

階層型ニューラルネットワークモデルによる地震予測

Matheus Junqueira^a, Yoshito Hirata

^a 情報理工学術院プログラム
理工情報生命学術院
筑波大学

2024年10月



理工情報生命学術院
システム情報工学研究群

Degree Programs in Systems and Information Engineering
Graduate School of Science and Technology

1 序論

2 フィーチャーエンジニアリング

- ↳ 点過程の編集距離
- ↳ 地震活動性指標

3 予測フレームワーク

- ↳ 階層型ニューラルネットワーク

4 結果

5 結論

序論

- ▶ 地震予測に機械学習を適用するには多くの障害がある
- ▶ 主な障害はデータの量と質
 - ↳ 検出閾値の下限に近いデータの欠損
 - ↳ カタログが十分に過去まで遡っていない
 - ↳ 時間とともにデータ収集方法が変化している

序論

- ▶ 地震予測に機械学習を適用するには多くの障害がある
- ▶ 主な障害はデータの量と質
 - ↳ 検出閾値の下限に近いデータの欠損
 - ↳ カタログが十分に過去まで遡っていない
 - ↳ 時間とともにデータ収集方法が変化している
- ▶ この問題を回避するために私たちは以下を試みる：
 - ↳ カタログから可能な限り多くの情報を抽出する
 - ↳ その情報を処理できる予測モデルを考案する

▶ 断層に依存しない情報に分析を制限します

- ↳ タイムスタンプ、震度、深度、緯度、経度などの基本的な地震特性のみを含むカタログ
- ↳ いわば世界中のさまざまな地震地域で広く入手可能なカタログ
- ↳ ⇒ 利用可能なデータが増加する
- ↳ ⇒ さまざまな地域への適用可能性

- ▶ 断層に依存しない情報に分析を制限します
 - ↳ タイムスタンプ、震度、深度、緯度、経度などの基本的な地震特性のみを含むカタログ
 - ↳ いわば世界中のさまざまな地震地域で広く入手可能なカタログ
 - ↳ ⇒ 利用可能なデータが増加する
 - ↳ ⇒ さまざまな地域への適用可能性

- ▶ 既存の手法は、これらのカタログによって提供されるすべての情報を活用していないようです

- ▶ 改善が見込まれる分野：
 - ↳ 課題のモデル化
 - ↳ フィーチャーエンジニアリング

1 序論

2 フィーチャーエンジニアリング

- ↳ 点過程の編集距離

- ↳ 地震活動性指標

3 予測フレームワーク

- ↳ 階層型ニューラルネットワーク

4 結果

5 結論

フィーチャーエンジニアリング

- ▶ 地震カタログ情報に基づいて、二種類のフィーチャーを導出します：
 - ↳ 地震の点パターン間の距離
 - ↳ 地震活動性指標
- ▶ しかし、我々の予測モデルは他のフィーチャーに拡張可能です

