

# 整合元宇宙中语义交流和人工智能生成内容的统一框架

林怡静、高志鹏、杜红阳、Dusit Niyato, *电气和电子工程师学会会员*

康嘉文、阿巴斯-贾马利普尔 (Abbas Jamalipour, *电气和电子工程师学会会员*) 和沈学敏 (Xuemin Sherman Shen, *电气和电子工程师学会会员*)

**摘要**—随着 Metaverse 的不断发展，对高效通信和智能内容生成的需求变得越来越重要。语义通信侧重于从用户输入中传达意义和理解，而人工智能生成内容则利用人工智能来创建数字内容和体验。集成语义通信和人工智能生成内容 (ISGC) 最近引起了广泛关注，它从用户输入而不是原始数据中传输语义信息，生成数字内容，并为 Metaverse 渲染图形。在本文中，我们介绍了一个统一的框架，它捕捉到了 ISGC 的两个主要优势：优化资源分配的整合增益和以目标为导向生成高质量内容的协调增益，从而从通信和内容两个角度提高沉浸感。我们还对现有的 ISGC 解决方案进行了分类，分析了 ISGC 的主要组成部分，并介绍了几个使用案例。然后，我们构建了一个基于扩散模型的案例研究，以确定在 Metaverse 中进行语义提取、内容生成和图形渲染的近乎最佳的资源分配策略。最后，我们讨论了几个开放研究课题，鼓励进一步探索 ISGC 及其在元宇宙中的相关应用的潜力。

**索引词**—海量、语义通信、AIGC、资源分配、扩散

## I. 引言

元宇宙 (Metaverse) 的概念最初是在科学小说《雪崩》中提出的，目前已引起学术界和产业界的极大兴趣。

元宇宙是指

通讯作者：高志鹏高志鹏本研究得到国家自然科学基金 (62072049、62102099)、北京市自然科学基金 (4232029) 和广州市基础研究计划 (2023A04J1699) 的资助。通讯作者：高志鹏高志鹏 (电子邮箱：gaozhipeng@bupt.edu.cn)。本研究还得到了新加坡国家研究基金会 (National Research Foundation, Singapore)、资讯通信媒体发展管理局 (Infocomm Media Development Authority) 未来通信研究与发展计划 (

Future Communications Research & Development Programme)、DSO 国家实验室 (DSO National Laboratories) 新加坡人工智能计划 (AISG Award No.: AISG2-RP-2020-019)、能源研究试验台与产业合作资助计划 (Energy Research Test-Bed and Industry Partnership Funding Initiative)、能源网 (Energy Grid, EG) 2.0 计划、DesCartes 和卓越研究与技术企业校园 (CREATE) 计划以及教育部一级项目 (RG87/22) 的支持。林怡静和高志鹏就职于中国北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室 (电子邮箱：yjl@bupt.edu.cn; gaozhipeng@bupt.edu.cn)。Hongyang Du 和 Dusit Niyato 就职于新加坡南洋理工大学计算机科学与工程学院 (电子邮箱：hongyang001@e.ntu.edu.sg; dniyato@ntu.edu.sg)。Jiawen Kang, 广东工业大学, 中国广州, 510006 (电子邮箱：kjsx886@163.com)。Abbas Jamalipour 就职于澳大利亚悉尼大学 (2006 年, 悉尼新南威尔士州) (电子邮箱：a.jamalipour@ieee.org)。沈学敏 (Xuemin Sherman Shen), 加拿大滑铁卢大学电子与计算机工程系 (电子邮箱：ssh@uwaterloo.ca)。

这是一个与物理世界无缝融合的虚拟环境，允许数字化身参与各种活动，与其他用户互动，并访问虚拟对象和体验。Metaverse 的构建得到了所有虚拟现实（VR）、增强现实（AR）和物联网的支持，从而创建了一个完整而互联的数字生态系统。

语义通信（SemCom）和人工智能生成内容（AIGC）等技术的不断进步，促使 Metaverse 对高效通信和智能内容生成的需求不断增加。语义通信侧重于相关意义，而不是简单地传输原始数据，以实现有效通信。在这种情况下，语义信息（指从用户输入中提取的有意义的内容或知识）发挥着至关重要的作用。语义信息是通过由神经网络组成的语义编码器提取的。该编码器的功能是将原始数据转化为语义信息，以连贯和有意义的方式传递对信息的理解和解释。AIGC 借助人工智能技术自动生成数字内容，以提高效率，并根据用户的喜好和需求提供个性化的相关内容。这些技术催生了一种新的集成技术：集成 SemCom 和 AIGC（ISGC），从通信和内容两个角度提高沉浸感。ISGC 结合了 SemCom 和 AIGC 的优势，能够从原始数据中自主提取相关信息，从而在元宇宙中生成高质量的数字内容，而无需人工直接干预。此外，如果不将 SemCom 和 AIGC 紧密集成到 Metaverses 中，可能会出现一些困难：

- **资源使用效率低下：**由于认识到在众多设备上协同执行 AIGC 任务所面临的挑战以及用户不同的访问要求[1]，语义提取、AIGC 和图形渲染任务的计算和通信资源分配缺乏整合。由于这种互不关联的结构，每个单一功能都无法充分利用资源，从而导致整个系统的性能低于最佳状态，效率低下。
- **内容质量低：**如果 SemCom 和 AIGC 之间不进行有效协调，生成的内容可能会

不符合预期的质量标准[2]。这会导致糟糕的用户体验和不满，最终影响 Metaverse 的采用和成功。

因此，ISGC 成为一种很有前途的技术，它结合了上述技术的优势。通过将 AIGC 和 SemCom 结合起来，ISGC 可以制作出不仅具有视觉吸引力，而且与上下文相关且有意义的内容，从而提升用户在 Metaverse 中的体验。它还通过联合计算和通信资源优化，确保在正确的时间将正确的资源分配给正确的任务。此外，它还能适应用户偏好、上下文信息和实时交互。总之，ISGC 可通过集成和协调增益[3]来优化资源分配和高质量内容生成，从而在上述功能的基础上提供两大优势。

