



## ネットワークから知識を見出す

友人関係や交通網などのネットワーク(グラフ)構造に注目して、情報や病気の伝搬の解明・制御、将来の構造予測、またグラフを対象とした深層学習であるグラフニューラルネットワークなどの研究をしています。

## 救急医療サービスの需要予測

東京都の救急車データを病院-地域の2部グラフで表現し、救急需要(高/低)を予測する2部グラフ畳み込みニューラルネットワークモデルを提案しました。需要予測において77.3%~87.7%の精度を達成し、従来の機械学習アルゴリズム、統計モデル、および最新のグラフベースの手法を大幅に上回りました。

Ruidong Jin, Tianqi Xia, Xin Liu, Tsuyoshi Murata, Kyoungsook Kim, "Predicting Emergency Medical Service Demand With Bipartite Graph Convolutional Networks", IEEE Access, Vol. 9, pp.9903-9915, 2021.

<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3050607>

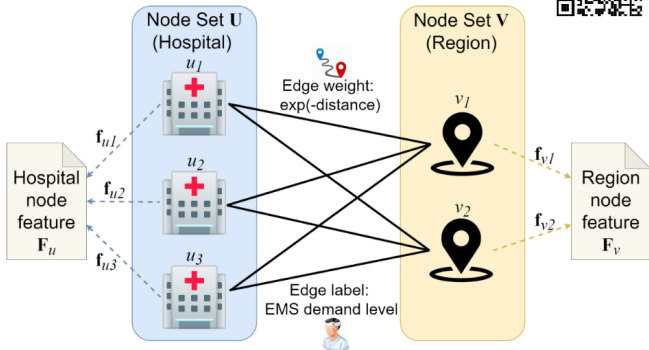


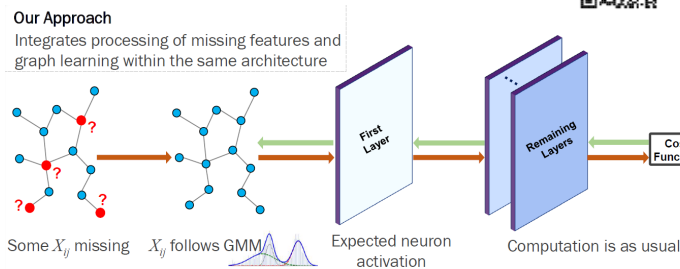
FIGURE 1. The hospital-region EMS bipartite graph.

## 欠損値を含むグラフを扱うGNN

欠損した特徴の入力とグラフ学習を同じニューラルネットワークアーキテクチャ内に統合しました。欠損データをガウス混合モデル(GMM)で表現し、GCNの第一隠れ層のニューロンの期待活性化を計算し、従来の手法よりも高性能で頑強になりました。

Hibiki Taguchi, Xin Liu, Tsuyoshi Murata, "Graph Convolutional Networks for Graphs Containing Missing Features", Future Generation Computer Systems, Vol.117, pp.155-168, Elsevier, 2021.

<https://doi.org/10.1016/j.future.2020.11.016>

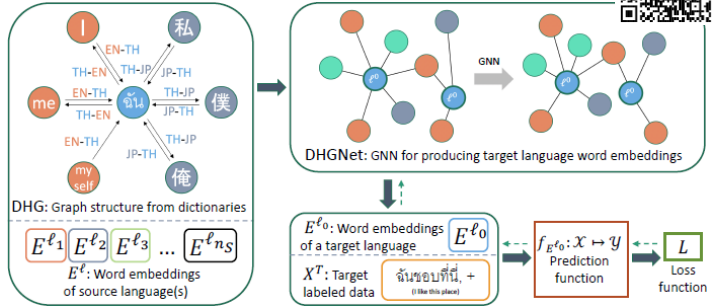


## 言語横断テキスト分類(CLTC)

資源が豊富な言語の訓練データを使って、資源が乏しい言語の分類問題を解くための転移学習では、資源が豊富な言語のタスク固有の訓練データは入手困難です。代替案として、資源が豊富な言語のタスクに依存しない単語埋め込みと、2言語間の辞書を用いたCLTCを提案しました。2言語間の辞書から異種頂点グラフを作り、単語レベルと言語レベルの2段階集約を行う高性能のグラフニューラルネットワークを構築した結果、大規模コーパスを利用しないのに事前学習モデルよりも高性能を実現しました。

Nuttapong Chairatanakul, Noppayut Sriwatanasakdi, Nontawat Charoenphakdee, Xin Liu, Tsuyoshi Murata, "Cross-lingual Transfer for Text Classification with Dictionary-based Heterogeneous Graph", Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2021, pp.1504-1517, 2021.

