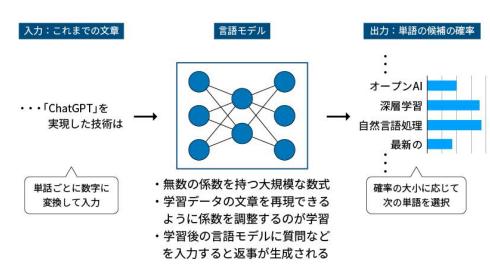
### Ø ChatGPTと自然言語処理

ChatGPT(Chat Generative Pre-training Transformer)は、自然言語処理(Natural Language Processing、NLP)の分野に属するAIモデルです。NLPは人工知能の一分野であり、自然言語とは、人々が日常生活で接触し使用する英語、中国語、ドイツ語などの言語を指します。自然言語処理は、コンピューターが自然言語を理解し、正確に操作して人間が指定したタスクを完了することを目的としています。NLPにおける一般的なタスクには、テキストからのキーワード抽出、テキスト分類、機械翻訳などがあります。

NLPには非常に難しいタスクもあり、その一つが対話システム、つまりチャットボットで、これはまさに

ChatGPTが取り組んでいる仕事です。



### ∅ ChatGPTとチューリングテスト

コンピューターが登場して以来、人々はコンピューターを使って人間が自然言語を理解し、処理するのを支援する研究に取り組み始めました。これがNLP(自然言語処理)分野の発展目標でもあり、最も有名なのはチューリングテストです。

1950年、「コンピューターの父」と呼ばれるアラン・チューリング(Alan Turing)は、機械が人間のように考えることができるかどうかを確認するためのテストを紹介しました。このテストは「チューリングテスト」と呼ばれています。その具体的なテスト方法は、現在のChatGPTとほぼ同じです。つまり、コンピューターの対話システムを構築し、人間とテスト対象のモデルが互いに対話を行います。もしその人間が相手が機械モデルか、あるいは別の人間かを識別できなかった場合、そのモデルはチューリングテストに合格したとみなされ、そのコンピューターは知能を持っていると言えます。

長い間、チューリングテストは学界で登るのが難しい頂点と見なされてきました。そのため、NLPは人工知能の「王冠の上の宝石」とも呼ばれています。そして、ChatGPTができることは、単なるチャットボットの範疇をはるかに超えています。ChatGPTはユーザーの指示に従って文章を書いたり、技術的な質問に答えたり、数学の問題を解いたり、外国語の翻訳をしたり、言葉遊びをしたりすることができます。したがって、ある意味で、ChatGPTはすでにこの「王冠の上の宝石」を手に入れたと言えるでしょう。

### Ø ChatGPTの仕組み

魯迅と周樹人の関係は?

魯迅 (ルーシュン) と周樹人 (ジョウシューレン) は同一人物です。魯迅は中国の著名な文学者であり、本名は周樹人です。彼は筆名「魯迅」を用いて、多くの文学作品や評論を執筆しました。

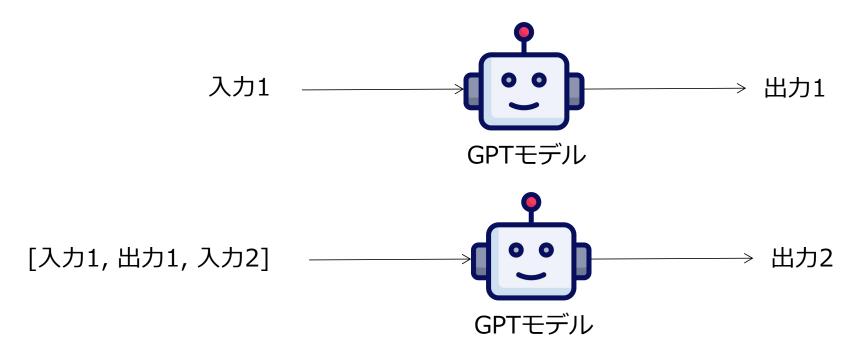
魯迅は、中国近代文学の父とされ、中国社会の矛盾や人々の苦しみを鋭く描い た作品を数多く残しました。彼の作品は、当時の中国社会を批判し、社会改革 を促すもので、現在でも広く読まれています。 隕石はなぜいつも正確に隕石クレーターに落ちるのか?

