

畳み込みニューラルネットワークにおける 層構造の設計とコーディングを対象とする知的教育支援システム

Intelligent educational system for designing layer structures and coding in convolutional neural networks

中野 玄^{*1}, 小西 達裕^{*2}

Gen NAKANO^{*1}, Tatsuhiro KONISHI^{*2}

^{*1} 静岡大学大学院総合科学技術研究科情報学専攻

^{*1}Department of Informatics, Graduate School of Integrated Science and Technology, Shizuoka University

^{*2} 静岡大学情報学部

^{*2}Faculty of Informatics, Shizuoka University

Email: nakano.gen.19@shizuoka.ac.jp

あらまし：近年、深層学習は様々な分野において広く活用され、その重要性は日々増している。しかし、深層学習の活用には多様な知識と技能の習得が求められるため、学習者にとって高いハードルとなっている。特に、モデル実装を伴う演習形式においては、学習者が自身の理解状況を把握しながら進めることが困難であり、効果的な支援を行う教育システムが求められている。本研究では、深層学習に関する演習を対象とし、学習者の解答やその過程から理解度を診断し、適切なフィードバックを提供する知的教育支援システムを提案する。提案システムでは、深層学習モデル構築手順を記述する手続きグラフと、深層学習の知識の体系を表現する知識グラフを用い、これらを連携させた学習状況の診断手法を実現する。

キーワード：知的教育支援システム、深層学習、畳み込みニューラルネットワーク、学習者モデル

1. はじめに

近年、深層学習は画像処理や自然言語処理など多様な応用領域において、社会的・産業的に不可欠な技術となっている。しかし、その習得には数学的基礎、プログラミングスキル、理論的知識など多面的な理解が必要であり、学習者にとって高い学習負荷を伴う。そのため、深層学習教育の現場では、より効果的な支援手法の開発が急務となっている。

現在、深層学習に関する学習コンテンツは、書籍やオンライン講座など座学中心の教材が充実している。一方で、実践的な演習については、ハンズオン形式に頼っており、学習者が試行錯誤を通じて学ぶ必要がある。演習形式では学習者にチューターを付け、上手くいかないときはチューターが原因を特定して教えることが望ましい。しかし、一般に十分な人数のチューターを確保することには困難が伴う。そこで、チューターの代わりとなる教育支援システムが必要である。しかしながら、こういった教育支援システムは不足している。

以上を踏まえ、本稿では学習者の解答およびその過程をもとに理解度や学習状況を診断し、適切なフィードバックを提供する知的教育支援システムを提案する。特に、深層学習モデル構築手順を記述した「手続きグラフ」と、学習内容の体系を表現した「知識グラフ」の2種類のグラフを活用し、学習者の理解状況を診断する。

本システムが対象とする学習範囲は、Google が示す MLOps プロセス⁽¹⁾のうち、深層学習モデルの構造設計とコーディングである。

2. 関連研究

「手続きグラフ」の関連技術としては、フローチャートや PAD (Program Analysis Diagram) がある。これらは処理の流れを記述する手法として広く用いられている。深層学習モデル構築手順は一意に定まらず処理手段や順序に任意性を持たせること必要であるが、上記の手法では困難である。本研究では、順不同や OR 分岐といったシンタックスを導入し、柔軟な記述が可能な手続きグラフを構築する。

「知識グラフ」に関しては、コンセプトマップ⁽²⁾が概念間の関係を可視化する手法として広く知られている。本研究では、特に学習内容間の依存関係に着目し、学習順序を明示的に示したグラフを用いる。

本研究のシステムでは以下の三つが求められる。問題解答プロセスを評価し、各ステップの結果から理解度の推定を行う。その推定からどの知識が欠けているのか特定する。推定の過程で質問等を行うことによって理解度の確認ができる。学習者の診断とフィードバックに関する研究は多数あり、学習状況の診断手法も多岐にわたる⁽³⁾。学習者の誤答をもとに理解度を推定するシステムは多数提案されている^{(4) (5)}。しかし、上記の要求を満たす深層学習を対象としたシステムで広く知られているものは無い。

本研究では、深層学習領域において適用可能な学習者診断手法を提案する。提案する手法は、解答の手続きが記述可能な程度に明確で、手続きの各ステップとその実行に必要な知識の関係が明確に記述できる分野への応用可能性がある。

3. システムのアーキテクチャ

3.1 システムが扱う演習問題

システムが扱う演習問題は、提示された深層学習

モデルの条件からコード作成を行うような問題となっている(図1). 解答は問題読解, モデル構造設計, コーディングの3段階に分かれる. 問題読解では扱うモデル, 層, データ, タスクの情報を, モデル構造設計では深層学習モデルの層の順序やパラメータの設定を, コーディングでは深層学習ライブラリを用いたコードを学習者に解答させる.

多クラス分類問題を解くCNNモデルのコーディングをせよ
[データ]: 32×32 RGB カラー画像 [分類]: 10 クラス
[畳み込み層]: 2層 [カーネル]: サイズ3×3, スライド1
[プーリング層]サイズ2×2, スライド2, MAX プーリング
[全結合層]: 3 層[活性化関数]: relu 関数

図1 問題例

3.2 システムのデータ構造

システムには対象とする深層学習のタスクを「手続きグラフ」と「知識グラフ」の形で整理しておく.

