

分类号: TP391.41

单位代码: 10335

密 级: 无

学 号: 11521059

浙江大学

博士学位论文



中文论文题目: 面向复杂场景理解的视觉内容识别、
检测与推理方法研究

英文论文题目: Visual Recognition, Detection, and Reasoning
for Complex Visual Scene Understanding

申请人姓名: 陈隆

指导教师: 肖俊

合作导师:

专业名称: 计算机科学与技术

研究方向: 计算机视觉

所在学院: 计算机科学与技术学院

论文提交日期 2020 年 xx 月 xx 日

面向复杂场景理解的视觉内容识别、
检测与推理方法研究



论文作者签名: _____

指导教师签名: _____

论文评阅人 1: _____

评阅人 2: _____

评阅人 3: _____

评阅人 4: _____

评阅人 5: _____

答辩委员会主席: xx 教授 xx 大学

委员 1: xx 教授 xx 大学

委员 2: xx 教授 xx 大学

委员 3: xx 教授 xx 大学

委员 4: xx 教授 xx 大学

委员 5: _____

答辩日期: 2020 年 xx 月 xx 日

Visual Recognition, Detection, and Reasoning
for Complex Visual Scene Understanding



Author's Signature: _____

Supervisor's Signature: _____

Thesis reviewer 1: _____

Thesis reviewer 2: _____

Thesis reviewer 3: _____

Thesis reviewer 4: _____

Thesis reviewer 5: _____

Committee of oral defence:

Committee Chairman: _____

Committeeman 1: _____

Committeeman 2: _____

Committeeman 3: _____

Committeeman 4: _____

Committeeman 5: _____

Date of oral defence: xx June 2020

浙江大学研究生学位论文独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得 浙江大学 或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

学位论文作者签名： 签字日期： 年 月 日

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解 浙江大学 有权保留并向国家有关部门或机构送交本论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅。本人授权浙江大学可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索和传播，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

(保密的学位论文在解密后适用本授权书)

学位论文作者签名： 导师签名：
签字日期： 年 月 日 签字日期： 年 月 日

摘要

xx

1. xx

关键词：视觉感知，目标检测，目标跟踪，目标识别，深度学习

Abstract

xx

1. xx

Keywords: Object perception, object detection, object tracking, object recognition, deep learning

目 次

摘要	I
Abstract	III
目次	
插图	IX
表格	XI
1 绪论	1
1.1 研究背景	1
1.2 研究内容	4
1.2.1 基于属性保持对抗学习的零样本物体分类	4
1.2.2 基于反事实多智能体学习的场景图生成	5
1.2.3 基于多层空间和通道注意力网络的视觉描述生成	5
1.2.4 基于密集型自底向上框架的视觉检索	6
1.2.5 基于反事实样本生成的视觉问答	6
1.3 本文组织结构	6
1.4 本章小结	8
2 相关研究综述	9
2.1 零样本物体分类	9
2.1.1 零样本学习	9
2.1.2 域偏移问题	9
2.1.3 对抗生成网络	10
2.2 图像场景图生成	10
2.2.1 场景图生成	10
2.2.2 多智能体策略梯度	10
2.3 图像描述生成	11
2.3.1 编码-解码框架	11

2.3.2 注意力机制	11
2.4 视频片段检索	12
2.4.1 基于语句查询的视频片段检索	12
2.4.2 基于视频查询的视频片段检索	12
2.4.3 自上向下框架与自底向上框架	12
2.5 图像视觉问答	12
2.5.1 视觉问答模型的文本偏差	12
2.5.2 视觉问答模型的特性	12
3 基于属性保持的对抗网络学习的零样本物体分类方法	13
3.1 问题描述	13
3.2 属性保持的对抗网络学习	15
3.2.1 零样本分类预备知识	15
3.2.2 分类任务优化目标	16
3.2.3 重建任务优化目标	17
3.2.4 对抗学习优化目标	17
3.2.5 总体优化目标	18
3.3 实验设置与性能分析	18
3.3.1 零样本物体分类数据集	18
3.3.2 实验设定与零样本物体分类评价指标	19
3.3.3 网络模型与参数设置	19
3.3.4 零样本物体分类的性能对比	19
3.3.5 零样本物体分类方法分析	20
3.4 本章小结	23
4 基于反事实的多智能体学习的图像场景图生成方法	25
4.1 问题描述	25
4.2 反事实的多智能体学习	28
4.2.1 场景图生成中的多智能体通信	29
4.2.2 反事实多智能体学习	32
4.3 实验设置与性能对比	35
4.3.1 图像场景图生成数据集与实验设定	35
4.3.2 实验细节	35

4.3.3	场景图生成性能分析.....	36
4.3.4	场景图生成性能对比.....	38
4.4	本章小结	40
5	基于多层空间和通道注意力网络的图像描述语句生成方法	41
5.1	问题描述	41
5.2	空间和通道注意力机制	43
5.2.1	概述.....	43
5.2.2	空间注意力机制.....	44
5.2.3	通道注意力机制.....	45
5.3	实验设置与性能对比	46
5.3.1	图像描述语句生成数据集.....	46
5.3.2	评价指标.....	46
5.3.3	实验设定	47
5.3.4	通道注意力机制的性能分析.....	47
5.3.5	多层注意力机制的性能分析.....	48
5.3.6	空间和通道注意力卷积神经网络的性能比较.....	49
5.3.7	空间注意力和通道注意力权重的可视化.....	52
5.4	本章小结	52
6	基于密集型自底向上网络的视频片段检索方法	55
6.1	问题描述	55
6.2	基于图特征金字塔的密集型预测	59
6.2.1	骨干网络	59
6.2.2	图特征金字塔层	60
6.2.3	密集型头网络	61
6.2.4	训练阶段和测试阶段	62
6.3	实验设置与性能对比	63
6.3.1	视频片段检索数据集	63
6.3.2	评价指标	64
6.3.3	实验设定	64
6.3.4	视频片段检索性能对比	64
6.3.5	视频片段检索性能分析	66
6.4	本章小结	69

7 基于反事实样本生成的图像视觉问答方法	71
7.1 引言	71
7.2 反事实样本生成	71
7.3 实验设置与性能对比	71
7.4 本章小结	71
8 总结和展望	73
8.1 本文工作总结	73
8.2 未来研究展望	73
参考文献	75
作者简历及在学期间所取得的科研成果	89
致谢	91

插 图

1-1	大数据时代下图像视频等媒体数据呈现爆炸式增长	1
1-2	众多大规模人工标注的图像和视频数据集推动计算机视觉的发展	2
1-3	复杂场景识别、检测和推理的关键技术路线	3
1-4	复杂场景识别、检测和推理的关键技术研究方法	5
3-1	三种典型的零样本学习框架	14
3-2	现有模型 SAE ^[1] 和提出模型 SP-AEN 的图像重建结果对比	15
3-3	模型 SP-AEN 的整体结构流程图	16
3-4	三种图像重建网络框架	21
3-5	不同图像重建网络框架在数据集 CUB、SUN、AWA、aPY 上的重建结果	22
3-6	在数据集 SUN、CUB、AWA 和 aPY 中的已见-未见准确率曲线下区域面积 ^[2]	23
4-1	一个图像场景图生成任务示例	26
4-2	场景图生成中优化目标的整体一致性和局部敏感性	27
4-3	模型 CMAT 的总体流程图	29
4-4	智能体通信示意图	30
4-5	局部敏感性的重要性	33
4-6	CMAT 中反事实基准模型	34
4-7	CMAT 和 MOTIFS 在数据集 VG 上的场景图生成结果对比	39
5-1	VGG19 网络中 conv5_4 层和 conv5_3 层的通道注意力机制示例图	42
5-2	空间和通道注意力卷积神经网络流程图	44
5-3	空间注意力和通道注意力权重的可视化结果	53
6-1	两种视频片段检索任务	56

6-2	典型的稀疏型自底向上视频片段检索模型	57
6-3	一个基于语句的视频片段检索示例	58
6-4	典型的稀疏型自底向上视频片段检索模型	59
6-5	骨干网络 QANet.....	60
6-6	图特征金字塔层	61
6-7	密集型头网络	62
6-8	时域池化示意图	63
6-9	GDP 模型在数据集 ActivityNet Captions (上) 和 Activity-VRL (下) 的检索结果	65
6-10	同一骨干网络不同特征优化层的性能对比	67
6-11	场景空间中的节点可视化	69

表 格

3-1 不同零样本物体分类方法在 4 个数据集上的性能对比	20
3-2 不同重建网络下重建图像与输入图像之间的平均像素差平方	21
4-1 不同全局奖励函数的选择对性能的影响	36
4-2 不同基准模型对性能的影响	37
4-3 不同多智能体通信步数对性能的影响	37
4-4 不同场景图生成方法在 VG 数据集上的性能对比.....	38
5-1 VGG-19 网络和 ResNet-152 网络单层注意力机制的性能对比	49
5-2 空间注意力模型在 VGG-19 网络和 ResNet-152 网络下不同层的性能 对比	50
5-3 空间和通道注意力模型在 VGG-19 网络和 ResNet-152 网络下不同层 的性能对比	51
5-4 不同描述语句生成算法在数据集 Flickr8k、Flickr30k 和 MSCOCO 上 的性能对比	51
5-5 不同图像描述语句生成算法在数据集 MSCOCO 的在线服务器上的 性能对比	52
6-1 不同基于语句查询的视频片段检索方法的性能对比	66
6-2 不同基于视频查询的视频片段检索方法的性能对比	66
6-3 基于语句查询的视频片段检索任务中模型 A、B、C、D 的性能对比 ...	67
6-4 基于视频查询的视频片段检索任务中模型 A、B、C、D 的性能对比 ...	68
6-5 密集型头网络和稀疏型头网络对比	68

