

# 深層学習を用いた加速度波形に基づく液状化の自動判定

Automatic detection of liquefaction based on acceleration waveforms using deep learning

24WM1312 中川 修太  
Shuta Nakagawa

指導教員 丸山 喜久  
劉 ウェン

## SYNOPSIS

This study proposes an automatic liquefaction detection method using only seismic acceleration time-history data. A Long Short-Term Memory (LSTM) network is employed to capture the temporal characteristics of three-component ground motions without relying on geotechnical or site-specific information. The model is trained using strong-motion records with clearly identified liquefaction occurrence reported in previous studies, and data augmentation is applied to address data scarcity. Model performance is evaluated using standard classification metrics, and numerical simulation data generated by FLIP are used for external validation. The results demonstrate the feasibility of liquefaction assessment based solely on acceleration records, indicating the potential of the proposed approach for rapid post-earthquake evaluation.

### 1. 研究背景

地震時における液状化現象は、構造物の沈下・傾斜やライフラインの機能喪失を引き起こす要因として、これまで多くの被害事例が報告されてきた。液状化の発生条件や評価手法については、Seed and Idriss<sup>1)</sup>による簡易評価法をはじめとして、標準貫入試験 N 値、細粒分含有率、地下水位などの地盤特性と地震動強度を指標とした手法が体系化されている。しかし、これらの手法は主に経験則に基づくものであり、地震動の振幅や継続時間、非定常性といった時刻歴特性を十分に反映できないという課題を有している。

一方、強震観測網の整備により、地震時の加速度時刻歴データが高密度かつ高精度で蓄積されるようになった。これらの強震記録を用いた液状化判定に関する研究として、Kostadinov and Yamazaki<sup>2)</sup>は、強震記録から抽出した指標を用いた液状化検出手法を示し、地震動の時間的特性の有効性を明らかにした。また、川井ら<sup>3)</sup>は、加速度波形のゼロクロス周期に着目したリアルタイム液状化判定手法を提案し、時刻歴情報を直接活用する判定の可能性を示している。近年では、機械学習手法の発展により、時系列データを直接扱う解析が可能となり、地震工学分野においてもその応用が進められている。特に Long Short-Term Memory (LSTM) ネットワークは、時間的依存性を考慮できるモデルであり、非定常性の強い地震動時刻歴の解析に適していると考えられる。しかし、液状化判定への適用事例は限られており、学習データの構成や検証方法については十分な検討がなされていない。地震発生直後においては、詳細な地盤情報が得られない状況下で、被害が想定される領域を迅速に把握することが求められる。そのため、観測網から即時に得られる加速度時刻歴データのみを用いた液状化判定手法の確立は、防災・減災の観点からも重要な課題である。

以上の背景から、本研究では、既往研究により液状化の発生有無が整理されている強震記録を用いて LSTM による液状化判定モデルを構築し、加速度時刻歴データのみに基づく液状化判定手法の有効性について検討することを目的とする。

### 2. 入力地震動データおよび前処理手法

地震時液状化の発生は、地盤の締固め度や粒度特性、地下水位などの地盤条件に加え、地震動の振幅、継続時間、周波数特性といった動的要因に強く依存する複雑な現象である。従来、液状化判定には Seed and Idriss<sup>1)</sup> による簡易判定法に代表されるように、N 値や有効上載圧、細粒分含有率などの地盤物性値と最大加速度や繰返しせん断応力比を組み合わせた経験的手法が広く用いられてきた。これらの手法は設計実務において一定の有効性を有するが、地震発生直後の迅速な被害把握や、地盤情報が十分に整備されていない地域への適用には大きな制約がある。

近年、K-NET や KiK-net をはじめとする強震観測網の発達により、世界各地で高密度な加速度時刻歴データが蓄積されている。このような背景のもと、地震動記録そのものに着目し、液状化の発生有無を判定する研究が進められてきた。Kostadinov and Yamazaki<sup>2)</sup> は、強震記録の卓越周期やスペクトル特性の変化を用いて液状化を検出する手法を提案し、液状化発生に伴い地盤の剛性低下が地震動特性に反映されることを示した。また、川井ら<sup>3)</sup>はゼロクロス周期に着目したリアルタイム液状化判定手法を提案し、地震動時系列の時間構造が液状化検知に有効であることを示している。

