

# 生成 AI を活用した数値解析ツールの開発

## Development of numerical analysis tools using generative AI

○三浦 慎一郎 (日本大学)

Shinichiro MIURA, Nihon University, 2-11-1 Shinei, Narashino-shi, Chiba 275-8576

### 1. はじめに

生成 AI (ジェネレーティブ AI) とは、テキスト、画像、音声、動画など、新しいコンテンツを生成できる AI である。従来の AI が学習データから最適なものを選択するのに対し、生成 AI はそれらを組み合わせることで新しいものを生み出す (推測する) ことができる。これにより、クリエイティブな作業を支援したり、新しい価値を創出したりすることが期待されている。

そこで本研究では、生成 AI を用いて数値解析ツールとして可能性を見出すため、これまで多くの負担が掛かっているデータ処理やシミュレーションへの応用を試みる。

### 2. AI の誕生から生成 AI の誕生<sup>[2]</sup>

AI は 1950 年にアラン・チューリングが「機械は考えることができるか」という問いを投げかけ、1956 年のダートマス会議で初めて「人工知能 (artificial intelligence)」という言葉が使われたとされている (黎明期)。

1950 年代後半～1960 年代、コンピューターによる推論や探索が試みられたが、現実世界の複雑な問題に対応できず、冬の時代を迎える (第 1 次 AI ブーム)。

1980 年代、エキスパートシステムが登場しましたが、データの収集や管理の負担が大きく、ブームは下火になる (第 2 次 AI ブーム)。

1990 年代後半～現在、ディープラーニングの登場により、AI は飛躍的に進化し、様々な分野で実用化が進んでいる (第 3 次 AI ブーム)。

2022 年頃より、AI が急速に普及し第 4 次 AI ブームとも言われ、推論や探索を試みたが、現実の問題解決には限界がある一方、エキスパートシステムが注目された (生成 AI の誕生)。また、ディープラーニングの登場や計算機性能の向上により、画像認識や自然言語処理など、様々な分野で実用化が進んできた。また、この生成 AI の登場によりコンテンツ生成やデータ分析など、新たな分野での活用も進んでいる。

### 3. 数値解析におけるツールの生成

数値解析の授業を展開する上で、解析用のツールが必要となる。その範囲は広く、理論的な側面から実行可能なツールを開発するには、アプリケーションの利用 (エクセル、mathematica, matlab など) のほか、C 言語などでの開発が必要となる。一方、これらを扱うには各アプリケーションを使いこなせるまでの能力が必要であり、C 言語のプログラミングなどでの作成にはかなりの負担が掛かる。さらに可視化を行うためのアニメーションなどを行うときもプログラミング言語だけではほぼ不可能な状況にある。

そこで本研究では、これらの問題を解決するため、アプリケーションを操作する能力や、プログラミングの文法などが無知であっても利用できる生成 AI を用いて、これらの問題解決を行う方法を探る。

### 4. 生成 AI の活用

大学院程度での数値解析の講義を想定した内容に対し、生成 AI の活用を図る。これらは学部や学科により大きくカリキュラムの構成や履修する学年で異なるが、ここでは工学部機械系の学生を想定する。

全 14 回 (100 分授業) におけるカリキュラムでは、非線形方程式の解法、連立方程式の解法、固有値・固有ベクトル、データの補間と近似、数値積分法、1 変数、2 変数関数の運動方程式の解法、時間積分法、離散化の高精度化、さらにそれらの可視化やアニメーション化が考えられる。

ここでは、実験データなどを多く取り扱う必要がある補間法と近似法について焦点を当て生成 AI の利用を試みる。

本研究で用いられた生成 AI は Google 社の開発した「GEMINI Flash 2.5」(無料版)を用いる。

### 5. 最小二乗法の理論

最小二乗法は離散データの近似法として最もよく使われる。その中でも最も簡単な方法として、線形近似 (1 次近似) では以下の式で表される。

$$f(a, b) = \sum_{i=1}^n \{y_i - (ax_i + b)\}^2 \quad (1)$$

式(1)の  $f(a, b)$  最小にする  $a, b$  を決定することで、最小二乗法の線形近似 (回帰直線とも言われる) が求められる。具体的には、

$$\frac{\partial f(a, b)}{\partial a} = 0, \quad \frac{\partial f(a, b)}{\partial b} = 0 \quad (2)$$

