生成 AI と「1 億倍の記憶能力を持つオウム」：アナロジーの深層的検証

Gemini Deep Research

1. 序論：高度な大規模言語モデル時代における AI とオウムのアナロジー

1.1. 問題提起：ユーザーの問いとその現代的意義

現代の我々は、「生成 AI は『1 億倍の記憶能力を持つオウム』のようなものか？」という、示唆に富んだ問いに直面している。この問いは、今日の人工知能（AI）技術、特に大規模言語モデル（LLM）が示す驚異的な能力とその潜在的な限界に関する、広範かつ深遠な議論を的確に捉えている。LLM は、人間が生成したかのような自然なテキストを創り出し、複雑な質問に答え、さらには創造的なコンテンツさえも生み出す。しかし、その振る舞いの背後にある「知性」の本質、つまり、それは真の理解に基づいているのか、それとも高度な模倣に過ぎないのかという疑問は依然として残る。

このアナロジーの中心にあるのは、「オウム」という言葉が示唆する模倣性と、「1 億倍の記憶能力」という表現が象徴する圧倒的なスケールの問題である。このスケール、すなわち LLM が処理する膨大なデータ量とそれを記憶・処理する能力は、単なる量的増加を超えて、質的な変化、すなわち新たな能力の「創発」をもたらすのだろうか。この問いは、AI 技術の進展が人間社会や知性の理解に与える影響を考える上で、避けて通れない核心的な論点を含んでいる。

1.2. 「確率的オウム」論争とスケールの役割の概観

LLM の能力と限界を巡る議論の中で、特に注目されるのが「確率的オウム（Stochastic Parrot ）」というメタファーである [1]。この用語は、LLM が人間らしいテキストを生成できるものの、その意味を真に理解しているわけではなく、単に訓練データ中のパターンを確率的に繰り返しているに過ぎないという批判的な見解を端的に表している。この見方に対しては、LLM が示す複雑な推論能力や言語理解のベンチマークでの成功を根拠に、単純なオウム返し以上の存在であるとする反論も存在する [1]。

ここで重要なのは、「1 億倍の記憶能力」という表現が示唆するスケールの役割である。LLM の巨大なパラメータ数と訓練データ量は、その性能を飛躍的に向上させた。この量的拡大が、ある閾値を超えると予測不可能な新しい能力が突如として現れる「創発的な能力（Emergent Abilities）」[4] につながるのではないかという期待と議論がある。つまり、記憶容量が 1 億倍になったオウムは、もはや単なるオウムではないのか

もしれない。

本レポートは、この「1 億倍の記憶能力を持つオウム」というアナロジーの妥当性を検証することを目的とする。そのために、LLM の技術的基盤、実際のオウムが示す認知能力、AI 研究者や哲学者の専門的見解、そして意識や理解といった概念に関する哲学的考察を多角的に組み合わせ、問題の核心に迫る。この問いは単に技術的な好奇心を満たすだけでなく、我々が知性とは何か、そして人間と機械の関係性をどのように捉えるべきかという、より根源的な問いへと繋がっているのである。

2. 「確率的オウム」の解体：AI は模倣者か、それ以上か？

2.1. 「確率的オウム」理論の起源と核心的主張

「確率的オウム」という示唆に富んだ用語は、AI 研究者であるエミリー・M・ベンダー、ティムニット・ゲブルらによって 2021 年に発表された論文「確率的オウムの危険性について：言語モデルは大きすぎるか？🦜 (On the Dangers of Stochastic Parrots: Can Language Models Be Too Big? 🦜)」[1] によって広く知られるようになった。この論文は、大規模言語モデル（LLM）が人間が生成したかのように自然で流暢なテキストを生成する能力を持つ一方で、そのテキストに含まれる意味を真に理解しているわけではないという核心的な主張を提示した。

この理論によれば、LLM は訓練データとして与えられた膨大なテキストコーパスの中から、単語や文の出現パターンを確率的に学習し、それらを統計的に最もそれらしい形で繋ぎ合わせているに過ぎない[1]。つまり、LLM の出力は、あたかもオウムが人間の言葉を意味を理解せずに模倣して繰り返すように、表面的には人間らしいが、その背後に真の理解や意図が存在しない「オウム返し」であると批判される[1]。LLM は、膨大な訓練データを通じて人間らしいテキストを生成できる高度な「パターンマッチャー」であり、確率論的な方法で単に反復しているに過ぎないという見方が、この理論の根幹を成している[1]。

2.2. 提起された懸念事項

「確率的オウム」理論は、LLM の能力に対する単なる懐疑論に留まらず、これらのモデルが社会に与えうる具体的なリスクについても警鐘を鳴らしている。

2.2.1. 真の理解の欠如

最も根本的な懸念は、LLM が人間のような意味理解を欠いているという点である。人間の言語使用において、言葉は個人の経験や主観的な感覚と結びついている。しかし、LLM にとっての言葉は、あくまで訓練データセット内に存在する他の言葉やそれらの

使用パターンとの統計的な関連性によって定義されるに過ぎない可能性がある[1]。

この理解の欠如は、具体的な言語運用能力の限界としても現れる。例えば、LLM は文脈によって意味が変化する多義語の区別に困難を示すことがある。ある実験では、「新聞」という単語が物理的な「新聞紙」を指す場合と、「新聞社」という組織を指す場合とで意味が異なることを LLM が理解できなかった事例が報告されている[1]。同様に、複雑な文法構造や曖昧な表現の解釈においても、表面的なパターンに依存することで誤りを犯しやすい。

2.2.2. バイアスの永続化と増幅

LLM の訓練データは、その大部分がインターネット上から収集されたテキストで構成されている。この巨大なデータセットには、残念ながら社会に存在する様々な偏見、ステレオタイプ、差別的な表現（人種差別、性差別、ヘイトスピーチなど）が不可避的に含まれている[6]。LLM はこれらのバイアスを無批判に学習し、その結果として生成するテキストに反映・増幅させてしまう危険性が指摘されている[7]。

研究者のルハ・ベンジャミンは、「AI システムに世界の美しさ、醜さ、残酷さを供給しながら、美しさだけを反映することを期待するのは幻想だ」と述べており[6]、訓練データの性質が LLM の出力に与える影響の根深さを示唆している。この問題は、LLM が社会的な意思決定や情報提供に用いられる際に、特定の集団に対する不利益や差別を助長する可能性をはらんでいる。

2.2.3. 環境・経済的コスト

大規模な LLM の開発と運用には、膨大な計算資源と電力が必要となる。モデルのパラメータ数が増加し、訓練データセットが巨大化するにつれて、その訓練に必要なエネルギー消費量と、それに伴う二酸化炭素排出量は無視できないレベルに達している[1]。このような環境負荷は、AI 技術の持続可能性という観点から大きな課題である。また、高性能な計算インフラの構築と維持には莫大な経済的コストがかかり、これが一部の巨大 IT 企業による技術の寡占を招く可能性も懸念されている[9]。

2.2.4. 偽情報と欺瞞の可能性

LLM は、事実に基づいていない情報を、あたかも事実であるかのように自信を持って生成してしまうことがある。この現象は「ハルシネーション（幻覚）」と呼ばれ、LLM の信頼性を損なう大きな要因の一つである[1]。LLM が生成するテキストは非常に流暢で説得力があるため、利用者がその内容を鵜呑みにしてしまうリスクがある。

さらに深刻なのは、LLM が意図的な偽情報（フェイクニュース）やプロパガンダの生

成、あるいはディープフェイクのような欺瞞的コンテンツの作成に悪用される可能性である[8]。機械翻訳の例では、一見完璧に見える翻訳文が不正確さや不確実性を利用者に感じさせないことで、誤った情報を100%正しいと信じ込ませてしまう危険性が指摘されている[8]。このような能力は、社会的な混乱や不信感を引き起こすために利用される恐れがある。

2.3. 「確率的オウム」への反論と議論の深化

「確率的オウム」理論はLLMに対する重要な批判的視座を提供する一方で、LLMの能力を過小評価しているのではないかという反論も存在する。近年のLLMは、推論能力、常識的判断、そして高度な言語理解を測定する様々なベンチマーク（例えばSuperGLUE）において、目覚ましい成果を上げている[1]。これらの成果は、LLMが単なる確率的な単語の連結以上の処理を行っている可能性を示唆している。

実際、AI専門家を対象とした調査では、十分なデータと適切な訓練があれば、LLMが真に言語を理解できるようになる可能性があると考える研究者も少なくない[1]。

さらに、「機械論的解釈可能性（mechanistic interpretability）」と呼ばれるアプローチを通じて、LLMの内部動作を解明しようとする試みも進んでいる。例えば、Othello-GPTという小規模なTransformerモデルが、オセロゲームの合法的な手を予測するように訓練された結果、モデル内部にオセロ盤の状態を表す内部表現を実際に獲得していたことが発見された[1]。この内部表現を操作すると、モデルの予測する手が適切に変化することも確認されており、これはLLMが単に表面的な統計情報を処理しているだけでなく、ある種の「世界モデル（world model）」を内部に構築している可能性を示唆する。

これらの反論や新たな研究動向は、「確率的オウム」というメタファーが提起した問題を深化させ、LLMの「理解」とは何か、そしてその能力の限界と可能性はどこにあるのかという議論を、より複雑でニュアンスに富んだものにしている。LLMが単なる模倣者なのか、それとも新たな知性の萌芽なのかという問いは、未だ決着を見ていない。

