

自然言語処理のトレンド

2021/7/2
人文社会ビジネス科学学術院
ビジネス科学研究群

(参考) お話したこと – 2020

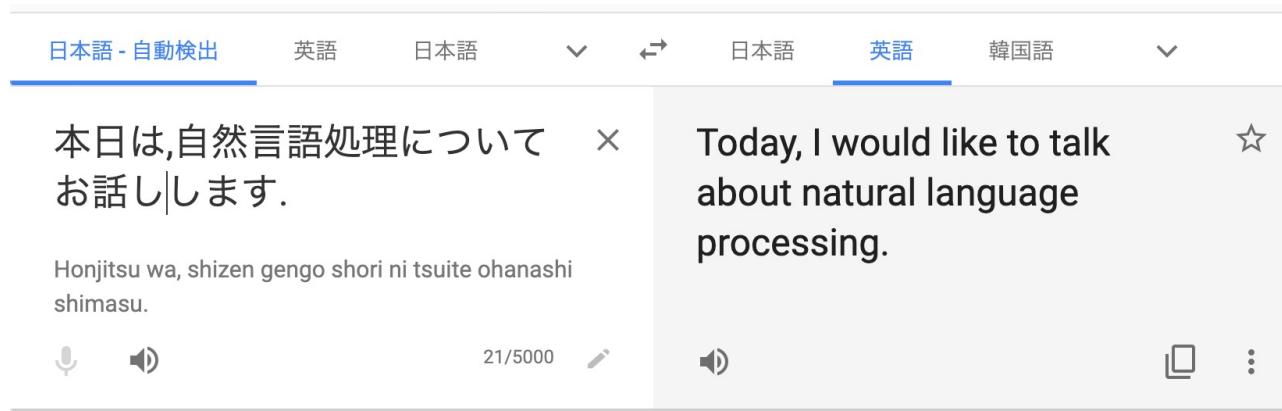
- **深層学習の発展とともに自然言語処理も進化**
 - 応用タスクの学習データで End-to-end で学習可能
 - ブラックボックスのため、出力の解釈が難しい等の課題もある
- **自然言語処理研究の界隈では、BERT (Transformer) が席巻中**
 - テキスト分類、機械翻訳、質問応答(機械読解)、要約、文生成など様々な応用タスクの性能を向上
 - BERT 自体のブラックボックスを解明する “Bertology” も盛ん

お話すること - 2021

- **深層学習の発展とともに自然言語処理も進化**
 - 応用タスクの学習データで End-to-end で学習可能
 - ブラックボックスのため、出力の解釈が難しい等の課題もある
- **自然言語処理研究を超えて Transformer が席卷中**
 - **BERT** (Transformer) テキスト分類、機械翻訳、質問応答(機械読解)、要約、文生成など様々な自然言語処理の応用タスクの性能を向上
 - **Transformer** が、画像認識など自然言語処理以外の領域でも成果を発揮しつつある
- トレンドは **大規模モデル** と **視覚+言語の事前学習**、研究も盛ん

自然言語処理

- 機械翻訳



- AIアシスタント



- 検索



自然言語をコンピュータで処理するための技術

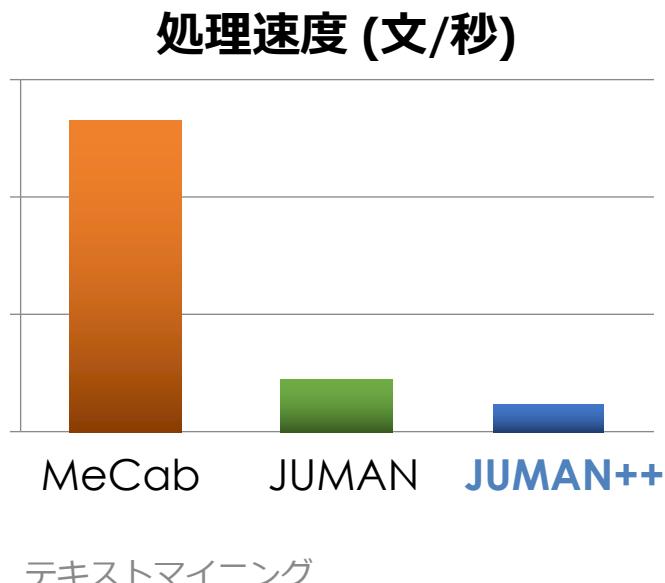
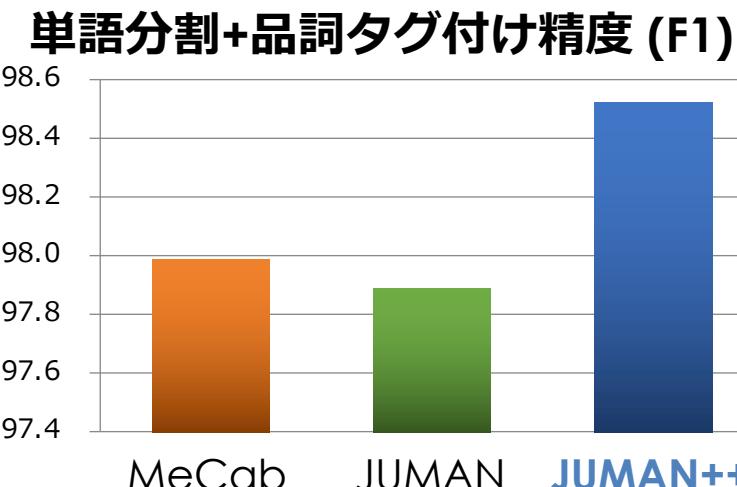
自然言語処理

- 基礎タスク
 - 言語を応用タスクで利用しやすい形式に変換する
例: 形態素解析(品詞タグ付け), 構文解析, 意味解析など
- 応用タスク
 - 自然言語処理を応用したアプリケーション
例: 機械翻訳, 質問応答, テキスト要約, 対話システムなど

形態素解析器

出所: <https://taku910.github.io/mecab/> をもとに作成

形態素解析器	ChaSen	MeCab	JUMAN	JUMAN++
コスト推定	HMM	CRF	人手	RNNLM
探索方法	接続コスト最小法 (ビタビアルゴリズム)			
連携する構文解析器	Cabocha	Cabocha	KNP	深層学習 を使った 手法で、 自然な言葉 の繋がり を考慮



学習・評価データ
京都大学テキストコーパス (NEWS),
京都大学ウェブ文書リードコーパス (WEB)

RNN言語モデルの学習
Webコーパス 1000万文

出所:
https://drive.google.com/file/d/1DVnrsWw4skRgC8jU6_RkeofOQEHFwctc/view?usp=sharing

(参考) 形態素解析の辞書

辞書	JUMAN辞書	Ipadic (NAIST-jdic)	UniDic	NEologd
コーパス	京都大学テキスト コーパス	RWCコーパス ^{*2}	BCCWJ コアデータ ^{*3}	RWCコーパス
形態素解析器	JUMAN MeCab	Chasen MeCab	MeCab	MeCab
単語長	長い	やや短い	短い	とても長い

*1 毎日新聞 1995年の記事や社説 4万文

*2 旧通産省主導のプロジェクト,毎日新聞1994年3000記事 約3万7千文(約91万語)

*3 現代日本語書き言葉均衡コーパス,国語研が中心となり開発,書籍,雑誌,新聞,Webなど,9万単語

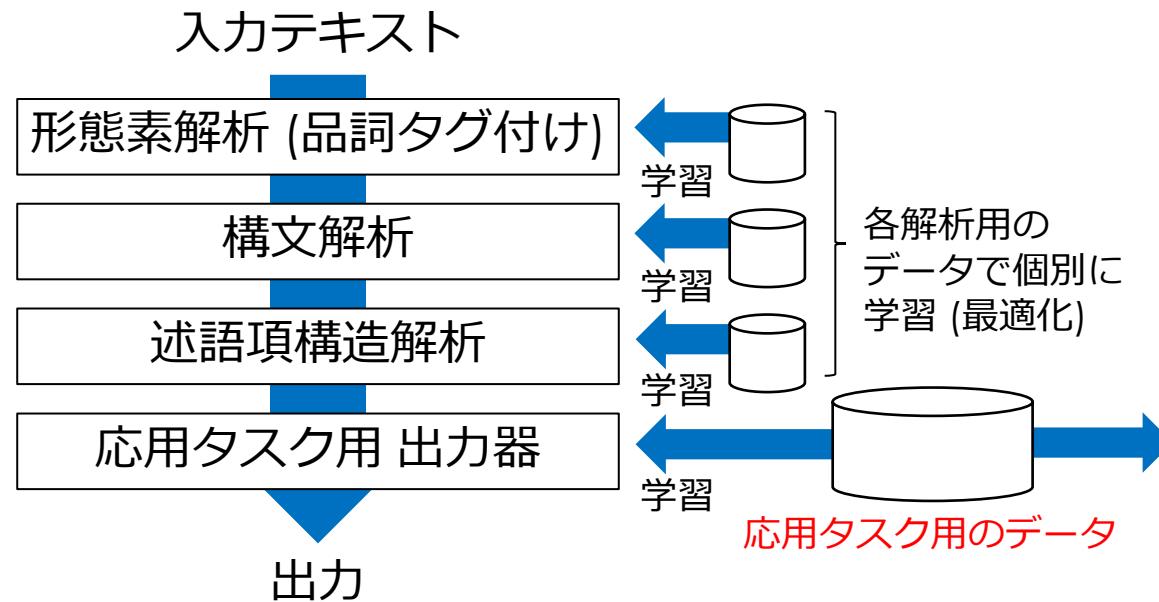
自然言語処理タスクの例

基礎タスク	形態素解析 (品詞タグ付け)	文をそれぞれの意味を担う最小の単位(=形態素)に分割し,それに品詞などの情報を付与する (例: MeCab, JUMAN++)
	構文解析	形態素解析で分割した単語同士の関連性を解析し,主に文節間の係り受け構造を発見しツリー化する, 文中の単語間の係り受け関係を調べ,どの単語がどの単語に係るのかを構文的に解析する <u>係り受け解析</u> (例: CaboCha, KNP, SpaCy) や, 語および文法的カテゴリを節点とするツリー形式によって文の構造を表現した <u>句構造解析</u> (例: Stanford Core NLP) がある
	意味解析	与えられた文のを明らかにする処理は何でも意味解析と呼ばれる, 格解析, 述語項構造解析, 多義性解消, 比喩理解 などが例として挙げられる
応用タスク	機械翻訳	自然言語によるある言語の文を入力とし,これを違う言語の文に翻訳する
	質問応答	自然言語による質問文を入力として受け取り,適切な回答を返す
	テキスト要約	与えられた文章を短く簡潔にまとめる, 文章の一部を抜粋して要約を作成する <u>抽出型要約</u> と,元の文章に存在しない文章で要約を作成する <u>抽象型要約</u> がある
	対話システム	自然言語により人間と機械が対話をを行う,チャットボットなどに使用されている