本文提供了 ISGC 的概念概述、具体使用案例及其在 Metaverse 中的作用。具体而言，我们介绍了相关工作和 ISGC 的主要优势。我们为 ISGC 提出了一个统一框架，该框架利用了集成和协调增益的优势。此外，我们还提供了一个案例研究，利用扩散模型来确定 ISGC 中资源分配的近优策略。研究表明，扩散模型能够处理随机性和噪声的影响，并促进探索以提高政策的灵活性。据我们所知，这项研究首次全面探讨了 ISGC 潜在的整合和协调优势，以提高元宇宙的效率和智能。我们的主要贡献总结如下：

- 我们对 ISGC 进行了全面的概述，包括对相关工作的调查、对 SemCom 和 AIGC 集成的必要性的解释，以及在 Metaverse 中需要 ISGC 的原因。
- 我们为 ISGC 提出了一个统一的框架，其中包括一个用于获取集成和协调收益的分步工作流程，以及几个潜在的使用案例。
- 为了进一步探讨整合收益的好处，我们开展了一项案例研究，分析 ISGC 对资源分配的影响。具体来说，我们使用扩散模型来推导和推广资源分配效用的近优策略。

## II. 为什么要整合 semcom 和 aigc

**ISGC** 是一种设计范式，它将 SemCom 和 AIGC 整合在一起，以提供高效的通信和以目标为导向的内容生成。如图所示，有关 ISGC 的研究活动明显激增。

### 1. 我们从 IEEE Xplore 和 arXiv 收集了 2023 年 4 月的几篇

论文，并从图 1 中确定了描绘 ISGC 当前研究的研究趋势和方向。

1) *SemCom* 和 *AIGC*。SemCom 和 AIGC 的整合主要是为了利用生成对抗网络等 AIGC 技术来开发语义去编码器，以解决发射器和接收器之间的失散问题[4]。计算损失函数

采用变异自动编码器计算语义失真的下限，同时将扩散模型与深度强化学习相结合，以确定语义交流中的近优决策[5]。

2) *SemCom 和 Metaverse*。SemCom 和 Metaverse 的整合旨在以更少的符号在 Metaverse 中传播有意义的信息，从而减少通信开销。为了减少这种整合带来的隐私问题，我们引入了联合学习来保护用户数据隐私[6]。

3) *AIGC 和 Metaverse*。为了更好地整合 AIGC 和 Metaverse，重点是生成高质量的数字内容，以创建身临其境的虚拟环境和构建经济系统，如自动驾驶模拟和定制内容。此外，整合利用扩散模型来有效管理和优化网络和资源分配[7]。

4) *SemCom、AIGC 和 Metaverse*。Sem-Com、AIGC 和 Metaverse 的整合仍处于早期阶段，主要侧重于通过应用 SemCom 和 AIGC 提高 Metaverse 的效率。GAN 用于提取语义信息，以提高 Metaverse 的传输效率[8]。

**整合层。**图 2 描述了 ISGC 整合过程中涉及的各个层面。从传感器收集到的数据会被提取并转化为语义信息，如图像片段或模型特征，并通过语义通信进行传输。然后应用 AIGC 推理从这些信息中生成数字内容。生成的内容随后通过渲染图形进行融合，以创建虚拟环境，供 Metaverse 生态系统中的各种应用程序和用户使用。

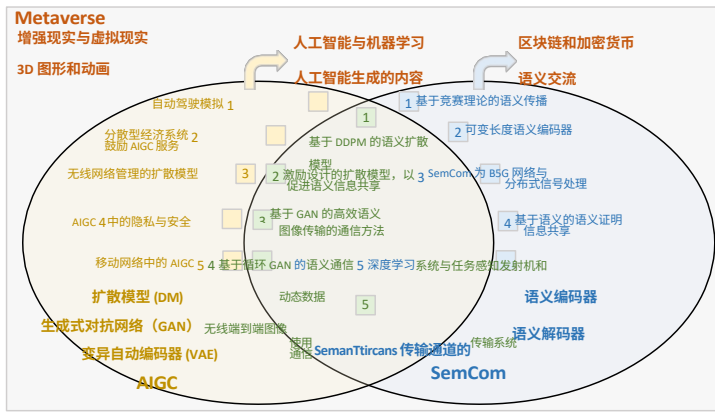
**研究趋势。**为了确定与 ISGC 相关的研究趋势，我们根据研究活动的整合情况将其分为不同的层次，如表一所示。该图突出表明，目前的研究解决方案主要集中在解决单个层引起的问题上，如语义编码器和解码器之间的失配问题、共享语义信息的高效激励机制、分散式语义共享以及同层任务的资源异构位置等。然而，这些解决方案可能无法充分体现集成的优势，因此需要开展更多的研究工作，从整体上挖掘 ISGC 的潜力。

1) *语义模块*：为了优化数据处理阶段并减少通信开销，数据收集、数据处理和语义提取应在边缘设备上进行。语义模块专门用于处理边缘设备生成的数据，并同时从原始数据中提取语义信息。然后将提取的语义信息传送到 Metaverse 服务。

### III. 政府间理事会统一框架

#### A. 框架概述

ISGC 包括语义、推理和渲染模块，以获取 SemCom、AIGC 和 Metaverse 集成的优势。



- 1 W.Wang 等人, 通过扩散模型进行语义图像合成
- 2 H.Du 等人, 用于信息共享的人工智能生成激励机制和全双工语义通信
- 3 T.Han 等人, 基于生成模型的高效图像传输语义通信方法
- 4 H.Zhang 等人, 具有任务无感知发射器和动态数据的深度学习语义通信系统
- 5 M.Lokumarambige 等人, 使用语义通信的无线端到端图像传输系统
- 1 M.Xu 等人, 车辆混合现实空间中自动驾驶的生成式人工智能仿真
- 2 H.Huang, et al., Economic Systems in Metaverse: 基础、现状与挑战
- 3 Y.Liu 等人, 《深度生成模型及其在高效无线网络管理中的应用》: 教程与案例研究
- 4 C.Chen 等人, 《AIGC 中隐私与安全的挑战和补救措施: 探索隐私计算、区块链及其他的潜力》, 《中国科学报》, 2020 年第 3 期。
- 5 M.Xu 等人, 《在移动网络中释放边缘云生成式人工智能的力量》: AIGC 服务调查
- 1 J.Wang 等人, Semantic-aware sensing information transmission for metaverse: 一种竞赛理论方法
- 2 B.Zhang, et al., Semantic communications with variable-length coding for extended reality (针对扩展现实的可变量长度编码的语义通信)
- 3 W.Xu 等人, 《分布式信号处理的 BSG 网络边缘学习》: 语义通信、边缘计算和无线传感
- 4 Y.Lin, et al., A unified blockchain-semantic framework for wireless edge intelligence enabled web 3.0
- 5 Z.Qin 等人, 《语义通信》: 原理与挑战

