# なぜTransformerが 王道のアーキテクチャになったか

~CNN、RNN、Transformerの回顧

丁 世堯 京都大学 情報学研究科 伊藤研 2025年3月28日





CNNからTransformerまでの進化

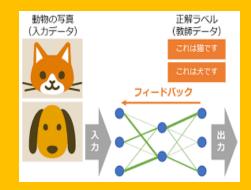
デモンストレーション

### AI&機械学習

### 人工知能

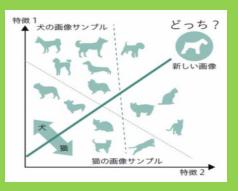
#### 機械学習

#### 教師あり学習



Learning method to learn a set of feature data and correct labels

#### 教師なし学習



From feature data only Learning Methods

#### 強化学習



An "environment" is provided, and the Al acquires data from the environment.

МО

ChatGPTができることを教えてください

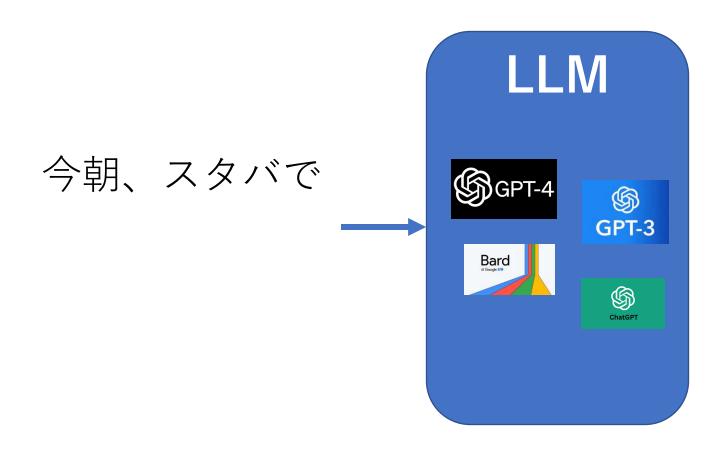


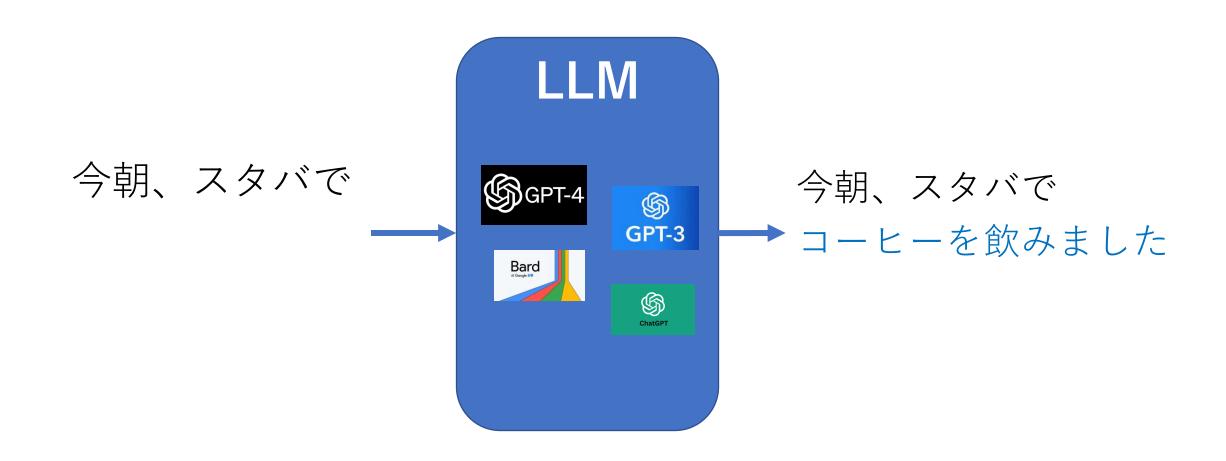
はい、私(ChatGPT)ができることは以下の通りです。

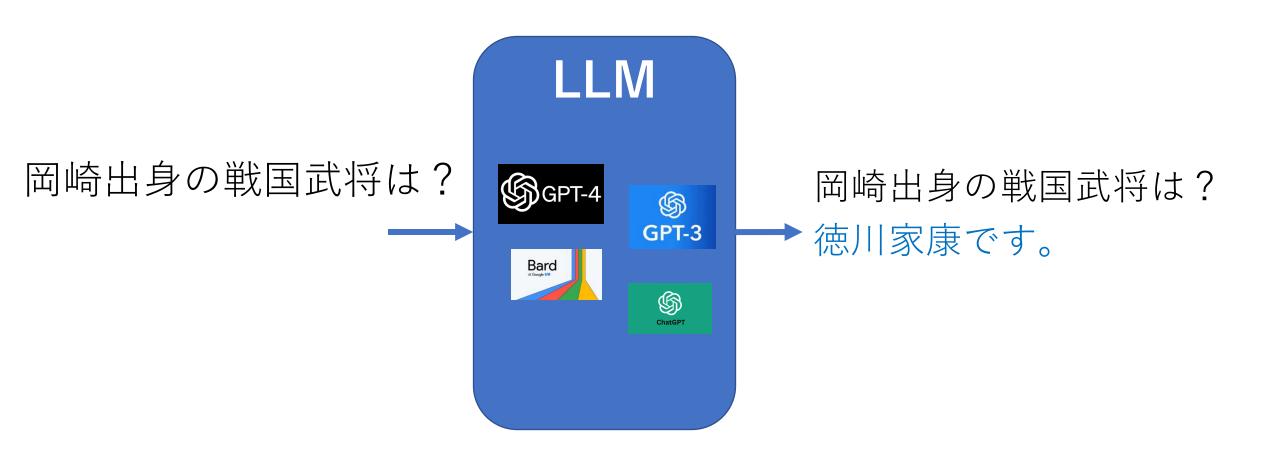


- 1. 質問に答える: 私はあらゆるトピックについての質問に答えることができます。 例えば、科学、歴史、文化、芸術、技術、スポーツ、料理など、幅広い分野に関する質問に対応できます。
- 2. 文章生成: 私は文章を自動生成することができます。 例えば、記事、小説、詩、レポート、ビジネス文書などを生成することができます。
- 3. 対話: 私は自然な言語での対話を行うことができます。ユーザーが言葉を入力すると、 それに応じた回答を生成することができます。
- 4. 翻訳: 私は様々な言語を相互に翻訳することができます。
- 5. 推論: 私は与えられた情報から論理的な推論を導き出すことができます。
- 6. 検索: 私はインターネット上の情報を検索して、回答を提供することができます。
- 7. 感情認識: 私は文章や発言の感情を認識することができます。
- 8. テキスト要約: 私は与えられた長い文章を要約することができます。