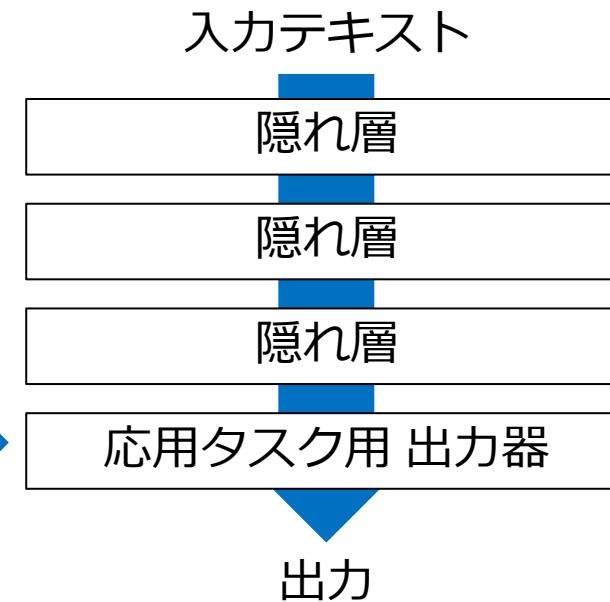
トレンドは、深層学習の導入

- 大規模な訓練データで応用タスク全体を学習 → End-to-end 学習

従来の自然言語処理



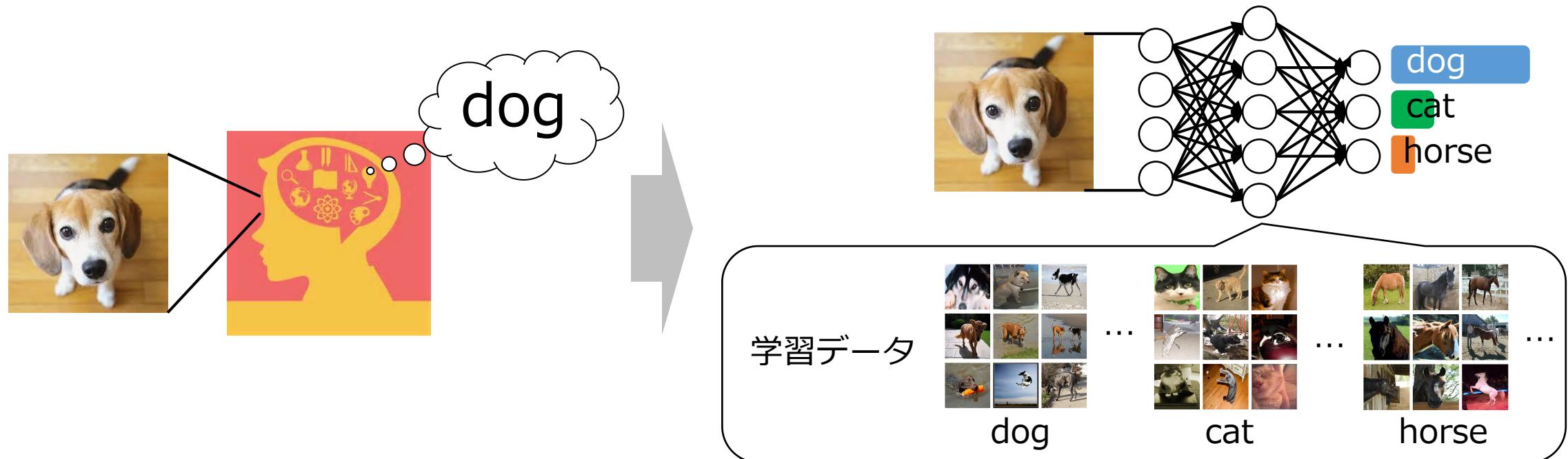
深層学習による自然言語処理



坪井, 海野, 鈴木. 深層学習による自然言語処理. 講談社, 2017, p.4 の図を一部修正

深層学習 (ディープラーニング)

- ・ニューラルネット(NN)を用いた機械学習手法
 - ・機械学習とは、データを学習し、パラメータを獲得すること
 - ・脳の神経細胞(ニューロン)の働きを模した仕組みや構造のこと

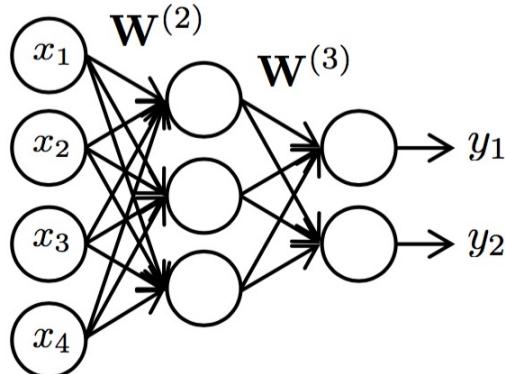


ニューラルネットの歴史

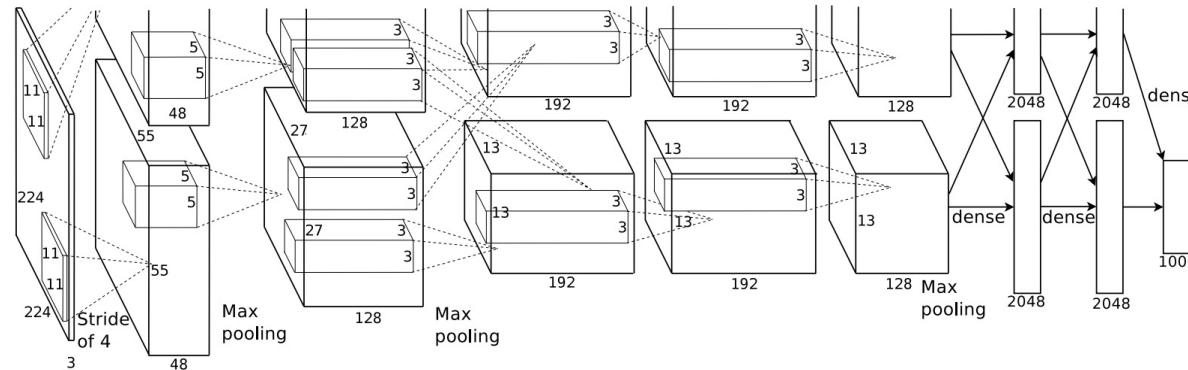
- 黎明～終焉を繰り返し,近年は3度目のブーム

第1期	1940～	• McCullochとPitts が形式ニューロンモデルを発表 [McCulloch-Pitts,43]
	1950～	• Rosenblatt がパーセプトロンを発表 [Rosenblatt,57]
	1960～	• MinskyとPapert が単純パーセプトロンの(線形分離不可能問題への)限界を指摘 [Minsky-Papert,69]
冬	1970～	冬の時代 (階層的構造の学習方法が未解決)
第2期	1980～	• Fukushima らがネオコグニトロンを提案 [Fukushima,80]
		• Rumelhart らが誤差逆伝播法を提案 [Rumelhart+,86]
		• LeCun らが畳み込みニューラルネット Conv.net を提案 [LeCun,89]
冬	1990～	冬の時代 (学習時間や過学習に課題, 一方でSVMが流行)
第3期	2000～	• Hinton らが事前学習とオートエンコーダを導入した多層NNを提案 [Hinton+,06]
	2010～	• Seide らが音声認識のベンチマークで圧勝 [Seide+,11] • Krizhevsky らがReLU を提案し画像認識コンペで圧勝 [Krizhevsky,12]

