(修士課程)

Master's Program

令和 4 年 1 月 19 日

Date (yymmdd)

審查員主查:

系・コース: 情報理工 系 知能情報 コース 学籍番号: Student ID Number 20M31190

学生氏名: Student's Name

指導教員(主): Academic

Supervisor(main) 指導教員(副):

Academic Supervisor(sub)

吉川純平

村田 剛志

ATELETEL.
村田 剛志

Chief Examiner
村田 剛志

審查員:
岡崎 直観

Examiner
徳永 健伸

審查員:
極永 健伸

審査員: Examiner

Examiner

論文要旨

THESIS SUMMARY

論文題目 Thesis Title グラフ構造を用いて欠損値埋めを行うネットワークの半教 師あり学習

要旨(和文1000字程度又は英文400語程度)

Thesis Summary (approx. 1000 Japanese Characters or approx. 400 English Words)

近年 Twitter や Facebook などの SNS の普及によりネットワーク上でのコミュニケーションが可能になったことや、化合物の物性推定の重要性が高まったなどにより、グラフ構造を含むデータの分析が注目を集めている。グラフとは「ノード」と、二つのノード間を結ぶ「エッジ」から構成されるデータ構造である。従来の研究において、グラフ構造とそれぞれのノードの特徴量を用いて予測する Graph Neural Network(GNN)が優れた成果を残している。その中でも、1 層で距離 1 の隣接ノードの特徴量の畳み込みを行う Graph Convolutional Network(GCN)が、半教師ありノード分類やリンク予測などの様々なタスクで高い精度を示している。

GCN は学習の際に、特徴量に欠損値を含まないことを前提とした手法である。しかし実世界において 欠損値を含むデータは数多く存在する。例えば人的ミス、センサーのエラー、任意回答における未入 力項目を含むアンケートなどにより欠損値を含むデータを得られることがある。従来の欠損値を含む グラフデータに欠損値補完をする手法の多くは、グラフ構造を無視した機械学習手法により欠損値を 穴埋めし、得られたデータを特徴量として GCN などのモデルを学習させる手法が一般的である。この 方法は代入法にグラフ構造を用いないため予測精度が低くなる可能性がある。

本研究ではこのような欠損値を含むグラフデータに対して、グラフ構造を用いて欠損値補完を行うことで、GCNを用いた予測精度を向上させる手法を提案する。提案手法はグラフの近接ノードの情報を再帰的に集約し更新する手法を用いて欠損値を補完し、GCNを用いて予測するモデルにより構成されている。提案手法はグラフ構造を用いて欠損値補完を用いることで、GCNを用いて予測するために適した特徴量を扱えるため、予測精度を向上させることができた。

提案手法の有効性を示すために半教師ありノード分類とリンク予測の 2 つのタスクを実験として行
った。実験ではノードの特徴量は欠損値の割合を 10%から 90%まで 10%刻みで変化させて予測精度を調
べた。実験の結果、主に欠損率が高い場合に提案手法は既存手法と比べて高い精度を得ることを確認
した。

備考 上記の論文には、大学院学則第34条第3項に規定する特定の課題についての研究の成果を含む。

note The above thesis includes the result of research on a specific theme noted in clause 3, article 34 of the Institute Regulations. For Students of the Integrated Doctoral Education Program Only.