

# 毕业设计（论文）开题报告

## 基于强化学习的虚拟网络功能放置研究 with 实现

### 一、课题任务及意义

#### （一）课题任务

定期和指导教师联系，及时汇报毕业设计的进行情况，以便加强毕业设计管理、提高毕业设计质量，具体达到：

1.通过多种文献检索工具（如 CNKI、万方、维普、EI、SCI 等学校提供的数字图书馆检索工具，以及 Baidu、Google 等互联网搜索引擎），充分查阅相关文献资料，包括导师老师在任务书中提供的参考文献，其中英文文献数量不低于学校要求；

2.对所学课程高等数学，概率论，程序设计等课程知识的运用；

3.对所收集文献进行国内外现状的研究与分析，以作为后期完成开题报告的基础；

4.参加每周的组内线上学术研讨活动，撰写读书笔记，并每周与导师交互毕设进展；

5.在设计过程中遵守工程职业道德和行业规范，并考虑社会、健康、安全、法律、文化和环境等因素；

6.严格按照重庆大学毕业设计规范文件和规定进度按时完成开题报告、译文和毕业设计论文；

7.搭建的原型系统能够稳定运行；

8.提出的方法、算法和设计方案切实可行，要求明确列出要解决的关键问题，对提出的技术方案（包括算法）有对比分析和优化过程；

9.有结果的充分展示；

该选题综合性较强，工作量较大，同时会较大程度的锻炼学生的综合能力。

#### （二）课题研究意义

为了使通信设备拥有更高的性能和更好的可靠性，通信行业通常会将软硬件结合，并且采用专用的硬件设备来构建网络。这些专用通信设备虽然有着诸多优点，但是同时也面临着扩展性受限、技术创新难度大、业务开发周期长、管理复杂度高等一系列问题。这些使用专用的硬件设备实现的网络功能增加了网络服务提供商的资金和运营成本，同时也造成了网络耦合的问题。当一种新的服务出现时，相关的硬件设备必须按照一定的顺序进行放置和连接。这种操作极其耗时、

耗力和容易出错，阻碍了新服务的添加和网络的升级。伴随着用户对移动通信需求的不断增加，这些问题日益严重。它们不仅影响了运营商的经济利益，同时也极大地限制了下一代通信网络的创新与发展。为此，迫切需要引入新的技术和架构来为通信网络技术持续发展注入新的动力。于是，NFV（Network Functions Virtualization，网络功能虚拟化）技术应运而生<sup>[1]</sup>。NFV 将网络功能的实现从专用硬件转移到基于软件的组件，命名为虚拟网络功能（Virtualized Network Function, VNF）<sup>[2]</sup>，它是网络功能的虚拟化，需要放置到物理网络设备中运行。在物理设备上放置的有序的 VNF 集合被称为前向图，本文专注于优化 VNF 前向图的嵌入问题（VNF Forwarding Graph Embedding, VNF-FGE），是 NFV 资源分配问题之一。

NFV 的出现带来了显而易见的可扩展性和灵活性，也随之而来带来了一些问题。其中 VNF-FGE 问题是网络功能虚拟化方向的重要问题。当设计一个算法来解决 VNF-FGE 问题时，我们必须考虑选择哪些特征将被建模为问题的一部分。通常考虑的特征包括主机的处理能力（通常被形式化为 CPU 的资源量）、链路容量（通常被建模为链路的带宽）、VNF 的处理延迟以及链路延迟和物理或虚拟链路的跳数等因素，考虑的不同因素的组合会带来针对这些因素的更适用和现实的解决方案。以往的文章在解决 VNF-FGE 问题时通常考虑的因素包括处理器处理能力，处理延迟，容量，链路容量，链路延迟，以及解决方案的成本<sup>[3]</sup>。

在选择考虑的因素后，需要找到合适的 VNF 部署方案。放置方案的优化主要体现在它的底层网络基础设施中资源分配的优化，这些优化能够节省大量的硬件开销，从而达到减少放置的成本的目的。