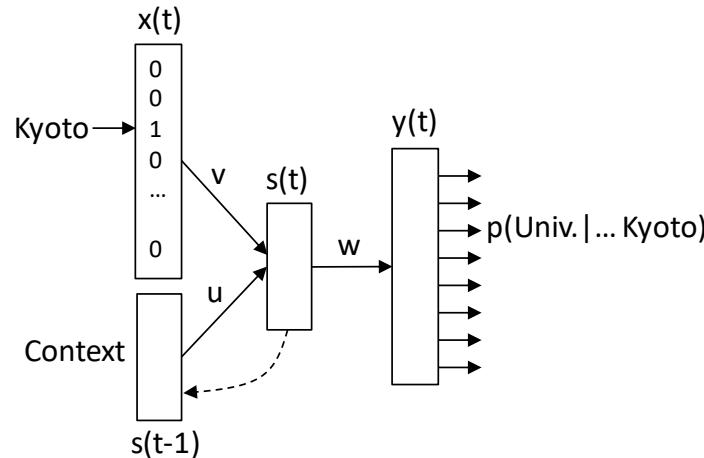
様々なニューラルネット



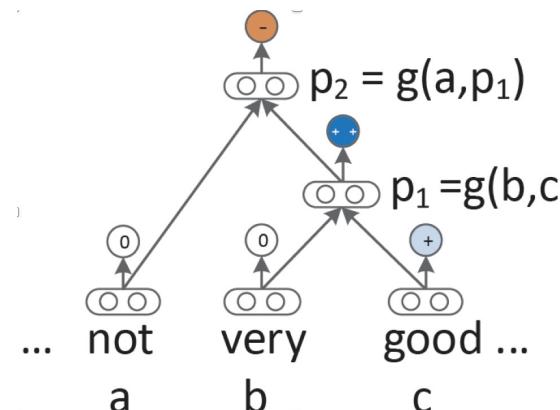
Feed forward NN



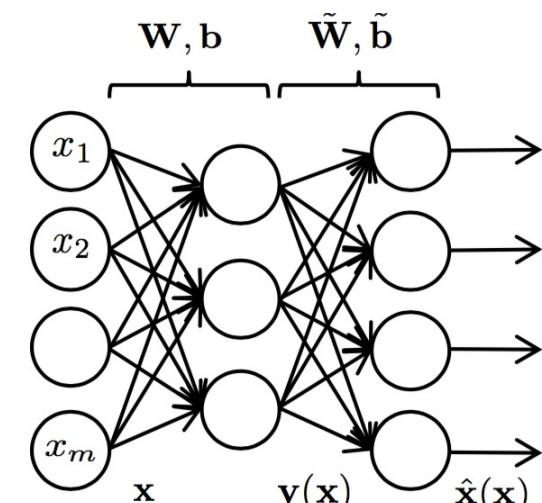
CNN (畳み込みNN)



RNN (Recurrent NN)



Recursive NN



AutoEncoder

音声認識で成功 [Seide+, 2011]

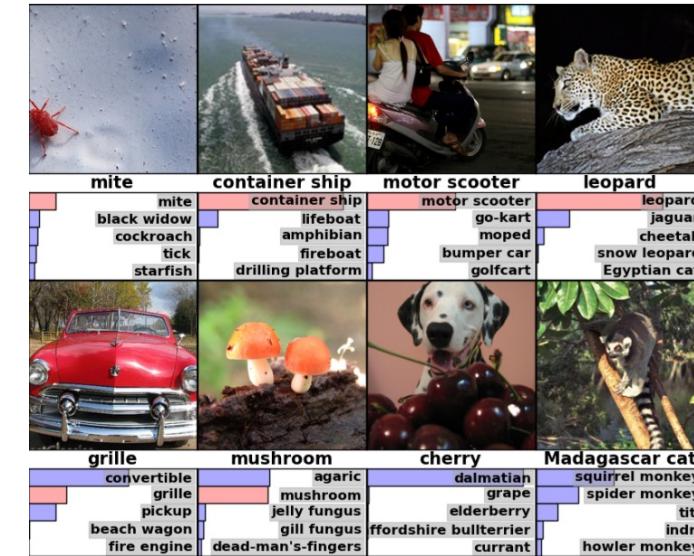
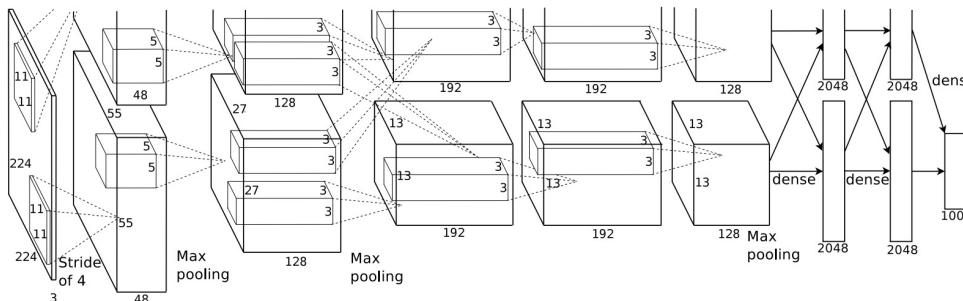
- Microsoft Research のグループ
 - 電話での会話音声の標準データセット
 - 入力(MFCC)-出力(HMM状態変数)の関係をDNNで学習
 - 従来 GMM-HMM → DNN-HMM (全結合7層, 事前学習あり)
 - 単語誤認識率で 10%前後の大幅な精度改善

acoustic model & training	recognition mode	RT03S		Hub5'00 SWB	voicemails		tele- conf
		FSH	SW		MS	LDC	
GMM 40-mix, ML, SWB 309h	single-pass SI	30.2	40.9	26.5	45.0	33.5	35.2
GMM 40-mix, BMMI, SWB 309h	single-pass SI	27.4	37.6	23.6	42.4	30.8	33.9
CD-DNN 7 layers x 2048, SWB 309h, this paper (rel. change GMM BMMI → CD-DNN)	single-pass SI	18.5 (-33%)	27.5 (-27%)	16.1 (-32%)	32.9 (-22%)	22.9 (-26%)	24.4 (-28%)

F. Seide, G. Li and D. Yu, "Conversational Speech Transcription Using Context-Dependent Deep Neural Networks." *Interspeech*. 2011.

画像認識で成功 [Krizhevsky+, 2012]

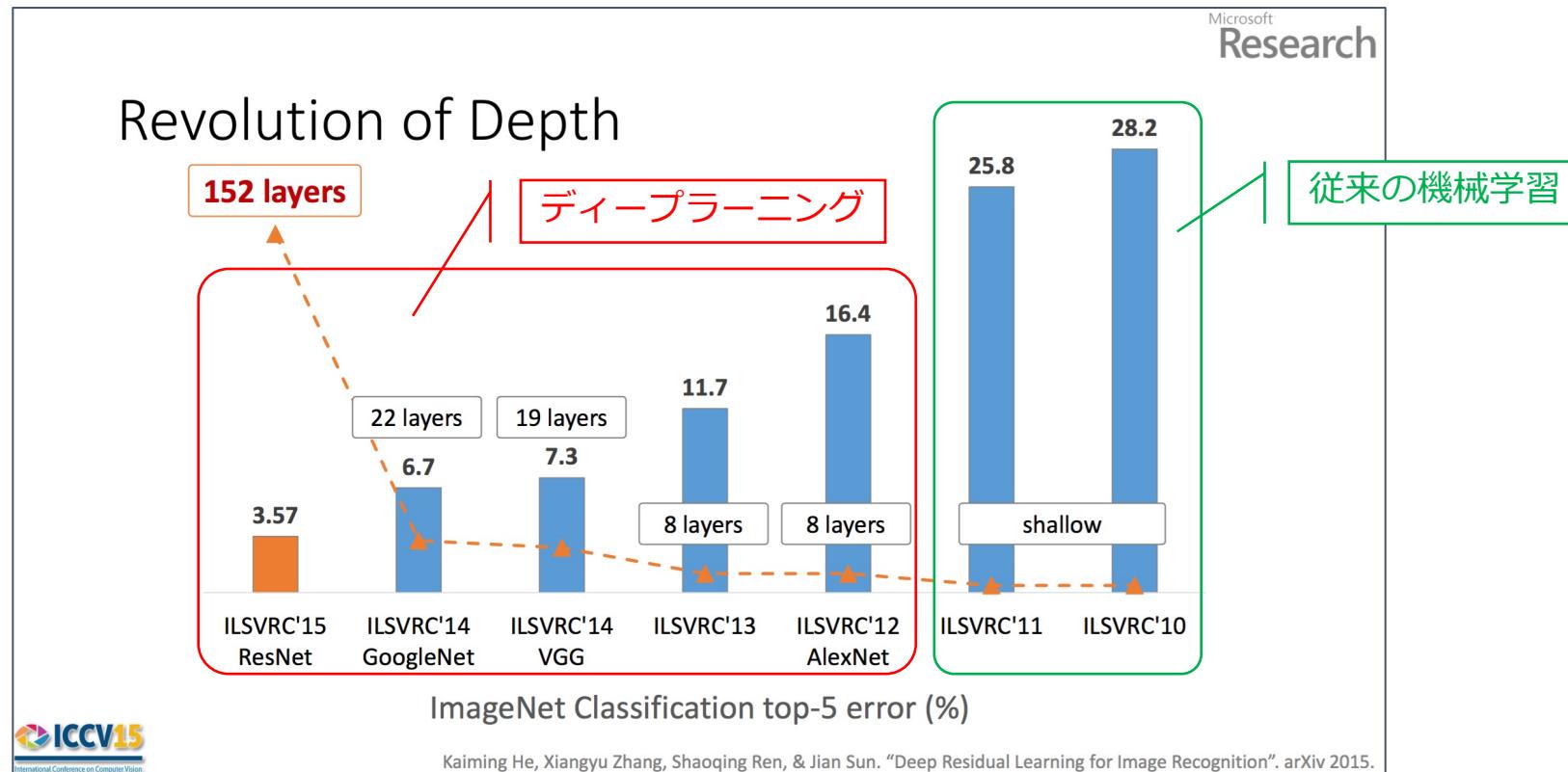
- ・一般物体認識 (Hintonのグループ)
 - ・ImageNet Large-scale Visual Recognition Challenge 2012
 - ・1000カテゴリ×約1000枚 = 100万枚 の訓練画像
 - ・畳込み層5, 全結合層3, 2つのGPUで2週間 (AlexNet)
 - ・誤識別率が10%以上減少 (過去数年間での向上は1~2%)



