



综述

语义在通信中的应用综述

徐英姿, 刘原, 时梦然, 韩书君, 董辰, 王碧舫
(北京邮电大学, 北京 100876)

摘要: 随着人工智能技术与无线通信技术的发展, 面向万物智联的未来通信网络对语义分割、语义网络等技术的使用越来越频繁, 基于语义信息的技术也逐渐被应用到各个领域。语义通信是一种面向多智能体交互的通信方式, 通过提取智能体的需求和信息特征并编码传输, 从而实现智能体语义的准确传递。首先, 回顾了语义相关技术在人工智能中的发展; 接着, 归纳总结了语义在通信方面的应用; 最后, 对语义与其他领域的结合进行了梳理, 并浅谈语义在其他领域的发展趋势。

关键词: 语义; 语义通信; 人工智能

中图分类号: TP393

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2022107

A survey of semantic applications in communications

XU Yingzi, LIU Yuan, SHI Mengran, HAN Shujun, DONG Chen, WANG Bizhu
Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

Abstract: With the development of artificial intelligence technology and wireless communication technology, the future communication networks for all things intelligent connected uses semantic segmentation, semantic network and other technologies more and more frequently, and the semantic information-based technologies are applied to various fields. Semantic communication is a communication method for multi-agent interaction. By extracting the requirements and information characteristics of agents, coding and transmission, the accurate transmission of semantics from agents can be realized. Firstly, the development of semantic related technology in artificial intelligence was analyzed. And then the application of semantics in communication was summarized. Finally, the application of semantic information in other fields was analyzed, and the development trend of semantics in other fields was discussed.

Keywords: semantics, semantic communication, AI

0 引言

当今世界已进入以信息产业为主导的新经济发展时期, 通信与网络已全面融入社会生产生活, 成为世界信息产业高速发展的核心引擎, 深刻改

变着全球发展格局、利益格局、安全格局。无线通信技术的发展使得无线网络的性能和用户体验得到了很大的提升, 无线网络的使用也变得越发广泛。以 5G 为代表的融合人、机、物的信息技术的发展, 促进了全球新一轮科技革命和产业变革,



全球正在进入以信息产业为主导、以信息经济为主要形态的经济发展新时期,培育新模式、新业态,激发生产生活服务的创新活力,在我国已基本形成新的经济增长点。

物联网、车联网、工业互联网等新兴应用的出现,使得移动通信网络正快速从速率主导的模式向着以场景驱动的模式转变,万物感知、万物互联、万物智能成为未来通信网络的主要特征。世界各国都希望抓住工业互联网这一新的机遇来实现本国产业转型升级^[1]。

然而,当前的 5G 技术在支撑工业互联网快速发展方面仍然面临工业极端场景下的无线传输能力、通信可靠性、确定性服务能力等巨大挑战。此外,5G 的 MIMO 机制和高带宽保证了传输低时延,但不保证传输内容的理解性^[2]。工业互联网中设备数量庞大、类型众多,信息采集、传输、处理、控制需求差异性,导致未来工业互联网中人、机、物多维度、跨层次通信需求带来的一系列不确定性。而传统的基于数据的通信协议面向非智能无法表达和理解语义的设备,存在人机交叉不兼容、互操作性差的问题,无法满足智能体之间的沟通协作,迫切需要未来通信网络向高度自动化、智能化且可提供更贴近人类用户需求和体验的万物智联全新架构转变^[3]。

未来工业互联网将泛在的无线通信方式、灵活的移动计算模式等技术融合应用到工业生产的各个环节,通过构建智能化生产系统、网络化分布生产设施,大规模人、机、物生产全要素的协同按需联接、实时安全可靠交互和自主协商通信,对工业数据全面深度感知、实时传输交换、快速计算处理和高级建模分析,形成生产过程的自感知、自学习、自决策、自执行、自适应等能力,实现生产过程的智能化,以提高制造效率、改善产品质量、降低生产成本、减少资源消耗、降低环境污染,进而实现传统工业到智能化工业的升级。移动网络设施

和智能化设备全民普及,智能体协同通信需求日趋突出,人与机、机与机等多种智能体之间会意交互需求正逐步增多。

随着新一代信息技术的蓬勃发展,人工智能和计算技术使语义表示成为可能。语义这个词在计算机视觉、AI 中普遍使用,如语义分割、语义分析、语义理解,甚至语义计算,但目前对其内涵表述还不具有操控性。石光明教授认为,语义就是一个可被智能体感知的特征信号用另一个或多个可被感知的特征信号来表达,是至少两个模态特征之间相互等价定义的概念^[2]。面向准确数据传送的通信模型不能适用于智能体之间的协同通信问题,基于语义信息的通信模式成为专家学者的研究热点。

语义通信作为一种面向智能体交互的高效通信方式^[4],通过提取智能体的需求和信息特征并编码,在有噪信道中传输,从而实现智能体语义的准确传递、通信效率与用户体验质量的大幅提高。与传统的语法通信相比,语义通信并不要求数据或通信符号的准确传递,而关注的发送端输入的语义信息与接收端恢复出的语义信息之间的匹配^[5],通过减少信息交流和理解的时间,提升智能体协作的效能。由于语义通信放松了信息传输的差错要求,被学者认为有望突破基于经典信息论的通信系统传输瓶颈,从根本上解决基于数据的传统通信协议中存在的跨系统、跨协议、跨网络、跨人机不兼容和难互通等问题,最终实现“万物透明智联”^[3-6]。

1 研究现状

1.1 语义的数据库和衡量指标

随着科学技术不断发展,视觉场景理解也逐渐成为计算机视觉领域的重点,深度学习对机器学习和计算机视觉方面的最新进展有着重大影响,也诞生了很多优异的深度神经网络方法。而这些方法成功的主要因素就是大规模的、公开的

数据集的可用性。

例如, MC COCO 数据集是一个大型的、丰富的物体检测、分割和字幕数据集。这个数据集以场景理(scene understanding)为目标,其数据主要从复杂的日常场景中获取。图像包括 91 类通过精确分割进行位置标定的目标,328 000 个影像和 2 500 000 个标签。整个数据集中个体的数目超过 150 万个,提供了 80 个类别,超过 33 万张图片(其中 20 万张有标注)是目前为止有语义分割的最大数据集。

除此之外,由于城市道路图像门类非常多,缺少固定的数据集进行比较研究,文献[7]提出了通过语义的方式进行自动城市道路语义分割的研究数据集——Cityscapes,给出了一个包含 50 个城市,5 000 个标注图片,20 000 个其他弱标签的图像数据集。相较于之前的数据集, Cityscapes 数据集在数据门类的丰富性和总量上都有一些优势,尤其在一幅画面中人数超过 50 人、机动车距离镜头较远的照片上有独特的优势,因此成为了引领相关领域发展的基础数据集。

Mapillary Vistas 数据集是世界上最大、最多样化的像素精确且有特定实例标注的街道级图像公开数据集^[8],包括了 25 000 张标注的照片,66 个目标门类,包括自然物、人造物、车辆以及人与动物。其中绝大多数门类的照片数量超越了 Cityscapes。

定性标签示例^[7]如图 1 所示,显示了 4 对原始图像与相应的、重叠的彩色编码标签,以及来自不同地理区域的图像以及不同的照明和天气条件。



图 1 定性标签示例^[7]

1.2 人工智能中的语义

在深度学习流行之前,人们采用的主要分割算法是灰度分割、随机场等一些较为传统的算法。随着深度学习技术的不断发展,语义分割技术开始大放异彩。语义分割结合了图像分类、目标检测和图像分割,是像素级的图像理解。下面按照论文发表顺序来对主要的语义分割模型进行简要介绍,语义分割模型如图 2 所示。

在 2014 年,文献[9]使用全卷积神经网络对自然图像进行端到端分割,语义分割就此产生巨大突破。全卷积网络(fully convolutional network, FCN)可以输入任意大小的图像,生成相同大小的分割图像并大幅提高分割速度,FCN 体系结构^[9]如图 3 所示,将全连接层转换为卷积层,使分类网可以输出热图,添加层和空间损失产生一个高效的端到端密集学习的机器。

为解决池化层丢失位置信息与语义分割需要保留位置信息的矛盾,学者们提出了两种改进策略。其中一种改进策略是编码-解码结构,如 U-net。U-net^[10]采用拼接的融合方式,将特征在 channel 维度拼接在一起形成更厚的特征,避免