1 結論

1.1 研究背景

The infographic illustrates the volume of online activity in a single 60-second period in 2016. The data is presented in a circular format with a central '60 SECONDS' circle and various segments representing different platforms and their metrics:

- YOUTUBE:** hours of video uploaded (500)
- EMAIL:** emails sent (149,513)
- FACEBOOK:** posts (3.3 MILLION)
- GOOGLE:** searches (3.8 MILLION)
- INSTAGRAM:** photos uploaded (65,972)
- TWITTER:** tweets (422,340)
- WORDPRESS:** posts (1,440)
- WHATSAPP:** messages sent (29 MILLION)
- YOUTUBE:** hours of video uploaded (400)
- EMAIL:** emails sent (142,777)
- FACEBOOK:** posts (3.3 MILLION)
- GOOGLE:** searches (2.4 MILLION)
- INSTAGRAM:** photos uploaded (55,555)
- TWITTER:** tweets (42,000)
- WORDPRESS:** posts (1,212)
- YOUTUBE:** hours of video uploaded (300)
- EMAIL:** emails sent (136,319)
- FACEBOOK:** posts (2.46 MILLION)
- GOOGLE:** searches (3.1 MILLION)
- INSTAGRAM:** photos uploaded (65,972)
- TWITTER:** tweets (347,222)
- WORDPRESS:** posts (972)
- YOUTUBE:** hours of video uploaded (12.5 MILLION)
- EMAIL:** emails sent (20.8 MILLION)
- FACEBOOK:** posts (1,440)
- GOOGLE:** searches (1,440)
- INSTAGRAM:** photos uploaded (1,440)
- TWITTER:** tweets (1,440)
- WORDPRESS:** posts (1,440)

A circular timeline in the top right corner shows the progression from 2014 to 2016, with the year 2016 highlighted.

另一方面，如图 1-2 所示，随着近年来众多大规模人工标注的图像和视频数据集的出现^[3-7] 和深度学习技术的突破^[8,9]，基于深度学习的计算机视觉技术已经取得了长足的进步。例如，在大规模图像分类数据集 ImageNet 上，Top-1 类别的分类准确率高达 88.4%、Top-5 类别的分类准确率高达 98.7%^[10]。然而，现有的计算机视觉技术还远远不能实现大规模的落地应用，这主要原因是由于日常生活中的媒

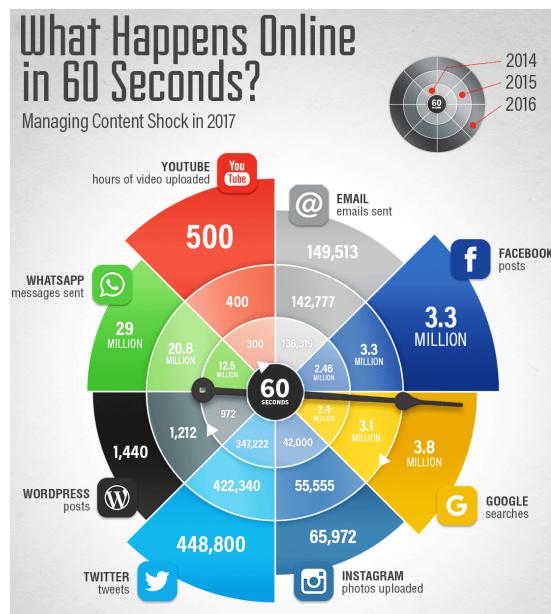


图 1-1 大数据时代下图像视频等媒体数据呈现爆炸式增长

¹<https://www.smartinsights.com/internet-marketing-statistics/happens-online-60-seconds/>



图 1-2 众多大规模人工标注的图像和视频数据集推动计算机视觉的发展

体数据中的视觉场景通常包含大量的物体以及物体间的交互，而对复杂视觉场景的识别和理解本身存在巨大挑战。

具体来说，对复杂视觉场景进行识别和理解，主要包含四个层次：对场景内单个物体的识别（**物体识别**）、对场景内所有物体以及物体间的视觉关系的识别（**场景识别**）、对整个视觉场景内容的理解（**场景理解**）、以及在整个视觉场景理解的基础上进行知识推理（**场景推理**）。本文将针对这四个不同层次的场景理解，逐步地对复杂视觉场景的识别、检测和推理进行研究。如图 1-3 所示，本文的关键技术线路主要包括物体分类、场景图生成、视觉描述生成、视觉检索和视觉问答等具体研究任务：

1. 物体识别：视觉场景理解的首要步骤就是对场景内包含的单个物体进行个体层次的识别。作为计算机视觉领域中一个最基本的问题，个体层次的物体识别结果将直接影响后续对整个视觉场景进行场景层次的识别、理解和推理的结果。根据物体识别的粒度，物体识别通常可以分为物体分类、目标检测、实例分割等具体任务。其中物体分类任务^[4]的目标是对物体进行多类别分类，而目标检测任务^[11–13]和实例分割任务^[14]需要在物体分类的基础上，同时对物体的大致边框位置或精确像素位置进行定位。随着卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）的发展，在理想实验条件下（即每个类别的训练样本足够充足），物体识别技术已经可

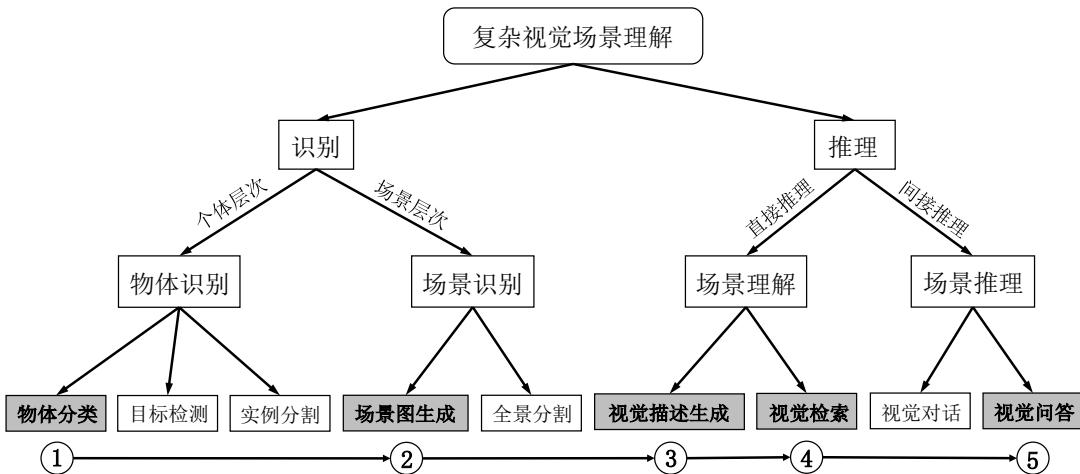


图 1-3 复杂场景识别、检测和推理的关键技术路线

以达到较高的准确率。然而，在日常生活中，大量的类别缺乏足够的训练样本。例如，在大规模图像分类数据集 ImageNet 中，除了最常见的 1000 类图像以外，在剩余的 21814 个类别中，有 296 个类别只有一张训练样本图像^[4]。为了让物体识别扩展到更加接近实际应用的场景中，基于少样本（Few-Shot Learning, FSL）^[15] 或零样本（Zero-Shot Learning, ZSL）^[16] 的物体识别逐渐成为近年来的研究热点。尤其是零样本物体分类问题中，目前的模型普遍存在属性丢失的问题（semantic loss），这大大限制模型的迁移能力。本文主要聚集在零样本物体分类中，研究如何尽可能多地保持物体属性，提升模型在不同测试类别中的迁移能力。

2. 场景识别：对整个场景进行理解，除了需要对场景中所有的单个物体进行识别外，还需要对场景中所有物体间的视觉关系（场景图生成^[17]）和所有不规则物体（全景分割^[18]）进行识别。尤其对于复杂场景来说，通常包含大量的视觉关系（visual relationship），而这些视觉关系本身也可以提供丰富的语义间的内在联系，反过来帮助物体的识别。结合所有的物体以及物体间的视觉关系，可以将非结构化的视觉场景转换成结构化的场景图（scene graph）。目前的场景图生成模型都是将所有物体和视觉关系分类的交叉熵之和作为优化目标，忽略了不同物体对整体场景图的不同重要性。本文主要聚焦在场景图生成任务的研究上，研究如何设计更加鲁棒的优化目标函数，提升场景图生成质量。

3. 场景理解：在对整个场景中所有的元素（规则物体、不规则物体、视觉关系等）都完成识别之后，就可以开始对场景内容进行理解和推理。就场景理解而言，如何判断模型对视觉场景的理解程度，通常缺乏统一和标准的衡量和评价指标。随着自然语言处理领域的发展，众多视觉和文本融合的多模态任务开始作为场景理

解的代理任务：如视觉描述生成^[19]、视觉检索^[20]等。视觉描述生成任务需要模型生成自然描述语句来描绘整个视觉场景的内容，通过衡量描述语句的生成质量，来反映模型的理解程度。视觉检索任务需要模型检索与给定查询内容完全一致的视觉场景，通过衡量检索的结果，来反映模型的理解程度。本文将同时聚焦视觉描述生成和视觉检索任务，研究如何设计更加合理的网络结构，帮助对视觉场景的理解。

