基于注意力机制和强化学习策略的虚拟网络嵌入算法

刘祥宇

(云南财经大学信息学院昆明650221)

摘要 虚拟网络嵌入问题是网络虚拟化技术中的一项重要技术，其目的是如何更有效的分配物理物理网络资源。为处理该问题,我们将该问题转变为一种混合整数规划问题,并设计基于强化学习策略和注意力机制的VNE算法模型,有效的减少了资源碎片化程度。仿真试验结果显示,该算法在虚拟网络请求接受效率等方面都高于其他的典型算法。

关键词 虚拟网络嵌入；强化学习

**Thevirtualnetworkembeddingalgorithmbasedontheattentionmechanismandthestrengtheninglearningstrategy**

LiuXiang-Yu

(SchoolofInformation,YunnanUniversityofFinanceandEconomics,Kunming,China)

**Abstract** Virtual network embedding is an important technology in network virtualization. Its purpose is to allocate physical network resources more effectively.  To solve this problem, we transform the problem into a mixed integer programming problem, and design a VNE algorithm model based on reinforcement learning strategy and attention mechanism, which effectively reduces the degree of resource fragmentation.  The simulation results show that this algorithm is better than other typical algorithms in virtual network request acceptance efficiency.

**Keywords** Virtual network embedding; Reinforcement learning

# **介绍**

NV是一项重要的解决网络僵化的技术,它可以在底层网络上虚拟化成多个虚拟的网络。在未来的网络架构中，NV主要有两个重要的角色：基础设施提供商和服务提供商。它们共同合作为虚拟网络请求分配物理网络资源的过程，称之为虚拟网络嵌入(VNE)[9]。此外VNE是一个NP-Hard问题。对于该问题，Chowdhury[1]等人提出了处理节点映射以及链接映射阶段之间相关性的算法，即D-ViNE以及R-ViNE两种VNE算法。该算法采用混合整数规划的方法对VNE问题进行建模，降低了嵌入VNR的代价[10]。Cheng[2]等人基于Markov随机游动模型理论，根据网络节点的资源和拓扑属性对网络节点进行排序，提出了两种基于节点排序的VNE算法，有效提高了长期平均收益和接受率。[3]中提出了一种基于粒子群算法的VNE算法，与D-ViNE解决方案[1]相比，获得了更高的平均收益和VN接受率。而这些的VNE解决方案存在着一些共同的缺点：

1. 建模的特征或者约束都是由人工手动进行设置，会导致算法的灵活性低下，会陷入局部优解。
2. 忽略VNE的时间动态特性，即每次VNR周期中，物理网络与虚拟网络的资源配置以及网络拓扑结构都是在随着时间动态变化的。

# **问题描述与模型建立**

## **2.1**网络模型

定义物理网络的加权无向图为，

其中代表所有物理节点的集合;代表所有物理链路的集合；对于每个物理节点来说，每个物理节点的计算能力定义为，对于每条物理链路，的链路带宽定义为。

图片1

图1虚拟网络嵌入过程

同样的，定义虚拟网络的加权无向图为，而且所有的虚拟网络都服从与同一个分布。其中表示所有虚拟节点的集合；表示所有虚拟链路的集合；表示所有虚拟网络的生存时间周期的集合；对于每个虚拟节点来说，的计算能力定义为；对于每条虚拟链路，的链路带宽定义为。

其中，虚拟网络嵌入过程分为两个子阶段，虚拟节点映射和虚拟链路映射，如图1所见。虚拟网络嵌入约束如下：

1. 在节点映射阶段，每个物理节点可以为同一虚拟网络中的多个虚拟节点提供服务。每个基本节点的资源大于或等于映射的虚拟节点的资源。
2. 在进行链路映射时，需确保物理链路的带宽大于或等于映射的虚拟链路的带宽。

VNE的目标是利用有限的物理资源，将虚拟网络有效地映射到物理网络上，并尽可能地接收VNR的数量，因此VNE问题的优化目标定义为：



其中，表示虚拟链路在物理网络上经过的跳数。

## **2.2评价指标**

### 2.2.1收益与开销

虚拟网络请求在时刻的收益与资源消耗成本分别定义为，



VNE的长期平均收益（简记为）和长期平均成本（简记为）为，



VNE的长期平均收益与长期平均成本之比定义如下，



其中，为资源利用率。越大，资源利用率越高，VNE的算法性能就越好。

### 2.2.2虚拟网络请求接受率

VNR的接受率定义如下，



其中表示当前时刻的虚拟网络请求总数量，表示在当前时刻中映射成功的虚拟网络请求总数，表示在当前时刻中虚拟网路请求接受率。



图2通过图注意力网络自动提取网络特征

# **算法设计与实现**

## **3.1图注意力神经网络**

采用GAT[4]对随机图拓扑进行提取特征，如图2所示。其计算方式如下，对于顶点，进行逐个计算它的邻居们和其自身之间的相似系数，



其中，表示为拼接操作，为激活函数，表示顶点的特征。对进行操作，得到注意力权重，



根据计算得到的注意系数，特征的加权和为，



其中，对于每个顶点来说，是通过GAT输出新的特征，是激活函数。

## **3.2强化学习**

下面将介绍GR-VNE的模型的内容。是agent能够在虚拟网络映射环境中所得到的所有信息。表示agent所采用的随机抽样策略，即虚拟节点映射的策略和虚拟链路映射的策略。表示agent每次所选取的策略后，所得到的奖励函数，定义如下：