Krizhevsky, Alex, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton.
"Imagenet classification with deep convolutional neural networks."
Advances in neural information processing systems. 2012.
<http://image-net.org/challenges/LSVRC/2012/supvision.pdf>

画像認識における認識精度の変遷

- 2015年、人の認識精度(5.1%)を超えたことが話題に



深層学習 成功の背景

- 一定以上の規模のデータ → 改善
 - WebやIoT(センサ)などから十分な規模のデータを収集可能
- 学習の難しさ → 改善
 - 様々なテクニック (事前学習, dropout 等)
- 誤差逆伝搬法の計算量膨大 → 改善
 - 計算機能能力の飛躍的向上
 - GPU, マルチコアCPU, PCクラスタの登場
- 性能を引き出すのに必要なノウハウ → 未解決
 - 「黒魔術」のまま → **Explainable AI (説明可能AI)**として研究が盛ん

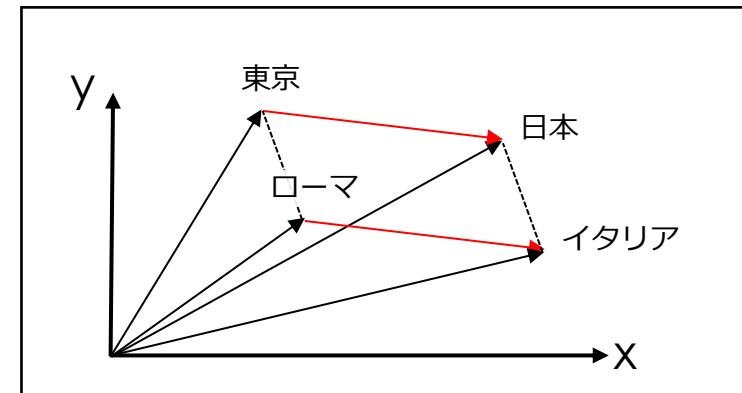
事前学習モデル –自然言語処理のブレイクスルー(ひと昔前)

- 大規模コーパスによる事前学習 → 単語のベクトル化 (分散表現)

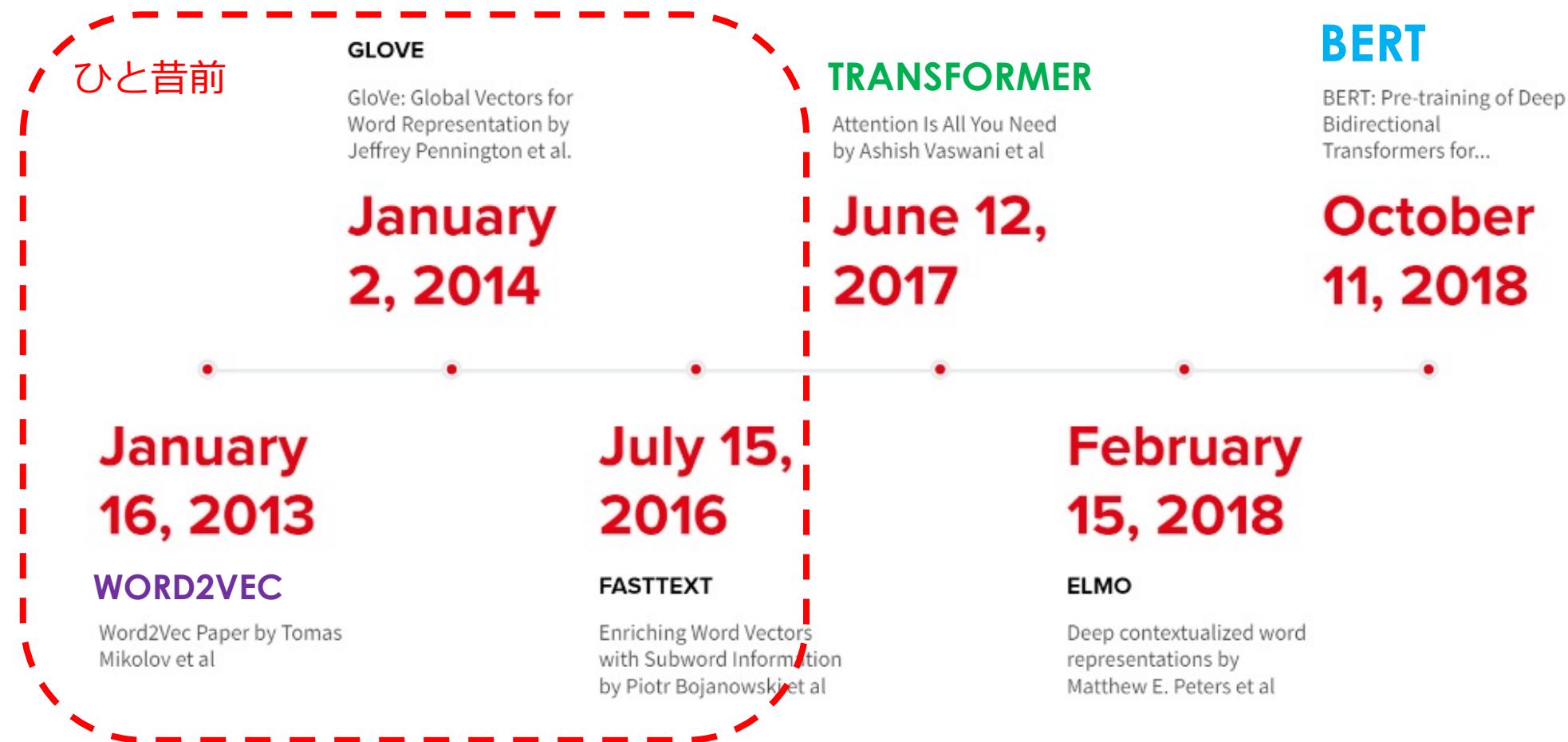
既存手法	近年→事前学習モデル
TF-IDF, Okapi BM25 など (分布的, 高次元, スパース)	word2vec, GloVe, fastText など (分散的, 低次元, 密)

- 代表格は「word2vec」
 - 深層学習による分布仮説のモデル化
 - $\text{king} - \text{man} + \text{woman} = \text{queen}$ で有名
→ 右の例では、日本 - 東京 + ローマ = イタリア

Tomas Mikolov, Wen-tau Yih, Geoffrey Zweig, 2013, NAACL



事前学習モデルのタイムライン



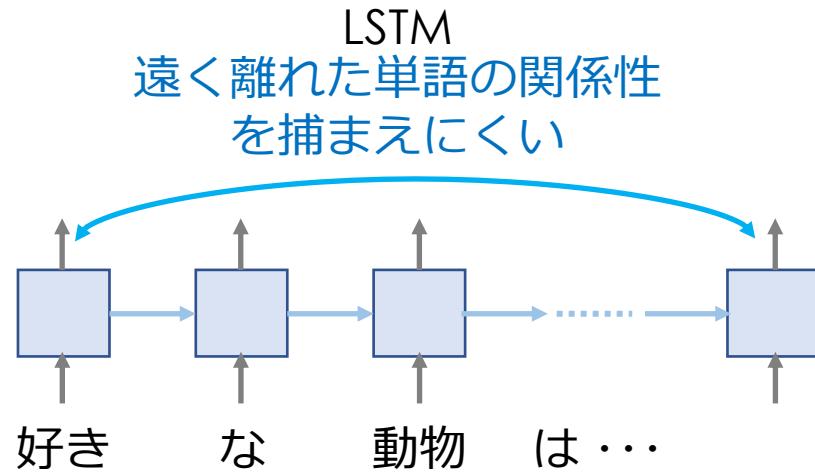
<https://towardsdatascience.com/2019-year-of-bert-and-transformer-f200b53d05b9>

(参考) 深層学習の適用

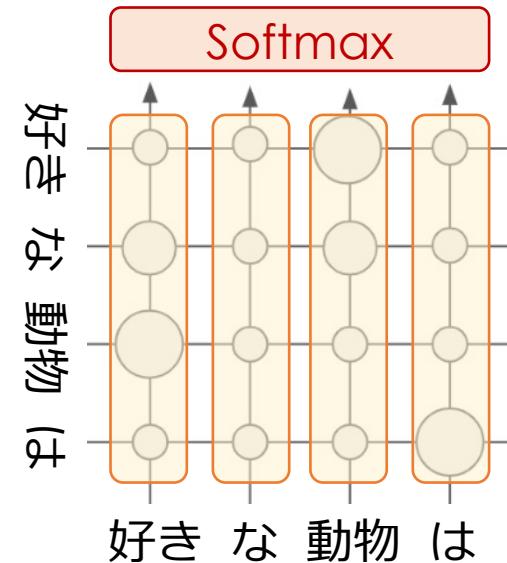
分類	タスクの例	既存手法	深層学習による手法
基礎タスク	言語モデル	<ul style="list-style-type: none">• N-gram	<ul style="list-style-type: none">• Recurrent NN (RNNLM)
	分散表現	<ul style="list-style-type: none">• TF-IDF• Okapi BM25	<ul style="list-style-type: none">• word2vec → BERT
	品詞タグ付け	<ul style="list-style-type: none">• CRF• SVM	<ul style="list-style-type: none">• Encoder-Decoder → BERT ※ Seq2Seq や Attention機構を含む
応用タスク	文書分類	<ul style="list-style-type: none">• TF-IDF• Okapi BM25	<ul style="list-style-type: none">• Recurrent NN ※前の語を考慮• Recursive NN ※木構造を考慮• Convolutional NN ※付近の語を考慮 <p>} → BERT</p>
	機械翻訳	<ul style="list-style-type: none">• 統計的機械翻訳	<ul style="list-style-type: none">• Encoder-Decoder → Transformer ※ 対訳コーパスを end-to-end で学習する
	文書要約	<ul style="list-style-type: none">• SVM• 最大被覆問題	<ul style="list-style-type: none">• Encoder-Decoder → Transformer ※ 原文と要約文を end-to-end で学習する

