

# 生成AIによるパラダイムシフト

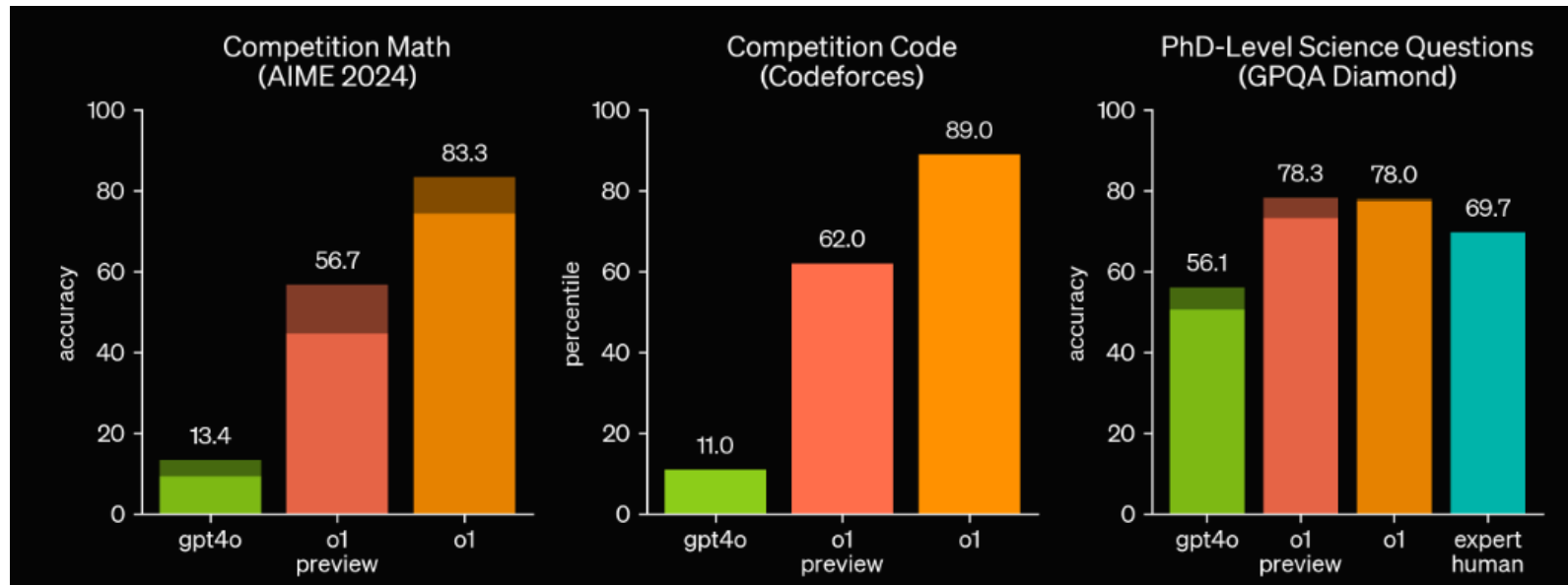
生成AI時代に必要な能力

## 目次

1. イントロダクション：生成AIの進化と転換点
2. AIの仕組みと技術的基盤
3. 根本的なパラダイムシフト
4. 問題定義・解決能力の質が問われる時代
5. まとめ：生成AI時代の学びの方向性

## 1. イントロダクション：生成AIの進化

- **2022**: ChatGPTの登場 - 会話型AIの誕生と言語処理の革新
- **2023末**: 日本語能力の向上、代筆レベルに到達
- **2024初**: 医師国家試験や薬剤師試験に合格するレベルに到達
- **2024.9**: OpenAI o1-preview - 「長考」機能によるSTEM領域での革新
- **2025現在**: Claude 3.7 Sonnet、GPT-4.5、o3-mini-high - 人間上位1%の知的能力



