

令和 6 年 5 月 1 日

報道機関 各位

学校法人 千葉工業大学

次世代人工知能の性能革新
千葉工業大学・東京大学などの研究チーム、ニューロンの時間履歴項調整による
ダイナミクスの最適化がエコステートネットワーク性能向上の鍵

[発表者]

- ・江波戸 雄大(千葉工業大学 大学院情報科学研究科)
- ・信川 創(千葉工業大学 情報変革科学部 情報工学科 教授/同大学数理工学研究センター 非常勤主席研究員/国立研究開発法人国立精神・神経医療研究センター 精神保健研究所児童・予防精神医学研究部 客員研究員)
- ・酒見 悠介(千葉工業大学 数理工学研究センター 上席研究員/東京大学国際高等研究所ニューロインテリジェンス国際研究機構(WPI-IRCIN)連携研究者)
- ・西村 治彦(大和大学 情報学部 情報学科 教授/兵庫県立大学 応用情報科学研究科 名誉教授)
- ・金丸 隆志(工学院大学 先進工学部 機械理工学科 教授/東京大学国際高等研究所ニューロインテリジェンス国際研究機構(WPI-IRCIN)連携研究者)
- ・Nina Sviridova(東京都市大学 知能情報工学科 講師)
- ・合原 一幸(東京大学 特別教授・名誉教授/東京大学国際高等研究所ニューロインテリジェンス国際研究機構(WPI-IRCIN) IRCIN エグゼクティブ・ディレクター、主任研究者/千葉工業大学 数理工学研究センター 主席研究員)

[概要]

江波戸雄大(千葉工大)、信川創(千葉工大)、酒見悠介(千葉工大)、西村治彦(大和大)、金丸隆志(工学院大)、Nina Sviridova(東京都市大)、合原一幸(東京大)らの研究チームは、効率的な学習を実現する次世代型人工知能である、エコステートネットワーク(echo state network: ESN)の性能を向上させる鍵として、ニューロン内部の時間履歴項の調整によるダイナミクスの最適化が重要な役割を担うことを明らかにしました。これまで ESN の性能向上に時間履歴項が有効であるとされてきましたが、具体的な調整方法やそれがどのように性能向上に寄与するかは定量的な理解は十分ではありませんでした。研究チームは、記憶性能・安定性・ダイナミクスの多様性などの、ESN の主要な性質に関わる比較実験を通じて、時間履歴項を導入した ESN モデルが、安定性とダイナミクスの多様性を保持しながら、通常の ESN モデルでは実現できない高い記憶性能を実現することを、近年提案された指標を包括的に駆使することで定量的に示しました。この成果は、ESN における時間履歴項の有用性を評価し、さらなる性能向上を目指したモデル開発に貢献すると期待されます。この研究成果は、2024 年 4 月 15 日に英国の科学雑

誌「Scientific Reports」で発表されました。

キーワード:リザバーコンピューティング、エコーステートネットワーク、エッジ AI、時間履歴項

■ 研究の背景

エコーステートネットワーク(ESN)は学習効率が高い機械学習手法であるリザバーコンピューティング(RC)モデルの一種です。近年、機械学習技術が社会に浸透し、高い消費電力による環境負荷が問題視される中で、RCモデルは注目を集めています。RCモデルはリザバーと呼ばれる訓練しない再帰型ニューラルネットワーク(RNN)を利用し、リザバーから出力への重みのみを調整することが特徴です。そのためタスクの訓練が容易になるほか、リザバーは様々な物理素子で実装可能であるため、低消費電力な物理実装が可能になります。RCはこのような理由で有望な次世代型の人工知能であり、音声認識や株価予測、ネットワークトラフィック制御などへの応用が研究されています。

RCモデルの社会実装を進めていくためには、RCモデルが高いタスク性能を発揮する仕組みについての理解を深めることが重要です。そのような中で、理論的な研究が比較的容易なRCモデルであるESNを用いて高い性能を得る仕組みについての研究が進められています。現在では、ESNのリザバーの記憶性能や、安定性、ダイナミクス多様性などが性能と関連することが知られており、それらの性質を定量化する指標が提案されてきています。これらの指標は、既存のモデルを改良する高性能化や様々なタスクへの応用研究の際に、ESNの機能向上の程度を定量的に確かめるために用いられています。