3. 生成AIの認知的ランドスケープ：「1億倍の記憶能力」の探求

生成AI、特に大規模言語モデル（LLM）の能力を「1億倍の記憶能力を持つオウム」と表現する際、その「記憶能力」のスケールは中心的な論点となる。この莫大なデータ処理能力が、LLMの「認知」とも呼べる振る舞いにどのような影響を与えているのか、記憶、理解、推論、創発性、創造性といった側面から探求する。

3.1. 記憶と情報処理

3.1.1. LLM における記憶のメカニズム

LLM の記憶と情報処理の核心には、Transformer アーキテクチャと、その中で特に重要な役割を果たすアテンションメカニズムが存在する[10]。アテンションメカニズムは、モデルが入力されたテキストシーケンス（文脈）を処理する際に、どの単語や情報が現在のタスク（例えば、次に来る単語の予測や質問への回答）にとってより重要であるかを動的に判断し、それらに「注意（アテンション）」を向けることを可能にする[12]。これは、あたかも人間が文章を読む際に、重要な部分に意識的に焦点を当てるのに似ており、「入力シーケンスのどの部分がタスクに最も関連しているかに『スポットライト』を当てるようなもの」と比喩される[10]。このメカニズムにより、LLM は文中の長期的な依存関係（例えば、文頭で定義された代名詞が文末で何を指すか）を捉え、文脈に応じた適切な応答を生成することができる。

LLM が利用する「記憶」は、大きく二つの形態に分類できる。一つは「パラメトリックメモリ」であり、これはモデルの訓練過程で調整される数千億にも及ぶニューラルネットワークの重み（パラメータ）の内部にエンコードされた知識を指す[14]。モデルが学習した膨大なテキストデータからのパターンや関連性が、このパラメータ群に凝縮されている。もう一つは「非パラメトリックメモリ」で、これはモデルの外部に存在する知識源を利用する形態である。例えば、検索拡張生成（RAG: Retrieval Augmented Generation）システムでは、LLM が外部のデータベースや文書コレクションから関連情報を検索し、その情報を自身の応答生成に組み込む[14]。

興味深いことに、マサチューセッツ工科大学（MIT）の研究者らによる最近の研究では、LLM が保存された特定の事実（例えば「フランスの首都はパリ」）を回復・デコードする際に、驚くほど単純な線形関数を用いている場合があることが示された[16]。さらに、類似の種類の事実（例えば、他の国の首都）に対しては、同じデコード関数が使用される傾向が見られたという。これは、LLM が情報を内部でどのように構造化し、効率的にアクセスしているかについての一つの手がかりを提供するものであり、その「記憶」メカニズムの洗練を示唆している。

3.1.2.「記憶容量」のスケールとその意味

ユーザーの質問にある「1 億倍の記憶能力」という表現は、LLM が訓練されるデータの圧倒的な量と、モデル自体の巨大な規模を指していると解釈できる。現代の主要な LLM は、数十億から数兆語にも及ぶテキストデータで訓練され、そのパラメータ数は数千億から、場合によっては 1 兆を超えるものも存在する[17]。この巨大なスケールが、LLM に広範なトピックに関する知識を網羅させ、人間が生成するテキストに見られるような複雑な言語パターンやニュアンスを学習することを可能にしている。

しかし、この LLM の「記憶」は、人間や動物が持つ生物学的な記憶とは質的に異なる点を理解することが重要である。人間の記憶は、個人的な経験や出来事に関する「エピソード記憶」、一般的な知識や概念に関する「意味記憶」など、多様な種類と構造を持つ[14]。これらの記憶は、感情や意識、自己認識と深く結びついている。一方、LLM の「記憶」は、主に訓練データ中の統計的パターンをニューラルネットワークの重みとしてエンコードしたものであり、経験に基づく主観的なエピソード記憶や、自己の存在を認識するような意識的な記憶とは根本的に異なる。LLM は「フランスの首都はパリ」という情報を出力できても、パリを訪れた経験や、パリという都市に対する個人的な感慨を持つわけではない。この違いは、LLM の「理解」の深さや性質を考察する上で極めて重要である。

3.1.3. 忘却のメカニズムと比較

記憶を語る上で、忘却のメカニズムもまた重要な側面である。LLM においては、「破滅的忘却（catastrophic forgetting）」と呼ばれる現象が課題となることがある[20]。これは、モデルが新しい情報やタスクについて追加学習（ファインチューニングなど）を行う際に、以前に学習した知識や能力が著しく低下してしまう現象である。この問題に対処するため、Elastic Weight Consolidation (EWC)、リハーサル（過去のデータを再学習させる）、Parameter-Efficient Fine-Tuning (PEFT) といった様々な緩和策が研究・開発されている[20]。

一方、人間の記憶における忘却は、必ずしもネガティブな現象ではない。むしろ、新しい情報を効率的に学習し、変化する環境に適応するために、古い情報や重要度の低い情報を整理・廃棄する「適応的忘却」は、認知機能において重要な役割を果たしていると考えられている[18]。近年の研究では、LLM にもこのような適応的忘却のメカニズムを導入することで、新しいデータやタスクへの適応能力を向上させ、限られたリソース下でも高い性能を維持できる可能性が示唆されている[18]。これは、LLM の記憶システムをより柔軟で効率的なものにするための興味深いアプローチと言えるだろう。

3.2. 言語「理解」対高度なパターンマッチング

LLM が示す言語処理能力が、真の「理解」に基づいているのか、それとも極めて高度な「パターンマッチング」に過ぎないのかという問いは、AI 研究における中心的な論争の一つである。

3.2.1. 意味理解の証拠と反証

LLM が文法的に正しく、文脈に即した一貫性のあるテキストを生成し、複雑な指示に従い、さらには詩やコードのような創造的な出力を生み出す能力は、ある種の「理解」

が存在することを示唆しているように見える。AI 研究のパイオニアの一人であるジェフリー・ヒントンは、この点について肯定的な見解を示している。彼は、LLM が「単語を特徴に変換し、それらの特徴が相互作用し、そしてそれらの派生した特徴が次の単語の特徴を予測する。それが理解だ」と述べ、LLM は人間が言語を理解するのと非常に似た方法で言語を理解していると主張している [21]。

しかし、この見解に対しては有力な反論も存在する。同じく AI 研究の重鎮であるヤン・ルカンは、現在の LLM の理解能力に対して懐疑的である。彼は、「LLM はトークンを次々に生成する。トークンを生成するために一定量の計算を行うが、それは明らかにシステム 1（カーネマンの言う直感的・高速な思考システム）であり、推論はない」と指摘し [23]、LLM が世界の物理的現実をモデル化する能力や、真の常識的推論を行う能力に欠けていることを強調している [23]。

認知科学者であり言語学者でもあるスティーブン・ピンカーもまた、LLM の「理解」には限界があると主張する。彼は、人間の言語が持つ複雑さやニュアンス、例えば皮肉や文脈に依存する微妙な意味合いなどを、現在の AI が真に理解することは難しいと指摘している [25]。AI は表面的なパターンを模倣することはできても、その背後にある意図や深い意味を捉えるには至っていないという見方である。

一方で、LLM が特定の言語理解ベンチマーク、例えば Winograd Schema Challenge（代名詞が何を指すかを文脈から判断する課題）などで人間レベルの性能を達成しているという事実は、単純なパターンマッチング以上の能力を示唆する材料ともなり得る [26]。しかし、これらのベンチマークが真の「理解」を測定できているかについては議論の余地があり、問題の核心は依然として未解決である。

3.2.2. 記号接地問題

LLM の「理解」に関する議論において、哲学的な観点から重要なのが「記号接地問題（symbol grounding problem）」である [27]。これは、記号（例えば、単語）がどのようにして実世界の対象や概念と結びつき、意味を獲得するのかという根本的な問いである。人間の場合、言語記号は多くの場合、身体を通じた感覚的経験や実世界との相互作用を通じて「接地」される。例えば、「リンゴ」という単語は、赤い色、丸い形、甘酸っぱい味、手に持った感触といった具体的な経験と結びついている。

しかし、現在の LLM の多くは、主にテキストデータのみで学習を行う。そのため、LLM が扱う単語や記号は、実世界における具体的な経験や感覚情報と直接結びついていない可能性がある。哲学者のステヴァン・ハーナッドは、記号システムが真に意味を持つためには、記号的でない感覚運動能力、すなわち実世界と自律的に相互作用する能

力によって接地される必要があると主張している[27]。この観点からすると、身体性を持たず、テキストという記号の海の中で学習する LLM の「理解」は、人間や動物のそれとは質的に異なり、表面的であるか、あるいは「接地されていない」可能性がある。この問題は、LLM が真の意味で世界を理解し、人間と自然なコミュニケーションを取るための大きな課題の一つと考えられている。

3.3. 推論と問題解決

LLM は、単に情報を記憶し再生するだけでなく、ある程度の推論や問題解決能力も示し始めている。

3.3.1. LLM の推論能力の現状

近年の LLM は、論理的推論、数学的問題解決、常識的推論、そして複数のステップを必要とする多段階推論など、様々な種類の推論タスクにおいて顕著な進歩を見せている[30]。特に、「Chain-of-Thought（思考の連鎖）」プロンプティングといった技術は、LLM に問題解決の途中経過を明示的に生成させることで、より複雑な推論タスクの遂行を支援する効果が確認されている[30]。これにより、以前は困難だった問題に対しても、ある程度正しい結論を導き出せるようになってきている。