ChatGPTの作業形式は非常にシンプルです。ユーザーがChatGPTにどんな質問をしても、このモデルは必ず回答を行います。その中で、ユーザーの入力とモデルの出力はどちらも文字形式です。1回のユーザー入力とそれに対応するモデルの出力を合わせて、1ラウンドの対話と呼びます。ChatGPTのモデルは次のようなプロセスに抽象化することができます。



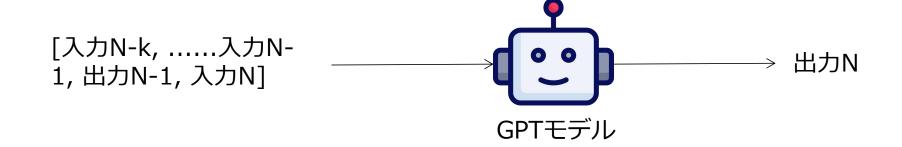
### Ø ChatGPTの仕組み

また、ChatGPTはユーザーの連続的な質問にも対応でき、これを多輪対話と呼びます。多輪対話では、対話間に情報の関連性があります。具体的には、2回目のユーザー入力時に、システムは1回目の入力と出力の情報を自動的に結合し、ChatGPTに前回の対話情報を参考にさせる形式です。



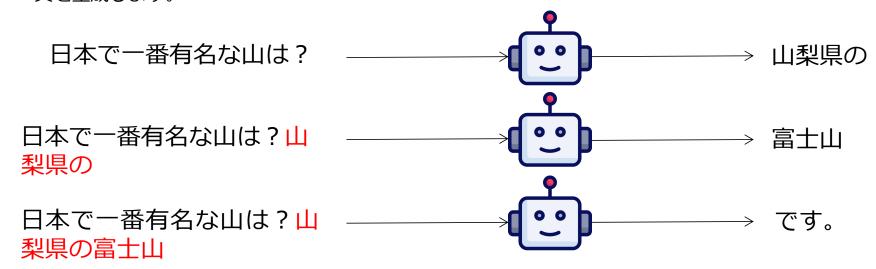
### Ø ChatGPTの仕組み

もしユーザーがChatGPTとの対話を続ける輪数が多くなると、一般的にモデルは最近の数回(例えば k 回)の対話情報のみを保持し、それ以前の対話情報は忘れられます。



#### Ø ChatGPTの仕組み

ChatGPTはユーザーからの質問を受け取った後、出力の文字を一度に全部生成するのではなく、一文字ずつ生成します。この逐字生成方式は「生成的(Generative)」と呼ばれます。以下の図のように進行します。ユーザーが「あなたはリンゴとバナナ、どちらが好きですか?」と入力した場合、ChatGPTはデータを受け取った後、まず「山梨県の」という文字を生成し、その後、モデルはユーザーの質問と生成した「山梨県の」を総合して、次の文字「富士山」を生成します。このようにして、最終的に「山梨県の富士山です。」という完全な文を生成します。



### Ø 自然言語処理(NLP)の発展歴史

前述のChatGPTのモデル形式を考慮すると、ChatGPTのようなNLPモデルを実装する場合、どのようなアイデアや方法が考えられるでしょうか?実際には、大きく分けて二つの戦略があります。一つはルールベースのNLP、もう一つは統計ベースのNLPです。ChatGPTが登場してからは、NLP分野は強化学習の時代に突入しました。つまり、強化学習に基づくNLPが新たなアプローチとして登場しています。