を満たす  $a, b$  を求めればよい。このとき、連立方程式を解く必要がある。

さらに高次の最小二乗法を求めるには、例えば 2 次関数で近似するとすれば、

$$f(a, b, c) = \sum_{i=1}^n \{y_i - (ax_i^2 + bx_i + c)\}^2 \quad (3)$$

となり、 $a, b, c$  の 3 つの変数を連立方程式で求めることになる。

このように高次で最小二乗法近似では複雑な計算が必要となることからあまり高次の場合での近似は見られない。

### 6. 気象データを用いた近似と補間

離散データとして、2025 年 8 月 5 日の埼玉県鳩山 (埼玉県入間郡鳩山町大字楓山字上大谷戸) のアメダス観測所で

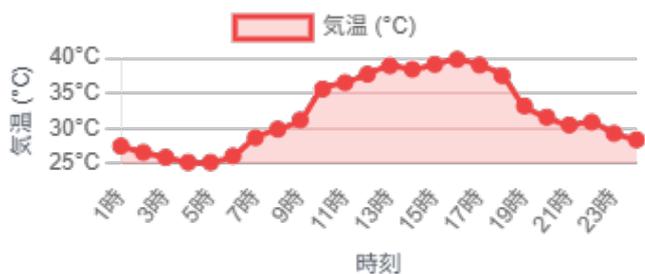
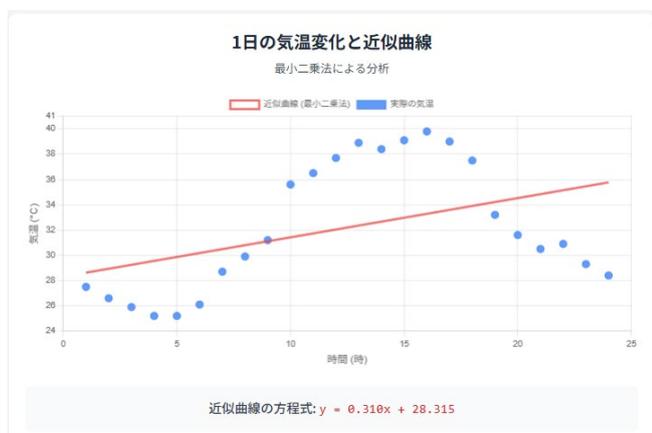


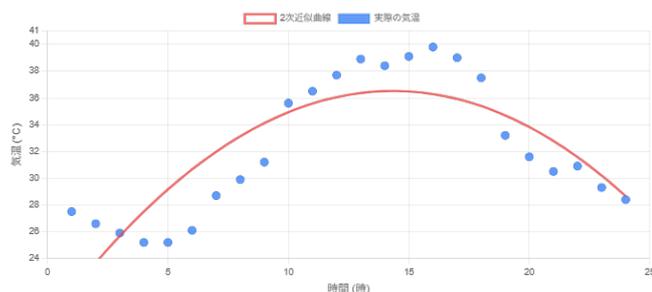
図1 2025年8月5日における埼玉県鳩山町  
アメダスの気温データ[3]

の気温データ(午前1時から24時まで)のデータを用いる(図1)[3].

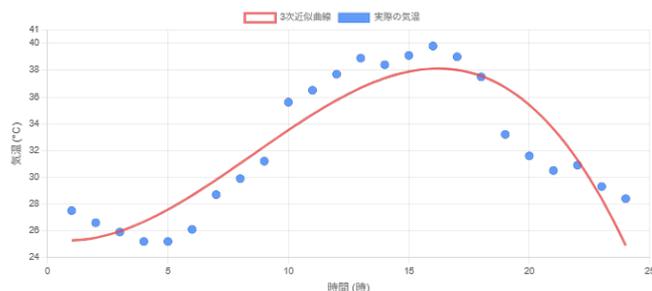
このデータに関して, Gemini による最小近似を行った. 通常モードでは最小二乗法近似での関数でのみ与えられるため, Gemini での「Canvas モード」で図を表示させた.



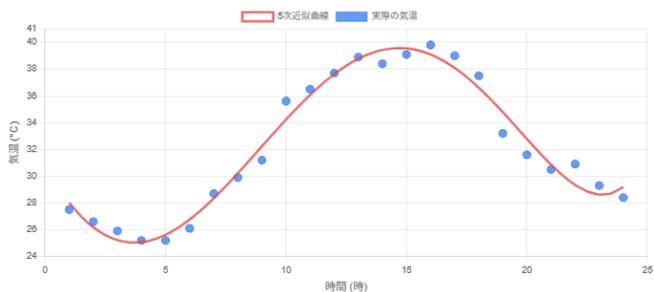
(a) 線形近似 (1次近似)