1 序論

2 フィーチャーエンジニアリング

- ↳ 点過程の編集距離

- ↳ 地震活動性指標

3 予測フレームワーク

- ↳ 階層型ニューラルネットワーク

4 結果

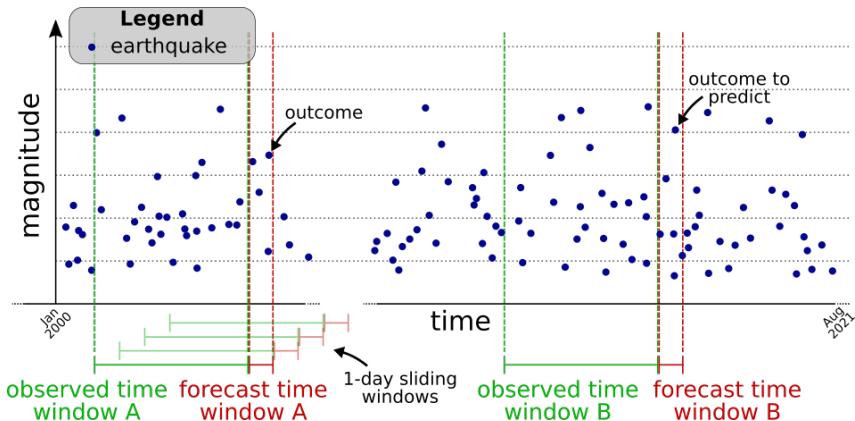
5 結論

点過程の編集距離

- ▶ 地震カタログを前処理して、特定の長さの時間ウィンドウ内の地震の集合を取得します
 - ↳ 翌日予測のために7日間
- ▶ 各集合は三次元空間に散在する点の系列であり、各点に関連付けられた追加情報があります：
 - ↳ 震度
 - ↳ タイムスタンプ
- ▶ これらの集合は統計ツールを用いて比較することができます
 - ↳ 点過程の**編集距離**を使用します
- ▶ 主なアイデアは、類似した地震パターンが類似した結果をもたらすということです¹

¹M. H. Junqueira Saldanha and Y. Hirata (2022). “[Solar activity facilitates daily forecasts of large earthquakes](#)”. In: *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science* 32.6, p. 061107.

フィーチャーエンジニアリング



点過程の編集距離

- ▶ P_1 と P_2 を二つのマーク付き点過程とします：

$$P_1 = \{(t_i, \mathbf{u}_i) \mid 1 \leq i \leq N_1\} \quad P_2 = \{(s_j, \mathbf{v}_j) \mid 1 \leq j \leq N_2\}$$

- ▶ アイデアは、原始操作を使用して P_1 を P_2 に変換することであり、各操作にはコストがかかります。
- ▶ 原始操作は次の通りです：
 - ↪ **挿入**：点 (s_j, \mathbf{v}_j) を P_2 から P_1 に挿入し、コスト 1 がかります；
 - ↪ **削除**：点 (t_i, \mathbf{u}_i) を P_1 から削除し、コスト 1 がかります；
 - ↪ **シフト**： P_1 の点 (t_i, \mathbf{u}_i) を P_2 の点 (s_j, \mathbf{v}_j) に置き換え、これら二つの点の違いによって決まるコストがかかります。

- ▶ **編集距離²³** は、 P_1 を P_2 に変換するために必要な最低コストとして定義されます。

²J. D. Victor and K. P. Purpura (1997). “Metric-space analysis of spike trains: theory, algorithms and application”. In: *Network: computation in neural systems* 8.2, pp. 127–164.

³S. Suzuki, Y. Hirata, and K. Aihara (2010). “Definition of distance for marked point process data and its application to recurrence plot-based analysis of exchange tick data of foreign currencies”. In: *International Journal of Bifurcation and Chaos* 20.11, pp. 3699–3708.

1 序論

2 フィーチャーエンジニアリング

- ↳ 点過程の編集距離

- ↳ 地震活動性指標

3 予測フレームワーク

- ↳ 階層型ニューラルネットワーク

4 結果

5 結論

地震活動性指標

- ▶ ここからサイズ T の時間ウィンドウにおける地震の集合を使用します
 - ↳ $T = 7, 15, 30, 60, 90, 180, 360$ days
- ▶ これらの集合ごとに地震活動性指標を計算できます
 - ↳ 平均および最大マグニチュード；
 - ↳ 地震エネルギーの放出率は、次のように計算されます

$$\frac{\sum_{i=1}^k \left(10^{10.8+1.5e_i^{\text{mag}}} \right)}{\Delta t},$$

ここで Δt は時間ウィンドウの長さです；

- ↳ 特定の震度閾値 τ を超えるすべての地震の経過時間；

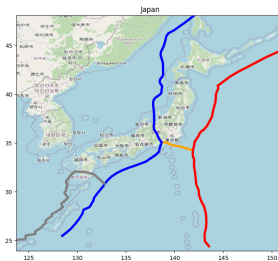
地震活動性指標

- ▶
 - ↪ Gutenberg-Richter 法則の a, b の値；
 - ↪ GR 法則の回帰直線に対する震度の二乗誤差の合計；
 - ↪ 震度欠損、これは GR 法則に基づいた期待される最大震度と観測された最大震度との差として定義されます；
 - ↪ 特定の震度閾値 τ 未満の地震を除外した後の、イベント間の時間の変動係数。