4. 场景推理：对场景进行识别和理解之后，更进一步是希望计算能够像人类一样做场景推理。视觉问答^[21]或视觉对话^[22]等任务，通常被看作是一种视觉图灵测试^[23,24]，用来判断模型的推理能力。由于测试问题的自由和开放性，理论上一个理想的模型需要具备物体识别、场景识别、空间推理、常识推理等多方面的能力。在理论上，通过对这类问题的求解，可以进一步思考和理解人类对外界世界的感知和推理过程；在实际应用上，可以帮助人类更好的与机器完成互动，推动社会的进步。本文将主要聚焦到视觉问答任务的研究上，研究如何突破近年来视觉问答研究的瓶颈（即模型受文本偏置影响较大），帮助提升视觉问答模型的鲁棒性。

1.2 研究内容

本文主要研究如何对复杂视觉场景进行不同层次的识别和理解，结合目前现有的研究技术，提出更加优化的学习算法和更加合理的网络结构设计，具体可以归纳为图 1-4 中所示方法。本文使用深度学习的方法对复杂场景理解中上述关键技术进行研究，具体内容包括以下内容：

1.2.1 基于属性保持对抗学习的零样本物体分类

对视觉场景进行识别和理解，首先我们需要对场景中的单个物体的类别进行识别，其中涉及到的关键技术为零样本物体分类，也称零样本学习。

目前主流的零样本物体分类方法都是基于嵌入映射的框架，这类方法不可避免的存在属性丢失的问题。针对这一普遍问题，本文提出一种全新的零样本学习框架：属性保持的对抗网络学习。该网络通过引入两个独立的映射网络分支，将图像分类和图像重建两个相互冲突的任务分离出来，然后利用对抗网络学习让重建子空间的部分属性迁移到分类子空间中，从而使分类网络的映射向量保持尽可能多的属性，提升模型对不同的新类别的迁移能力。本文提出的零样本物体分类方法不仅可以逼真地重建回原始图像，同时可以大幅度提升零样本分类的准确率。

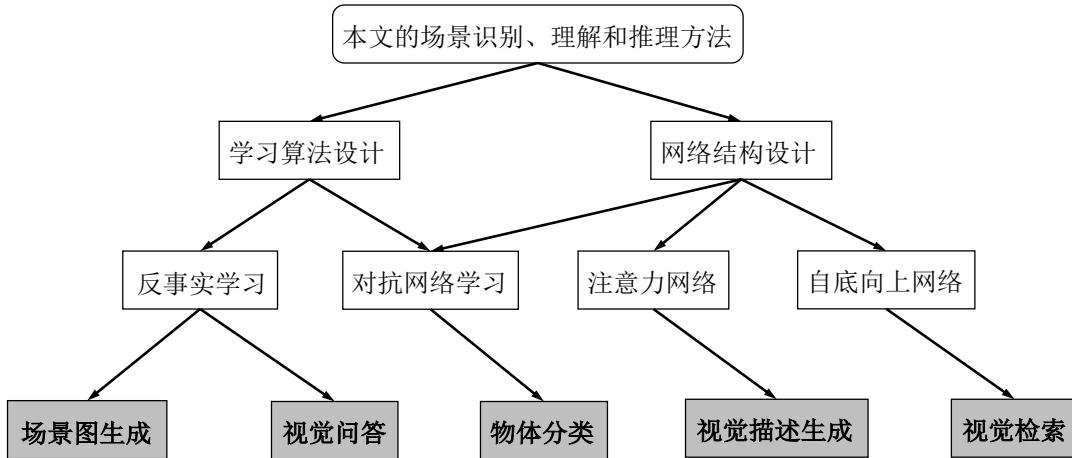


图 1-4 复杂场景识别、检测和推理的关键技术研究方法

1.2.2 基于反事实多智能体学习的场景图生成

在复杂场景理解中，除了需要对单个的物体进行识别，还需要检测物体间的视觉关系。图像场景图生成任务主要研究如何充分利用场景中所有物体和物体关系之间的内在联系，提升最终所有物体和视觉关系整体的检测结果。

现有的场景图生成方法基本都是将场景内所有的物体和视觉关系分类的交叉熵之和作为模型的优化目标，并将所有的物体和视觉关系的预测认为是相互独立的。这种优化目标忽略了场景中不同物体的重要性，容易使模型陷入局部最优解。本文提出一种全新的框架，将场景图生成问题看成是一种多智能体协同决策问题，其中图像中每个物体为独立的智能体。每个智能体通过预测不同的类别（动作），提升整体的场景图生成质量。同时，本文基于反事实学习，提出一种反事实基准模型，有效地对不同物体的决策分配不同的训练梯度。本文提出的反事实多智能体学习，可以显著提升物体的类别预测，进而提升整个场景图的生成质量。

1.2.3 基于多层次空间和通道注意力网络的视觉描述生成

视觉描述语句生成是一种典型的视觉场景理解任务。该任务要求模型对整个视觉场景进行充分的理解，然后生成准确的自然语言描述语句。

现有的图像描述生成模型都是基于编码-解码框架 (encoding-decoding framework)：即利用卷积神经网络对输入图像进行编码，然后利用递归神经网络 (Recurrent Neural Network, RNN) 将编码的特征向量解码成自然语句。为了提升描述语句生成的质量，空间注意力机制被广泛的使用在现有的视觉描述生成模型中。这些模型只考虑在空间维度上使用注意力机制，然而，卷积神经网络的特征图 (feature map) 除空间维度外，还包含通道和层级两个维度。本文，提出一种全新的多层次空

间和通道注意力网络，充分考虑特征图的三个维度信息，大大提升编码向量的表达能力，使得模型生成更加准确的描述语句。同时，在生成语句的过程中，帮助理解卷积神经网络中特征图的变化过程。

1.2.4 基于密集型自底向上框架的视觉检索

视觉检索任务也是一种常见的视觉场景理解任务。给定一个查询 (query)，模型首先需要对所有的视觉场景内容进行充分的理解，然后输出与查询内容相匹配的视觉内容。在此关键技术上，我们以视频片段的检索作为切入点，研究基于查询的视频片段检索任务。

本文首先分析了现有基于查询的视频片段检索的主流框架（自顶向下模型和稀疏型自底向上模型）的优缺点，针对目前稀疏型自底向上模型的设计缺陷，我们提出了一种全新的密集型自底向上框架。该框架包含一个密集型头网络，通过将边界预测问题分解成相关性预测和边界回归两个问题，大大降低了模型对视频动作边界定位的难度。同时，我们提出一个基于图卷积的特征金字塔层，来增强骨干网络编码的特征。该框架大大提升了自底向上模型的检索准确率。对于两种不同的查询输入（自然语句和视频片段）任务，本文提出的密集型自底向上模型都达到了目前最先进水平。

1.2.5 基于反事实样本生成的视觉问答

视觉场景理解的最终目标就是能够做到视觉推理。视觉问答是一个典型的视觉推理任务，通过对场景相关的内容进行提问，模型需要充分理解场景中的所有元素以及简单的逻辑推理关系。

本文针对于目前视觉问答模型中的普遍问题：模型受文本偏置影响较大，提出了一种全新的反事实样本生成机制。通过遮盖部分图像或者问句中的重要内容（图像区域或问句单词），同时更改标准答案，合成反事实样本。通过合并原始训练样本和新的反事实样本，迫使模型关注样本中被遮盖的重要内容，让模型在决策时关注正确的视觉区域和单词，提升模型的准确率和鲁棒性。本文提出的反事实样本生成机制可以无缝地运用到任意的视觉问答模型中，帮助提升模型回答准确率。

1.3 本文组织结构

本文通过对复杂视觉场景理解中的识别、检测和推理中的一系列典型问题，提出了多个新的优化算法和网络结构。全文共分为八章，后续章节安排如下：

• 第二章介绍了与本文相关的关键技术研究，就零样本物体分类、图像场景图生成、图像描述语句生成、视频片段检索和图像视觉问答等几方面的相关工作和本文的关系进行综述。

• 第三章介绍了基于属性保持的对抗网络学习的零样本物体分类方法。本章首次提出图像分类与图像重建本质上是相互冲突的两个子任务。算法通过利用对抗学习的思想，对图像分类语义特征与图像重建语义特征进行对抗学习，让图像分类语义特征能够像图像重建语义特征保持尽量多的属性，进而提升零样本物体分类的结果。此项工作发表在国际顶级计算机视觉会议 CVPR 上。

• 第四章介绍了基于反事实的多智能体学习的图像场景图生成方法。本章首次提出将场景图生成任务转化为多智能体协同决策任务，直接将整个场景图的生成质量当成优化目标，有效地对不同物体的预测类别赋予不同的梯度，显著提升物体类别的预测性能和整体场景图的生成质量。此项工作发表在国际顶级计算机视觉会议 ICCV 上。

• 第五章介绍了基于多层空间和通道注意力网络的图像描述语句生成方法。本章首次提出通道注意力机制，通过对图像卷积网络的特征图在通道维度进行加权，让模型能关注到不同通道的语义信息。通过融合空间注意力机制和通道注意力机制，本章提出一种全新的多层空间和通道注意力网络，不仅极大地提升了描述语句的生成质量，也加深了人们对卷积网络特征图的理解。此项工作发表在国际顶级计算机视觉会议 CVPR 上。

• 第六章介绍了基于密集型自底向上网络的视频片段检索方法。本章首次提出了一种密集型自底向上网络框架。通过提出全新的密集型头网络，解决了现有稀疏型自底向上网络框架的所有缺点。同时，本章提出一个图特征金字塔层，来增强查询和视频融合后的特征序列。通过结合密集头网络和图特征金字塔层，显著地提升了检索结果。此项工作发表在国际顶级人工智能会议 AAAI 上。