しかし、これらの既往研究の多くは、解析者が事前に定義した特徴量に依存しており、地震動の多様性に対する汎用性や拡張性には課題が残されている。特に、異なる発生様式の地震や観測条件に対して一貫した判定性能を確保することは容易ではない。そこで本研究では、特徴量設計を人為的に行うのではなく、加速度時刻歴そのものを入力とし、時系列データから判定に有効な特徴を自動的に学習可能な機械学習手法を採用する。入力データには、東西方向 (EW)、南北方向 (NS)、上下方向 (UD) の三成分加速度記録を用いた。液状化は主に水平動に起因する現象であるが、上下動を含めた三成分を同時に扱うことで、地震動の全体的なエネルギー分布や時系列構造をより包括的に捉えることが可能となる。また、三成分を同時に入力することで、特定成分に依存しない頑健な判定モデルの構築を意図

している。加速度波形の切り出しに際しては、三成分加速度の合成振幅  $Amp$

$$Amp = \sqrt{EW^2 + NS^2 + UD^2} \quad (1)$$

を算出し、その最大値を示す時刻を基準とした。この最大ピークは、地震動が最も強く作用した主要動に対応すると考えられる。最大ピーク時刻を中心として、前後対称となる 1500 サンプル（約 30 秒）の時間窓を設定し、各成分の波形を切り出した。図 1 に一例を示す。

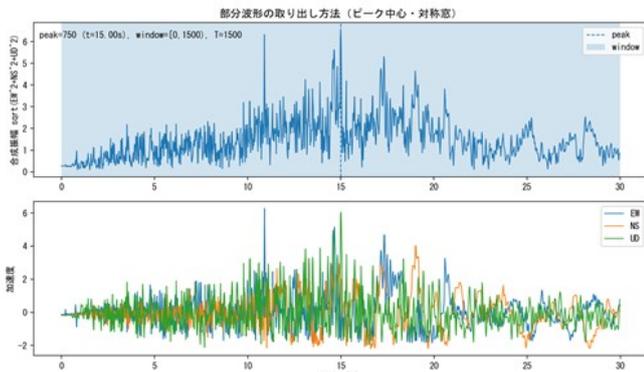


図 1 部分波形の切り出し方法（ピーク中心・対称窓）

このようなピーク中心・対称窓による切り出し手法を採用することで、解析者が恣意的に区間を選定することを避け、再現性の高い入力データ作成が可能となる。さらに、本研究では実観測データおよび数値解析データの双方に対して同一の切り出しルールを適用しており、データセット間の条件差を最小化している点に特徴がある。機械学習を用いた研究においては、前処理の妥当性が結果の信頼性を左右するため、本研究における前処理手法は解析結果の基盤として重要な位置づけを持つ。

### 3. LSTM による液状化判定モデルの構築

本研究では、地震時に得られる加速度時刻歴データから液状化の発生有無を自動的に判定することを目的として、長短期記憶（Long Short-Term Memory : LSTM）を用いた機械学習モデルを構築した。LSTM は、勾配消失問題を抑制しつつ長期的な時間依存関係を学習可能なモデルとして提案されており、地震動の継続時間や振幅変化を考慮した解析に適している。液状化現象は、地震動の最大振幅のみならず、振幅の時間的変化、主要動の継続時間、ならびに周波数特性と密接に関係することが知られている。そのため、地震動を単一の指標や統計量に要約するのではなく、加速度時刻歴を時系列データとして直接扱い、時間方向の依存関係を明示的に学習可能な LSTM を本研究では採用した。LSTM モデルの学習には、既往研究において液状化の発生有無が明確に整理されている実地震データを用いた。具体的には、Kostadinov and Yamazaki<sup>2)</sup> による液状化検出研究および、川井ら<sup>3)</sup>によるゼロクロス周期を用いたリアルタイム液状化判定手法の検討において使用された強震記録を基礎データとした。これらの研究では、地震後の被害調査や現地踏査結果に基づき、観測点ごとの液状化・非液状化が体系的に整理されており、教師データとしての信頼性が高いと判断される。学習に用いたデータ数は、液状化データ 21 件、非液状化データ 77 件であり、各地震記録について東西方向（EW）、南北方向（NS）、上下方向（UD）