■ 研究内容

このような中で、本研究ではESNのリザバーを構成するニューロンモデルの時間履歴項がどのように性能に寄与するかの調査を行いました。研究の概念図を図1に示します。時間履歴項とは現時刻のニューロンの発火状態に過去の自らの発火状態の履歴をどの程度残すかを調節するパラメータです。時間履歴項の調整によりリザバーの状態変動のタイムスケールを入力信号や目標出力に合わせることで、性能向上に寄与するとされており、過去様々な研究でそれが示唆されています。しかし、その効果は十分には検証されておらず、通常のESNと比べてどのように、どの程度性能が高いのかは定量的に示されていませんでした。

これまで定量的な評価がなされてこなかった原因は、この分野で一般的に用いられていた指標ではリザバーのダイナミクスのタイムスケールというやや曖昧な概念を指標化することができなかったからだと考えられます。タイムスケールは、リザバーの文脈では時定数と解釈されることもあれば、入力信号の情報を保持する期間と解釈されることもあります[1]。一般的な指標の中に、この二つの要素を含むものはありません。個々に測定するとしても、リザバーと入力・目標出力の時系列の時定数を一致させることは必ずしもダイナミクスの変動の早さが一致するとは限らず、最適な設定でないことは経験的に知られていました。また、一般的な記憶指標であるmemory capacityは、時間履歴のないランダムな入力信号を使用する必要があるために、時間履歴項を持つリザバーの記憶性能を過小評価する欠点がありました。

研究チームは、この問題に対して、近年Carrollによって提案された記憶性能指標であるdelay capacity[2]が有効ではないかと考えました。delay capacityはリザバーの発火状態の高い自己相関が持続する期間を指標化したものであるため、ダイナミクスの変動の早さを定量的に示すことができます。さらにこの指標は任意の入力信号で計算することができるため、時間履歴項を持つESNの記憶性能を通常のESNと公平に比較することができます。

そこで研究チームは時間履歴項を持つESNが高い性能を持つ理由は通常のESNより高いdelay capacityを持つからではないかという仮説を立て、比較実験を行いました。具体的には、まず時間履歴

項を持つ ESN が通常の ESN よりも高い性能を持つことを時系列予測タスクで確認したのち、その性能向上が delay capacity の増加によってもたらされていることを検証しました。本研究では通常の ESN との比較に用いるモデルとして、時間履歴項を持つ代表的なモデルである leaky integrator ESN (LI-ESN) *¹[3]と近年リザーバーへの適用が進められている chaotic neuron モデル*²[4]により構成された Chaotic ESN (ChESN) *³[5]を用いました。この比較実験においては考慮すべき要素が二つあります。一つは時間履歴項の調整による他の動的性質への影響です。仮に性能の向上に伴って delay capacity が増加していたとしても、実は他のダイナミクス指標の変化が主な要因である可能性があります。実際、過去の研究でリザーバーダイナミクスの記憶性能以外に多様性や安定性もタスク性能に関する重要な性質であることが示されています。これに対処するため本研究では多様性の指標である共分散ランク[6]と、安定性の指標であるコンシステンシー[7]の評価を同時に行いました。もう一つの考慮すべき点はリザーバーの動的性質の、時間履歴項以外のパラメータの影響による変化です。具体的には、リザーバーの結合強度(スペクトル半径)や入力信号の強度のスケーリング項なども性能に影響する主なパラメータとして知られており、これらの組み合わせによってリザーバーの性質は大きく変化します。そのため、あるパラメータ値では仮説通りでも他のパラメータ値ではそうでないかもしれません。この問題については広範なパラメータ領域からタスクに最適なパラメータ値を探索し、そのパラメータ値でのリザーバーダイナミクスの性質の比較を行うことで対処しました。

