

AIはゲームをどのように変えるのか

株式会社Preferred Networks

代表取締役 最高研究責任者 岡野原 大輔



自己紹介：岡野原 大輔

Preferred Networks 代表取締役 最高研究責任者
Preferred Computational Chemistry 代表取締役社長
Preferred Robotics 取締役

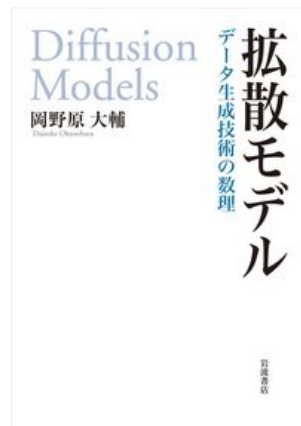
X(twitter): @hillbig

日経RoboticsでAI最前線を連載中（2015年より毎月）

関連書籍



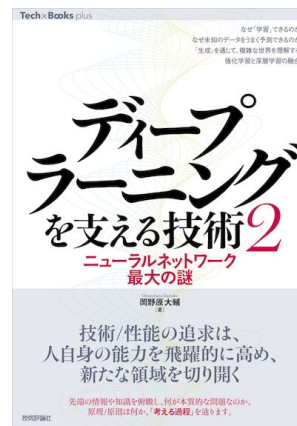
岩波書店 2023
一般向け



岩波書店 2023
専門家向け



技術評論社 2021 2022
ディープラーニングの基礎知識



日経BP 2022
個別の深い話題

ミッション： 現実世界を計算可能にする

設立	2014年3月
本社	東京都千代田区
代表取締役 共同創業者	西川徹（最高経営責任者） 岡野原大輔（最高研究責任者）
従業員数	約300名（2023年2月）



AIが変える世界

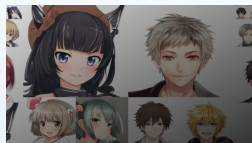
大規模言語モデルを中心としたマルチモーダルな基盤モデルが登場 AIは社会や生活の中心へ

半導体・化学



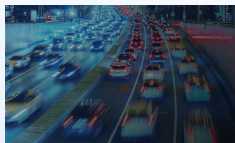
新素材の発見

エンタメ・CG・ゲーム



新しい表現による制作

交通システム



安全・効率的な社会

教育



AI前提の社会で
活躍できる人材

医療



安全・個別化医療

製造・工場



製造効率・品質向上

生活空間・仕事空間



作業補助・人手不足解消

日常生活がAI基盤モデル
によって支えられる

言語・知識・画像・音声

社会インフラ

様々な外部サービスや
外部インフラと連携する

予測・認識・生成・最適化

日常生活

マルチモーダルな大規模基盤モデル

データセンター・
スーパーコンピュータ

AI向け半導体
電力効率改善・最先端プロセス

安定、持続可能な計算力

プラント・ロボット

産業

現実世界を計算可能にする

アジェンダ

- 最近のAIのトレンド
- 大規模言語モデル
- 拡散モデル
- ニューラル場
- ゲームはどう変わるのか

最近のAIのトレンド

AIが身近になってきた

- 例：ChatGPT: 公開 2 ヶ月で月間利用者数が1億人, 毎月16億人が訪問
Midjourney: 月間訪問数は2850万人、これまで3億枚のタスク実行
- 専門家でなくても、誰でもすぐ使えるようになったことが大きい
 - 試すまでのハードルが低くなり、
様々なアイデアが試され
イノベーションが起きやすい
 - プログラムではなく、
言語を介して指示し結果が得られる

<https://explodingtopics.com/blog/chatgpt-users>

<https://www.mlyearning.org/midjourney-users-statistics/>

DA ChatGPTを始めとしたLLM技術はゲームの体験をどのように変えますか？



Large Language Model (LLM)技術、特にChatGPTは、以下のようにゲーム体験を変えることができます。

1. **リッチな対話**：LLMは、NPC (Non-Player Character)との会話をよりリアルかつリッチにすることができます。キャラクターは、プレイヤーとの対話の中で一貫性を持った個性と反応を示すことが可能となり、より魅力的なストーリーテリングを可能にします。
2. **ダイナミックなストーリーテリング**：LLMを使用すると、ゲームのストーリーラインを動的に生成することができます。これにより、プレイヤーの行動に応じてストーリーが進行するため、一人一人のゲーム体験が独自のものになります。
3. **自然言語によるゲーム操作**：LLMを利用すれば、プレイヤーは自然言語を使用してゲームを操作できるようになります。これにより、ゲームのインターフェースがより直感的になり、操作が簡単になります。
4. **リアルタイムのプレイヤーサポート**：LLMはゲーム内でのプレイヤーサポートとして機能することもできます。たとえば、ゲームのチュートリアルを提供したり、ゲーム内で起きた問題について助言を提供したりすることができます。

これらは全て、より深い没入感、個々のプレイヤーのためのパーソナライズされた体験、そして全体的により楽しいゲーム体験を提供することができます。ただし、LLMを適切に利用するためには、技術的な制約や倫理的な考慮事項を理解することが重要です。

なぜ誰でもすぐ使えるようになった？

- 大量のデータで学習してあらかじめ学習しているから
 - ウェブ、書籍、プログラムなどから多様な知識を備えている
 - 自己教師あり学習により多様なスキルを獲得している（後で詳述）
- どんな指示でも柔軟に受け付けられる
 - 指示はテキスト、図など何でも可能
- その場で学習する能力（In-Context Learning）を備えている
 - 利用時にその場で新しいことを学習できる
- 記憶の仕組みが大きく改善
 - 記憶の保存方法、想起方法が大きく改善

マルチモーダル基盤モデル

- 様々なタスク向けに使えるモデルを基盤モデルとよぶ
- 個別の機械学習モデルを作る時代から基盤モデルを使う時代へ
- 異なるモーダル間の情報も自由につなげることができるように
- モーダルの共通言語はトークン
 - 対象の情報はトークン集合で表す
 - トークン列からトークン列の予測は統一的に扱える