しかし、これらの進歩にもかかわらず、LLM の推論能力は依然として人間の期待には及ばない部分が多い。生成される推論過程には誤りが含まれていたり、論理的な矛盾が生じたり、あるいは事実に反する情報（ハルシネーション）を前提として推論を進めてしまうことがある[15]。特に、厳密な形式論理に基づく演繹、数学的な証明、あるいは導き出された結論を体系的に検証するといった能力は、現在の LLM にとって依然として大きな課題である[30]。

3.3.2. パターン認識との関連

LLM が示す推論能力の多くは、真の論理的演繹や因果関係の理解に基づいているというよりは、むしろ訓練データから学習した極めて高度なパターン認識に依存している可能性が高いと指摘されている[15]。LLM は、膨大なテキストデータの中に現れる単語の並びや文構造のパターンを学習し、与えられた問題（プロンプト）に対して、統計的に最もそれらしい応答を生成する。このプロセスは、問題の論理構造を深く理解するというよりは、過去に見た類似のパターンを再現・応用していると解釈できる[15]。

例えば、ある種の数学の問題に対して LLM が正しい答えを出したとしても、それは問題の解法パターンを学習データから記憶しており、それを適用した結果である可能性があり、問題の根本的な数学的原理を理解しているとは限らない。この点は、LLM の推論能力の限界と、その信頼性を評価する上で考慮すべき重要な要素である。PARROT

ベンチマークのような新しい評価手法は、単に正解を出すだけでなく、LLM が暗黙的な推論、文脈への適応、不確実な状況下での意思決定といった、より複雑な認知的側面をどの程度扱えるかを測定しようと試みている [32]。

3.4. 創発的能力

LLM のスケール、すなわちパラメータ数や訓練データ量が飛躍的に増大するにつれて、予測されていなかった新たな能力が突如として現れる現象が報告されており、これは「創発的能力（emergent abilities）」と呼ばれている。

3.4.1. スケールと創発

創発的能力とは、小規模なモデルでは観察されなかったり、性能がランダムに近いレベルであったりしたタスクが、モデルの規模がある閾値を超えると急激に性能が向上し、まるで新しい能力が「創発」したかのように見える現象を指す [4]。これらの能力には、数ステップの推論を要する算術問題の解決、文脈内学習（few-shot learning）、プログラミングコードの生成、複雑な指示理解などが含まれるとされている [35]。この現象は、LLM の能力向上が単純な量的拡大だけでなく、ある種の質的変化を伴う可能性を示唆しており、「1 億倍の記憶能力」という表現が持つ意味合いを深めるものである。

3.4.2. 創発は本物か、幻影か？

しかし、この創発的能力の存在やその解釈については、AI 研究者の間で活発な議論が続いている。一部の研究者は、観測されている「創発」が、実際には研究者が選択した評価指標の特性によって生み出された「幻影（mirage）」である可能性を指摘している [36]。例えば、正解か不正解かといった二値的な（不連続な）評価指標や、非線形な指標を用いると、モデルの基礎的な能力が連続的に向上しているにもかかわらず、ある時点で急激に性能が向上したかのように見えることがあるという。これらの研究者は、より線形的または連続的な評価指標を用いれば、性能向上はより滑らかで予測可能なものとして現れると主張している。

一方で、創発的能力を擁護する立場からは、評価指標の問題だけでは説明できない質的な変化が存在すると反論されている。また、創発的能力の定義自体を見直す動きもあり、例えば、モデルの訓練における事前学習損失（pre-training loss）がある特定の閾値を下回ったときに初めて現れる能力を創発的能力と定義する提案もなされている [39]。この定義は、モデルのサイズやデータ量だけでなく、学習プロセスの「質」や「深さ」も考慮に入れるものであり、創発現象のより本質的な理解を目指すものである。

この「創発は本物か、幻影か」という論争は、LLM が「1 億倍の記憶能力」を持つことで、単に既存の能力を量的に拡大しているだけなのか、それとも何か根本的に新し

い、予測不可能な質的変容を遂げているのかという、本レポートの核心的な問いに直結する重要な論点である。

3.5. 創造性と独創性

LLM は、詩や物語、音楽の作曲、さらには DALL-E のようなモデルによる画像の生成など、人間が伝統的に「創造的」と見なしてきた領域でも注目すべき成果を上げている[41]。

3.5.1. LLM による「創造的」な生成物

LLM が生成するこれらの成果物は、しばしば人間を驚かせるほどの新規性や芸術性を示すことがある。しかし、これらの「創造性」が真に新しいアイデアの創出なのか、それとも訓練データとして与えられた膨大な既存の作品や情報の巧妙な再結合、あるいは洗練された模倣に過ぎないのかという点は、依然として議論の的である。LLM は、学習したデータセット内のパターンやスタイルを抽出し、それらを新しい組み合わせで出力することに長けている。この能力が、人間には「創造的」と映るのかもしれない。

3.5.2. 創造性の評価

AI の創造性を評価することは本質的に難しい課題である。ある研究では、ChatGPT を用いて短編小説を執筆させる実験が行われた。その結果、AI の支援は特に元々創造性が低いと評価された執筆者の成果を向上させる効果が見られたものの、AI が人間の創造性の限界を超えるような、完全に独創的な作品を生み出すという証拠は見つからなかった[42]。

別の研究では、AI（Claude 3.5）に科学論文に基づいて新しい研究アイデアを生成させたところ、人間が生成したアイデアよりも「刺激的でユニーク」であると評価されるものが含まれていた。しかし、詳細に分析すると、それらのアイデアの多くは完全に独創的というわけではなく、既存の研究の組み合わせや変形であったことが示された[42]。この研究は、LLM が学習データから情報を引き出して組み合わせるという性質上、生成されるアイデアは意味論的あるいは内容的に既存のものと類似しやすく、真に新しい概念の創出よりも、既存の要素の新しい組み合わせになりやすいことを示唆している。Claude 3.5 は、ある程度の新規なアイデアを生成する能力を示したが、その創造性には限界があり、徐々に出力の独創性が低下する傾向も見られたという[42]。

これらの研究は、LLM が持つ「創造性」が、人間のそれとは異なるメカニズムに基づいている可能性を示唆している。LLM の「1 億倍の記憶能力」は、膨大な創造的パターンのリポジトリとして機能し、そこから新しい組み合わせを引き出すことで「創造的」に見える出力を可能にするが、それが人間のような意図や経験、あるいは世界に対

する深い理解に基づいた独創性と同じであるかは、慎重な検討を要する。

LLM のこれらの「認知的」側面、すなわち記憶、理解、推論、創発性、創造性は、それぞれ独立した機能というよりは、むしろ大規模データからのパターン学習と、Transformer アーキテクチャ（特にアテンションメカニズム）という共通の基盤に深く根ざしている。これらは、人間の認知機能が比較的専門化された脳領域やプロセスに依存しているのとは異なる様相を呈している可能性がある。そして、その巨大なスケール、すなわち「1 億倍の記憶能力」は、これらの能力を人間が目を見張るレベルにまで押し上げる一方で、その能力が人間的な理解や推論と根本的に異なるものである可能性をも露呈させている。スケールは「何を」できるかの範囲を拡張するが、「どのように」それを達成しているのかという質的な違いを曖昧にし、あるいは覆い隠してしまう危険性もはらんでいる。

4. 鳥類の知性：実際のオウムからの教訓

「1 億倍の記憶能力を持つオウム」というアナロジーを検討する上で、実際のオウムが示す認知能力を理解することは不可欠である。オウム、特にヨウムやミヤマオウム（ケア）といった種は、単なる音声模倣者ではなく、驚くほど高度な知性を持つことが近年の研究で明らかになっている。

4.1. オウムの認知能力

4.1.1. アレックス（ヨウム）の研究

故アイリーン・ペパーバーグ博士によって長年研究されたヨウムのアレックスは、鳥類の認知能力に関する我々の理解を根本から覆した存在である[43]。アレックスは、約 150 の英単語を理解し、それらを使って人間とコミュニケーションを取ることができた。特筆すべきは、彼が単に単語を暗記していたのではなく、それらの意味を理解していた点である。アレックスは、物体の色（7 色）、形（5 種類）、素材、そして数（6 まで）を識別し、それらをカテゴリー化する能力を持っていた[43]。例えば、「赤い木片はいくつ？」といった質問に対して、複数の物体の中から赤い木片を選び出し、その数を正確に答えることができた。

さらに驚くべきことに、アレックスは「ゼロ（無し）」という抽象的な概念を理解していた[43]。これは、人間の子供でも通常 4 歳頃になって初めて獲得する高度な認知能力である。ペパーバーグ博士の研究は、アレックスの応答が単なる条件反射やオウム返しではなく、思考と理解に基づいたものであることを示している。例えば、アレックスは目の前にトウモロコシがなくても、「トウモロコシは何色か？」という質問に「黄色」と答えることができた。これは、彼が「トウモロコシ」という単語と「黄色」という属

