

# Echo State Network を用いたシグナリングゲーム —カオスの縁において生じる言語の性質について—

上田亮  
東京大学

ryoryoueda@is.s.u-tokyo.ac.jp

## 概要

本稿の目的は「言語はカオスの縁で創発する」という作業仮説を言語創発の枠組みを用いて検証することにある。実験では、Echo State Network (ESN) に基づくエージェントを構築し、シグナリングゲームにおいてコミュニケーションの学習をさせた。結果として、ESN の最大 Lyapunov 指数がゼロ付近にあるとき、いくつかの言語らしさの指標がピークに達することが示された。

## 1 はじめに

大規模言語モデルが実社会に多大な影響を及ぼす現代にあっても、言語そのものの起源については依然多くの謎が残されている。創発コミュニケーションないし言語創発と呼ばれる分野は、シミュレーションにおいてエージェント間のコミュニケーションの学習を通じて生じるプロトコル（創発言語）を研究対象とし [1, 2, 3]、構成論的アプローチによる言語の成り立ちの解明を目指す。近年の言語創発研究においては、深層 RNN がしばしば用いられる。創発言語の性質は RNN の帰納バイアスに依存するが、裏を返せばどのような帰納バイアスがあれば自然言語らしさが生じるのかを問うことが重要になる。本稿では、“言語はカオスの縁で生じる”という作業仮説の下、複雑系科学の観点からエージェントのダイナミクスを制御し、特にエージェントがカオスの縁にあるときの創発言語の性質に着目する。エージェントを入力  $\{u_t\}_t$  を受けながら状態  $x$  を更新していく力学系  $x_t = F(x_{t-1}, u_t)$  とみなしたとき<sup>1)</sup>、 $F$  は過去の情報の違いを縮小するように状態を更新してあまり記憶力を持たないかもしれないし（秩序相）、逆に過去の僅かな情報の違いを拡大して無秩序な挙動を示すかもしれない（カオス相）。力学系がそれ

らの中間的な相（カオスの縁）にあるとき、創発言語はより言語らしい性質を得るのではないかとというのが本稿の想定である。カオスの縁は、複雑系科学において知能や生命の創発に関わる重要な領域であると考えられてきた [4, 5]。自然言語は秩序の力学系の示しがちな周期的な現象でもないし、カオスの力学系の示しがちな無秩序な現象でもない。さらに、自然言語には Zipf 則 [6] や Heaps 則 [7]、Taylor 則 [8] など興味深い統計的普遍性質があり、これは自然言語が興味深い複雑系であることを示唆している。このため、本稿の作業仮説はある程度自然なものといえよう。実は、最大 Lyapunov 指数 (MLE)  $\lambda_{\max}$  [9, 10] を用いることで力学系の“カオス度合い”を測ることができる。 $\lambda_{\max} < 0$  で秩序相、 $\lambda_{\max} > 0$  でカオス相、 $\lambda_{\max} \approx 0$  でカオスの縁を意味する。深層 RNN も力学系なので  $\lambda_{\max}$  を定義できるが、誤差逆伝播法により  $\lambda_{\max}$  は学習とともに変化する。 $\lambda_{\max}$  が一定でなければ、作業仮説に対する明瞭な結論を得ることは難しい（ $\lambda_{\max}$  の平均が重要なのか、最大値・最小値が重要なのか、そのほかの代表値に着目すればよいのか、判然としない）。そこで、本稿では Echo State Network (ESN) [11, 12, 13] をエージェントのアーキテクチャとする。ESN は Simple RNN と同様の構造をもつが、出力行列  $W_{\text{out}}$  以外のパラメータはランダム初期化のまま固定するという著しい制約をもつため、 $\lambda_{\max}$  が変化しない<sup>2)</sup>。実験において、ESN エージェントを伴うシグナリングゲームにおいてコミュニケーションの学習をさせた結果、 $\lambda_{\max} \approx 0$  においていくつかの言語らしさの指標がピークに達した。

## 2 背景：Echo State Network (ESN)

$\{u_t\}_t$  を入力時系列とする。リザーバーの一種である Echo State Network (ESN) [11] は、以下のよう

2) 厳密には入力時系列（学習途中のプロトコル）によって  $\lambda_{\max}$  は変化しうるが、この影響は無視できる。

1) RNN はこの想定に問題なく当てはまる。

に状態  $\mathbf{x}_t \in \mathbb{R}^{d_{\text{st}}}$  と出力  $\mathbf{y}_t \in \mathbb{R}^{d_{\text{out}}}$  を変化させる<sup>3)</sup>.