本课题考虑在实现服务功能链虚拟网络功能的放置算法，在尽可能满足底层网络物理资源限制的情况下，找到能耗最低的放置策略。

### （三）研究现状分析

以前的一些研究工作已经着手解决 VNF-FGE 问题。VNF-FGE 问题可以分为离线和在线，离线方法不考虑先前放置在网络中的 SFC，它专注于解决 NP-hard<sup>[4]</sup>的问题；而在线方法主要是为了处理在动态到达的 SFC 请求。由于我们实现的算法是一种离线的 VNF-FGE 方法，我们重点讨论离线方法的研究现状。

有许多篇文章提出了 VNF-FGE 问题的离线解决方案。有五项研究工作涉及 VNF 的放置问题，提出了使用启发式算法给出解决方案的离线算法<sup>[5-9]</sup>。虽然他们关注的是同一个问题，但他们的目的是找到一个实现不同目标的解决方案。Cohen 等人<sup>[5]</sup>的目标是找到一个使 VNF 的连接和放置成本最小的解决方案。为了实现这一目标，他们实现了一个线性程序，对每个 VNF 的存储要求和放置成

本以及 NFVI 的可用资源（Network Function Virtualization Infrastructure Point of Presence, NFVI-PoP）进行建模。这是第一个考虑在多个 SFC 之间共享实例化 VNF 的可能性的工作。他们实现的线性程序的解决方法是通过两种算法实现的；一种是不考虑 NFVI-PoP 资源限制的算法，即无约束的放置算法，另一种是考虑这种限制的算法，即有约束的放置算法。这两种算法都依赖于一种启发式算法，即根据存储量大小（降序）将 VNF 分配给 NFVI-PoP，类似与 First-Fit 算法。

在不同的目标下，有两篇文章专注于最小化 VNF 实例的数量<sup>[6,7]</sup>。Chi 等人<sup>[6]</sup>提出了一个替代的线性程序，以解决 VNF 放置问题。他们的程序将根据 VNF 的处理能力进行建模。Chi 等人<sup>[6]</sup>还依靠启发式方法，将放置问题简化为 bin-packing 问题<sup>[10]</sup>。Sang 等人<sup>[7]</sup>则提出了一种贪婪的启发式方法，它在具有未处理请求的 NFVI-PoP 上进行迭代，并将 VNF 的组合放置于 NFVI-PoP 中来处理具有最大数量的未处理流量。

Tomassilli 等人<sup>[8]</sup>为 VNF 放置问题创建了两个启发式方法和一个精确解决方案。他们认为所有的需求都是提前规定好的，他们的目的是最大限度地减少与主机有关的资源，比如许可费用或能耗。他们引入了三种方法：

① 动态编程的贪婪启发式方法，在预先计算的路径中选择成本最低的 NFVI-PoP 来承载 VNF；

② 近似算法，从 ILP 公式中随机选择约束条件，以指导近似最佳解决方案；

③ 针对树状拓扑结构的最佳动态编程技术，在所有流量在树中上游或下游的特殊情况下以多项式时间运行。

最后，Sallam 等人<sup>[9]</sup>还开发了两种贪婪的启发式方法，旨在通过选择最佳的 NFVI-PoP 来承载 VNF，使完全处理的流量总量最大化。此外，他们还考虑到了使用 NFVI-PoP 的成本以及 VNF 的处理能力。第一个启发式算法是为具有统一成本的 NFVI-PoP 量身定做的，它将每个 VNF 分配给与给定目标函数的最大值对应的 NFVI-PoP。第二，针对异质成本的情况，算法引入了基于枚举的贪婪启发算法<sup>[11]</sup>。它将满足预算约束的 NFVI-PoP 按已放置的 VNF 数量分组，然后将每个 VNF 放置在该组的 NFVI-PoP 中，该组呈现出关于目标函数的最大收益。