### Ø ルールベースのNLP

ルールベースのNLPは、自然言語を処理するために人工的に作成されたルールを使用する方法です。これらのルールは通常、文法、意味、語用などの知識に基づいており、自然言語の解析や生成に使用されます。例えば、以下のルールに基づいて対話システムを設計することができます:

ルール 1: モデルがユーザーの質問を受け取った後、質問文から「か」を取り除き、「?」を「。」に 置き換えます。

ルール 2: 「お前」を「僕」に置き換え、「僕」を「お前」に置き換えます。

### Ø ルールベースのNLP

これから、前のルールに基づいて対話モデルを作成し、対話モードを開始できます。

ユーザー: こんにちわ。 モデル: こんにちわ。

ユーザー:お前はChatgptですか?

モデル:僕はChatgptです。

ユーザー: お前はTrip 7 社のことを知っていますか?

モデル:僕はTrip 7社のことを知っています。

以上は、ルールベースの非常に単純な対話システムの例です。その中にはいくつかの問題があることが容易に理解できるでしょう。たとえば、ユーザーの質問が非常に複雑な場合や、質問に疑問符が含まれていない場合にはどうするのでしょうか?さまざまな特殊なケースをカバーするためには、多くのルールを作成する必要があります。どんなルールも完全に要求をカバーすることはできないため、複雑な自然言語タスクを処理する際の効果は限られています。ルールは無限に増え続け、人力でこれを完成させるのは膨大な作業量です。

これがNLPの発展初期の方法であり、一般に「シンボリックアプローチ(符号主義)」とも呼ばれます。

### Ø 統計ベースのNLP

統計ベースのNLPは、大量のコーパスから自然言語の規則や特徴を学習するために機械学習アルゴリズムを利用します。このアプローチは「コネクショニズム(接続主義)」とも呼ばれ、ルールを人工的に編纂する必要はありません。ルールは主に言語の統計的特徴を学習することで、モデルの中に暗黙的に組み込まれます。言い換えれば、ルールベースのアプローチではルールは顕在的であり、人間によって作成されますが、統計ベースのアプローチではルールは隠蔽されており、モデルのパラメータの中に暗黙的に存在し、データからモデルが学習して得られます。

これらのモデルは最近急速に発展しており、ChatGPTはその一例です。それ以外にもさまざまな形態のモデルが存在しますが、基本的な原理は同じです。これらのモデルの処理方法は主に以下のようになります:

- 1. データのラベリング
- 2. モデルの構築と入力・出力の定義
- 3. モデルのトレーニング
- 4. 訓練済みモデルの利用

### Ø 統計ベースのNLP

ChatGPTでは、統計ベースのNLPモデルの学習に主に\*\*事前学習(Pre-training)\*\*技術が採用されています。 NLP分野における事前学習は、最初にELMOモデル(Embedding from Language Models)によって導入され、その後、ChatGPTなどのさまざまな深層ニューラルネットワークモデルによって広く利用されています。

事前学習の主な目的は、大規模な原始コーパスから言語モデルを学習することです。このモデルは、特定のタスクを解決する方法を直接学ぶのではなく、文法、語法、語用、さらには常識や知識などの情報を言語モデルに統合することを学びます。直感的に言えば、これは知識の記憶装置に近いものであり、実際の問題を解決するためのものではありません。

統計ベースのアプローチはルールベースのアプローチよりもはるかに人気がありますが、その最大の欠点は「ブラックボックス的不確実性」です。つまり、ルールが隠されており、パラメータの中に暗黙的に存在します。たとえば、ChatGPTは曖昧で理解しづらい結果を出すことがあり(例えば9.11>9.9)、なぜそのような答えを出したのかを判断するのは難しいです。

### ∅ 強化学習に基づくNLP

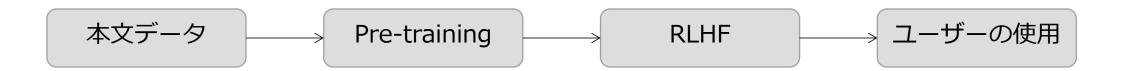
ChatGPTモデルは統計ベースですが、新しいアプローチである人間フィードバック付き強化学習 (Reinforcement Learning with Human Feedback、RLHF)を利用することで、卓越した成果を上げ、NLPの発展を新たな段階に引き上げました。