$$\mathbf{x}_t := \mathbf{F}_{\text{esn}}(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t) := \tanh(\mathbf{W}_{\text{rec}}\mathbf{x}_{t-1} + \mathbf{W}_{\text{in}}\mathbf{u}_t), \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_t := \mathbf{G}_{\text{esn}}(\mathbf{x}_t) := g(\mathbf{W}_{\text{out}}\mathbf{x}_t). \quad (2)$$

ここで、 $\mathbf{W}_{\text{rec}}$  は回帰行列、 $\mathbf{W}_{\text{in}}$  は入力行列、 $\mathbf{W}_{\text{out}}$  は出力行列である。  $g(\cdot)$  は何らかの出力関数である (Softmax 関数など)。 ESN は Simple RNN と同様の構造をしているが、大きな違いは、出力行列  $\mathbf{W}_{\text{out}}$  のみが訓練可能であり、それ以外のパラメータ  $\mathbf{W}_{\text{rec}}, \mathbf{W}_{\text{in}}$  はランダム初期化ののち固定したまま扱うという点にある。 本稿では、ESN のハイパーパラメータとして以下を想定する。

- 回帰行列  $\mathbf{W}_{\text{rec}}$  のスペクトル半径  $\rho_{\text{rec}} \in (0, +\infty)$ .
- 入力行列  $\mathbf{W}_{\text{in}}$  のスケール  $\sigma_{\text{in}} \in (0, +\infty)$ .
- 入力行列  $\mathbf{W}_{\text{in}}$  の結合度  $\gamma_{\text{in}} \in (0, 1]$ .

回帰行列  $\mathbf{W}_{\text{rec}}$  は以下のようにして初期化する。

$$\mathbf{W}_{\text{rec}} := \frac{\rho_{\text{rec}}}{\rho(\mathbf{A})} \mathbf{A}, \quad (\mathbf{A})_{ij} \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} \mathcal{N}(0, 1). \quad (3)$$

ここで、 $\rho(\cdot)$  は行列のスペクトル半径 (固有値の絶対値の最大値) を表す。 入力行列  $\mathbf{W}_{\text{in}}$  は以下のように初期化する。

$$\begin{aligned} \mathbf{W}_{\text{in}} &:= \mathbf{A} \odot \mathbf{B}, \quad (\mathbf{A})_{ij} \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} \mathcal{N}(0, \sigma_{\text{in}}^2), \\ & \quad (\mathbf{B})_{ij} \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} \text{Bernoulli}(\gamma_{\text{in}}). \end{aligned} \quad (4)$$

### 3 背景：シグナリングゲーム<sup>4)</sup>

シグナリングゲームは送り手  $S_\phi(\mathbf{m} | \mathbf{v})$  から受け手  $R_\theta(\mathbf{v} | \mathbf{m})$  への単方向通信のみのコミュニケーション・モデルであり、以下のような手順で進む。

1. 情報源  $\mathbf{v} \in \mathcal{V}$  をサンプリングする。
2. 送り手  $S_\phi$  が  $\mathbf{v}$  からメッセージ  $\mathbf{m} \in \mathcal{M}$  を生成する。
3.  $\mathbf{m}$  を得た受け手  $R_\theta$  が  $\mathbf{v}$  の再構成を試みる。

メッセージ空間  $\mathcal{M}$  は有限アルファベット  $[A] := \{0, \dots, A-1\}$  上の系列集合として定義される：

$$\mathcal{M} := \left\{ a_1 \cdots a_k \in [A]^* \mid \begin{array}{l} a_1, \dots, a_{k-1} \in [A] \setminus \{0\}, \\ a_k = 0, 1 \leq k \leq K \end{array} \right\}, \quad (5)$$

ただし、 $A, K$  はそれぞれアルファベットのサイズ、最大メッセージ長を表すハイパーパラメータである。  $0 \in [A]$  は EOS とみなす。 シグナリングゲームの目的関数  $\mathcal{J}(\phi, \theta)$  は以下のように定義される。