• 第七章介绍了基于反事实样本生成的图像视觉问答方法。本章首次提出了一种通用的反事实训练样本生成方法，让视觉问答模型在决策时能够更加关注正确的图像区域或问句单词，提升视觉问答准确率和模型的鲁棒性。提出的样本生成方法可以无缝地运用于多种图像视觉问答模型中，持续地提升回答准确率。此项工作已经投稿至国际顶级计算机视觉大会 CVPR 上。

• 第八章对全文介绍的工作进行了总结，并提出了对进一步对复杂场景理解的识别、检测和推理的研究内容以及今后的研究展望。

1.4 本章小结

本章对复杂视觉场景的识别、检测和推理问题进行了叙述，分别介绍了研究背景、本文的主要研究内容以及全文的组织结构。

2 相关研究综述

本章将就零样本物体分类、图像场景图生成、图像描述生成、视频片段检索和图像视觉问答几方面的相关工作和本文的关系进行综述。

本文提出的算法和其相关工作的具体细节和对比将在之后各章节中展示。

2.1 零样本物体分类

2.1.1 零样本学习

零样本物体识别的主流方法是借助类别属性对物体进行零样本学习^[16,25–29]：这类方法通常将类别属性看成是一个共同语义空间的中间特征，从而实现对不同类别之间的语义迁移。为了扩大零样本迁移能力，目前的大多数方法都是基于嵌入映射的^[1,26,30–35]。它们通过将图像特征从视觉空间直接映射到语义空间，然后在语义空间与类别属性的嵌入向量进行相似度对比。语义空间中的嵌入向量既可以来自于单词^[36,37]，也可以来自于语句^[38,39]。我们提出的零样本算法模型算法模型 SP-AEN 也是一种基于嵌入映射的方法。然而，据我们了解，我们是第一个零样本分类算法，可以用语义空间的嵌入向量来重建原始图像。另外，与零样本学习非常接近的两个任务是少样本学习^[40] 和领域自适应^[41,42]。这两个任务在训练阶段都能有少量测试类别的图像，相反，零样本学习在训练阶段没有任何测试类别的信息。

2.1.2 域偏移问题

语义损失在其他的文献中也常常被称为域偏移问题^[43,44]。域偏移问题是所有物体识别任务中一个非常普遍的问题。只要训练集数据和测试集数据分布不同，就存在域偏移问题。目前，需要的研究工作都发现重建原始信号可以缓解域偏移问题^[45]。在本文，我们发现同时进行重建任务和分类任务^[1]对于保持语义特征并不是很有效。另一种缓解语义损失的办法是增加一个单独的属性分类器^[46]，但是这个方法需要额外的属性标注信息。

2.1.3 对抗生成网络

对抗生成网络^[47]主要是训练一个生成器，使得生成器生成的样本和真实数据非常“相似”，可以“骗过”判别器。理论上，这种对抗的训练过程可以让生成器生成的样本分布和真实的样本分布完全相同。我们的零样本分类模型 SP-AEN 将这种对抗思想运用到特征层面上^[48-51]。与此同时，少数零样本分类的模型借助于对抗生成网络来生成更多的训练样本，从而将零样本分类问题转化为普通的分类问题^[52]。但是这类方法违背了零样本分类问题中的一个基本假设：训练阶段中测试集的类别信息是无法知道的。

2.2 图像场景图生成

2.2.1 场景图生成

在第一个视觉关系检测工作^[53]以及大规模图像场景图数据集^[5]出现之后，图像场景图生成任务逐渐成为一个新的研究热点。在早期阶段，许多场景图生成任务将物体和视觉关系拆分成两个独立的任务^[53-57]。但是这些方法忽略了场景中所有物体与视觉关系之间内在联系。为了利用所有物体与视觉关系的联系，最近的一些场景图生成算法都利用信息传递机制（Message Passing）^[58-68]。但是由于这些方法仍然是利用交叉熵作为模型的优化目标，在整个图结构层面不具备整体一致性。与现有方法不同，本文提出的 CMAT 模型可以同时满足场景图生成优化目标的两个要求：整体一致性和局部敏感性。

2.2.2 多智能体策略梯度

策略梯度是一种对不可导优化目标进行优化的方法，已经广泛应用在多个场景理解的任务中，如：图像描述生成^[69-74]，图像视觉问答^[75,76]，图文匹配^[77,78]，视觉对话^[79]，和物体检测^[80-82]。Liang 等人^[83]将图像场景图生成任务看成一个单智能体决策过程。相反，本文将图像场景图生成任务看成一个多智能体协同决策过程，并且将优化目标设成最终的图像场景图生成质量，利用多智能体策略梯度进行优化。与此同时，与目前许多现有的多智能体工作不同^[84,85]，本文提出的 CMAT 模型里智能体的数量（64 个物体）与动作空间（151 个物体类别）都非常大。

2.3 图像描述生成

2.3.1 编码-解码框架

图像描述生成任务 (Image Captioning) 通常被认为是一种多模态的“翻译”任务，即模型将视觉图像“翻译”成自然语言描述。由于端到端编码-解码框架在机器翻译任务 (Neural Machine Translation, NMT) [86] 的成功，许多的图像描述生成模型也开始借鉴使用编码-解码框架。最早的基于编码-解码框架的图像描述生成模型是 NIC^[19]。NIC 用一个卷积神经网络将原始输入图像编码成一个固定的视觉特征向量，然后将该视觉特征向量作为一个递归神经网络的初始时刻的输入，利用递归神经网络逐步将视觉特征向量解码成描述语句。类似地，Karpathy 等人^[87] 将编码的视觉特征向量作为递归神经网络隐含状态的初始化，通过引入一个额外的“START”字符触发递归神经网络对视觉特征进行解码。

由于在大规模图像分类数据集 ImageNet 预训练的卷积神经网络 (如：VGG^[88]、GoogLeNet^[89]、ResNet^[90] 等) 通常可以提取较好的图像视觉特征，之后的许多基于编码-解码框架的改进工作主要集中于完善解码过程。例如，Donahue 等人^[91] 和 Mao 等人^[92] 提出在递归神经网络迭代的每个时刻都输入视觉特征向量，避免生成句子过长时图像特征的影响逐渐减弱。Wang 等人^[93] 提出使用双边递归神经网络作为解码器，避免单向递归神经网络 LSTM^[94] 只考虑之前时刻的单词信息。

2.3.2 注意力机制

在解码器生成语句的过程中，可以通过引入注意力机制^[95] 使得模型在预测每个单词的时候动态地调整视觉特征向量，增强编码器的表达能力。

空间注意力机制：Xu 等人^[96] 首次将注意力机制应用于图像描述生成任务中。具体来说，Xu 等人在卷积神经网络的最后一层特征图中引入空间注意力机制，让模型在每个时刻动态地关注不同的空间区域，合成新的视觉特征。类似地，Zhu 等人将同样的空间注意力机制也运用到图像视觉问答任务^[97]。除了在最后一层特征图只使用一次空间注意力加权，Yang 等人^[98] 和 Xu 等人^[99] 提出通过叠加使用多次空间注意力加权来提升模型性能。相比于之前的模型只在卷积神经网络的特征图中使用空间注意力加权，Anderson 等人^[100] 和 Li 等人^[101] 提出先对图像进行目标检测，然后对物体级别特征使用空间注意力机制可以进一步提升模型性能。

属性注意力机制

自注意力机制

2.4 视频片段检索

2.4.1 基于语句查询的视频片段检索

基于语句查询的视频片段检索，是一个典型的多模态问题。目前，主流的方法都是基于自顶向下的框架，这些方法主要关注如何设计更强的多模态融合模型，如基于视频的查询注意力机制^[102]、基于查询的视频注意力机制^[103]、查询-视频的协同注意力机制^[104-106]。据我们了解，绝大多数的模型都是自顶向下或自底向上框架，只有两个例外：RWM^[107] 和 SM-RL^[108]。这两个方法都是将视频片段检索问题转换成时序决策问题，然后利用梯度策略进行优化，其中的动作空间为时序窗口的变化或帧的跳变。

2.4.2 基于视频查询的视频片段检索

基于视频查询的视频片段检索的主要困难来自于查询视频和参考视频之间巨大的场景差异，包括背景、物体、视角等不同。目前最好的视频查询的视频片段检索是 CGBM^[109]，它也是基于稀疏型自底向上模型。

2.4.3 自上向下框架与自底向上框架

2.5 图像视觉问答

2.5.1 视觉问答模型的文本偏差

2.5.2 视觉问答模型的特性

3 基于属性保持的对抗网络学习的零样本物体分类方法

零样本物体分类旨在对训练过程中从未见过类别的图像进行分类。为了解决零样本物体分类问题，本章我们提出了一个全新的学习框架：属性保持的对抗网络学习（Semantics-Preserving Adversarial Embedding Networks, SP-AEN）。SP-AEN 主要解决了一个目前主流零样本分类框架（基于嵌入映射的模型）中不可避免的问题：语义损失。语义损失是指在训练集的训练过程中，模型往往容易“丢失”一些对训练类别来说区分性不大的属性，但是这些属性可能对测试集（包含不可知的未见类别的图像）非常有用。具体来说，SP-AEN 通过引入一个新的映射函数，从而将两个冲突的任务：分类和重建进行分离，映射到两个子空间中。通过对抗学习，SP-AEN 可以让重建子空间中部分属性迁移到分类子空间，实现对未见类别的分类。通过与现有零样本分类方法的对比，SP-AEN 不仅仅在分类性能上有大幅提升，同时可以生成非常逼真的图像，表现出非常好的属性保持效果。在通用的四个数据集中：CUB、AWA、SUN 和 aPY，SP-AEN 比现有最好的零样本分类方法^[110] 在 H 值上分别提升了 12.2%、9.3%、4.0% 和 3.6%