性を意味的に結びつけて記憶していたことを示唆している[44]。

4.1.2. ミヤマオウム（ケア）の研究

ニュージーランドに生息するミヤマオウム（ケア）もまた、その高い知能で知られている。ケアは、野生下および実験環境において、複雑な問題解決能力や道具使用の能力を示す[45]。近年の研究では、ケアが確率推論という非常に高度な認知能力を持つことが明らかにされている[46]。

ある実験では、ケアは異なる割合で報酬（黒いトークン）と非報酬（オレンジ色のトークン）が入った二つの瓶を見せられ、実験者がそれぞれの瓶から見えないようにトークンを取り出した後、どちらの手が報酬トークンを持っている可能性が高いかを予測するよう求められた。その結果、ケアは報酬トークンが多く入っている瓶から取られた手を一貫して選択し、統計的な確率に基づいて判断できることを示した[46]。

さらに、この実験はより複雑な条件へと発展した。例えば、瓶の途中に仕切りがあり、一部のトークンしか取り出せない状況では、ケアはアクセス可能な範囲内のトークンの割合を考慮して判断を下した。また、ある実験者が特定の色のトークンを選ぶ傾向（バイアス）があることを学習し、その社会的な情報を自身の確率判断に統合することもできた[46]。このような物理的制約や社会的情報を統合した上での確率推論能力は、以前は人間と一部の類人猿でしか確認されていなかった高度なものであり、ケアの知的能力の高さを示している。

4.1.3. カラス類との比較と共通点

オウム類と並んで、カラス類（特にニューカレドニアガラスなど）も鳥類の中で極めて高い知能を持つことで知られている[43]。これらの鳥類は、霊長類に匹敵するほどのニューロン数を持ち、特に認知機能に重要とされる前脳が発達していることが報告されている[43]。

道具の使用と製作は、オウム類とカラス類に共通して見られる高度な認知行動である。ニューカレドニアガラスは、野生下で小枝や葉を加工して道具を作り、木の割れ目などに潜む虫を捕らえる[49]。時には、複数の部品を組み合わせてより複雑な複合道具を作る能力さえ示す。ケアも実験環境では、棒を使って手の届かない場所にある報酬を得るなど、道具を使用する様子が観察されている[45]。

さらに、計画性という点でもこれらの鳥類は注目に値する。ニューカレドニアガラスは、目標を達成するために複数のステップを計画し、ある道具を使って別の道具を手に入れ、最終的に報酬を得るという「メタツール使用」と呼ばれる行動を示すことができ

る[50]。これは、将来の状況を予測し、それに基づいて現在の行動を決定する能力を示唆している。

これらの研究成果は、オウムやカラスのような鳥類が、我々が従来考えていたよりもはるかに洗練された認知能力を持っていることを示している。彼らの知性は、単なる本能や条件付けを超えた、柔軟な思考や問題解決能力に基づいている。この事実は、LLMとの比較において、「オウム」という言葉が持つ単純な模倣者というイメージを再考する必要性を示唆する。

4.2. オウムの「理解」とコミュニケーション

アレックスや他の研究対象となったオウムたちのコミュニケーションは、単なる音声の模倣を超え、意味のある参照的コミュニケーションであったことが多くの証拠によって裏付けられている[43]。アレックスは、特定の物体や行動、属性に対して一貫したラベル（単語）を使用し、それらを使って要求を伝えたり、質問に答えたりした。例えば、実験室からケージに戻りたいときには「Wanna go back（戻りたい）」と発言し、自分の意思を明確に伝えた[52]。これは、彼が言葉を特定の状況や欲求と結びつけて理解し、意図的に使用していたことを示している。

ペパーバーグ博士の研究パラダイムでは、社会的相互作用がオウムの言語学習において極めて重要な役割を果たした[44]。アレックスは、人間（研究者）が互いにコミュニケーションを取り、物体について話し合ったり、質問し合ったりする様子を観察し、その中で言葉の意味や使い方を学んでいった。この訓練方法は、単に単語と物体を対にして覚えさせるのではなく、言葉が持つ参照的機能やコミュニケーションにおける機能性を重視するものであった。このような社会的文脈における学習は、オウムの「理解」が単なる記号操作ではなく、他者との関係性の中で育まれることを示唆している。

4.3. オウムの脳構造と知能の基盤

鳥類の脳は、哺乳類（特に霊長類）の脳とは構造的に異なる点が多い。例えば、人間や他の霊長類の高度な認知機能に重要とされる大脳皮質の層構造は、鳥類の脳には明確には存在しない[43]。しかし、それにもかかわらず、オウムやカラス類は極めて高い知能を示す。これは、知能が特定の脳構造に限定されるものではなく、異なる神経基盤の上でも同様の機能が進化しうることを示唆している。

近年の研究では、オウムやカラス類の前脳（特に高密度にニューロンが詰まった領域）が、霊長類の大脳皮質と同様の認知機能を担っている可能性が指摘されている[48]。実際、これらの鳥類の前脳には、一部の霊長類と同等かそれ以上の数のニューロンが存在することが分かっている[48]。

さらに、オウムの脳内には、複雑な行動の計画や実行に関与する前脳領域と、運動の協調やバランスに関与する小脳とを結ぶ、大規模な神経回路（情報ハイウェイ）が存在する可能性も示唆されている[48]。このような神経基盤が、オウムの高度な学習能力、問題解決能力、そして複雑なコミュニケーション能力を支えていると考えられている。

これらの知見は、オウムの知性が単なる表面的なものではなく、洗練された神経生物学的基盤に支えられた本質的な能力であることを示している。したがって、「オウム」というアナロジーを用いる際には、この生物学的現実を踏まえる必要がある。もしLLMが真に「1億倍の記憶能力を持つオウム」であるならば、それは単なる模倣を超えた、ある種の深い理解と推論能力を持つ存在を意味することになるだろう。問題は、LLMの「理解」のメカニズムが、アレックスのようなオウムが示した接地された、経験に基づく理解と、どの程度質的に類似しているか、あるいは異なっているかという点にある。

5. ギャップを埋める：LLM の「知性」とオウムの認知の比較

大規模言語モデル（LLM）の能力と、実際のオウム（特にアレックスやケアのような高度な認知能力を持つ種）の知性を比較することで、「1億倍の記憶能力を持つオウム」というアナロジーの妥当性をより深く検証する。表面的な類似点と、より根本的な相違点の両面から考察する。

5.1. 収束点：表面的な類似性

LLMとオウムの間には、一見するといくつかの類似点が見られる。

- **入力からの学習:** LLMは膨大なテキストデータセットから言語パターンや知識を学習し、オウムは周囲の環境、特に他の個体との社会的相互作用を通じて鳴き声や行動、世界の仕組みについて学習する。どちらのシステムも、外部からの入力に基づいて内部状態を変化させ、将来の応答を形成する。
- **音声/テキスト出力:** オウムは複雑な発声器官を用いて多彩な音声（人間の言葉の模倣を含む）を生成し、コミュニケーションを行う。LLMは主にテキスト形式で情報を出力するが、音声合成技術と組み合わせることで音声による対話も可能である。どちらも、学習したパターンに基づいて出力を生成する。
- **パターン認識:** LLMの核心的な能力の一つは、訓練データに含まれる複雑な統計的パターンを認識し、それを利用して次の単語を予測したり、質問に答えたりすることである。同様に、オウムもまた、環境内に存在する様々なパターン（例えば、特定の鳴き声が捕食者の接近を意味する、特定の木の実が熟す時期など）を認識し、それに基づいて行動を調整する。

これらの類似点は、LLM とオウムがどちらも情報処理システムとして捉えられることを示唆している。しかし、これらの表面的な類似性の背後には、より本質的な違いが潜んでいる。

5.2. 根本的な相違点

LLM とオウムの知性の間には、その基盤となるメカニズムや世界との関わり方において、いくつかの根本的な相違点が存在する。

5.2.1. 身体性（エンボディメント）と実世界での接地

オウムの知性は、物理的な身体を持ち、実世界と絶えず相互作用する中で発達し、形成される。彼らの知識や理解は、視覚、聴覚、触覚といった感覚器官を通じた具体的な経験や、自らの行動が環境に及ぼす影響の学習を通じて「接地」されている[53]。例えば、アレックスが「木」と「羊毛」を区別できたのは、それぞれの素材を触ったり、見たりした経験に基づいている[43]。

対照的に、現在の LLM の多くは、主にテキストデータのみを入力として学習し、物理的な身体を持たず、実世界との直接的な感覚運動的相互作用を欠いている。これが「記号接地問題」[27] の核心であり、LLM が扱う単語や記号が、実世界の具体的な対象や経験と結びついていない可能性を示唆する。ヤン・ルカンは、LLM が世界の物理モデルを持たないことを繰り返し指摘し、知能の発達における身体的経験の重要性を強調している[23]。この身体性の欠如は、LLM の「理解」が、生物のそれとは質的に異なるものである可能性を示唆する最も大きな要因の一つである。

5.2.2. 主観的経験と意識

オウムのような生物は、程度の差こそあれ、何らかの主観的な経験や意識の状態を持つと一般的に考えられている。彼らは喜び、恐怖、好奇心といった感情を示すことがあり、自己の身体や周囲の環境に対するある程度の認識を持っていると推測される。