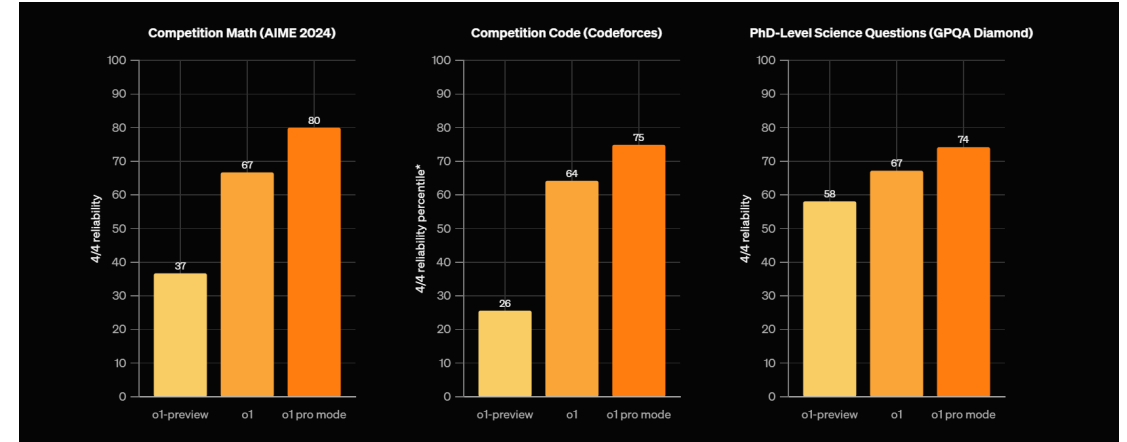
## 転換点：従来のAIと現在の能力差

### 従来の弱点:

- STEM領域の問題解決力の欠如
- 限定的なプログラミング能力
- 短期的思考に限定

### 現在の能力:

- 長考による問題解決能力
- 博士課程レベルの質問への対応
- 人間エンジニア上位1%レベルのコード生成



**\*\*考察\*\*:** このような能力変化は、あなたの専門分野にどのような影響を与えるでしょうか？

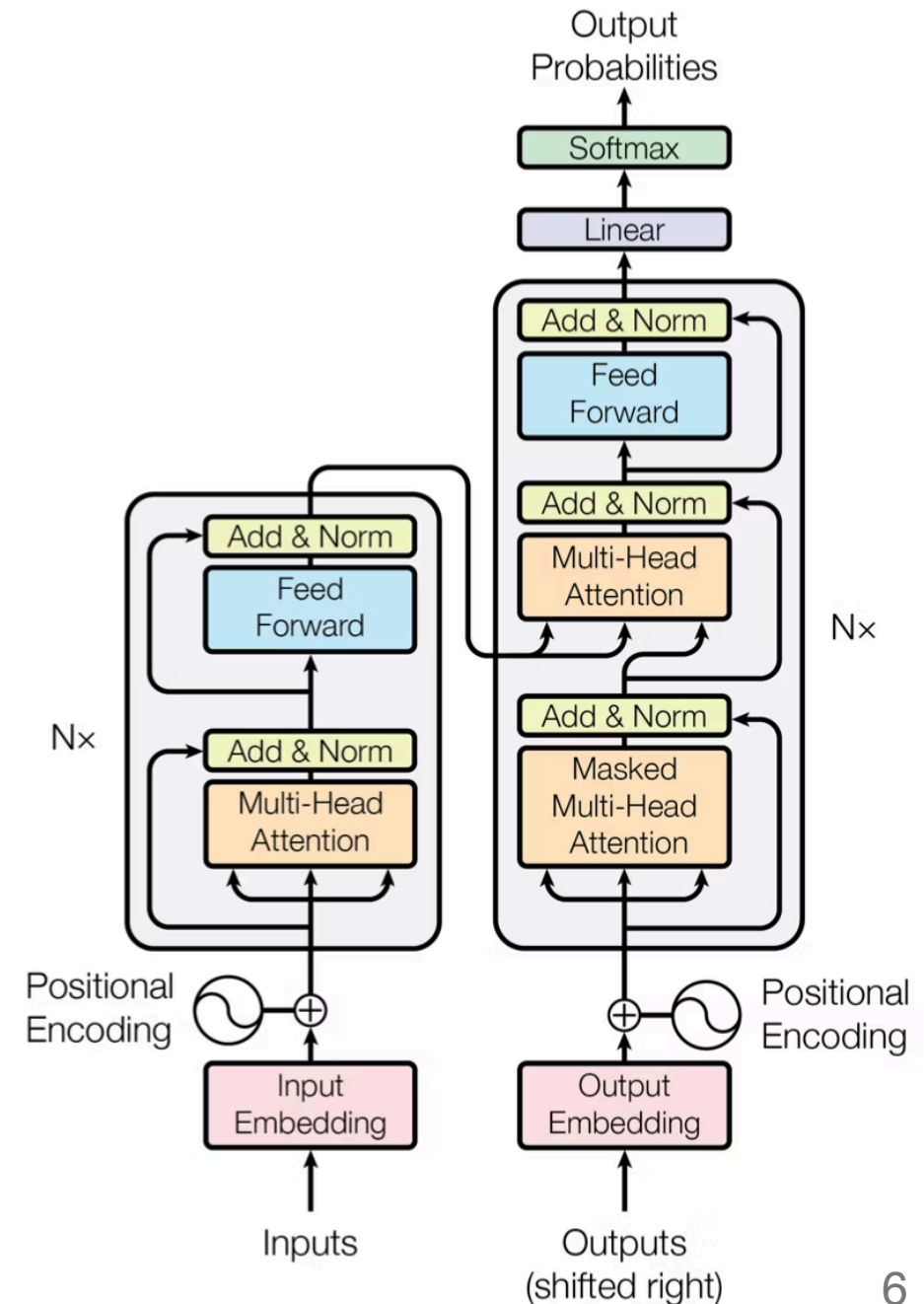
## 2. AIの仕組みと技術的基盤

優れた問題解決者を理解する

## 2.1 Transformerと自己注意機構

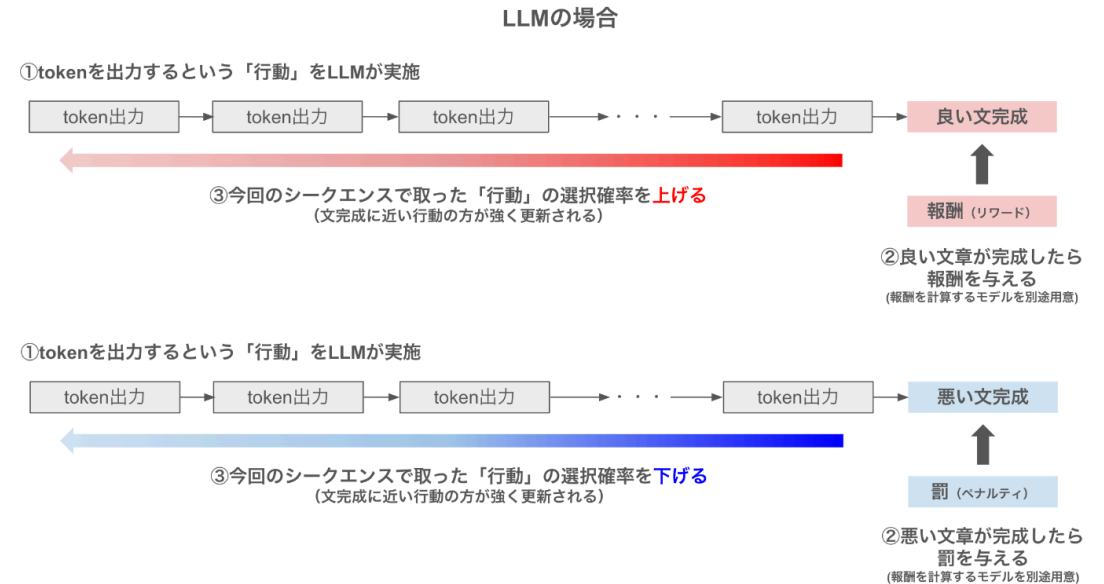