Transformer [Vaswani+,2017]

- Transformer (RNNやCNNを使わずアテンションのみ使用)がニューラル機械翻訳で圧倒的な SOTA を達成
 - 従来、単語系列の文脈理解は主にLSTM → 長期依存性の理解に限界
 - 離れた単語の関係性も直接考慮できる Self-Attention が性能向上に大きく寄与した (しかも省メモリで計算可)

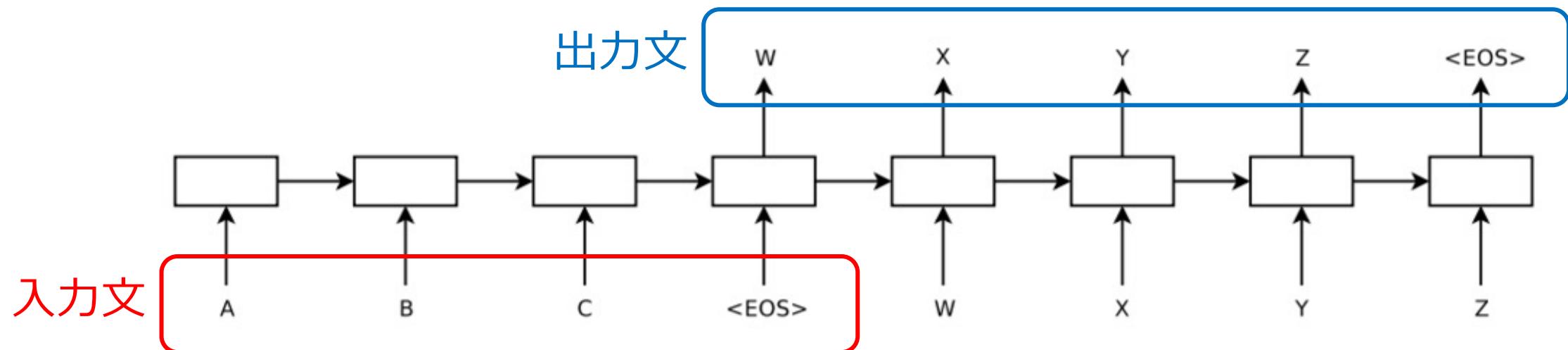
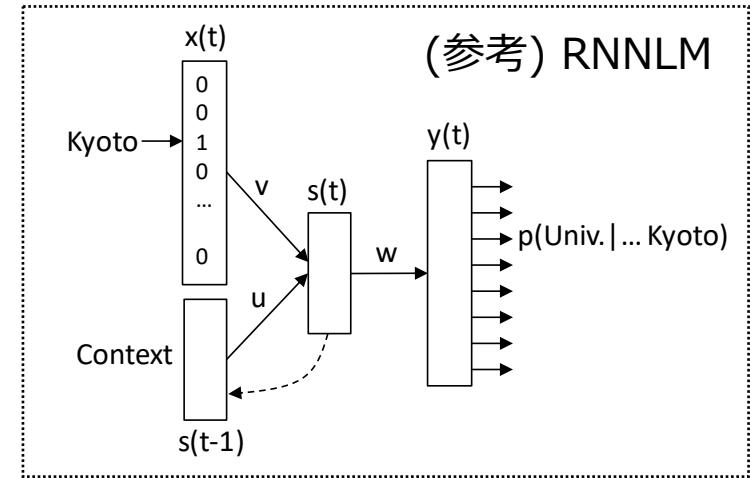


Self-Attention
遠く離れた単語も
直接関係性を考慮できる



(参考) Transformer 以前

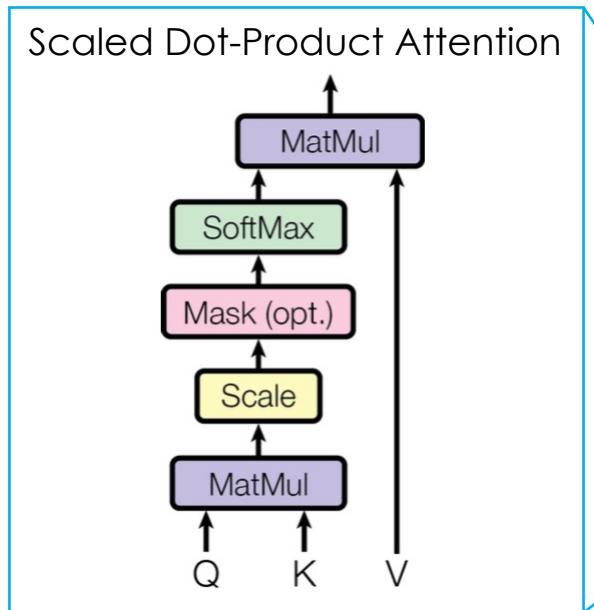
- ニューラル機械翻訳の基本となったモデル
 - Seq2Seq [Sutskever+, NIPS2014]



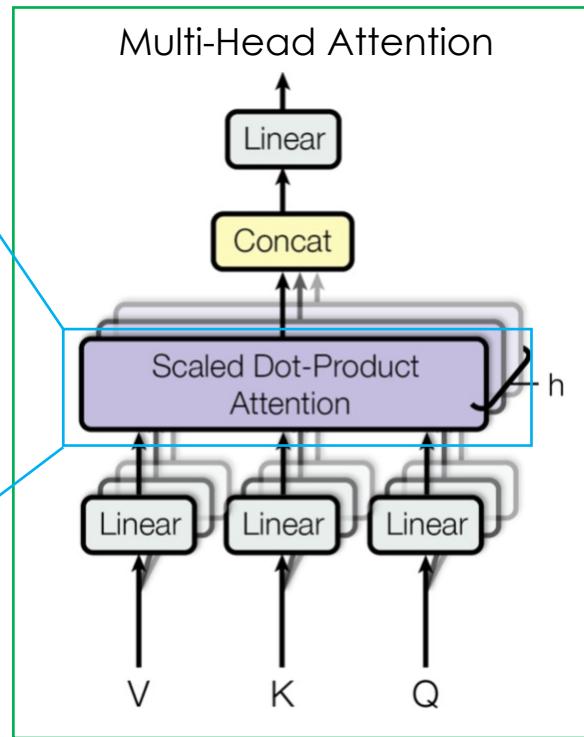
“ABC”という単語列から“WXYZ”という単語列への翻訳

Transformer [Vaswani+, 2017]

- 例: レイヤーN=6, ヘッドh=8, 長さ=512, 中間層=768



$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V$$



$$\text{MultiHead}(Q, K, V) = \text{Concat}(\text{head}_1, \dots, \text{head}_h)W^O$$

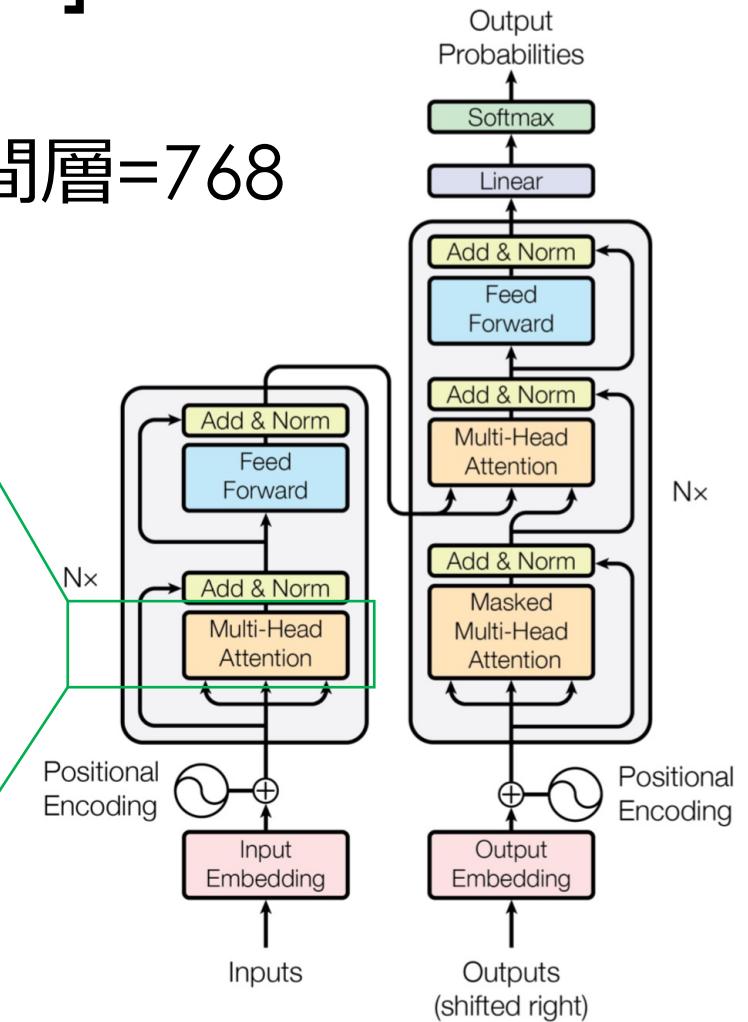
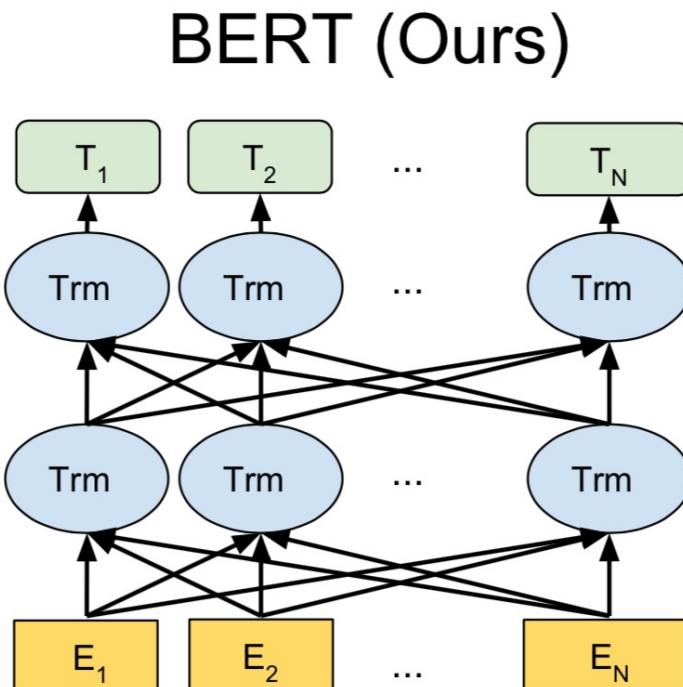


Figure 1: The Transformer - model architecture.