以上が私(ChatGPT)ができる主なことです。ただし、私にはまだ限界があります。完璧な 回答を提供できないこともありま Regenerate response







# 大規模言語モデルの紹介

CNNからTransformerまでの進化

デモンストレーション

# なぜTransformerはそんなに賢くなるか?

以下の言葉を考えましょう

清水寺	は	京都	の	有名な	寺	です。	私は	これ	が	大好き	です	0

## 長期依存性の問題

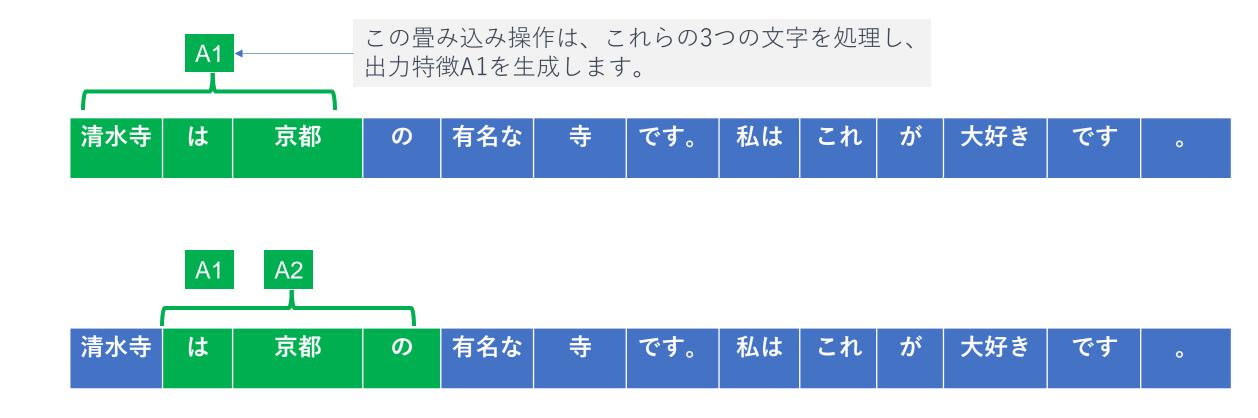
以下の言葉を考えましょう

清水寺	は	京都	の	有名な	寺	です。	私は	これ	が	大好き	です	o

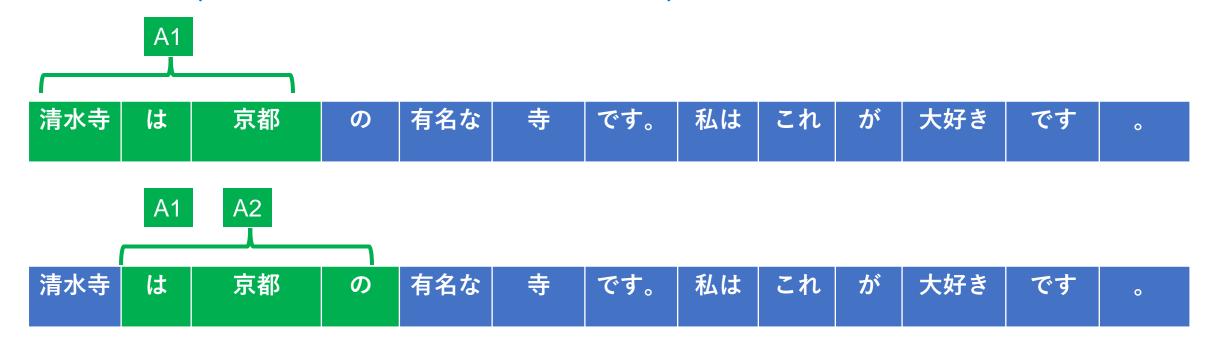
- 「清水寺」と「これ」が指す対象は同じであり、この概念を理解することは、文全体を理解するための前提条件です。
- この問題は「長期依存性」の典型的な問題と見なすことができます。ここでの「長い」とは、「清水寺」と「これ」の2つの言葉の間に多くの他の言葉があるという事実を指しています。