数年前、AlphaGoが柯潔を破ったことは、強化学習が適切な条件下で人間を打ち負かし、完璧に近い極限に達する可能性があることを示しています。現在はまだ弱い人工知能の時代ですが、囲碁の分野においては、AlphaGoは強い人工知能と言えます。その核心は強化学習にあります。

強化学習とは、機械学習の方法であり、エージェント(NLPでは主に深層ニューラルネットワークモデル、すなわちChatGPTモデル)が環境と相互作用することで最適な意思決定を学習することを目的としています。

#### ∅ 強化学習に基づくNLP

NLP分野において、この「環境」ははるかに複雑です。NLPモデルの環境は実際の人間の言語環境ではなく、 人為的に構築された言語環境モデルです。ここで強調されるのは**人間フィードバック付き強化学習**です。統計 ベースのアプローチは、モデルが最大限の自由度でトレーニングデータセットにフィットするのを可能にしま すが、強化学習はモデルにより大きな自由度を与え、モデルが自律的に学習し、既存のデータセットの制限を 超えることを目指します。ChatGPTモデルは、統計学習方法と強化学習方法を融合したもので、そのモデルの トレーニングプロセスは以下の図のようになります:



この部分の内容は複雑であるため、詳細には触れません。。

### Ø NLP技術の発展

NLP技術の発展の流れは、実際には**ルールベース、統計ベース、強化学習ベース**の三つのアプローチが単なる 自然言語処理の手段ではなく、思想そのものを表しています。特定の問題を解決するためのアルゴリズムモデ ルは、しばしばこれら三つの解決思想が融合された結果です。

もしコンピュータを小さな子どもに例えるなら、自然言語処理(NLP)は人間がその子どもを教育して成長させるプロセスに似ています。

ルールベースのアプローチは、親がすべての指示を出し、細かく教えるスタイルです。NLPでは、プログラマーがすべてのルールを設定します。

統計ベースのアプローチは、親が学習方法を教え、具体的な問題解決は子どもに任せるスタイルです。 NLPでは、神経ネットワークが中心となり、主導権はアルゴリズムエンジニアにあります。 強化学習のアプローチは、親が目標を設定し、子どもが自由に学ぶスタイルです。NLPでは、モデル が自己学習し、最終結果に対して報酬や罰が与えられます。

NLPの発展は、長い間統計ベースのアプローチに向かって進んできましたが、最終的には強化学習によって完全な勝利を収めました。その象徴がChatGPTの登場です。一方、ルールベースのアプローチは次第に衰退し、補助的な手段として位置付けられるようになりました。ChatGPTモデルの進化は、初めからモデルの自己学習の方向に固く進んでいます。

#### Ø ChatGPT ∠Transformer

前述の説明では、読者の理解を容易にするために、ChatGPTモデルの内部構造には触れませんでした。

ChatGPTは、大規模なニューラルネットワークであり、その内部構造は複数のTransformer層で構成されています。Transformerは、2018年からNLP分野で一般的な標準モデル構造となっており、さまざまなNLPモデルに広く採用されています。

