

自然言語生成系AIの系譜

丸山不二夫先生の
「意味の分散理論の系譜」のとても短い解説

近畿大学 山崎重一郎

自己紹介

最近の主な著書



山崎重一郎、安土茂亨、金子雄介、長田繁幸
2021年



ケビン・ワーバック (著) ケビン・ワーバック (著)
山崎重一郎 (監修) 山崎重一郎 (監修)
2021年 2022年



記事：暗号通貨の技術と課題
山崎重一郎
2023年2月



記事：NFT
山崎重一郎
2022年4月



記事：仮想通貨とブロックチェーン
山崎重一郎
2018年



ブロックチェーン技術の
仕組みと可能性
2016,2017年



ブロックチェーンプログラミング
山崎重一郎、安土茂亨、田中俊太郎
2017年



岡田仁志、高橋郁夫、山崎重一郎
2015年



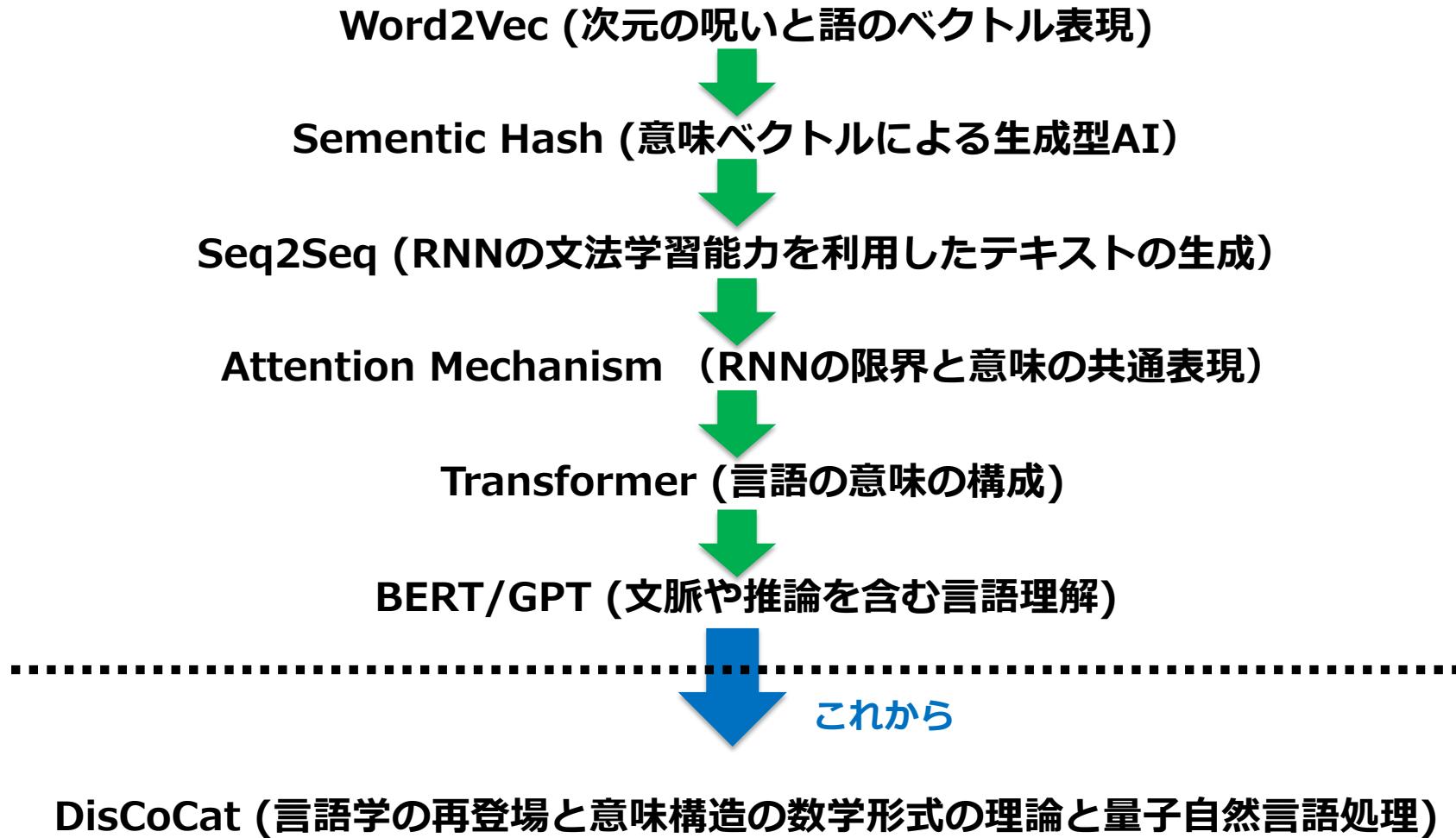
日経FinTech
2016-2023
(日経BP)
ブロックチェーンの解説 ブロックチェーン技術
など
2016年

今日の話はすべて丸山不二夫先生のマルレクの受け売りです！



<https://www.youtube.com/watch?v=1T5vJUUPwxI&list=PLQIrJ0f9gMcMpryyqVYL-T8Z4zQ-ejvpF&index=2>

話の流れとキーワード



Word2Vec

次元の呪いと語のベクトル表現

自然言語の統計的手法の限界と転換

次元の呪い (Bengio 2003年)

- 大規模の自然言語のコーパス（文例集）に対する統計的手法はうまくいかない
- 文と文の組み合わせだと次元が大きすぎるから
- 文ではなく語の並びに注目しよう



10年の時間



Yoshua Bengio

Word2Vec (Mikolov 2013年)

- 語の特徴ベクトル = 語の意味
- 単語と単語の共起確率を特徴ベクトルに対応づける



Tomas Mikolov

単語を特徴ベクトルに変換する方法の例

基底ベクトル $\{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ (context word)

- ある固定したコーパス内の単語を基底として選んでよい

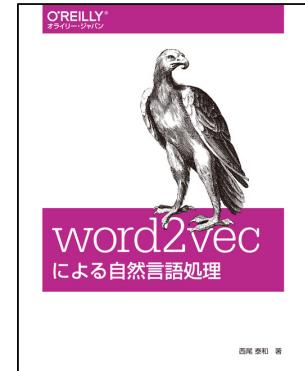
$$sweet = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad green = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \quad furry = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

そのコーパス内の単語 w のベクトル表現

- c_i をコーパス内で w と w_i の文の中の共起回数

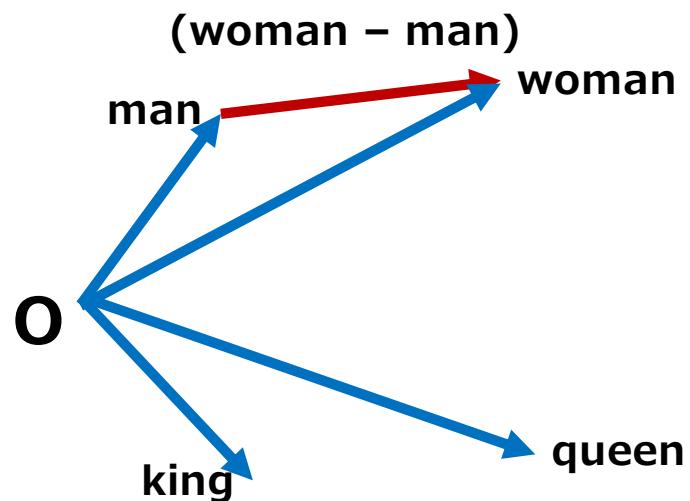
$$w = \sum_{i=1}^n c_i w_i$$

$$banana = \begin{bmatrix} 21 \\ 9 \\ 0 \end{bmatrix} \quad puppy = \begin{bmatrix} 8 \\ 1 \\ 32 \end{bmatrix} \quad fruit = \begin{bmatrix} 43 \\ 19 \\ 0 \end{bmatrix}$$