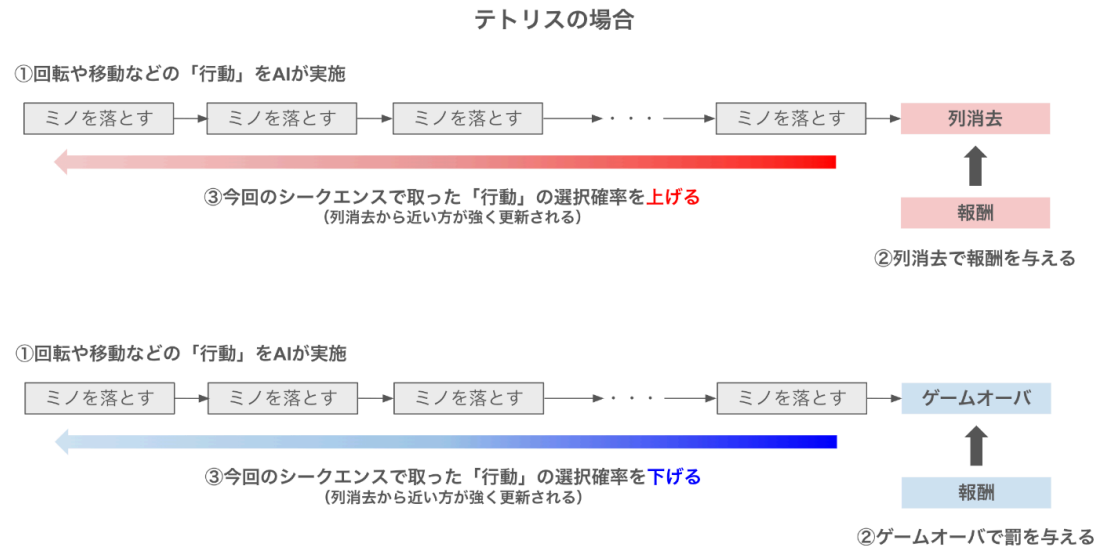
- **Transformerアーキテクチャ**: 「Attention is all you need」 (2017)
- テーマの記憶と文脈を踏まえた次単語予測
- **Multi-head Attention**: 単語間の複雑な関係性を同時に学習

**\*\*自己注意機構 (Self-Attention)\*\***: 文章内の各単語が他のすべての単語にどの程度「注意」を払うべきかを計算し、文脈に応じた意味を獲得する機構



## 2.2 強化学習の統合

- 生成した文章の質を評価するフィードバックループ
- **RLHF** (Reinforcement Learning from Human Feedback): 人間の選好に基づく報酬モデル
- 自己改善メカニズム（自己批評・修正）により品質向上



**\*\*RLHF\*\***: 人間の評価者が生成されたテキストの質を判断し、その評価をもとにAIモデルを訓練する手法

## 2.3 専門知識試験における高性能化 (1/2)

### 医師国家試験 (2025)

- o3-mini-highによる成績:
  - 必修問題: **上位10%**相当
  - 一般臨床問題: **全受験者中第3位**相当
- 専門知識領域においてトップレベルの成績

### 薬剤師国家試験 (2024)

- o1-previewによる **正答率100%**




## 2.3 専門知識試験における高性能化 (2/2)

### 東大・京大数学入試 (2025)

- 東大数学: 大問6問中**5.5問正解**
- 京大数学: **全問正解** (上位1%レベル)