時間履歴項を持たない ESN と LI-ESN、ChESN の性能を比較した結果を図2に示します。ここでは一般的な時系列予測ベンチマークの一つであるカオス時系列予測タスクが用いられています。本研究では2種類のカオス時系列で比較を行なっています。図2から、LI-ESN と ChESN が通常の ESN より高い性能を持っていることがわかります。次に各モデルの delay capacity、共分散ランク、コンシステンシーを比較した結果が図3に示されています。これを見ると、共分散ランクとコンシステンシーには大きな違いはありませんが、LI-ESN と ChESN は通常の ESN より高い delay capacity を持っていることがわかります。さらに、LI-ESN と ChESN は異なる更新式を持つリザーバーであるにもかかわらず、最適なパラメータ値では同程度の delay capacity を持つことがわかります。この現象は Carroll の先行研究で述べられている、タスクによって最適な記憶性能の程度があるということを示していると考えられます。

ここまでで仮説は検証されましたが、さらに詳しく調べるために広範なパラメータ領域における delay capacity とタスク性能の対応を比較しました(図4)。この図では共分散ランクとコンシステンシーによってリザーバーダイナミクスの多様性と安定性が最大である点は赤い点で示されています。そして LI-ESN と ChESN で最適化されたりザーバーの delay capacity の値が縦の点線で示されています。この図から、通常の ESN はパラメータ次第では最適な delay capacity を持ちえますが、多様性と安定性を保ったままある一定以上の delay capacity を実現することは困難であることがわかります。逆に LI-ESN と ChESN では、多様性と安定性を保ちながら高い delay capacity を実現できています。よって LI-ESN や ChESN などの時間履歴項を持つ ESN は高い delay capacity を要求するタスクで有効性が高いモデルだと考えられます。

■ 今後の展望

本研究では時間履歴項を持つ ESN がリザーバーダイナミクスの多様性と安定性を保ちながら高い delay capacity を得られることを示しました。このような定量化は、リザーバーダイナミクスのタイムスケールの観点での既存の ESN モデルの評価や、より性能の高いモデルの提案を行うための重要な一歩になります。今後は時系列分類など、時系列予測以外のタスクでの性能評価や、複数のタイムスケールを持つ時系列に対する適用などを行なってまいります。

■ 用語の説明

*1)leaky integrator ESN(LI-ESN)

LI-ESNは、リザーバーを構成するニューロンダイナミクスの更新式に時定数に対応する時間履歴項を持つ Echo state network であり、リザーバーダイナミクスのタイムスケールを調整できる最も一般的なモデルです。

*2)chaotic neuron モデル

chaotic neuron モデルはダイナミクスの更新式に外部入力、再帰入力、不応性に対応する3種類の時間履歴項を持つニューロンモデルです。多様な時間履歴項を含むニューロンのパラメータを調整することで生物のニューロンが持つようなカオスなダイナミクスを表現することができます。

*3)Chaotic ESN(ChESN)

ChESN は chaotic neuron モデルで構成したリザーバーを用いる Echo state network です。chaotic neuron が時間履歴に関するパラメータ調整によって通常のニューロンモデルより多様なダイナミクスを実現できるため、通常の ESN より高い性能を得ることができます。

■ 引用文献

- [1] Jaeger, H. et al. Dimensions of Timescales in Neuromorphic Computing Systems. arXiv. (2021).
- [2] Carroll, TL. Optimizing memory in reservoir computers. Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science. 32(2). (2022).
- [3] Jaeger, H. et al. Optimization and applications of echo state networks with leaky-integrator neurons. Neural networks 20(3), 335-352 (2007).
- [4] Aihara, K. et al. Chaotic neural networks. Physics letters A 144(6-7), 333-340 (1990).
- [5] Ebato, Y., Nobukawa, S., Nishimura, H. Effect of Neural Decay Factors on Prediction Performance in Chaotic Echo State Networks. IEEE SMC, pp. 1888-1893 (2021).
- [6] Carroll, T.L., Pecora, L.M. Network structure effects in reservoir computers. Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science 29(8), 083130 (2019)
- [7] Lymburn, T. et al. Consistency in echo-state networks. Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science 29(2), 023118 (2019).