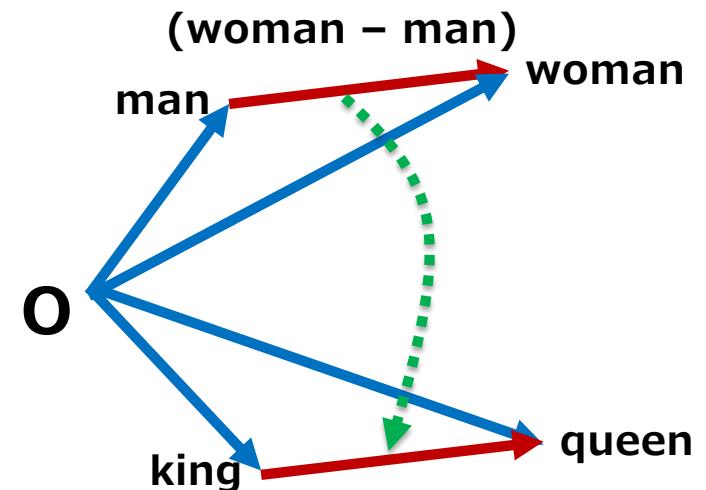


Mikolov の Word2Vec による発見

単語の意味を変換するベクトルは共通になる？



- ベクトルの加法演算も可能
- 意味の近さを内積で表現できる



$$\text{king} + (\text{woman} - \text{man}) = \text{queen}$$
$$\text{類似度}(v, w) = |v| |w| \cos \theta$$

Mikolov の Word2Vec による発見

Word Embedding (似た単語は似たベクトルを持つ)

- 文法的に正しい文の中の（同じクラスの単語）を置き換えるても文法的に正しい文になる

the **wall** is **blue** → the **ceiling** is **red**



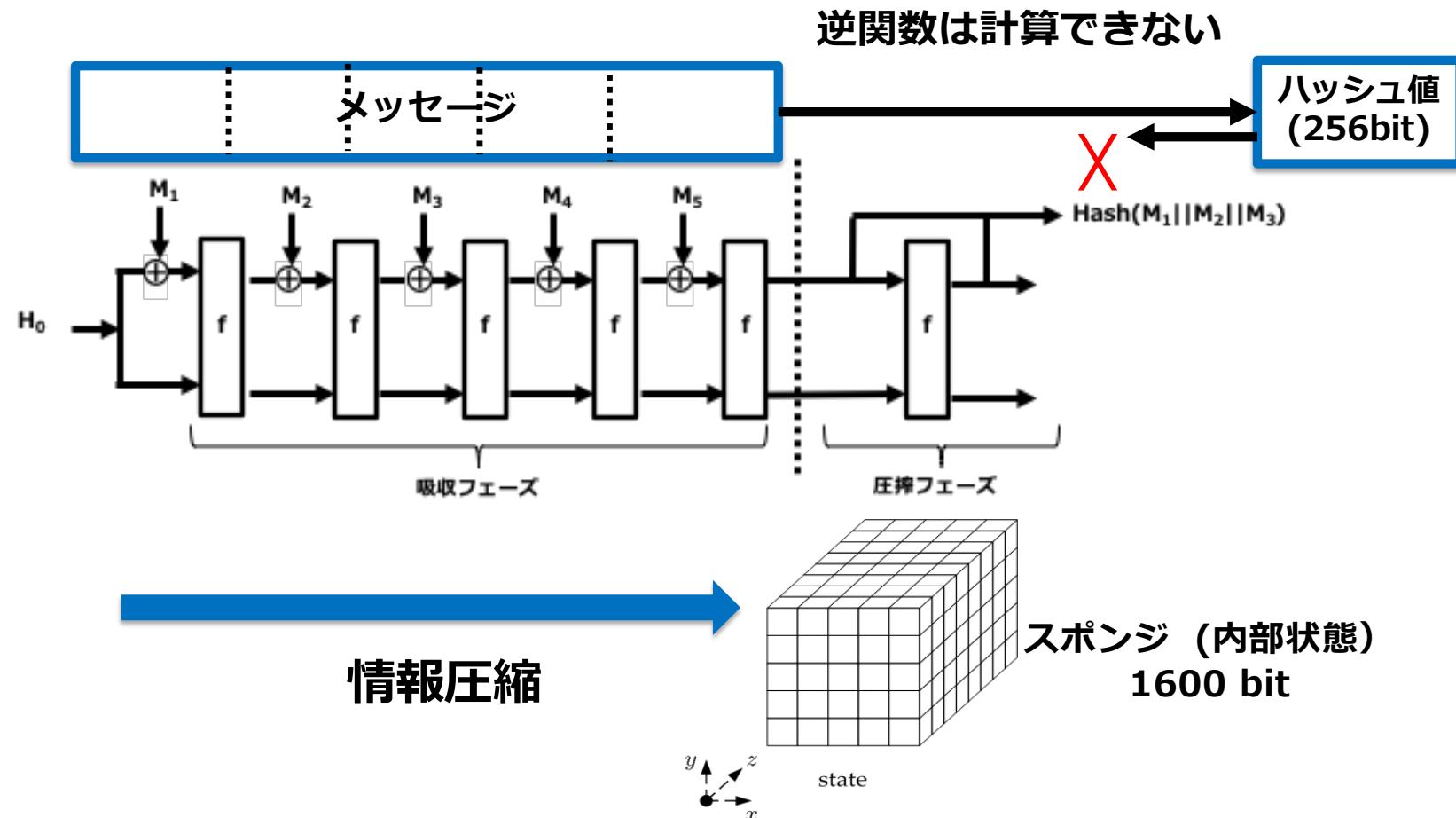
Word2Vec (2013年) は大規模言語モデルの最初のブレークスルーになった

Semantic Hash

次元の呪いへのアプローチと生成型AI

情報の次元圧縮手段としての暗号学的ハッシュ関数

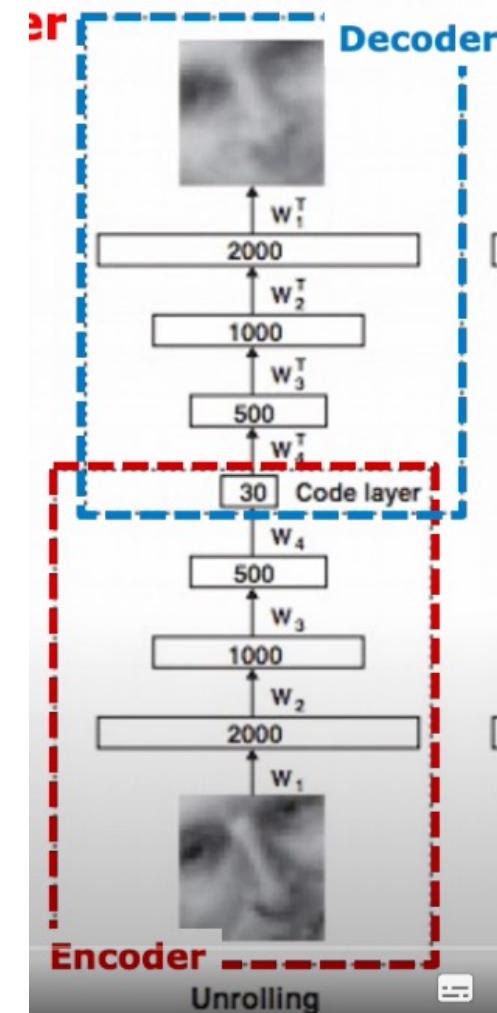
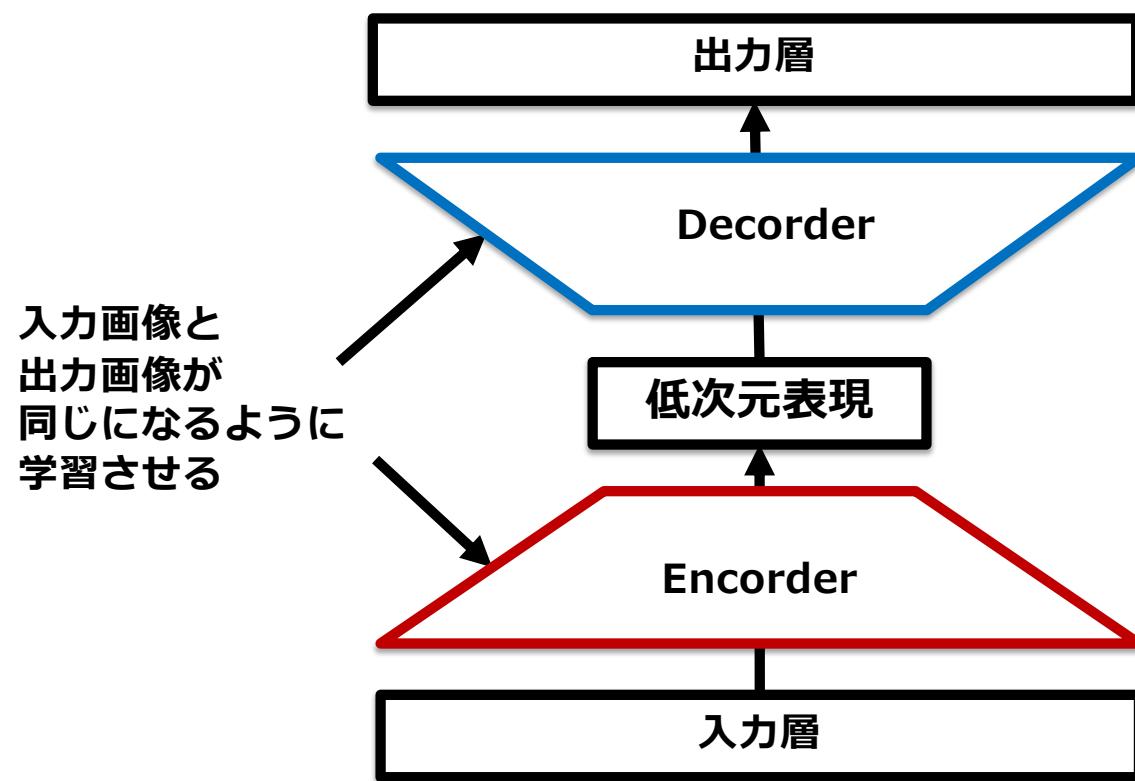
スponジ構造の暗号学的ハッシュ関数 (SHA-3)