もしChatGPTが一軒の家だとすると、Transformerはその家を建てるためのレンガのようなものです。

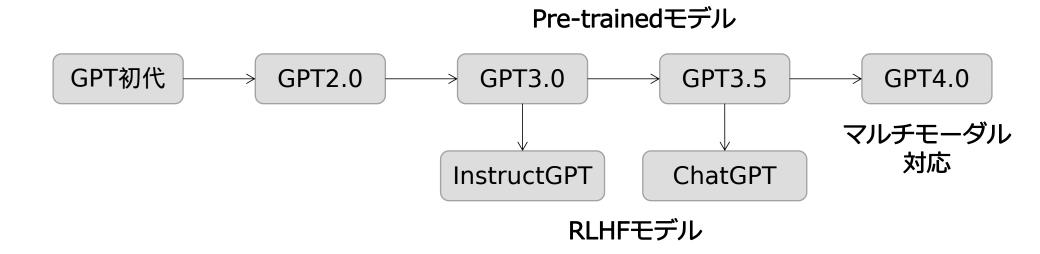
Transformerの核心は**Self-Attention**です。これにより、モデルは入力の文字列を処理する際に、現在の位置の文字と関連する他の位置の文字に自動的に注目することができます。自己注意機構は、入力シーケンス内の各位置をベクトルとして表現し、これらのベクトルが同時に計算に参加できるため、高効率な並列計算を実現します。

Transformerは、言語の文中で長距離にわたる語彙間の関係をより効果的に捉えることができ、テキストの文脈における長期依存関係を解決します。Self-AttentionについてはChapter 2で詳細に解説します。

### Ø GPT-1.0からChatGPTまでの進化

ChatGPTは、まるで核爆弾のように突然世界中のメディアで大騒ぎになりましたが、OpenAIが突然降り注いだ力で一挙に登場したわけではありません。ChatGPTは、OpenAIが長年にわたってモデルを継続的に改良し、最適化してきた成果です。

GPTは、OpenAIが公開した一連のモデルの総称です。主に以下のような進化を遂げました: GPT 初代目、GPT2.0、GPT3.0、GPT3.5、ChatGPT。現在ではGPT-4も登場しており、将来的にはGPT-Nなども期待されています。これらのモデル間には強い関連性があります。モデルの関係性は以下の図のようになっています:



ChatGPTにおける多くの技術的なポイントは、前の世代のモデルによって設計され、使用されています。したがって、ChatGPTの技術的原理を学ぶためには、初期のGPTモデルの発展の流れを理解する必要があります。

### Ø 元祖GPT

2018年に、OpenAIは「GPT」というモデルを制作しました。これはChatGPTの初期段階とも言えるもので、数多くのNLPタスクにおいて前例のない高品質な成果を上げました。このGPT初代モデルは、Googleが発表したBERTモデル(GPT初代よりも人気があり、性能が向上しています)やELMoモデルと共に、NLPを大規模神経ネットワーク言語モデル(Large Language Model, LLM)の時代へと導きました。これにより、NLP分野は予訓練(プレトレーニング)アプローチを全面的に受け入れるようになりました。

### Ø GPTの仕組み

このGPT初代モデルが具体的に何をしたかを以下の例で説明します:

日本の3大通信会社はdocomo、auと( )です。

上記の空白には、文脈に基づいて適切な語を埋める必要があります。たとえば、「Softbank」とか「楽天」などが考えられますが、文脈によって正しい答えが決まります。

GPT初代モデルのアプローチもこの例に似ています。大規模なテキストデータから、各テキストをランダムに2つの部分に分け、上半分だけを保持して、モデルが下半分を予測するという方法で学習します。この学習方法により、モデルは当時の基準では非常に強力な知能を持つようになりました。言語モデル(Language Model, LM)とは、大量のデータから複雑な文脈の関係を学ぶものです(言語モデルの詳細はChapter 2で説明します)。

### Ø GPTの仕組み

もちろんです。お尋ねの問題についてお答えします。どのような質問があるでしょうか?