有三项工作开发了元启发式方法<sup>[12-14]</sup>来解决能够减少网络资源分配任务的放置问题。两个元启发式方法<sup>[12,13]</sup>旨在减少端到端的服务延迟，同时保证一定的可靠性<sup>[14]</sup>或可用性<sup>[15]</sup>水平。Chantre 等人<sup>[12]</sup>制定了一个非线性混合整数程序，其中 VNFs 由其处理延迟和可靠性来描述。作者开发了一种元启发式算法，使用粒子群优化算法（Particle Swarm Optimization, PSO）<sup>[15]</sup>来寻找冗余 VNF 的最佳数量和它们各自的 NFVI-PoPs。PSO 是一种基于共享信息的粒子互动的搜索算法。基于局部和全局信息，这些算法向全局最优迁移，并在算法中添加了非线性混合

整数编程公式被用来指导如何搜索到良好的解决方案。

同样的，Yala 等人<sup>[13]</sup>开发了一种遗传算法（Genetic Algorithm, GA），在边缘云或中心云分配 VNFs。前者的延迟低但资源稀缺，而后者的延迟高但计算资源充足。GA 算法考虑到了链路延迟和实例化成本，尽管有目标函数，但它仍能找到接近最优的解决方案。Manias 等人<sup>[14]</sup>没有使用 ILP 来模拟网络，而是选择了使用机器学习算法决策树<sup>[16]</sup>来实现 VNF 的放置，目的是减少 VNF 之间的延迟。作者认为，这种方法大大减少了协调 VNFs 所需的计算量，因为它的学习阶段是在其他地方提出的近乎最优的启发式算法的基础上离线进行的<sup>[17]</sup>。他们的评估显示，他们的元启发式算法在分析过的一半场景中优于用于训练模型的启发式算法。

除了前面的参考文献，使用强化学习来解决 VNF-FGE 问题也成为了一种解决方案。Mijumbi 等人<sup>[18]</sup>使用强化学习中的 Q-learning 算法来控制 NFV 管理系统如何进行资源分配。在<sup>[19]</sup>中，Mijumbi 还采用了一个人工神经网络，在其之前的工作基础上进行改进，对资源分配按照新的方式进行决策。Yao 等人<sup>[20]</sup>首次实现了历史网络请求数据和基于策略的强化学习方法来优化节点映射。他们将节点和链接使用嵌入 embedding 表示，在网络的每个时间步中，都会根据网络属性的变化进行更新。这个网络中的嵌入通过卷积神经网络来选择使长期收益最大化的底层节点。

综上所述，放置 NFV 的主要挑战之一是在 NFV 基础设施中优化 NFV 基础设施的最佳资源配置，这是一个 NP-hard 问题，而现有的解决离线 VNF-FGE 的方法包括启发式算法，元启发式算法，以及强化学习方法。想要推断出一个有竞争力的启发式算法是一项艰巨的任务，因此现在越来越多的解决方案都是通过强化学习来模拟出最优的放置策略。

## 二、重点研究内容及技术实现途径

### （一）重点研究内容

本课题重点研究离线 VNF-FGE 问题，在底层网络基础设施中寻找 VNF 的放置策略，寻找能耗最低并尽量满足底层网络物理资源限制的放置策略。

VNF-FGE 问题包括在物理网络基础设施的基础上有效地映射一组网络服务请求。特别是，考虑到虚拟环境的状态，我们寻求获得服务功能链放置的最佳位置，从而实现特定的资源目标，例如，剩余资源的最大化，整体功耗的最小化，特定服务质量（Quality of Service, QoS）指标的优化等。此外，NFV 的具体方面，如转发延迟、入口/出口比特率和流量链，也必须加以考虑。我们将 VNF-FGE 形式化为一个包含约束的组合优化问题，其中网络功能需要被放置在满足服务水

