

# 深層学習とバネブロックモデルを用いた地震予測の計算機実験

## Computer Simulation of Earthquake Prediction Based on Deep Learning

青学大・理工（非） 窪山天望 （正）\*松川 宏

Ami Kuboyama, Hiroshi Matsukawa

Aoyama Gakuin University

### 1. はじめに

地震は地球上で起こる最大規模の摩擦現象である。日本は地震大国でありその予知は重要であるが極めて難しい問題でもある。特に予知に対する期待の大きい大地震はその頻度が低くデータが少ないこともあり、その予知は困難である。一方、近年の機械学習の発達により、様々な現象の予測の精度は上がっている[1]。本研究では地震のモデルであるバネブロックモデルの計算機実験により仮想的な地震のデータを大量に生成し、それをもとに深層学習により計算機実験での地震の予測を試みる。研究の最終目標は3つある。i) 大地震というレアイベントに対する深層学習による予測方法を探る。ii) 将来の現実の地震予知に資する知見を得る。iii) 発生する地震の規模を決める特徴量を明らかにする。

### 2. 方法

大きな地震ほどその頻度が低い事は良く知られているが、地震の頻度分布  $\rho(M)$  に関してはグーテンベルグ-リヒター則と呼ばれる経験則が成り立つ。それは次のように表される。

$$\rho(M) \propto 10^{-bM}$$

ここで、 $M$  は地震のマグニチュードであり、 $\rho(M)$  はマグニチュード  $M$  の地震の発生頻度である。 $b$  は 1 程度の定数である。大きなマグニチュードの地震ほど発生頻度が低いのは当然であるが、その振る舞いが冪乗則で表されるのが特徴であり、地震には典型的なスケールがないことを表している。この振る舞いを再現する地震のモデルとして図 1 に示すバネブロックモデルがある。

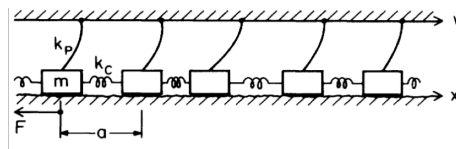


図 1 バネ-ブロックモデル[2]。

このモデルでは断層の 2 枚のプレート的一方を固定し、他方の界面の部分を変で繋がったブロックで表す。後者は一定速度で動くプレートで駆動される。固定した基盤とブロックの間には速度と共に小さくなる摩擦力が働くとする[2]。このときこのモデルはスティックスリップ運動を示すがスリップ運動を地震とみなすことができる。一回のスリップで動いた全ブロックの変位の和の対数がマグニチュード  $M$  となる。このモデルはグーテンベルグ-リヒター則を再現し、地震の研究によく用いられる[3]。本研究ではこのモデルの計算機実験により地震のデータを作成する。そして、地震発生直前のブロックの配置を入力データとして、その直後に発生した地震のマグニチュードを教師データとしてニューラルネットワークを用いた深層学習により教師あり学習を行い、それをもとに地震予知を試みる。損失関数としては平均二乗誤差、最適化のアルゴリズムとしては Adam 法を用い、中間層のレイヤー数は 4~5 層、ノードの数は数 100 程度である。

### 3. 結果

図 2 に地震の直前のブロック配置を入力データとして教師あり学習を行なった際のその直後に起こった地震のマグニチュード（横軸）と予測されたマグニチュード（縦軸）を示す。左の図が 80000 回の地震のデータを用いた訓練データでの結果であり、右側が学習後のニューラルネットワークを用いて 20000 個のテストデータに対して予知を行なった結果である。

図より明らかなように、特に大地震に対して実際のマグニチュードと予測されたマグニチュードの乖離が激しい。これは地震の性質としてグーテンベルグ-リヒター則に示されるように大地震のイベント数に対して中小規模の地震のイベント数が圧倒的に大きいため、後者の予測を最適化するように学習が進むためであると考えられる。しかし、地震予知に対する期待が大きいのは大地震に対してであり、その予測方法を見出す必要がある。