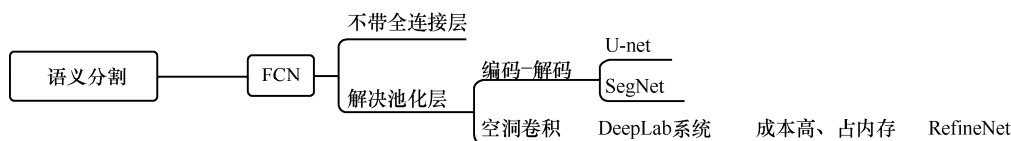
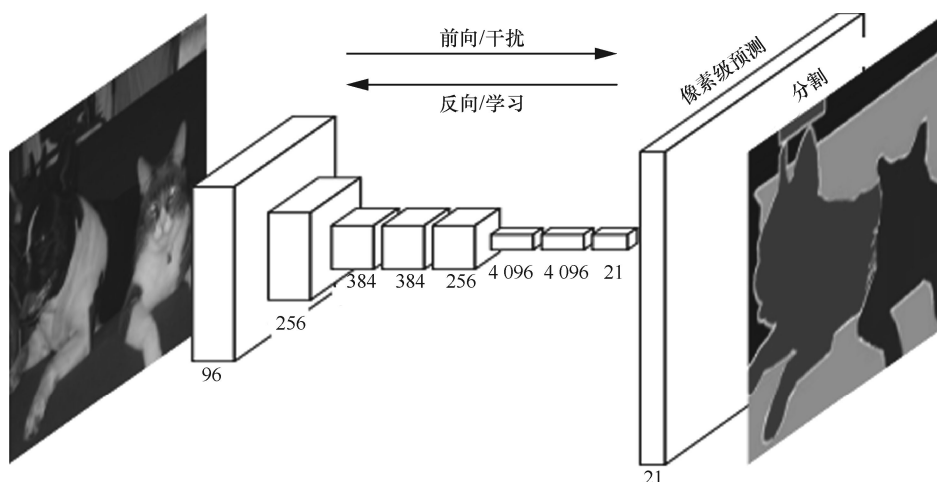


图 2 语义分割模型

图3 FCN 体系结构^[9]

FCN 在池化过程中丢失信息，从而导致上采样产生较为粗糙的分割映射。

在 U-net 被提出后，语义分割 (SegNet)^[11]被提出，其核心的可训练分割引擎由一个编码器网络、一个相应的解码器网络和一个像素分类层组成。其中解码器消除了学习上升采样的需要。SegNet 主要应用于场景理解应用。与其他架构相比，它在推理过程中的内存和计算时间方面都更加高效，SegNet 架构^[11]如图 4 所示，它没有完全连接的层，因此它只是卷积的。解码器对其输入进行上采样使用来自编码器的转移池指数，以产生一个或多个稀疏的特征图。然后它与一个可训练的滤波器组进行卷积，使特征图密集化。最终解码器输出的特征图被送入一个软最大分类器进行像素级分类。

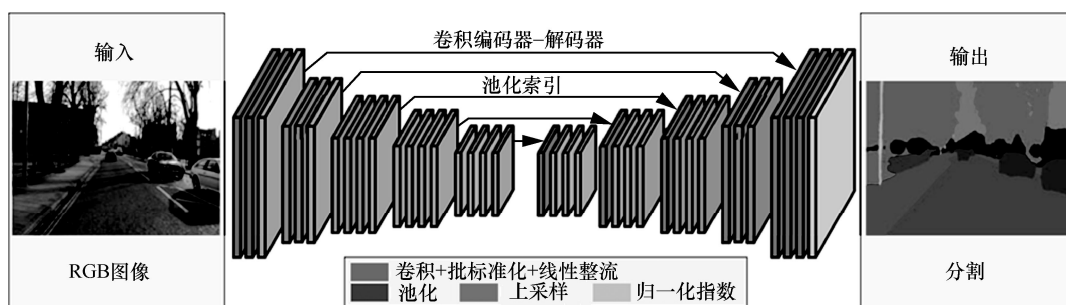
解决池化层问题另一种策略是空洞卷积^[12]。该方法在不降低空间维度的前提下增大了相应的

感受野指数，也解决了 FCN 池化层问题。

基于空洞卷积技术，DeepLab v1 网络^[13]应运而生。在 DeepLab v1 网络中，不单使用了空洞卷积技术，还使用了条件随机场 (conditional random field, CRF) 作为后处理，恢复边界细节，以达到准确定位效果。

2014 年提出的 DeepLab v1 在 PASCAL VOC2012 数据集上取得了分割任务第二名的好成绩，之后，在 2017 年到 2018 年又相继推出了 DeepLab v2，DeepLab v3 以及 DeepLab v3+。

DeepLab v2^[14]在继承了 DeepLab v1 以空洞卷积和 CRF 为核心外，还提出了在空间维度上实现金字塔型的空洞池化。在该模型中，可以通过将原始图像的多个重新缩放版本传递到卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN) 的并行分支或使用不同采样率的多个并行空洞卷积层来

图4 SegNet 架构^[11]

实现图像的多尺度处理。

DeepLab v3^[15]引入了 Multi-Grid 策略,优化了网络层部分的结构并移除了 CRF,并增加了一个用来提升图像的全局视野的分支。

DeepLab v3+针对前面提到的 DeepLab 系列边界效果不甚理想的问题,使用了 DeepLabv3 做 encoder 架构,decoder 采用一个简单却有效的模块,并探索了改进的 Xception 和深度分离卷积在模型中的应用,进一步提升了模型在语义分割任务上的性能。

但空洞卷积技术也存在一些弊端,如计算成本较高。同时,由于需要处理大量高分辨率特征图谱,该技术会占用大量内存。上面的两个问题阻碍了高分辨率预测的计算研究。

为了解决以上问题,文献[16]提出了 RefineNet 模型,该模型带有解码器模块的编码器-解码器结构。解码器能融合编码器高分辨率特征和先前 RefineNet 模块低分辨率特征。

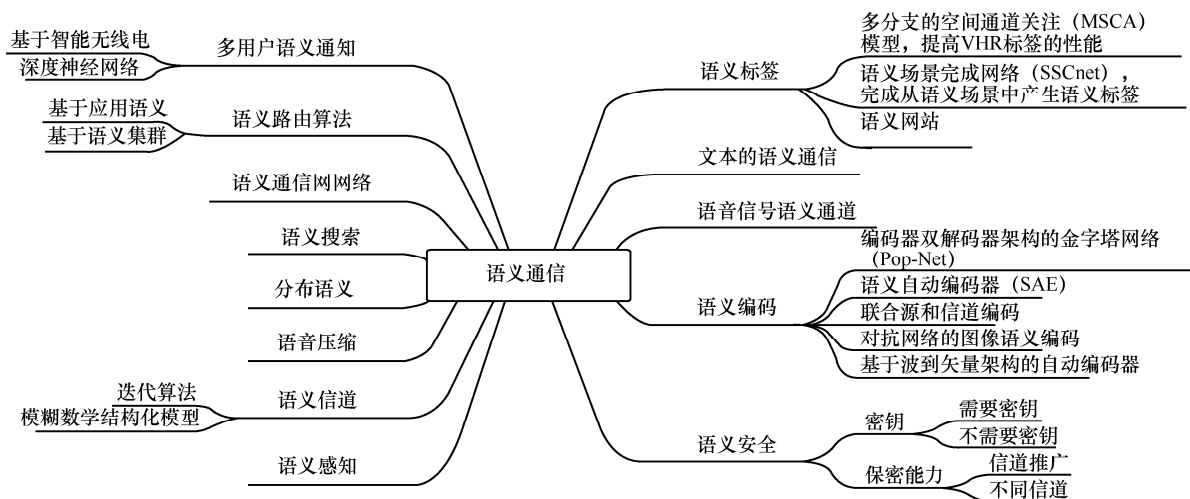
在 2017 年,文献[17]提出了一种带有大维度卷积核的编码器-解码器结构—— Large Kernel Matters。这项研究通过全局卷积网络来提高语义分割效果,并提出了有效感受野的概念。