平协议的网络基础设施之上，即在物理网络基础设施上有效地映射一组网络服务请求，并实现特定的资源目标。

## （二）技术实现途径

### 1. 强化学习方法

强化学习主要由智能体、环境、状态、动作、奖励组成。智能体在执行了某个动作后，环境将会转换到一个新的状态，对于该新的状态环境会给出奖励信号。随后，智能体根据新的状态和环境反馈的奖励，按照一定的策略执行新的动作。上述过程为智能体和环境通过状态、动作、奖励进行交互的方式。

智能体通过强化学习，可以知道自己在什么状态下，应该采取什么样的动作使得自身获得最大奖励。由于智能体与环境的交互方式与人类与环境的交互方式类似，可以认为强化学习是一套通用的学习框架，可用来解决通用人工智能的问题。因此强化学习也被称为通用人工智能的机器学习方法。

然而对于较复杂的情况，无法描述针对每种状态采取怎样的应对方式。这种情况下就可以采用策略梯度方法，通过神经网络直接代替我们想要表示的规则。

策略梯度方法将寻找的策略进行参数化，并用线性或非线性（神经网络）的方法对策略进行表示，并寻找最优的网络参数来使得强化学习的奖励最大。在值函数的方法中，我们迭代计算的是值函数，不断地优化值函数，使其得到最大（最小）值，然后再根据值函数对策略进行优化；而在策略梯度方法中，我们直接对策略进行迭代计算，也就是迭代更新用于表示策略的网络中的参数值，使得获得更大的奖励的动作被选择的概率更高，直到累积回报的期望最大，此时网络中的参数所对应的策略为最优策略。

### 2. 序列到序列模型

Sequence-to-sequence 模型（简称 Seq2Seq）也可以叫做 Encoder-Decoder 模型，是深度学习中非常常见的一个模型框架，Seq2Seq 模型允许输入序列长度和输出序列长度为任意比例，输出序列长度可以不等于输入序列长度，因此它通常用于处理机器翻译问题，并在机器翻译方面取得了很好的效果。在本文中，输入序列是由一组 VNF 组成的服务功能链序列，而最终输出的是它们的放置向量序列，同样也是要解决序列到序列的问题，因此我们在预测序列部分采用了该模型。

### 3. Attention 机制

使用传统编码器-解码器的 RNN 模型先用一些 LSTM 单元来对输入序列进行学习，编码为固定长度的向量表示；然后再用一些 LSTM 单元来读取这种向量表示并解码为输出序列。采用这种结构的模型在许多比较难的序列预测问题上都取得了最好的结果，因此迅速成为了目前的主流方法。然而，它存在一个问题

在于：输入序列不论长短都会被编码成一个固定长度的向量表示，而解码则受限于该固定长度的向量表示。而 Attention 机制的基本思想是：打破了传统编码器-解码器结构在编解码时都依赖于内部一个固定长度向量的限制。通过保留 LSTM 编码器对输入序列的中间输出结果，然后训练一个模型来对这些输入进行选择性的学习并且在模型输出时将输出序列与之进行关联。由此来解决长序列所带来的问题。

三、课题预期成果

（一）课题预期成果

本课题在完成之后预期采用神经组合优化方法实现完成一个解决离线的边缘计算中服务功能链的部署策略的算法，并能比当前大量文献所采用的启发式，元启发式算法有更好的效果。

（二）课题预期特色

- 1. 实现强化学习与序列到序列模型相结合的算法，并能够通过算法解决 VNF-FGE 问题
- 2. 算法在考虑底层网络资源约束下能够寻找合适的放置策略，同时在网络占用率较高，无法完全遵守约束时也能得到较优的放置策略

四、进度计划

序号	起止周次	工 作 内 容
1	12 周至 19 周	完成开题和相关算法熟悉
2	1 周至 5 周	完成算法实现
3	6 周至 8 周	完成边缘计算中服务功能链的放置实验
4	9 周至 11 周	对实验结果进行分析，对实验进行改进
5	12 周至 14 周	完成毕业设计，撰写并完善论文

参考文献：

[1] 龚峰, 程闻博. 网络功能虚拟化技术的发展现状与面临的挑战[J]. 新型工业化, 2018, 8(6):6.