地震活動性指標

- ▶
 - ↳ Gutenberg-Richter 法則の a, b の値；
 - ↳ GR 法則の回帰直線に対する震度の二乗誤差の合計；
 - ↳ 震度欠損、これは GR 法則に基づいた期待される最大震度と観測された最大震度との差として定義されます；
 - ↳ 特定の震度閾値 τ 未満の地震を除外した後の、イベント間の時間の変動係数。

- ▶ 各断層線までの距離（改善中）



1 序論

2 フィーチャーエンジニアリング

- ↳ 点過程の編集距離

- ↳ 地震活動性指標

3 予測フレームワーク

- ↳ 階層型ニューラルネットワーク

4 結果

5 結論

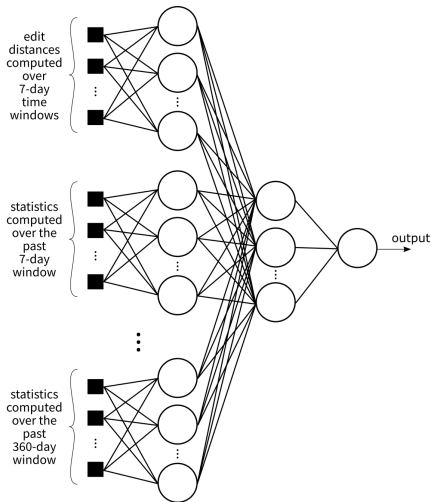
予測フレームワーク

- ▶ 異なるサイズの時間ウィンドウに対してこれらのフィーチャーを計算すると、扱うべきフィーチャーの大きなボリュームが残ります。
- ▶ しかし、より多くのフィーチャー ⇒ より大きなモデル ⇒ 良いフィットのためにより多くのデータが必要になります ([Bengio, Goodfellow, and Courville 2017](#))⁴

予測フレームワーク

- ▶ 異なるサイズの時間ウィンドウに対してこれらのフィーチャーを計算すると、扱うべきフィーチャーの大きなボリュームが残ります。
- ▶ しかし、より多くのフィーチャー ⇒ より大きなモデル ⇒ 良いフィットのためにより多くのデータが必要になります (Bengio, Goodfellow, and Courville 2017)⁴
- ▶ これに対処するために、手元の問題に特化したニューラルネットワークアーキテクチャを設計します。
- ▶ 目的：
 - ↳ フィーチャーが論理的に処理される
 - ↳ 学習可能な重みの数を最小限にする
 - ↳ 異なる種類のフィーチャーを使用するためのモデルの拡張性

予測フレームワーク



- ▶ 時間ウィンドウ T_i に関連するフィーチャーは、1つのニューラルサブネットワークに供給されます。
 - 異なる時間ウィンドウの長さのフィーチャーの線形結合を評価する必要はありません。
 - また、地震性指標と編集距離の線形結合も必要ありません。
- ▶ サブネットワークの出力は、その後、予測を導出するニューラルネットワークに供給されます。