文献[18]把语义模型分成了 11 个组别,每个组别有其独特的技术类型,适用于看到语义

分割技术类型的全貌。文献[19]把语义分成语义分割和即时分割,基于模型对比了这两类分割在不同数据库上的结果。文献[20]对语义分割和实例分割的演变进行了概述,讨论了一些最先进的模型的训练细节,并对比这些模型在数据集上的表现。文献[21]概述了深度网络无监督领域自适应在语义分割方面的最新进展。针对语义分割在无监督自适应领域遇到的缺乏符合特定要求的数据的问题,对目前探索到的解决方法进行分类,并介绍了各种方法在自动驾驶上的表现。文献[22]探讨了实例分割的背景、问题、技术、演变、数据集、相关的工作以及对未来的展望。文献[23]分析了图像分割中最先进的深度学习架构,阐述了技术的起源、优势以及权衡,并对它们在图像分割领域的影响进行了分析。除了语义分割,语义分析、语音识别与语义识别等技术也是人工智能中的重要组成部分。在此不过多赘述。

1.3 通信中的语义

对于在 Web 上运行的代理为用户执行复杂的操作方面,文献[24]提供了一些指向这个新兴领域的指针,并展示了语义 Web 的本体语言如何直接导致更强大的基于通信代理的方法,语义通信领域框架如图 5 所示。





1.3.1 语义标签

文献[25]提出了一种基于语义角色标注的文本水印新方法。在文本中应用自然语言处理技术去查找和标记 A0、A1 和 ADV 3 种类型的语义角色,将水印消息转换为十六进制的统一码,然后用霍夫曼编码进行压缩,最后形成由数字 0、1 和 2 组成的数字字符串。这种方法可以让语义角色的 3 种类型对应于一对一的 3 种数字。该算法不会对文本的格式和内容进行任何更改,它具有良好的隐蔽性和坚固性,可以抵御各种文本格式的转换和水印攻击。

针对多标签数据的不完整性,开发了许多方法来解决多标签数据中部分缺失的标签问题,传统的多标签算法主要采用低级嵌入的方法和图形定性器来恢复缺失的标签。文献[26]开发了一个新的通用嵌入式语义词典学习以解决多标签学习的挑战,采用了低级编码策略,通过学习有效的语义词典,用恢复的标签矩阵对视觉特征进行编码。

语义标签的任务是将语义标签分配给图像的每个像素。在处理超高分辨率数据时,大多数先进方法都依赖于经过专门手工标记的特征集(外观描述)训练的分类器来描述本地图像内容。尽管因为一些硬件的不足,例如高分辨率传感器有限的光谱信息造成了图像模糊,经过语义提取的高维信息依然可以被认为包含了足够的有效信息,在一定程度上克服了图像模糊。语义标签在气象监测、土地规划、救灾等方面得到了广泛的应用。然而,受数据结构多样、上下文信息复杂的限制,语义标记在一些领域仍是一项具有挑战性的任务。

为了解决高分辨率图像的语义标注问题和提高高分辨率图像标签的性能,最近一些学者关注并研究了空间多尺度信息和基于注意力机制的信道信息,但对全局物体特征的利用仍然有限,这导致了对不同位置的类内变化的捕捉的损失。因此,文献[27]提出了一个多分支的空间通道注意力

模型来有效提取全局依赖性,并将其与多尺度和信道注意力方法相结合。为了减轻逐个像素的自注意力操作的计算成本,还设计了一种空间金字塔压缩方法。同时,利用不同的全局池化方法,进而设计了双分支信道注意力以获得加权的 channel-wise 的特征,使得该模型在可接受的计算成本下实现明显的标签准确性提高。文献[28]为了进行语义场景中从单视角的深度图观察中产生一个完整的三维体素的体积占有率和语义标签,在深入研究后发现体积占有率和语义标签是两个相互耦合的问题,因此引入了语义场景完成网络。该网络是一个端到端的三维卷积网络,以单个深度图像作为输入,同时输出占有率和语义标签,并在一个新的大规模合成三维场景数据集上训练这个网络。实验结果表明该联合模型优于单独处理这两个部分任务的方法。文献[29]为了避免没有语义知识的人或视障人士在访问语义网时遇到障碍,提出了面向用户的语义网站,其中网站中包含着旅游业的语义知识。另外,又在树莓派制作了一个界面,该界面有能力识别语音查询并给予口头回应,该界面会分析每个语音查询,将语音转换为文本,并从文本中提取关键词。这些关键词被用来和一个模式列表进行比较以匹配 SPARQL 查询。最后,这个界面则会将这些信息从本体中提取出来并以语音形式为用户阅读这些信息。

1.3.2 文本的语义通信

文献[30]考虑了一个云/边缘平台执行基于深度学习的语义通信模型训练和更新的物联网网络,而物联网设备执行基于训练模型的数据收集和传输,提出了一个基于深度学习的轻量级分布式语义通信系统用于低复杂性的文本传输,命名为 L-DeepSC。通过分析 L-DeepSC 训练过程中衰落信道在前向传播和后向传播中的影响,该文献提出一种利用信道状态信息来辅助训练处理的方法以减小衰落信道对传输的影

响。文献[31]提出了一个基于深度学习的文本语义通信系统 DeepSC, 旨在通过恢复句子的含义而不是传统通信中的位或符号错误, 来实现系统容量的最大化和语义错误的最小化。为了准确地验证语义通信的性能, 论文初始化了一个新的度量, 即句子相似度。文献[32]提出了一个基于深度学习的文本语义通信系统。与传统的通信系统相比无须考虑语义信息交换, 建议的文本语义通信系统在通道变化方面更为强大、性能更好, 特别是在低信号与噪声比系统中。论文的仿真结果如图 6 所示, 很好的支撑了论文的结论。文献[33]针对无线网络提出了一种新的语义通信框架, 在该框架中, 基站从文本数据中提取了由语义三元组组成的语义信息, 并将其传输给每个用户; 收到语义信息后, 每个用户使用图形或文本生成模型恢复原始文本。为提高语义相似性, 他们还提出了一种基于策略梯度的强化学习算法, 该算法与注意力网络相结合。

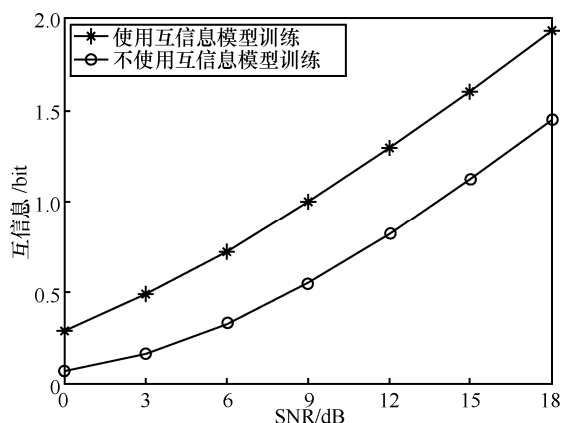


图6 不同训练有素的编码器的 SNR 与互信息关系^[32]

随着深度学习的发展, 自然语言处理使人们能够分析和理解大量的语言文本。为了更好地借助自然语言处理在信道上实现语义通信, 文献[34]提出了一种基于通用变压器的新型语义通信系统。与使用自然语言处理的固定转换区相比, 通用变压器中引入了自适应循环机构, 进而更灵活

地传输具有不同语义信息的句子, 并在各种信道条件下实现更好的端到端性能。

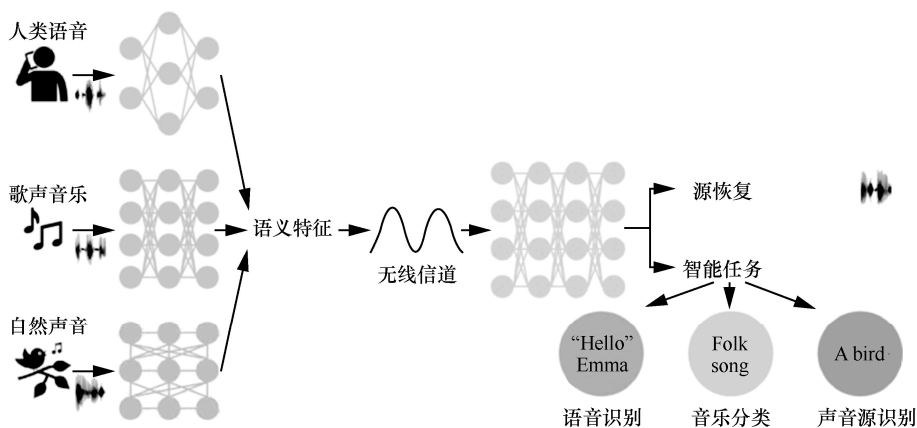
1.3.3 语音信号语义通信

文献[35]设计了一个支持深度学习的语音信号语义通信系统 DeepSC-S。为了促进所提出的语音信号语义通信系统 DeepSC-S 用于动态信道环境, 该文献找到了一个通用模型来应对各种信道条件。对 DeepSC-S 在语义通信系统和多媒体传输系统中的应用进行了研究, 可以处理不同语义输入的语义通信系统^[35]如图 7 所示, 它只传输与接收器传输任务高度相关的语义特征。传输任务可以是源消息恢复或更智能的任务。