其中，是收益开销比。

对于GR-VNE模型中的每个代理的轨迹出现的概率为：





图3基于self-attention与LSTM的神经网络模型

其中为神经网络的参数。根据式可知，总奖励为，



为了得到策略的最优参数，定义优化目标，由式得到如下，



通过策略方法以及随机梯度下降法对策略网络参数进行优化，并采用RL算法和蒙特卡罗抽样，式的梯度可近似为:



## **3.3神经网络模型**

我们将VNE问题转换为混合整数规划问题，并设计一个基于注意力机制和强化学习策略的虚拟网络嵌入模型。其中，该模型引入了注意力机制，使得模型更注意可能被选中的物理节点、减少对外部信息的依赖。其中,该模块由自注意力机制和递归式神经网络组成的编码器和解码器所组成,其解码器为自注意层组成，解码器包含长短期记忆层。神经网络的架构如图3所示。

我们将GAT自动提取网络拓扑特征组织成列向量，通过神经网络模型使其输出等于物理网络节点数的概率分布，然后采用强化学习策略进行选取合适的物理节点，从而以满足虚拟网络的映射要求，算法过程如图4所示。

图4GR-VNE算法过程

# **仿真结果**

## **4.1实验方案设置**

本文中模拟实验是，在Anaconda3+PyCharm中进行的。我们编程生成了1个物理网络和500个虚拟网络。其中,物理网络由一百个节点和约六百多条链路所构成，CPU资源容量和带宽资源容量随机分布在50个单元和100个单元之间。500个虚拟网络的到达时间服从泊松分布。对于虚拟网路，在生成时随机包含2~12个虚拟节点,节点之间连接的概率为50%。虚拟节点和虚拟链路相互之间的CPU资源和带宽资源在1~50个单位期间随机分配。其中,虚拟化网络系统在100个时间单位内可能达到5次,而虚拟网络的生命周期服从于指数分布。

## **4.2比较算法与评价指标**

表2实验对比的算法

|  |  |
| --- | --- |
| 算法 | 描述 |
| MCTS-VNE | 文献[7]提出的的VNE方法 |
| TA-DEG | 文献[5]提出的的VNE方法 |
| TA-NOR | 文献[6]提出的的VNE方法 |
| 本文算法GR-VNE | 本文所提出的基于注意力机制和强化学习策略的深度学习算法 |

我们选择启发式VNE算法NodeRank、基于RL的VNE算法MCST和基于拓扑感知的VNE算法TAG-DEG作为比较算法。然后从VNE的长期平均收益和VNR的接受率两个方面比较了算法的性能。这四种算法，包括我们的算法，在表2中进行了描述。为检验GR-VNE算法的性能,本文将通过使用以下二种主要性能参数:对虚拟网络请求的接受数以及收入与嵌入成本之间的比率，来进行评估实验结果。根据仿真试验的统计结果分析,如所示，

1. GR-VNE与其他算法相比，提高了虚拟网路请求的接受率。图5显示了作VNR到达率函数的平均VNR接受率。其中，GR-VNE比MCTS算法提高22%左右，比TA-DEG算法提高14%左右，比TA-NOR算法提高14%左右。
2. GR-VNE与其他算法相比，提高了收益与嵌入成本的比重。图6说明了作为VNR的收入与成本比重。其中，从短时间看GR-VNE明显优于其他算法，从长时间看，GR-VNE比其他算法更加稳定。

虚拟网络请求接受率

图5虚拟网络请求接受率

收益-成本比重

图6收益与成本比重

# **结论**

本文研究了基于注意机制和强化学习策略的VNE算法，并对神经网络中的节点匹配进行了相应的算法设计。实验表明，GR-VNE算法通过利用注意力机制和强化学习策略提高了虚拟网路请求的接受率以及收益和成本的比重。算法通过深度学习进行匹配节点具有一定的局限性，在对于大型网络可能会耗费很多时间。因此，在后续工作中，我们将进一步研究大型网络中的虚拟网络嵌入问题。

参考文献

1. ChowdhuryNMMK,RahmanMR,BoutabaR.Virtualnetworkembeddingwithcoordinatednodeandlinkmapping[C]//IEEEINFOCOM2009.IEEE,2009:783-791.
2. ChengX,SuS,ZhangZ,etal.Virtualnetworkembeddingthroughtopology-awarenoderanking[J].ACMSIGCOMMComputerCommunicationReview,2011,41(2):38-47.
3. ZhangZ,ChengX,SuS,etal.Aunifiedenhancedparticleswarmoptimization‐basedvirtualnetworkembeddingalgorithm[J].InternationalJournalofCommunicationSystems,2013,26(8):1054-1073.
4. VeličkovićP,CucurullG,CasanovaA,etal.Graphattentionnetworks[J].arXivpreprintarXiv:1710.10903,2017.
5. FengM,ZhangL,ZhuX,etal.Topology-awarevirtualnetworkembeddingthroughthedegree[J].2013.
6. ChengX,SuS,ZhangZ,etal.Virtualnetworkembeddingthroughtopology-awarenoderanking[J].ACMSIGCOMMComputerCommunicationReview,2011,41(2):38-47.
7. HaeriS,TrajkovićL.VirtualnetworkembeddingviaMonteCarlotreesearch[J].IEEEtransactionsoncybernetics,2017,48(2):510-521.
8. 张晶晶.基于图熵的虚拟网络嵌入模型与算法研究[D].云南财经大学,2016.
9. 贾晓光.基于混合粒子群的虚拟网络映射算法[J].电脑知识与技术：学术版,2018,14(3):4.
10. 李雄.基于优化开销收益比的大规模虚拟网络映射问题的研究[D].哈尔滨工业大学.