图 1: 最近的研究综述以及横跨 SemCom、AIGC 和 Metaverse 的新兴趋势, 为在 Metaverse 中整合 SemCom 和 AIGC 激发了一个统一的框架

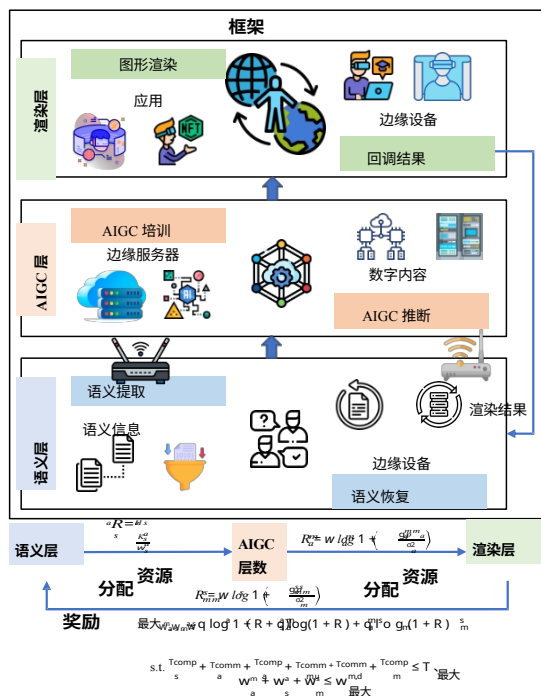


图 2: ISGC 辅助 Metaverse 的分层视图: 上层包括语义层、AIGC 层和渲染层。下部包含奖励功能, 可促进这些层之间的战略资源分配。该奖励函数受与各层相关的定价和数据速率的影响, 并受可容忍传输时间和总体带宽的限制。

。

提供商 (MSP) 通过边缘服务器控制 AIGC 和渲染模块。

2) 推理模块: 将语义信息输入语义解码器, 以恢复有

层数	解决方案	公开挑战
渲染层	基于 DDPM 的语义扩散模型	身份验证
	促进语义信息共享的激励设计扩散模型 [11]	经济系统和分散自治
	基于 GAN 的高效图像传输语义通信方法 [8]	重新定义体验质量和服务质量指标
	基于循环 GAN 的语义通信系统, 具有任务无感知发射器和动态数据 [4]	欺诈、金融风险和犯罪
	利用语义通信的无线端到端图像传输系统	
AIGC 层	自动驾驶模拟 [7]	从多模态输入生成内容
	鼓励 AIGC 服务的分散经济体制	内容真实性与激励机制
	无线网络管理的扩散模型 [12]	内容监管和出处
	AIGC 的隐私和安全	内容缓存与隐私。互操作性标准
语义层	移动网络中的 AIGC	
	基于竞赛理论的语义传播 [9]	基于训练的定向语义攻击和防御
	可变量长度语义编码器 [10]	任务相关语义提取
	采用分布式信号处理技术的 BSG 网络 SemCom	跨虚拟环境的不变语义提取
	基于语义的语义信息共享证明	统一评估指标 多用户合作方法

表 1: ISGC 辅助元宇宙: 解决方案、挑战和其整合挑战

用信息。由于恢复的图像质量较低或不完整, 因此 MSP 应利用 AIGC 生成高质量的数字内容, 以改善用户体验。推理模块采用预先训练好的模型, 通过潜在扩散模型从多个角度生成带有深度图的高质量图像。

并消除图像中的噪点。

3) *渲染模块*：在上述模块的支持下，渲染模块可以合成来自真实世界或想象场景的大量有条件信息，从而实现身临其境的交互式虚拟环境。

## B. 分离功能的主要问题

当 SemCom、AIGC 和 Metaverse 的功能在没有 ISGC 的情况下分离时，可能会出现几个重大问题。

1) *资源利用不足*：目前的资源分配方案往往只关注单个模块，而不是将综合 ISGC 作为一个整体来考虑。例如，J. Wang 等人[9] 建议使用竞赛理论来激励语义模块中的用户贡献更多有价值的信息。然而，这种方法可能会导致某个模块的某些资源被过度使用，而其他模块的资源却被闲置。

闲置，导致资源分配效率低下，性能下降。

2) **灵活性有限**：独立模块提供的信息可能会受到高传输延迟或通信信道噪声的影响，从而导致用户在 Metaverse 中的体验质量下降。例如，B. Zhang 等人[10]提出了一种变长信道编码方法，对不重要的语义信息进行高度压缩，以提高传输效率。然而，这种方法可能会在 Metaverse 中生成低质量的内容。此外，AIGC 在 Metaverse 中生成的内容可能需要用户提供有意义的信息，以提高特定应用的质量。

### C. ISGC 在 Metaverse 中的技术优势

**整合收益。**它可以通过资源分配和共享来实现，特别是在 SemCom、AIGC 和 Metaverse 之间的计算、通信和数据集共享方面。可以根据环境条件和用户需求对资源进行战略性分配或平衡，以实现整体效用的最大化。在信道条件不利的情况下，为 AIGC 和 Metaverse 分配过多资源是不切实际的，因为它们会受到 SemCom 性能的限制。相反，为 SemCom 分配更多资源可以产生最佳效用。这一过程可以看作是在 SemCom、AIGC 和 Metaverse 之间实现最小效用最大化。动态耦合 ISGC 资源的工作流程包括以下三个步骤。下一节将详细介绍。

- **步骤 1：设计联合优化问题。**给定计算和通信资源后，ISGC 需要同时考虑每个模块的资源使用情况和延迟。为此，ISGC 可以构建联合资源分配优化问题，以实现效用最大化。
- **步骤 2：通过训练学习策略。**利用基于扩散模型的深度强化学习（DRL）来解决联合优化问题并学习策略，因为扩散模型可以减轻随机性和噪声的影响[11]。
- **第 3 步：通过输入生成近优策略。**训练有素的模型可以根据动态输入生成近优策略，以提高整合效率。

**协调增益。**ISGC 所实现的协调增益对于在 Metaverse 中实现以目标为导向的内容生成至关重要，它可以将语义交流、AIGC 推理和图形再设计等功能更紧密地结合起来。为了实现协调增益，我们可以根据 AIGC 算法和 Metaverse 用户需求定制 SemCom。例如，如果用户参与