1.3.4 语义编码

语义编码是语义通信的底层技术, 主要包括对信源的单独语义提取和恢复, 也包括了对于通信系统中的语义提取和恢复系统。对于前者, 文献[36]提出了一种基于编码器双解码器架构的金字塔网络来进端到端的多任务学习。其中, 编码器是一个可变形的 ResNet-101 骨干网络, 使用两个特征金字塔网络作为解码器, 分别负责语义分割和高度估计。为了利用语义特征来帮助高度估计, 还引入了语义金字塔上的回归金字塔。文献[37]提出了一种基于语义自动编码器的新型零镜头学习模型。语义自动编码器模型使用非常简单并且计算速度非常快的线性投影函数, 引入了额外的重建目标函数用于学习更通用的投影功能。对于后者, 文献[38]首先介绍了语义提取的边缘驱动训练、维护和执行, 然后研究了如何通过语义通信提高智能代理的泛化能力, 降低计算开销并减少信息交换的通信开销。该架构允许每个用户将计算密集型的语义编码和解码任务卸载到边缘服务器, 并通过中间结果的协调来保护其专有模型的相关信息。其模拟结果表明该架构可以减少资源消耗并显著提高通信效率。

现代通信系统采用两步编码过程来传输图像或视频数据, 首先用源编码算法进行压缩以摆脱

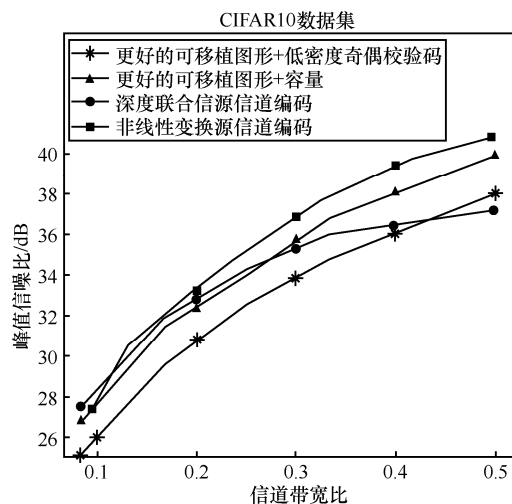


固有的冗余，再使用纠错码进行编码从而实现针对错误的弹性传输，然后进行调制。在理论上，这种方法是最优的，但在实际应用中，联合源和通道编码的性能更佳。文献[39]提出了一种新颖的深度联合源和信道编码架构，用于通过无线信道传输图像。在这种架构中，编码器将输入图像直接映射到通道输入。编码器和解码器函数被建模为互补的卷积神经网络，并在数据集上进行联合训练，以最小化重建图像的均方误差。

深度联合信源信道编码（joint source-channel coding, JSCC）方法的端到端传输性能超过了经典的基于分离的 JPEG/JPEG2000/BPG 源压缩，并结合理想的信道容量实现代码家族，特别是对于小尺寸的源，如小 CIFAR10 图像数据集^[40]。

并且为了更好地提取语义特征，文献[41]提出了一类新兴的高效深度联合信源信道编码方法，该方法能够紧密适应非线性变换下的源分布，命名为非线性变换源信道编码。以 CIFAR10 图像数据集为实验对象，从图8可知，通过对比得出非线性变换源信道编码方法在所有信道带宽比下的性能一般都优于深度联合信源信道编码，且其性能差距随着图像数据集的分辨率和信道带宽比的增大而增大。与基于分离的方法相比，所提出的非线性变换源信道编码与理想的“更好的可移植图形+容量”方案相比具有竞争力，并且在所有3个数据集上都

超越了实际的“更好的可移植图形+低密度奇偶校验码”方案。除此之外，文献[42]提出了一种基于生成对抗网络的图像语义编码技术，其目标是利用先验知识恢复图像的含义，而不是恢复每个像素。

图8 峰值信噪比性能与使用信噪比=10 dB 的 AWGN 信道的平均信道带宽比^[41]

在多方面语义编码技术已得到很好的应用，然而，用于音频语义通信的可靠编码器和解码器尚未得到很好的设计。文献[43]提出了一种由卷积神经网络组成的基于波到矢量架构的自动编码器，该自动编码器能够以少量数据实现高精度音频传输。并且为了进一步提高语义信息提取的准确性，他们在多个设备和服务器上实现了联合学习，联合学习系统体系结构^[43]如图9所示。

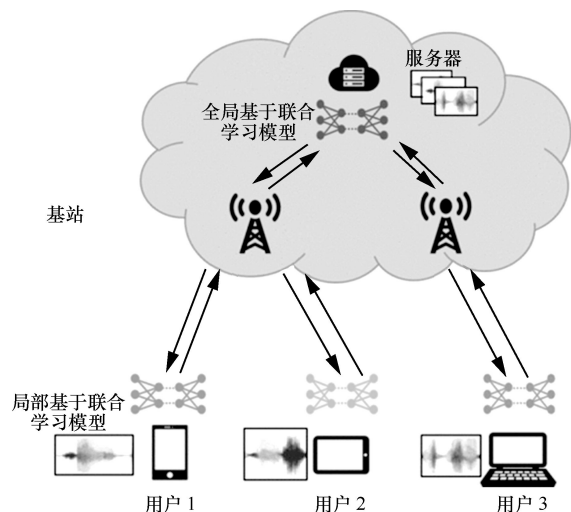


图9 无线网络中基于联合学习的联合学习系统的体系结构^[43]

根据研究表明，90%的在线媒体交互是基于屏幕的。而屏幕内容通常由文本、图形和相机捕获的图像组成。用传统编码进行压缩屏幕内容中的图像或视频可能会丢失一些信息。为了提高屏幕内容中图像或视频的编码效率，文献[44]提出了一种用于超低比特率设置的通用文本语义感知屏幕内容编码方案，该方法检测屏幕内容视频（或图像）中的突发画面，基于神经网络识别突兀画面中的文字信息（包括字、位置、字体类型、字体大小和字体颜色），并使用文本编码工具对文本进行编码。该方法能够以更少的比特率消耗实现了更好的视觉质量。

1.3.5 语义信道

考虑在语义信道定义下的信息论问题，文献[45]给出了通过语义信道和香农信道相互迭代匹配算法，以求达到最大互信息。对于这一算法的性能，该论文还给出了理论分析。仿真和理论分析证明了该算法计算速度快，结果可靠性高。文献[46]提出了一种基于模糊数学的结构化的语义模型，这个模型可以让我们衡量多种通信指标对通信系统质量有一个整体的认识。

1.3.6 语义感知

大多数现有的通信模式是内容不可知的，这意味着他们认为通信链路是承载通信信息的数据

管道，而其上下文依赖性含义被忽视。历史上曾经认为信息内容和意义的这种二分法是经典数据通信中针对可靠高速数据传输的概念性进步。然而，这种方法未能满足新兴网络智能系统和大连接物联网（massive machine-type communication, mMTC）的需求。文献[47]讨论了语义赋能的通信策略。基于目标是在无线多路接入信道上的情况设计了一种联合采样和通信方案，从而能够计算目的地感兴趣的量，大规模连接环境下提供了可扩展的高效率资源调度方法。

文献[48]观察到一些语义通信过程（如语义检测、知识建模和协调）可能消耗资源较多且效率低下，特别是对于单个信源和目标之间的通信。因此，他们提出了一种基于联合边缘智能的新型架构，以支持资源效率高的语义感知网络。该架构允许每个用户将计算密集型语义编码和解码任务卸载到边缘服务器，并通过中间结果进行协调来保护其专有的信息。

在物联网中，设备的数量和所生成数据的数量都在呈指数级增长。随着物联网设备的不断增加，用户很难找到合适的数据存储结构，特别是在大型系统中。并且，由于所选结构不同，带来的风险也不相同。为了更好的找到适用的数据存储结构，消息队列遥测传输是一种较好的技术选择。消息队列遥测传输为用户提供了一种简单的语法方案，在要共享的数据的语义表示方面具有高度的自由度。消息队列遥测传输方法是将其保留给用户，以便通过定义适当的主题树来反映语义。文献[49]提出了一个编辑器，允许各种用户（甚至是没有技术背景的用户）创建消息队列遥测主题树，并使用基本的语义信息来丰富它们，更好的完善了消息通信。此外，本体可以有效地用作语义感知消息队列遥测传输主题树的规则集。