この 写真 は なん です か IMG 482 IMG 14 IMG 88 キリン です

この写真はなんですか



キリンです

https://unsplash.com/ja/%E5%86%99%E7%9C%9F/0FdCO4C_R8M

大規模言語モデル (LLM)

言語モデル

単語列* $w_{1:n} = w_1 w_2 w_3 \dots w_n$ の自己回帰モデルによる生成モデル

$$p(w_{1:n}) = \prod_i p(w_i | w_{1:i-1})$$

Transformerとよばれるモデルを使って条件付確率をモデル化

$p(\text{"私は毎朝走ります"}) \rightarrow$ もっともらしいので高い確率

$p(\text{"は毎朝ます私走り"}) \rightarrow$ ありえないので低い確率

利用用途：

単語列のもっともらしさを評価できる $\rightarrow$ 機械翻訳, 音声認識

後続単語を生成できる $\rightarrow$ 現在のAI対話システム (ChatGPTなど)

自己教師あり学習

正解がタダでいくらでも手に入る教師あり学習問題

- 予測：過去から未来を予測する
- 欠損補間：一部を欠損させ残りから欠損を予測
- 対比：意味が同じものと違うものを対比させる

- ▶ “Pure” Reinforcement Learning (cherry)
 - ▶ The machine predicts a scalar reward given once in a while.
 - ▶ A few bits for some samples
- ▶ Supervised Learning (icing)
 - ▶ The machine predicts a category or a few numbers for each input
 - ▶ Predicting human-supplied data
 - ▶ 10→10,000 bits per sample
- ▶ Self-Supervised Learning (cake génoise)
 - ▶ The machine predicts any part of its input for any observed part.
 - ▶ Predicts future frames in videos
 - ▶ Millions of bits per sample



[Lecun 2019]

そのタスクの達成自体が目標ではなく、そのタスクを達成するための副作用として別の能力を獲得する

教師あり学習と違って、膨大かつ多様なデータを利用でき、特定タスク向けでない理解ができるようになる

大規模言語モデル(LLM)の自己教師あり学習

- 次の単語をうまく予測するために文やその背後の情報を理解する必要
 - うまく予測できることと、理解することは多く一致する

「こうしたことから、私は父と一緒に * * * へ行き相談した」

***に入る単語を予測するには？

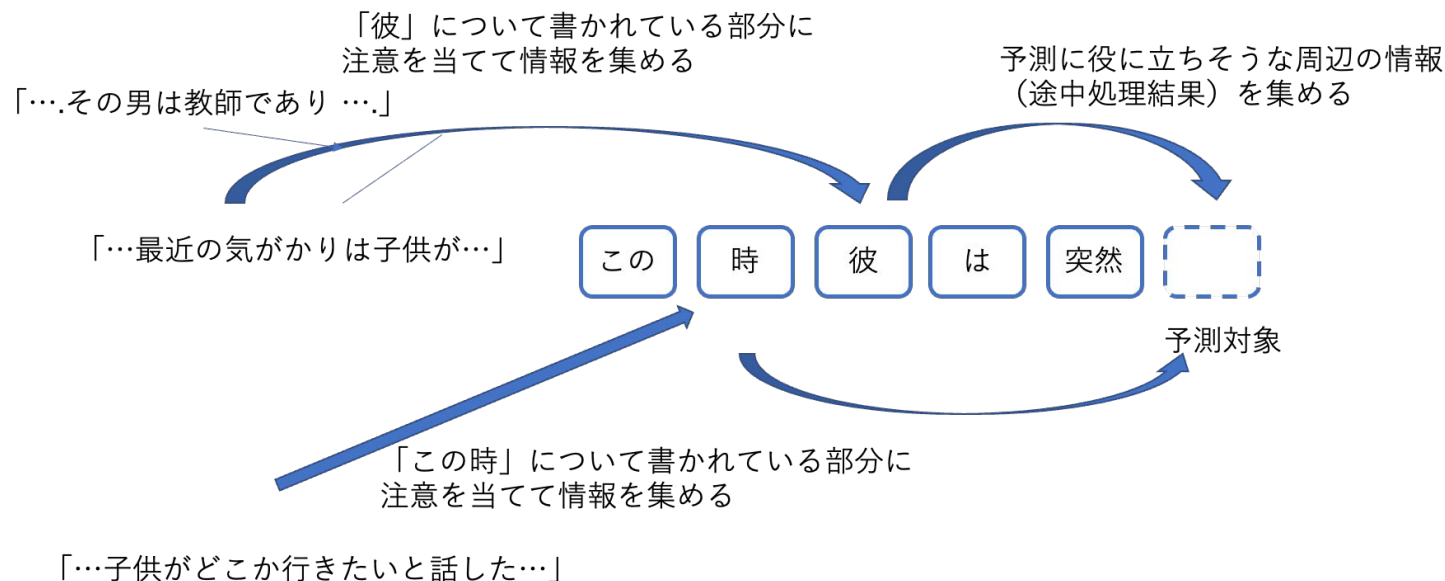
(私や父はどういう人か、こうしたこととは何か
行って相談する場所はなにか など)

言語モデルは次の単語を予測するために文章や概念を理解する必要に
駆られ、結果として言語やその背後の概念を理解している

注意機構

入力に応じてどの情報をとってくるのかを決める仕組み

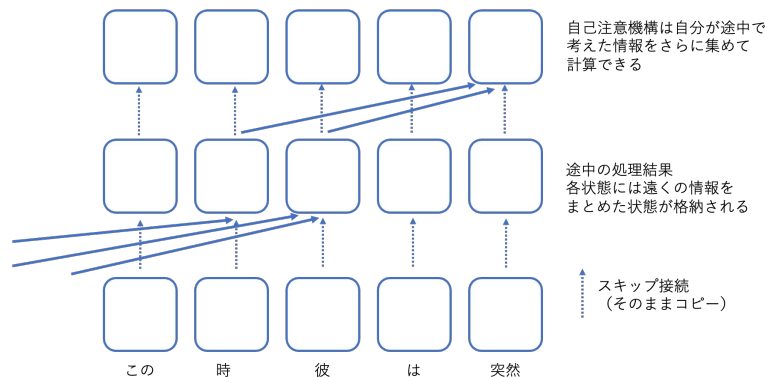
- データのフィルタリング&ルーティングを実現する
- NNにおける最重要機構の一つといえる



