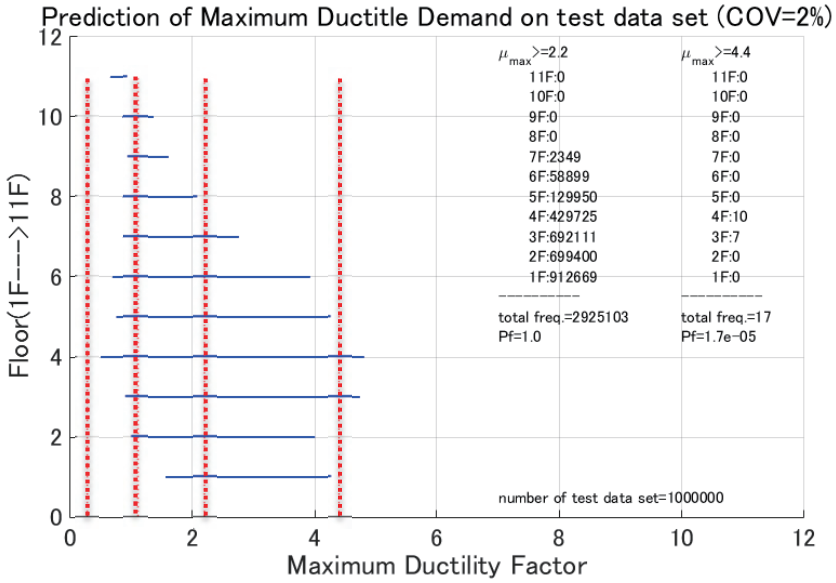
図－10　MAE 4 回分の平均値推移（K-2，１階）



図－11　損失値の推移（K-2，１階，４th fold）

表－7　設計用クライテリア（限界状態の定義）

MCDR(Maximum Column Drift Ratio)	Maximum Ductility Factor	Limit State
1/800(0.125%)	0.27	Fully operational(cracking occurrence of nonstructural elements)
1/200(0.5%)	1.1	Operational(cracking occurrence of structural elements)
1/100(1%)	2.2	Incipient collapse(yielding occurrence of structural elements)
1/50(2%)	4.4	Life safe