3.1 问题描述

零样本物体识别（Zero-Shot Recognition, ZSR）或零样本学习（Zero-Shot Learning, ZSL）是为了能够对训练过程未见过的新类别图像进行分类识别。目前，关于零样本学习问题的难点，学界的共识是如何将已见类别的知识迁移到未见类别上。尽管到目前为止，已经有非常多的零样本分类方法，这些方法都是依据一些非常简单和直观的机制。例如，虽然“浣熊”这个类别在训练的时候没有见过，但是我们仍然可以识别出浣熊的图像，通过检查浣熊这个类别特有的一些属性特征，像“有条纹的尾巴”^[16,25,111,112]、“像狐狸的外观”^[112,113]、以及“浣熊”这个类别的语义信息^[36,37]。这些属性特征通常在训练阶段被建模，然后期待在测试阶段中可以在所有的类别（已见类别和未见类别）中共享。经过数十年的发展，目前的零样本学习框架已经从初始基于属性分类器的模型^[16] 发展到基于嵌入映射的模型^[30,31,114]。这种

基于嵌入映射的模型往往简单有效，如图 3-1 (a) 所示，这种模型首先将图像从视觉空间 (\mathcal{V}) 映射到语义空间 (\mathcal{S})，同时，图像类别的语义特征也在该语义空间中。这样映射之后，零样本学习问题就“退化”成一个最近邻的类别查找问题。

这种嵌入映射模型的知识迁移能力受限于语义损失的问题。如图 3-1 所示，模型丢失一些对训练集图像方差较小的属性（即，不同类之间区别小的属性）有利于训练集的分类。然而，由于训练集和测试集之间存在差异，这些“丢失”的属性可能对测试集来说具有较大的区别性，这样就会造成对测试集分类的困难。虽然类别在语义空间是一个单独的“点”，具有丰富的语义信息，但是将所有同类的图像从视觉空间映射到这个点附近，就不可避免地造成部分属性的丢失^[43,115]。

为了尽可能多地减少属性的丢失，一个可能的解决方法是通过图像重建，即先将图像从视觉空间映射到语义空间中，然后将语义空间的特征映射回视觉空间。如果映射后的视觉空间的特征能够重建初始的图像，说明语义空间的特征已经尽可能多地保持了原有的属性，否则将无法重建^[45,116–118]。然而，图像重建和图像分类是两个相互冲突的目标：前者希望能够尽可能多地保持图像的细节，而后者希望只关注类别差异性大的特征、忽略不相关的特征。例如，只用“头”或者“躯干”就可以充分地对“人”这个类别进行识别分类，而一些其他的颜色属性，如“红色”或者“白色”就需要忽略。为了进一步展示，如图 3-1 (b) 假设 $E: \mathcal{V} \rightarrow \mathcal{S}$ 和 $G: \mathcal{S} \rightarrow \mathcal{V}$ 是视觉空间与语义空间中的两个映射函数。对于图像分类，我们希望视觉空间中同一类别的两个图像 $x, x' \in \mathcal{V}$ 在语义空间能够接近 $s, s' \in \mathcal{S}$ ，即， $E(x) = s \approx s' = E(x')$ ；对于图像重建，我们希望 $G(s) \approx x$ 和 $G(s') \approx x'$ ，这样就很难满足 $s \approx s'$ 。因此，同时训练这两个目标（分类和重建）对于保持属性的效劳往往有限（SAE^[1]）。如图 3-2 所示，如果我们想实现好的分类结果，那往往重建会失败。

为了缓解分类任务和重建任务的冲突，本文提出一个全新的视觉-语义映射的框架：属性保持的对抗网络学习（SP-AEN）。如图 3-1 (c) 所示，我们引入一个新的映射函数 $F: \mathcal{V} \rightarrow \mathcal{S}$ 和一个对抗优化目标^[47]。映射函数 F 和对抗训练的目的是

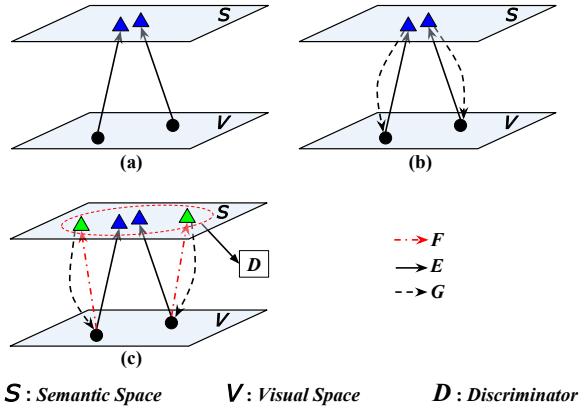


图 3-1 三种典型的零样本学习框架



图 3-2 现有模型 SAE^[11] 和提出模型 SP-AEN 的图像重建结果对比

让判别器 D 无法区分这两个不同的映射分布 $E(x)$ 和 $F(x)$ 。具体来说，这样做有两个好处：(1) **语义迁移**：虽然对于单独的分类映射函数 E 来说，语义损失是不可避免的。我们通过利用判别器 D 的训练，让分类映射向量 $E(x)$ 和重建映射向量 $F(x)$ 在同一个分布下，实现属性特征的迁移，让 $E(x)$ 尽可能地保持更多的属性。(2) **分类任务与重建任务分解**：映射网络 F 和 G 实现重建任务，而映射网络 E 实现分类任务。通过将分类任务和重建任务进行分解，之前的严格条件 $G(E(x)) \approx x$ 和 $G(E(x')) \approx x'$ 变成了 $G(F(x)) \approx x$ 和 $G(F(x')) \approx x'$ ，同时 $F(x)$ 与 $F(x')$ 在语义空间中也不需要非常接近。如图 3-2 所示，我们的映射 $G(F(x))$ 可以重建出较好的输入图像，说明属性特征能够更好地保持。

本文在四个通用的零样本分类数据集中对模型 SP-AEN 的效果进行验证：CUB^[119], AWA^[16], SUN^[120], 和 aPY^[25]。相比于目前最好的零样本分类方法^[110]，SP-AEN 在评价指标 H 值（Harmonic Mean Value）上对于上述四个数据集各自提升了 12.2%，9.3%，4.0%，和 3.6%。据我们了解，SP-AEN 是第一个能够直接重建回原始图像的零样本分类方法。

3.2 属性保持的对抗网络学习

在本节，我们首先介绍零样本分类任务，然后再具体介绍本章提出模型 SP-AEN 的各个优化目标的细节。

3.2.1 零样本分类预备知识

给定一个训练集 $\{x_i, l_i\}$ ，其中 $x_i \in \mathcal{V}$ 是图像在视觉空间的映射向量， $l_i \in \mathcal{L}_s$ 是已见类别的类别标签，零样本分类任务的目标是学习一个分类器。这个分类器不仅可以预测已见类别的图像 (\mathcal{L}_s)，也可以预测未见类别的图像 (\mathcal{L}_u)。按照之前

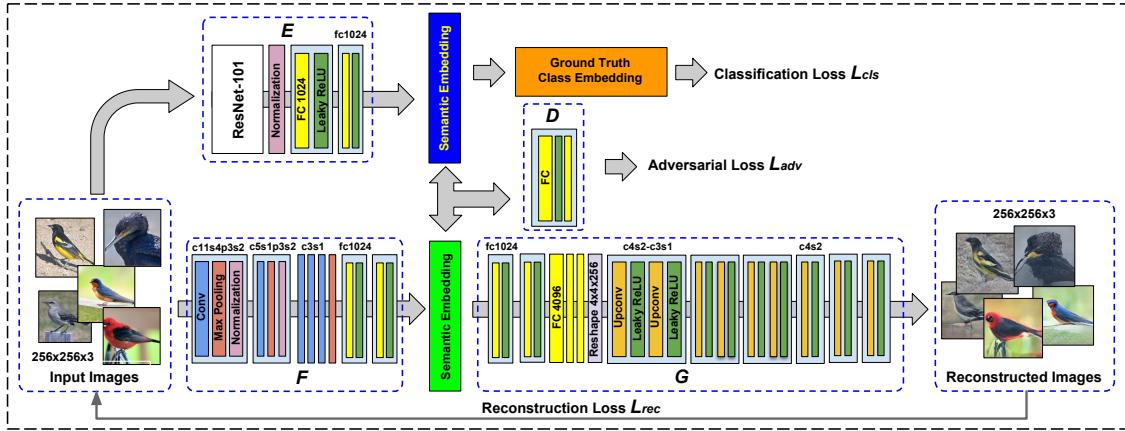


图 3-3 模型 SP-AEN 的整体结构流程图

工作的总结^[38,110], 几乎所有先进的零样本分类方法都是基于嵌入映射的。这类方法旨在找到一个映射函数 $\mathcal{V} \rightarrow \mathcal{S}$, 其中所有的类别标签在语义空间 \mathcal{S} 都是编码成 $\mathbf{y}_l \in \mathbb{R}^d$ 。因此, 预测类别标签 l^* 时, 可以直接通过简单的最近邻查找:

$$l^* = \max_{l \in \mathcal{L}} \mathbf{y}_l^T E(x) \quad (3-1)$$

特别地, 如果 $l \in \mathcal{L}_u$, 这是**传统型零样本分类**; 如果 $l \in \mathcal{L}_s \cup \mathcal{L}_u$, 这是**通用型零样本分类问题**。另外, 公式 (3-1) 中 E 不一定是线性函数, 同样可以利用深度神经网络等非线性函数。