- 3) ESN の定義には様々な流儀がある。例えば、漏れ率を導入したバージョンがある [14]。
- 4) 本節におけるシグナリングゲームやエージェントの確率モデルの記述は、[15] による EGG Toolkit を参考に行っている (<https://github.com/facebookresearch/EGG>)。

$$\mathcal{J}(\phi, \theta) := \mathbb{E}_{\mathbf{v} \sim P_{\text{src}}(\cdot), \mathbf{m} \sim S_\phi(\cdot | \mathbf{v})} [\log R_\theta(\mathbf{v} | \mathbf{m})]. \quad (6)$$

目的関数  $\mathcal{J}(\phi, \theta)$  の勾配は以下のように得られる。

$$\begin{aligned} \nabla_{\phi, \theta} \mathcal{J}(\phi, \theta) &= \mathbb{E}_{\mathbf{v} \sim P_{\text{src}}(\cdot), \mathbf{m} \sim S_\phi(\cdot | \mathbf{v})} [\nabla_{\phi, \theta} \log R_\theta(\mathbf{v} | \mathbf{m}) \\ & \quad + \{\log R_\theta(\mathbf{v} | \mathbf{m}) - b(\mathbf{v})\} \nabla_{\phi, \theta} \log S_\phi(\mathbf{m} | \mathbf{v})]. \end{aligned} \quad (7)$$

送り手の確率モデル  $S_\phi(\mathbf{m} | \mathbf{v})$  は以下のように与えられる。

$$\begin{aligned} S_\phi(\mathbf{m} | \mathbf{v}) &:= \prod_{t=1}^{\min\{k, K-1\}} S_\phi(a_t | \mathbf{v}, a_1, \dots, a_{t-1}) \\ &= \prod_{t=1}^{\min\{k, K-1\}} (\text{Softmax}(\mathbf{y}_t^{(s)}))_{a_t}. \end{aligned} \quad (8)$$

ただし、 $\mathbf{m} = a_1 \cdots a_k \in \mathcal{M}$ 。 各  $\mathbf{y}_t^{(s)} \in \mathbb{R}^A$  は送り手の力学系  $(\mathbf{F}_{\text{esn}}^{(s)}, \mathbf{G}_{\text{esn}}^{(s)})$  からの出力である：

$$\mathbf{x}_t^{(s)} = \mathbf{F}_{\text{esn}}^{(s)}(\mathbf{x}_{t-1}^{(s)}, \text{onehot}_{A+1}(a_t)), \quad \mathbf{y}_t^{(s)} = \mathbf{G}_{\text{esn}}^{(s)}(\mathbf{x}_t^{(s)}). \quad (9)$$

$\text{onehot}_d : [d] \rightarrow \{0, 1\}^d$  は One-Hot 符号化器である。 初期状態  $\mathbf{x}_0^{(s)}$  は  $\mathbf{x}_0^{(s)} = \mathbf{F}_*^{(s)}(\mathbf{E}^{(s)}(\mathbf{v}), \text{onehot}_{A+1}(\text{bos}))$  によって与えられる。  $\mathbf{E}^{(s)}$  は追加の関数である。  $\text{bos} := A \notin [A]$  は BOS である。 同様に、 $\mathbf{m} = a_1 \cdots a_k \in \mathcal{M}$  に対して受け手の確率モデルは  $R_\theta(\mathbf{v} | \mathbf{m}) := \mathbf{P}(\mathbf{v} | \mathbf{y}_k^{(r)})$  のように与えられる。  $\mathbf{P}$  は何らかの確率分布であり、具体的な定義は設定による。  $\mathbf{y}_k^{(r)}$  は受け手の力学系  $(\mathbf{F}_{\text{esn}}^{(r)}, \mathbf{G}_{\text{esn}}^{(r)})$  の最後の状態から得られる。 受け手の初期状態  $\mathbf{x}_0^{(r)}$  は  $\mathbf{x}_0^{(r)} = \mathbf{F}_*^{(r)}(\mathbf{0}, \text{onehot}_{A+1}(\text{bos}))$  によって与えられる。

### 4 背景：最大 Lyapunov 指数 (MLE)

$\{\mathbf{x}_t\}_t$  を力学系の状態時系列とし、ヤコビ行列  $\partial \mathbf{x}_{t+1} / \partial \mathbf{x}_t$  が定義されていてかつ計算可能であるとす。 このとき、最大 Lyapunov 指数 (MLE)  $\lambda_{\text{max}}$  は以下のように定義される<sup>5)</sup> [16, 17, 9, 10]。

$$\lambda_{\text{max}} := \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \log \left\| \frac{\partial \mathbf{x}_T}{\partial \mathbf{x}_{T-1}} \cdots \frac{\partial \mathbf{x}_1}{\partial \mathbf{x}_0} \mathbf{s}_0 \right\|. \quad (10)$$