(CNN: convolutional neural network)

ウィンドウが左から右へと移動すると仮定すると、テキストの最も左の位置、つまり緑色のテキストエリアから始まります。



(CNN: convolutional neural network)



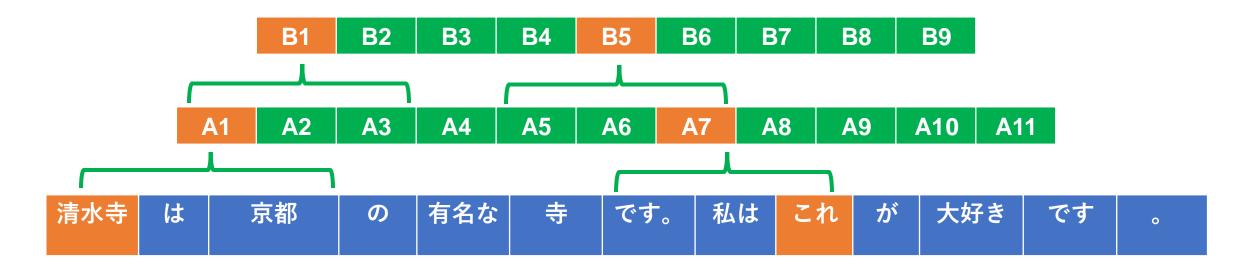


(CNN: convolutional neural network)



- 元のテキストでは、これら2つの単語は7単語離れています。
- 新しく計算された特徴量において、"清水寺"の2文字は特徴量A1の計算にのみ 用いられています。
- 一方、「これ」は特徴量A7、A8、およびA9の計算に用いられており、A7が A1に最も近いものとなっています。

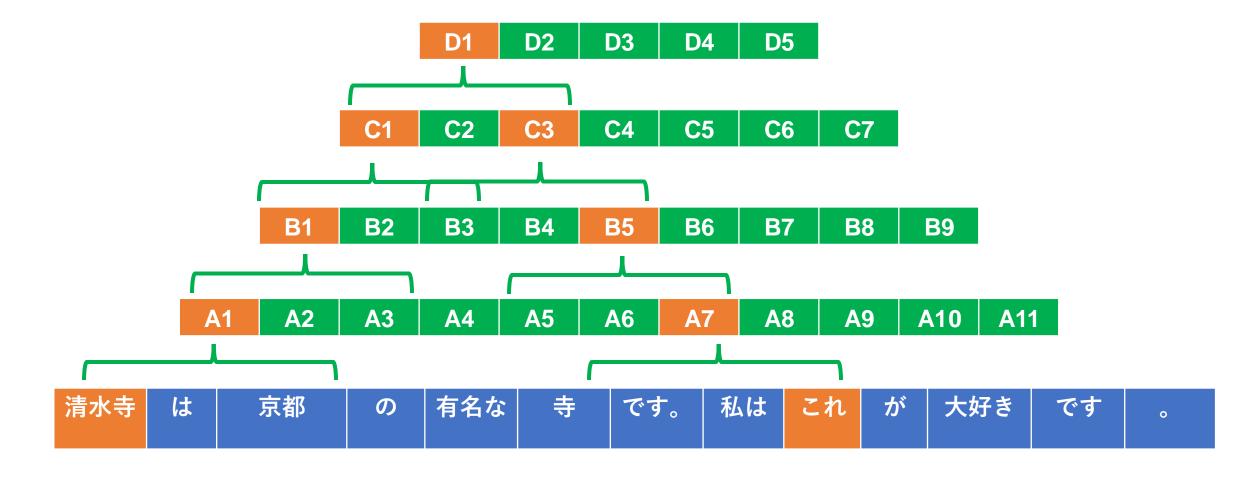
(CNN: convolutional neural network)



