

深層学習の数理的・技術的基盤の構築

～ブラックボックスからの脱却～

総合政策学部 2026 年度入学者：鈴木 真理

2026 年 3 月 吉日

概要

本課題において、筆者は医療用 AI「Polaris」の実装に向け、深層学習（Deep Learning）のブラックボックス性を解消するための数理的・技術的基盤の構築を行った。既存の API やライブラリに依存せず、Python と NumPy のみを用いてニューラルネットワークをゼロから実装することで、その内部動作を完全に掌握することを目的とした。本稿では、1 月から 2 月にかけての学習成果、特に誤差逆伝播法の数理的導出と実装プロセスについて詳述し、3 月に向けた自然言語処理（NLP）への応用計画を示す。

1 序論：なぜ「車輪の再発明」が必要か

1.1 背景：医療 AI 「Polaris」の課題

1.2 目的：ブラックボックスからの脱却

2 数理的基盤の習得（1 月の成果）

2.1 線形代数と計算グラフの接続

2.2 微分積分と最適化の視覚化

3 ゼロからの実装と技術的獲得（2 月の成果）

3.1 NumPy による完全実装

3.2 誤差逆伝播法（Backpropagation）の導出

計算グラフを用いた連鎖律（Chain Rule）の理解により、複雑な微分の導出が可能となった。例えば、Affine レイヤの逆伝播は以下のように定式化される。

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{X}} = \frac{\partial L}{\partial \mathbf{Y}} \cdot \mathbf{W}^T \quad (1)$$

4 成果と考察

4.1 MNIST データセットによる検証

4.2 ブラックボックスは解消されたか

5 今後の展望：3月の計画

5.1 CNN から RNN/LSTM へ

5.2 自然言語処理と Transformer への挑戦

参考文献

- [1] 斎藤康毅『ゼロから作る Deep Learning —Python で学ぶディープラーニングの理論と実装』オライリー・ジャパン, 2016.
- [2] Ian Goodfellow et al., *Deep Learning*, MIT Press, 2016.
- [3] 斎藤康毅『ゼロから作る Deep Learning ② —自然言語処理編』オライリー・ジャパン, 2018.