人間の脳は数十億の神経細胞(ニューロン)で構成されています。人が一段の文字を見た後、どのようにしてその情報が脳内に変換され、保存されるのでしょうか?また、人々が心の中に考えや意見を 形成したとき、それをどのように情報に変換し、言葉や文字で表現するのでしょうか?。

言語は明示的に存在するものですが、脳がどのようにして言語を理解し、変換し、保存しているかは、現在も解明されていないことです。この問題は実際には、人間の脳が言語を運用する特性を表しています。つまり、脳は文字を直接保存するのではなく、文字を神経信号にエンコードし、それをデコードすることで、表現したい言葉を形成しているのです。

エンコードとデコードの概念はさまざまな分野で広く利用されていますが、NLP(自然言語処理)分野では、 モデルが言語を操作する一般的な手順は以下の3つです:

聞いたり読んだりした言語を受け取る -> 人間の脳が理解する -> 話すべき言語を出力する。

### Ø GPTの仕組み

脳が言語を理解するプロセスは、言語を理解可能で保存できる形式にエンコードするプロセスです。このプロセスは「言語のエンコーディング(Encoder)」と呼ばれます。それに対して、脳内で表現したい内容を言語で表現することは「言語のデコーディング(Decoder)」と呼ばれます。

GPTシリーズのモデルは、以下の図に示すように、類似した構造で動作しています。



エンコーディングとデコーディングの具体的な構造については、Chapter 2とChapter 3で詳しく説明します。

#### Ø GPT-2の革新点

GPT初代とBERTモデルが大規模言語モデルのプレトレーニングの扉を開いた後、多くの派生モデルが登場しました。これには、ALBERT、ERNIE、BART、XLNET、T5など、さまざまな改良モデルが含まれます。

最初のGPTモデルでは、学習方法は主に「前文に基づいて後文を補完する」ものでしたが、これによりモデルはかなりの知性を持つようになりました。しかし、LLM(大規模言語モデル)に他の言語タスクを提供することで、モデルのトレーニングに大いに役立つことが分かりました。

例えば、英語の試験にあるような問題タイプ(文の順序を並べ替える、選択問題、判断問題、質問応答、文中の誤字探し、単語の予測をエンティティ予測に変更するなど)をデータセットに追加し、モデルのプレトレーニングに取り入れることで、さらに強力なモデルが構築できます。多くの論文で提案されているモデルも、こうした手法を取り入れています。

### Ø GPT-2の革新点

GPT-2の論文のタイトルは【Language Models are Unsupervised Multitask Learners】(言語モデルは教師なしのマルチタスク学習者)です。

GPT-2は、GPT初代の基礎の上に、機械翻訳、質問応答、テキスト要約など、複数のタスクを追加し、データセットとモデルパラメータを拡張して再度トレーニングしました。以下の図は、GPT-2のトレーニングによって得られた結果の例です。左側の質問を入力すると、モデルが右側の回答を生成します。

Question	Generated Answer	Correct	Probability
Who wrote the book the origin of species?	Charles Darwin	/	83.4%
Who is the founder of the ubuntu project?	Mark Shuttleworth	1	82.0%
Who is the quarterback for the green bay packers?	Aaron Rodgers	1	81.1%
Panda is a national animal of which country?	China	1	76.8%
Who came up with the theory of relativity?	Albert Einstein	1	76.4%
When was the first star wars film released?	1977	/	71.4%
What is the most common blood type in sweden?	A	×	70.6%
Who is regarded as the founder of psychoanalysis?	Sigmund Freud	1	69.3%
Who took the first steps on the moon in 1969?	Neil Armstrong	/	66.8%
Who is the largest supermarket chain in the uk?	Tesco	1	65.3%
What is the meaning of shalom in english?	peace	/	64.0%

Alec, Radford. "Language Models are Unsupervised Multitask Learners." OpenAI Blog 1 (2019): 9.

#### Ø GPT-2の革新点

GPT-2では、複数のタスクが同じモデルで学習されています。このモデルが処理できるのはタスクそのものだけではありません。例えば、以下のテキストがあるとします:

「太陽は地球から非常に遠い」

このテキストには一般的な情報が含まれており、以下のようなタスクを仮定できます:

タスク1: 機械翻訳: 「太陽は地球から非常に遠い。」 翻訳結果: "The sun is so far away from the earth."