- 特徴量A1とA7の間の距離は、「清水寺」と「これ」の間の距離と比べて近く なりました。
- その後に、特徴量Aに別の畳み込みを積み重ねて特徴量Bを計算し、さらに畳み込みを繰り返すことができます。

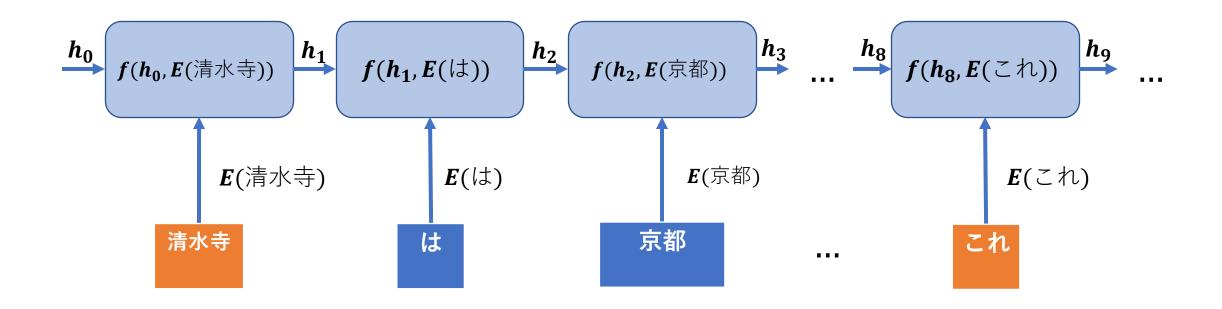
(CNN: convolutional neural network)