3.2.2 分类任务优化目标

由于公式 (3-1) 的标签预测本质上是一个排序问题, 我们使用排序损失 (Ranking Loss) 作为分类任务的优化目标^[30,114], 即给定一个训练样本 (x, l) , 我们希望 \mathbf{y}_l 和 $E(x)$ 之间有一个较大的点积相似度, 而负样本 (x, l') 有较小的点积相似度, 并且正样本的相似度相比负样本的相似度要大于一定的阈值:

$$L_{cls} = \sum_{l \neq l'} \max\{0, \gamma - \mathbf{y}_l^T E(x) + \mathbf{y}_{l'}^T E(x)\} \quad (3-2)$$

其中, $\gamma > 0$ 是一个超参数 (即阈值)。在每次训练迭代过程中, l' 是从所有错误的标签中任选一个。

分类任务优化目标 L_{cls} 的目的是让所有的同一类图像的语义空间映射向量 $E(x)$ 都接近与其类别标签 \mathbf{y} 在语义空间的映射向量。它造成的语义损失问题将由后续介绍的两个额外的优化目标来解决。

3.2.3 重建任务优化目标

重建任务的目标是学习一个从语义空间到视觉空间的映射函数 $G: \mathcal{S} \rightarrow \mathcal{V}$, 使得将语义映射向量 $s \in \mathcal{S}$ 可以重建输入图像, 并且使差别 $\|G(s) - x\|$ 很小。由于在自编码器中重建任务 $s = E(x)$ 与分类任务是相互冲突的, 我们引入一个新的视觉空间到语义空间的映射函数 F , 使得 $s = F(x)$ 。另外, 不同于 SAE^[1] 利用卷积神经网络^[88,90] 的输入作为视觉空间 \mathcal{V} 的特征, 我们直接利用原始的 $256 \times 256 \times 3$ 大小的 RGB 色彩空间来进行图像重建。这样做的主要原因是, 卷积神经网络的输出特征在网络的预训练阶段已经存在语义损失问题。

为了最小化重建损失, 映射向量 $F(x)$ 会尽可能地保持多的属性, 以便于重建回输入图像。我们参考最新的图像生成工作^[121-123], 将优化目标定义为:

$$L_{rec} = L_{feat} + \lambda_p L_{pixel} \quad (3-3)$$

其中 $L_{feat} = \|\phi(G(F(x))) - \phi(x)\|_2^2$ 是特征维度上的重建损失函数, 帮助图像能够保持细节感知上的相似度。我们使用卷积神经网络 AlexNet^[9] 中 *conv5* 层来表示 ϕ 。
 $L_{pixel} = \|G(F(x)) - x\|_2^2$ 是像素维度上的重建损失函数, 有利于算法的稳定性。

3.2.4 对抗学习优化目标

到目前为止, 语义向量 $E(x)$ 和 $F(x)$ 之间没有知识迁移。我们的目标是让 $E(x)$ 从 $F(x)$ 中迁移部分丢失的属性特征。然后, 手工直接定义 $E(x)$ 与 $F(x)$ 之间的迁移比较困难。因此, 我们借助于对抗学习的思想, 来鼓励 $E(x)$ 的分布向 $F(x)$ 的分布靠近, 通过“欺骗”判别网络 D , 使 $F(x)$ 的知识向 $E(x)$ 迁移:

$$L_{adv} = \mathbb{E}_x (\log D(F(x))) + \mathbb{E}_{x'} (\log [1 - D(E(x'))]) \quad (3-4)$$

其中网络 E 为了减少优化目标 L_{adv} , 而网络 D 希望增大优化目标 L_{adv} , 即: $E^* = \arg \min_E \max_D L_{adv}$ 。

目前, 许多研究工作都发现目标函数 L_{adv} 进行优化容易陷入“塌陷问题”^[124]。在我们这个任务中, 如果两个同类别的图像 x 和 x' 非常相似, 容易导致 $\|F(x) - E(x')\| \approx 0$, 引起塌陷问题。为了避免塌陷问题, 我们参考 WGAN 的策略^[124], 极大地增加了模型训练的稳定性。

3.2.5 总体优化目标

将之前提到的分类任务优化目标、重建任务优化目标、以及对抗学习优化目标合在一起，得到最终整体的优化目标：

$$\begin{aligned} L(E, F, G, D) = & L_{cls}(E) + \alpha L_{rec}(E, F, G) \\ & + \beta L_{adv}(E, F, G, D) \end{aligned} \quad (3-5)$$

其中， α 和 β 是参数用于权衡不同的训练目标。最终的目标是得到：

$$E^* = \arg \min_{E, F, G} \max_D L(E, F, G, D) \quad (3-6)$$

如图 3-3 所示，网络 F 是编码网络，网络 G 是解码网络，重建映射向量 $F(x)$ 可以看成是瓶颈层，来约束分类映射向量 $E(x)$ 。另外，SP-AEN 可以转换成其他条件下的零样本分类问题，例如半监督条件下，我们只需要给 $F(x)$ 增加一个额外的对抗学习优化目标来近似先验的映射空间。

3.3 实验设置与性能分析

3.3.1 零样本物体分类数据集

CUB^[119]：全称是 Caltech-UCSD-Birds 200-2011 数据集。它是一个细粒度鸟类分类数据集，总共包含 11788 张来自 200 个细粒度类别的鸟图像，并且每张图像有 312 个语义属性标注。其中训练集包含 150 个已见类别的 7057 张图像，测试集包含 150 个已见类别的 1764 张图像和 50 个未见类别的 2967 张图像。

SUN^[120]：全称是 SUN attribute 数据集。它是一个细粒度场景分类数据集，总共包含 14340 张来自 717 个场景类别的场景图像，并且每张图像有 102 个语义属性标注。其中训练集包含 645 个已见类别的 10320 张图像，测试集包含 645 个已见类别的 2580 张图像和 72 个未见类别的 1440 张图像。

AWA^[16]：全称是 Animals with Attributes 数据集。它是一个动物类别分类数据集，总共包含 30475 张来自 50 个类别的动物图像，并且每张图像有 85 个语义属性标注。其中训练集包含 40 个已见类别的 23527 张图像，测试集包含 40 个已见类别的 5882 张图像和 10 个未见类别的 7913 张图像。由于原始 AWA 数据集图像版权的问题，我们这里的 AWA 数据集实际上使用的是 AWA2^[110]。

aPY^[25]：全称是 Attribute Pascal and Yahoo 数据集。它是一个通用的物体分类数据集，总共包含 12051 张来自 32 个类别，并且每张图像有 64 个语义属性标注。

其中训练集包含 20 个已见类别 5932 张图像，测试集包含 20 个已见类别 1483 张图像和 12 个未见类别的 7924 张图像。

为了公平地和其他模型进行比较，我们使用 Xian 等人^[110] 提供的类别嵌入映射向量，其中每个嵌入映射向量都经过 l_2 范数进行归一化。

3.3.2 实验设定与零样本物体分类评价指标

实验设定：为了评估模型对零样本物体分类的结果，我们采用三种实验设定：

1. U→U：测试图像的类别和可以预测的类别都只是未见类别；
2. S→T：测试图像的类别是未见类别，但是可以预测的类别是未见类别和已见类别的总和；
3. U→T：测试图像的类别和可以预测的类别都是未见类别和已见类别的总和。

通常，U→U 被称为传统型零样本分类，而 U→T 被称为通用型零样本分类。

评价指标：我们参考现有的文献^[110]，常用的每类平均准确率作为评价指标。对于通用型零样本分类，我们另外使用常用的 H 作为主要的评价指标，其中 H 是已见类别 L_s 的准确率 ($Acc_{S \rightarrow T}$) 和未见类别 L_u 的准确率 ($Acc_{U \rightarrow T}$) 的调和平均数：

$$H = 2 \times Acc_{S \rightarrow T} \times Acc_{U \rightarrow T} / (Acc_{S \rightarrow T} + Acc_{U \rightarrow T}) \quad (3-7)$$

3.3.3 网络模型与参数设置

网络结构：整个网络结构都是端到端地直接进行训练。其中映射网络 E 是基于 ResNet-101^[90]，输入图像的大小是 $224 \times 224 \times 3$ 。映射网络 F 是基于 AlexNet^[9]，然后附加两层额外的全连接层。重建网络 G 采用类似于生成器^[122]的结构，通过五个连续的反卷积和非线性操作（leaky ReLU）将向量特征转换成三维卷积特征。

参数设置：对于本章所有的实验，训练图像都将短边放缩到 256 个像素。参照 AlexNet^[9]，我们采用了增大十倍训练图像的数据增强方式。为了提升训练速度，映射网络 E 中 ResNet-101 部分参数始终保持固定，映射网络 F 的参数初始化采用预训练好的 AlexNet 的参数，重建网络 G 的参数初始化用预训练好的生成器^[122]。剩余的所有参数都是用 MSRA 的随机初始化^[125]。初始的学习率设置为 $1e^{-4}$ ，然后当 loss 不下降时，学习率降低 10 倍。

3.3.4 零样本物体分类的性能对比

本节将本章方法与目前最先进的零样本物体分类方法进行对比。这些方法主要可以分类：(1) 基于嵌入映射的模型：DeViSE^[30]、ALE^[31]、SJE^[32]、ESZSL^[26]、