■ 原著論文情報

雑誌名: Scientific Reports (公開日: 2024 年 4 月 15 日)

論文題目: Impact of time-history terms on reservoir dynamics and prediction accuracy in echo state networks

著者: Yudai Ebato, Sou Nobukawa, Yusuke Sakemi, Haruhiko Nishimura, Takashi Kanamaru, Nina Sviridova, Kazuyuki Aihara

URL: <https://www.nature.com/articles/s41598-024-59143-y> (オープンアクセスのためこ

のサイトから閲覧できます)

■ 研究費情報

本研究は、科研費 基盤研究C (JP22K12183)、科研費 学術変革領域研究(A)(JP20H05921)、JST Moonshot R&D(JPMJMS2021)、AMED(JP23dm0307009)、東京大学 Beyond AI 研究推進機構、セコム科学技術振興財団、JST さきがけ(JPMJPR22C5)の支援を受けたものです。

【研究に関するお問い合わせ】

千葉工業大学 情報変革科学部 情報工学科

信川 創(ノブカワ ソウ)

WEB ページ: <https://sites.google.com/view/nobukawalab/>

TEL:047-478-0538

E-Mail: nobukawa@cs.it-chiba.ac.jp

(Zoom/対面での取材対応も致しますので、メールにてお問い合わせください。)

【報道に関するお問い合わせ】

千葉工業大学 入試広報部

大橋 慶子(オオハシ ケイコ)

TEL:047-478-0222 FAX:047-478-3344

E-Mail: ohhashi.keiko@it-chiba.ac.jp

東京大学国際高等研究所 ニューロインテリジェンス国際研究機構(WPI-IRC�)

広報担当

E-Mail: pr.ircn@gs.mail.u-tokyo.ac.jp

■ 添付資料

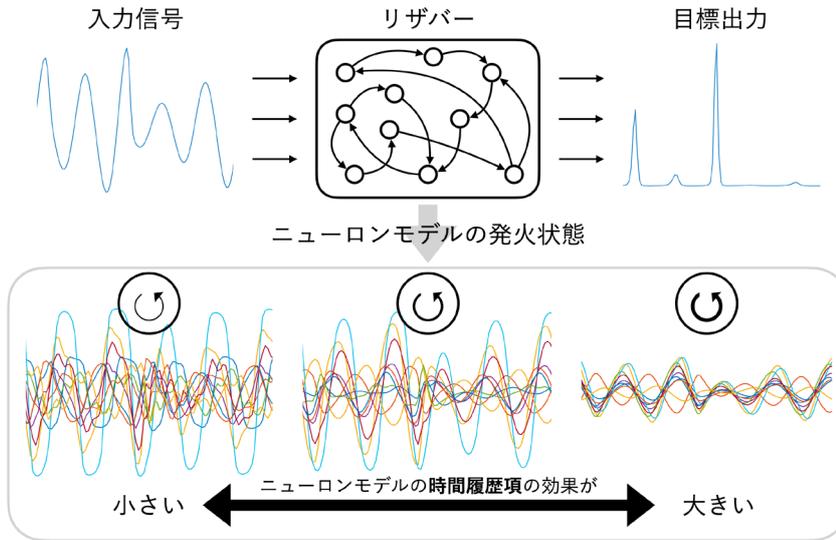


図1 研究の概念図

本研究が扱うエコステートネットワーク(ESN)と、ESN の時間履歴項の効果の概念図です。上段の図で示されているように、ESN は入力、リザーバー、出力からなる構造を持っています。ESN は入力信号を、リザーバーを構成するニューロンの発火状態という高次元の時系列に変換し、発火状態の重みつき和によって出力を得ます。本研究の対象であるリザーバーニューロンの時間履歴項はこの発火状態の挙動に作用します。下段の図では、時間履歴項の効果の大きさと発火状態の対応が示されています。時間履歴項を最適な値に調整することで、精度が高い目標出力を得ることができます。ここでは、下段中央の図が、最適な時間履歴項のときの発火状態になります。本研究ではこの時間履歴項の効果を定量的に示すことを目標としています。