の三成分加速度時刻歴を用いた。本研究では、液状化判定において主に寄与すると考えられる水平動成分に加え、上下動成分も含めた三成分同時入力とした。上下動は液状化の直接的な判定指標として用いられることは少ないものの、有効応力状態や拘束圧の時間変化に影響を及ぼす可能性があることから、地震動の三次元的特性を考慮する目的で入力に含めている。加速度時刻歴データは、各成分について同一の時間長で切り出しを行い、正規化処理を施した上で LSTM への入力データとして整形した。入力データの形状は「時間ステップ × 成分数 (3)」とし、各時刻における三成分の加速度値を同時にモデルへ与える構成とした。この構成により、地震動の時間的変化に加えて、成分間の相互関係についても学習が可能となる。

学習データ数が比較的小さいという制約に対しては、データ拡張（augmentation）を適用することで対応した。具体的には、時系列データの時間軸方向のシフト、加速度振幅に対する微小な倍率変動（amplitude jitter）、および微小なガウスノイズの付加を組み合わせた手法を用いた。時間シフトは地震動到達時刻の違いを模擬するものであり、振幅の倍率変動は、センサ設置条件や局所的なサイト応答のばらつき等に起因する観測振幅の不確かさを表現する目的で導入した。この倍率は物理的妥当性を損なわない範囲に限定して設定している。また、ノイズ付加は観測誤差や微小なばらつきを表現する目的で導入した。これらの拡張処理はいずれも、地震動の物理的特徴を大きく損なわない範囲で実施しており、特定の波形形状に過度に依存しない学習を促進することを意図している。

LSTM モデルの構造は、入力層に続く単一の LSTM 層、ドロップアウト層、全結合層から構成される比較的単純なものとした。LSTM 層には 64 ユニットを設定し、時系列データに内在する特徴の抽出を行う。ドロップアウト層は過学習を抑制する目的で導入し、最終層ではソフトマックス関数を用いて液状化・非液状化の二値分類を行った。モデルの複雑化を避けることで、限られたデータ数においても安定した学習が可能となるよう配慮している。学習時の損失関数にはカテゴリカルクロスエントロピーを用い、最適手法には Adam を採用した。また、液状化データと非液状化データの件数に偏りがあることを考慮し、クラス重みを設定することで、液状化クラスの誤判定が過小評価されないよう調整した。これにより、液状化の見逃しを抑制する方向でモデルの学習が進むことを意図している。

モデルの学習および評価においては、乱数シードを固定した複数回の学習を実施し、その結果を統合して評価した。これにより、学習データの分割方法や初期値設定に起因する結果のばらつきを低減し、モデル性能をより安定的に評価することを試みた。判定結果の評価には、混同行列、適合率、再現率、F1 値などの指標を用い、特に液状化クラスに対する再現率を重視した分析を行った。

以上のように、本研究では、実地震データに基づく加速度時刻歴を入力とした LSTM モデルを構築し、液状化判定に適用した。地震動の時間的特性を直接学習する枠組みを採用することで、従来の特徴量設計に基づく手法では捉えにくい非定期的な挙動を反映した判定が可能となる点に、本手法の特徴がある。

### 4. 数値解析を用いた液状化・非液状化判定データの作成

LSTM による液状化判定モデルの性能を検証するため、実地震記録とは独立した追加評価用データとして、二次元有効応力解析プログラム FLIP を用いた数値解析結果を利用した。FLIP は、Iai ら<sup>4)</sup>により提案されたひずみ空間塑

性理論に基づく構成則を採用した有効応力解析手法であり、繰返しせん断荷下における地盤の非線形挙動や cyclic mobility, 過剰間隙水圧の発生過程を考慮可能である。また, Iai and Tobita<sup>6)</sup>は、この構成モデルを液状化発生前後の地盤挙動に適用可能な形で整理し、実務的解析手法としての妥当性を示している。