「清水寺」と「これ」に関する情報を直接取得できるように、畳み込み操作を 再度計算します

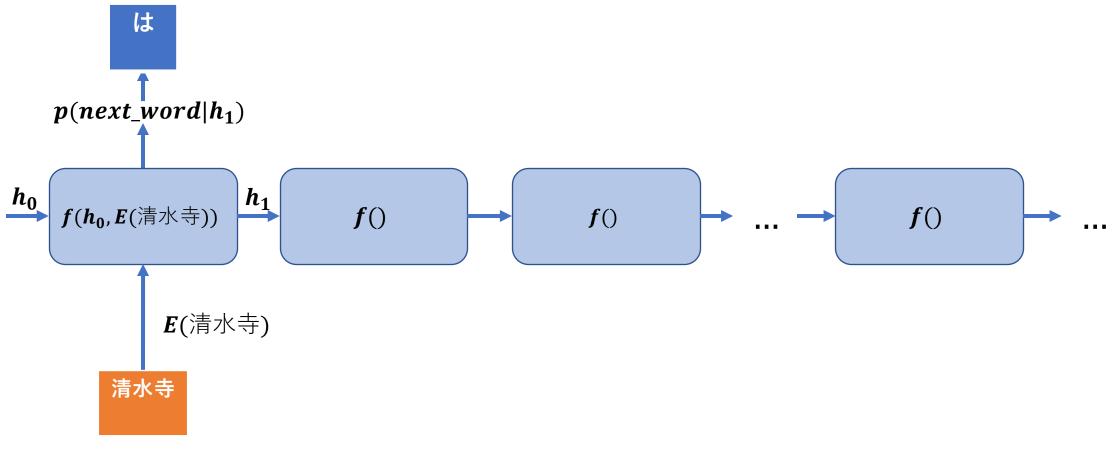


#### (RNN: Recurrent neural network)

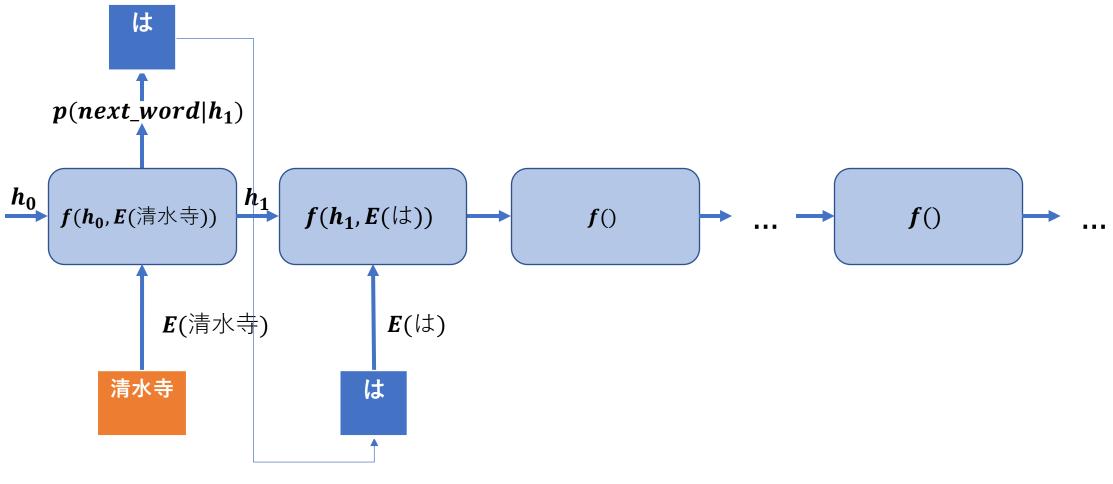
- RNNでは、ある単語の出力はその前の単語の出力に依存しており、任意の二つの単語の関係をRNNによって捉えることができます。
- どんなに単語が離れていても、それらの情報は最終的な出力に含まれています。



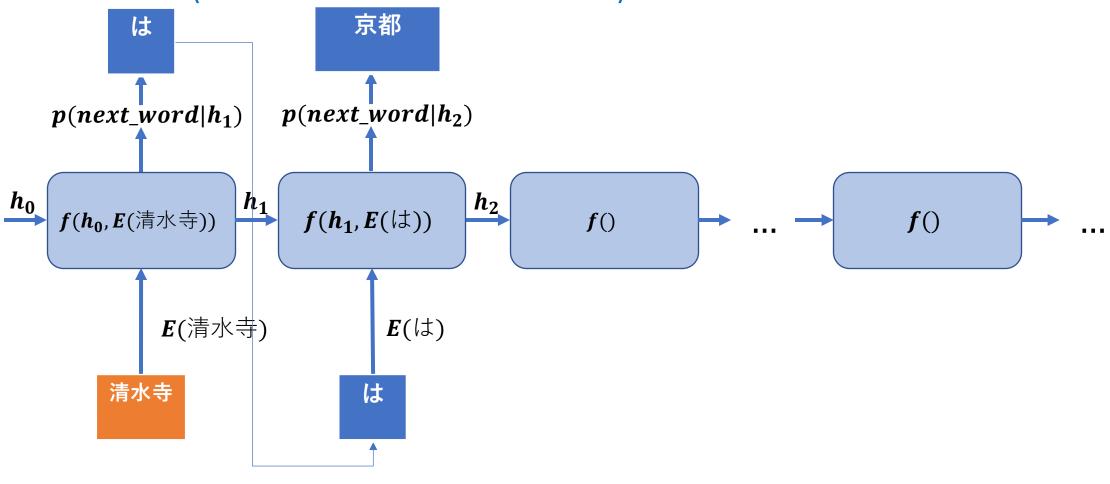
(RNN: Recurrent neural network)