ただし、 $\mathbf{s}_0 \in \mathbb{R}^{d_{\text{st}}}$  はランダムなベクトルである。 MLE  $\lambda_{\text{max}}$  は、力学系の“カオス度合い”を表す指標である。  $\lambda_{\text{max}} < 0$  ならば秩序相、 $\lambda_{\text{max}} > 0$  ならばカオス相、そして、 $\lambda_{\text{max}} \approx 0$  のときカオスの縁にあるとみなされる。 数値的安定性のため式 (10) の直接計算の代わりに Benettin 法 [16, 17] が用いられる<sup>6)</sup>：

$$\begin{aligned} \lambda_{\text{max}} &\approx \frac{1}{T_{\text{total}} - T_{\text{warmup}}} \sum_{t=T_{\text{warmup}}+1}^{T_{\text{total}}} \log \|\mathbf{s}_t\|, \\ \bar{\mathbf{s}}_t &:= \frac{\mathbf{s}_t}{\|\mathbf{s}_t\|}, \quad \mathbf{s}_{t+1} := \frac{\partial \mathbf{x}_{t+1}}{\partial \mathbf{x}_t} \bar{\mathbf{s}}_t. \end{aligned} \quad (11)$$

- 5) 今回は入力系列に駆動される力学系 (離散記号列を受け取る ESN) を対象としてヤコビ行列を計算するため、より厳密には条件付き Lyapunov 指数と呼ばれるものを計算する。
- 6) 今回は  $(T_{\text{total}}, T_{\text{warmup}}) = (400, 200)$  とし、EOS をマスクした送り手  $S_\phi(\cdot | \mathbf{v} = \mathbf{0})$  から長さ  $T_{\text{total}}$  の系列を生成し入力とした。

## 5 問題設定

本稿が掲げる作業仮説は「言語はカオスの縁で創発する」というものであるが、これを言語創発の枠組みで検証するのが本稿の目的である。そこで、以下のより個別具体的な仮説を設定する。

**仮説** ESN ベースのエージェントを伴うシグナリングゲームにおいて、ESN がカオスの縁にあるとき目的関数の最大化の結果生じる創発言語の“言語らしさ”が最も高くなる。

以降では、シグナリングゲームの具体化やカオス度合い、“言語らしさ”の評価について述べる。

### 5.1 シグナリングゲームの具体化

情報源空間を  $\mathcal{V} := \mathbb{R}^{d_{\text{src}}}$  とし、情報源の確率分布  $P_{\text{src}}(\mathbf{v})$  及び受け手  $R_{\theta}(\mathbf{v} | \mathbf{m})$  を以下のような等方的ガウス分布とする。

$$P_{\text{src}}(\cdot) := \mathcal{N}(\mathbf{0}, d_{\text{src}}^{-1}\mathbf{I}), \quad (12)$$

$$R_{\theta}(\cdot | \mathbf{m}) := \mathcal{N}(r_{\theta}(\mathbf{m}), \sigma_r^2 \mathbf{I}). \quad (13)$$

ここで、 $r_{\theta}(\mathbf{m}) := \mathbf{y}$  はメッセージ  $\mathbf{m}$  を入力系列として受け付けた直後の ESN の出力である（出力関数  $g$  は恒等関数とする）。 $\sigma_r^2$  は一時的なハイパーパラメータである（ $\phi, \theta$  に関して定数であることにより目的関数から消えることとなる）。 $\log R_{\theta}(\mathbf{v} | \mathbf{m}) \propto -\|r_{\theta}(\mathbf{m}) - \mathbf{v}\|^2$  であることから、目的関数は以下のように言い換えられる。

$$\mathcal{J}(\phi, \theta) = -\mathbb{E}_{\mathbf{v} \sim P_{\text{src}}(\cdot), \mathbf{m} \sim S_{\phi}(\cdot | \mathbf{v})} \|r_{\theta}(\mathbf{m}) - \mathbf{v}\|^2. \quad (14)$$