Autoencoder による次元削減 (Hinton 2006年)

画像ベクトルの深層学習による次元削減

- 2000ピクセル → 30ピクセル → 2000ピクセル



Geoffrey Hinton

Semantic Hash

意味を保存するハッシュ

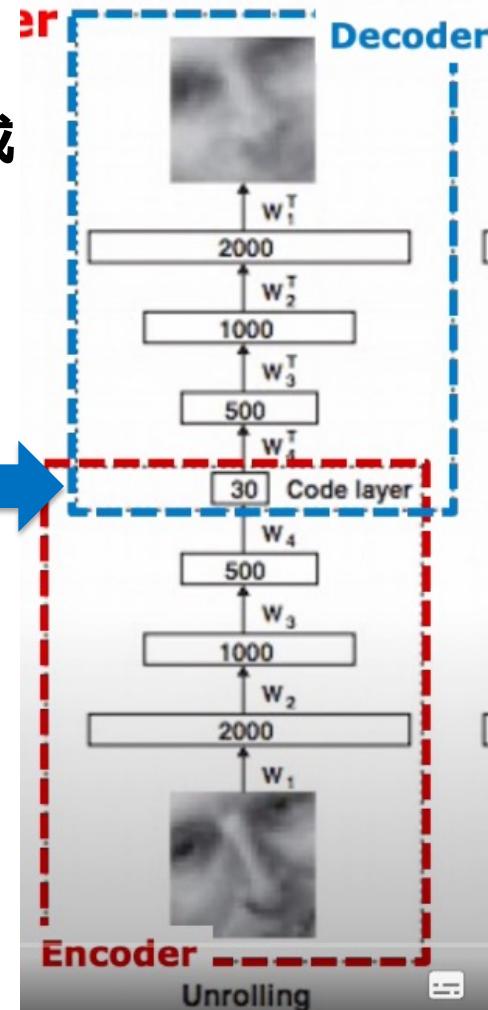
生成型AIの源流

- Decoder = 生成器
- 意味から画像を生成する可能性を示した

Semantic Hash

画像の意味?

画像生成



Geoffrey Hinton

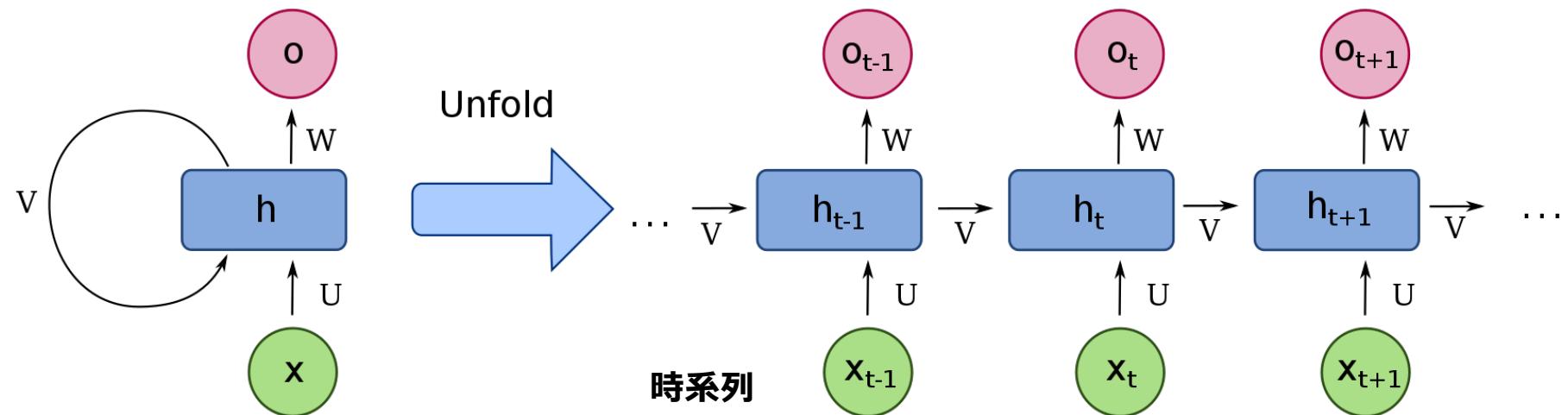
Seq2Seq

RNNの文法学習能力を利用したテキストの生成

RNN (Recurrent Neural Network) (1986年)

隠れ層の時系列的結合が同一ノードであるような再帰的ニューラルネットワーク

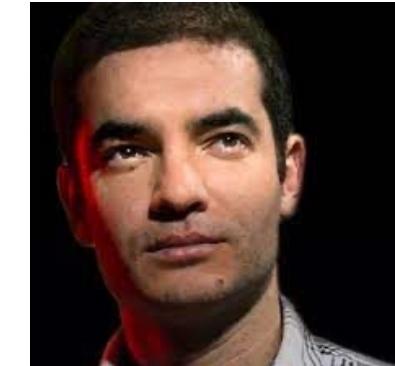
- RNNには文法を学習する（不思議なくらい強力な）能力がある



Seq2Seq (sequence to sequence)

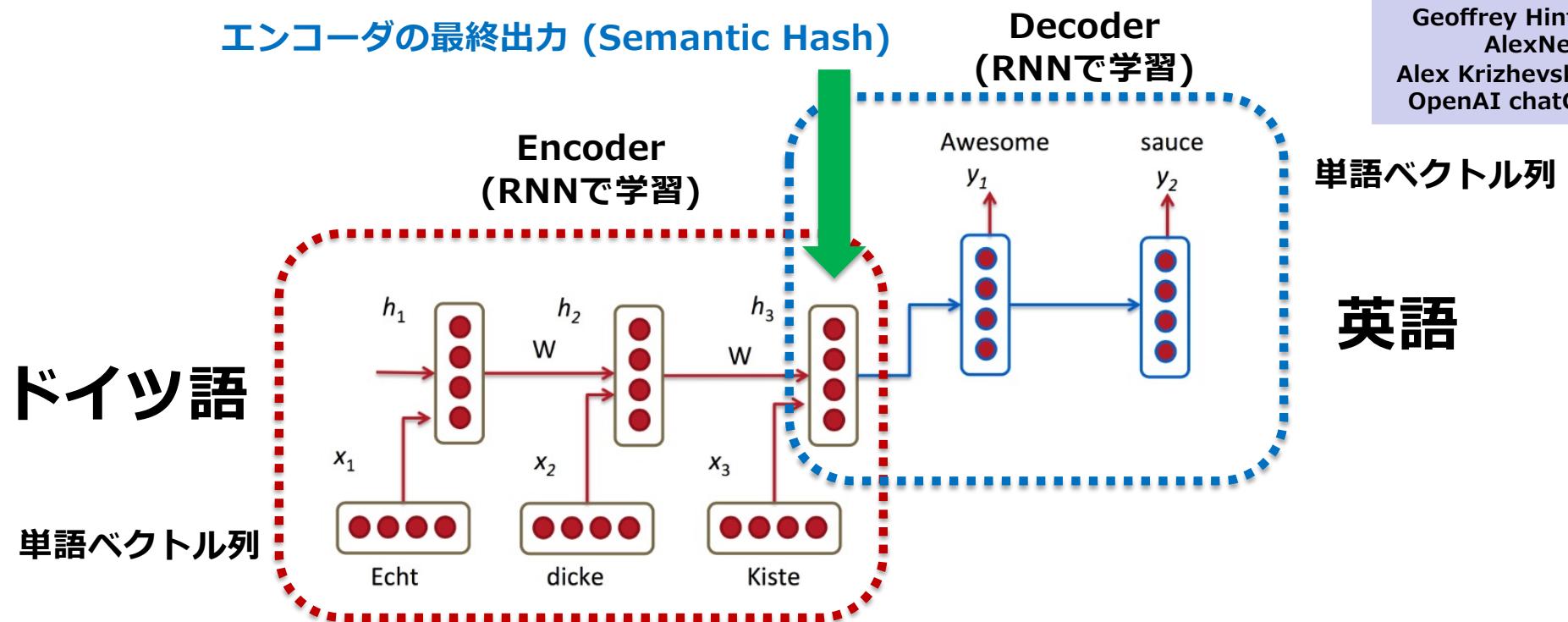
文の意味ベクトルの発見 (Sutskever 2014年)