虚拟驾驶，SemCom 就应侧重于车辆网络语义信息。通过整合 SemCom、AIGC 和 Metaverse，ISGC 可以高效地提取语义信息，利用人工智能生成高质量的内容，并将其无缝集成到 Metaverse 生态系统中。与独立功能不同的是

整合 ISGC 可确保实现互助。为了更具体地说明 ISGC 带来的协调增益，图 3 展示了一个涉及虚拟校园的使用案例。

- **第一步：捕捉环境。**在大学校园场景中，传感器（如 VR/AR/XR 设备的摄像头）可捕捉真实校园的环境设置，如动物奔跑或飞机在空中飞行。
- **第二步：学习输入数据的有用表征。**语义模块从图像中提取语义信息（如特征向量），并传输到由 MSP 控制的推理模块。
- **步骤 3：根据表征生成深度图。**MSP 首先使用特征向量重建低质量图像，然后在推理模块中生成多角度的环境设置深度图。
- **步骤 4：根据深度图的个性化反馈渲染虚拟校园。**渲染模型可根据上述深度图向设备提供个性化反馈，以模拟现实世界的设置。

#### IV. 案例研究：探索整合收益

在 ISGC 框架内，为了探索集成增益，在有限的可用计算和通信资源条件下，需要将这些资源分配给语义提取、AIGC 推断和图形渲染模块，以实现端到端的效用最大化。在本节中，我们首先提出 ISGC 的效用联合优化问题（如图 2 所示），然后实现有效的资源分配机制以获得接近最优的策略，并描述了所提机制的仿真结果。

##### A. 问题的提出

为了简化符号，我们使用  $s$ 、 $a$  和  $m$  的下标和上标分别代表语义模块、AIGC 模块和渲染模块。此外，comm 代表通信时间，comp 代表计算时间。

1) **语义提取。**边缘设备利用语义模块从原始数据中提取语义信息，通过使用较少的符号来减少数据传输量。如 [12] 所述，语义提取的计算时间  $T^{\text{comp}}$  取决于边缘设备的可用计算资源。具体来说，它由语义提取所需的计算资源  $Z_s$  与边缘设备可用总资源  $C_s$  的比率决定。

2) **语义模块到推理模块。**语义速率  $R^a$  是指每秒传输的语义信息量[13]。它是通过考虑近似语义熵  $H^a$ （与语义信息相关的不确定性或随机性的度量）与边缘设备

和 MSP 之间可用带宽  $W^a$  的比例以及传输符号的平均数量  $K^a$  来确定的。因此，从边缘设备上的语义模块传输语义信息  $D_s$  所需的时间为  $T^{\text{comm}}$ 。



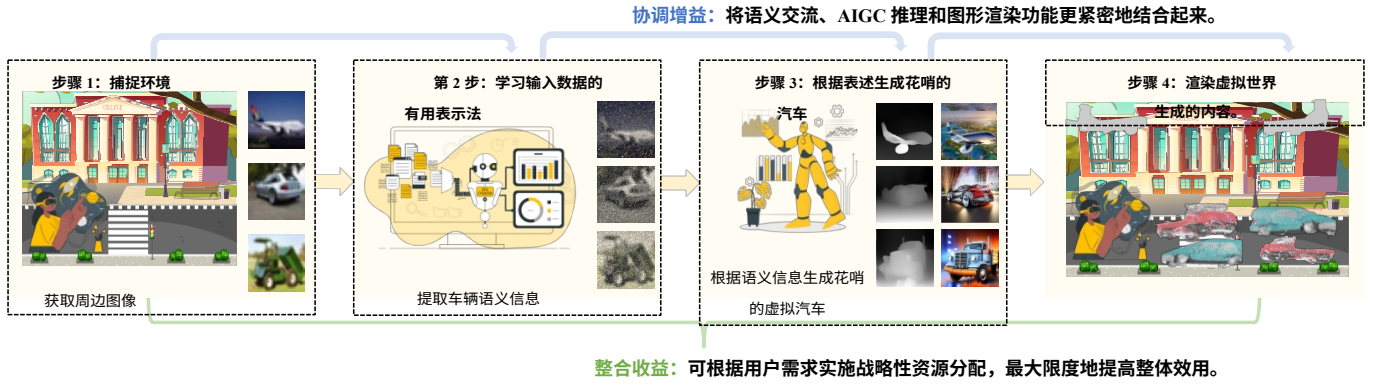


图 3：ISGC 的协调增益示意图：最初，边缘设备捕捉环境，获取周围环境的图像。它们从这些图像中提取相关的语义信息。然后利用这些信息制作内容。这些内容随后被用来渲染虚拟世界，而虚拟世界又反过来向边缘设备提供反馈。语义、AIGC 和渲染模块之间的协同作用构成了协调增益。同时，整合增益指的是将这些模块考虑在内的战略资源分配。

是提取的语义信息与语义率  $R^a$  之比。

3) **AIGC 推断**。从边缘设备接收语义信息后，MSP 执行 AIGC 推理任务在语义信息的引导下，有条件地

在边缘服务器中生成数字内容。AIGC 推理所需的时间  $T^{\text{comp}}_a$  受包含推理模块的边缘服务器可用计算资源的影响。具体而言，这一时间取决于 AIGC 推理所需的计算资源  $Z_a$  与 MSP 管理的边缘服务器上总体资源  $C^s$  的比例。

4) **推理模块到渲染模块**。参考文献[7]，从推理模块到渲染模块的传输速率  $R^a_m$  是由边缘服务器和 MSP 之间的可用带宽  $W^m$  与信道容量的乘积计算得出的。信道容量受信道增益  $g^m$ 、发射功率  $p^m$  和加性高斯的影响。噪声  $\sigma^2$ 。传输时间  $T^{\text{comm}}_a$  取决于  $\frac{a}{m,u}$  生成的 AIGC 数字内容的数据大小与传输速率之比。

5) **图形渲染**。一旦从运行推理模块的相应边缘服务器接收到数字内容，配备渲染模块的 MSP 就会执行图形渲染任务。这些任务涉及利用数字内容来增强和丰富虚拟环境。渲染模块