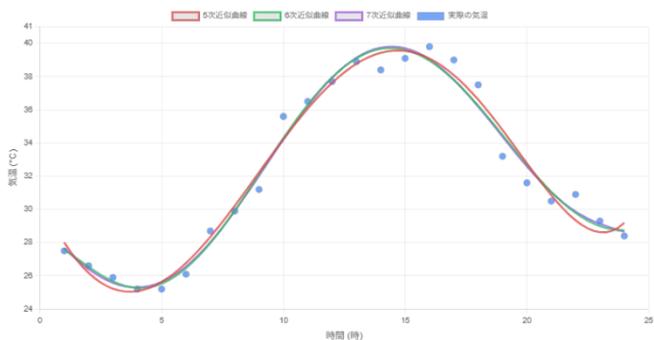
(b) 2次近似



(c) 3次近似



(d) 4次近似



(e) 5,6,7次近似

図2 最小二乗法によるデータの近似

図2(a)から(e)までのプロンプトは, 気象データの時刻と気温のデータをコピーペースト後, それぞれプロンプトより,

- (a) 「このデータの最小二乗近似を行いグラフ化して」
- (b) 「最小二乗近似の2次近似でグラフ化して」
- (c) 「3次近似でグラフ化して」
- (d) 「4次近似でグラフ化して」
- (e) 「5次, 6次, 7次近似でグラフ化して表示して」

による結果である. ここでは省略しているが, それぞれ関数の係数が示されており, さらに近似度合を表す決定係数(R<sup>2</sup>)の値も表示され, 近似の正確性も示されていることが分かった.

さらに補間として, ラグランジュ補間, 3次スプライン補間, 最小二乗法の三角関数近似(5項)での近似も同時に表示させるよう指示した結果が, 図3である.

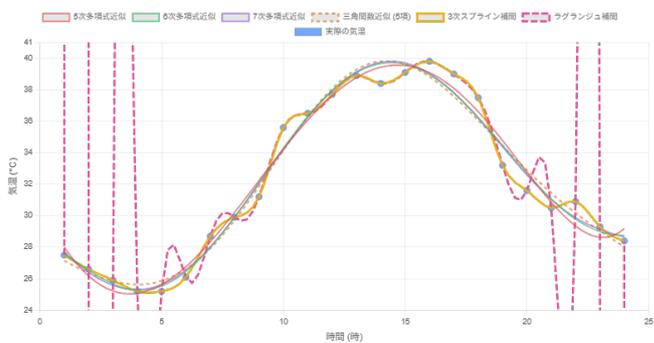


図3 さまざまな近似と補間法による結果

図3では, ラグランジュ補間によるルンゲ現象が見られていることがわかる. この他, ベジエ曲線近似にも対応することが確認されている. 高次の関数であっても数秒で解析

し、表示する点は非常に利便性も高いと思われる。  
さらに、これらの結果からどの近似方法が良いか調べるため、  
「この中で最も精度の高い近似方法はどれだったか」  
との問いに対し、

「グラフに表示されている手法の中で、\*\*「近似」\*\*という目的（＝データ全体の傾向を最もよく表すこと）においては、**三角関数近似（5項）**（オレンジ色の破線）が最も優れていると考えられます。」（注：文中の「\*\*」は原文のまま）

（以下省略）

と示された。  
この最後の問いが生成 AI の推論としての機能が働ける成果だと考えられる。

## 7. 結論

ある地点での気象データを用いて生成 AI によるさまざまな近似と補間を行った。

これまでC言語で近似、補間データを算出するため、定式化からプログラミングを行う必要があり、多くの能力が必要とされた。一方、生成 AI の利用により日本語によるプロンプト（指示）を行うだけで、その必要な情報を手にすることができた。また追加のプロンプトで過去のプロンプトが引き継がれるため、追加の指示のみで要求する情報を得ることができることも特徴であった。特に定式化の難しい高次の補間や近似関数でも簡単な指示で実行することができる点は大きなメリットであると考えられる。

本論文では示していないが、このほか物理シミュレーションとして、1次元振動方程式（移流方程式）や2次元粒子法によるアニメーションを試みたが、1次元では計算負荷が小さかったため、効果的な結果が得られたが、2次元粒子法では計算が発散する場合がみられ、また十分な性能での計算が行えていなかったことが確認できた。これらは内部でPythonでの実行のため、インタプリタ型の性質が表れているのかもしれない。高速化のための指示を具体的に示すことで、それらの問題はある程度抑えることができる可能性はある（近傍粒子探索のアルゴリズムなど）。

生成 AI の種類は様々で、得意分野もそれぞれ異なる点や、現在も進化しており、今後これらの問題も解決されていくことが考えられる。

## 8. 参考文献

- [1] Google Gemini, <https://gemini.google.com/app>, 2025/08
- [2] Yahoo 天気アメダス観測値鳩山, <https://weather.yahoo.co.jp/weather/amedas/11/43171.html>, 2025/08/04
- [3] 生成 AI の歴史を振り返り、未来を展望する, <https://www.bewith.net/gemba-driven/article/digital/entry-367.html>, 2024年9月25日