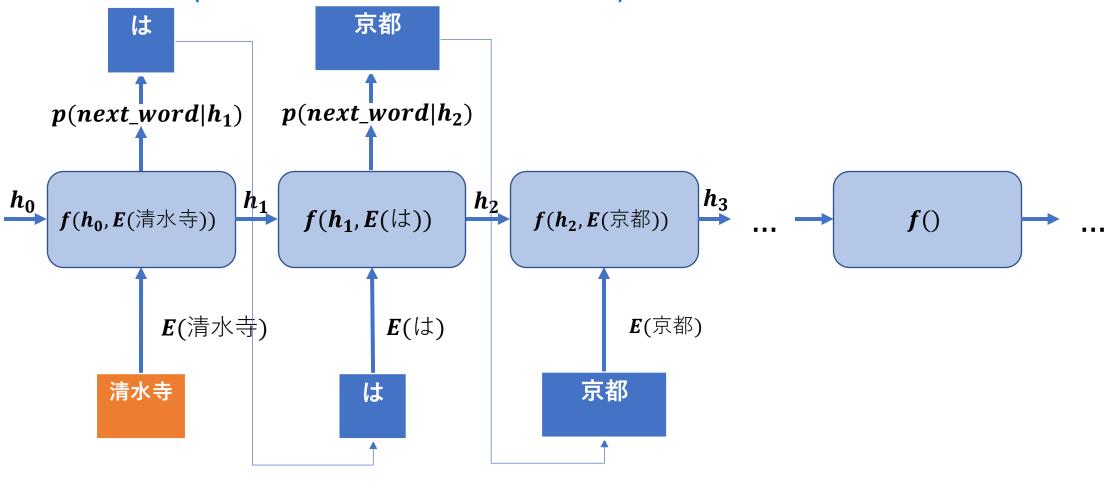
(RNN: Recurrent neural network)



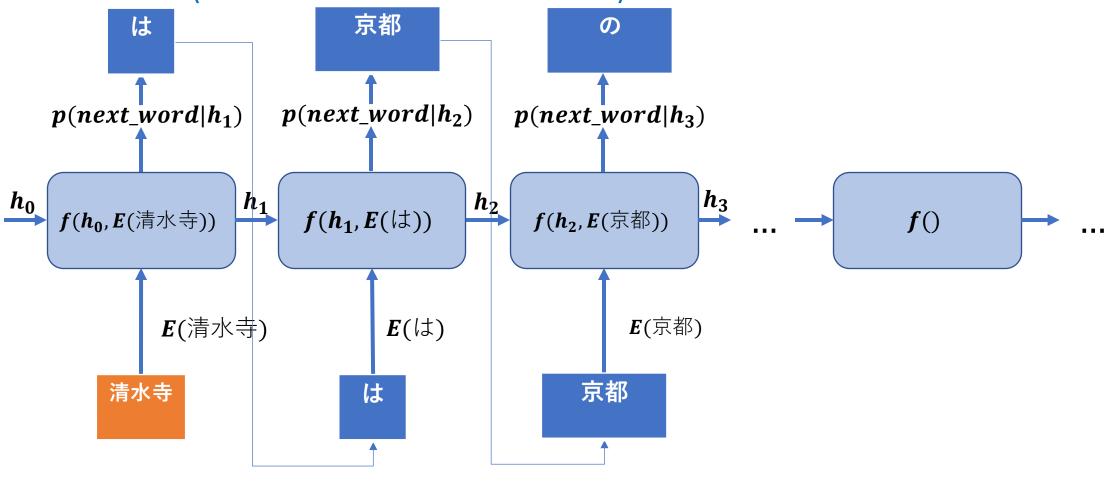
(RNN: Recurrent neural network)



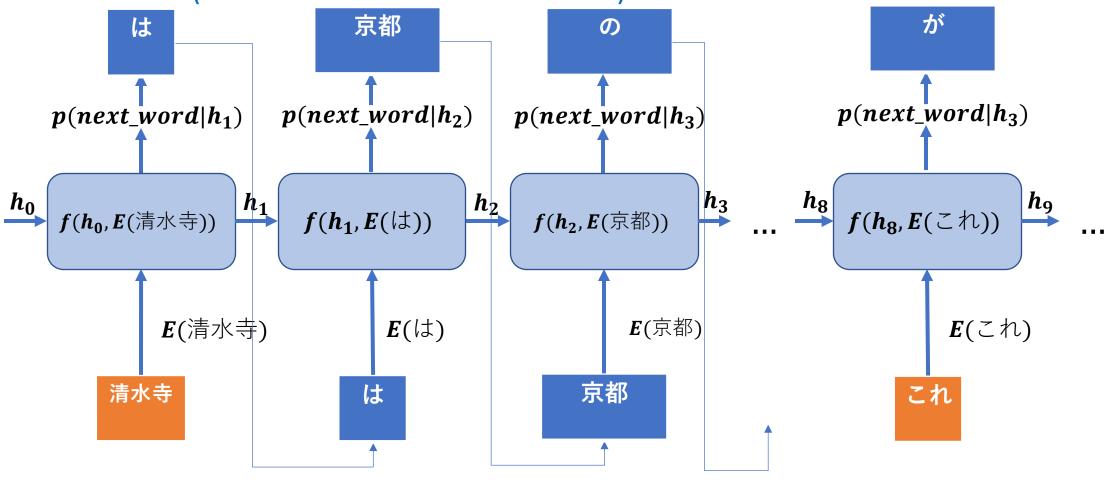
(RNN: Recurrent neural network)