1.3.7 语义安全

文献[50]介绍了窃听通道模型并表明如果发



送方和窃听方之间的信道（窃听器的信道）同发送方和合法接收方之间的信道相比较弱，则可以通过编码而实现可靠性和保密性。该防窃听编码的目标是设计一个编码方案使发送者和合法接收方之间能够可靠、安全地进行通信。文献[51]研究了在编码器处具有非因果信道状态信息的状态相关窃听信道上同时实现秘密消息和密钥速率之间的权衡。该模型将所有其他非因果信道状态信息可用性实例作为特殊情况，基于叠加编码方案、似然编码器和软覆盖参数，推导出了语义安全中秘密消息-密钥容量域的内界。文献[52]提出的协议方案示意图如图 10 所示，该协议允许合法的双方在一个无线信道上交换一些机密消息。无线信道从 Alice 向 Bob 发送秘密消息 M 。其中 AONT 模块是 All-Or-Nothing Transforms 的缩写，其功能是对 M 信息进行了加密转换。该信道具有一定的语义安全级别，可以不需要密钥或公钥的对抗被动的窃听者。该方法利用信道的噪声和衰落特性、编码和 All-Or-Nothing Transforms (AONTs) 转换来实现期望的语义安全级别。

为确定量子窃听通道的语义安全能力，文献[53]将经典通道方法扩展到量子通道以证明强安全码保证具有相同保密率的语义码安全。最近的研究显示，从加密的角度来看，弱保密和强保密这两个指标都不足以提供应用程序的安全性。文献[54]采用语义安全作为保密措施，建立了具有噪声主信道的 II 型窃听信道的容量语义安全。在此设置中，合法用户通过一个离散无记忆通道进行通信。当有窃听器时，窃听器可以完美地访问其选择传输符号的子集。

1.3.8 语义通信网络架构

6G 时代即将来临，而第六代移动网络的愿景是通过在物理世界和数字世界之间提供即时、高效和智能的超连接来重塑世界。

为提高网络能力，实现 Ubiquitous-X 6G 网络的智慧进化和原始简洁网络的愿景。文献[55]首先构思一个新的语义表示框架，即语义基础，然后建立智能高效的语义通信网络架构，将向简洁网络的演进路径具体化。在智能高效的语义通信架构中，采用语义智能平面，通过语义信息流将语义赋能的物理承载层、网络协议层和应用意图层互连。文献[56]提出了一种语义通信的框架，并从信息论的角度分析了它的收益以及提出了一种计算语义压缩界限的方法。

为在无线通信网络中扩大面向目标的服务需求范围，文献[57]提出了一个以实现面向目标的任务执行的全面的语义通信框架，并且该框架结合了课程学习和强化学习，能够进一步减少任务执行时间，以及降低传输成本。

虽然语义通信在大量任务中表现出令人满意的性能，但语义噪声的影响和系统的鲁棒性尚未得到很好的研究。语义噪声是语义通信系统中的一种特殊噪声，它指的是预期的语义符号和接收的语义符号之间的误差。文献[58]提出了一个用于对抗语义噪声的端到端语义通信系统框架，并且还通过分析语义噪声的成因并提出了一种生成语义噪声的实用方法。

1.3.9 语义压缩

香农^[59]和韦弗^[60]提出以下 3 个层级的沟通。

A 级——技术问题：通信符号的传输有多准确？

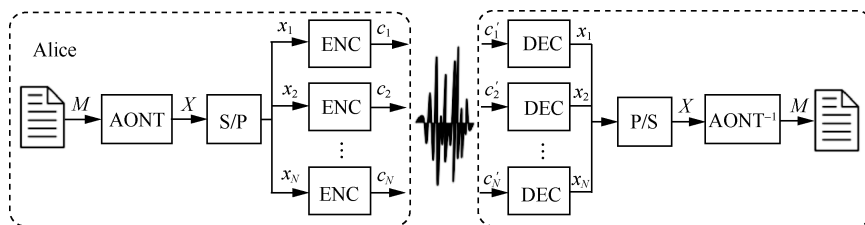


图 10 协议方案示意图^[52]

B 级 —— 语义问题：传输的符号如何精确地传达所需的含义？

C 级 —— 有效性问题：所接受的含义如何有效地以期望的方式影响用户行为？

文献[61]为减少语义传输错误，将 B 级通信与经典 A 级通信相结合，提出了一种新颖的端到端语义通信架构。并定义了一种新的损失函数，它捕获了语义失真对通信的影响。这使得语义压缩能够动态地交换其损失与语义保真度，即语义解释的正确性。此外，他们设计了一种语义自适应机制，该机制根据语义压缩和正式表达的语义保真度之间的权衡来动态优化每个语义消息的符号数量，进而最大化语义消息的正确解释。

1.3.10 分布语义

最近，在物联网中出现的基于多媒体的服务和应用导致传感设备生成的数据流量类型逐渐转变，其中可识别概念的语义范围可以源于多媒体数据。而当用户使用不同的术语来描述相同的语义概念时，原来的分布式哈希表完全匹配查询模型是不够的。针对此种情况，文献[62]提出了 OpenPubSub，一个基于点对点内容的近似语义发布/订阅系统（一种混合事件路由模型），该模型结合了集合路由和在一个结构化的点对点网络中的传播。并提出了对空间进行分区的方法，通过引导构造语义分布式哈希表，执行近似语义查找操作，并根据节点的共同兴趣对其进行群集。

1.3.11 语义搜索

由于用户需求的表达通常与信息系统的表达不一致，传统的基于关键字的检索方法容易出现错误和遗漏。语义搜索突破了传统信息检索的桎梏，通过对信息进行语义映射，提高了准确率。

文献[63]考虑到概念相似性在基于本体的内容语义搜索领域可能发挥重要作用，提出基于本体的点对点语义搜索路由算法，以提高搜索结果的语义相关性。进一步的工作是将单词标记为概

念，并使用概念相似性来计算短语、长句子甚至段落的语义相似性。

1.3.12 语义路由算法

针对无线传感器网络，文献[64]提出一种基于应用语义的路由算法，以延长网络寿命。基站节点以泛洪方式定期广播任务语义消息，网络间节点在不同的应用任务级别处理数据。根据应用程序的语义信息以及节点及其邻居的状态，节点处理数据并找到完成基站任务的路径。

文献[65]提出了一种基于语义集群的点对点查询路由算法。这种算法根据节点的所含的语义对节点进行聚类，每个集群选择一个超级节点作为集群计算节点，负责计算集群语义并与所有相邻的集群计算节点建立链路，从而以低成本、低时延实现高查询命中率。

1.3.13 多用户语义通信

深度学习在语义信息提取和交流过程中扮演着重要的角色。然而，在涉及到多用户传输时就会有一定的缺陷。在 5G 网络中移动设备的密度已经很高了，6G 网络更是呈倍数增长。为设计多用户语义交流系统，用户可以相互学习，以作为人类进行交流。文献[66]提出了一种基于智能无线电的多用户语义通信系统结构，红外接收机通过训练智能多用户信号检测深度神经网络（deep neural networks, DNN）来估计每个用户的信道状态信息并分离多用户信号。然后对分离的信号进行信道译码和人工解码。此外，由于 MIMO 的空间分集增益，在一个发射端和一个接收端配备多天线，波束成形和预编码技术可用于增强语义通信系统中的多用户信号传输。

针对多模态数据传输，当部分用户传输图像，而其他用户传输文本以查询有关图像的信息时，文献[67]提出了一个名为 MU-DeepSC 的神经网络语义通信系统，其中考虑了视觉问答任务。通过学习和提取基本语义信息，共同设计语义编码器和信道编码器，提出的 MU-DeepSC 能够有



效地处理图像和文本语义信息,并通过合并不同的语义信息来准确预测答案。

2 语义通信与具体场景的交叉

语义通信主要包括视频监控场景、社交网络场景、认知无线电场景及遥感场景 4 个部分。

2.1 视频监控场景

视频监控与通信的结合是通信领域的主要应用,文献[68]网络视频监控技术,设计了一种无线视频监控系统,提出了一种新的无线网络会话初始协议(session initialization protocol, SIP)并在此基础上实现了系统互连,还在 TI DM365 平台上设计并实现了视频采集终端。该无线 IP 视频监控系统可以在 WiMax 网络下正常工作。