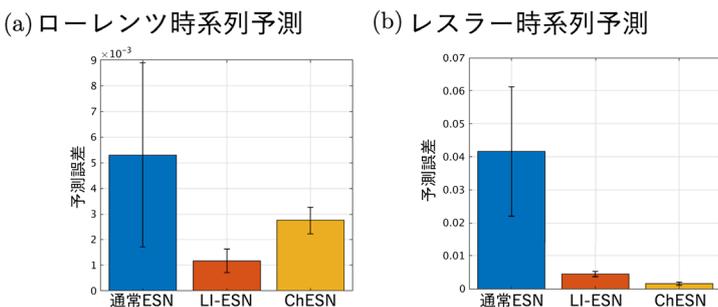
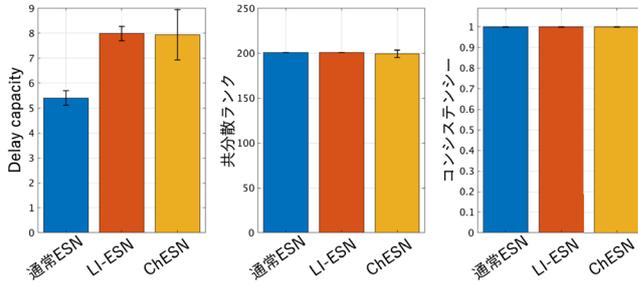


図2 カオス時系列予測の性能比較

通常の ESN と LI-ESN、ChESN の性能比較を2種類のカオス時系列予測で行いました。予測誤差(正規化二乗平均平方根誤差)が低いほど、性能が高いことになります。リザーバーニューロンの時間履歴項、リザーバーへの入力強度、リザーバーの結合重みの強度などのパラメータ設定は網羅的な探索によって最適化されています。誤差棒はリザーバーの結合重みをランダムに変えた 10 回の試行の標準偏差です。(a)の図はローレンツ時系列予測タスクの、(b)の図はレスラー時系列予測タスクの予測誤差の比較です。どちらの図でも、LI-ESN と ChESN は通常 ESN より予測誤差が小さく、高い

性能を持っていることがわかります。

(a) ローレンツ時系列予測



(b) レスラー時系列予測

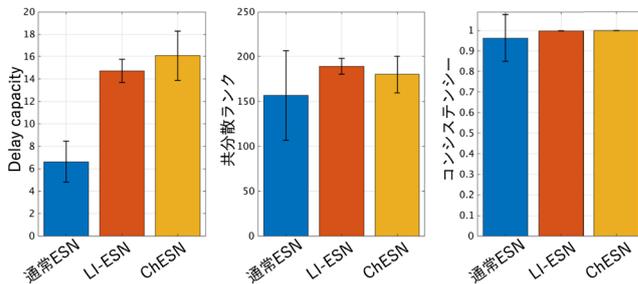
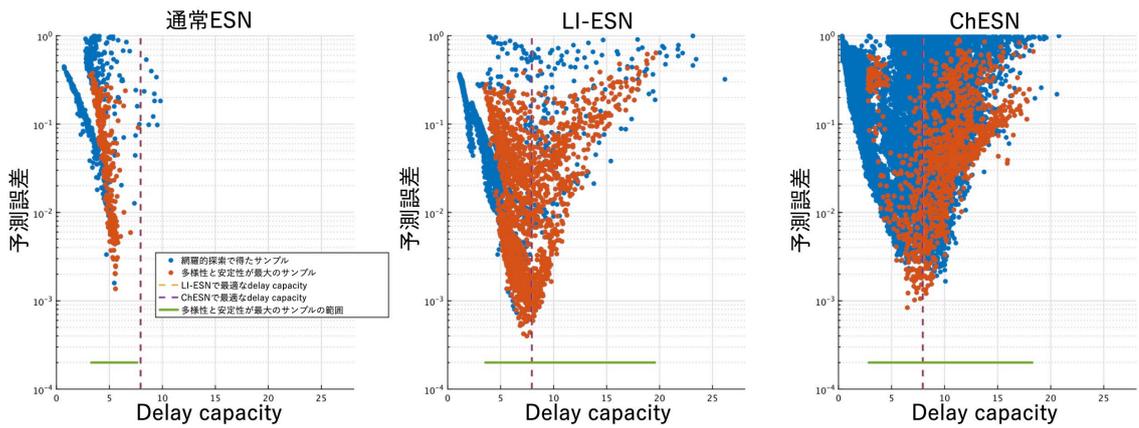