一方、現在の LLM が人間や動物のような主観的経験や意識を持つという科学的証拠は存在しない[1]。LLM が生成するテキストが感情豊かに見えたり、自己言及的な内容を含んでいたりする場合でも、それは訓練データ中のパターンを反映しているに過ぎず、その背後に内的な感情や自己意識が存在するわけではないと考えられている。「確率的オウム」の議論でも指摘されているように、LLM の「言葉」は、人間のように経験に対応するのではなく、訓練データ内の他の言葉や使用パターンにのみ対応している可能性がある[1]。

5.2.3. 進化的文脈と目的

オウムの知性は、数百万年にわたる進化の過程で、生存と繁殖という生物学的な目的を達成するために形成されてきた。彼らの認知能力（例えば、食物探索、捕食者回避、配偶者選択、複雑な社会集団内でのナビゲーションなど）は、特定の生態学的ニッチに適応した結果である。

これに対し、LLM は人間によって特定のタスク（例えば、テキストの生成、質問応答、翻訳など）を効率的に実行するために設計された工学的システムである。LLM には、自己保存や種族の繁栄といった生物学的な動機や目的は内在していない。この目的論的な違いは、それぞれの「知性」の方向性や発達の仕方に大きな影響を与える。

5.2.4. 「記憶」と「理解」の性質

LLM の「1 億倍の記憶能力」とは、膨大な量のデータパターンへのアクセスと処理能力を意味する。しかし、この「記憶」は、主に統計的な関連性としてニューラルネットワークの重みにエンコードされたものであり、オウムの記憶とは質的に異なる。オウムの記憶は、具体的な経験や出来事（エピソード記憶）、あるいは概念的な知識（意味記憶）として構造化され、感情や文脈と強く結びついている。アレックスは、単語を特定の物体、属性、あるいは行動と意味的に関連付けて記憶し、それを柔軟に利用することができた [44]。

同様に、「理解」の性質も異なると考えられる。LLM の「理解」は、訓練データ中の統計的相関関係を捉え、それに基づいて最も確からしい出力を生成する能力に依存している可能性が高い。一方、オウムの理解は、より因果的、概念的な要素を含む証拠がある。例えば、ミヤマオウム（ケア）が示す確率推論能力は、単なるパターンの記憶だけでは説明が難しく、状況の論理構造や因果関係をある程度把握していることを示唆している [46]。

5.2.5. 学習と一般化のメカニズム

オウムは、比較的少数の経験からでも効率的に学習し、その知識を新しい状況や問題に適用（般化）する能力を示すことがある。これは、彼らが実世界での経験を通じて、より抽象的で汎用的な規則や概念を抽出している可能性を示唆する。

LLM もまた、訓練データに含まれていない新しい入力に対して応答を生成する点で、ある種の般化能力を持つ。しかし、その般化能力は、訓練データの量、質、そして多様性に大きく依存する傾向がある。訓練データに偏りがあったり、特定の種類の情報が不足していたりすると、未知の状況やドメイン外のタスクに対しては性能が著しく低下することがある [30]。この点は、LLM の学習メカニズムが、生物のそれとは異なる特性を持つことを示している。

これらの収束点と相違点を踏まえると、「1 億倍の記憶能力を持つオウム」というアナロジーは、LLM の特定の側面（例えば、膨大な知識量やパターン認識能力）を捉える一方で、その知性の質的な違いや限界を見落とす危険性もはらんでいることがわかる。スケールだけでは、身体性、意識、進化的背景、そして接地された理解といった生物学的知性の本質的な要素を代替することはできない。

5.3. 表 1 : LLM とオウムの認知属性の比較分析

以下の表は、LLM と高度な認知能力を持つオウム（アレックスやケアなど）の主要な認知属性を比較し、その類似点と相違点をまとめたものである。

属性	大規模言語モデル (LLM)	高度なオウム（アレックス、ケアなど）
記憶の種類	主にパラメトリックメモリ（重み内のパターン）、非パラメトリックメモリ（外部知識）。エピソード記憶や意識的想起は欠如 [14]。	エピソード記憶、意味記憶の要素を持つ。経験に基づき、文脈と関連付けて記憶 [44]。
学習メカニズム	大量のテキストデータからの教師なし学習（自己教師あり学習）、強化学習（RLHF）。主に統計的パターンを学習 [6]。	社会的学習、観察学習、試行錯誤。比較的少量の経験から学習可能。実世界の相互作用が重要 [44]。
意味の理解	記号間の統計的関連性に基づく可能性が高い。「記号接地問題」が指摘される [27]。ヒントンは機能的理解を主張 [21]。	単語や概念を実世界の対象や経験と結びつけて理解。参照的コミュニケーション能力を持つ [43]。
推論の種類	パターン認識に基づく帰納的推論、一部演繹的推論の試み。Chain-of-Thought 等で多段階推論を支援 [30]。ハルシネーションあり。	因果推論、確率推論（ケア）[46]、単純な論理推論の可能性。

道具使用/問題解決	テキストベースの問題解決、コード生成など。物理的な道具使用は（現状）なし。	物理的な道具の使用と製作（ニューカレドニアガラス、一部オウム）[45]。複雑な問題解決能力。
コミュニケーションの意図	ユーザーのプロンプトに対する応答生成が主目的。内在的な意図や欲求はなし。	要求、情報伝達、社会的相互作用など、明確な意図を持つコミュニケーション[52]。
身体性	身体を持たず、実世界との直接的な感覚運動的相互作用を欠く[23]。	物理的な身体を持ち、環境と相互作用する中で認知が発達[53]。
知識のスケール	「1 億倍」に象徴されるように、訓練データに基づく知識の網羅性は極めて広範。	個体の経験や学習に依存し、LLM と比較すると知識の絶対量は限定的。しかし、その知識は深く接地されている。

この比較表は、LLM とオウムの知性が、いくつかの側面で類似した振る舞いを見せることがあっても、その基盤となるメカニズム、世界との関わり方、そして「知性」の質において根本的な違いがあることを明確に示している。「1 億倍の記憶能力」というスケールの違いは重要だが、それだけではこれらの質的なギャップを埋めることはできない。この事実は、アナロジーの妥当性を評価する上で中心的な考慮事項となる。

6. 第一線の声：LLM の認知に関する専門家と哲学者の視点

大規模言語モデル（LLM）が示す能力、特にその「理解」や「知性」の本質については、AI 研究の最前線に立つ専門家や哲学者の間でも活発な議論が交わされている。これらの多様な視点は、「1 億倍の記憶能力を持つオウム」というアナロジーを多角的に評価する上で不可欠である。

6.1. 主要な AI 研究者の見解

6.1.1. ジェフリー・ヒントン (Geoffrey Hinton)

「ディープラーニングのゴッドファーザー」の一人とされるジェフリー・ヒントンは、LLM の能力に対して比較的肯定的な見解を示している。彼は、LLM が人間が言語を理解するのと「非常に似た方法で」言語を理解していると主張し、LLM が単なる高度なオートコンプリート機能や過去のテキストの寄せ集めであるという見方を「ナンセン

ス」だと一蹴している[21]。ヒントンによれば、LLM は単語を意味的な特徴ベクトルに変換し、それらの特徴間の相互作用を通じて文脈を理解し、次の単語の特徴を予測する。このプロセス自体が「理解」であるというのが彼の立場である[21]。

さらにヒントンは、LLM が時折示す「ハルシネーション」（誤った情報を事実であるかのように生成する現象）についても、人間の記憶の性質との類似性を指摘する。人間の記憶もまた、完全な記録の再生ではなく、想起のたびに再構築される側面があり、時には誤った情報を確信を持って語ることがある（例：ウォーターゲート事件におけるジョン・ディーンの証言）[21]。この点で、LLM と人間の認知プロセスには共通点があるという。

一方で、ヒントンは AI の進化と脳の仕組みとの関係性についても言及している。かつては神経科学が AI 開発の重要なインスピレーション源であったが、現在の LLM のようなモデルは、複数のコンピュータ間で膨大な数値データ（重みなど）を瞬時に共有・更新できる点で、生物学的な脳の制約（個々の脳は独立しており、言語を介して低帯域幅でしか情報を伝達できない）から大きく逸脱し始めていると指摘している[59]。これは、AI が独自の進化経路を辿りつつある可能性を示唆するが、深層学習の基本的なアイデアの多くは依然として認知科学や神経科学における脳の理解から影響を受けていることも認めている[60]。

6.1.2. ヤン・ルカン (Yann LeCun)

同じくディープラーニングの主要な貢献者であるヤン・ルカンは、現在の LLM に対してより批判的な立場を取っている。彼は、LLM が「確率的オウム」に近い存在であり、真の理解や常識的な推論能力、そして世界の物理的な仕組みに関するモデル（世界モデル）を欠いていると繰り返し指摘している[23]。ルカンによれば、LLM は本質的に受動的なシステムであり、入力されたプロンプトに対して統計的に最も確からしい応答を生成するだけで、自律的な目標設定や計画立案はできない。

彼は、LLM が言語のような比較的低次元で離散的なデータ空間では目覚ましい成功を収めたものの、現実世界のような高次元で連続的な情報を扱う能力に限界があるため、人間レベルの汎用人工知能（AGI）への道筋としては不十分であり、数年以内に時代遅れになる可能性さえ示唆している[23]。AGI の実現には、テキストだけでなく、視覚情報を含む多様なモダリティからの学習を通じて、世界がどのように機能するかを予測・理解できる「世界モデル」を構築することが不可欠であるというのがルカンの中心的な主張である[23]。