数値実験においては、データセットのサイズを  $B$  とし、以下のように訓練情報源データセット  $\mathcal{V}_{\text{train}}$  とテスト情報源データセット  $\mathcal{V}_{\text{test}}$  を作る。

$$\mathcal{V}_{\star} := \{\mathbf{v}_{\star}^{(i)}\}_{i=1}^B, \quad \mathbf{v}_{\star}^{(i)} \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} P_{\text{src}}(\cdot). \quad (15)$$

ここで、 $\star \in \{\text{train}, \text{test}\}$  である。評価時には、以下のようにコミュニケーション・スコアを計算する。

$$\mathcal{J}_{\star}(\phi, \theta) := -\frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \|r_{\theta}(\hat{\mathbf{m}}_{\star}^{(i)}) - \mathbf{v}_{\star}^{(i)}\|^2. \quad (16)$$

ただし、 $\hat{\mathbf{m}}_{\star}^{(i)}$  は送り手  $S_{\phi}(\cdot | \mathbf{v}_{\star}^{(i)})$  からの貪欲な出力とする。

### 5.2 カオス度合いや言語らしさの指標

本稿では、カオスの縁への近さの指標として節 4 でも触れた MLE  $\lambda_{\text{max}}$  を用いる。また、創発言語の

“言語らしさ”を評価する必要があるため、以下のような観点から言語らしさを評価する。

**言語の生産性** 言語の特徴の 1 つに生産性がある。生産性とは、際限なく新たな意味の表現を生成したり理解したりできる性質である。本稿の問題設定においては、テスト時のコミュニケーション・スコア  $\mathcal{J}_{\text{test}}(\phi, \theta)$  がこれにあたる。

**言語の合成性** 言語のもう 1 つの特徴に合成性がある。合成性とは、文の意味がそれを構成する要素（語）と統語的な規則によって合成されるという原理である。言語創発分野においては Topographic Similarity (TopSim) [18, 19] が合成性の指標としてよく用いられるため、本稿もそれに従う。

**言語の語彙の開放性** 自然言語においては Zipf 則や Heaps 則などの統計的性質が知られているが、これらは言語の語彙が開放的であることを示唆している。 $\{\hat{\mathbf{m}}_{\text{train}}^{(i)}\}_{i=1}^B$  を疑似的なコーパスとみなし、これに対して sentencepiece [20] を適用して得られた piece の異なり数 PieceSize を計測し、これを疑似的な語彙サイズとみなして語彙の開放性を評価する。

## 6 実験設定

**シグナリングゲームの設定** 情報源の次元を  $d_{\text{src}} = 8$ 、アルファベット・サイズを  $A = 16$ 、最大メッセージ長を  $K = 32$  とした。

**エージェントの構造**  $E_{\text{esn}}^{(s)}(\mathbf{v}) := \mathbf{W}_{\text{src}}^{(s)} \mathbf{v}$ ,  $G_{\text{esn}}^{(s)}(\mathbf{x}) := \mathbf{W}_{\text{out}}^{(s)} \mathbf{x}$ ,  $G_{\text{esn}}^{(r)}(\mathbf{x}) := \mathbf{W}_{\text{out}}^{(r)} \mathbf{x}$  とした。情報源をエンコードする行列  $\mathbf{W}_{\text{src}}$  は、入力行列  $\mathbf{W}_{\text{in}}$  と全く同じ方法で初期化し固定する。出力行列  $\mathbf{W}_{\text{out}}^{(s)}$  および  $\mathbf{W}_{\text{out}}^{(r)}$  は訓練可能であり、LeCun 初期化を適用した：

$$(\mathbf{W}_{\text{out}}^{(s)})_{ij} \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} \mathcal{N}(0, d_{\text{st}}^{-1}), \quad (\mathbf{W}_{\text{out}}^{(r)})_{ij} \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} \mathcal{N}(0, d_{\text{st}}^{-1}). \quad (17)$$

また、 $(\sigma_{\text{in}}, \gamma_{\text{in}}, d_{\text{st}}) = (0.01, 0.0625, 512)$  とし、<sup>7)</sup>  $\rho_{\text{rec}} \in \{0.5, 0.51, \dots, 1.99, 2.00\}$  と変化させた<sup>8)</sup>。