LTM^[33]、CMT/CMT*^[34] 和 SAE^[1]。这类方法和 SP-AEN 一样，将图像从视觉空间映射到语义空间。据我们了解，SAE 是现有的唯一一个利用信号重建来解决语义损失的模型。(2) 基于属性的模型：DAP^[16]、IAP^[16]、SSE^[126]、CSE^[27] 和 SYNC^[127]。这类方法只适用于有属性标注的情况。

Dataset		DAP	IAP	SSE	CSE	SYNC	CMT	LTM	DeViSE	ALE	SJE	ESZSL	SAE	SP-AEN
SUN	$Acc_{U \rightarrow U}$	39.9	19.4	51.5	38.8	56.3	39.9	55.3	56.5	58.1	53.7	54.5	40.3	59.2
	$Acc_{U \rightarrow T}$	4.2	1.0	2.1	6.8	7.9	8.1	14.7	16.9	21.8	14.7	11.0	8.8	24.9
	$Acc_{S \rightarrow T}$	25.1	37.8	36.4	39.9	43.3	21.8	28.8	27.4	33.1	30.5	27.9	18.0	38.6
	H	7.2	1.8	4.0	11.6	13.4	11.8	19.5	20.9	26.3	19.8	15.8	11.8	30.3
CUB	$Acc_{U \rightarrow U}$	40.0	24.0	43.9	34.3	55.6	34.6	49.3	52.0	54.9	53.9	53.9	33.3	55.4
	$Acc_{U \rightarrow T}$	1.7	0.2	8.5	1.6	11.5	7.2	15.2	23.8	23.7	23.5	12.6	7.8	34.7
	$Acc_{S \rightarrow T}$	67.9	72.8	46.9	72.2	70.9	49.8	57.3	53.0	62.8	59.2	63.8	54.0	70.6
	H	3.3	0.4	14.4	3.1	19.8	12.6	24.0	32.8	34.4	33.6	21.0	13.6	46.6
AWA	$Acc_{U \rightarrow U}$	46.1	35.9	61.0	44.5	46.6	37.9	55.8	59.7	62.5	61.9	58.6	54.1	58.5
	$Acc_{U \rightarrow T}$	0.0	0.9	8.1	0.5	10.0	0.5	11.5	17.1	14.0	8.0	5.9	1.1	23.3
	$Acc_{S \rightarrow T}$	84.7	87.6	82.5	90.6	90.5	90.0	77.3	74.7	81.8	73.9	77.8	82.2	90.9
	H	0.0	1.8	14.8	1.0	18.0	1.0	20.0	27.8	23.9	14.4	11.0	2.2	37.1
aPY	$Acc_{U \rightarrow U}$	33.8	36.6	34.0	26.9	23.9	28.0	35.2	39.8	39.7	32.9	38.3	8.3	24.1
	$Acc_{U \rightarrow T}$	4.8	5.7	0.2	0.0	7.4	1.4	0.1	4.9	4.6	3.7	2.4	0.4	13.7
	$Acc_{S \rightarrow T}$	78.3	65.6	78.9	91.2	66.3	85.2	73.0	76.9	73.7	55.7	70.1	80.9	63.4
	H	9.0	10.4	0.4	0.0	13.3	2.8	0.2	9.2	8.7	6.9	4.6	0.9	22.6

表 3-1 不同零样本物体分类方法在 4 个数据集上的性能对比

定量性能对比：表 3-1 总结了不同的零样本分类方法在四个数据集 (SUN、CUB、AWA、aPY) 和三种不同实验设定下 ($U \rightarrow U$ 、 $U \rightarrow T$ 、 $S \rightarrow T$) 的性能对比。从表 3-1 我们能有两个发现：(1) SP-AEN 在通用型零样本分类问题能够显著提升性能，如：在 $Acc_{U \rightarrow T}$ 和 H 值两个指标下，SP-AEN 能比目前最好的模型提升 4% 到 12%。当数据集中训练集和测试集所有属性方差的余弦相似度越大时¹，提升更加明显，这也表明 SP-AEN 可以有效地缓解语义损失问题。(2) 在传统型零样本分类的设定下 ($U \rightarrow U$)，在绝大多数的情况下，SP-AEN 可以得到最佳的性能。在 $U \rightarrow U$ 设定下，图像类别的搜索空间仅限于未见类别，然而，语义损失问题可能导致未见类别的图像与已见类别非常接近，造成一定的预测错误。

3.3.5 零样本物体分类方法分析

¹ 数据集 SUN、CUB、AWA、aPY 中，训练集和测试集所有属性方差的余弦相似度分别为 0.9851、0.9575、0.7459、0.5847。

分类任务与重建任务的冲突:

为了验证本章提出模型 SP-AEN 的设计动机：分类任务和重建任务时相互冲突的。如图 3-4 所示，我们设计了三种可能的重建网络框架，可以实现 SP-AEN 中语义空间到视觉空间的重建：(1) **DirectMap**: 对于输入图像，我们使用网络 E 将图像从视觉空间映射到语义空间，得到语义嵌入向量，然后使用网络 G 将语义嵌入向量映射回视觉空间。在该网络中，我们固定 E 的参数，只训练网络 G 的参数。DirectMap 可以衡量初始的语义嵌入向量包含多少语义信息。(2) **SAE^[1]**: 我们采用与 SAE 模型相同的框架，用重建网络 G 作为解码网络，分类网络 E 作为编码网络，其中的瓶颈层用来分类任务。在训练阶段，我们同时训练网络 E 和 G 的参数。(3) **SplitBranch**: 我们将网络 E 的输出分别输入到两个不同的支路中，其中一条支路用来分类。然后两条主路再连接到一起，合并的语义特征输入到网络 G 中进行重建。

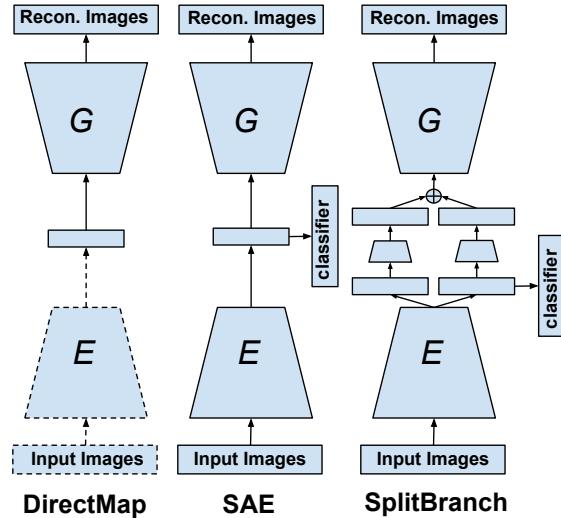


图 3-4 三种图像重建网络框架

Method	SUN	CUB	AWA	aPY
DirectMap	0.079	0.069	0.075	0.085
SAE	0.285	0.281	0.259	0.275
SplitBranch	0.070	0.058	0.059	0.076
SP-AEN	0.053	0.040	0.047	0.055

表 3-2 不同重建网络下重建图像与输入图像之间的平均像素差平方

图 3-5 和表 3-2 分别表示四个数据集中测试集未见类别图像的重建图像和重建差异。从实验结果中，我们可以有以下结论：(1) 在数据集 CUB 和 SUN 中，DirectMap 重建的图像和 SP-AEN 非常接近，都具有较好的重建结果。然而，在数据集 AWA 和 aPY 中，DirectMap 的重建效果有明显下降。同样地，这是由于在数据集 CUB 和 SUN 中，训练集和测试集所有属性方差的余弦相似度大于 AWA 和 aPY。(2) 如果像 SAE 模型一样同时训练分类网络 E 和重建网络 G ，所有的样本都重建失败。如