[2] Zheng D , Peng C , Liao X , et al. Towards Optimal Hybrid Service Function Chain Embedding in Multi-Access Edge Computing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, PP(99):1-1.

- [3] Schardong F , Nunes I , Schaeffer-Filho A . NFV Resource Allocation: a Systematic Review and Taxonomy of VNF Forwarding Graph Embedding[J]. Computer Networks, 2021, 185(3):107726.
- [4] Rost M , Schmid S . On the Hardness and Inapproximability of Virtual Network Embeddings[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2020, PP(99):1-13.
- [5] Cohen R , Lewin-Eytan L , Naor J S , et al. Near optimal placement of virtual network functions[C]// IEEE INFOCOM 2015 - IEEE Conference on Computer Communications. IEEE, 2015.
- [6] Chi P W , Huang Y C , Lei C L . Efficient NFV deployment in data center networks[C]// IEEE. IEEE, 2015.
- [7] Yu S , Bo J , Gupta G R , et al. Provably Efficient Algorithms for Joint Placement and Allocation of Virtual Network Functions[J]. IEEE, 2017.
- [8] Tomassilli A , Giroire F , Huin N , et al. Provably Efficient Algorithms for Placement of Service Function Chains with Ordering Constraints[C]// IEEE INFOCOM 2018 - IEEE Conference on Computer Communications. IEEE, 2018.
- [9] Sallam G , Ji B . Joint Placement and Allocation of VNF Nodes With Budget and Capacity Constraints[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2021, PP(99):1-14.
- [10] Karmarkar N , Karp R M . An efficient approximation scheme for the one-dimensional bin-packing problem[C]// 23rd Annual Symposium on Foundations of Computer Science (sfcs 1982). IEEE, 2008.
- [11] Khuller S, Moss A, Naor J S. The budgeted maximum coverage problem[J]. Information processing letters, 1999, 70(1): 39-45.
- [12] Chantre H D , Fonseca N . Redundant placement of virtualized network functions for LTE evolved Multimedia Broadcast Multicast Services[C]// Icc IEEE International Conference on Communications. IEEE, 2017.
- [13] Yala L , Frangoudis P A , Ksentini A . Latency and Availability Driven VNF Placement in a MEC-NFV Environment[C]// 2018 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). IEEE, 2019.
- [14] Manias D M , Jammal M , Hawilo H , et al. Machine Learning for Performance-Aware Virtual Network Function Placement[J]. IEEE, 2020.
- [15] Kennedy J , Eberhart R . Particle swarm optimization[C]// Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks. IEEE, 1995.
- [16] Hawilo H , Jammal M , Shami A . Network Function Virtualization-Aware Orchestrator for Service Function Chaining Placement in the Cloud[J]. IEEE Journal on Selected Areas in

Communications, 2019.

[17] Pedregosa F , Varoquaux G , Gramfort A , et al. Scikit-learn: Machine Learning in Python[J]. 2012.

[18] Mijumbi R , Gorricho J L , Serrat J , et al. Design and evaluation of learning algorithms for dynamic resource management in virtual networks[C]// Network Operations & Management Symposium. IEEE, 2014:1-9.

[19] Mijumbi R , Gorricho J L , Serrat J , et al. Neural network-based autonomous allocation of resources in virtual networks[C]// European Conference on Networks & Communications. IEEE, 2014.

[20] Yao H , Bo Z , Zhang P , et al. RDAM: A Reinforcement Learning Based Dynamic Attribute Matrix Representation for Virtual Network Embedding[J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing, 2018, PP(99):1-1.

学生签名：

2022 年 1 月 13 日

## 五、指导教师意见

指导教师签名：

校外指导教师签名：

年 月 日

说明：

1. 开题报告应根据教师下发的毕业设计（论文）任务书，在教师的指导下由学生独立撰写。
2. 本页不够，请加页。