

リザバー計算を用いた小規模言語モデル

Small Language Model Using Reservoir Computing

藤巻侑暉

知能システムコース 1022194
公立はこだて未来大学 香取研究室

January 28, 2026

目次

1. 研究背景

2. モデル

3. 結果

4. まとめ・議論

背景

LLM の高性能化に伴い、学習効率の低さが課題として指摘されている
モデル規模が年々増加している

- 学習に必要なデータ量
- モデルのパラメータ数
- 計算資源

背景

LLM の高性能化に伴い、学習効率の低さが課題として指摘されている
モデル規模が年々増加している

- 学習に必要なデータ量
- モデルのパラメータ数
- 計算資源

スケーリング則

学習に用いる計算量 C , データサイズ D , パラメータ数 N と, 検証データに対するクロスエントロピー損失との間にべき乗則が成立する現象

背景

データのクオリティを上げる

学習データの選別および合成データの活用によるデータ量が 100 倍以上のモデルに対して、コード生成タスクにおいて匹敵する性能を達成

目的

データのクオリティを上げる

学習データの選別および合成データの活用によるデータ量が 100 倍以上のモデルに対して、コード生成タスクにおいて匹敵する性能を達成

関連研究：リザバー計算を用いた言語モデル

データのクオリティを上げる

学習データの選別および合成データの活用によるデータ量が 100 倍以上のモデルに対して、コード生成タスクにおいて匹敵する性能を達成

更新式

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(t) &= (1 - \alpha)\mathbf{x}(t - 1) \\ &+ \alpha \left(W^{\text{in}} \mathbf{d}(t) + W^{\text{rec}} \mathbf{r}(t - 1) \right) \end{aligned} \quad (1)$$

$$\mathbf{r}(t) = \tanh(\mathbf{x}(t)) \quad (2)$$

$$\mathbf{y}(t) = W^{\text{out}} \mathbf{r}(t) \quad (3)$$

$$\mathbf{e}_k(t) = \mathbf{y}_{\text{true},k}(t) - \mathbf{y}_k(t) \quad (4)$$

$$W^{\text{out}}(t + 1) = W^{\text{out}}(t) + \frac{\mu}{B} \sum_{k=1}^B \mathbf{e}_k(t) \mathbf{r}_k(t)^\top \quad (5)$$

$\mathbf{d}(t) \in \mathbb{R}^{N_{\text{in}}}$: 時刻 t の入力
 α はリーク率

$W^{\text{in}} \in \mathbb{R}^{N_{\text{rec}} \times N_{\text{in}}}$: 入力層からリザバー層への結合重み

$W^{\text{rec}} \in \mathbb{R}^{N_{\text{rec}} \times N_{\text{rec}}}$: リザバー層内の再帰結合重みである

N_{in} : 入力ベクトルの次元数

N_{rec} : リザバー層のニューロン数

$\mathbf{y}(t) \in \mathbb{R}^{N_{\text{out}}}$: 時刻 t におけるリザバー出力

Blocks of Highlighted Text

In this slide, some important text will be **highlighted** because it's important. Please, don't abuse it.

Block

Sample text

Alertblock

Sample text in red box

Examples

Sample text in green box. The title of the block is “Examples”.

Multiple Columns

Heading

1. Statement
2. Explanation
3. Example

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Integer lectus nisl, ultricies in feugiat rutrum, porttitor sit amet augue. Aliquam ut tortor mauris. Sed volutpat ante purus, quis accumsan dolor.

次単語予測精度 (Perplexity) の評価・考察

Table: $\rho(W^{\text{rec}})$ および D_{emb} の変化に伴う Perplexity

$\rho(W^{\text{rec}})$	0.80	0.85	0.90	0.95	1.00	1.05
D_{emb}	平均 Perplexity (PPL)					
32	7849.77	<u>7849.08</u>	7850.66	7854.91	7861.96	7871.70
64	9226.47	<u>9223.86</u>	9223.99	9227.24	9233.84	9243.76
128	<u>10464.76</u>	10467.36	10471.31	10476.32	10482.18	10488.89

まとめ

データのクオリティを上げる

学習データの選別および合成データの活用によるデータ量が 100 倍以上のモデルに対して、コード生成タスクにおいて匹敵する性能を達成

文法判断能力 (BLiMP) の評価・考察

Table: $\rho(W^{\text{rec}})$ および D_{emb} の変化に伴う Perplexity

$\rho(W^{\text{rec}})$	0.80	0.85	0.90	0.95	1.00	1.05
D_{emb}	平均 Perplexity (PPL)					
32	7849.77	7849.08	7850.66	7854.91	7861.96	7871.70
64	9226.47	9223.86	9223.99	9227.24	9233.84	9243.76
128	10464.76	10467.36	10471.31	10476.32	10482.18	10488.89

Theorem

Theorem (Mass–energy equivalence)

$$E = mc^2$$

Figure

Uncomment the code on this slide to include your own image from the same directory as the template .TeX file.

Citation

An example of the \cite command to cite within the presentation:

This statement requires citation [?].

References