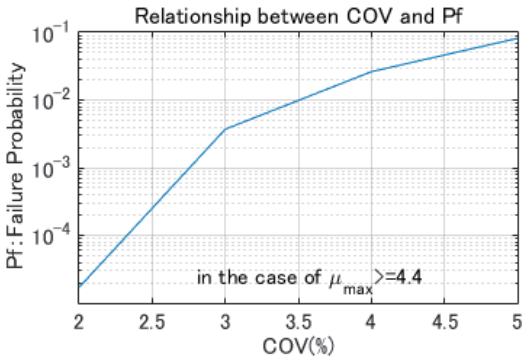


図－12　最大応答塑性率μmaxの予測結果および損傷確率（K–2）

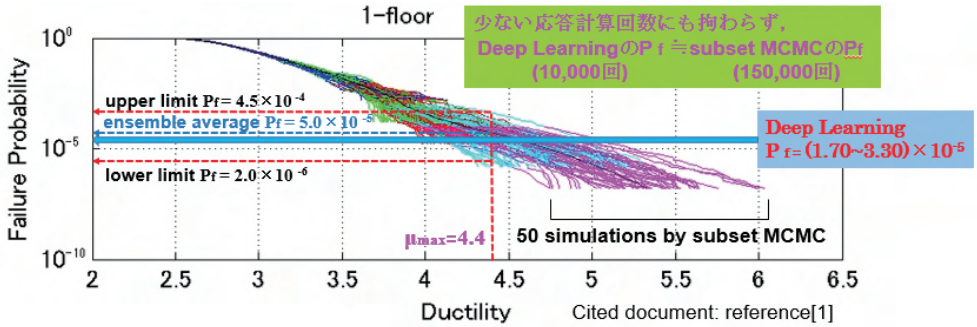
表－8　初期損傷，人命安全限界状態を超える確率

case name	COV(%)	Pf(μmax>=4.4)	Pf(μmax>=2.2)	repeated times	CPU time(sec)	weakest floor
K-2	2	1.70×10^{-5}	1.00	reduced nt=9,975	8111.09	1FL
K-3	3	3.70×10^{-3}	1.00	reduced nt=9,935	7927.72	1FL
K-4	4	2.62×10^{-2}	1.00	original nt=10,000	8100.1	3FL
K-5	5	8.16×10^{-2}	1.00	original nt=5,000	4143.28	3FL

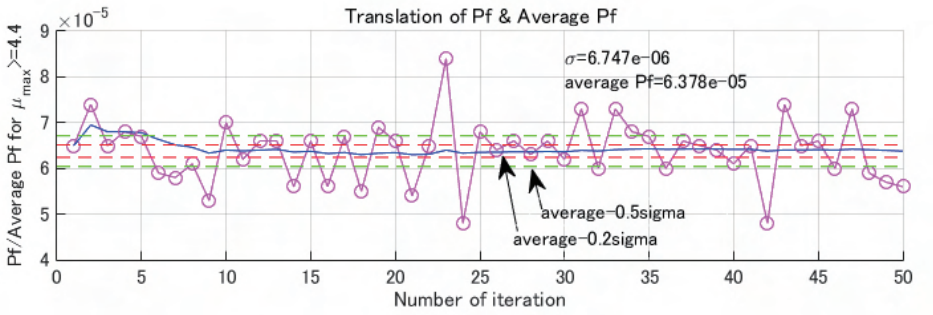
CPU time : using note book computer : DELL Precision M3800



図－13　変動係数～損傷確率関係（μmax≧4.4）



図―14　subset MCMCを用いた最大応答塑性率～損傷確率関係と低減策Aの比較



図―15　損傷確率および損傷確率平均値の推移（低減策B）

6．結語

勾配ブースティング決定木（GBDT）を用いて入力パラメータの重要度分析を行い，深層学習（Deep Learning）を用いて，JMA Kobe 1995 NSのレベル２地震動を想定した実在RC造建物の定量的損傷評価を試みた．得られた結果は次の通りである．

１）GBDTを用いて，破壊指標（最大応答塑性率μ_{max}）に及ぼす構造特性データの重要度分析を行い，各層の層降伏せん断強度V_{jy}の影響が大であることを定量的に示した．

２）Latin Hypercube Samplingを用いてサンプルパラメータを生成する際，標準正規確率密度関数の下位の一定割合のみを考慮して，実質的な応答計算回数を１/100，１/10とする低減策を提示した．これにより，例えば標準Monte Carlo Simulationの100万回（subset MCMCに置換すると15万回程度）の応答計算回数を大幅に低減できる．

３）低減した応答計算結果を基に，Deep Learningを用いた12次元回帰超曲面学習モデルを構築し，得られた損傷確率がsubset MCMCのアンサンブル平均値と比較して概ね妥当であることを確認できた．

以上，応答計算回数低減策とDeep Learningの組み合わせにより，少ない応答計算回数にも

拘わらず妥当な低損傷破壊確率が得られ，Deep Learningの有用性を示すことができた．

参考文献

［1］Shigeru Kushiyama, “Seismic Damage Estimation of an Actual Reinforced Concrete Structure Using Subset MCMC”, Scientific Research, Open Journal of Civil Engineering, 2013,3, pp136−142.

［2］S. K. Au and J. L. Beck, “Subset Simulation and its Application to Seismic Risk Based on Dynamics Analysis”, Journal of Engineering Mechanics, 2003, pp.901−917.

［3］串山　繁，“Generic Metropolis Algorithmを使用した収束に関する基礎的検討”，北海学園大学工学部研究報告（第32号），2005 February, pp27－40.

［4］François Chollet, “Deep Learning with Python”, Manning Publication, 2017.