

Лит. обзор на методы обучения на графах

Расширение для PyTorch специально для работы с графами: [PyTorch Geometric](#)

(Там же есть обширный список реализованных модулей со ссылками на статьи)

Так же стоит обратить внимание на датасет MNIST superpixel - очень близкая нам тема, за исключением того, что наши графы будут меньше. По ней написано много работ и сделано много сеток.

Идея похожая на предположения Ильи про семантические задачи на графах - <https://arxiv.org/abs/1511.06739> (только тут суперпиксели).

Замечание: некоторые работы, основанные на спектральном подходе (ChebNet, etc.), могут оказаться неприменимыми к рассматриваемой задаче, поскольку граф скелетного представления в общем случае имеет произвольную структуру.

[Бакалаврская работа](#) (2017г.) студентки МГУ под руководством Местецкого по аналогичной задаче (применялся кастомный случайный лес). Видимо, про эту работу говорил Стрижов, когда хотел прикрутить сетку к графу скелетного представления.

Релевантные статьи:

Название (Репозиторий)	Год	Идея подхода	Архитектура	Датасет	Результаты + метрика	С чем сравнивают	Кто разбирает статью
SplineCNN	2018	Новый оператор свертки, основанный на B-сплайнах.	SplineNet	Grid Superpixels	Accuracy: 99.22% 95.22%	LeNet MoNet	Лукоянов
Robust Spatial Filtering with Graph Convolutional Neural Networks (git)	2017	Переписаны слои свертки и пуллинга. Ядро свертки -- выпуклая комбинация матриц смежности. Пуллинг на основе эмбединга и функции softmax.	RSF	NCI1 D&D	Accuracy: 84.62% 81.88%	GK WL PSCN Deep GK	
Learning Convolutional Neural Networks for	2016	По выбранной последовательности вершин строятся окрестности каждой из них. Граф, образующий	PSCN (PATCHY_SAN)	MUTAG PCT NCI1	Accuracy: 92.63% 62.29% 78.59%	SP RW GK WL	Григорьев

Graphs (git)		окрестность, нормализуется и его векторное представление подается на вход CNN.		PROTEINS D&D	75.89% 77.12%		
An End-to-End Deep Learning Architecture for Graph Classification (git)	2018	Предложен новый оператор свертки. Построен новый слой, сортирующий вершины для их передачи на вход классической CNN.	DGCNN	NCI1 PROTEIN S D&D COLLAB IMDB-M IMDB-B	Accuracy: 74.44% 75.54% 79.37% 73.76% 70.03% 47.83%	PSCN DGK ECC DCNN SP RW GK WL	Григорьев
Hierarchical Graph Representation Learning with Differentiable Pooling (git)	2018	Построен модуль дифференцируемого графового пуллинга, генерирующий иерархическое представление графа. Модуль может применяться с различными архитектурами графовых нейронных сетей.	DiffPool-	ENZYME S D&D REDDIT- -MULTI-1 2K COLLAB PROTEIN S Gain	Accuracy: 62.53% 80.64% 47.08% 82.13% 76.25% 6.27%	GNN+ {PATCHYSAN GRAPHSAGE ECC SET2SET SORTPOOL} GRAPHLE TSHORTE ST--PATH 1-WL WL-OA	
Dynamic Edge-Conditioned Filters in Convolutional Neural Networks on Graphs (git)	2017	Предложена пространственная свертка на основе построения окрестностей, для которой веса фильтра определяются по признаковому описанию ребер, принадлежащих окрестности.	ECC	NCI1 NCI109 MUTAG ENZYME S D&D	Accuracy: 83.80% 81.87% 89.44% 50.00% 73.65%	DCNN PSCN WL Deep WL structure2vec	
Adaptive Graph Convolutional Neural Networks	2018	Развит классический спектральный подход GNN через обобщение лапласиана графа, что позволило решить проблему применимости спектрального подхода для произвольных по структуре графов.	AGCN	Tox21 ClinTox Sider Toxcast	ROC-AUC : 0.8016 0.8678 0.5921 0.7033	graphconv NFP GCN	
Relational inductive biases, deep learning, and graph networks (git)	2018	Предложен подход к построению Graph NN от DeepMind. Предложенная архитектура позволяет предсказывать edge, node и внешние атрибуты для графа.	GN (MPNN + NLNN)	нет	нет	нет	
Simplifying Graph Convolutional Networks	2019	Предложена оптимизация сверточных графовых сетей, на основе предположения, что нелинейность между	Simple Graph Convolutio n (SGC)	Cora Citeseer Pubmed 20NG	Accuracy 81 71.9 78.9	GCN GAT FastGCN GIN	

[illegible]

Neural Networks							
Inductive Representation Learning on Large Graphs (git)	2018		GraphSAGE	Citation Reddit PPI	Micro-averaged F1 0.839 0.954 0.612	DeepWalk	Коробов
Diffusion-Convolutional Neural Networks (git)	2016		DCNN				Куцевол
Geometric deep learning on graphs and manifolds using mixture model CNNs	2016		MoNet				Куцевол
Ниже представлены статьи НЕ по обучению на графах, но связанные с конструированием графов							
ICFHR 2016 Handwritten Document Image Binarization Contest (H-DIBCO 2016)	2016	Обзор решений конкурса по бинаризации изображений с конференции ICFHR 2016					
Skeletons to graph (git)		Код для чьего-то бакалаврского диплома, реализованы различные алгоритмы построения графов из скелета, pruning графа не нашлось статьи (или диплома под это дело)					
Graph Structuring of Skeleton Object for Its High-Level Exploitation		Статья с ICDAR 2015. Предложен метод эффективной упаковки скелета в граф добавляя в каждую вершину среднее значение пикселя с серой картинки. Предложен					

		<p>алгоритм прунинга основываясь не только на длине ребра, но и на данных из изображения. (каждый пиксель рассматривается как нод). Скелет строится без ограничений на “перекрестки любого размера”, “стыки” и т.д.</p>					
DeepSkeleton : Learning Multi-task Scale-associated Deep Side Outputs for Object Skeleton Extraction in Natural Images		<p>Предложен подход генерации скелетов на изображении с помощью сверточных сетей. Рассмотрены различные подходы к локализации и предложен подход к поиску scale в каждой точке скелета.</p>					

<https://arxiv.org/pdf/1901.00596.pdf> - survey