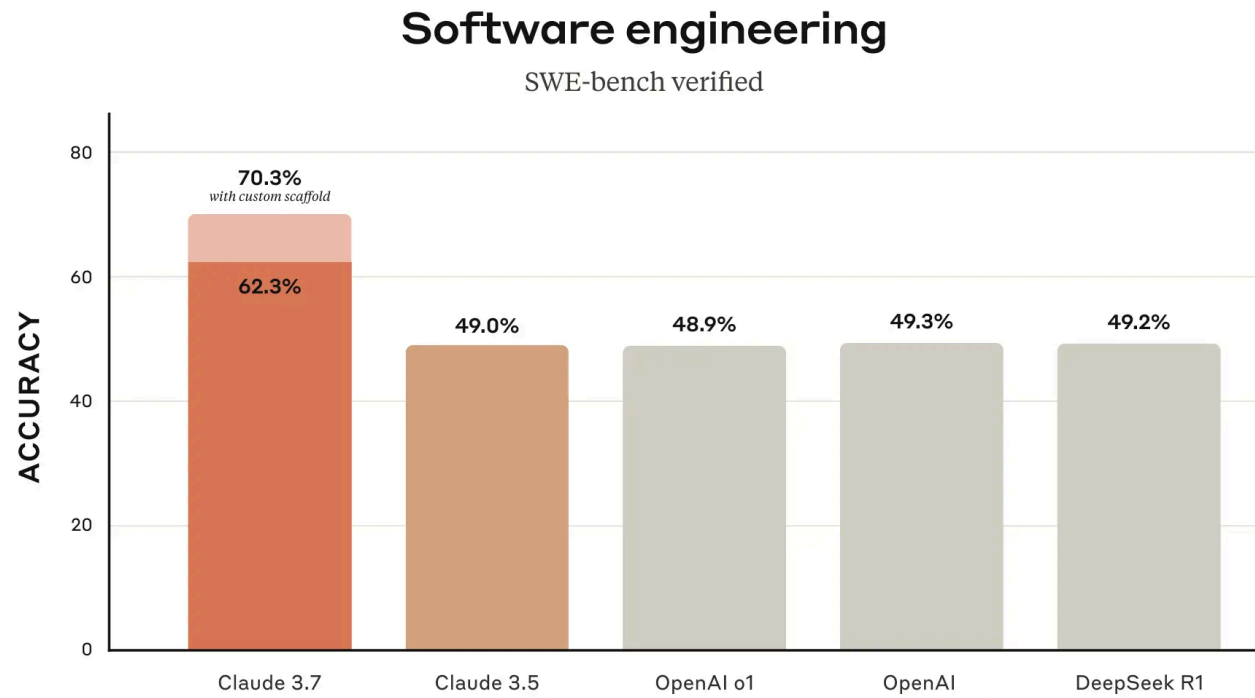
**\*\*長考\*\***: 生成AIが自身の解答を内部で検証・修正しながら、複雑な問題に対して段階的に解を導出するプロセス

 **\*\*討論\*\***: 大学入試において、AIが人間より高い成績を収めることの社会的影響は？

## 2.4 コーディング能力の飛躍的向上

### SWE-bench評価

- 実際のGitHubの課題解決能力を定量的に測定
- バグ修正、機能実装、コード生成の総合評価
- **Claude 3.7 Sonnetの能力:** 人間エンジニアの**上位1%以上**



## 実例：姿勢推定アプリケーション開発

```
# Claude 3.7 Sonnetで生成した姿勢推定コード例
import mediapipe as mp
import cv2
import numpy as np

# MediaPipe Poseモデルの初期化
mp_pose = mp.solutions.pose
pose = mp_pose.Pose(
    static_image_mode=True,
    model_complexity=2,
    enable_segmentation=True
)
mp_drawing = mp.solutions.drawing_utils

def analyze_posture(image_path):
    # 画像読み込み
    image = cv2.imread(image_path)
    image_rgb = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2RGB)

    # 姿勢推定実行
    results = pose.process(image_rgb)

    # 結果の解析と姿勢評価...
```