(RNN: Recurrent neural network)



(RNN: Recurrent neural network)

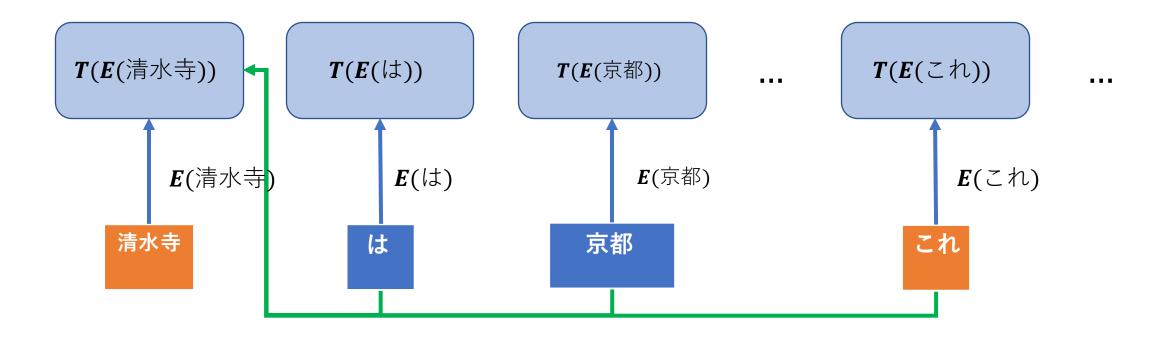


### まとめ

- 実際には、RNNは訓練中に勾配が消失する、あるいは爆発してしまうという問題があり、RNNが長い依存関係を高精度に捉えるのは難しいです。
- いくつかの研究により、LSTMやGRUのような改良されたRNNであっても、長い依存関係を捉える能力は、通常20単語程度に限られていることが示されています。
- CNNでは一度に畳み込めるサイズが小さく、一度に長距離の依存関係を捉えることができません。これはCNNの構造に由来する問題です。
- RNNの長い依存関係の問題は、主に現在の最適化方法から生じています。RNNの構造自体の問題ではなく、現在の最適化方法ではこれを解決ていません。

### 解決法3: Transformer

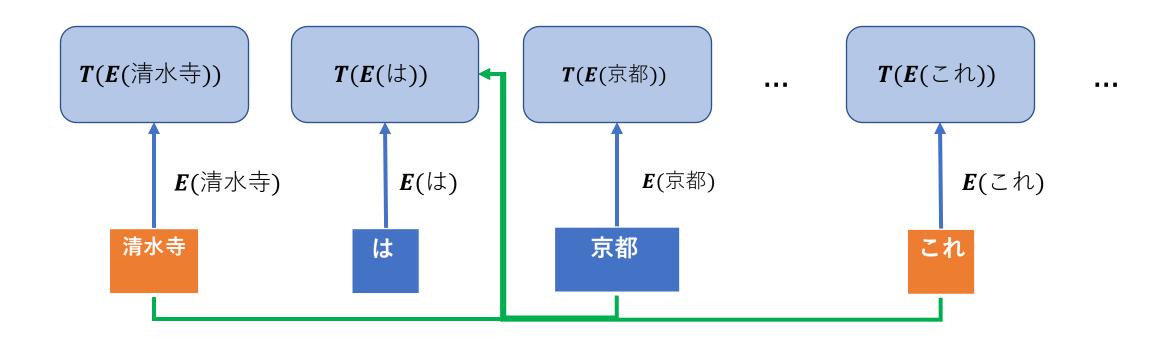
- Transformerは、構造または最適化に関する問題を解消しています。
- 任意の単語の新しい表現(特徴)を計算する際、Transformerは他のすべての単語からの情報を利用します。