- 2つのsequenceが同じ意味を持つ = semantic hash を共有する
- RNN を使って同じ意味を持つ sequence (翻訳文) を生成できる



Ilya Sutskever

Geoffrey Hintonの弟子
AlexNetの
Alex Krizhevsky の指導役
OpenAI chatGPT作成者



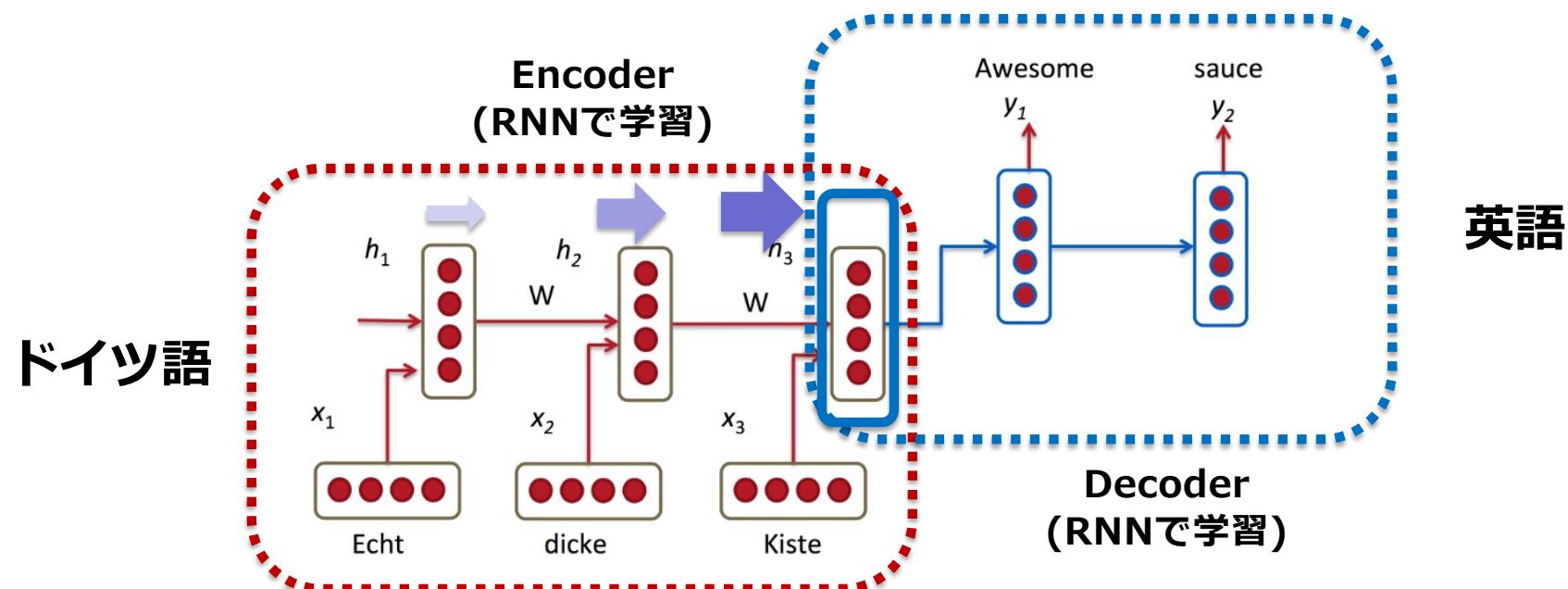
Attention Mechanism

RNNの限界と意味の共通表現

Sutskever のモデルは文が長くなると翻訳精度が低下する

固定長ベクトルの非効率性（8000次元の固定長ベクトル）

- 翻訳精度をあげようとすると固定長ベクトルのサイズを大きくしないといけない
- 文の前後でエンコード結果への影響は均等ではない



Attention Mechanism (Bahdanau 2015年)

Attention (エンコーダ, デコーダとは独立した領域に情報を蓄積)