本研究では、FLIP による解析結果を、機械学習モデルの汎化性能を確認するための外部検証データとして位置付けた。解析対象地盤は、基盤深さ 30 m までを想定した仮想二次元地盤モデルとし、特定地点の再現ではなく、地盤条件と地震動の組合せに対するモデル挙動の整理を目的とした。地盤構成は、上部に砂層、下部に粘性土層を配置した単純化モデルとし、砂層を主な解析対象とした。砂層は複数層に分割し、標準貫入試験 N 値、有効上載圧、細粒分含有率を設定した。これらを FLIPSIM に入力することで解析用パラメータを算定し、FLIPGEN を用いて解析モデルを作成した。地震動入力には、KiK-net 観測点における地中観測波<sup>7)</sup>を用いた。入力波の選定にあたっては、観測地点最下層のせん断波速度が概ね  $VS = 2000 \text{ m/s}$  以上である地点に限定した。これは、原子力発電環境整備機構による既往検討<sup>8)</sup>において示されている考え方にに基づき、地盤剛性が高い地点で観測された地中波は、表層地盤の非線形挙動や増幅の影響が小さく、基盤入力波として適していると判断したためである。KiK-net の地中観測点では、上方からの入射波 E と下方からの反射波 F が重なった記録 (E+F) が観測されるが、剛性の高い地盤では反射波成分が小さいと考えられる。このため、本研究では反射波を無視し、観測された地中波 (E+F) を E と近似した上で、その 2 倍を入力地震動 (2E) として用いた。この処理により、次元解析における基盤入力波として整合的な地震動を与えている。FLIP による液状化判定は、過剰間隙水圧比の時間変化に基づいて行い、東西方向 (EW) および南北方向 (NS) の水平二成分を対象とした。一方で、LSTM モデルへの入力データ作成においては、FLIP 解析から得られた EW, NS, UD の三成分加速度時刻歴を用い、実地震データと同一のデータ形式に整形した。

### 5. 機械学習に基づく液状化判定モデル

本章では、構築した LSTM による液状化判定モデルの性能について、学習過程の挙動、実観測地震データに対する判定結果、ならびに数値解析データを用いた追加検証の結果をまとめて示す。

はじめに、モデル学習時の損失関数値および判定精度の推移を図 2 および図 3 に示す。

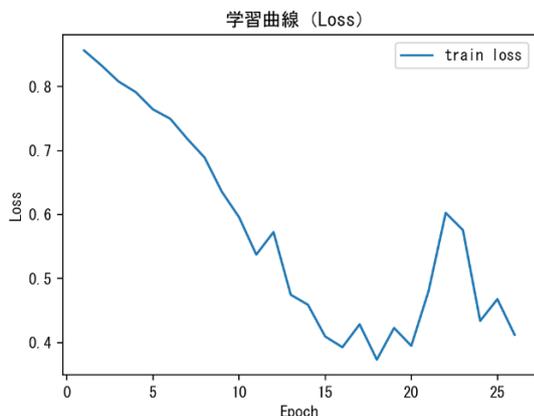


図 2 モデル学習時の損失関数値の推移

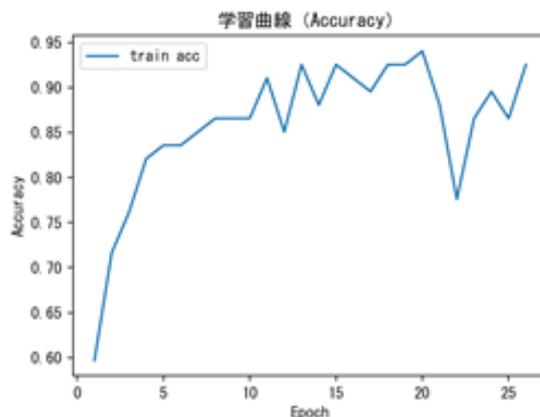


図 3 モデル学習時の判定精度の推移

図 2, 図 3 には、学習データおよび検証データに対する Loss と Accuracy の学習曲線を示している。学習初期においては損失が急激に低下し、その後は緩やかに収束する傾向が確認された。また、学習データと検証データの間で著しい乖離は見られず、過学習が顕著に生じていないことが確認できる。乱数シードを固定した複数回の学習においても、同様の収束挙動が得られており、学習過程が安定していることが示された。