単語「清水寺」の特徴T(清水寺)は、すべての単語を用いた計算を通じて得られます。

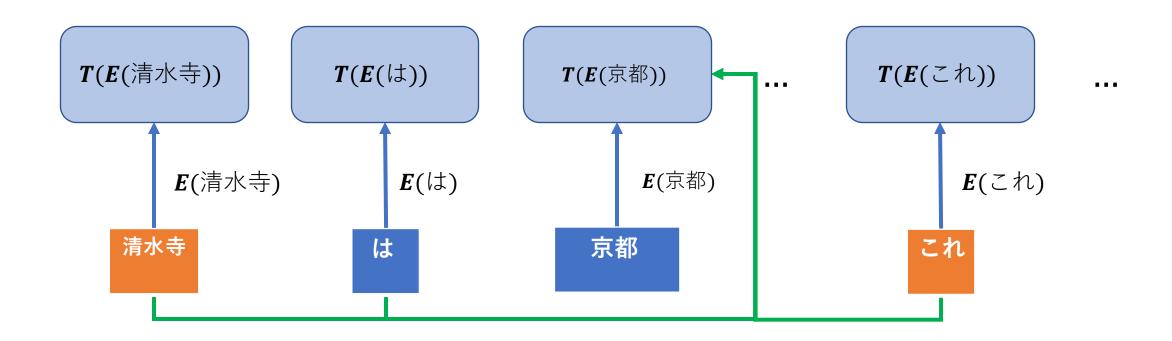
### 解決法3:Transformer

• これによりtransformerは長い依存関係の問題を解消することができます。すべての 単語の注意度による重み付き和を取ることで、特定の単語の特徴を計算します。



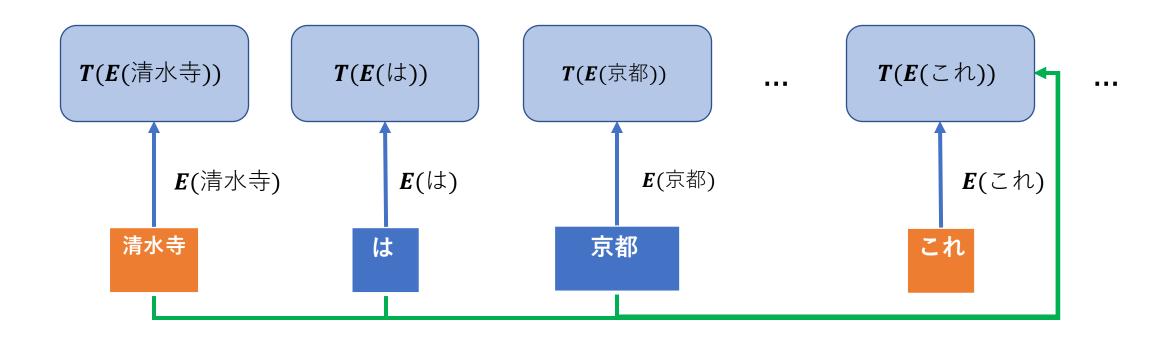
## 解決法3: Transformer

その結果、距離の概念がなく、長い依存関係の問題も生じません。

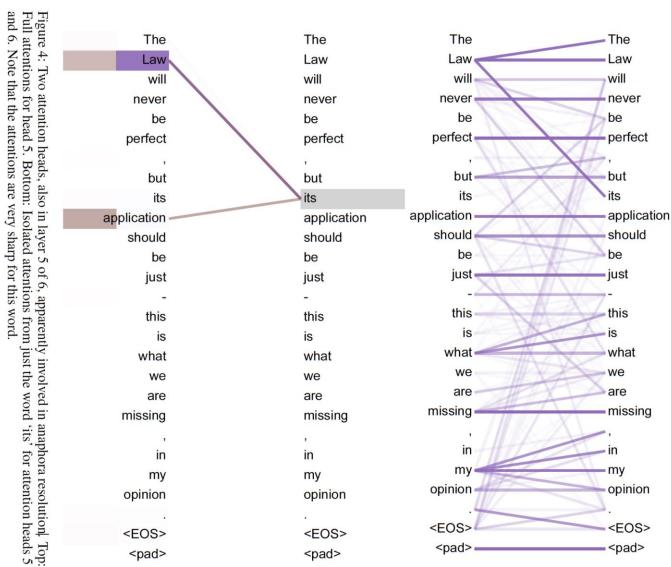


## 解決法3: Transformer

その結果、距離の概念がなく、長い依存関係の問題も生じません。



### 例:Transformerによる処理結果





CNNからTransformerまでの進化

デモンストレーション

# 2-1.CNN\_for\_long-term dependency Clolab:

https://colab.research.google.com/drive/1xk2BoBQFEZVwhBYt-69Rmq2WHIHO K8S?usp=sharing

# 2-2.RNN\_for\_long-term dependency Clolab:

https://colab.research.google.com/drive/1IMFGt5rB0OefrY1ZcpC7rB TTOBBrztOC?usp=sharing

# 2-3. Transformer\_for\_long-term dependency Clolab:

https://colab.research.google.com/drive/1f42TTIIJXkRnD85XFPgVXpQAdud LiF3r?usp=sharing

#### https://poloclub.github.io/transformer-explainer/