手続きグラフとは, 以下に述べる解答のための手続きをグラフ化したものである. 問題読解では, まず深層学習モデルに必要な情報を想起し, 次に提示された条件がどれにあたるのか当てはめる. モデル構造設計では, 畳み込みニューラルネットワークにおける各層の順序関係を決め, 次に各層のパラメータを設定する. 図2は畳み込み層とプーリング層のパラメータを決定しているグラフ例である. コーディングでは, 各層を定義し, 各層間でデータのやり取りを行う実行部を作成する.

図3に示す知識グラフは, 矢印の順序で学習者が学習すべき順序を示している. 図3には「畳み込み層のパラメータ計算」は「畳み込み層の概念と役割」を学習した後に学ぶ内容であることが示されている.

手続きグラフと知識グラフ間の各ノードには, 手続きグラフ上のノードとそれを実行するために必要な知識グラフのノード間にリンク関係がある. これを「手続き知識リンク」と呼ぶ. 例えば, 図2の「畳み込み層1の出力パラメータ計算」と図3の「畳み込み層のパラメータ計算」はリンクされている. この「手続き知識リンク」を用いることで学習者の理解状況を診断する.

そのほかに, 手続きグラフ上の設問があるノードには「想定解答」が用意されている. また, 知識グラフの各ノードにはその知識を学習させるための「フィードバック教材」が用意されている.

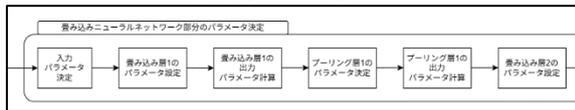


図2 手続きグラフ例

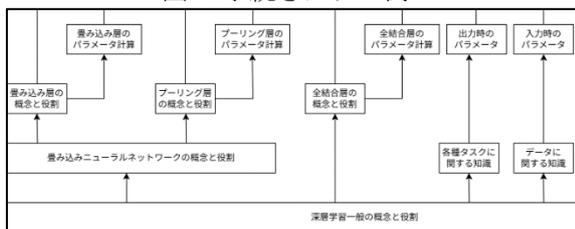


図3 知識グラフ例

3.3 システムの処理の流れ

学習状況の診断処理の流れを述べる. 「想定解答」を用いて学習者の解答の正誤判定を行う. その結果を手続きグラフのノードに記述する(図4 緑①). 手続きグラフの各ノードに誤答を示すネガティブフラグ(NF)と正答を示すポジティブフラグ(PF)を付与する. 手続きグラフのノードにおけるNF・PFを「手続き知識リンク」を用いて知識グラフのノードに伝播させる(図4 赤②). 知識グラフ上のNFは誤っている可能性のある知識を示し, PFは確実に理解している知識を示す. 両方のフラグが付与された知識ノードはPFを優先し, 理解済みと判断する. 教授の順番としては, 知識グラフの矢印の順序を考慮し, 根側のノードから対応するフィードバック教材を提示する(図4 青③). その後, 教材で学習した内容を質問し, 学習者の理解を確認する.

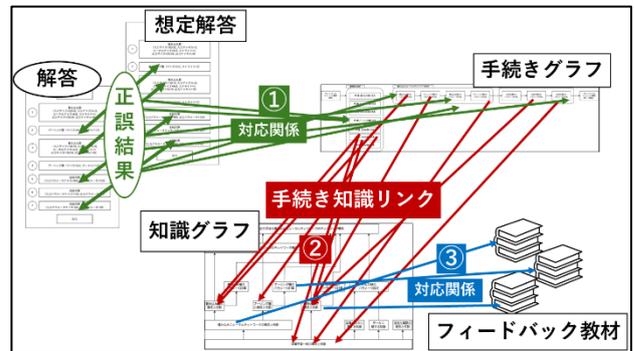


図4 診断処理の流れ

4. 今後の展望

現在システムの設計が終了した. 今後, 開発と評価実験を行う予定である. 評価実験では, 深層学習を座学で学習済みの大学生程度の学習者を対象とし, 提案システムを用いたグループと従来型支援を受けるグループに分けた対照実験を実施する.

参考文献

- (1) Kazmierczak, J., Salama, K., & Huerta, V.(2024). *MLOps: Continuous Delivery and Automation Pipelines in Machine Learning*. Google Cloud. <https://cloud.google.com/architecture/mlops-continuous-delivery-and-automation-pipelines-in-machine-learning> (参照日 2025年5月30日)
- (2) Novak, J. D., & Gowin, D. B. (1984). *Learning how to learn*. Cambridge University press.
- (3) 溝口理一郎. (1995). 誤りを科学する: 学習者モデルの構築 (<特集>「コンピュータによる学習支援」). 人工知能, 10(3), 348-353.
- (4) 古池謙人, 藤島優希, 東本崇仁, 堀口知也, 平嶋宗. (2023). プログラミングの機能的階層構造の学習環境における習熟度を考慮した適応的フィードバック機能の評価. 教育システム情報学会誌, 40(3), 234-239.
- (5) 岩井健吾, 林雄介, 平嶋宗. (2019). 算数文章題を対象とした作問学習支援システム「モンサクン」における個々の作問課題の分析を目的とした作問プロセスシミュレータの設計・開発. 人工知能学会 先進的学習科学と工学研究会, 86, 83-88.