次に、実観測地震データ (REAL test) に対する判定結果について述べる。図 4 には、5 つの乱数シードによる学習結果を合算した混同行列を示す。

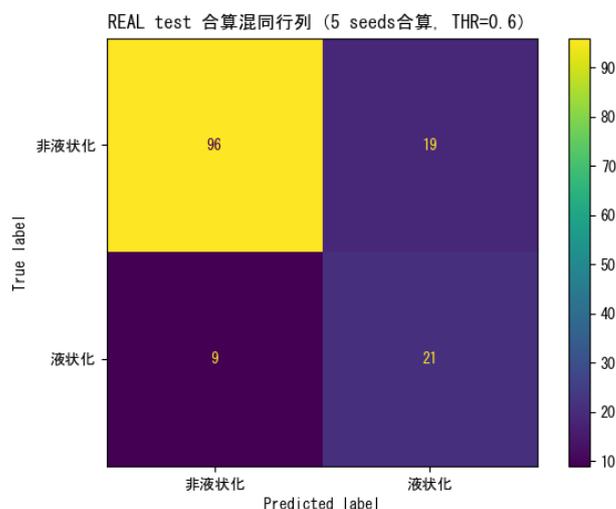


図 4 REAL test 合同混同行列 (5 seed 合算)

液状化クラスに対する再現率は 70% と比較的高い値を示しており、液状化の発生を検出するという本研究の目的に対して、一定の有効性を有していることが確認できる。一方で、非液状化データの一部が液状化として誤判定されるケースも認められたが、液状化の見逃しを抑制するという観点からは、安全側の判定傾向であると解釈できる。

さらに、図 5 に示す Precision-Recall (PR) 曲線から、液状化クラスに対する Precision と Recall の関係を確認した。

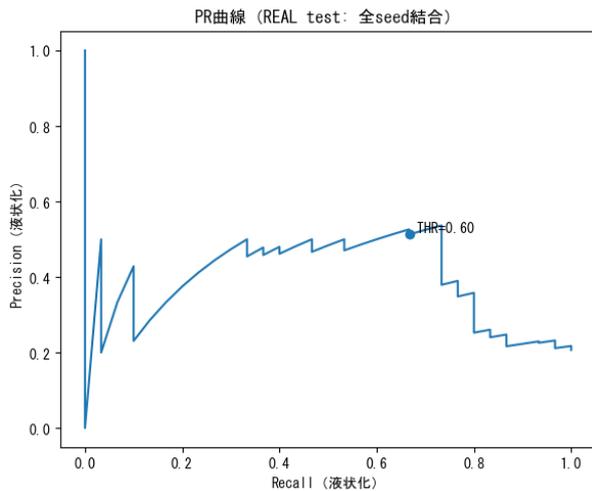


図5 PR 曲線 (REAL test・全 seed 統合)

PR 曲線は一定の面積を有しており、判定閾値の設定によって検出性能と誤判定率のバランスを調整可能であることが示された。これは、本モデルが単一の固定的な判定基準に依存するのではなく、運用目的に応じた柔軟な判定が可能であることを示唆している。

続いて、構築した LSTM モデルの汎化性能を確認する目的で、FLIP による数値解析データを用いた追加検証を行った。FLIP データに対する判定結果は、実観測データを用いた場合と比較して判定性能が低下する傾向を示したものの、液状化・非液状化の識別傾向自体は維持されていた。すなわち、モデルが実観測データにのみ特化した判定器となっておらず、生成過程の異なる地震動に対しても一定の判別能力を有していることが確認された。一方で、FLIP 解析では一次元地盤モデルを前提としており、実地震における地盤の不均質性や三次元的な波動伝播効果、局所的な非線形挙動は十分に再現されていない。そのため、数値解析データに含まれる加速度波形の特性が実観測データとは異なり、これが判定性能低下の一因となった可能性が考えられる。

以上の結果から、本研究で構築した LSTM モデルは、実観測地震データに対して液状化の発生傾向を適切に捉える能力を有しており、さらに数値解析データに対しても一定の汎化性能を示すことが確認された。ただし、データ生成過程の違いによる影響も無視できないことから、今後はより多様な地盤条件や地震動を対象としたデータを用いた検証が必要である。