1 序論

2 フィーチャーエンジニアリング

- ↳ 点過程の編集距離

- ↳ 地震活動性指標

3 予測フレームワーク

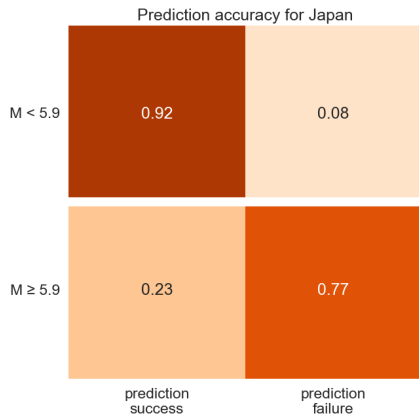
- ↳ 階層型ニューラルネットワーク

4 結果

5 結論

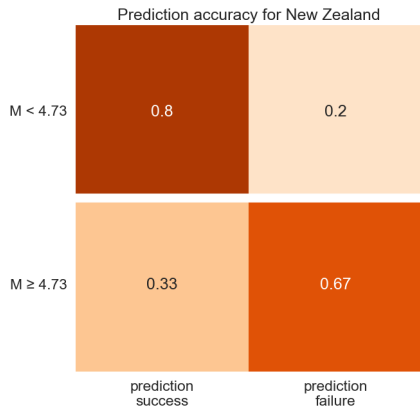
結果

- ▶ 日本、ニュージーランド、バルカンのカタログに提案モデルを適用します⁵
- ▶ 震度の 99% 分位点を閾値とした二項分類



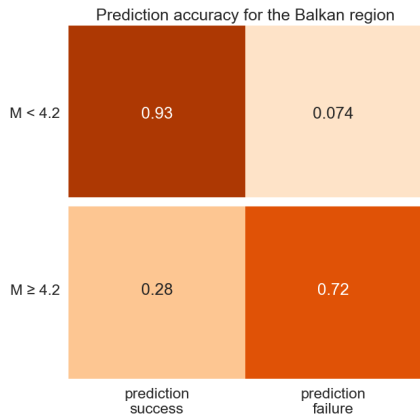
- ▶ 全体の正確度: 91.31%
- ▶ クラス加重正確度: 57.50%

結果



- ▶ 全体の正確度: 79.53%
- ▶ クラス加重正確度: 56.50%

結果



- ▶ 全体の正確度: 92.35%
- ▶ クラス加重正確度: 60.50%

1 序論

2 フィーチャーエンジニアリング

- ↳ 点過程の編集距離

- ↳ 地震活動性指標

3 予測フレームワーク

- ↳ 階層型ニューラルネットワーク

4 結果

5 結論

結論

- ▶ 断層依存情報のない地震カタログでも、膨大なフィーチャーを提供できることが分かりました。
- ▶ フィーチャーの数が増えるにつれて処理が難しくなります。

結論

- ▶ 断層依存情報のない地震カタログでも、膨大なフィーチャーを提供できることが分かりました。
- ▶ フィーチャーの数が増えるにつれて処理が難しくなります。
- ▶ ニューラルネットワークアーキテクチャを提案します。このアーキテクチャは、
 - ↳ フィーチャーを論理的に処理し、
 - ↳ 学習可能な重みの数を最小化し、
 - ↳ 異なるフィーチャーや地域での利用に対して柔軟かつ拡張しやすいです。

結論







- ▶ これまでの結果は有望であり、過去の成果に改善をもたらしています (Junqueira Saldanha and Hirata 2022)⁶
- ▶ 最近の研究に対する改善の可能性：(Yavas et al. 2024)⁷
 - ↳ 30 日間の予測
 - ↳ 全体的な精度：69.14%
 - ↳ 大きな震度の精度：11.9% – 27.0% (推定)

⁶M. H. Junqueira Saldanha and Y. Hirata (2022). “[Solar activity facilitates daily forecasts of large earthquakes](#)”. In: *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science* 32.6, p. 061107.

⁷C. E. Yavas et al. (2024). “Predictive modeling of earthquakes in los angeles with machine learning and neural networks”. In: *IEEE Access*.

Thank You!

参考文献 I

-  Bengio, Y., I. Goodfellow, and A. Courville (2017). *Deep learning*. Vol. 1. MIT press Cambridge, MA, USA.
-  Junqueira Saldanha, M. H. and Y. Hirata (2022). “[Solar activity facilitates daily forecasts of large earthquakes](#) ”. In: *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science* 32.6, p. 061107.
-  Suzuki, S., Y. Hirata, and K. Aihara (2010). “Definition of distance for marked point process data and its application to recurrence plot-based analysis of exchange tick data of foreign currencies”. In: *International Journal of Bifurcation and Chaos* 20.11, pp. 3699–3708.
-  Victor, J. D. and K. P. Purpura (1997). “Metric-space analysis of spike trains: theory, algorithms and application”. In: *Network: computation in neural systems* 8.2, pp. 127–164.
-  Yavas, C. E. et al. (2024). “Predictive modeling of earthquakes in los angeles with machine learning and neural networks”. In: *IEEE Access*.