- 状態空間のDB的データプール（確率密度行列）

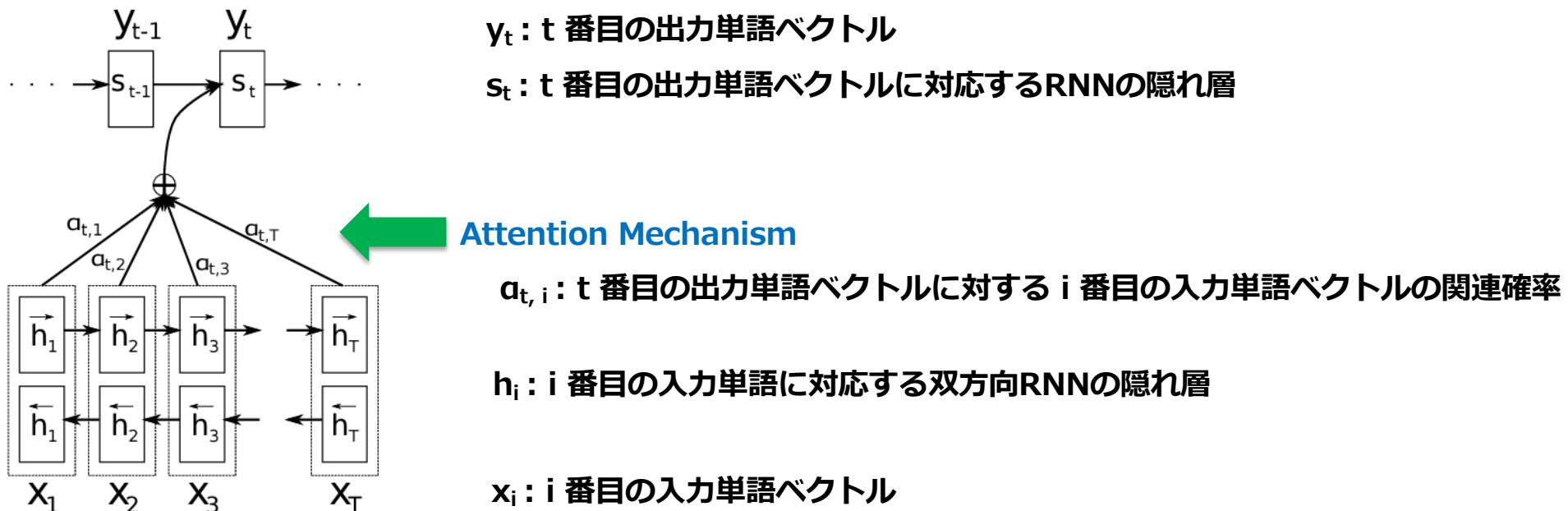
クエリ → (キー, 値) の関係の記録

入力の単語の重要度に応じた重み付け (attention) をする



Dzmitry Bahdanau

Yoshua Bengioの弟子
OpenAI chatGPT作成者

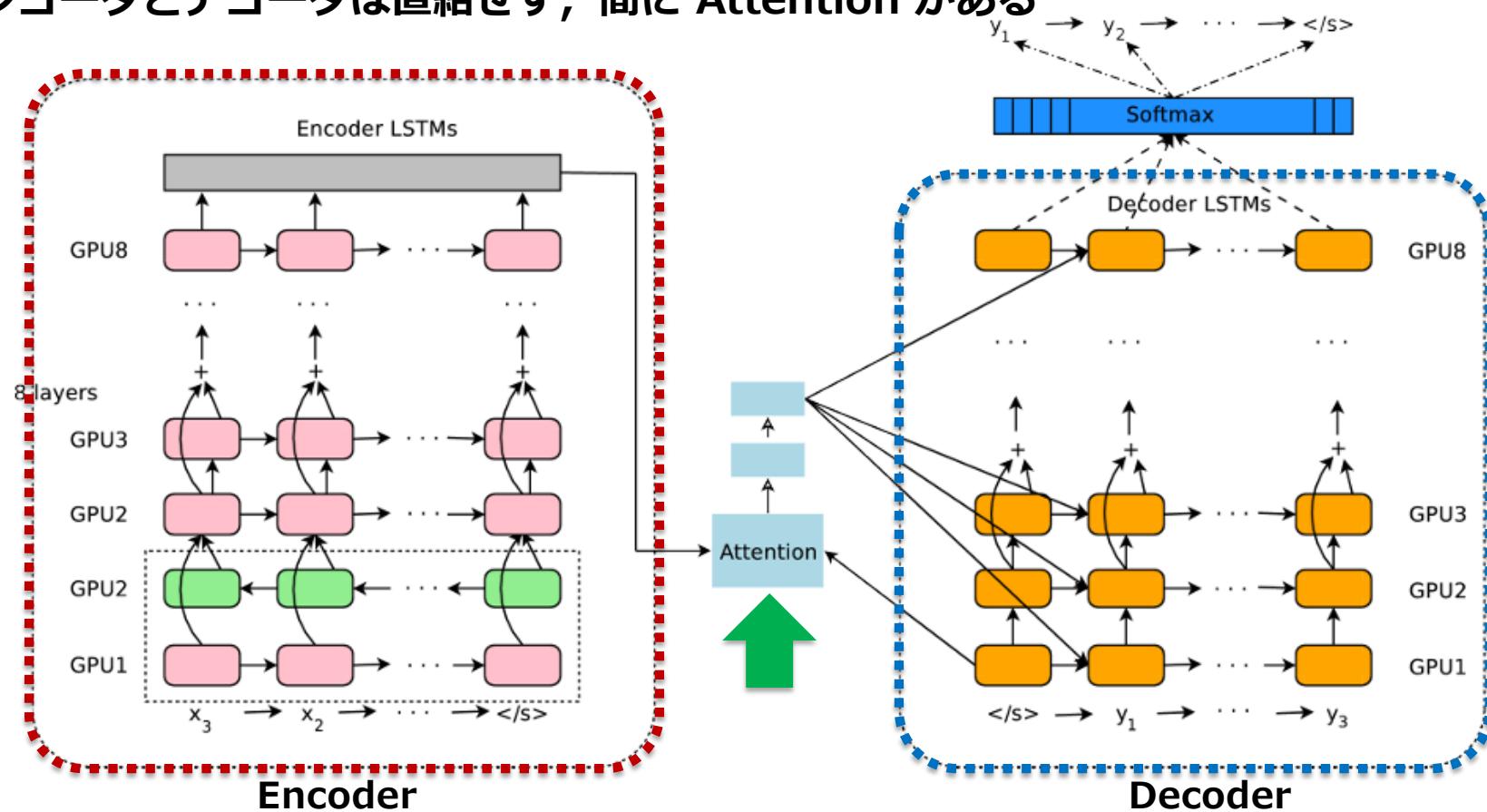




Googleニューラル機械翻訳 (2016年)

Attention Mechanism を利用した機械翻訳

- エンコーダとデコーダは直結せず、間に Attention がある

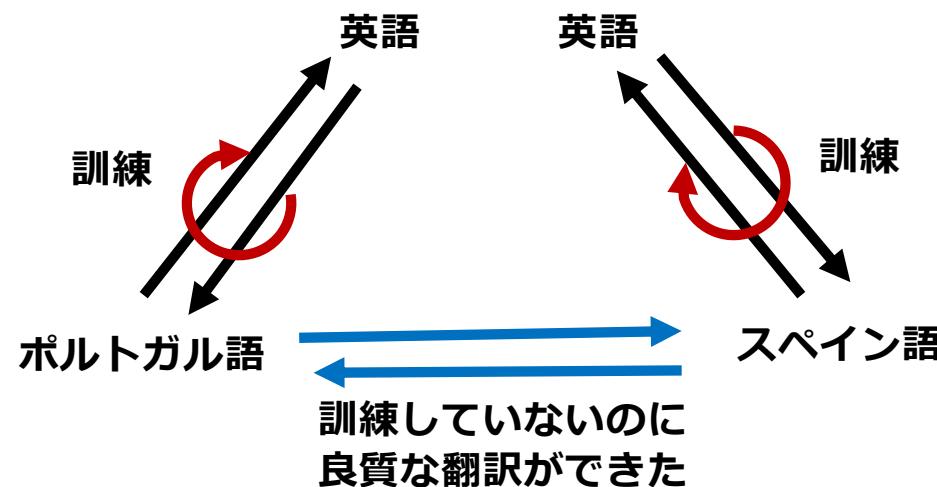




ゼロショット翻訳 (2016年)

Googleニューラル多言語機械翻訳

- Attention mechanism を使うと訓練をしていない言語間でも良質な翻訳ができる



インターリンガ

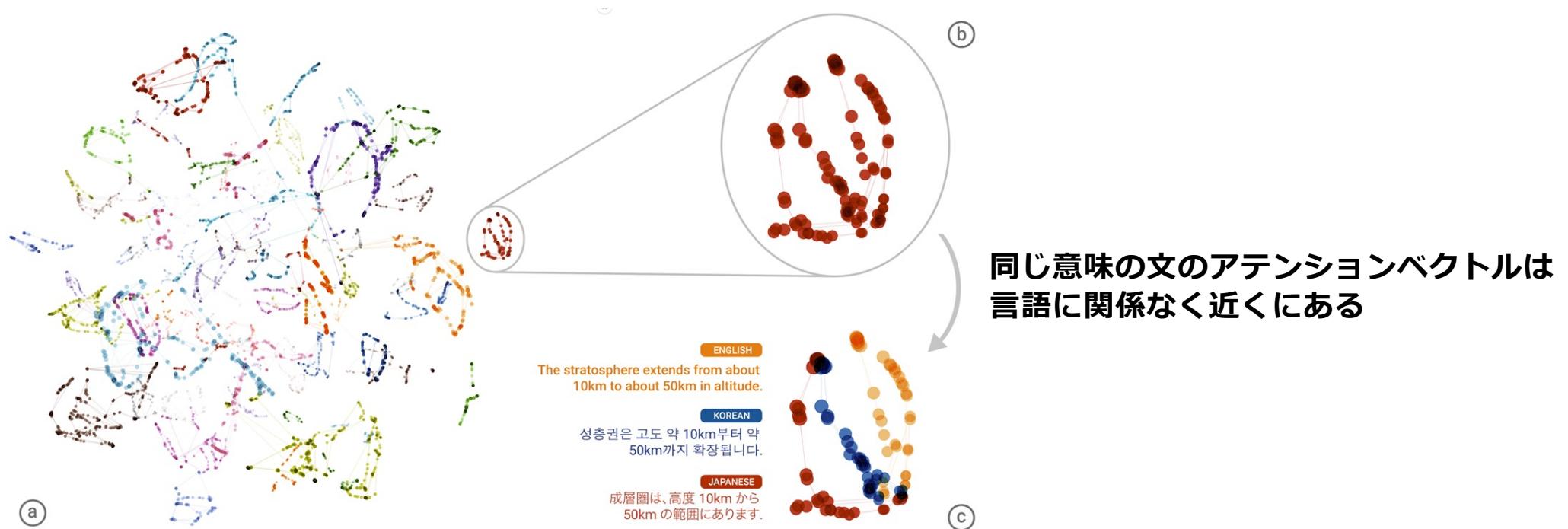
- Attention mechanism は言語に依存しない「意味の共通表現」の学習ではないか？



意味の共通表現の存在(2016年)

インターリンガ（言語に依存しない意味の共通表現）のビジュアルな証拠

- 日本語，韓国語，英語の同じ意味を持つ文の学習結果を可視化したアテンションベクトル



Transformer

言語の意味の構成

Transformer (2017年)

自然言語処理の大きなブレークスルー

- GPT-n, BERT, T5などのTは Transformer のT

"Attention Is All You Need"

- Attention があれば RNNもCNNもいらない？

RNNは並列処理ができないので Attention で効率的に並列処理する

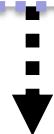


Ashish Vaswani,
Noam Shazeer,
Niki Parmar,
Jakob Uszkoreit,
Llion Jones,
Aidan N Gomez,
Łukasz Kaiser,
Illia Polosukhin

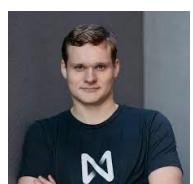
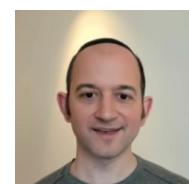
ほとんど全員がもう今はGoogleにいない

RNNは自動的に文法を学習してしまう（我々の外国語の学習のように）

母国語の学習は構造化されていないコーパスから直接意味の構造を学習する？



意味の数学的構造 (DisCoCat ?)