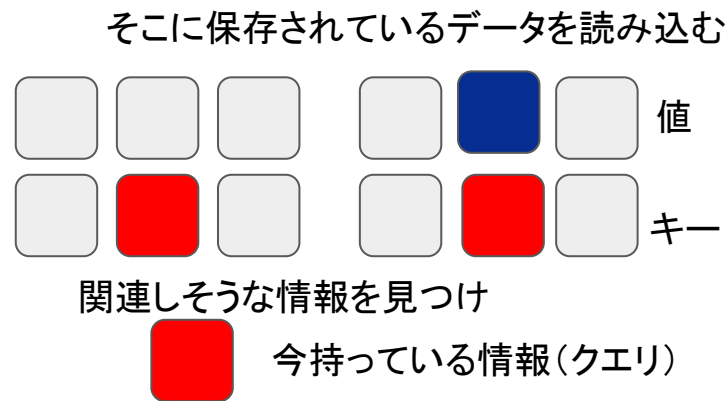
Transformer

Transformerは自己注意機構とMLPブロックを重ねて構成される

自己注意機構(短期記憶): 自分自身の途中処理結果を注意対象とする

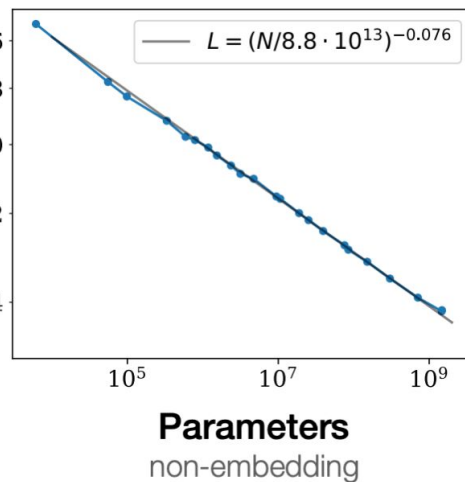
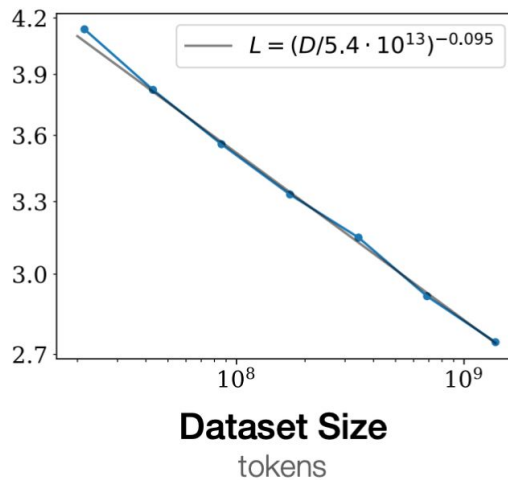
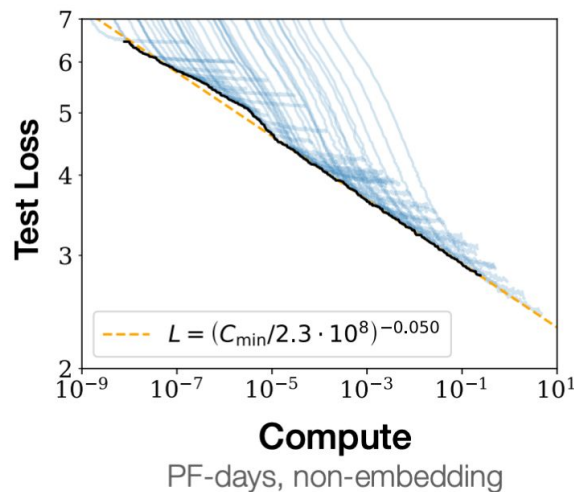


MLPブロック(長期記憶): 過去の学習時の記憶を注意対象とする



Transformerは短期記憶(過去の途中処理結果)と長期記憶(過去の学習時に得た記憶)を組み合わせることで処理する

言語モデルのべき乗則 [Kaplan+ 2020]



言語モデルでTransformerをモデルとして使った場合に「学習時投入計算量」「学習データ量」「モデルサイズ」と、「検証データのクロスエントロピー損失」との間にべき乗則が成り立つ

予測可能な形で予測性能や後続タスク性能が改善される

大規模化による創発

学習データ、モデルサイズ、学習時の投入計算量を大規模化すると
様々な能力が創発する

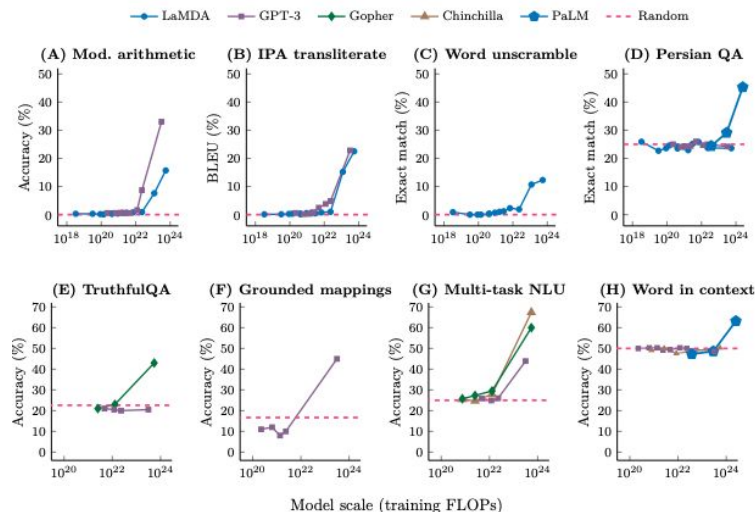
[Wei+ 2022]