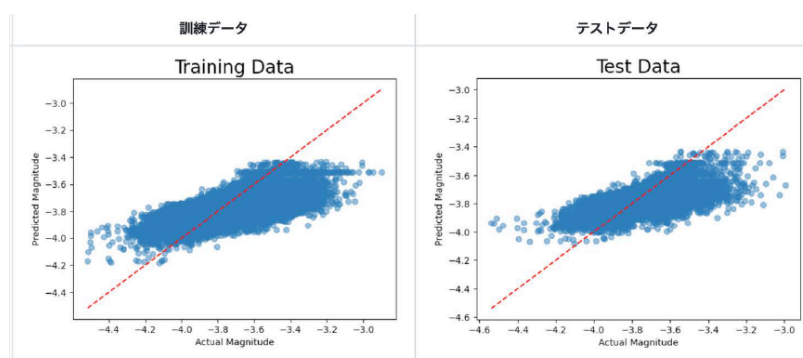


図 2 調整を行っていない地震のデータを用いて教師あり学習を行なって得られた、起こった地震のマグニチュード（横軸）と予測されたマグニチュード（横軸）。左側が訓練データでの結果、右側が学習が終わったニューラルネットワークを用いてテストデータで予測した結果である。

このように学習が中小規模の地震に対して最適化されるのを防ぐために、中小規模の地震のデータを間引き訓練データの数を各マグニチュードでほぼ一定となるように調整し、教師あり学習を行なった。その結果を図 3 に示す。図 3 と比較すると明らかなように、大地震に対してもある程度の予測に成功していることがわかる。

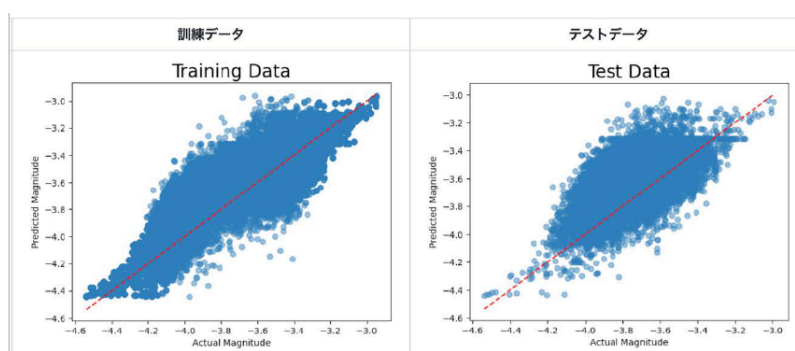


図 3 マグニチュードごとの頻度がほぼ一定になるように調整を行なった地震のデータを用いて教師あり学習を行なって得られた、起こった地震のマグニチュード（横軸）と予測されたマグニチュード（横軸）。左側が訓練データでの結果、右側が学習が終わったニューラルネットワークを用いてテストデータで予測した結果である。テストデータに関しては調整は行っていない。

#### 4. まとめと議論

バネブロックモデルの計算機実験によって得られた地震のデータをもとに、ニューラルネットワークを用いた教師あり深層学習を行い、地震の規模の予測を試みた。頻度の大きい中小規模の地震のデータを間引き、各マグニチュードの頻度がほぼ一定になるように訓練データを調整した結果、ある程度大地震まで予測することが可能となった。

しかし、この方法ではより大きな地震まで予測しようとするとう困難が生じる。その発生頻度は極めて小さいため、それに合わせて中小規模の訓練データを間引かなければならないためデータ総数が小さくなり、予測精度が落ちる。計算機実験ではそれでも大地震のデータをある程度は集めることが可能であるが、現実の地震に対しては難しい。より効率の良い方法が必要である。

#### 文献

- 1) 1.Mousavi, S. M. & Beroza, G. C. Machine Learning in Earthquake Seismology. *Annu. Rev. Earth Planet. Sci.* **51**, 105–129 (2022).
- 2) Carlson, J. M. & Langer, J. S. Properties of earthquakes generated by fault dynamics. *Phys Rev Lett* **62**, 2632–2635 (1989).
- 3) Kawamura, H., Hatano, T., Kato, N., Biswas, S. & Chakrabarti, B. Statistical physics of fracture, friction, and earthquakes. *Rev Mod Phys* **84**, 839 884 (2012).