## 6. 結論

本研究では、地震時に得られる加速度時刻歴データから液状化の発生有無を自動的に判定することを目的として、長短期記憶 (LSTM) を用いた機械学習モデルを構築し、その有効性について検討した。液状化現象が地震動の振幅のみならず、時間的変化や継続時間、周波数特性といった時系列的特徴と密接に関係している点に着目し、加速度波形を単純な統計量へ要約するのではなく、三成分の時系列データとして直接入力する枠組みを採用した。

学習には、既往研究において液状化・非液状化が明確に整理されている実地震データを用い、液状化 21 件、非液状化 77 件の三成分加速度記録を教師データとしてモデルを構築した。その結果、実観測データに対して一定の液状化検出性能を示し、特に非液状化の誤判定が一部に見られるものの、液状化の再現率を確保できることを確認した。

これは、加速度時刻歴に内在する時間的特徴が、液状化判定に有効な情報を含んでいることを示唆する結果である。

一方で、本研究における学習データ数は限定的であり、特に液状化事例の件数が少ない点は、本手法の性能向上および安定性評価における重要な課題である。液状化は発生頻度が低く、かつ被害調査を伴って初めて正解ラベルが付与される現象であるため、信頼性の高い教師データの収集自体が困難である。このようなデータ制約下においても一定の判定性能が得られた点は本手法の有効性を示すものと考えられるが、学習データの拡充によってモデルの汎化性能がさらに向上する可能性が高い。

さらに、FLIP による数値解析から作成した液状化・非液状化データを外部検証用として用いた結果、実観測データと比較して性能の低下は見られるものの、これは一次元解析に基づく加速度波形と実観測記録との差異による影響が大きいと考えられる。また、液状化・非液状化の識別傾向は維持されており、学習済みモデルが数値解析データに対しても破綻なく適用可能であることが確認された。このことから、本手法は特定の実観測データに過度に依存したのではなく、一定の汎化性能を有していると考えられる。

このように、本研究で提案した LSTM に基づく液状化判定手法は、地盤条件や地形情報などの付加的情報を用いず、地震時に取得可能な加速度時刻歴データのみから液状化の発生有無を推定できる点に大きな特徴がある。これは、地震直後の限られた情報下においても広域かつ迅速な液状化判定を可能とするものであり、災害対応初動における被害把握や優先的な現地調査地点の選定に資する技術的基盤となり得る。

今後は、実地震データおよび数値解析データの蓄積を進め、加速度時刻歴データのみを用いた液状化判定手法としての信頼性および適用範囲をさらに検証していくことが重要である。

## 参考文献

- 1) Seed, H.B.; Idriss, I.M.: Simplified Procedure for Evaluating Soil Liquefaction Potential, Journal of the Soil Mechanics and Foundations Division, Vol.97, No.9, pp.1249-1273, 1971.
- 2) Kostadinov, M. and Yamazaki, F.: Detection of soil liquefaction from strong motion records, Soil Dynamics and Earthquake Engineering, Vol. 20, Issues 1-4, pp. 173-183, 2001.
- 3) 川井 修, 丸山 喜久, 山崎 文雄: ゼロクロス周期を用いたリアルタイム液状化判定手法の提案, 土木学会論文集 A1 (構造・地震工学), Vol. 65, No. 1 (地震工学論文集第 30 巻), pp. 768-775, 2009.
- 4) Hochreiter, S., Schmidhuber, J.: Long Short-Term Memory, Neural Computation, Vol. 9, No. 8, pp. 1735-1780, 1997.
- 5) Iai, S., Matsunaga, Y., Kameoka, T.: Strain Space Plasticity Model for Cyclic Mobility, Soils and Foundations, Vol. 32, No. 2, pp. 1-15, 1992.
- 6) Iai, S., Tobita, T.: Soil Constitutive Model for Cyclic Mobility and Liquefaction, Geotechnical Earthquake Engineering and Soil Dynamics IV, ASCE, 2008.
- 7) 防災科学技術研究所: KiK-net (基盤強震観測網), <https://www.kyoshin.bosai.go.jp/> (参照 2025-12-01)
- 8) 原子力発電環境整備機構 (NUMO): 操業期間中における地層処分施設の地震時空洞安定性に係る検討一第 5 章 2011 年東北地方太平洋沖地震の観測波を用いた耐震性評価一, NUMO-TR-14-02, 2014.