

每日小结

	周一	周二	周三	周四	周五
早	阅读文献，组会 PPT	阅读文献，组会 PPT	阅读文献，组会 PPT	GraphTrans 代码	GraphTrans 代码
中	阅读文献，组会 PPT	组会 PPT	阅读文献，组会 PPT	阅读文献，组会 PPT	GraphTrans 代码
晚	阅读文献，组会 PPT		阅读文献	GraphTrans 代码	阅读文献，组会 PPT

注：简单表述当前时间段工作，如看文献 1，整理数据等

科研详情

文献阅读

文献 1

题目: Masked transformer for neighbourhood-aware click-through rate prediction

作者: Erxue Min, Yu Rong, Tingyang Xu, Yatao Bian, Peilin Zhao, Junzhou Huang

出处: arXiv2022

方法:

启发:

本文的异构网络可以构建为  $G=(N, E, TV, TE)$ ，其中分别表示节点集合，边集合，节点类型集合，边类型集合。以微信视频推荐为例，有四种节点类型：用户，视频，文章和官网账号；五种类型：用户-点击-视频，用户-点击-文章，用户订阅官方账号，官方账号-发布-视频和官方账号-发布-文章。

## HIN 邻居采样

对于每个节点  $r$ , 图中存在一些相关节点, 可以丰富其表征。考虑到 HIN 采样场景在大规模服务中, 每个节点都可以关联到丰富的特征。因此, 采样的节点需要满足以下要求:

- 1) 尽可能多地对最近的节点进行采样, 因为接近的节点 (例如, 一阶邻居) 通常包含最相关的信息,
- 2) 对每种类型的节点采样一定大小的节点集合,
- 3) 对与其他节点交互 (边) 最多的节点进行采样。

### ● Improved Mask in Attention

#### • Induced Subgraph

#### • Similarity Subgraph

$$\text{sim}(i, j) = \frac{\mathbf{f}_i[g(t(i), t(j))] \cdot \mathbf{f}_j[g(t(j), t(i))]}{\|\mathbf{f}_i[g(t(i), t(j))]\| \cdot \|\mathbf{f}_j[g(t(j), t(i))]\|},$$

#### • Cross Neighbourhood Subgraph

$$\mathcal{G}_{uv}^C = \{(s, t) | s \in \mathcal{N}_u, t \in \mathcal{N}_v\}.$$

#### • Complete Subgraph

$$\mathcal{N}_u \cap \mathcal{N}_v = \emptyset$$



Neighbourhood



(a) Induced Subgraph



(b) Similarity Graph



(c) Cross-Neighbourhood Graph



(d) Complete Graph

Mask the attention matrix of each head with an interaction graph

$$e_{ij} = f_m\left(\frac{(\mathbf{Q}\mathbf{h}_i)^\top (\mathbf{K}\mathbf{h}_j)}{\sqrt{d}}, \mathbf{M}_{ij}\right), \quad f_m(x, \lambda) = \begin{cases} \lambda x & \lambda \neq 0 \\ -\infty & \lambda = 0. \end{cases}$$

$$\alpha_{ij} = \frac{\exp(e_{ij})}{\sum_{k=1}^n \exp(e_{ik})}, \quad \mathbf{z}_i = \sum_{j=1}^n \alpha_{ij} (\mathbf{V}\mathbf{h}_j),$$

启发:

子图采样部分思路可以借鉴, 四种 mask 也可以尝试。

## 文献2

题目: Mesh Graphormer

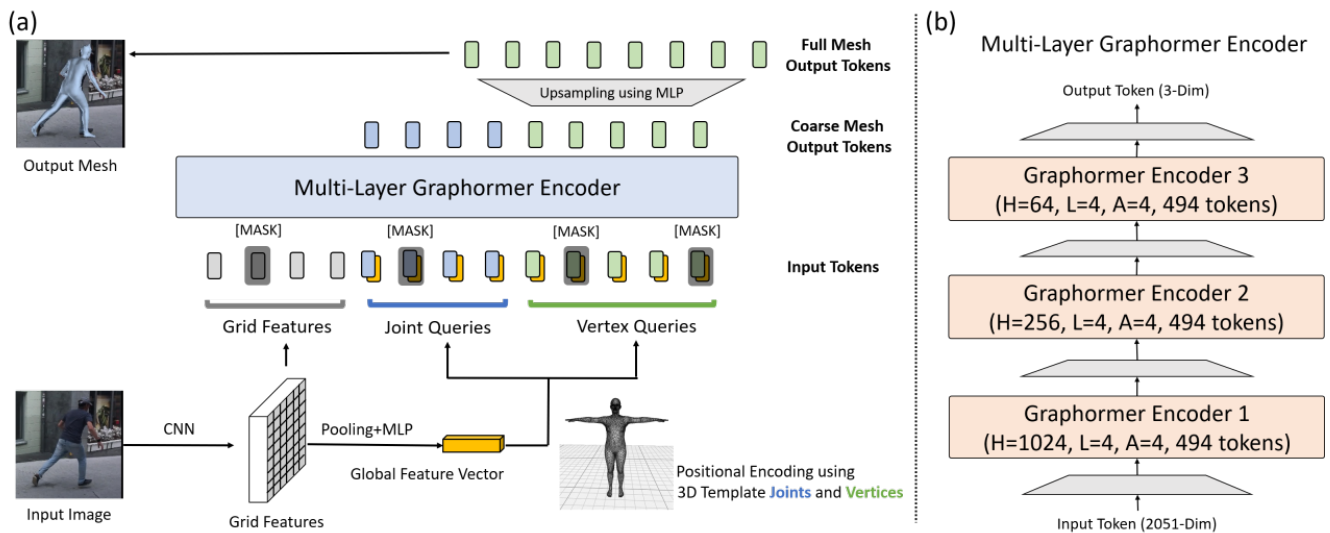
作者: Kevin Lin Lijuan Wang Zicheng Liu

出处: ICCV 2021

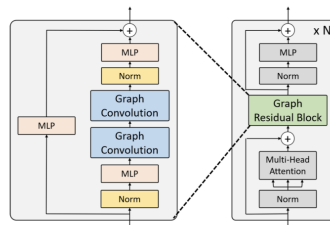
方法:

本文提出一种图卷积增强的 transformer 编码器, 用于捕获三维人体网格重建的全局和局部交互。在 Mesh3D 的工作上达到了 SOTA。

利用图卷积的 Graphormer 可以自由地处理所有包含更详细局部信息并有助于完善 3D 坐标预测的图像网格特征。因此, Graphormer 和图像网格特征相互增强, 以在人体姿势和网格重建方面实现更好的性能。



Graphormer 充分利用了 Transformer 结构的天然特性，并且和 Mesh3D 这个任务本身进行了非常好的结合，在这里面它把 Joint 当成是 Query，把 Vertex 也当成是 Query，然后通过这些 query 与 Grid 特征建立对应关系，从而非常精确的知道 Joint 以及 Vertex 的 3D 位置。并且这里的 Joint 和 Vertices 都是已有的点云数据。



启发：

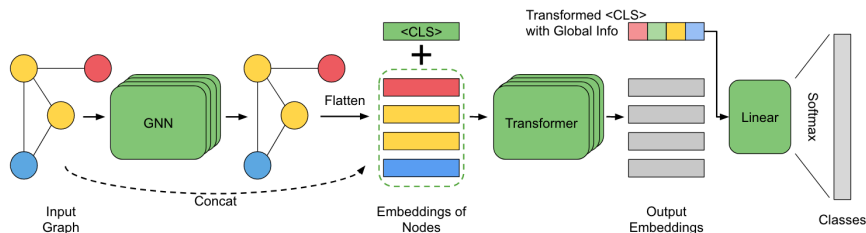
1. 这个工作其实是多模态点云和图像的融合，社交数据的时序是否也可以这样融合。

## 工作进展

1: 阅读文献：

2: NIPS 2021 代码跑通：Graph Transformer (GraphTrans)

想在 graph transformer 中保留时序的信息，目前还在找类似模型。



3.论文 response 撰写等

4.准备组会，学习大量 Graph Transformer 的模型和文章

## 下周计划

1. 投递论文
2. Graph transformer 等代码尝试套用在自己的图上