语义分割在视频监控与通信的结合领域也有着广阔的应用前景。文献[69]提出了一种基于语义的视频事件识别系统,该系统利用马尔可夫逻辑网络这种语义机器学习方法生成用户可理解和可管理的事件模型。特别是在没有学习数据的情况下,用户可以定义模型,这填补了人与视频计算机系统之间的语义空白。

文献[70]提出了一种用于监控视频前景检测的高效的深度全卷积语义网络模型。解决了经典方法只考虑低级特征(如颜色、梯度等)而没有考虑高级特征(如语义信息),很难区分前景与背景的问题。该模型旨在通过预先训练的语义分割权值来学习视频帧与背景图像的全局差异以及语义信息。

2.2 社交网络场景

社交网络是通信领域的研究方向之一。通过互补网络(例如由移动用户之间的设备到设备(device to device, D2D)通信组成的容迟网络)来卸载流量是一个减少蜂窝网络负担的解决方案。文献[71]考虑了用户的自私并提出了一个网络形成博弈来捕捉自私行为的动态特征。给出了每个用户的效用函数和保证用户收敛到稳定网络的条件,然后提出了一种实用的网络形成算法,用户可以根据他们的

历史记录来决定他们的 D2D 共享策略。

语义在社交网络中也有广阔的应用前景。文献[72]提出了一个可以自然地表示各种学术社会的网络,特别是社会行动者之间各种复杂语义关系的数据模型,称为语义关系模型(semantic relationship model, SRM),该模型可作为管理、操纵和查询学术社交网络的基础。

文献[73]提出了一种基于深度哈希网络和语义扩展的社交网络跨媒体搜索端到端跨媒体语义关联学习模型。该方法通过构建图像-词关系图挖掘图像和词之间潜在的语义关系,实现语义关系的扩展并获得基于内部图深度行走和外部知识库的语义嵌入。

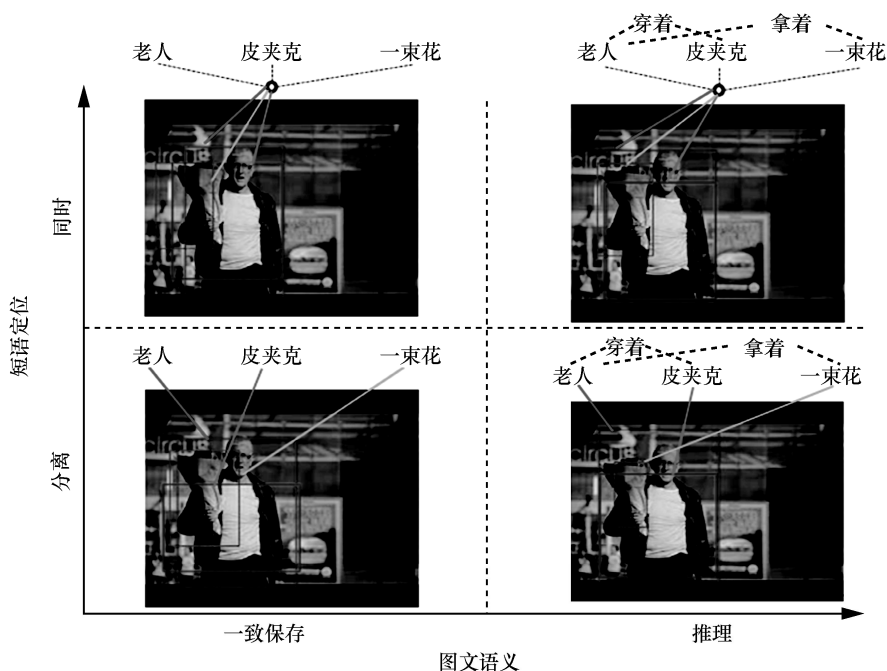
2.3 认知无线电场景

认知无线电已被广泛认为是解决频谱不足的突出解决方案之一,多频段认知无线电在实现高效认知网络方面具有巨大的前景。然而,宽带前端和多频带频谱接入带来了一些有待克服的挑战。文献[74]深入分析了多波段光谱传感技术的最新进展、局限性以及未来可能的改进方向,还探讨了 MB-CRNs 的关键性能指标,这些指标不同于用于基于单频带网络的传统指标。

为了自适应地捕捉多媒体信号的语义关联,文献[75]提出了一种新的短语同时定位的视觉语义推理框架,如图 11 所示,该框架既能实现短语的同步建模,又能合理利用更详细的信息进行语义-视觉关系推理,从而获得更准确的定位结果。为了解决现有算法对短语的独立定位和对短语间依赖关系的忽视所造成的偏好限制,该框架对短语同时进行基于短语间依赖关系的联合定位建模。具体来说,该框架包括两个核心算法模块:空间语义感知张量分解和视觉语义关系推理网络。

2.4 遥感场景

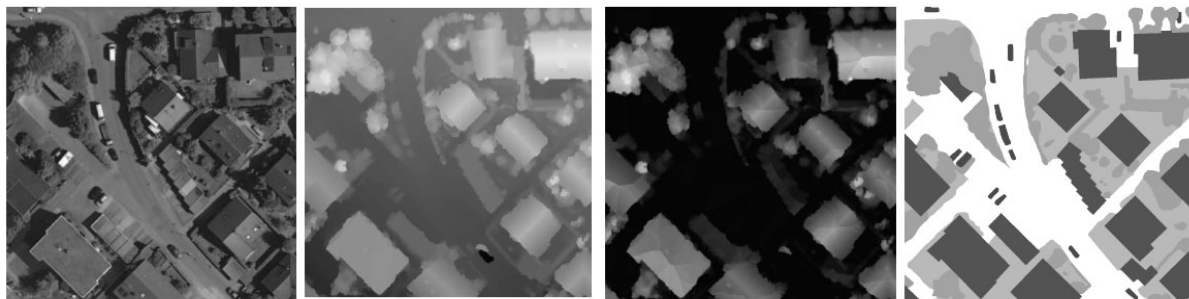
遥感一直是通信领域的研究方向,高频地波雷达非常适合进行海洋遥感。海谱提取是高频地波雷达信号处理中的一个重要问题,它是影响遥

图 11 短语同时定位的视觉语义推理框架^[75]

感精度和目标检测特征的关键。文献[76]展示了如何应用小波改善海洋参数的遥感和基于小波的海杂波提取的目标检测。

在语义通信方面，一些方法将遥感技术与语义相结合，在遥感图像回传地面等通信环节中可以减少通信资源开销。文献[77]将深度神经卷积网络用于遥感图像中的土地覆盖图，这种方法在提高总体精度的同时还能实现摄取小物体的良好精度。总体分类精度为 87%，高于之前的 80.6% 的结果，验证数据集示例补丁如图 12 所示，从左到右分别为 RGB 图像、DSM、归一化 DSM、ground truth 图像，说明了类之间的大小差异和建筑类。

文献[78]提出了一种基于随机尺度拉伸卷积神经网络的高铁遥感影像场景分类方法。该方法将随机尺度的小块从图像中裁剪出来，拉伸到指定的尺度作为训练 CNN 的输入，该方法对图像进行多次分类，通过投票决定其标签。与传统的场景分类方法相比此方法具有更好的性能。文献[79]引入了对称正规-捷径全卷积网络（symmetrical normal-shortcut fully convolution network, SNFCN）和对称稠密全卷积网络（symmetrical dense-shortcut fully convolution network, SDFCN）两种语义分割框架来处理高分辨率遥感图像。这些框架包括深层全卷积网络（fully convolution net-

图 12 验证数据集示例补丁^[77]



work, FCN)模型和后处理方法。该文献采用简单多数投票的叠加融合策略作为后处理方法,使整体准确率提高了1%~2%,有助于消除盐噪声、胡椒噪声和块效应。文献[80]提出了一种用于语义分割的无监督领域自适应方法,使用了生成对抗网络技术实现图像分割和风格迁移。

3 发展趋势

最近一段时间,语义通信的研究非常活跃,各种新的结果被发表和报道。从总体发展趋势看,呈现一种先在特殊信源、特殊信道、特殊应用上达到较好的效果,再推荐拓展的趋势。

现在通信网的主要信源类型包括视频、图像、语音、机器通信等多种信源类型。在具体一种信源类型内部,还有不同的数据集,如图像有手写数字识别 MINST 数据集、CIFAR 数据集等。MINST 数据集因为信源只有手写数字,比较稀疏,达到了比较好的语义通信效果。而 CIFAR 数据集则更复杂。在信源相关研究上,语义通信会呈现不断拓展信源类型,在从简单到复杂的信源上逐渐取得好的语义通信效果。