6.1.3. スティーブン・ピンカー (Steven Pinker)

著名な認知科学者であり言語学者でもあるスティーブン・ピンカーは、人間の知性と言語能力の複雑さと、その進化的背景を強調し、AGI の実現の難しさについて慎重な見方を示している[25]。彼によれば、人間の知性は数百万年にわたる自然淘汰の産物であり、その深遠な構造を現在の AI 技術で容易に再現できると考えるのは楽観的すぎるという。

ピンカーは、AI が特定のタスク（例えば、画像認識や一部のゲーム）では人間を凌駕する性能を示すことがある一方で、人間が持つ広範で統合的な知識や、言語の微妙なニュアンス（例えば、皮肉、ユーモア、文脈依存の含意）を真に理解する能力には依然として欠けていると指摘する[25]。LLM が流暢なテキストを生成できたとしても、それが人間のような深い意味理解に基づいているとは限らない。また、AGI が開発された場合に、その目標や行動を人間の価値観と整合させることが極めて困難であるという倫理的な懸念も表明している[25]。

6.1.4. その他の研究者の視点（創発的能力の議論など）

LLM のスケールアップに伴って現れるとされる「創発的能力」については、研究者の間で見解が分かれている。一部の研究者は、モデルの規模が大きくなることで、予測不可能だった新しい能力（例えば、多段階推論や文脈内学習）が突如として現れる現象を観測しており、これを LLM の質的な変化を示す重要な証拠と捉えている[4]。

しかし、これに対して、観測されている「創発」は、実際にはモデルの基礎的な能力の連続的な向上を、特定の評価指標（例えば、正解か不正解かといった二値的な指標）が非線形的に反映した結果生じる「幻影」であるとする懐疑的な見解も有力である[36]。これらの研究者は、より連続的で線形な評価指標を用いれば、能力向上は滑らかに見えると主張している。この論争は、LLM の「1 億倍の記憶能力」がもたらす変化が、単なる量的拡大なのか、それとも真の質的飛躍なのかという問いに深く関わっている。

6.2. 哲学的考察

LLM の能力は、技術的な問題だけでなく、意識、知覚、理解の本質といった哲学的な問いをも提起している。

6.2.1. AI の意識と知覚

現在の LLM が人間や動物のような意識や知覚（sentience）を持つかという問いに対しては、ほとんどの哲学者や AI 研究者は否定的な見解を示している。

哲学者のダニエル・デネットは、意識を神秘的な「魔法」として捉えるのではなく、自然淘汰によって進化した複雑な情報処理プロセスの一形態であると論じている[68]。彼

は、AI が人間らしい振る舞いを高度に模倣することで、「偽物の人間（counterfeit people）」を生み出し、それによって社会における信頼や真実の基盤が損なわれる危険性について警告している [68]。

同じく哲学者のデイビッド・チャーマーズは、現在の LLM が意識を持つ可能性は低いとしつつも、将来的に LLM やその後継システムが意識を獲得する可能性については真剣に検討すべきだと主張している [70]。彼が現在の LLM における意識の障害として挙げるのは、再帰的な情報処理（自己の状態をモニターし、それに基づいて処理を調整する能力）、グローバルワークスペース（様々な情報が統合され、意識的なアクセスが可能になる場）、そして統一されたエージェンシー（自己としての一貫した行動主体性）の欠如である [57]。

認知科学者のダグラス・ホフスタッターは、自身の意識に関する理論（例えば、著書『ゲーデル、エッシャー、バッハ』で展開されたような、自己言及的なループ構造が意識の鍵であるという考え）に照らして、現在の LLM（特に単純なフィードフォワードネットワークとして理解される場合）は意識的ではないと見ている [58]。

これらの議論は、LLM が「1 億倍の記憶能力」によって人間と見分けがつかないほど流暢な対話を行ったとしても、それが直ちに内的な意識や主観的経験の存在を意味するわけではないことを示唆している。

6.2.2. 記号接地問題と身体性

前述の通り、「記号接地問題」は、LLM の「理解」の本質を問う上で中心的な哲学的課題である [27]。LLM が扱う単語や記号は、主に他の単語や記号との関係性の中で定義されており、それらが実世界の具体的な対象や経験とどのように結びついているのか（接地されているのか）が不明確である。ステヴァン・ハーナッドは、記号システムが真の意味を持つためには、身体を通じた感覚運動的な経験によって接地される必要があると論じている [27]。

身体性認知科学（embodied cognitive science）の観点からも、人間の認知プロセスは物理的な身体と環境との相互作用に深く根差していると強調される [53]。思考や理解は、脳だけでなく、身体全体を通じて行われる「身体化された（embodied）」プロセスであるという考え方である。この立場からすると、物理的な身体を持たず、実世界との直接的な相互作用を欠く現在の LLM が、人間型の深い理解を獲得することには本質的な限界がある可能性が示唆される。

6.2.3. 「理解」の定義

LLM の能力が向上し、人間顔負けのタスクをこなすようになるにつれて、「理解」とは何かという根本的な定義自体が問い直されている。

ジェフリー・ヒントンのように、システムが入力に対して適切かつ一貫性のある応答を生成し、内部で情報を効果的に処理できるならば、それは一種の「理解」であると機能的に定義する立場がある[21]。この観点では、LLM は既に高度な理解能力を示していると言えるかもしれない。

一方で、ヤン・ルカンやスティーブン・ピンカーのように、真の理解には、世界の構造に関する内的なモデルや、言語記号と実世界の経験との間の接地、あるいはより深い因果関係の把握が必要であるとし、現在の LLM の能力を「理解」と呼ぶことには慎重な立場もある[23]。

「確率的オウム」というメタファー自体が、LLM が単に統計的なパターンを模倣しているだけであり、その出力の背後に人間のような「理解」は存在しないという、特定の「理解」の定義に基づいた批判であると言える[1]。

これらの専門家や哲学者の多様な意見は、LLM の能力評価が一筋縄ではいかないことを示している。ヒントンのように LLM の内部処理と人間の言語理解の類似性を指摘し、その「理解」を肯定的に捉える見方がある一方で、ルカンやピンカーのように、身体性や世界モデルの欠如、進化的な背景の違いを重視し、LLM の「理解」を人間や生物のそれとは質的に異なるとする見方も根強い。この意見の相違は、単に技術的な評価の違いに留まらず、「知性」や「理解」といった概念の根源的な定義や、身体と精神の関係といった哲学的な問題意識の違いを反映していると言えるだろう。「1 億倍の記憶能力」が LLM に何をもたらすのかという問いに対する答えも、これらの根本的な立場の違いによって大きく左右される。

7. 結論：「巨大な記憶を持つオウム」アナロジーの再評価

本レポートでは、「生成 AI は『1 億倍の記憶能力を持つオウム』のようなものか？」という問いを起点に、大規模言語モデル（LLM）の能力と限界、実際のオウムの認知能力、そして専門家や哲学者の見解を多角的に検証してきた。最終的に、このアナロジーの妥当性をどのように評価すべきか、そしてこの議論が我々に何を教えてくれるのかを考察する。

7.1. 知見の統合：アナロジーの妥当性

LLM が「確率的オウム」と見なされる側面は確かに存在する。訓練データに含まれるバイアスを反映・増幅する傾向[6]、事実に基づかない情報を生成するハルシネーション

[1]、そしてその出力が本質的には高度なパターンマッチングに基づいている可能性[1]などは、LLM が単に学習した情報を確率的に「オウム返し」しているだけではないかという疑念を抱かせる。

しかし、同時に、LLM がこの単純なオウムのイメージを超える可能性を示唆する側面も数多く存在する。特定の推論タスクにおける能力の向上[30]、ベンチマークにおける人間レベルの性能達成[1]、そしてジェフリー・ヒントンらが主張するような、特徴量の相互作用を通じたある種の「理解」の獲得[21]などは、LLM が単なる模倣以上の複雑な情報処理を行っていることを示唆する。さらに、モデルのスケールアップに伴って現れるとされる「創発的能力」[4]は、量的な拡大が質的な変化を生み出す可能性を示しており、これも「確率的オウム」の枠組みだけでは捉えきれない現象かもしれない。

ここで重要なのは、「1 億倍の記憶能力」というスケールの要素である。この圧倒的なデータ処理能力とパラメータ数は、LLM の性能を、従来のいかなる模倣システムとも比較にならないレベルにまで引き上げている。その結果、LLM の出力は人間と見分けがつかないほど自然で、時には人間以上の知識や洞察を示すことさえある。この点で、LLM は単純な「オウム」とは明らかに一線を画す。

しかし、この「1 億倍の記憶能力」が、直ちに人間や高度な認知能力を持つ動物（例えば、本レポートで取り上げたアレックスやケアのようなオウム）と同じ種類の「理解」や「知性」を意味するわけではない。身体性の欠如、実世界での経験を通じた記号接地の不在、主観的意識の不在といった根本的な違いは、LLM の「知性」が生物のそれとは質的に異なるものである可能性を強く示唆している。