## 発展的応用：姿勢推定技術の活用領域

### 姿勢推定技術基盤:

- コンピュータビジョンアーキテクチャ
- 2D/3Dポーズ推定方法
- リアルタイム処理最適化

### スポーツ科学応用:

- アスリートパフォーマンス分析
- 傷害リスク評価
- トレーニング最適化

### 健康モニタリング:

- 神経学的症状の早期発見
- リハビリテーション進行の定量化
- 高齢者ケアのリモートモニタリング
- 電子健康記録との統合

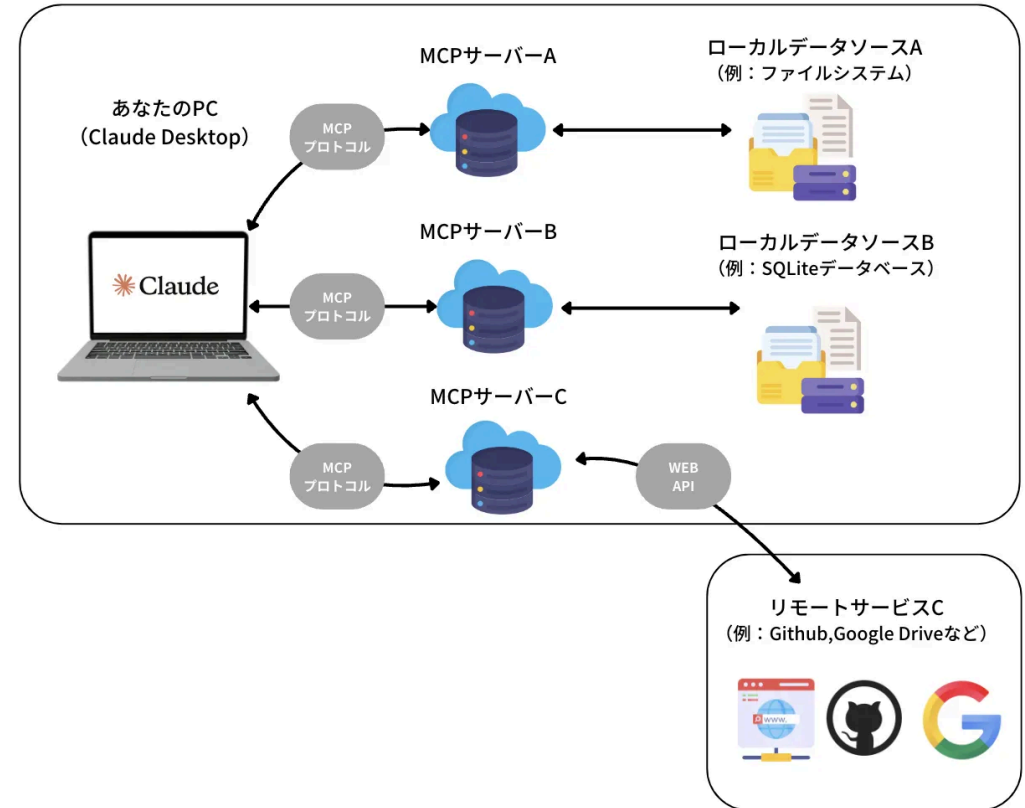
## 2.5 高度なリサーチ能力：Deep Research

- 先行事例調査の**自動化と効率化**
- **2～3時間の調査作業を10分程度**に短縮
- 調査結果の根拠（URL、文献）の明示
- 情報収集から加工までの一貫処理
- 文献調査における**ハルシネーション問題の解決**

**\*\*Deep Research\*\***: GPT-4.5/o3-mini-highに搭載された機能で、調査した情報の信頼性を担保するために出典を明示するWebブラウジング能力

## 2.6 企業/研究機関向け進化：MCPの登場

- 検索拡張生成（RAG）：
  - 外部データソースとの連携
  - 情報鮮度の維持
- Model Context Protocol (MCP):
  - ローカルデータの安全な活用
  - セキュリティを担保した知識拡張
  - プライベートデータの統合