计算时间  $T^{\text{comp}}_m$  图形渲染所需的

取决于部署渲染模块的边缘服务器的可用计算资源。准确地说，这个时间是由所需计算资源  $Z_m$  与这些边缘服务器上可访问的总资源  $C^a$  的比例得出的。

7) **MSP 公用事业**。MSP 向边缘设备收取费用，用于传输和执行边缘服务器上的任务。参考 [12][13]，MSP 的效用可由价格  $q^a$ ， $q^m$ ， $q^s$  和传输速率的乘积决定。

$R^a_s$ ， $R^m$ ，语义模块、AIGC 模块和渲染模块。渲染模块如图 2 所示，实用性受到三个模块之间可容忍的传输时间和给定带宽资源的限制。

#### B. 基于扩散模型的联合资源分配

受文献[14]的启发，本文提出了基于扩散模型的联合资源分配机制。该机制的特征是由状态空间、行动空间、环境动态、奖励函数、贴现因子和初始状态分布组成的马尔可夫决策过程。奖励由效用函数计算。该机制的主要目标是学习一种能使累计贴现奖励最大化的策略，从而使在政府体育委员会（ISGC）框架内为体育运动学校提供公用设施。

**人工智能生成的资源分配**：资源（即带宽）分配问题由扩散模型解决，扩散模型由正向和反向过程组成。这些过程旨在添加和去除样本中的噪音，最终产生生成输出。扩散模型可进一步扩展到条件模型，以表示优化 MSP 报酬的策略 [14]。条件扩散模型与 DRL 相结合，以

6) **向用户提供的渲染模块**。传输速率  $R^s$  渲染模块和语义模块之间可以

对初始分布进行迭代去噪，为 MSP 生成接近最优的效用函数。

类似于 AIGC 与渲染模块之间的关系  
可用带宽  $W^s$ ，信道增益  $g^s$ ，发射功率  $p^s$ ，以及加性高斯噪声  $\sigma^2$ 。从推理模块传输到渲染模块  
传输时间  $T_{trans}^m$  由渲染反馈的数据大小与传输速率之比决定。

- **步骤 1：设计状态空间。**根据上一节得出的 MSP 效用，近优策略  $\pi(a^0 | s \in S)$  受多种因素影响，这些因素被称为 **状态空间**  $S$ 。这些状态空间  $[H^a, \sigma_a, \sigma_{m,s}, g^m, p^m, g_a^s, p_a^s, K_{m,m}^a, C_m^s, C_s^a]$  包括  $m$  近似语义熵和平均反义词熵  
语义模块的输入符号、信道增益

渲染模块、从渲染模块到推理模块的信道增益和发射功率，以及

如 AIGC 和渲染模块的计算资源和加性高斯噪声。

- **步骤 2：构建动作空间。**给定状态空间后，*行动空间*  $a^0 \in A$  与多个因素相关，包括语义模块、AIGC 模块和渲染模块的可用带宽。因此，在作为条件的状态  $S$  和作为输出的行动  $A$  之间建立映射的扩散模型代表了近优策略  $\pi(a^0 | s \in S)$ 。这种策略产生了一种确定性的资源分配策略，其目标是在一系列步骤中实现预期累积奖励的最大化。
- **步骤 3：在前向过程中探索训练策略。**启动训练步骤需要提供超参数，包括扩散步骤  $T$ 、批量大小和探索噪声。然后对扩散模型进行初始化，将两个批评者网络及其相应的目标网络以不同的权重结合在一起。在每次迭代中，该方法都会初始化一个用于资源分配探索的随机高斯分布  $c^T$ ，然后进入一个多步骤循环。在每一步中，该方法首先观察当前环境及其相关状态，然后将当前行动设置为高斯噪声。随后，它生成下一个行动

对当前行动  $p(a^i | a^{i+1}, s)$  进行去噪处理。

反向扩散过程，并为生成的行动添加探索噪声。一旦行动被执行，该方法就会根据效用函数获得相应的奖励，并将环境记录存储在重放缓冲区中。为了进一步完善模型，该方法会从重放缓冲区中随机抽取一小批记录，通过计算损失和策略梯度来更新批评者网络，最后更新目标网络。

- **步骤 4：反向生成接近最优的资源分配策略。**在推理步骤中，环境及其相关状态被输入网络。随后，通过反向扩散过程对高斯噪声去噪，生成近优资源分配策略  $\pi(a^0 | s \in S)$ 。这一步的重点是利用训练有素的模型，根据给定的环境条件生成有效的资源分配策略。

### C. 模拟结果

用于执行带宽资源分配的实验平台基于通用 Ubuntu 20.04 系统，配备 AMD Ryzen Threadripper PRO 3975WX 32 核 CPU 和 NVIDIA RTX A5000 GPU。近似语义熵、平均传输符号、AIGC 和渲染模块之间的信道增益和发射功率，以及边缘服务器和设备之间的信道增益和发射功率，分别从均匀分布  $(1, 2)$ 、 $(0, 0.8)$ 、 $(0, 1)$ 、 $($

分别是语义模块、AIGC 模块和渲染模块。上述参数的设置参见文献[7, 12, 13]。

在模拟实验中，使用扩散模型（Diffusion）和学习率分别为  $3e-7$  和  $3e-6$  的近端策略优化（PPO）[15] 算法来确定可用带宽在语义模块、AIGC 模块和渲染模块之间的近优分配。除非另有说明，否则假定这些方法在相同的参数和环境运行。PPO 是一种无模型、政策上的行动者批判算法，它使用剪切代用目标来提高学习的稳定性和效率。训练过程设置为运行 3,000 个历元，缓冲区大小为 1,000,000，探索噪声为 0.01，每个历元 10 步，每个集合 100 步，为这些方法提供足够的迭代来学习和适应给定的环境和参数。

图 4 展示了我们提出的机制、PPO 和 Separate（在这些模块之间随机分配资源的非集成基线）之间的奖励比较。训练过程表明，Diffusion 的奖励值明显高于 PPO 和 Separate。图 5 比较了不同网络状态  $[H^a, \sigma_a, \sigma_m, g^m, p^m, g^s, p^s, K^a, C^s, C^a]$ （即 PPO<sub>1</sub> 和 Separate）下近似最优行动计算的效用  $q_{a \ m \ m \ s \ a \ m}$   $(3, 5)$ 、 $(0, 1)$  和  $(3, 5)$  中随机取样。AIGC 模块和渲染模块的加性高斯噪声分别从正态分布  $(0, 1)$  和  $(0, 1)$  中随机取样。总交互时间、AIGC 和渲染模块之间的可用带宽