**訓練手法**  $B = 1024$  とし、目的関数の勾配を以下のようにして推定する。

$$\begin{aligned} \nabla_{\{\phi, \theta\}} \mathcal{J}(\phi, \theta) \approx & -\frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \{\nabla_{\{\phi, \theta\}} \mathcal{L}_{\theta}(\mathbf{v}_{\text{train}}^{(i)}, \mathbf{m}_{\text{train}}^{(i)}) \\ & + (\mathcal{L}_{\theta}(\mathbf{v}_{\text{train}}^{(i)}, \mathbf{m}_{\text{train}}^{(i)}) - b_{\text{mean}}) \nabla_{\{\phi, \theta\}} \log S_{\phi}(\mathbf{m}_{\text{train}}^{(i)} | \mathbf{v}_{\text{train}}^{(i)})\}, \end{aligned} \quad (18)$$

7) 入力スケール  $\sigma_{\text{in}}$  は大きくするほど ESN のダイナミクスの非線形性が強くなるとされる [13] が、シグナリングゲームにおいては強い非線形性は必須ではないと考えられるため、比較的小さな値に設定した。入力の結合度  $\gamma_{\text{in}}$  は小さな値であるほど ESN のメモリ容量が大きくなることが知られているため [21]、比較的小さな値に設定した。

8) MLE  $\lambda_{\text{max}}$  はおおそ  $\rho_{\text{rec}}$  に対して単調増加する。

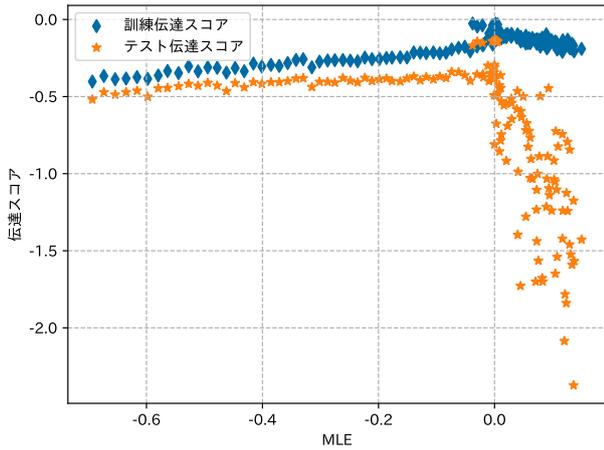


図1 MLE (x 軸) と伝達スコア (y 軸).

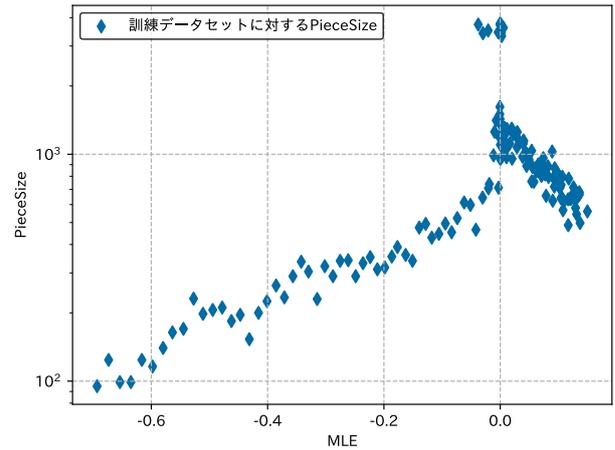


図3 MLE (x 軸) と PieceSize (y 軸).

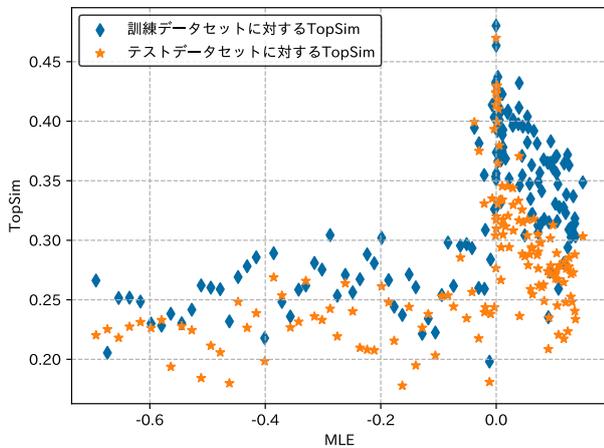


図2 MLE (x 軸) と TopSim (y 軸).