創発：後続タスクの性能が急激に改善

論理思考/質問応答/抽象的思考

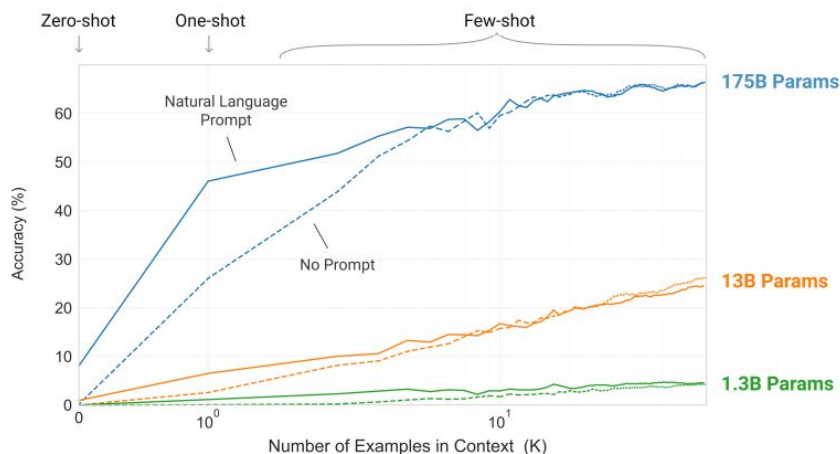
本文中学習による事前知識の上書き能力

ツールを扱う能力



言語モデルの能力 1: 少ないデータで学習できる

- 大規模言語モデルはゼロショット/フューショット（追加学習データ無し/少数学習データ）で新しいタスクを解ける
- 高い分布外汎化能力を持ち、多くのタスクで大量の教師ありデータで学習をした場合に匹敵する性能を達成できる
- 従来の機械学習は大量の学習データを必要としていた

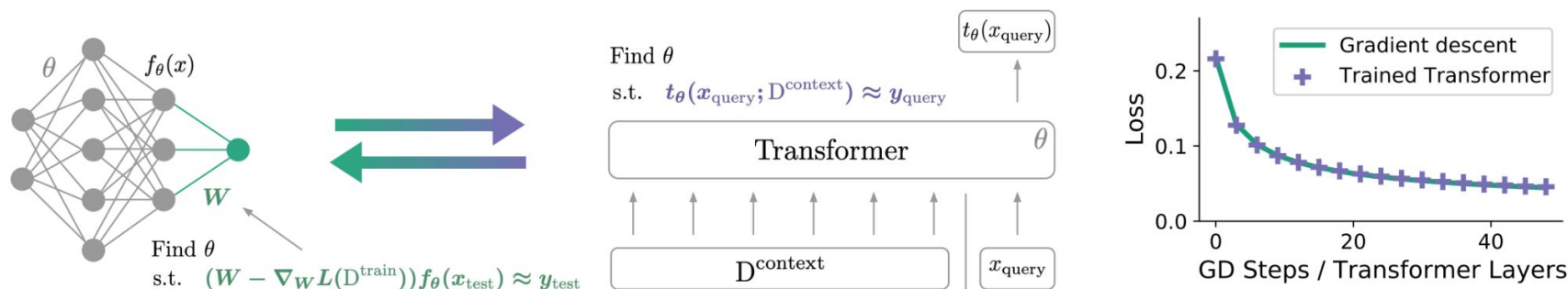


[Brown+ 2020]

言語モデルの能力 1: 少ないデータで学習できる (続)

- In-Context Learning: 推論時に、その場で学習する能力
 - FewShot学習やCoTなどで性能が上がる理由
- 複数層のTransformerを使った場合は、複数回の勾配降下法を使って学習した結果に対応し、メタ学習を実現している

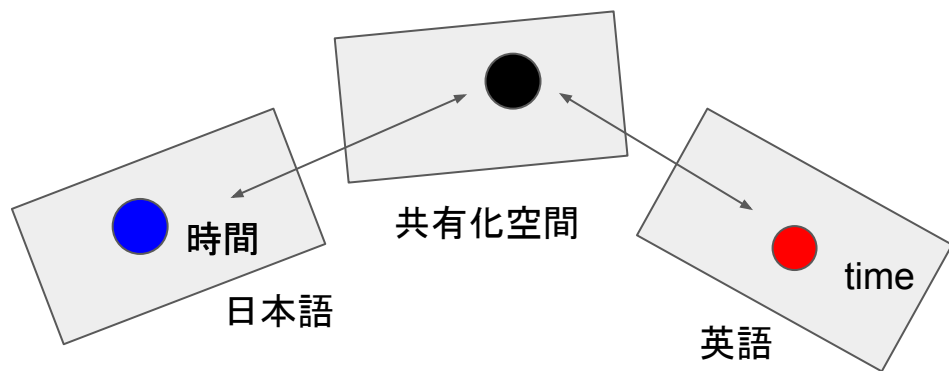
機械学習のグランドチャレンジの一つの少ないデータからの学習を実現



[Oswald+ ICML 2023]

言語モデルの能力 2: 異なるデータ/モーダル間の翻訳

- 異なるデータ間も自動的に翻訳することができる
 - 翻訳の方法、概念の共有化が自動的に達成される
- 異なるモーダル間（言語、画像、音声、3D）なども実現される
- 学習中に概念を共有したようなモデルを見つけられる
 - 勾配降下法による自動正則化
 - フラットな解 & 宝くじ仮説



勾配降下法による学習時に、
共通する概念を使う方法が
先に見つかるからと考えられる

言語モデルの能力 3: 空間や時間といった概念の獲得

身体性が無いにも関わらず空間や時間の概念をある程度理解している

あなたは地図中を動いて、目的の部屋まで移動したいとします。まずはメインルームから開始します。各ラウンドであなたは、左、右、上、下のいずれかを移動できます。

もちろん、そのゲームを始めましょう。ただし、部屋の配置や目的の部屋がどこにあるのか、特定の障害物や制限があるのかなど、もっと詳しい情報が必要です。その情報を提供いただけますか？