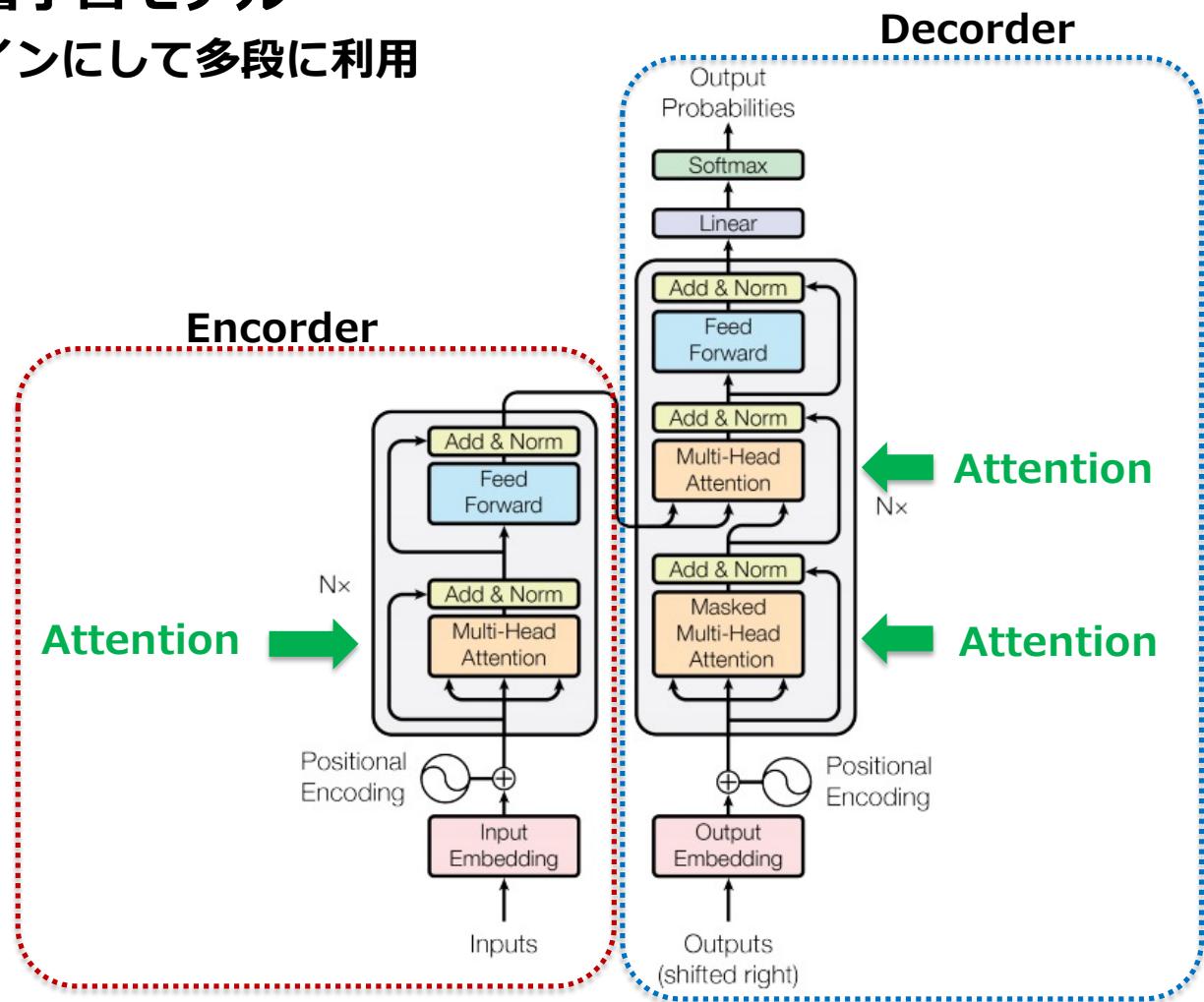
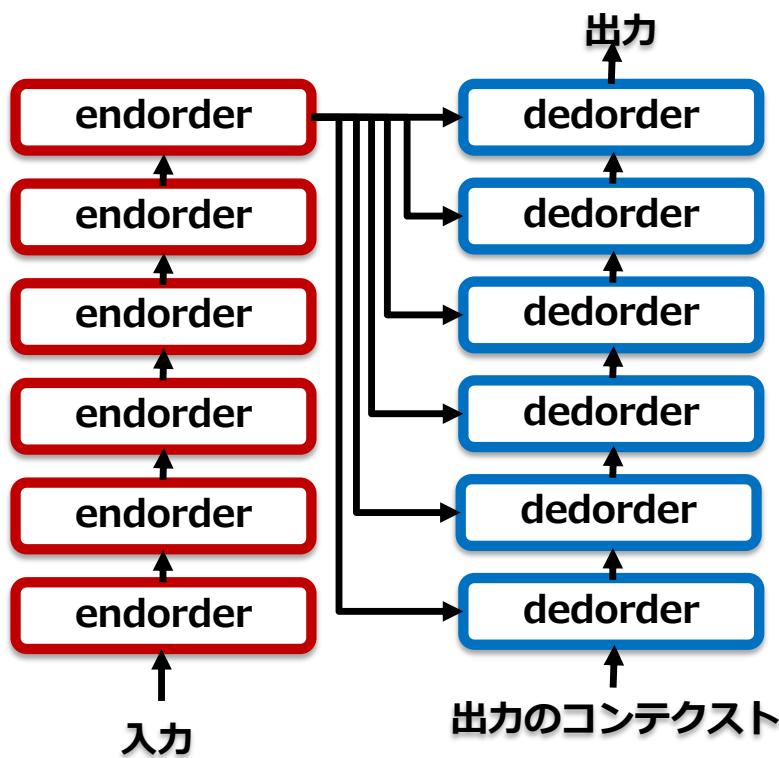