BERT [Devlin+,2018] – 自然言語処理のブレイクスルー

- 双方向 Transformer ブロックを24層重ねた言語モデル
- 事前学習モデルが公開



- 英語
 - 本家 Google の事前学習モデル *1
 - Book Corpus 8億語 + 英語 Wikipedia 25億語 (語彙数 3万)
- 日本語
 - 黒橋研の事前学習モデル *2
 - 日本語 Wikipedia 約1,800万文 (語彙数 3.2万)

*1 <https://github.com/google-research/bert>

*2 <http://nlp.ist.i.kyoto-u.ac.jp/index.php?BERT日本語Pretrainedモデル>

2018年10月: BERT の衝撃

- タスクに特化した構造を持たずに,人間のスコアを大きく超えた

SQuAD1.1 Leaderboard

Since the release of SQuAD1.0, the community has made rapid progress, with the best models now rivaling human performance on the task. Here are the ExactMatch (EM) and F1 scores evaluated on the test set of SQuAD v1.1.

Rank	Model	EM	F1
	Human Performance <i>Stanford University</i> (Rajpurkar et al. '16)	82.304	91.221
1	BERT (ensemble) <i>Google AI Language</i> https://arxiv.org/abs/1810.04805	87.433	93.160
2	BERT (single model) <i>Google AI Language</i> https://arxiv.org/abs/1810.04805	85.083	91.835
2	nlnet (ensemble) <i>Microsoft Research Asia</i>	85.356	91.202

<https://rajpurkar.github.io/SQuAD-explorer/>

- 機械読解タスク(左)で,完全一致と部分一致の両指標で最高精度(2018/10/5)
- 様々な自然言語理解タスクでSOTA (QA,含意,言い換え,NER等)
- タスク適応は,出力層をタスク毎に1層のみ追加してfine-tuning

文脈を考慮した表現

- 文脈を考慮することで、様々なタスクの性能が向上

文脈に関係なく 一つの単語には一つのベクトルが割り当てられる	周りの文脈によって 同じ単語でも異なるベクトルが割り当てられる
<p>首を痛める</p> <p>首 </p> <p>会社を首になる  同じ</p> <p>首 </p>	<p>首を痛める</p> <p>首 </p> <p>会社を首になる  異なる</p> <p>首 </p>

BERT 事前学習モデル

公開元	Google Research	京大 黒橋・河原・村脇研	NICT	東北大 乾・鈴木研
日/英	英語	日本語	日本語	日本語
コーパス	14GB (Book Corpus, Wikipedia)	3GB (Wikipedia)	3GB (Wikipedia)	3GB (Wikipedia)
単語数	30K (BPE)	32K (JUMAN & BPE)	32K (MeCab+JUMAN & BPE)	32K (MeCab+Neologd & BPE)
入力長 *1	最大512トークン	最大128トークン	最大512トークン	最大512トークン
パラメータ	24層, 各層1024次元	24層, 各層1024次元	12層, 各層768次元	12層, 各層768次元
学習時間	16Cloud TPUs で 4日間(≈100時間)	1GPU (GTX 1080 Ti) で 約30日間(≈750時間)*2	32GPU (V100) で約 7 日間(≈175時間)	8Cloud TPUs で 約14日間(≈350時間)

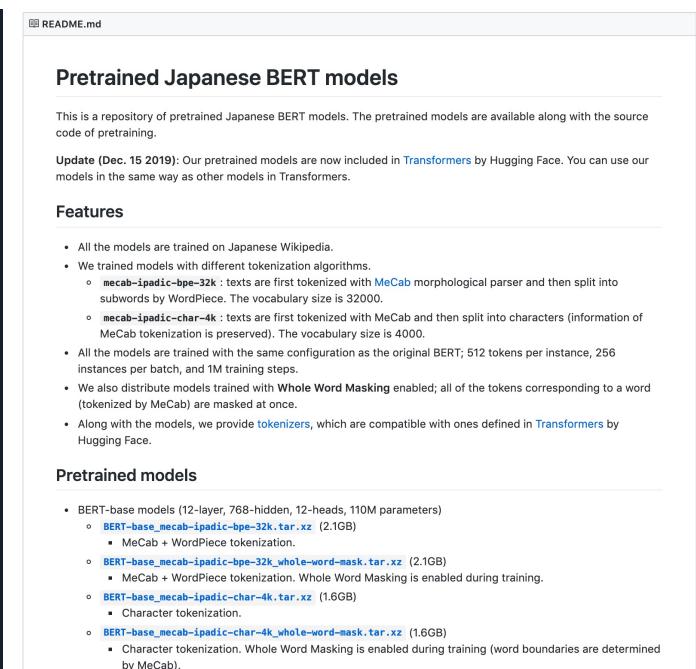
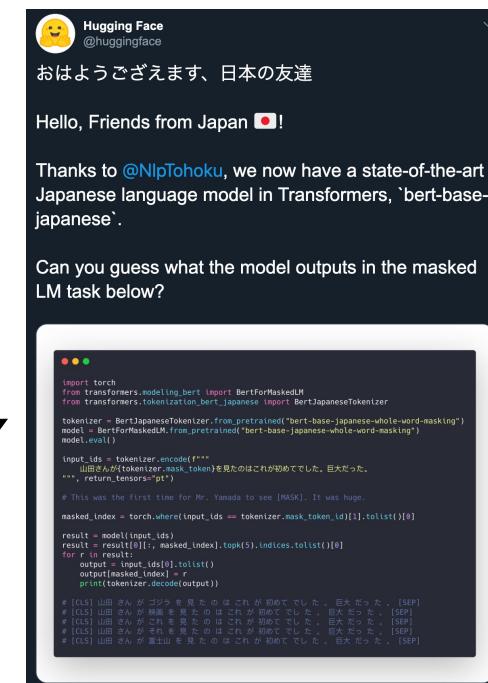
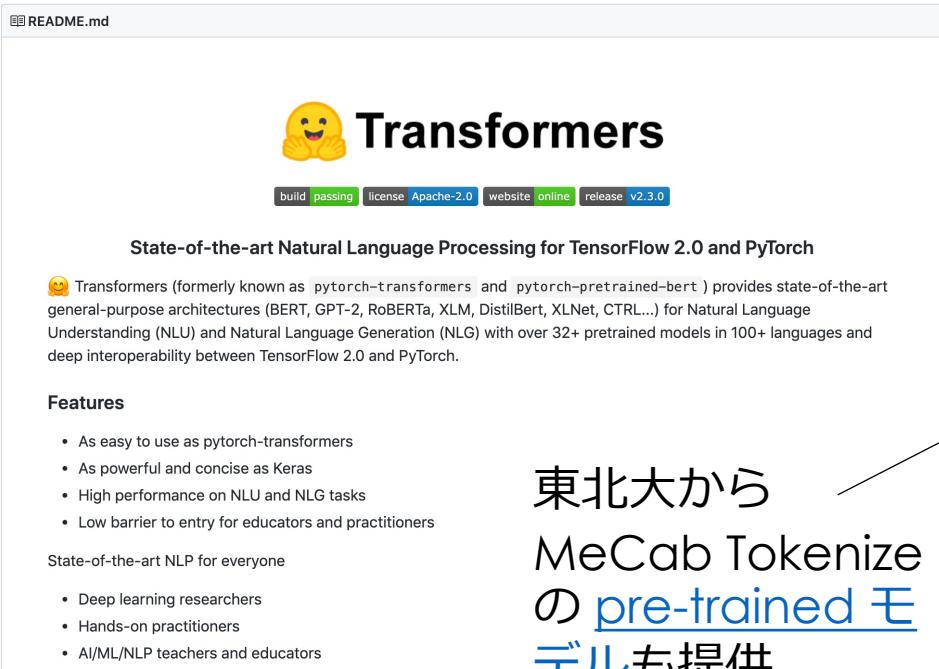
*1 入力できるシーケンスの長さに制限があることに注意

