

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の開発と評価

Development and evaluation of an 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: 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。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開発、評価した。評価結果として、学習者が深層学習分野の知識を一定程度学んでいる条件下においてシステムの有効性が確認できた。
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

現在、深層学習に関する学習コンテンツは、書籍など座学中心の教材が充実している。一方で、演習形式の学習については、ハンズオン形式でチューターが誤り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求められるが不足している。

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開発・評価した。本システムの特徴として、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。深層学習モデル構築手順において、処理手段や順序に任意性を持たせることが必要であるが、上記の手法では困難である。本研究では、順不同・OR分岐表記を導入し、柔軟な記述が可能なグラフを構築する。

「知識グラフ」の関連技術としては、コンセプトマップ⁽²⁾がある。コンセプトマップでは多様な関係性のリンクを記述できるが、本研究では、特に学習内容間の学習順序をリンクとしたグラフを用いる。

本研究のシステムでは「解答プロセスを評価し、どの知識が欠けているのか診断すること」と「欠けている知識を学習させること」が求められる。

学習者の診断と治療に関する研究は多数ある⁽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⁾が、上記の要求を満たす深層学習を対象としたシステムは広く知られていない。

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

システムは深層学習モデルの条件からコード作成を行う演習問題を扱う(図1)。解答は問題読解、層構造の設計、疑似コードの作成の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、層構造の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、疑似コードの作成では深層学習ライブラリを用いた疑似コードを解答させる。

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, ストライド1
[プーリング層]サイズ2×2, ストライド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。

手続きグラフは、各小問における解答手続きのグラフである。知識グラフは、学習者が学ぶべき知識の順序を矢印で示している。例えば図2では「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ことが示されている。

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(手続き知識リンク)がある。例えば、図3の「畳み込み層1の出力パラメータ計算」と図2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て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。

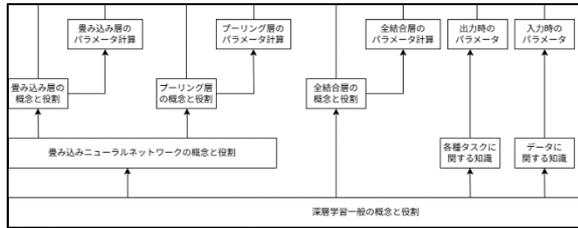


図2 知識グラフ例

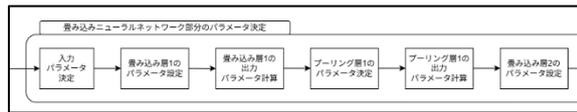


図3 手続きグラフ例

3.3 システムの処理の流れ

学習状況の診断処理はまず、「想定解答」を用いて学習者の解答の正誤を判定する。その結果から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 (図4 緑①)。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。両方のフラグが付いた知識ノードは PF を優先する。NF のみ付いた知識ノードに対応した学習項目の説明と確認テストを行う (図4 青③)。知識グラフの矢印の順序で教える。

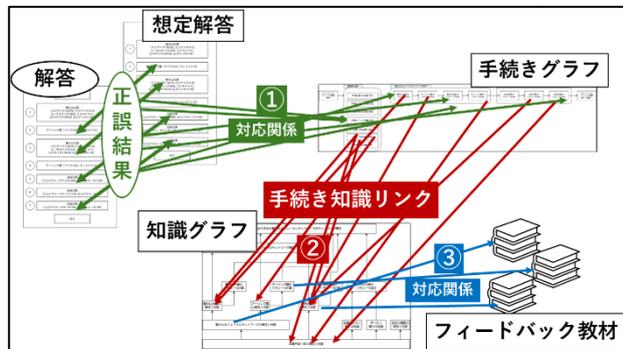


図4 診断処理の流れ

4. 評価

4.1 評価方法

評価方法について述べる。実験目的は「システムが既存の学習より有効であるかの評価」である。実験対象は講義「機械学習」を受講した静岡大学情報学部学生である。実験設計は実験群 (システムを用いる被験者) と統制群 (システムを用いない被験者) の二群比較である。二群はプレテストの点数が同等になるように振り分ける。実験の流れは、プレテストの後、学習、ポストテストの順である。分析方法は以下の3点について分析を行う。一つ目は、**学習効果評価**である。主分析としてプレ/ポストテスト間での点数変化について二群比較をし、副分析として学習者の属性による、特定条件下での点数変化につ

いて分析をする。二つ目は**問題の種類**による有効性評価を行う。三つ目は**システムの各機能**についての有効性評価を行う。

4.2 分析1: 学習効果の有効性評価

評価実験の結果、実験群と統制群と有意差は見られなかった。(Mann Whitney の u 検定: p 値=0.7121)

しかし、実験群・統制群共にプレテストの点数に偏りがあり、高得点と低得点の2グループに分類できる。これは学んだ深層学習分野の知識が十分に定着しているか否かの違いと考える。それぞれ、**定着層** (プレテストの点数5点以上) と**非定着層** (プレテストの点数2点以下) とする。知識の定着によってシステムの有効性に違いがあると考え、実験群と統制群の**定着層**を比較すると有意傾向が見られた。(p 値=0.1002)

上記より、学習者が深層学習分野について一定程度学び、その学習内容が定着している条件であれば本システムの学習効果があることを確かめた。

4.3 分析2 (問題の種類) および分析3 (各機能)

・分析2: 問題の種類による分析。プレ/ポストテストの問題の種類は大きく分けて、「層構造の設計」と「コーディング」である。実験群の定着層において、特に層構造の設計について得点の伸びが大きかった。ゆえに本システムは層構造の設計の学習について特に有効であると考えられる。しかし、実験時の学習を制限時間で打ち切っているため、コーディング問題の得点の伸びが抑制された可能性もある。

・分析3: システムの機能 (知識の理解度の診断、フィードバックにおける説明文、確認テスト) の有効性評価。アンケートを用いた主観評価であり、おおむね高評価 (5段階評価4以上) を得た。一部の低評価回答からは機能改善の示唆が得られた。

5. まとめ

本研究では、畳み込みニューラルネットワークを対象とし、学習者の解答などから理解度を診断し、適切なフィードバックを行う知的教育支援システムを開発、評価した。学習者が深層学習分野について一定程度学び、その学習内容が定着している条件であれば本システムの学習効果があることを確かめた。

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/ml-ops-continuous-delivery-and-automation-pipelines-in-machine-learning> (参照日 2026年2月5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.