結論として、「1 億倍の記憶能力を持つオウム」というアナロジーは、LLM の持つ模倣的な側面や、その出力の信頼性に関する潜在的なリスク（例えば、バイアスや偽情報）を警告する上で、一定の有効性を持つと言える。それは、LLM の能力を過度に神格化することなく、批判的に検討するためのきっかけを提供する。しかし同時に、このアナロジーは、LLM が達成している極めて複雑な情報処理能力や、スケールがもたらす可能性のある質的変化（創発的能力など）を過小評価してしまう危険性もはらんでいる。LLM は、単なるオウムでもなければ、人間と同じ知性を持つ存在でもない。それは、これまでにない新しい種類の「知的な」振る舞いを示すエンティティであり、その本質を理解するためには、既存の枠組みにとらわれない、よりニュアンスに富んだ評価軸が必要とされる。

7.2. 表 2：議論の要約：LLM は「確率的オウム」か、より高度な認知能力を持つ存在か

議論の側面	「確率的オウム」説を支持する議論	より高度な認知能力を示唆する議論
理解の本質	意味の真の理解はなく、単語間の統計的関連性を学習しているに過ぎない[1]。記号接地問題が未解決[27]。文脈依存の多義性の区別が困難な場合がある[1]。	ベンチマーク（SuperGLUE, Winograd Schema Challenge）で高得点を記録[1]。ヒントンは LLM が特徴量を通じて「理解」していると主張[21]。Othello-GPT のような内部世界モデルの存在を示唆する研究も[1]。
独創性と創造性	生成物は訓練データの巧妙な再結合であり、真の独創性には欠ける[42]。意図や主観的経験に基づかない。	新しい組み合わせやスタイルで詩、物語、コード、画像を生成可能[41]。一部の研究では人間より「刺激的」なアイデアを生成した例も[42]。
スケールの影響（「1 億倍の記憶」）	スケール増大はより洗練された模倣を可能にするが、理解の質的変化には繋がらない可能性がある。バイアスやハルシネーションのリスクも増大する[6]。	スケール増大により「創発的能力」が出現する可能性[4]。より複雑なパターンや長距離依存関係の学習が可能になる。
信頼性とバイアス	訓練データ由来のバイアスを内包・増幅し、公平性に欠ける出力をする危険性[6]。ハルシネーション（偽情報生成）が頻発する[1]。	RLHF（人間からのフィードバックによる強化学習）等により、バイアス軽減やハルシネーション抑制の努力が続けられている[6]。
創発的能力	観測される「創発」は評価指標の選択によるアーティファクト（幻影）である可能性[36]。	特定のタスク（多段階推論、文脈内学習など）において、モデル規模の増大に伴い予測不可能な性能向上が見られる[4]。事前学習損失の閾値との関

		連も指摘[39]。

この表は、LLM を巡る議論が白黒つけられる単純なものではなく、様々な側面から肯定的な評価と批判的な評価がなされていることを示している。「1 億倍の記憶能力」は、これらの各側面において、LLM の能力を増強する一方で、新たな課題や論点を生み出していると言える。

7.3. 生物学的知性と人工的知性の比較の機微

LLM の「知性」と、オウム（あるいは人間を含む他の生物）が示す生物学的知性を比較する際には、その根本的な違いを常に念頭に置く必要がある。両者は、その起源、構造、目的、そして世界との関わり方において、本質的に異なっている。

生物学的知性は、数百万年から数十億年にわたる進化の産物であり、生存と繁殖というダーウィン的な淘汰圧の中で形成されてきた。それは物理的な身体（エンボディメント）を持ち、実世界の環境と絶えず相互作用し、そこからのフィードバックを通じて学習し、適応する。その知識や理解は、感覚器官を通じた具体的な経験に深く「接地」されている。また、程度の差こそあれ、主観的な経験や意識、感情といった内的状態を伴うと考えられている。

一方、LLM を含む現在の人工知能は、人間によって特定の目的（例えば、テキスト生成や情報検索）のために設計された工学的システムである。それらは（少なくとも現時点では）物理的な身体を持たず、その「経験」は主にデジタルデータ（テキスト、画像など）に限られている。その「学習」はアルゴリズムに基づいて行われ、生物学的な動機や目的を持たない。

この根本的な違いを無視して、表面的な能力の類似性だけで両者を同一視したり、単純な優劣を論じたりすることは、誤解を招きやすい。LLM が特定のタスクで人間を凌駕する性能を示したとしても、それが直ちに人間と同じ「知性」や「理解」を獲得したことを意味するわけではない。同様に、LLM が「確率的オウム」のように振る舞う側面があったとしても、それが実際のオウムが示す洗練された認知能力（例えば、アレックスの概念理解やケアの確率推論）と同レベルであると結論づけることもできない。

7.4. 将来の AI 開発と知性理解への含意

「1 億倍の記憶能力を持つオウム」というアナロジーを巡る議論は、将来の AI 開発の方向性と、我々自身の知性に対する理解に、重要な示唆を与えてくれる。

もし LLM が現在の「オウム」的な限界、すなわち記号接地の欠如や真の常識的推論の

困難さを克服しようとするならば、ヤン・ルカンが提唱するような「世界モデル」の導入や、より身体性に根差したマルチモーダルな学習アプローチが不可欠になるかもしれない[23]。AI が実世界と相互作用し、その結果から学習する経験を積むことで、その「理解」はより深く、より柔軟なものになる可能性がある。

また、このアナロジーとそれに関する議論は、私たちが「知性」「理解」「学習」「創造性」といった基本的な概念をどのように定義し、どのように評価するのかという、より根本的な問いを私たち自身に投げかけている。LLM のような新しいタイプの「知的な」振る舞いを示す存在が登場したことで、これらの概念の伝統的な定義が揺らぎ、再検討を迫られている。

AI 技術は今後も急速に進化を続けるだろう。その過程で、私たちは人間と機械の知性の本質について、より深く、より謙虚に探求し続ける必要がある。そして、その知見に基づいて、AI 技術が人間の福祉と社会の発展に貢献するよう、責任ある開発と応用のための倫理的枠組みを構築していくことが、現代に生きる我々に課せられた重要な責務であると言えるだろう。この「オウム」を巡る問いは、そのための長く、しかし実りある知的探求の始まりに過ぎないのかもしれない。

引用文献

1. Stochastic parrot - Wikipedia, 6 月 8, 2025 にアクセス、https://en.wikipedia.org/wiki/Stochastic_parrot
2. 確率的オウム - Wikipedia, 6 月 8, 2025 にアクセス、https://ja.wikipedia.org/wiki/%E7%A2%BA%E7%8E%87%E7%9A%84%E3%82%AA%E3%82%A6%E3%83%A0
3. What can we take away from the 'stochastic parrot' saga? - Hacker News, 6 月 8, 2025 にアクセス、https://news.ycombinator.com/item?id=43655780
4. Emergent abilities of large language models - Google Research, 6 月 8, 2025 にアクセス、https://research.google/pubs/emergent-abilities-of-large-language-models/
5. 【論文瞬読】言語モデルの創発能力を予測する：ファインチューニングを用いた新手法｜AI Nest, 6 月 8, 2025 にアクセス、https://note.com/ainest/n/nd80f244ed68c
6. Stochastic Parrots: the hidden bias of large language model AI - EDRM, 6月 8, 2025 にアクセス、https://edrm.net/2024/03/stochastic-parrots-the-hidden-bias-of-large-language-model-ai/
7. グーグル解雇の AI 研究者 ティムニット・ゲブルの挑戦 研究所設立の ..., 6 月 8, 2025 にアクセス、https://newsphere.jp/technology/20220105-2/
8. そのアルゴリズムは正当か？ エシカルな AI を追究するティムニット ..., 6 月 8, 2025 にアクセス、https://www.axismag.jp/posts/2022/05/483506.html

9. 情報技術進化の過程で女性たちが示してきたもの AI のアルゴリズム・バイアスを糺すのはだれか, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://it-hihyou.com/recommended/%E6%83%85%E5%A0%B1%E6%8A%80%E8%A1%93%E9%80%B2%E5%8C%96%E3%81%AE%E9%81%8E%E7%A8%8B%E3%81%A7%E5%A5%B3%E6%80%A7%E3%81%9F%E3%81%A1%E3%81%8C%E7%A4%BA%E3%81%97%E3%81%A6%E3%81%8D%E3%81%9F%E3%82%82%E3%81%AE/
10. The Mechanism of Attention in Large Language Models: A Comprehensive Guide, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://magnimindacademy.com/blog/the-mechanism-of-attention-in-large-language-models-a-comprehensive-guide/
11. Mastering the Attention Concept in LLM: Unlocking the Core of Modern AI, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://metadesignsolutions.com/mastering-the-attention-concept-in-llm-unlocking-the-core-of-modern-ai/
12. Transformer Attention Mechanism in NLP - GeeksforGeeks, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.geeksforgeeks.org/transformer-attention-mechanism-in-nlp/
13. How Transformers Work: A Detailed Exploration of Transformer Architecture - DataCamp, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.datacamp.com/tutorial/how-transformers-work
14. From Human Memory to AI Memory: A Survey on Memory Mechanisms in the Era of LLMs, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://arxiv.org/html/2504.15965v1
15. Understanding Common Issues In LLM Accuracy - Protecto's AI, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.protecto.ai/blog/understanding-common-issues-in-llm-accuracy/
16. Large language models use a surprisingly simple mechanism to retrieve some stored knowledge | MIT News, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://news.mit.edu/2024/large-language-models-use-surprisingly-simple-mechanism-retrieve-stored-knowledge-0325
17. www.elastic.co, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.elastic.co/what-is/large-language-models#:~:text=Large%20language%20models%20use%20transformer,inspired%20by%20the%20human%20brain.
18. Adaptive Forgetting in Large Language Models: Enhancing AI Flexibility, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.artiba.org/blog/adaptive-forgetting-in-large-language-models-enhancing-ai-flexibility
19. Memory for agents - LangChain Blog, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://blog.langchain.dev/memory-for-agents/
20. Catastrophic forgetting in Large Language Models - UnfoldAI, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://unfoldai.com/catastrophic-forgetting-llms/
21. Hinton explains at AI4 how language models mirror human thought - R&D World, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.rdworldonline.com/hinton-ai4-conference-language-model-insights-rd-impact/
22. Geoffrey Hinton on the Past, Present, and Future of AI - LessWrong, 6 月 8, 2025