语义通信可以利用信道的统计信息。信道的即时信息虽然可以帮助通信,但因为模型是静态的,很难直接利用。而信道的统计信息,包含了信道类型,不是即时变化的,可以通过信源信道联合编码体现在模型里。

语义通信最终会用于理解含义。其中,具体的任务是什么,目前还不在语义通信考虑范围。但是不久的将来必然达到语用通信。理解意思最终是为了使用,使用的效果如何会反馈到语义的通信指标上。而具体应用可能有很多种,相信发展趋势是一些比较特殊的应用先被研究,并达到比较好的语义通信效果。之后再不断拓展各种应用。同时也应有适用语义通信和非语义通信分解的研究。

4 结束语

随着通信系统的发展,通信与人工智能结合而发展出的语义通信成为了一项新兴技术,也是6G潜在技术之一。本文首先介绍了语义通信的数据库和衡量指标;其次,介绍了在人工智能领域中的语义;再次,介绍了基于在通信意义上语义信息关键技术的相关研究进展和适用场景;最后,论述了基于语义信息的关键技术未来发展趋势。

历史展开的新的篇章,语法通信依旧在蓬勃发展的同时,我们能看到基于语义,甚至语用的通信也在朝气蓬勃的发展。可以预见,语义通信在不远的将来,在特定信源、确定的信道类型、特定应用场景的一些“三特”情况,会有非常好的技术突破和应用突破。并随着技术进步,拓展信源、信道、应用场景的适用类型,达到泛在的语义通信。

参考文献:

- [1] 中国工业互联网研究院. 中国工业互联网产业经济发展白皮书[R]. 2020.
China Industrial Internet Research Institute. Economic development of China's industrial internet industry white paper[R]. 2020.
- [2] 石光明. 语义通信变革现代通信模式 远望智库预见未来[EB]. 2020.
SHI G M. Semantic communication changes the modern communication mode and looks forward to the future[EB]. 2020.
- [3] 石光明, 肖泳, 李莹玉, 等. 面向万物智联的语义通信网络[J]. 物联网学报, 2021, 5(2): 26-36.
SHI G M, XIAO Y, LI Y Y, et al. Semantic communication networking for the intelligence of everything[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2021, 5(2): 26-36.
- [4] 张亦弛, 张平, 魏急波, 赵海涛, 熊俊, 张姣. 面向智能体的语义通信:架构与范例[EB]. 2021.
ZHANG Y C, ZHANG P, WEI J B, et al. Agent oriented semantic communication: Architecture and paradigm[EB]. 2021.
- [5] 牛凯, 戴金晟, 张平, 等. 面向6G的语义通信[J]. 移动通信, 2021, 45(4): 85-90.
NIU K, DAI J C, ZHANG P, et al. 6G-oriented semantic communications[J]. Mobile Communications, 2021, 45(4): 85-90.
- [6] 石光明, 李莹玉, 谢雪梅. 语义通讯: 智能时代的产物[J]. 模式识别与人工智能, 2018, 31(1): 91-99.

- SHI G M, LI Y Y, XIE X M. Semantic communications: outcome of the intelligence era[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2018, 31(1): 91-99.
- [7] CORDTS M, OMRAN M, RAMOS S, et al. The cityscapes dataset for semantic urban scene understanding[C]//*Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Piscataway: IEEE Press, 2016: 3213-3223.
- [8] NEUHOLD G, OLLMANN T, BULO S R, et al. The mapillary vistas dataset for semantic understanding of street scenes[C]//*Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 5000-5009.
- [9] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]//*Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Piscataway: IEEE Press, 2015: 3431-3440.
- [10] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[EB]. 2015.
- [11] BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R. SegNet: a deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(12): 2481-2495.
- [12] FISHER Y, VLADLEN KOLTUN. Multi-scale context aggregation by dilated convolutions[EB]. 2015.
- [13] LIANG-CHIEH CHEN, GEORGE P, IASONAS K, et al. Semantic image segmentation with deep convolutional nets and fully connected crfs[EB]. 2014.
- [14] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, 40(4): 834-848.
- [15] CHEN L C, PAPANDREOU G, SCHROFF F, et al. Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation[EB]. 2017.
- [16] LIN G S, MILAN A, SHEN C H, et al. RefineNet: multi-path refinement networks for high-resolution semantic segmentation[C]//*Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1925-1934.
- [17] PENG C, ZHANG X Y, YU G, et al. Large kernel matters—improve semantic segmentation by global convolutional network[C]//*Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 4353-4361.
- [18] WANG W G, ZHOU T, PORIKLI F, et al. A survey on deep learning technique for video segmentation [EB]. 2021.
- [19] SULTANA F, SUFIAN A, DUTTA P. Evolution of image segmentation using deep convolutional neural network: a survey[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2020, 201/202: 106062.
- [20] TOLDO M, MARACANI A, MICHIELI U, et al. Unsupervised domain adaptation in semantic segmentation: a review[EB]. 2020.
- [21] MARCO T, ANDREA M, UMBERTO M, et al. Unsupervised domain adaptation in semantic segmentation: a review[EB]. 2020.
- [22] HAFIZ A M, BHAT G M. A survey on instance segmentation: state of the art[J]. *International Journal of Multimedia Information Retrieval*, 2020, 9(3): 171-189.
- [23] TAKOS G. A survey on deep learning methods for semantic image segmentation in real-time[EB]. 2020.
- [24] HENDLER J. Agents and the semantic web[J]. *IEEE Intelligent Systems*, 2001, 16(2): 30-37.
- [25] CHEN J P, YANG F X, MA H Y, et al. Text watermarking algorithm based on semantic role labeling[C]//*Proceedings of 2016 Third International Conference on Digital Information Processing, Data Mining, and Wireless Communications (DIPDMWC)*. Piscataway: IEEE Press, 2016: 117-120.
- [26] DING Z M, SHAO M, LI S, et al. Generic embedded semantic dictionary for robust multi-label classification[C]//*Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Big Knowledge (ICBK)*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 282-289.
- [27] HAN B N, YIN J H, LUO X Y, et al. Multibranch spatial-channel attention for semantic labeling of very high-resolution remote sensing images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2021, 18(12): 2167-2171.
- [28] SONG S R, YU F, ZENG A, et al. Semantic scene completion from a single depth image[C]//*Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 190-198.
- [29] BOZA-QUISPE G, MONTALVAN-FIGUEROA J, ROSALES-HUAMANI J, et al. A friendly speech user interface based on Google cloud platform to access a tourism semantic website[C]//*Proceedings of 2017 CHILEAN Conference on Electrical, Electronics Engineering, Information and Communication Technologies (CHILECON)*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-4.
- [30] XIE H Q, QIN Z J. A lite distributed semantic communication system for Internet of Things[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2021, 39(1): 142-153.
- [31] XIE H Q, QIN Z J, LI G Y, et al. Deep learning enabled semantic communication systems[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021, 69: 2663-2675.
- [32] XIE H Q, QIN Z J, LI G Y, et al. Deep learning based semantic communications: an initial investigation[C]//*Proceedings of GLOBECOM 2020 - 2020 IEEE Global Communications Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-6.
- [33] WANG Y N, CHEN M Z, SAAD W, et al. Performance optimization for semantic communications: an attention-based learning approach[C]//*Proceedings of 2021 IEEE Global Communications Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [34] ZHOU Q Y, LI R P, ZHAO Z F, et al. Semantic communication with adaptive universal transformer[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2022, 11(3): 453-457.
- [35] WENG Z Z, QIN Z J. Semantic communication systems for