**\*\*MCP\*\***: Anthropicが開発した技術で、社内のプライベートデータを安全にAIに参照させるためのプロトコル

### 3. 根本的なパラダイムシフト

変わる人間の役割

## AIがどれだけ進歩しても変わらない根本原則

### 1. 人間の責任原則

- AI出力に対する最終的な責任は人間にある
- 正しさの検証は常に必須
- 法的・倫理的責任の所在は変わらない

### 2. 問題定義の主体性

- 問題は人間の活動から生まれる
- 何が問題かはAIではなく人間が決める
- 価値判断は人間の領域

💡 **\*\*考察\*\***: あなたの研究領域では、どのような問題がAIでは特定できないでしょうか？



## 人間の役割の本質的シフト

### 旧パラダイム

- 問題解決者
- 知識の保持者
- 計算実行者

### 新パラダイム

- **問題定義者**: 範囲と制約の確立
- **問題翻訳者**: AIが解ける形への変換
- **出力検証者**: 解決策に対する責任

## 人間-AI協働の新しい方程式

$$\text{問題解決} = \underbrace{\text{問題定義}}_{\text{人間}} + \underbrace{\text{問題翻訳}}_{\text{人間}} + \underbrace{\text{解答生成}}_{\text{AI}} + \underbrace{\text{出力検証}}_{\text{人間}}$$

### 従来型学習の焦点

- 解法の暗記と適用
- 計算スキル
- 記憶力

### 新時代の学習焦点

- 問題の本質理解
- AI対話・指示能力
- 批判的検証能力

## 例：数学教育パラダイムの変化 (1/2)

### 従来の問題アプローチ:

次の不定積分を求めなさい。

$$\int \frac{x}{(1+x^2)^2} dx.$$

### 評価される能力:

- 置換積分の知識
- 計算の正確さ
- 解法の記憶

### 教育の焦点:

- 公式の暗記
- 解法パターンの習得
- 計算トレーニング

## 例：数学教育パラダイムの変化 (2/2)

### 新時代の問題アプローチ:

以下の積分解答例の誤りを指摘し、最終答えへの影響を説明せよ。

1. 置換  $u = 1 + x^2$  とおくと、 $du = 2x dx$  となる。
2.  $x dx = du$  と置き換え、 $\int \frac{x}{(1+x^2)^2} dx = \int \frac{1}{u^2} du$
3.  $\int \frac{1}{u^2} du = -\frac{1}{u} + C = -\frac{1}{1+x^2} + C$

### 評価される能力:

- 誤りの論理的検出
- 数学的批判的思考
- 影響の評価能力

### 教育の焦点:

- 理解の深さ
- 批判的思考
- 検証スキル

## 例：社会科学のレポート課題の変化

### 従来の問題:

年収103万円の壁とは何か説明し、この年収103万円の壁による問題点を述べなさい。

### 評価される能力:

- 知識の記憶と再現
- 定型的な記述力
- 基本的分析能力

### 新時代の問題:

年収103万円の壁について調査したレポートを読み、この内容の適切性を検証した上で、あなたの立場を明確にして意見を述べなさい。

### 評価される能力:

- 情報の妥当性評価
- メタ分析能力
- 独自視点の構築力

## 4. 問題定義・解決能力の質が問われる時代

循環型問題解決プロセスの時代へ

## 課題解決プロセスの本質的変化

### 従来の課題解決プロセス

1. 定義された問題を理解
2. 解法を適用
3. 解答を提出
4. フィードバックを待つ
5. (数日～数週間後)
6. 次の問題へ

**特徴:** 一方向的・低頻度サイクル

### 生成AI時代の課題解決プロセス

1. 問題の本質を抽出
2. AIが解ける形に問題を翻訳
3. AI解答を即時取得
4. 解答を検証・評価
5. 問題定義を洗練
6. (数分～数時間で)
7. 繰り返し改善

