Related work方面：

目前为止，没有任何有关真实世界网络的GAN结构的作品被提出。

Liu的工作：提出了一种用来学习子图的拓扑性质的GAN结构

Tavakoli的工作：应用GAN的训练方式直接生成表示图的邻接矩阵来生成图

这两种都是不可行的：由于这两种模型都是使用整个邻接矩阵的数据，包括了0元素。

这些0元素在作者看来是不需要放在计算过程的。将所有的邻接矩阵进行考虑是低效率的。

作者借此提出了NetGAN:首先NetGAN是在随机漫步上进行的—仅仅考虑了邻接矩阵中的非零的部分，这样也可以很方便的处理有数以千计的节点的图，不会像先前提到的GAN有低效率的问题。

Training方面：

Wasserstein GAN：提高稳定性

Early stopping：为了控制生成的图与原来的图的相似程度，制定了两种早期停止策略。

1，VAL-CRITERION：训练过程中使用一个矩阵来作为过渡计数。这个矩阵的作用：评估验证集上的链路预测性能。停止方式：当性能改进停止时停止，也就是说在无法生成更加好的图的时候停止，这个完全时看机器自身的工作的。

2，EO-CRITERION：达到符合用户期待的规格时就停止。更加的灵活，也使生成的图更加贴近原始的属性。

Experiments：

1:图的生成

总体设置（各种模型的比较）

Table 1:

我们将NetGAN拟合到CORA-ML和CITESER引文网络，以评估生成的图的质量。

我们与下面的基线比较：配置模型（Muloy＆Reed，1995），度校正随机块模型（DC-SBM）（Kaler-NeWman，2011），指数随机图模型（EGRM）（荷兰和LeunHART，1981）和块二级Erd- OSR R随机图模型（BTER）（SSEADHARI等人，2012）。这些数据分别是这些：补充材料中给出了关于基线的统计、附加度量、标准偏差和细节的定义。

发现或多或少都会存在至少一个数据的偏移。

最后一列显示了所有统计方法的平均排名，NETGAN的表现最好。EGRM似乎表现得出奇的好，但是它遭受了严重的过度拟合。相比之下，NETGAN在保存生成图中的属性以及泛化方面都做得很好。

生成图的评价

图1：B:图的同配性与训练的迭代的次数的关系->同配性随着迭代次数的增加而下降。

C:边的重合与训练迭代的次数的关系->边缘随时间数的增加而顺畅的增加。

2:链路的预测性

作者也是通过比较的方法来展现NetGAN在链路预测能力上的优点。

我们用两个常用的指标来测量性能：ROC曲线下面积（AUC）和平均精度（AP）。为了评估NetGAN的性能，我们从经过训练的生成器中采样给定数量的随机游动

为了找出相对最优的随机游走长度T：评估了在C ORA ML上改变T时链路预测性能的变化。我们训练具有不同随机游走长度的多个模型，并且评估确保每个模型观测到相同数目的过渡的分数。结果在图6中给出了平均超过5次运行的结果。我们经验证实，该模型受益于使用较长的随机游走，而不是正好边缘（即T＝2）。t＝20在t＝16上的性能增益是边际的并且不超过额外的计算成本，因此我们为所有实验设置t＝16。简单地说最优的就是16,20上的优：低效的的优化与计算成本不成正比。

3：隐插值变量

目的：主要就是为了了解什么样的结构生成器能够捕获。

后续的讨论：

可扩展性：我们已经在第4.2节中观察到，它需要大量生成的随机游动来获得大图的代表性转移计数。虽然采样来自NetGAN的随机游走是平凡可并行的，**但是我们的模型的一个可能的扩展是使用条件生成器，即发生器可以提供期望的起始节点**，从而确保更均匀的覆盖。另一方面，采样过程本身可以通过合并分层SOFTMax输出层来加速，这是一种常用于自然语言处理的方法。

评价：

通过肉眼观察一个图是否真实几乎是不可能的（例如，不像图像）。在本工作中，我们已经在**大量的标准图统计上定量地评估了NetGAN的性能。**然而，开发适用于（隐式）图生成模型的新措施将加深我们对其行为的理解，并且是今后工作的一个重要方向。

适用范围：

本文中着重讨论就是在一个单一的大图，而在一些较小的图（例如，化学、生物学）中的使用将是一个延展的方向。

其他类型的图：

虽然普通图无处不在，许多重要的应用处理属性，K部分或异构网络。适应NETGAN模型来处理这些数据的其他模式是未来研究的一个有前途的方向。特别重要的是对动态/感应设置的适应，其中新节点随着时间的推移而增加。