[1.17, 0.66, 1.97, 0.30, 0.24, 4.76, 4.46, 0.91, 8.03, 15.28],  
PPO<sub>2</sub>, [1.40, 0.30, 0.65, 0.58, 0.16, 3.42, 4.69, 0.89, 7.49,  
15.24], Diffusion<sub>1</sub> with [1.80, 1.05, 0.47, 0.05, 0.0004, 4.23,  
4.58, 0.91, 5.02, 19.73], 而 Diffusion<sub>2</sub> 为 [1.52, 0.12,  
1.23],  
0.03, 0.14, 4.83, 3.86, 0.96, 9.93, 18.42], 在扩散和  
PPO 方法。在不同网络状态下生成 PPO<sub>1</sub>、PPO<sub>2</sub>、  
Diffusion<sub>1</sub> 和 Diffusion<sub>2</sub> 策略, 以评估基于扩散模型的资源  
分配机制产生的效用。Diffusion<sub>1</sub> 和 Diffusion<sub>2</sub> 的近优  
策略优于 PPO<sub>1</sub> 和 PPO<sub>2</sub> 的近优策略。产生这些结果的根  
本原因在于, 基于扩散模型的资源分配机制可以通过微  
调扩散步骤和促进探索来调整输出, 从而增强灵活性,  
并减轻训练过程中遇到的不确定性和噪声的影响。因此  
, 与其他测试算法相比, 建议的机制能够取得更优越的  
结果。

#### D. 真实案例

游戏和虚拟现实 (VR) 是拟议框架在实际应用中的具  
体实例之一。考虑到大型多人在线角色扮演游戏或身临  
其境的 VR 模拟中的复杂环境, 我们框架的语义模块可  
以从设备感知的原始数据中提取重要的语义信息。然后  
, AIGC 模块根据这些语义信息生成内容, 而渲染模块则  
将游戏角色及其周围环境呈现在玩家面前。通过利用基  
于扩散模型的资源分配, 这些模块之间的通信资源得到  
了优化, 从而保证了带宽的最佳利用率, 增强了用户体  
验。

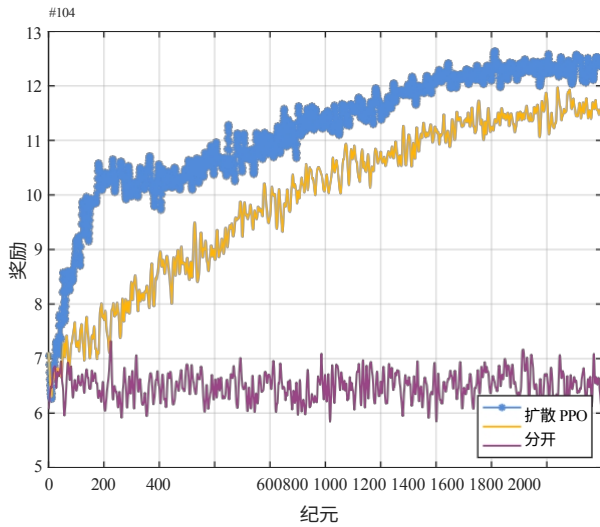


图 4：联合资源分配的训练曲线

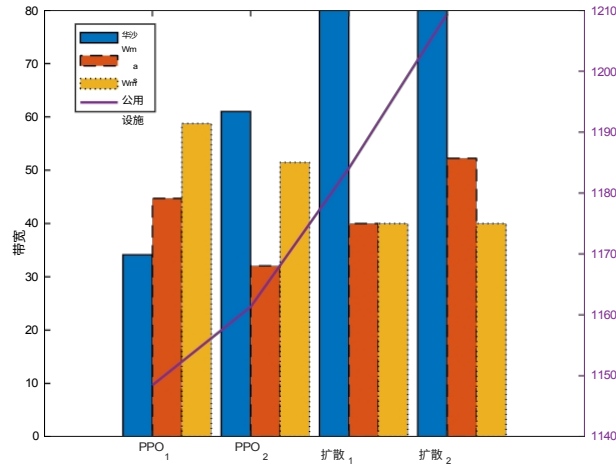


图 5：与 PPO 相比，Diffusion 产生的效用

## V. 未来方向

如表 I 所示，在元宇宙中使用 ISGC 会面临若干挑战。我们将在本节中详细阐述其中几项挑战。

*a) 跨虚拟环境的不变语义提取：*元宇宙中设备的多样性和异构性可能会导致在语义提取过程中无意中吸收无关的环境信息。这可能会导致检索到毫无意义的信息，并有可能造成内容生成的不准确性。这凸显了考虑分布外数据影响的必要性，以及在各种虚拟环境中提取不变语义信息的重要性。

*b) 内容真实性和激励机制：*元诗歌的计算资源有限，因此必须依靠 MSP 生成内容。设计公平的激励机制来

用户和服务提供商提出了巨大的挑战。这些挑战来自有限的基础设施接入、多样化的部署环境和特定的要求。解决互操作性、资源分配和性能管理问题凸显了在现实世界中集成计算和通信功能的复杂性。

*d) 通信安全和隐私保护：*由于用户需要上传自己的语义信息，以便在元宇宙中获得基于 AIGC 的定制化沉浸式体验，因此保护通信安全和隐私变得至关重要。联合学习、差分隐私和安全多方通信等协作技术可以在不暴露用户敏感信息的情况下提供解决方案[6]。

## VI. 结论

总之，本文在不断发展的 Metaverse 背景下全面概述了 ISGC。

通过整合 SemCom 和 AIGC，ISGC 在高效通信和智能内容生成方面具有显著优势。所提出的统一框架捕捉到了 ISGC 的集成和协调收益，优化了资源分配，提高了元宇宙中数字内容的质量。利用扩散模型进行的案例研究表明，与 PPO 相比，回报率提高了 8.3%。不过，仍有一些开放性研究课题需要探索，如隐私问题和资源分配优化的先进技术。总之，本文有助于加深对 ISGC 的理解并挖掘其潜力，为在 Metaverse 中实现身临其境的智能体验铺平道路。