<https://doi.org/10.18653/v1/2021.findings-emnlp.130>

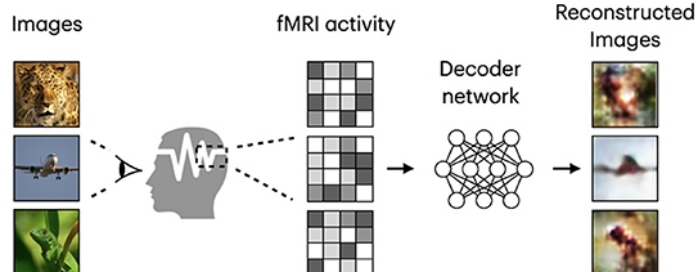


## fMRIからの画像再構成

脳画像技術と機械学習によって、人間の脳における視覚情報の処理を解明するための研究がなされてきています。磁気共鳴機能画像法(fMRI)で測定された脳活動から、知覚された画像を正確に再構成(復元)することは、脳画像技術における最も困難なタスクの1つです。本サーベイ論文では、fMRIからの画像再構成のための最新の深層学習手法を調査し、標準化された評価指標にわたる公正な性能評価を提示しています。

Zarina Rakhimberdina, Quentin Jodelet, Xin Liu, Tsuyoshi Murata, "Natural Image Reconstruction From fMRI Using Deep Learning: A Survey", Frontiers in Neuroscience, Vol. 15, Article 795488, 19 pages, 2021.

<https://doi.org/10.3389/fnins.2021.795488>



## GNNによる高精度な認知機能診断

脳画像技術や機械学習の進歩により、脳疾患の有無を診断する機械学習モデルの期待が高まっています。本研究では、患者の脳の表現だけでなく、類似した患者の脳の表現も取り入れたpopulation graphに基づくマルチモデルアンサンブルを提案し、ABIDEデータを用いた実験において、最先端の手法よりも高性能な診断を実現しました。

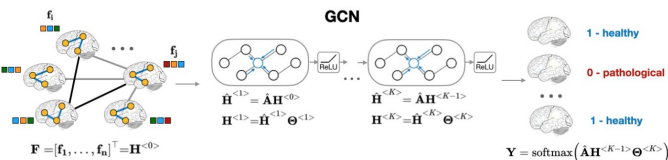
Zarina Rakhimberdina, Xin Liu, Tsuyoshi Murata, "Population Graph-Based Multi-Model Ensemble Method for Diagnosing Autism Spectrum Disorder", *Sensors*, Vol.20, No.21, 18 pages, 2020.