部屋の配置や目的の部屋はどこにあるかは秘密です。でははじめます。あなたはメインの部屋にいます。

分かりました。私はまず右に進んでみます。

あなたはロビーにつきました。

ロビーから上に進みます。

あなたはホール1につきました

次に、ホール1から左に移動します。

あなたはホール2につきました。

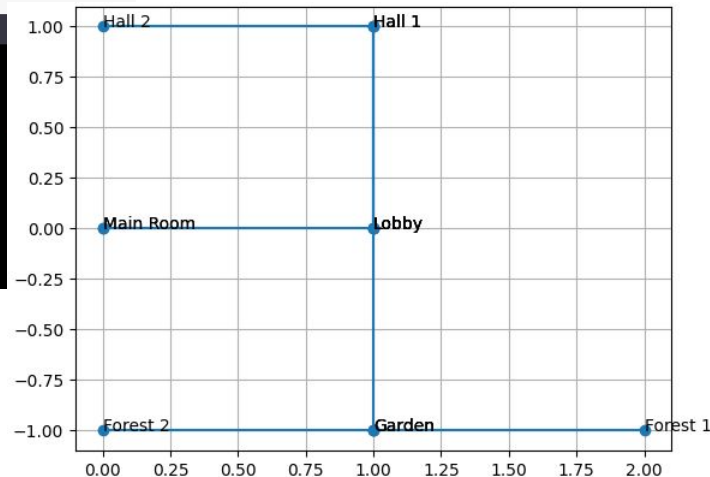
あなたはメインの部屋につきました。
これまで移動した各部屋/位置の位置を線をつないだ図をpyplotを使って書いてもらえますか？

私はテキストベースのAIであり、実際の描画機能は提供していませんが、Pythonのmatplotlibライブラリを使用してコードを提供することが可能です。私たちの移動をマッピングするための簡単なコードは次のようになります。

```
python

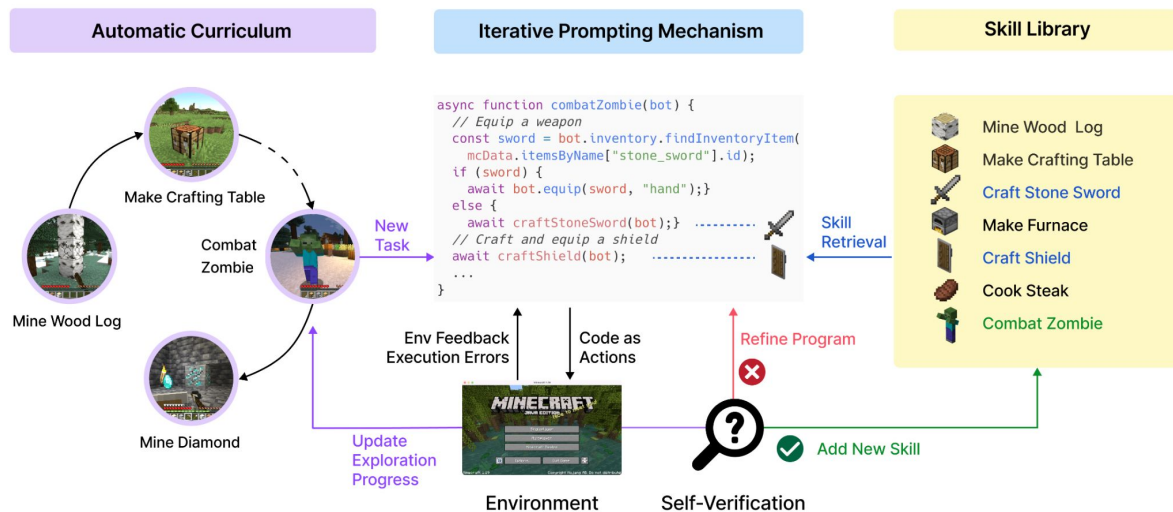
import matplotlib.pyplot as plt

# 移動した部屋のリスト。部屋名を元に仮の座標を割り当てています。
rooms = ['Main Room', 'Lobby', 'Hall 1', 'Hall 2', 'Hall 1',
room_to_coordinates = {
    'Main Room': (0, 0),
    'Lobby': (1, 0),
    'Hall 1': (2, 0),
    'Hall 2': (2, 1),
    'Garden': (1, -1),
    'Forest 2': (0, -1),
    'Forest 1': (2, -1),
}
```



言語モデルの能力 4: ツールを使う能力を獲得する

- その場で様々なツールを使いこなす能力を獲得する
- ツールの使い方は使用例を見せるだけで良い
- ツールを使うことで、自身が苦手とするようなタスクを任せられる、複数のタスクを組み合わせられる

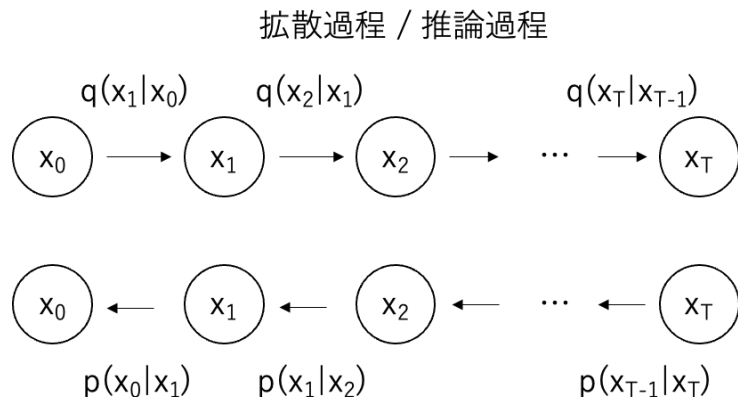


Voyager [Wang+ 2023]