ここで、 $\mathcal{L} := \|r_{\theta}(\mathbf{m}) - \mathbf{v}\|^2$ ,  $\mathbf{m}_{\text{train}}^{(i)} \sim S_{\phi}(\cdot | \mathbf{v}_{\text{train}}^{(i)})$  は訓練ステップごとに得られるサンプル,  $b_{\text{mean}} := B^{-1} \sum_{i=1}^B \mathcal{L}_{\theta}(\mathbf{v}_{\text{train}}^{(i)}, \mathbf{m}_{\text{train}}^{(i)})$  は平均ベースラインである. 最適化器には Adam [22] を用いて学習率は 0.01 とし, 10000 回パラメータを更新した<sup>9)</sup>.

## 7 実験結果

本節では MLE を受け手の力学系に対応するものに限定する. 図 1 は, 伝達スコアを MLE  $\lambda_{\text{max}}$  の関数として示している. 特に, テスト伝達スコアが創発言語の生産性を評価する指標である.  $\lambda_{\text{max}} \approx 0$  付近でテスト伝達スコアは急激に上昇している. 図 2 は TopSim を  $\lambda_{\text{max}}$  の関数として示している. TopSim も  $\lambda_{\text{max}} \approx 0$  付近で急激に上昇している. 図 3 は  $\lambda_{\text{max}}$  の関数として PieceSize を示しているが, これも  $\lambda_{\text{max}} \approx 0$  付近で急激に増加している.

9) なお, エントロピー正則化 [23] が無くともコミュニケーションの学習が進むことが確認されたため, 本稿においてはエントロピー正則化を用いていない.

## 8 議論

本稿では, ESN エージェントによるシグナリングゲームから得られた創発言語の“言語らしさ”を, テスト伝達スコア (生産性), TopSim (合成性), PieceSize (語彙の開放性) といった複数の指標を用いて評価した. これらは  $\lambda_{\text{max}} \approx 0$  において急激な上昇を見せた. この結果は, “言語はカオスの縁で創発する”という本稿が掲げた作業仮説に部分的な支持を与えるものであり, 言語創発研究においてエージェントの帰納バイアスをカオスの観点で区別することの重要性を示唆するものである<sup>10)</sup>. 一方で, 本稿の研究にはいくつかの制約がある. 第一に, ゲームの設計が個別具体的である. 本稿で採用したシグナリングゲームは言語創発分野における事実上の標準的なコミュニケーションゲームではあるものの, 我々の作業仮説を十分に検証または反証するには不十分である. 第二の制約は, 言語らしさの指標の網羅性に関するものである. 今後の研究では, さまざまな観点から結果を解釈するために, より多くの言語らしさ指標を導入する予定である. 第三の制約は,  $\lambda_{\text{max}} \approx 0$  における急激な指標の変化に対する理論的理解の乏しさである. このことが, なぜ多くの評価指標が  $\lambda_{\text{max}} \approx 0$  でピークに達したのか, またそこで何が起きているのかを不明瞭にしているため, 今後さらなる調査が必要である.

10) ただし, ESN を含むリザーバーにおける  $\lambda_{\text{max}} \approx 0$  はカオスの縁 (edge of chaos) ではなく edge of stability とみなすべきだという考え方が近年では支持を集めており [24], 本稿の掲げた壮大な作業仮説と, 本稿において実際に得られた実験結果の間に依然として残るギャップには留意すべきである.

## 謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP23KJ0768, JST ACT-X (JPMJAX24C5) の助成を受けたものです。本研究に関してご議論いただいた乾健太郎先生, 栗林樹生先生, 神藤駿介さんに感謝いたします。