<https://doi.org/10.3390/s20216001>



Input

Output



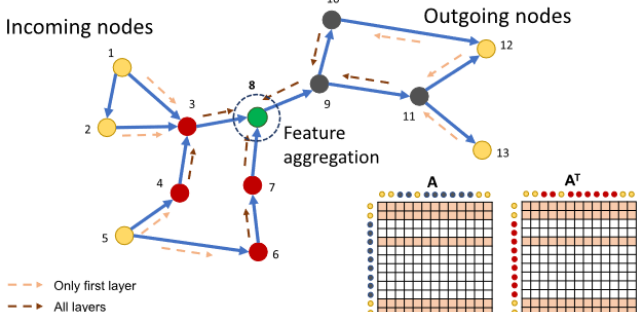
## GNNによる中心性の近似計算

SNSや交通網、Webなど、グラフは数多くの場面で用いられます。グラフ中のどのノードが重要であるかを特定することは、グラフにおける重要な問題の一つです。グラフで影響力のある中心的なノードを見つけ出すための一般的な指標として、媒介中心性(Betweenness Centrality)と近接中心性(Closeness Centrality)があります。どちらもノード間の情報が最短経路を經由して流れているという前提で計算されるため、最短経路に基づく指標ですが、厳密に計算するためには計算量が多く、特に大規模なグラフでは手に負えないコストがかかります。近似手法がこれまでに数多く提案されていますが、効率が悪い、最適でない、あるいはその両方であることが多いです。本研究では、グラフニューラルネットワーク(GNN)を用いて、両中心性を近似計算するモデルを初めて提案しました。GNNでは、各ノードが近隣のノードの特徴を集約するので、この特徴集約スキームを用いて経路をモデル化し、特定のノードに到達可能なノードの数を学習します。人工データおよび実世界のデータに対する広範な実験を通して、我々のアプローチがより少ない時間で、現在の技術を著しく上回ることを実証しています。コードは以下のサイトに公開しています。

[https://github.com/sunilkmaurya/GNN\\_Ranking](https://github.com/sunilkmaurya/GNN_Ranking)

Sunil Kumar Maurya, Xin Liu, Tsuyoshi Murata, "Graph Neural Networks for Fast Node Ranking Approximation", *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data*, Vol.15, No.5, Article No.78, 32 pages, 2021.

<https://doi.org/10.1145/3446217>

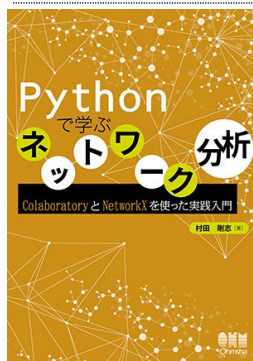
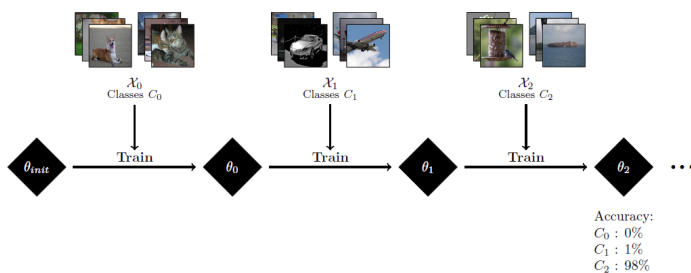


## 深層学習における継続学習

一度学習した後に認識対象のクラスが追加されるclass-incremental learning (CIL)において、深層学習は古いクラスに対する性能が極端に低下する破滅的忘却の影響を受けることが知られています。これを軽減する方法として、過去のクラスから少数のサンプルを格納した小さなメモリを使用することが有効であることが示されています。しかし、再生メモリのサイズが限られているため、学習データセット中の新しいクラスと古いクラスのサンプル数のバランスが大きく崩れ、最終的なモデルに偏りが生じてしまう問題があります。本研究ではこれを解決するためにbalanced softmax crossentropyを提案し、CILに対する最新のアプローチとシームレスに組み合わせることで、学習手順の計算コストを削減しつつ精度を向上させることができることを示しました。さらに、この手法をより要求の厳しいメモリ無しのCILに拡張し、メモリベースのアプローチと同等の結果を得ました。

Quentin Jodelet, Xin Liu, Tsuyoshi Murata, "Balanced Softmax Cross-Entropy for Incremental Learning with and without Memory", *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.225, Article 103582, 11 pages, 2022.

<https://doi.org/10.1016/j.cviu.2022.103582>



「Pythonで学ぶネットワーク分析 — ColaboratoryとNetworkXを使った実践入門」村田剛志, オーム社 (2019)

<https://www.ohmsha.co.jp/book/9784274224256/>



「グラフニューラルネットワーク — PyTorchによる実装」村田剛志, オーム社 (2022)

<https://www.ohmsha.co.jp/book/9784274228872/>



村田剛志研究室  
大岡山キャンパス西8号館E棟5階  
<http://www.net.c.titech.ac.jp/>