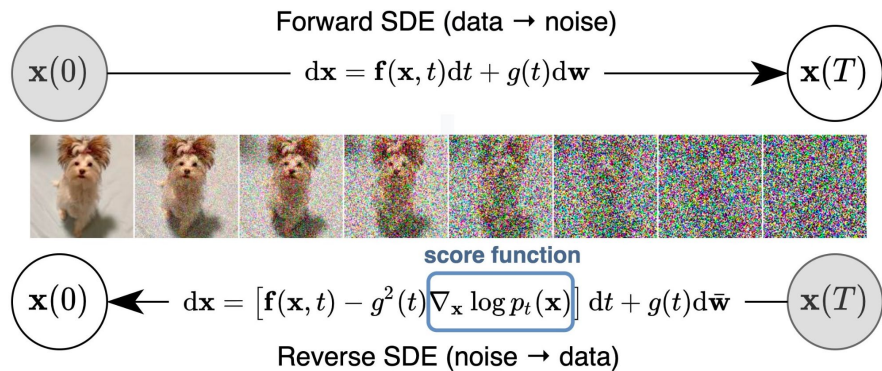
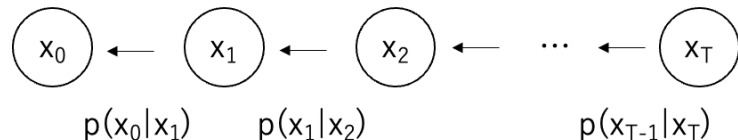
拡散モデル

拡散モデル [Sohl-Dickstein+ 2015] [Song+ 2019] [Ho+ 2020]

- 非平衡熱力学を源流に持つ、深層生成モデルの一種
- データにノイズを徐々に加えていく拡散過程を逆向きに辿る逆拡散過程（生成過程）によって生成モデルを定義する
- データを破壊することで生成方法を学習する



逆拡散過程 / 生成過程



<https://yang-song.net/blog/2021/score/>



midjourney v5の出力例 Yuki Homma @y__homm https://twitter.com/y__homm/status/1636186478899494912

拡散モデルは複数の確率層からなるVAE

- 拡散過程

(**固定の**推論)

$$q(\mathbf{x}_{1:T}|\mathbf{x}_0) := \prod_{t=1}^T q(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})$$

- 逆拡散過程

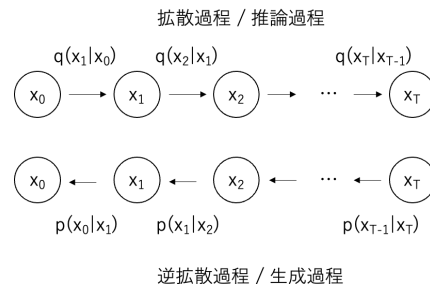
(生成)

$$p_{\theta}(\mathbf{x}_{0:T}) := p(\mathbf{x}_T) \prod_{t=1}^T p_{\theta}(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{x}_t)$$

- データの対数尤度の変分下限 (ELBO) 最大化で学習

$$\log p_{\theta}(\mathbf{x}_0) = \log \int p(\mathbf{x}_{0:T}) d\mathbf{x}_{1:T}$$

$$\geq \mathbb{E}_{q(\mathbf{x}_{1:T}|\mathbf{x}_0)} \left[\log p(\mathbf{x}_T) + \sum_{t \geq 1} \log \frac{p_{\theta}(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{x}_t)}{q(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})} \right] := L(\theta)$$



データを拡散して破壊した時に、元に復元できる経路を求める事前分布から目標分布へ変換する経路の中で発生する散逸（自由エネルギー減少）が最小の経路を求める

拡散モデルを使った学習と推論（生成）

学習

データに様々な強度のノイズをのせ、デノイジングできるように学習する

推論（生成）

完全なノイズからデータをサンプリングし、それをデノイジング強度を下げながらデノイジングするのを繰り返す

局所解に陥らないよう各強度の攪乱後分布でランジュバンモンテカルロを使ってサンプリングするスコアベースドモデル [Song+ 2019] と拡散モデルは目的関数の係数などを除いて一致する [Ho+ 2020]

拡散モデルは多くのタスクに使える

- 編集として補完、超解像、Zero-shot編集が可能
- その他アプリケーションとして密度推定、非可逆圧縮、敵対的摂動頑健性向上、最適化などでも最高精度を達成
- 学習時に使わなかった別情報での条件付生成を少量のデータで適応できる

深度、3D、スタイル

ControlNet [Zhang+ 2023]



$$\left\| -\frac{1}{\sigma^2}\epsilon - s_{\theta}(\mathbf{x} + \epsilon, \underline{c}, \sigma) \right\|^2$$

条件 c を入れたデノイジングスコアマッチングで推定

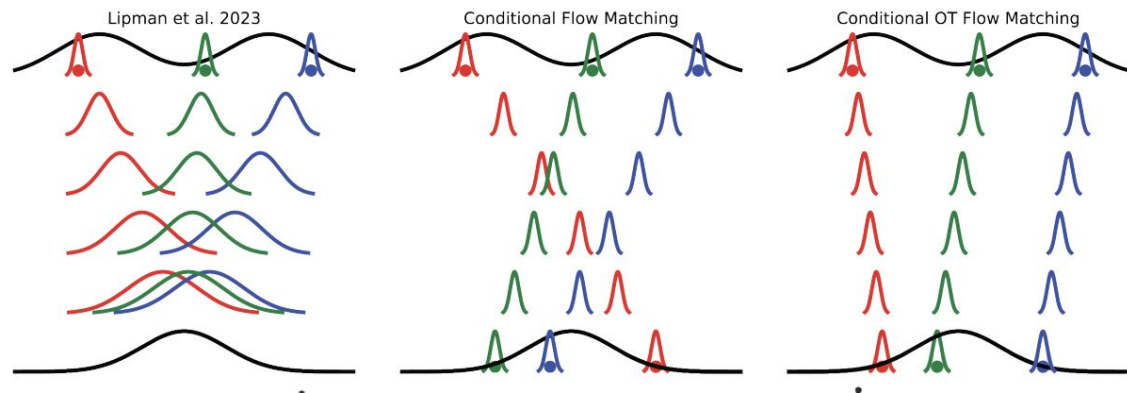
- 条件無しも c に特別な値（0ベクトル等）で学習
- 生成時は条件付スコアを使って生成
- 複数の条件付確率が各条件付確率の積で表される場合、そのスコアは和の形で分解され、学習しやすい

$$p(\mathbf{x}|c_1, c_2) \propto p(\mathbf{x}|c_1)p(x|c_2)$$

$$s(\mathbf{x}|c_1, c_2) = s(\mathbf{x}|c_1) + s(\mathbf{x}|c_2)$$

テキスト条件づけなど複雑な条件付学習も内部はこのような分解がおきていると考えられる

- データ毎のデータ点から事前分布への最適輸送をデータ分布で“周辺化”することでデータ分布から事前分布への最適輸送を求める
デノイズングスコアマッチングとほぼ同様の証明を行う
- 拡散モデルと同じ枠組みにのるが、フローマッチングが実用上、拡散モデルより優れている部分も多い