図3 最適化したリザーバーのダイナミクス指標の比較

図2で得た最適なりザーバーのダイナミクスを、通常の ESN と LI-ESN、ChESN で比較しています。リザーバーダイナミクスの記憶性能指標の delay capacity と、多様性の指標の共分散ランク、安定性の指標のコンシステンシーを用いて比較しています。誤差棒はリザーバーの結合重みをランダムに変えた 10 回の試行の標準偏差です。(a)の図はローレンツ時系列予測タスクに、(b)の図はレスラー時系列予測タスクに最適化したリザーバーの指標の比較です。どちらの図でも共分散ランクとコンシステンシーにはあまり差がありませんが、delay capacity では LI-ESN と ChESN は通常の ESN より高い値を得ています。また、LI-ESN と ChESN は近い delay capacity の値で最適となっています。

(a) ローレンツ時系列予測



(b) レスラー時系列予測

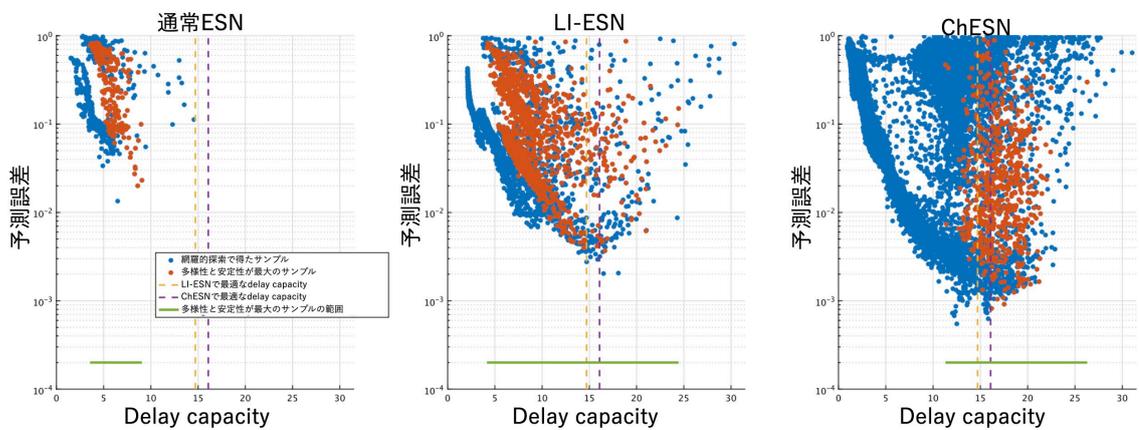


図4 delay capacityと予測誤差の対応の比較

網羅的なパラメータ探索で得たリザーバーの delay capacity と予測誤差の対応を、通常の ESN、LI-ESN、ChESNで比較しています。各点が得たサンプルで、赤い点はリザーバーダイナミクスの多様性の指標である共分散ランクと、安定性の指標であるコンシステンシーが最大の点を示しています。縦の点線は図3において最適な LI-ESN と ChESN のリザーバーが持つ delay capacity の値の平均を示しています。この縦の点線付近の値は(a)ローレンツ時系列予測タスクと(b)レスラー時系列予測タスクそれぞれにおいて最適な delay capacity を示しています。よって赤い点かつ縦の点線付近の delay capacity で最も性能が高いリザーバーを得ることができます。(a)と(b)両方の図で、LI-ESN と ChESN はそのようなリザーバーを実現できていますが、通常の ESN では緑の横線で示されている、多様性と安定性を保ちながら実現できる delay capacity の範囲が縦の点線に届いていないことがわかります。