Tai-Danae Bradley

Transformerのアーキテクチャ

Attention mechanism 中心の深層学習モデル

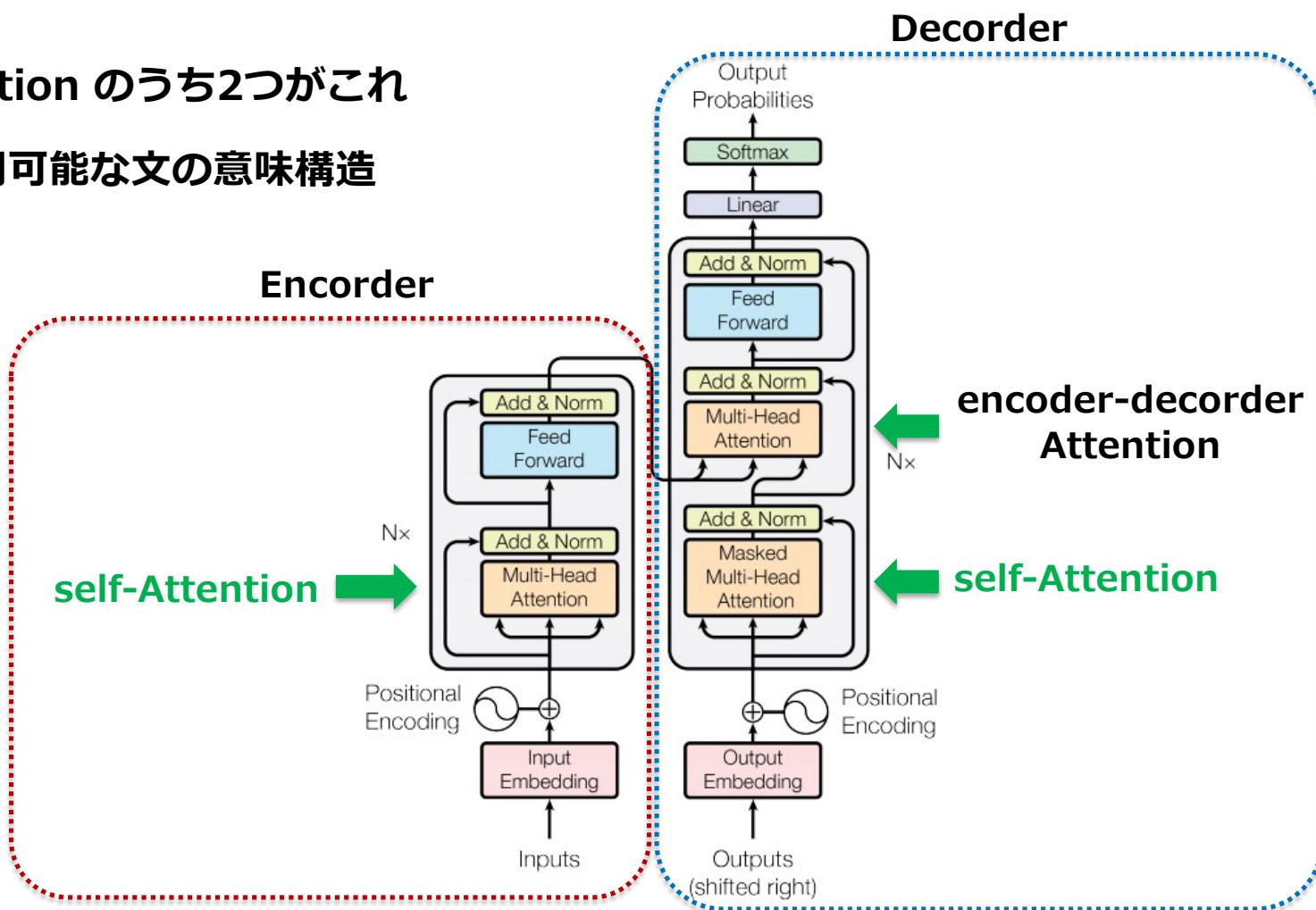
- Encoder – Decoder をパイプラインにして多段に利用
- Attentionが3箇所もある



self Attention

その文自身の Attention

- Transformer のAttention のうち2つがこれ
- 要約や含意などにも利用可能な文の意味構造



BERT / GPT
文脈や推論を含む言語理解

BERT (2018年)



Transformer (文の意味の構成) から文脈や推論を含む言語理解へ

- 質問の内容を文脈的に理解する

言語処理モデル (自然言語処理のタスクを行うAI)

Jacob Devlin

- Transformer のエンコーダに学習によって言語処理モデルを構築
- Pre-Training (事前学習)

Masked Language Model (ラベル無し学習, 文の中に意図的にマスクトークンを含める)

Next Sentence Prediction (次の文予想)



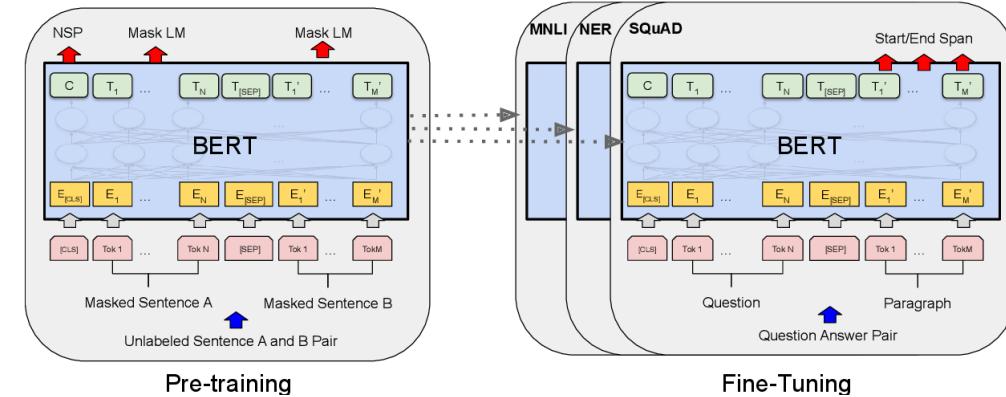
IsNext(次の文) / notNext (次の文ではない)

- Fine-Tuning (応答, 常識, 感情などの適正化)

GLUE (自然言語の意味理解のベンチマークデータ)

SQuAD (QAのベンチマークデータ)

SWAG (常識的推論のベンチマークデータ)



GPT-2 (2019年) OpenAI

Generative Pre-trained Transformer

- タスクに応じたテキスト生成

Zero-Shot (教師なし学習で、タスクに対応したテキストを生成)

自己回帰型言語モデル (それまでの単語から次の単語の出現確率を定義)

大規模データセットの利用

「言語処理モデル」の精度のスケール則

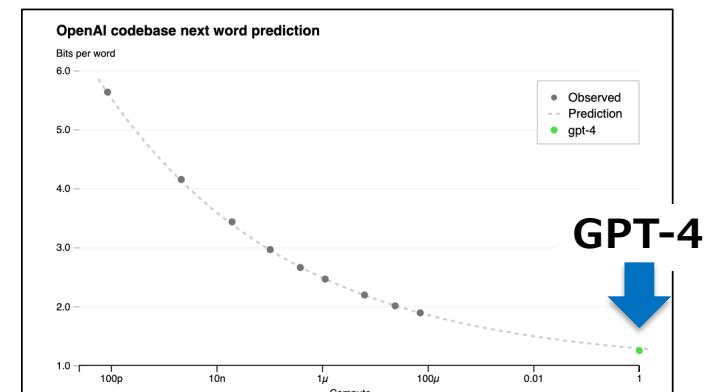
- パラメータ数が大きくなると、タスク応答の誤差はべき乗測で減少する

GPT-2 (15億) 2019年

GPT-3 (1750億) 2020年

GPT-3.5 (3550億) 2022年

GPT-4 (兆?) 2023年3月 論文非公開



GPT-4 Technical Report (2023年3月27日) OpenAI

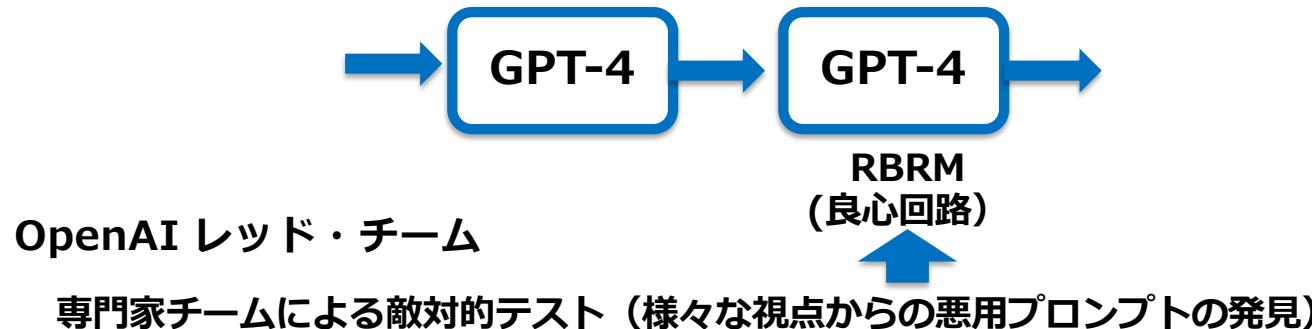
無署名の論文 (本文 12ページ, 付属資料 80ページ)

GPT-4 はどうすれば安全になるか

- 危険な質問「殺人帮助, 危険技術, マネロン, テロ, ...」などへの回答の抑制

初期のGPT-4 は素直に回答していたが、すでに変わっている

super-EGO (超自我) の実装 (GPT-4 APIによるパイプライン)



人造人間キカイダー
Gemini回路 (良心回路)
石ノ森章太郎, 東映

- ハルシネーション (幻覚) 問題 (嘘を生成してしまう)

現在の大規模言語モデルの本質的問題

LLMはまだ本当の意味での人間のような知能を持っていない (現在の過大評価状態が危険)