- speech transmission[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2021, 39(8): 2434-2444.
- [36] ZHENG Z, ZHONG Y F, WANG J J. Pop-net: encoder-dual decoder for semantic segmentation and single-view height estimation[C]//*Proceedings of IGARSS 2019 - 2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 4963-4966.
- [37] KODIROV E, XIANG T, GONG S G. Semantic autoencoder for zero-shot learning[C]//*Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 4447-4456.
- [38] YANG W, LIEW Z Q, LIM W Y B, et al. Semantic communication meets edge intelligence[J]. *arXiv preprint arXiv: 2202.06471*, 2022.
- [39] BOURTSOULATZE E, BURTH KURKA D, GÜNDÜZ D. Deep joint source-channel coding for wireless image transmission[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2019, 5(3): 567-579.
- [40] KRIZHEVSKY A. Learning multiple layers of features from tiny images[EB]. 2009.
- [41] DAI J C, WANG S X, TAN K L, et al. Nonlinear transform source-channel coding for semantic communications[EB]. 2021.
- [42] HUANG D L, TAO X M, GAO F F, et al. Deep learning-based image semantic coding for semantic communications[C]//*Proceedings of 2021 IEEE Global Communications Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [43] TONG H N, YANG Z H, WANG S H, et al. Federated learning based audio semantic communication over wireless networks[C]//*Proceedings of 2021 IEEE Global Communications Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [44] TANG T, LI L, WU X Y, et al. TSA-SCC: text semantic-aware screen content coding with ultra low bitrate[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2022, 31: 2463-2477.
- [45] LU C G. Semantic channel and Shannon channel mutually match and iterate for tests and estimations with maximum mutual information and maximum likelihood[C]//*Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp)*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 227-234.
- [46] ZHYVOTOVSKIY R, SHYSHATSKIY A, PETRUK S. Structural-semantic model of communication channel[C]//*Proceedings of 2017 4th International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications. Science and Technology (PIC S&T)*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 524-529.
- [47] DOMMEL J, WIERUCH D, UTKOVSKI Z, et al. A semantics-aware communication scheme to estimate the empirical measure of A quantity of interest via multiple access fading channels[C]//*Proceedings of 2021 IEEE Statistical Signal Processing Workshop*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 521-525.
- [48] SHI G M, XIAO Y, LI Y Y, et al. From semantic communication to semantic-aware networking: model, architecture, and open problems[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2021, 59(8): 44-50.
- [49] PILLER T C, MERZ D M, KHELIL A. MQTT-4EST: rule-based Web editor for semantic-aware topic Naming in MQTT[C]//*Proceedings of 2022 IEEE 19th Annual Consumer Communications & Networking Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-8.
- [50] WYNER A D. The wire-tap channel[J]. *Bell System Technical Journal*, 1975, 54(8): 1355-1387.
- [51] A. Bunin, Z. Goldfeld, H. H. Permuter, et al, Key and message semantic-security over state-dependent channels[EB]. 2020.
- [52] BALDI M, SENIGAGLIESI L, CHIARALUCE F. Achieving semantic security without keys through coding and all-or-nothing transforms over wireless channels[C]//*Proceedings of 2016 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP)*. Piscataway: IEEE Press, 2016: 964-969.
- [53] BOCHE H, CAI M L, WIESE M, et al. Semantic security for quantum wiretap channels[C]//*Proceedings of 2020 IEEE International Symposium on Information Theory*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1990-1995.
- [54] GOLDFELD Z, CUFF P, PERMUTER H H. Semantic-security capacity for wiretap channels of type II[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2016, 62(7): 3863-3879.
- [55] ZHANG P, XU W J, GAO H, et al. Toward wisdom-evolutionary and primitive-concise 6G: a new paradigm of semantic communication networks[J]. *Engineering*, 2022, 8: 60-73.
- [56] NIU K, DAI J C, YAO S S, et al. Towards semantic communications: a paradigm shift[EB]. 2022.
- [57] Mohammad Karimzadeh Farshbafan, Walid Saad, Merouane Debbah. Mohammad Karimzadeh Farshbafan, Walid Saad, Merouane Debbah[EB]. 2021.
- [58] HU Q Y, ZHANG G Y, QIN Z J, et al. Robust semantic communications against semantic noise[EB]. 2022.
- [59] SHANNON C E. A mathematical theory of communication[J]. *Bell System Technical Journal*, 1948, 27(3): 379-423.
- [60] W. Weaver, Recent contributions to the mathematical theory of communication, ETC: a review of general semantics, pp. 261-281, 1953.
- [61] SANA M, STRINATI E C. Learning semantics: an opportunity for effective 6G communications[C]//*Proceedings of 2022 IEEE 19th Annual Consumer Communications & Networking Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 631-636.
- [62] ZAAROUR T, BHATTACHARYA A, CURRY E. OpenPubSub: supporting large semantic content spaces in peer-to-peer publish/subscribe systems for the Internet of multimedia things[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, PP(99): 1.
- [63] XU C Y, ZHANG Y. Ontology based P2P semantic search routing algorithm[C]//*Proceedings of 2010 International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC)*. Piscataway: IEEE Press, 2010: 689-692.

- [64] XIONG Q X, CHEN C H, WANG J B, et al. A novel application semantics based routing algorithm in wireless sensor networks[C]//Proceedings of 2014 Fourth International Conference on Communication Systems and Network Technologies. Piscataway: IEEE Press, 2014: 143-146.
- [65] JIN S Y, ZHU G M. SCQR - A P2P query routing algorithm based on semantic cluster[C]//Proceedings of 2009 International Symposium on Intelligent Ubiquitous Computing and Education. Piscataway: IEEE Press, 2009: 92-96.
- [66] LUO X W, CHEN H H, GUO Q. Semantic communications: overview, open issues, and future research directions[J]. IEEE Wireless Communications, 2022, 29(1): 210-219.
- [67] XIE H Q, QIN Z J, LI G Y. Task-oriented multi-user semantic communications for VQA[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022, 11(3): 553-557.
- [68] LUO Y M, WEI B, JIN Z G. SIP-based WIMAX wireless video surveillance system[C]//Proceedings of 2012 International Conference on Computer Science and Service System. Piscataway: IEEE Press, 2012: 1170-1173.
- [69] KARDAS K. Usage of semantic methods in surveillance videos[C]//Proceedings of 2018 26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-4.
- [72] HU J, LIU M C, ZHANG J C. A semantic model for academic social network analysis[C]//Proceedings of 2014 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM 2014). Piscataway: IEEE Press, 2014: 310-313.
- [73] LIANG M Y, DU J P, YANG C X, et al. Cross-media semantic correlation learning based on deep hash network and semantic expansion for social network cross-media search[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2020, 31(9): 3634-3648.
- [74] HATTAB G, IBNKAHLA M. Multiband spectrum access: great promises for future cognitive radio networks[J]. Proceedings of the IEEE, 2014, 102(3): 282-306.
- [75] CHEN S J, SONG B, FAN L H, et al. Multi-modal data semantic localization with relationship dependencies for efficient signal processing in EH CRNs[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2019, 5(2): 347-357.
- [76] JANGAL F, SAILLANT S, HELIER M. Wavelet contribution to remote sensing of the sea and target detection for a high-frequency surface wave radar[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2008, 5(3): 552-556.
- [77] KAMPFFMEYER M, SALBERG A B, JENSSEN R. Semantic segmentation of small objects and modeling of uncertainty in urban remote sensing images using deep convolutional neural networks[C]//Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Piscataway: IEEE Press, 2016: 680-688.
- [78] LIU Y F, ZHONG Y F, FEI F, et al. Scene semantic classification based on random-scale stretched convolutional neural network for high-spatial resolution remote sensing imagery[C]//Proceedings of 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Piscataway: IEEE Press, 2016: 763-766.
- [79] CHEN G Z, ZHANG X D, WANG Q, et al. Symmetrical dense-shortcut deep fully convolutional networks for semantic segmentation of very-high-resolution remote sensing images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11(5): 1633-1644.
- [80] SCHENKEL F, MIDDELMANN W. Domain adaptation for semantic segmentation of aerial imagery using cycle-consistent adversarial networks[C]//Proceedings of IGARSS 2020 - 2020 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1448-1451.

[作者简介]



徐英姿 (2001-), 女, 北京邮电大学在读, 主要研究方向为对人工智能方法进行通信信源的信息提取。

刘原 (2002-), 女, 北京邮电大学在读, 主要研究方向为对人工智能方法进行通信信源的信息提取。

时梦然 (2001-), 女, 北京邮电大学在读, 主要研究方向为算网一体化。

韩书君 (1991-), 女, 博士, 北京邮电大学博士后, 主要研究方向为 6G、智简无线网络通信系统、意图驱动的无线网络智能化组网、海量超可靠低时延机器类通信传输与组网技术、设备行为指纹驱动的内生安全、基于区块链的动态频谱共享等研究。

董辰 (1982-), 男, 博士, 北京邮电大学特聘研究员, 主要研究方向为 6G 实验平台、智简无线网络通信系统、基于能量收集系统的优化、强化学习在视频转发中的应用等研究。

王碧舫 (1994-), 女, 博士, 北京邮电大学网络空间安全学院讲师, 主要研究方向为 6G 智简移动通信无线组网架构、面向语义通信场景的模型安全与隐私保护、网络攻击与检测、物理层安全等研究。