ニューラル場 (NeRF等)

ニューラルネットワークによるシーン学習

- モデル化したい対象をニューラルネットワークによる「場」で表す
- 全体が微分可能なので観測からモデルのパラメータを推定できる
- 例：NeRF：
 - 位置 u 、カメラ姿勢 θ
 $f(u, \theta) \rightarrow$ 色, 透明度
- 時間やテキストなどにも条件付すれば動画やテキストに応じた環境変化も扱える



微分可能レンダリングによる3Dシーンの最適化

∂ 評価値/ ∂ 3D形状
 ∂ 評価値/ ∂ 物性・色
 ∂ 評価値/ ∂ 照明
 ∂ 評価値/ ∂ カメラ

これらがわかると、評価値の“良さ”を高めるように、3Dシーンのパラメータを勾配法で最適化できる





観測画像 (2D)
カメラパラメータ



ほしいもの (3D)

[\[Mildenhall+ 2020\]](#)

zip-Nerf 高画質復元の例 : [J. T. Barron+ ICCV 2023]



高速にレンダリングする例 3D Gaussian Splatting [Kerbl+ SIGGRAPH 2023]

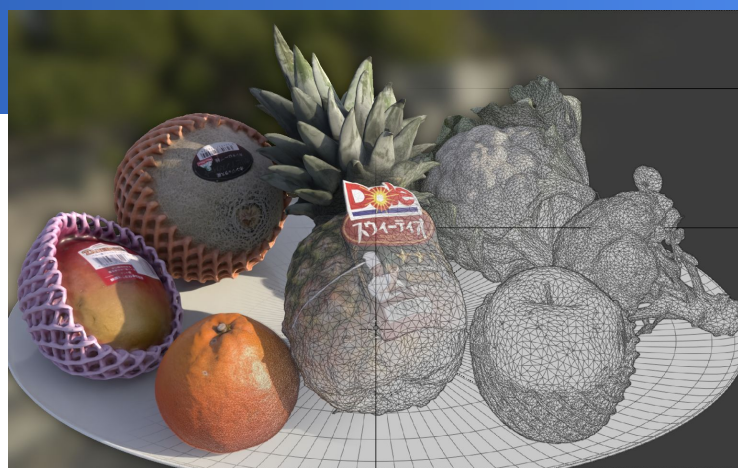




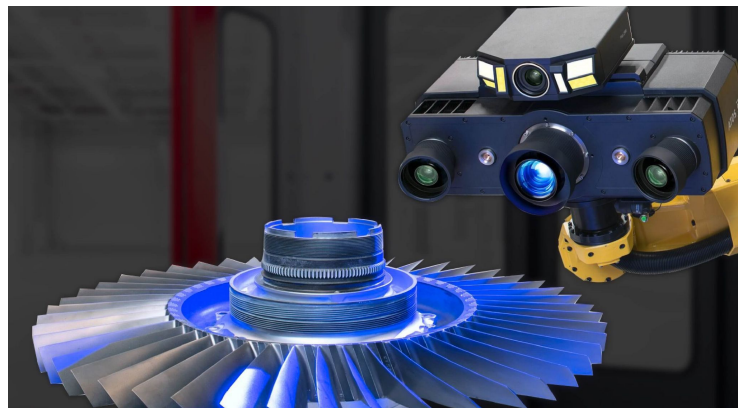
3Dスキャンの応用分野

- リアルなCGを効率的に作るため
 - 映像制作, ゲーム, EC, メタバース
 - 機械学習のデータセット作成
- 産業利用のため
 - CAD, リバーエンジニアリング
- デジタルアーカイブのため
 - 文化財, 引っ越し/取り壊し前に
- 現実の環境を把握するため
 - ロボット, 自動運転, AR/VR

などなど...