## 参考文献

- [1] Angeliki Lazaridou and Marco Baroni. Emergent multi-agent communication in the deep learning era, 2020.
- [2] Brendon Boldt and David R. Mortensen. A review of the applications of deep learning-based emergent communication. *Trans. Mach. Learn. Res.*, Vol. 2024, , 2024.
- [3] Mathieu Rita, Paul Michel, Rahma Chaabouni, Olivier Pietquin, Emmanuel Dupoux, and Florian Strub. Language evolution with deep learning. In *The Oxford Handbook of Approaches to Language Evolution*. Oxford University Press, 05 2025.
- [4] Stuart A Kauffman. *The Origins of Order: Self-Organization and Selection in Evolution*. Oxford University Press, 06 1993.
- [5] M. Mitchell. *Complexity: A Guided Tour*. Oxford University Press, 2009.
- [6] George K. Zipf. *Human Behaviour and the Principle of Least Effort*. Addison-Wesley, 1949.
- [7] H. S. Heaps. *Information Retrieval: Computational and Theoretical Aspects*. Academic Press, Inc., 1978.
- [8] Tatsuru Kobayashi and Kumiko Tanaka-Ishii. Taylor’s law for human linguistic sequences. In Iryna Gurevych and Yusuke Miyao, editors, *Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, ACL 2018, Melbourne, Australia, July 15-20, 2018, Volume 1: Long Papers*, pp. 1138–1148. Association for Computational Linguistics, 2018.
- [9] J.C. Sprott. *Chaos and Time-series Analysis*. Oxford University Press, 2003.
- [10] S.H. Strogatz. *Nonlinear Dynamics and Chaos: With Applications to Physics, Biology, Chemistry, and Engineering*. CRC Press, 2018.
- [11] Herbert Jaeger. The “echo state” approach to analysing and training recurrent neural networks. Technical report, German National Research Center for Information Technology GMD Technical Report 148, 2001. Erratum note available at <https://www.ai.rug.nl/minds/uploads/EchoStatesTechRepErratum.pdf>.
- [12] Mantas Lukoševičius and Herbert Jaeger. Reservoir computing approaches to recurrent neural network training. *Computer Science Review*, Vol. 3, No. 3, pp. 127–149, 2009.
- [13] Mantas Lukoševičius. *A Practical Guide to Applying Echo State Networks*, pp. 659–686. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2012.
- [14] Herbert Jaeger, Mantas Lukoševičius, Dan Popovici, and Udo Siewert. Optimization and applications of echo state networks with leaky-integrator neurons. *Neural Networks*, Vol. 20, No. 3, pp. 335–352, 2007. Echo State Networks and Liquid State Machines.
- [15] Eugene Kharitonov, Rahma Chaabouni, Diane Bouchacourt, and Marco Baroni. EGG: a toolkit for research on emergence of language in games. In Sebastian Padó and Ruihong Huang, editors, *Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing, EMNLP-IJCNLP 2019, Hong Kong, China, November 3-7, 2019 - System Demonstrations*, pp. 55–60. Association for Computational Linguistics, 2019.
- [16] Giancarlo Benettin, Luigi Galgani, Antonio Giorgilli, and Jean-Marie Strelcyn. Lyapunov characteristic exponents for smooth dynamical systems and for hamiltonian systems; a method for computing all of them. part 1: Theory. *Meccanica*, Vol. 15, No. 1, pp. 9–20, 1980.
- [17] Giancarlo Benettin, Luigi Galgani, Antonio Giorgilli, and Jean-Marie Strelcyn. Lyapunov characteristic exponents for smooth dynamical systems and for hamiltonian systems; a method for computing all of them. part 2: Numerical application. *Meccanica*, Vol. 15, No. 1, pp. 21–30, 1980.
- [18] Henry Brighton and Simon Kirby. Understanding linguistic evolution by visualizing the emergence of topographic mappings. *Artif. Life*, Vol. 12, No. 2, pp. 229–242, 2006.
- [19] Angeliki Lazaridou, Karl Moritz Hermann, Karl Tuyls, and Stephen Clark. Emergence of linguistic communication from referential games with symbolic and pixel input. In *6th International Conference on Learning Representations, ICLR 2018, Vancouver, BC, Canada, April 30 - May 3, 2018, Conference Track Proceedings*. OpenReview.net, 2018.
- [20] Taku Kudo and John Richardson. Sentencepiece: A simple and language independent subword tokenizer and detokenizer for neural text processing. In Eduardo Blanco and Wei Lu, editors, *Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2018: System Demonstrations, Brussels, Belgium, October 31 - November 4, 2018*, pp. 66–71. Association for Computational Linguistics, 2018.
- [21] Claudio Gallicchio. Sparsity in reservoir computing neural networks, 2020.
- [22] Diederik P. Kingma and Jimmy Ba. Adam: A method for stochastic optimization. In Yoshua Bengio and Yann LeCun, editors, *3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015, San Diego, CA, USA, May 7-9, 2015, Conference Track Proceedings*, 2015.
- [23] Ronald J. Williams and Jing Peng. Function optimization using connectionist reinforcement learning algorithms. *Connection Science*, Vol. 3, pp. 241–268, 1991.
- [24] T. L. Carroll. Do reservoir computers work best at the edge of chaos? *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, Vol. 30, No. 12, December 2020.