**Learning to Represent the Evolution of Dynamic Graphs with Recurrent Models**

**Abstract**

这些研究大多依赖于学习如何在动态图中表示节点和子结构，然而，动态环境下的整个图的表示学习问题还有待解决，在这篇论文中，我们提出了一种动态图的无监督表示学习架构，旨在学习随时间演化的图的拓扑和时间特征。该方法由一个嵌入门控图神经网络(GGNNs)和长短时记忆网络(LSTMs)的序列-序列编译码器模型组成。GGNN能够在每个时间步上学习图的拓扑结构，而LSTMs则利用时间步来传播时间信息。此外，编码器学习演化图的时间动态，而解码器利用编码器提供的编码表示，在同一时间段内重建动态。

**Introduction**

动态图是一种流行的模型，用于真实世界动态系统的高级表示、表征和分析。动态系统的单元实体之间的交互通常由动态图或动态网络(也称为时间图)建模和表示。动态图是节点之间的边界随时间变化的图或网络，在网络演化过程中节点可以从网络中出现或消失。动态图通常被定义为按时间顺序排列的网络快照序列，每个网络快照对单位时间间隔内节点之间的交互进行建模。

作者的目标是演示动态图表示学习方法的有效性，该方法能够学习图的拓扑结构以及图的时间动态。为此，我们提出了一种无监督的方法，将静态图表示方法的强大功能与递归神经网络在学习事件序列方面的成功结合起来。该模型支持表示学习方法，通过门控图神经网络和卷积神经网络实现动态图的表示学习。在循环编码器中嵌入了ggnn，以保持动态图在每个时间步长的拓扑结构。此外，长短时记忆网络(LSTMs)通过在连续的时间步长之间传播时间信息来捕捉动态。利用自回归解码器，从编码器的隐藏表示重建图的演化历史。据我们所知，本文提出了在动态环境中表示整个图的第一种方法。

**Related work**

Dynamic graphs：

近年来，关于动态图表示学习的研究较少。这些研究主要集中在动态图中单个节点的表示学习。目前大多数的方法不能扩展到处理大尺寸、稀疏和随时间变化的节点数量。相比之下，我们的方法侧重于整个图的表示学习，同时保留了图的拓扑和时间特性。

**Problem definition**

Dynamic graph：动态图是T个图快照的有序序列。节点v的嵌入(节点表示)初始化为。Gt由一个邻接矩阵At表示。

Timestep history：在时间步长t之前看到的一系列图形称为Gt的历史，表示为:

 HGt表示我们在过去w个时间步长中观察到的一个窗口，以便学习图的演化。

Graph embedding:我们要找到一个映射函数将图Gt映射到一个空间Rk中。目标是学习图的嵌入，使具有相似拓扑结构和时间动态的图在嵌入空间中彼此接近。在这项工作中，我们着重于处理无向图，但是将我们的模型扩展到有向图并不重要。

**Preliminaries and notation**

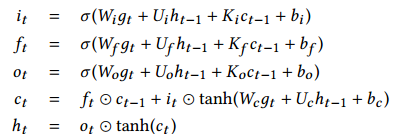
Graph Neural Networks (GNNs)：一个著名的处理图结构的神经网络结构，其主要思想是通过迭代传播过程来学习图的拓扑结构。

Gated Graph Neural Networks (GGNNs)：Li等人提出了GGNN作为GNNs的扩展，以了解图中节点之间的可达性。他们使用门控卷积单位(GRU)[6]将消息从一个节点传播到它的所有可到达节点。这允许反向传播在几个步骤中展开递归，并导致更新所有可到达节点的隐藏状态。在接下来的文章中，我们正式提出了GGNNs中的传播模型。设A为图的输入邻接矩阵，用Av表示该矩阵的v行，让xv表示节点v的初始嵌入，可以通过多种方式获得，我们将在第7节中讨论本工作中使用的初始化。我们使用nv i来表示第i次迭代时节点v的隐藏状态。使用这个符号，我们有以下传播模式。我们初始化每个节点nv0的隐藏状态，如下所示：

每个传播步骤传递节点v的邻居信息，学习其在传播步骤i中嵌入的avi:

。B是偏差。注意，经过此步骤的多次迭代之后，将信息传递给所有可到达的节点，以了解每个节点的嵌入情况。

LSTM：LSTM是一种递归神经网络(RNN)，用于对序列数据中的远程相关性进行建模。作者用gt表示在时间t的输入向量，用ht表示在时间t的隐藏向量，在每一个时间步长，LSTM都计算一个存储单元向量ct，输入门向量it，遗忘门想来那个ft，输出门向量ot。



Encoder-Decoder：在本文中，我们使用一个序列到序列的框架来训练我们的编码器-解码器模型。我们称上述方程为“LSTM编码器”，因为它是将输入序列转换为隐藏向量ht序列的主要步骤，我们还将使用一种LSTM类型来预测ht序列中的下一项x。这种架构，我们称之为“LSTM解码器”，增加了以下内容: 

f是一个函数,它接受一个隐藏的向量和输出预测观察g

5 RECURRENT MODEL FOR DYNAMIC GRAPHS

提出的结构是由一个递归编码器组成，它将时间步长历史HGt投影到一个k维空间中。在每一个时间步上，使用ggnn对图的拓扑结构进行建模，并为编码器提供更具体的输入。该编码器的递归结构允许我们使用隐藏的表示时间步历史HGt和时间步t的图形拓扑嵌入Gt。

DyGGNN：（1）一个GGNN来捕获第t步时图的拓扑结构，（2）一个编码器将T时间窗口上的图形演化投影到k维空间。（3）一种解码器，它利用动态图的隐藏表示在每一个时间步上重建动态图的结构。

图1显示了用于表示动态图的学习方法的体系结构