*2 表中のパラメタは LARGE モデル, 学習時間のみ BASE モデル(12層, 768次元)の場合

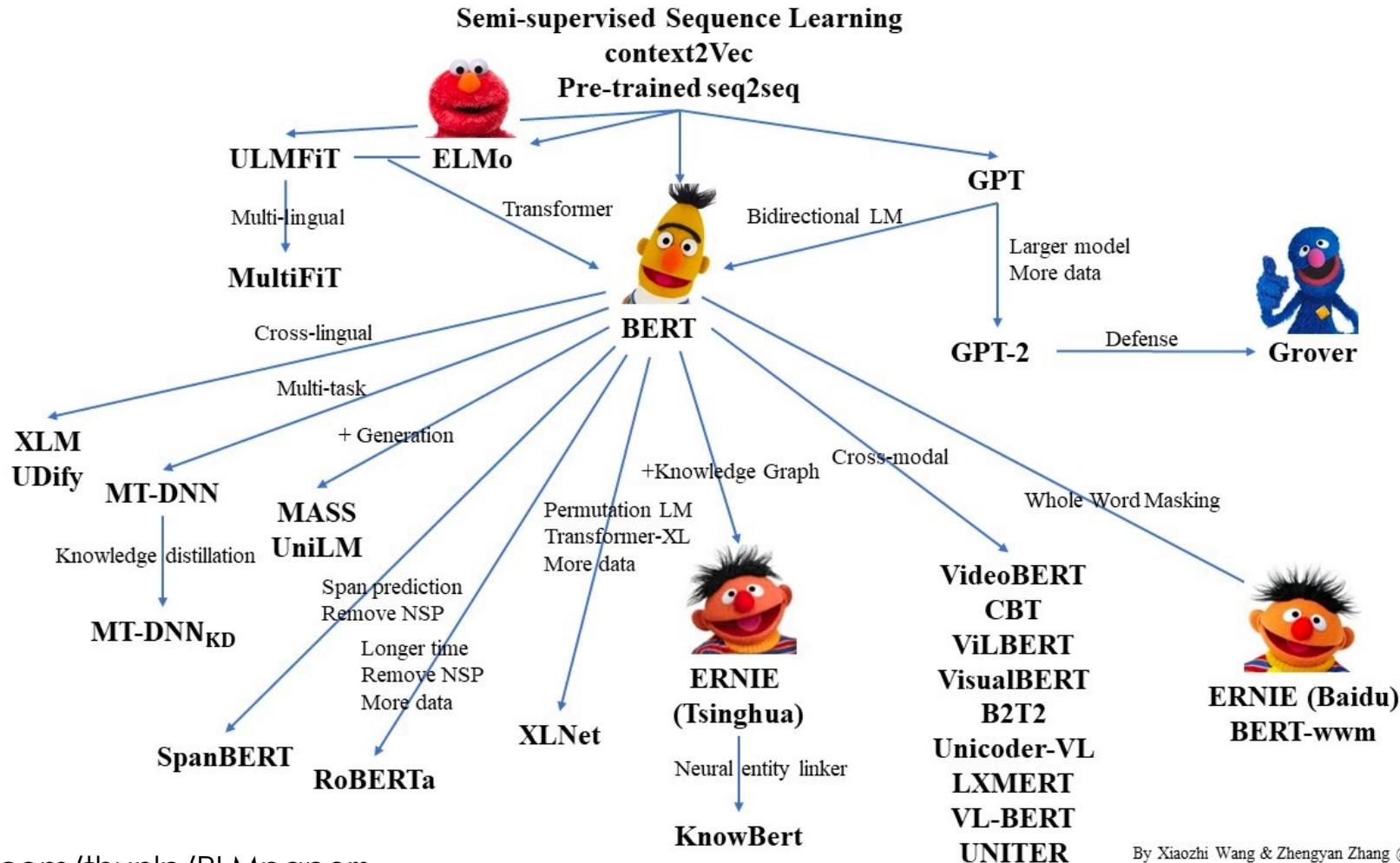
HuggingFace's Transformers

<https://huggingface.co/>

- Huggingface が提供する Pytorch によるフレームワーク
- 簡単にBERTなどの汎用言語モデルを動かせる



1年以内に,BERT 改良モデルが続々登場



GPT-3 [Brown+ (OpenAI), 2020]

- GPT-1_(1億), GPT-2_(15億)と同じ自己回帰モデルだが, **超大規模**_(1,750億)
- タスクの説明もテキストとして入力し, マルチタスクを実現
- 少数のデモンストレーションのみで, 転移学習の性能に匹敵
 - **Zero-shot**: タスク説明のみ与え全くサンプルを与えない
 - **One-shot**: タスク説明と1つのサンプルのみを与える
 - **Few-shot**: タスク説明と少数(10から100)のサンプルを与える

The three settings we explore for in-context learning

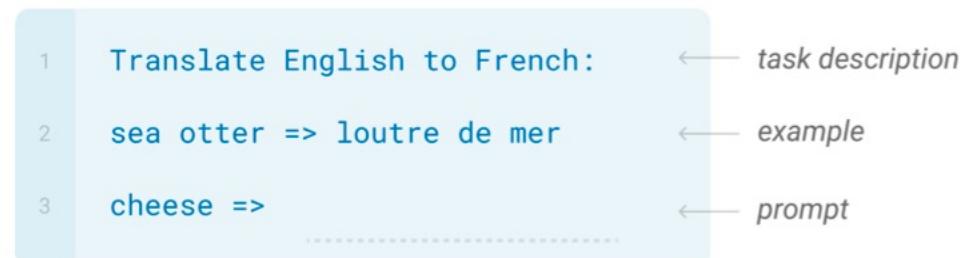
Zero-shot

The model predicts the answer given only a natural language description of the task. No gradient updates are performed.



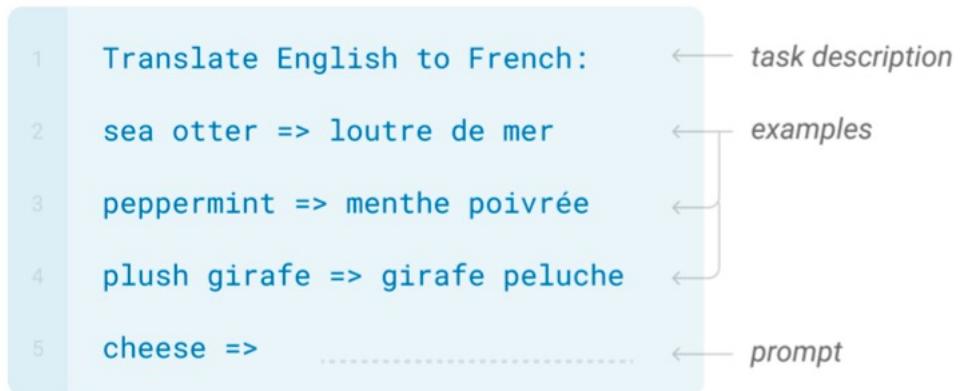
One-shot

In addition to the task description, the model sees a single example of the task. No gradient updates are performed.



Few-shot

In addition to the task description, the model sees a few examples of the task. No gradient updates are performed.

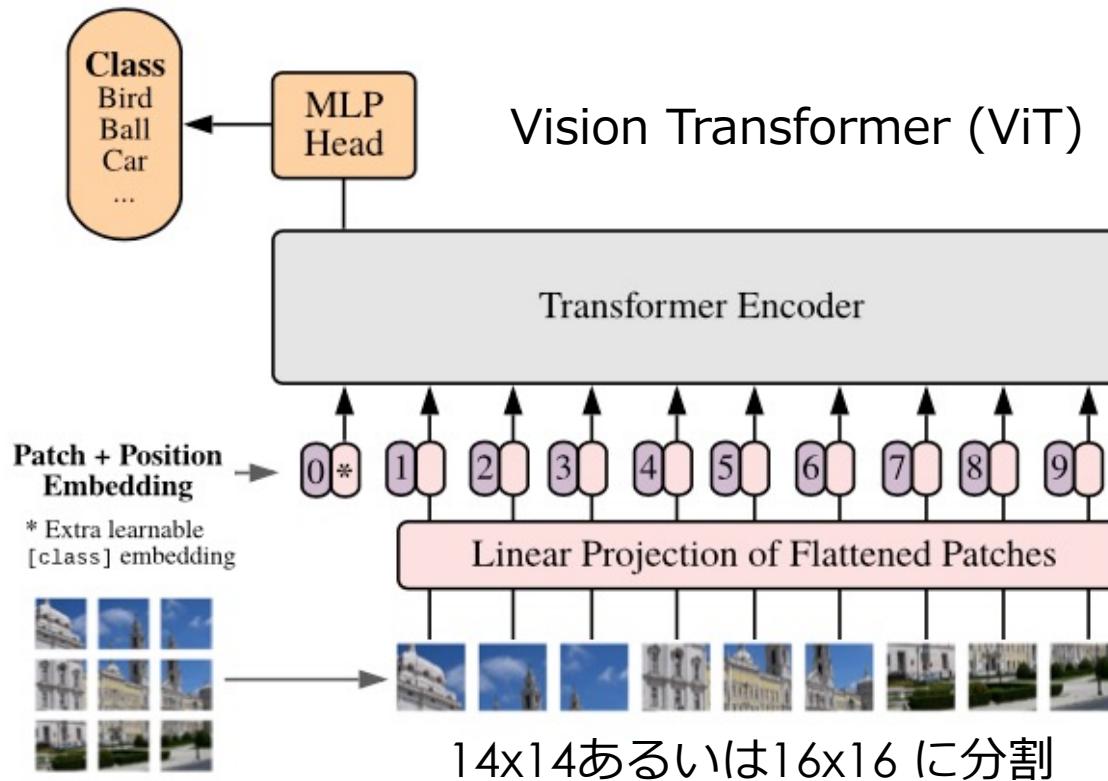


The screenshot shows the OpenAI Playground interface. At the top, there are links for OpenAI Beta, Playground, Documentation, and Examples. Below that, the title "Playground" is displayed with a help icon. A list of Japanese-to-Hiragana translations is shown:

- 西暦から和暦に変換します。
- 西暦2021年 => 令和3年
- 西暦1967年 => 昭和42年
- 西暦1900年 => 明治33年
- 西暦1853年 => 光熱元年
- 西暦1804年 => 慶安元年
- 西暦1733年 =>

Vision Transformer (ViT) [Dosovitskiy+, 2021]

- Transformer は画像認識などの NLP 以外でも成果を発揮



- 画像パッチを単語とみなす
6.32 億パラメタの
Transformer エンコーダ
- 画像は最初にパッチに分割した
後、線形変換で埋め込み
- 3億枚以上の画像分類で事前学
習し、ImageNet 等で SOTA

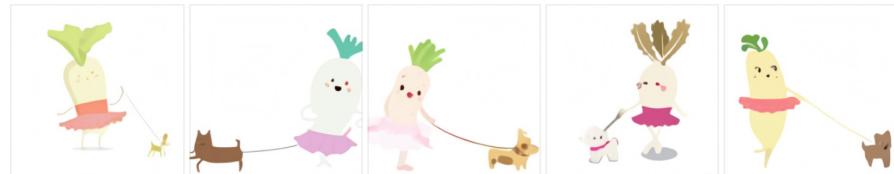
https://github.com/google-research/vision_transformer

DALL・E [Ramesh+ (OpenAI), 2021]

- OpenAI が発表した文章に忠実な画像を生成するモデル

TEXT PROMPT
チュチュを着た赤ちゃん大根が犬を散歩させている

AI-GENERATED IMAGES



Edit prompt or view more images ↓

TEXT PROMPT
アボカドの形をした肘掛け椅子

AI-GENERATED IMAGES



Edit prompt or view more images ↓



文字を含む画像も生成できている

- 巨大な Transformer デコーダによる Text-to-image モデル
 - 最大 120 億パラメタ (ViT の約 20倍)
- 大量の画像と説明文ペアから学習、生成画像のレベルが高い
- 画像は1024(32x32)のコード系列(8192種)として扱う

<https://openai.com/blog/dall-e/>

CLIP [Radford+ (OpenAI), 2021]

- 大規模な画像とテキストのペアで zero-shot の画像認識を実現

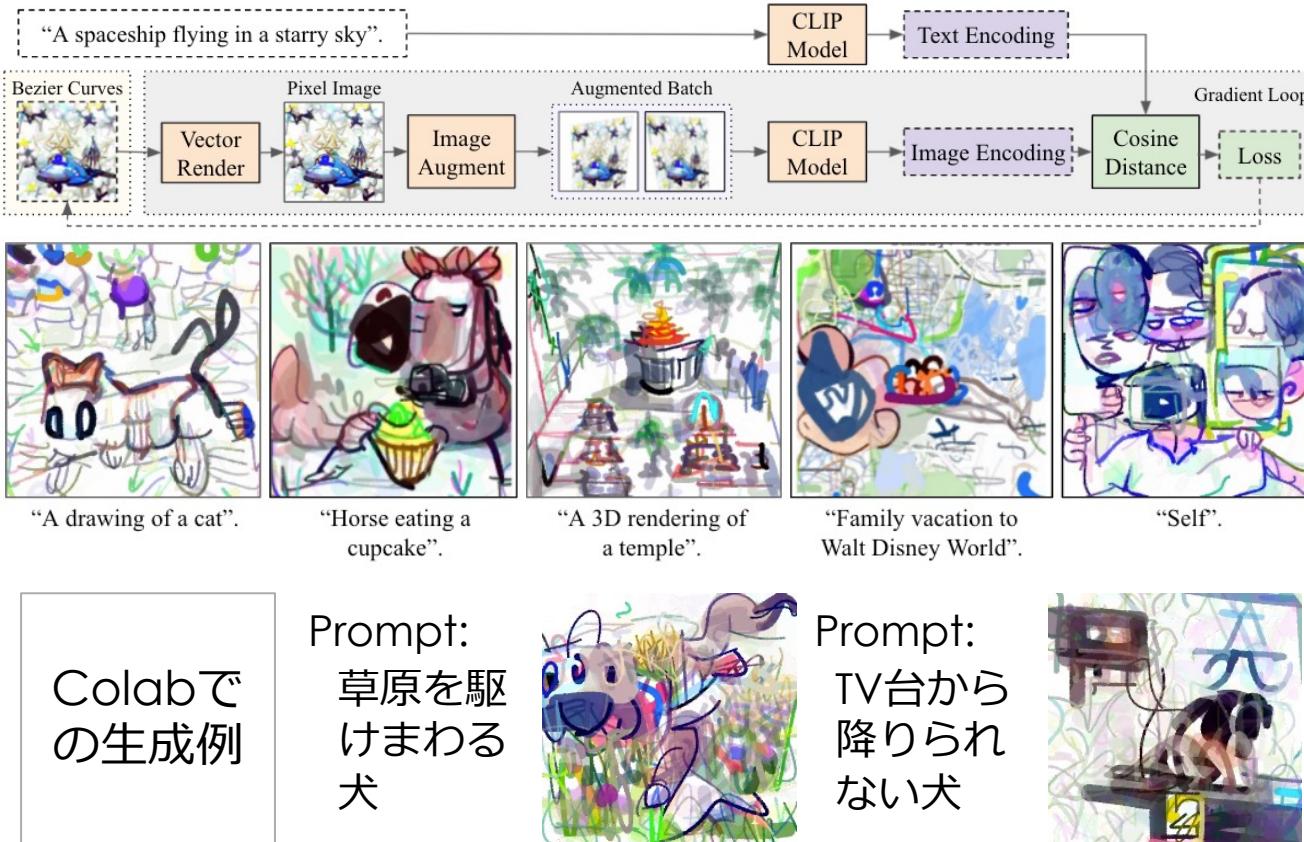


- 画像とテキストのマッチングを4億ペアから事前学習
 - DALL·E の生成画像のランキングにも使われている
- 正しい画像・テキストペアを分類できるように Contrastive pre-training を行う

<https://openai.com/blog/clip/>

CLIPDraw [Frans+, 2021]

- CLIPを使って、言葉の指示に合わせたスケッチアートを作成



- 言葉は CLIP で符号化、絵は固定数のベジェ曲線で初期化した後に CLIP で符号化
- 言葉と絵の間のcos距離が合うようベジェ曲線のパラメータを誤差逆伝搬で最適化
- 抽象的な言葉も扱え、絵が生成される過程も面白い
- Google Colab で試せる

<https://kvfrans.com/clipdraw-exploring-text-to-drawing-synthesis/>

(参考) Colaboratory とは

- ・機械学習の教育・研究を目的とした研究用ツール



- ・**設定不要** (最初から Python や機械学習に必要なものが入っている)
- ・**無料で使える** (**Googleアカウント**さえあれば良い)
- ・**ブラウザで動作する** (PCのスペックが低くても関係なし)
- ・**GPUが無料で使える** (計算時間を大幅に短縮できる)
- ・**ただし、90分&12時間ルール** あり ^{*1}

*1 Colab Pro (1,072円/月)にすることで各種制限を緩和できます

まとめ

- ・**深層学習の発展とともに自然言語処理も進化**
 - ・応用タスクの学習データで End-to-end で学習可能
 - ・ブラックボックスのため、出力の解釈が難しい等の課題もある
- ・**自然言語処理研究を超えて Transformer が席卷中**
 - ・**BERT** (Transformer) テキスト分類、機械翻訳、質問応答(機械読解)、要約、文生成など様々な自然言語処理の応用タスクの性能を向上
 - ・**Transformer** が、画像認識など自然言語処理以外の領域でも成果を発揮しつつある
- ・トレンドは **大規模モデル** と **視覚+言語の事前学習**、研究も盛ん

文献

- [Seide+,2011]** F. Seide, G. Li and D. Yu, "**Conversational Speech Transcription Using Context-Dependent Deep Neural Networks.**" Interspeech. 2011.
- [Krizhevsky+,2012]** Krizhevsky, Alex, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton. "**Imagenet classification with deep convolutional neural networks.**" Advances in neural information processing systems. 2012.
- [Sutskever+,NIPS2014]** Sutskever, Ilya, Oriol Vinyals, and Quoc V. Le. "**Sequence to sequence learning with neural networks.**" Advances in neural information processing systems. 2014.
- [Vaswani+,2017]** Vaswani, Ashish, et al. "**Attention is all you need.**" Advances in neural information processing systems. 2017.
- [Devlin+,2018]** Devlin, Jacob, et al. "**Bert: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding.**" arXiv preprint arXiv:1810.04805 (2018).
- [Brown+ (OpenAI), 2020]** Brown, Tom B., et al. "**Language models are few-shot learners.**" arXiv preprint arXiv:2005.14165 (2020).
- [Dosovitskiy+, 2021]** Dosovitskiy, Alexey, et al. "**An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale.**" arXiv preprint arXiv:2010.11929 (2020).
- [Ramesh+ (OpenAI), 2021]** Ramesh, Aditya, et al. "**Zero-shot text-to-image generation.**" arXiv preprint arXiv:2102.12092 (2021).
- [Radford+ (OpenAI), 2021]** Radford, Alec, et al. "**Learning transferable visual models from natural language supervision.**" arXiv preprint arXiv:2103.00020 (2021).
- [Frans+,2021]** Frans, Kevin, et al. "**CLIPDraw: Exploring Text-to-Drawing Synthesis through Language-Image Encoders.**" arXiv preprint arXiv:2106.14843 (2021).