DisCoCat

言語学の再登場と意味の数学形式理論

人間の言語能力の秘密に接近する学問 = 言語学

チョムスキーの普遍文法仮説

- 人間には生得的な言語能力があるという仮説
- 生成変形文法 → 理論がどんどん変遷していった



Noam Chomsky

Lambek のカテゴリアル文法

- Pregroup Grammar (1998年)
- 品詞を型として解釈

s: 文の型 n: 名詞の型 ← この2つの型だけですべての品詞を定義



Joachim Lambek

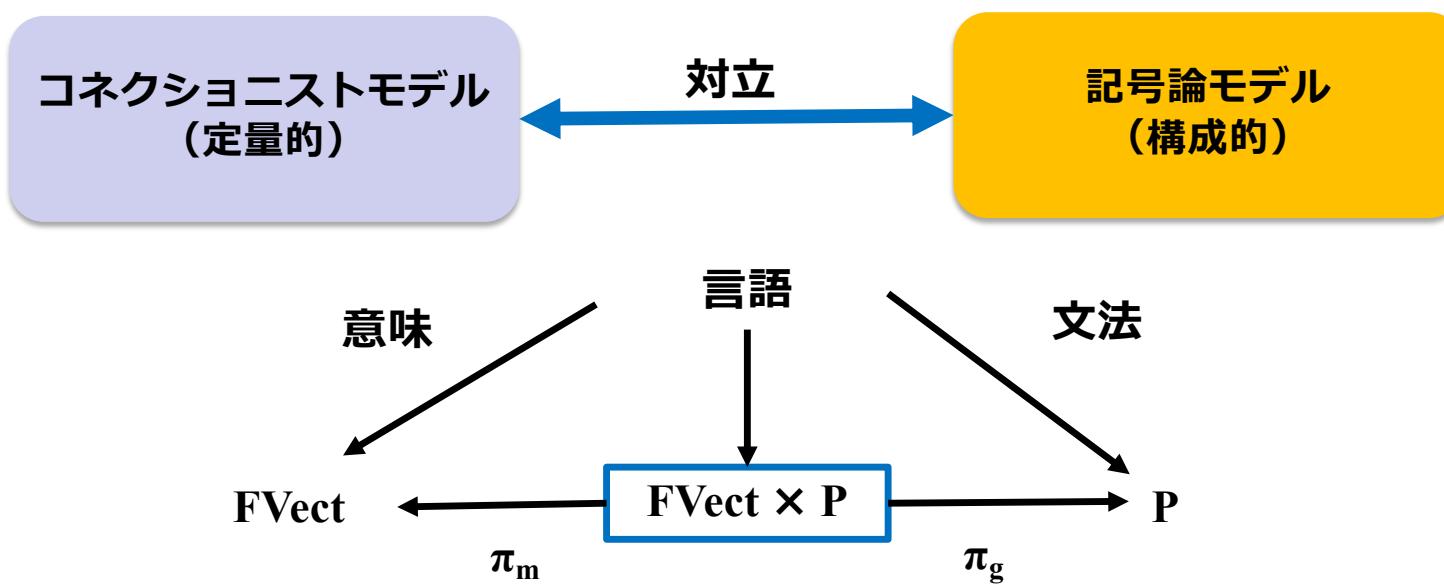
意味論

- 論理学（アリストテレス以来の伝統）計算論
- モンタギュー意味論など

DisCoCat カテゴリー論的構成的分散意味論 (2010年)

文全体の意味は、その文の文法構造とは独立にある単一の空間に存在する

- この空間での内積を任意の意味の比較（距離など）に利用することができる
- 数学的構造が単語間の情報の流れを明らかにする
- ベクトル空間のスカラーをブール半環に制限するカテゴリーモデルはモンタギュー意味論になる



Bob Coecke

String Diagramによる意味の表現（量子自然言語処理）

f : 単語の意味ベクトルを文の意味ベクトルに変換する関数

Jhon does not like Mary



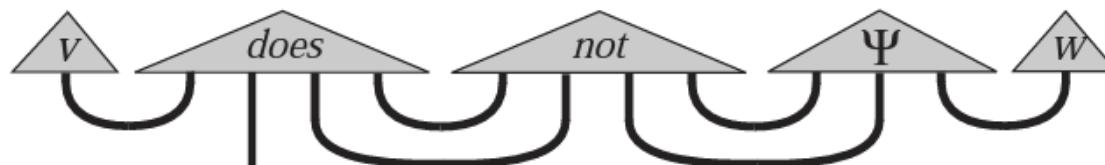
$$f = (1_S \otimes \epsilon_J \otimes \epsilon_J) \circ (\epsilon_V \otimes 1_S \otimes 1_{J^*} \otimes \epsilon_V \otimes 1_J \otimes 1_{J^*} \otimes \epsilon_V \otimes 1_J \otimes \epsilon_W) : V \otimes (V^* \otimes S \otimes J^* \otimes V) \otimes (V^* \otimes J \otimes J^* \otimes V) \otimes (V^* \otimes J \otimes W^*) \otimes W \rightarrow S$$



$$f(\vec{v} \otimes \overrightarrow{does} \otimes \overrightarrow{not} \otimes \overrightarrow{\Psi} \otimes \vec{w})$$

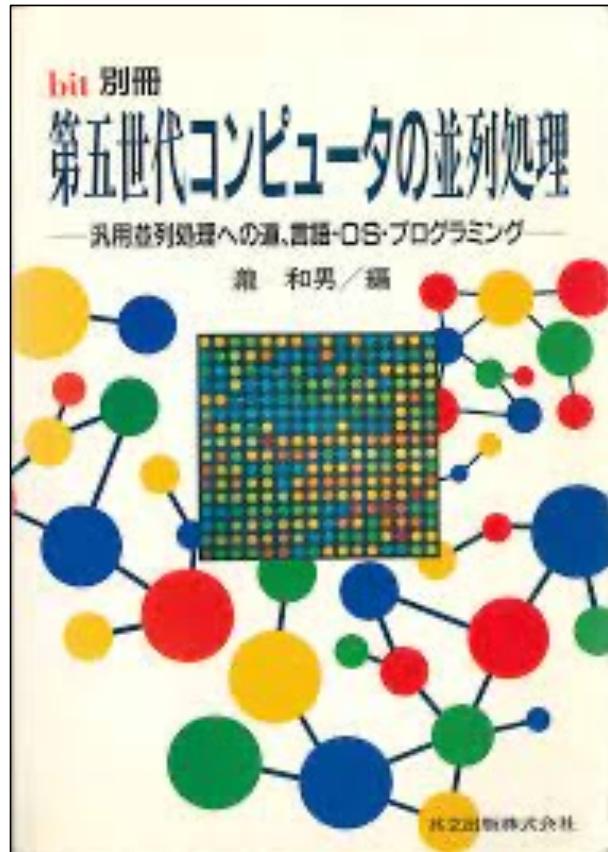


意味はエンタングル(量子もつれ) する
QNLP



ダイアグラム化した
Semantic Hash
(構成的表現)

1992年ごろの山崎が並列自然言語解析の対象にした例文



ためらいがちに
かけた言葉に
驚いたように
振り向く君に
季節が
頬を染めて
過ぎてゆきました



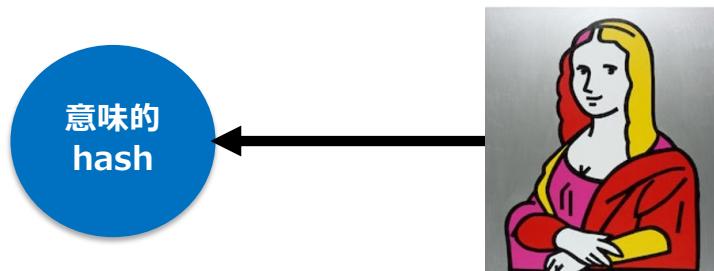
小椋佳 シクラメンのかほり

これからやってみたいこと（妄想）

意味のトークン化

- 自分の作品の semantic hash (= Self-Attention) をNFT化

類似度をsemantic hash 間の距離として判定，2次創作から意味的距离に基づいて著作権料を徴収



エンドユーザ・プログラミングによるサービスとフレームワーク

- 一般人が、複雑なスマートコントラクトをコード化できる
 - 様々な状況下での複雑な契約条件を、一般人が正確に確認する → コード化できる
- 一般人が、複雑なスマートコントラクトのテストを実施できる
 - テストコードの自動生成
 - テストデータの自動生成