タスク2: 事実判断: 「誰かが宇宙船で地球から太陽まで1時間で到達できるように思える。」 判断結果: False

2つのタスクは、同じ情報「太陽は地球から非常に遠い」を使用しています。この情報は、翻訳にもテキスト 分類にも、または文の誤りを判断するためにも利用できます。つまり、情報は特定のNLPタスクに依存せず、 一般的に使用可能です。これは「meta-learning」と呼ばれ、実際には言語モデルが「一つの脳で多用途に使 える」ことを示しています。

### Ø GPT-3:真の大規模言語生成AI

2020年にOpenAIはGPT-3モデルを発表しました。GPT-3は、データ量、モデルパラメータの数、学習の複雑さ、計算の煩雑さにおいて、前のモデルを大幅に上回っています。詳細は以下の図表をご覧ください。

モデル	モデル構造	パラメータの数	トレーニングデータ量
Original GPT	Transformer	1.17億	4.5GB本文
GPT-2	Transformer+norm	15億	40GB本文
GPT-3	Sparse Transformer	1750億	570GB本文

GPT-3のモデルにおける計算量は、GPT-1の千倍以上に達しています。このような巨大なモデルによって、GPT-3は非常に難解なNLPタスクにおいても優れた成果を上げています。例えば、人間には判別が難しい文章の作成や、SQLクエリでも高いパフォーマンスを発揮しています。

なぜこれほど大きなパラメータ量が必要なのでしょうか?ある意味では、モデルのパラメータが十分に大きくなければ、複雑な知能を表現することはできないからです。

Ø GPT-3:フューショット学習

GPT-3の論文タイトルは【Language Models are Few-Shot Learners】(言語モデルはフューショット学習者)です。

従来、NLPモデルの訓練には大量のラベル付きデータが必要でした。しかし、このラベル付きデータを作成するコストは非常に高く、すべて手作業でラベルを付けなければなりません。もっとラベル付きデータに依存しない方法はないのでしょうか?

GPT-3は、この課題に対して少数ショット学習の概念を提案しました。簡単に言えば、少量のサンプルデータでもモデルが言語を学習できるようにするということです。

フューショット学習の具体的な方法については、Chapter 3で詳しく説明します。この実現には、超大規模な言語モデルの事前訓練が必須となります。

#### Ø ChatGPT

注目すべき点として、OpenAIはChatGPTのモデル原理に関する論文を発表しておらず、厳密にはChatGPTの実装の詳細は外部からは知ることができません。しかし、OpenAIは2022年にInstructGPTに関する論文「Training language models to follow instructions with human feedback」(人間のフィードバックを基に指示に従う言語モデルの訓練)を発表しています。ChatGPTとInstructGPTは、ほぼ同じ戦略を採用していると考えられます。

その後の各テクノロジー企業のモデル訓練を見る限り、InstructGPTの原理はほぼChatGPTと同義と見なすことができます。

唯一の違いは、ChatGPTはGPT-3.5を基にしており、InstructGPTはGPT-3を基にしていることです。また、ChatGPTはより大規模で質の高いトレーニングデータを使用している可能性があります。

ChatGPTのモデル構造自体は、以前の世代と比べて大きな変化はありません。主な変化は、トレーニング戦略の違いにあります。

#### Ø まとめ

NLP分野の発展は、手動でルールを記述し、ロジックでコンピュータプログラムを制御する段階から、完全にネットワークモデルに言語環境を適応させる段階へと進化してきました。ChatGPTは、現在最もチューリングテストに近いNLPモデルであり、将来的にはGPT-Nがさらに近づくでしょう。

ChatGPTの動作フローは、生成型の対話システムとして機能します。そのトレーニングプロセスには、言語モデルの事前トレーニングや、人間のフィードバックを用いた強化学習(RLHF)が含まれています。モデル構造には、自己注意機構を中心としたTransformerが採用されています。

GPTモデルの進化の歴史を振り返ると、その発展の軌跡が人間の思考を模倣する方向に向かっていることがわかります。GPTの発展史は、人工知能が人間の脳を模倣しようとする歴史でもあります。