验证内容的真实性并激励 MSP，是确保系统内信任和协作的一个重要方面。

*c) 实际实施困难：*管理不同层级的计算和通信功能

## 参考资料

- [1] H.Du, R. Zhang, D. Niyato, J. Kang, Z. Xiong, D. I. Kim, X. S. Shen, and H. V. Poor, "Exploring collaborative distributed diffusion-based ai-generated content (aigc) in wireless networks," *IEEE Network*, no. 99, pp.
- [2] D.Huang, X. Tao, F. Gao, and J. Lu, "Deep learning-based image semantic coding for semantic communications," in *2021 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*.IEEE, 2021, pp.
- [3] Y.Cui, F. Liu, X. Jing, and J. Mu, "Integrating sensing and communications for ubiquitous iot: 应用、趋势和挑战", 《电气和电子工程师学会网络》, 第 35 卷, 第 5 期。5, pp.158-167, 2021.
- [4] H.Zhang, S. Shao, M. Tao, X. Bi, and K. B. Letaief, "Deep learning-enabled semantic communication systems with task-unaware transmitter and dynamic data," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 41, no. 1, pp.
- [5] H.Du, R. Zhang, Y. Liu, J. Wang, Y. Lin, Z. Li, D. Niyato, J. Kang, Z. Xiong, S. Cui 等人, "超越深度强化学习: A tutorial on generative diffusion models in network optimization," *arXiv preprint arXiv:2308.05384*, 2023.

- [6] J.Chen, J. Wang, C. Jiang, Y. Ren, and L. Hanzo, "Trust-worthy semantic communications for the *metaverse* relying on federated learning," *IEEE Wireless Communications*, 2023.
- [7] M.Xu, D. Niyato, J. Chen, H. Zhang, J. Kang, Z. Xiong, S.Mao, and Z. Han, "Generative ai-empowered simulation for autonomous driving in vehicular mixed reality metaverses," *arXiv preprint arXiv:2302.08418*, 2023.
- [8] T.Han, J. Tang, Q. Yang, Y. Duan, Z. Zhang, and Z.Shi, "Generative model based highly efficient semantic communication approach for image transmission," *arXiv preprint arXiv:2211.10287*, 2022.
- [9] J.Wang, H. Du, Z. Tian, D. Niyato, J. Kang, and X. Shen, "Semantic-aware sensing information transmission for metaverse : A contest theoretic approach," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023.
- [10] B.Zhang, Z. Qin, and G. Y. Li, "Semantic communications with variable-length coding for extended reality," *arXiv preprint arXiv:2302.08645*, 2023.
- [11] H.Du, J. Wang, D. Niyato, J. Kang, Z. Xiong, and D. I. Kim, "Ai-generated incentive mechanism and full-duplex semantic communications for information sharing," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023.
- [12] Y.Liu, H. Yu, S. Xie, and Y. Zhang, "Deep reinforcement learning for offloading and resource allocation in vehicle edge computing and networks," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, no. 11, pp. 2019.
- [13] L.Yan, Z. Qin, R. Zhang, Y. Li, and G. Y. Li, "QoE-Aware Resource Allocation for Semantic Communication Networks," in *GLOBECOM 2022-2022 IEEE Global Communications Conference*. IEEE, 2022, pp. 3277.
- [14] Z.Wang, J. J. Hunt, and M. Zhou, "Diffusion policies as an expressive policy class for offline reinforcement learning," *arXiv preprint arXiv:2208.06193*, 2022.
- [15] J.Schulman, F. Wolski, P. Dhariwal, A. Radford, and O.克利莫夫: "近端策略优化算法". *arXiv preprint arXiv:1707.06347*, 2017.

## 简历

**林怡静**目前在中国北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室攻读博士学位（电子邮箱：yjlin@bupt.edu.cn）。

**高志鹏**，北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室教授（电子邮箱：gaozhipeng@bupt.edu.cn）。

**Hongyang Du** 目前在新加坡南洋理工大学计算机科学与工程学院

院攻读博士学位（电子邮箱：hongyang001@e.ntu.edu.sg）。

**Dusit Niyato** 是新加坡南洋理工大学计算机科学与工程学院教授（电子邮箱：dniyato@ntu.edu.sg）。

**康佳文**是自动化学院的教授、

中国广东工业大学（电子邮件：kavinkang@gdut.edu.cn）。

**Abbas Jamalipour** 是悉尼大学教授，澳大利亚悉尼新南威尔士  
州 2006 年（电子邮件：a.jamalipour@ieee.org）。

**Xuemin Sherman Shen** 是加拿大滑铁卢大学电气与计算机工程  
系教授（电子邮箱：sshenn@uwaterloo.ca）。



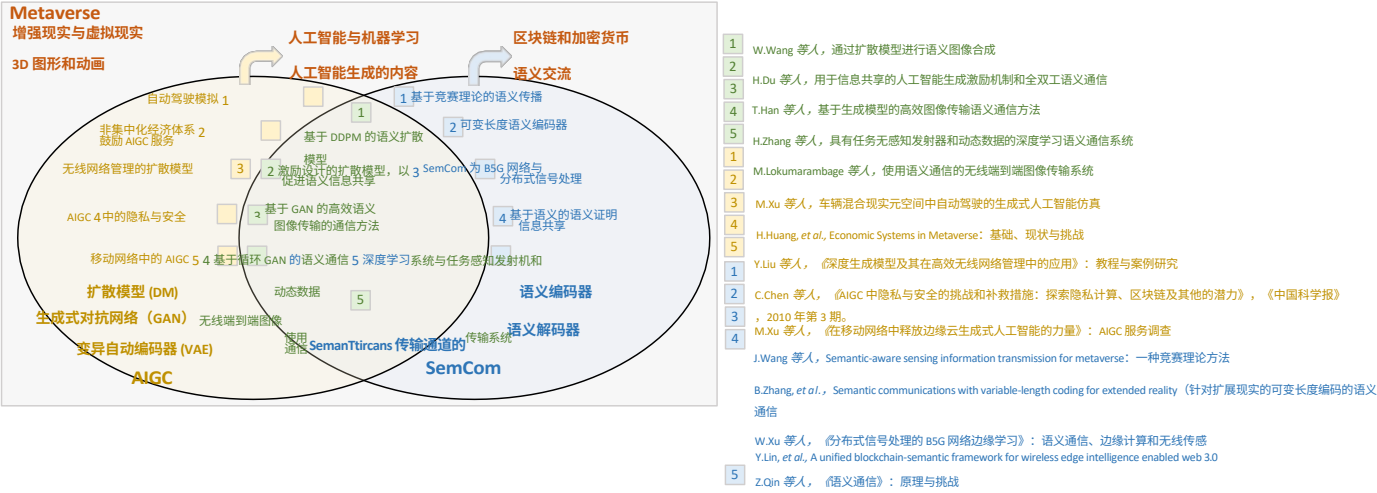


图 1: 最近的研究综述以及横跨 SemCom、AIGC 和 Metaverse 的新兴趋势, 为在 Metaverse 中整合 SemCom 和 AIGC 激发了一个统一的框架