フォトリアルな3Dモデル作成



リバーエンジニアリング



PR

東京水族館
Tokyo Aquarium



エンタツ
Surge wrasse



クロストリ
Black-striped wrasse



ハナシロ
Brown wrasse



シロ
White wrasse



イエロー
Yellow wrasse



ブルー
Blue wrasse



エンタツ
Surge wrasse



クロストリ
Black-striped wrasse

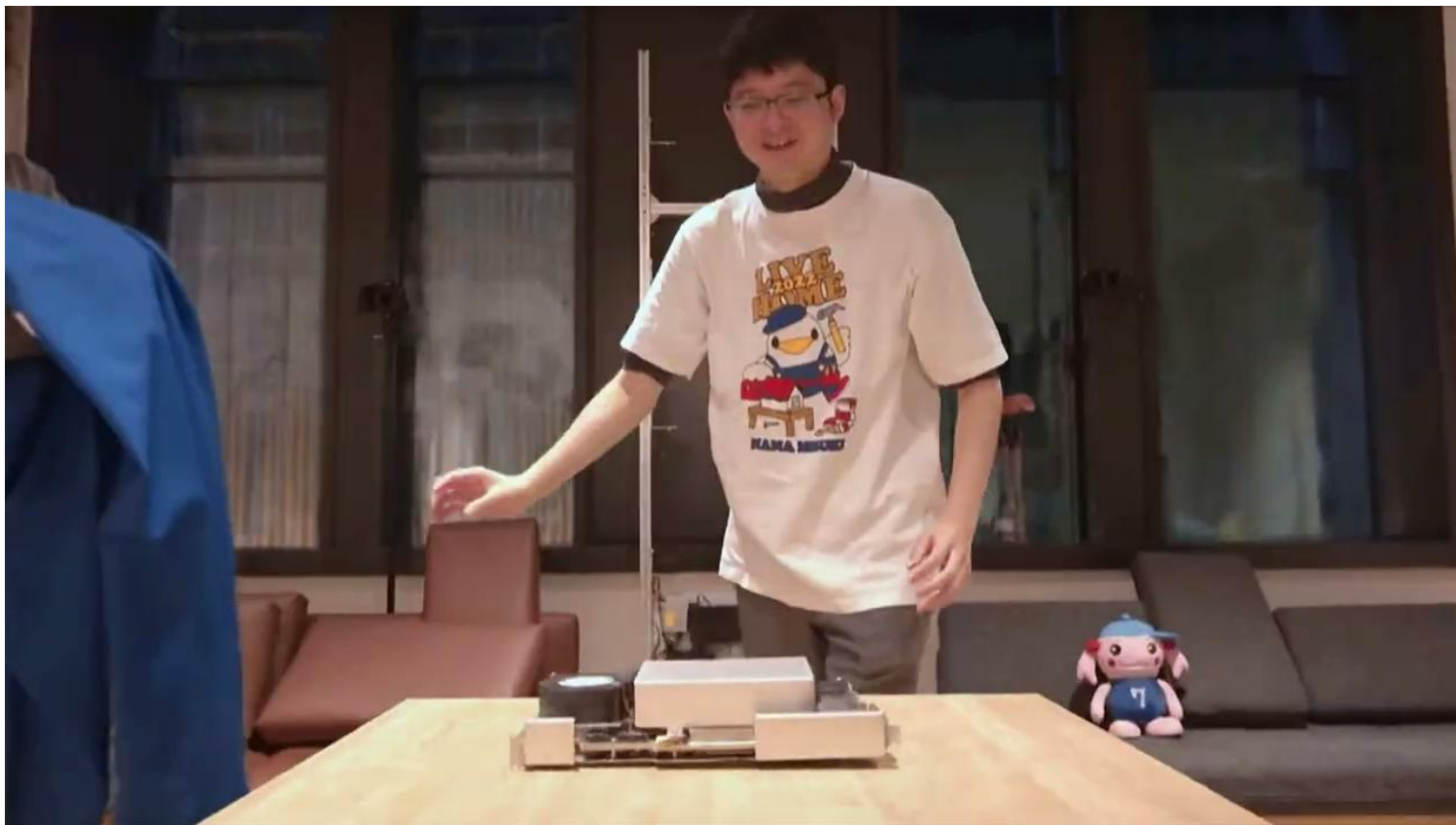


エンタツ
Surge wrasse



PR





4D Scan デモ (別ウインドウ)

ゲームがどう変わるのか

キャラクター

- キャラクターを特徴づける
 - これまでの記憶をもたせる
 - プロンプトに明示的に入れておく
 - 圧縮された形でおいておく
 - 重みにファインチューニングした形で可能する
 - ハルシネーションの問題は常にある
- どのような性格や価値観をもたせるかはアライメントで行える
 - 教師ありファインチューニング (SFT)
 - 強化学習フィードバック (RL?F)

これまでとレベルの違う記憶を実現できる

- 長期記憶
 - 事前学習時に学習事例として入れておきパラメータに埋め込む
 - ファインチューニングし、LoRAのような形で追加パラメータで持つ
- 短期記憶
 - ワーキングメモリ / アテンション
- 一度経験したことを後で思い出し、行動に反映させる（戦った記憶、会った、話した、見たことの記憶）

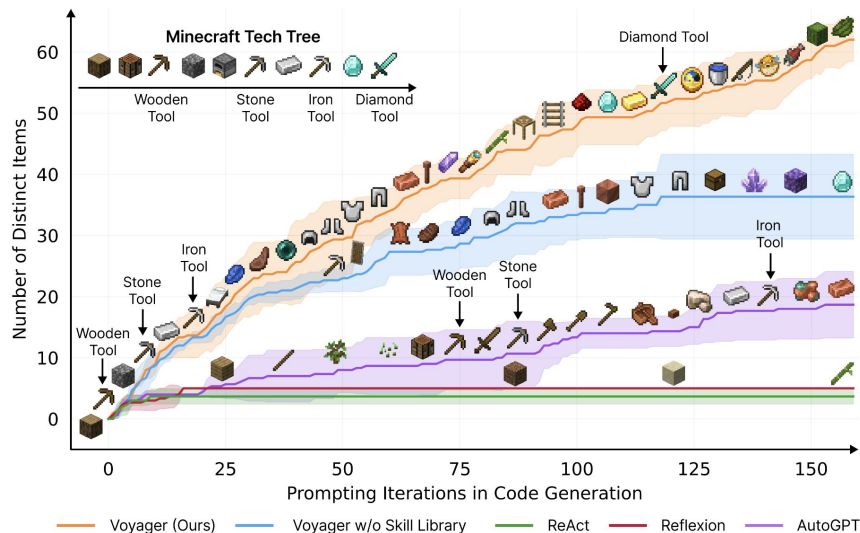
Generative Agents: Interactive Simulacra of Human Behavior

バレンタインのパーティーを自主的に開き、招待状を送り、2日間パーティーを行う
イベントが自発的に発生



スキルの自動獲得、記憶

Voyager [Wang+ 2023] : MinecraftをLLMで解いていく
自動でスキルを獲得する。スキルはプログラムで表される
例：材料を集め、適切な順に組み合わせる。
足りなければ材料を追加で集める



- キャラクターの条件付に大規模言語モデルを利用している
- 今後LLM自体も改善していく予定
- また、キャラクター生成とアニメーション生成にもAI技術を活用



PR

Omega Crafter



Open World Survival Craft

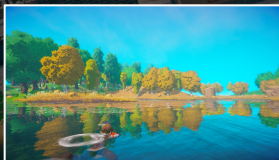


Programming
Automation

Explore

Battle/Multi

Craft/Building





まとめ

まとめ

- 最近のAIのトレンド
 - 大規模言語モデル / 拡散モデル / ニューラル場
- AIでゲームの作り方や体験がどのように変えるのか