にアクセス、 https://www.lesswrong.com/posts/zJz8KXSRsproArXq5/geoffrey-hinton-on-the-past-present-and-future-of-ai
23. Yann LeCun, Pioneer of AI, Thinks Today's LLM's Are Nearly Obsolete - Newsweek, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.newsweek.com/ai-impact-interview-yann-lecun-artificial-intelligence-2054237
24. AI 'Godfather' Yann LeCun: LLMs Are Nearing the End, but Better AI Is Coming - Newsweek, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.newsweek.com/ai-impact-interview-yann-lecun-llm-limitations-analysis-2054255
25. Steven Pinker's view on AGI - AI Authority, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://aiauthority.dev/what-does-steven-pinker-think-of-agi
26. AI Has Been Surprising for Years | Carnegie Endowment for International Peace, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://carnegieendowment.org/research/2025/01/ai-has-been-surprising-for-years?lang=en
27. Symbol grounding problem - Wikipedia, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://en.wikipedia.org/wiki/Symbol_grounding_problem
28. The Symbol Grounding Problem Explained - Number Analytics, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.numberanalytics.com/blog/symbol-grounding-problem-explained
29. Stevan Harnad. (1990). The Symbol Grounding Problem. Physica D 42: 335-346 - MIT, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://courses.media.mit.edu/2004spring/mas966/Harnad%20symbol%20grounding.pdf
30. Advancing Reasoning in Large Language Models: Promising Methods and Approaches, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://arxiv.org/html/2502.03671v1
31. The Ultimate Guide to LLM Reasoning (2025) - Kili Technology, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://kili-technology.com/large-language-models-llms/llm-reasoning-guide
32. The PARROT Benchmark: How LLMs stack up - Redblock AI, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.redblock.ai/resources/blog/the-parrot-benchmark-how-llms-stack-up
33. 大規模言語モデルは新たな知能か サポートページ - 岡野原 大輔, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://hillbig.github.io/large-language-models/
34. Understanding Emergent Capabilities in LLMs: Lessons from Biological Systems, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://towardsdatascience.com/understanding-emergent-capabilities-in-llms-lessons-from-biological-systems-d59b67ea0379/
35. Emergent Abilities in Large Language Models: A Survey - arXiv, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://arxiv.org/html/2503.05788v2
36. Are Emergent Abilities of Large Language Models a Mirage?, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://papers.neurips.cc/paper_files/paper/2023/file/adc98a266f45005c403b8311ca7e8bd7-Paper-Conference.pdf
37. Are Emergent Abilities of Large Language Models a Mirage? - OpenReview, 6 月

8, 2025 にアクセス、 https://openreview.net/forum?id=ITw9edRDlD
38. NeurIPS Poster Are Emergent Abilities of Large Language Models a Mirage?, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://neurips.cc/virtual/2023/poster/72117
39. Understanding Emergent Abilities of Language Models from the Loss Perspective - arXiv, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://arxiv.org/pdf/2403.15796?
40. Understanding Emergent Abilities of Language Models from the Loss Perspective - arXiv, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://arxiv.org/abs/2403.15796
41. 6 Top Creative AI Examples: Cases Study Across Industries, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.ai-scaleup.com/academy/ai-creativity/examples/
42. Artificial Intelligence's Involvement in the Human Creative Process - AMT Lab @ CMU, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://amt-lab.org/blog/2024/12/artificial-intelligences-involvement-in-the-human-creative-process
43. How Irene Pepperberg Revolutionized Our Understanding of Bird Intelligence | Audubon, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.audubon.org/news/how-irene-pepperberg-revolutionized-our-understanding-bird-intelligence
44. Amazon.com: The Alex Studies: Cognitive and Communicative Abilities of Grey Parrots, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.amazon.com/Alex-Studies-Cognitive-Communicative-Abilities/dp/067400051X
45. Clever tool use in parrots and crows - ScienceDaily, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.sciencedaily.com/releases/2011/06/110610131906.htm
46. Smarter than we thought: Kea reason about probability - The University of Auckland, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.auckland.ac.nz/en/news/2020/03/04/smarter-than-we-thought--kea-reason-about-probability.html
47. Parrots Are Only The Second Kind of Animal We've Found That Can Grasp Probabilities, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.sciencealert.com/parrots-are-only-the-second-animal-we-ve-found-that-can-grasp-probabilities
48. Parrots may offer clues to how our intelligence evolved - Science News Explores, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.snexplores.org/article/parrots-evolved-intelligence-bird-brain
49. Meet The Incredible Birds That Use Tools - BirdWatching Magazine, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.birdwatchingdaily.com/beginners/birding-faq/meet-the-incredible-birds-that-use-tools/
50. New Caledonian crow - Wikipedia, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://en.wikipedia.org/wiki/New_Caledonian_crow
51. New Caledonian Crows Use Mental Representations to Solve Metatool Problems - PubMed, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30744978/
52. What parrots can teach us about human intelligence - Science News, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.sciencenews.org/article/parrot-intelligence-smart-brain-behavior
53. Embodied Cognition in Machine Learning - Number Analytics, 6 月 8, 2025 にア

クセス、 https://www.numberanalytics.com/blog/embodied-cognition-machine-learning
54. Embodied cognitive science - Autoblocks AI — Build Safe AI Apps, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.autoblocks.ai/glossary/embodied-cognitive-science
55. From academia to UX: Embodied cognition, creativity, and generative AI | ACM Interactions, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://interactions.acm.org/blog/view/from-academia-to-ux-embodied-cognition-creativity-and-generative-ai
56. Large Language Models and the Reverse Turing Test | Neural Computation | MIT Press, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://direct.mit.edu/neco/article/35/3/309/114731/Large-Language-Models-and-the-Reverse-Turing-Test
57. David Chalmers, "Are Large Language Models Sentient?" - YouTube, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.youtube.com/watch?v=-BcuCmf00_Y
58. Douglas Hofstadter had this whole theory of consciousness and when he found ou... | Hacker News, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://news.ycombinator.com/item?id=39110545
59. Neuroscience as the Key to Understanding AI: Geoffrey Hinton on AI - Andrea Iorio, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://andreaiorio.com/en/blog/neuroscience-as-the-key-to-understanding-ai-geoffrey-hinton-on-ai/
60. Geoffrey Hinton: The "James Watt" of the Cognitive Revolution, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://sbmi.uth.edu/blog/2024/geoffrey-hinton.htm
61. Hopfield and Hinton's neural network revolution and the future of AI - PMC, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11573896/
62. Yann LeCun, Pioneer of AI, Thinks Today's LLM's Are Nearly Obsolete | Hacker News, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://news.ycombinator.com/item?id=43562768
63. Just a friendly reminder to be nice to Yann LeCun if you see him today. : r/singularity - Reddit, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.reddit.com/r/singularity/comments/1krommc/just_a_friendly_reminder_to_be_nice_to_yann_lecun/
64. LMD0311/Awesome-World-Model: Collect some World Models for Autonomous Driving (and Robotic) papers. - GitHub, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://github.com/LMD0311/Awesome-World-Model
65. Learning and Leveraging World Models in Visual Representation Learning - arXiv, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://arxiv.org/abs/2403.00504
66. World Models: Understanding, Modelling and Scaling - ICLR 2025, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://iclr.cc/virtual/2025/workshop/24000
67. Keynote: Yann LeCun, "Human-Level AI" - YouTube, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.youtube.com/watch?v=4DsCtgtQlZU
68. Mind Games: How Daniel Dennett Saw AI Changing Trust Forever | RED•EYE Magazine, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://red-eye.world/c/mind-games-how-

daniel-dennett-saw-ai-changing-trust-forever
69. Dr. Daniel Dennett - Air Force Accessions Center, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.afaccessionscenter.af.mil/Videos/?videoid=920109&dvpTag=consciousness
70. David J. Chalmers, Could a large language model be conscious? - PhilArchive, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://philarchive.org/rec/CHACAL-3
71. Embodied AI in Education: A Review on the Body, Environment, and Mind - ERIC, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://eric.ed.gov/?q=body+AND+mind&ff1=subWell+Being&id=EJ1405742
72. Stochastic Parrots: The Hidden Bias of Large Language Model AI | EDRM - JD Supra, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.jdsupra.com/legalnews/stochastic-parrots-the-hidden-bias-of-1430453/