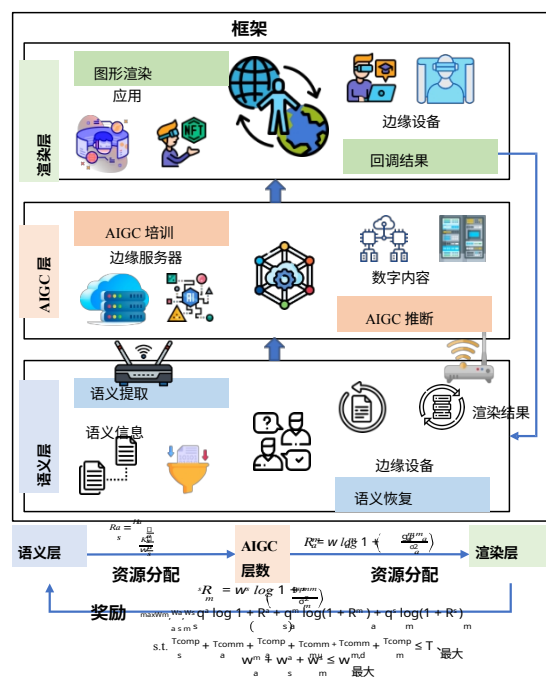


图 2：ISGC 辅助 Metaverse 的分层视图：上层包括语义层、AIGC 层和渲染层。下部包含奖励功能，可促进这些层之间的战略资源分配。该奖励函数受与各层相关的定价和数据速率的影响，并受可容忍传输时间和总体带宽的限制

。

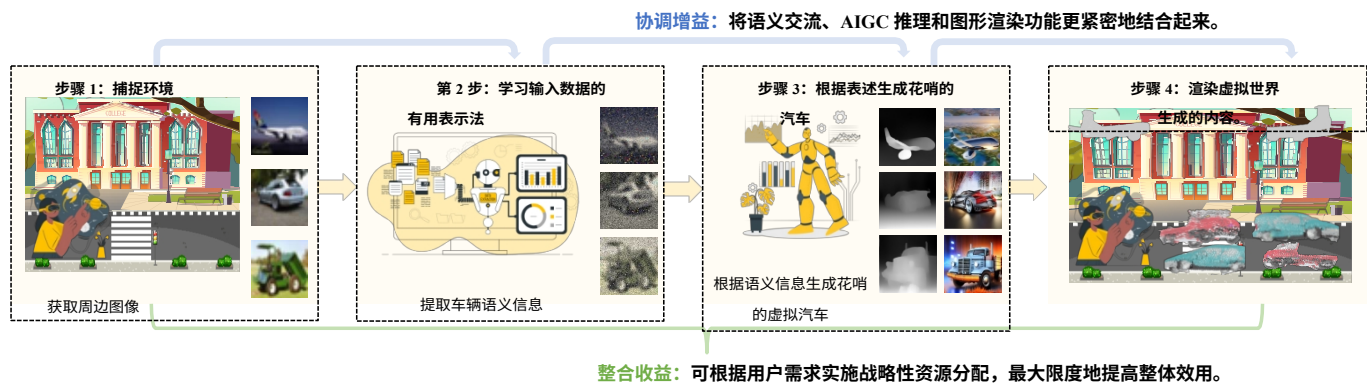


图 3：ISGC 的协调增益示意图：最初，边缘设备捕捉环境，获取周围环境的图像。它们从这些图像中提取相关的语义信息。然后利用这些信息制作内容。这些内容随后被用来渲染虚拟世界，而虚拟世界又反过来向边缘设备提供反馈。语义、AIGC 和渲染模块之间的协同作用构成了协调增益。同时，整合增益指的是将这些模块考虑在内的战略资源分配。

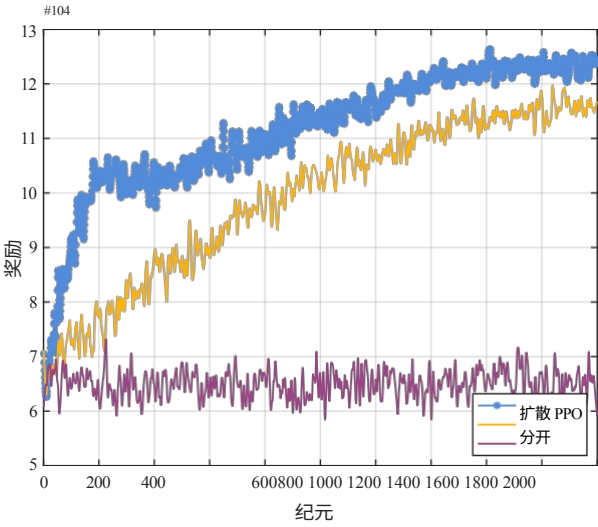


图 4：联合资源分配的训练曲线

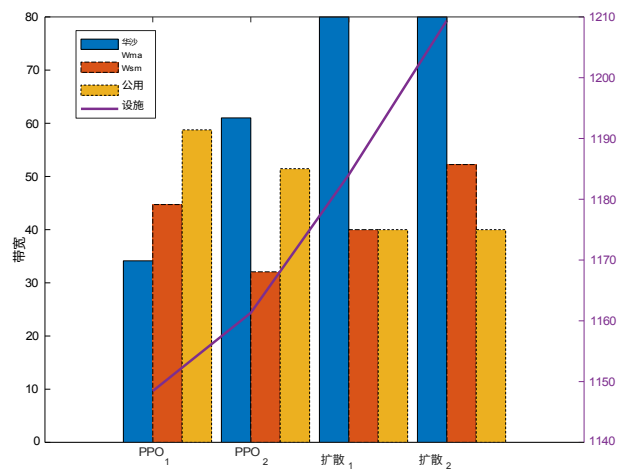


图 5：与 PPO 相比，Diffusion 产生的效用