**特徴:** 循環的・高頻度サイクル

## 新時代に重要となるスキルセット

### 生成AIとの対話能力

- プロンプト設計力
- 効果的なフィードバック
- 問題の適切な分解能力

### 解答の精査能力

- 批判的思考
- ドメイン知識に基づく検証
- エッジケースの特定

### 問題の言い換え・翻訳能力

- 曖昧さの除去
- 数学的・論理的定式化
- 解像度の高い問題設定

### メタ認知能力

- 自己の知識境界の認識
- 問題アプローチの戦略選択
- 検証手法の最適化



## 問題解像度を高める例：曖昧な問題の翻訳 (1/2)

### 曖昧な問題提起:

既存の画像を水増しするAという方法を作り、その水増しデータで別データBと比較できるか？

### 問題点:

- 「水増し」の定義が不明確
- 比較の目的が不明
- 統計的枠組みの欠如
- 評価基準の不在

### AIへの指示として不適切な理由:

- 多義的な解釈が可能
- 数理的定式化がない
- 解くべき問題の境界が不明確

## 問題解像度を高める例：曖昧な問題の翻訳 (2/2)

### 高解像度の問題定義:

画像の背後にある生成過程を  $f(X)$  とする。この  $f(X)$  を、画像データセット  $D$  を用いてニューラルネットワーク (VAE, GAN, U-net, Diffusionモデル) で学習したものを  $\hat{f}(z|D)$  とする。このとき、 $\hat{f}(z|D)$  を用いて生成した画像を  $D'$  として、新たなデータ  $B$  が与えられた時、 $D'$  と  $B$  を統計的仮説検定で差の検定を行うと、有効サンプルサイズ、Type I Error, Type II Error の観点から妥当な検定となりうるか？

💡 \*\*実践\*\*: あなたの研究分野で曖昧な問題を1つ挙げ、高解像度に翻訳してみましょう

## 英語力の必要性の再定義

### 相対的重要度が低下する面

- 単純な英語の文章作成（Writing）
- 一般的な会話（Speaking）
- 基本的なリスニング

### より重要になる面

- 英文法（Grammar）の理解
- 英語読解力（Reading）
- 専門領域における英語表現
- AI出力英語の検証能力

必要な英語力 = 専門用語理解 + 構文把握 + AI出力検証

## 5. 生成AI時代に大学で学ぶ意義

学びの本質的価値の再定義

## 大学教育の本質的価値の変化

### 問題の解像度を高めるツール獲得

- 専門領域の体系的知識
- ドメイン固有の思考フレームワーク
- 複雑性を扱う概念的ツール
- 問題分解の方法論

### 解答の精査能力を高めるツール獲得

- 批判的思考法の訓練
- 検証のためのメソドロジー
- エラー検出パターンの習得
- 品質評価の判断基準



**\*\*討論\*\***: 大学教育は生成AI時代にどのように変革すべきでしょうか？

## まとめ：生成AI時代の学びの方向性

### 知識の価値の再定義

- 単なる暗記から批判的評価へ
- 知識は検証ツールとして重要性増大

### 学びの目的の変化

- 解法の習得から問題定義能力へ
- 答えの再現から思考プロセスの習得へ

### 人-AI協働の高速ループ習得

- 問題発見→AI解決→検証→問題精緻化
- この循環の質を高める基盤知識
- 試行錯誤の効率化

### メタスキルの重要性

- 学び方を学ぶ力
- AIとの協働方法の最適化
- 批判的思考の体系的習得

## 最終メッセージ：生成AIと共に成長する

### 変わらない本質

- 人間の洞察と判断の重要性
- 問題を見つける創造性の価値
- 検証と責任の所在

### これからの時代の成功要因

- AIを使いこなす思考法の習得
- 高速フィードバックループの構築
- 批判的思考による質の担保

# ご清聴ありがとうございました

## 参考文献・リソース

- "Attention is all you need" (Vaswani et al., 2017)
- "解像度を高める" (<https://speakerdeck.com/tumada/jie-xiang-du-wogao-meru>)
- "SWE-bench: 生成AIコーディング能力評価"  
(<https://qiita.com/tosenbo/items/57ed6ded19da2b24d900>)
- "Reinforcement Learning from Human Feedback: A Review" (Casper et al., 2023)
- "The AI Revolution in Scientific Discovery" (Nature, 2024)