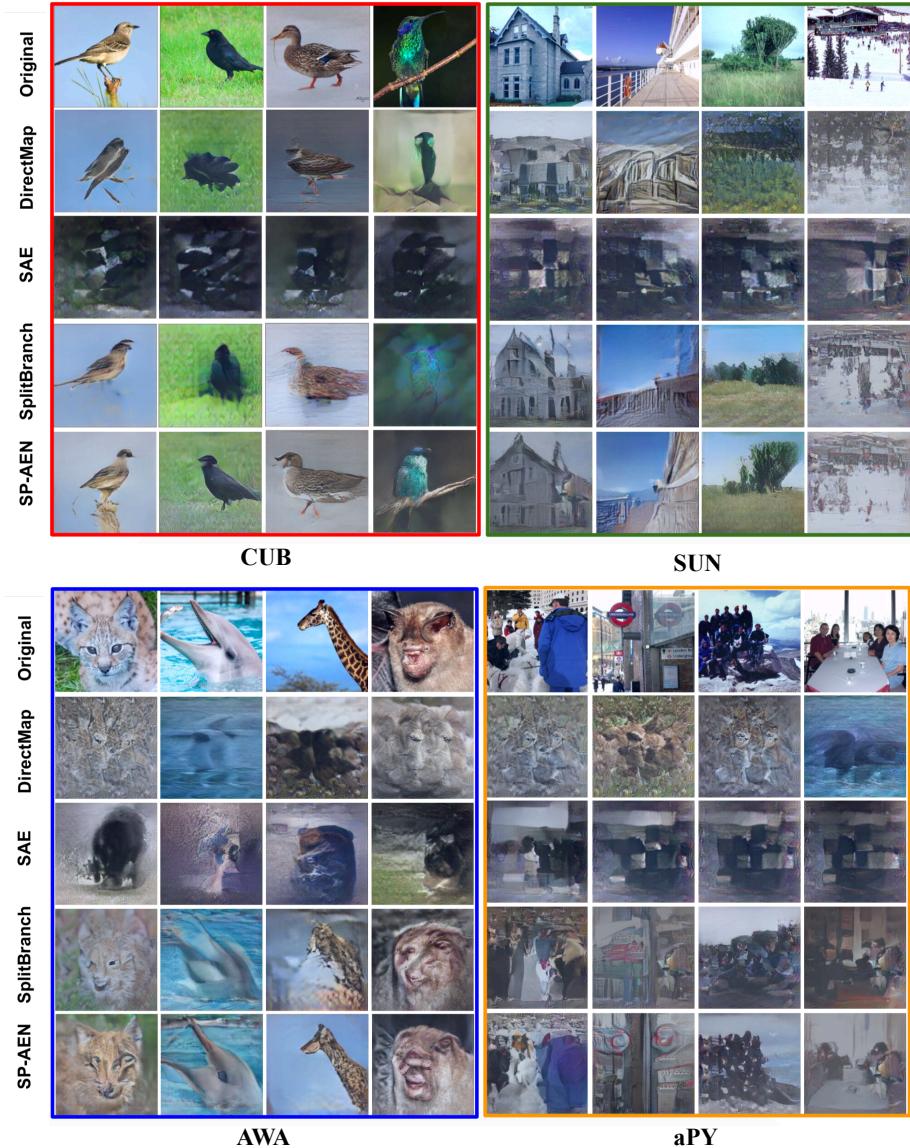


图 3-5 不同图像重建网络框架在数据集 CUB、SUN、AWA、aPY 上的重建结果

果像 SplitBranch 模型一样同时训练，我们可以看到重建效果得到显著的提升，十分接近 SP-AEN。但是，我们发现在 SplitBranch 中，分类分支合并时的权重几乎为零。这一方面说明分类的映射向量基本对重建任务没有贡献，另一方面也引导我们借助对抗学习来实现语义迁移和高质量图像的重建。

网络 D 和网络 G 的作用：由于可见类别标签的分数常常大于未见类别标签的分数，通常使用“校准规则”来解决这个问题。具体来说，就是对已见类别的分数减掉一个偏置，然后再和未见类别一起进行排序比较：

$$l^* = \max_{l \in \mathcal{L}_u \cup \mathcal{L}_s} \mathbf{y}_l^T E(x) - \gamma \mathbf{1} [l \in \mathcal{L}_s] \quad (3-8)$$

其中，指示函数 $\mathbf{1}[\cdot]$ 用于判断 l 是否时已见类别， $\gamma \in \mathbb{R}$ 是校准系数。这个校准规则能够有效地实现对已见类别和未见类别预测之间的权衡。通过改变校准系数 γ ，我们可以得到一系列分类准确率 ($Acc_{U \rightarrow T}$ 和 $Acc_{S \rightarrow T}$)，并且可以画出已见-未见准确率曲线 (Seen-Unseen accuracy Curve, SUC)。已见-未见准确率曲线下区域面积 (Area Under Seen-Unseen accuracy Curve, AUSUC) 也是通用型零样本分类问题中一个常用评价指标，用来评估 $Acc_{U \rightarrow T}$ 和 $Acc_{S \rightarrow T}$ 之间的权衡。

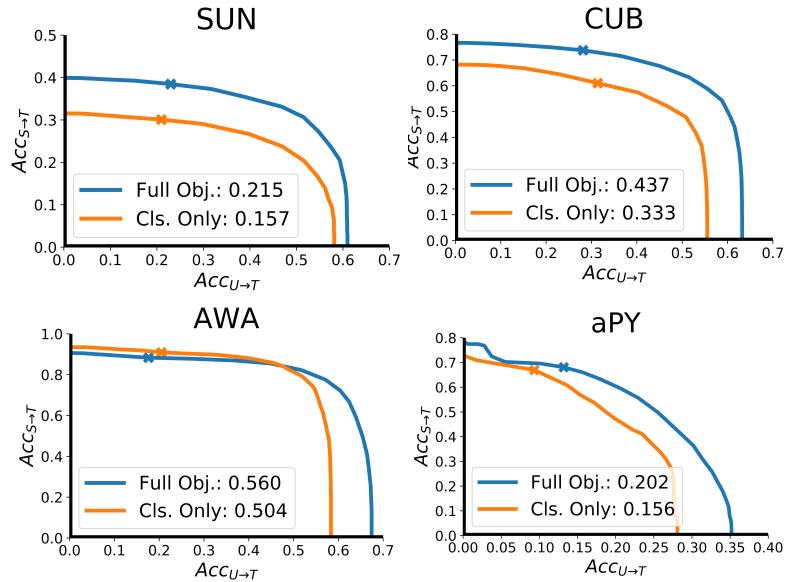


图 3-6 在数据集 SUN、CUB、AWA 和 aPY 中的已见-未见准确率曲线下区域面积^[2]

XXXX

3.4 本章小结

本章提出了一个全新的零样本分类框架：属性保持的对抗网络学习 (SP-AEN)，用于解决目前零样本分类模型中普遍存在的语义损失的问题。SP-AEN 主要通过两个设计来解决语义损失问题：(1) 引入一个独立的重建网络，同时重建网络不直接影响分类网络的优化目标。(2) 通过对抗学习，实现重建语义向量和分类语义向量之间的知识迁移。我们通过大量的实验对比在四个标准数据集上验证了 SP-AEN 的性能。

4 基于反事实的多智能体学习的图像场景图生成方法

图像场景图 (Scene Graph) 是将图像中每个物体当成一个节点，两两物体之间视觉关系看成连接两个节点间的有向边。图像场景图描绘的是图像视觉场景中物体的类别、位置关系以及两两物体之间的交互（视觉关系）。为了产生连贯的场景图，几乎所有现有的场景图生成方法都是通过“信息传递机制” (Message Passing)，让每个物体和视觉关系都能充分地考虑和融合周围的视觉元素之间的内在联系。例如，物体“人”和物体“自行车”之间一个很常见的视觉关系就是“骑”（人-骑-自行车），反过来，视觉关系“骑”也能够提升这两个物体的类别预测。然后，现有的这些方法都是直接利用交叉熵作为模型的优化目标，这将大大限制模型融合周围信息的能力。造成这样结果主要原因在于，交叉熵的损失函数对所有的节点一视同仁，即每个不同节点的分类损失对总的损失函数影响相同。

在本章，我们提出一种反事实的多智能体学习方法 (Counterfactual critic Multi-Agent Training, CMAT)。CMT 是一种基于多智能体策略梯度优化方法。它通过将每个物体看成一个智能体，可以直接对整个场景图的生成质量作为总的奖励函数。另外，为了给每个智能体分配适当的奖励，我们设计来一个反事实基准模型 (counterfactual baseline)：通过固定其他智能体的类别，以及改变当前智能体的类别，从而分类出每个智能体单独的贡献。通过在数据集 Visual Genome (VG) 上进行大量的对比实验，我们验证了本章提出的 CMAT 模型在多个实验设定和评价指标下可以达到目前最好的结果。

4.1 问题描述

视觉场景理解是计算机视觉研究领域一个重要的研究方法。它不仅仅需要对场景中所有物体的类别以及位置进行预测，同时需要对两两物体之间的视觉关系进行预测。随着物体检测^[11,12]与分割技术^[14,128]的成熟，计算机已经可以准确地识别物体的类别、位置以及属性。然后，视觉场景理解不仅仅只是单个物体的识别，还

需要对视觉关系进行识别。所有的物体和视觉关系一起，就构成了场景图^[17]。如图 4-1 所示，每个节点和边分别表示图像中的物体和视觉关系。目前，图像场景图已经成为一种视觉知识结构的表达，辅助许多计算机视觉任务：如图像描述语句生成^[129–131]、视觉问答^[132,133]、视觉推理^[134,135]等。

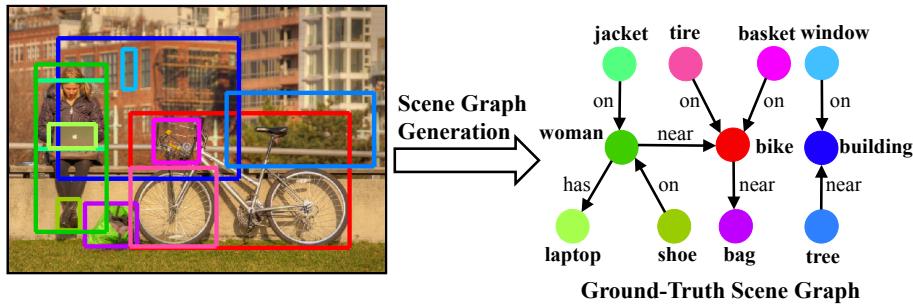


图 4-1 一个图像场景图生成任务示例

对于图像的场景图生成 (Scene Graph Generation, SGG)，一个最简单的解决思路是将场景图生成任务分成物体检测和视觉关系检测两个独立的子任务，即先用现有的物体检测器检测物体框，然后预测每个物体框的类别以及两两物体框之间视觉关系的类别^[53,54,136]。然而，这类方法忽略了同一图像中所有物体间的内在联系。通常，这些内在联系往往会提供一些归纳偏置^[137] (inductive bias) 帮助物体或者视觉关系的预测。如图 4-1，物体“窗户”(window) 和物体“建筑物”(building)常常出现在同一张图像中，“在附近”(near) 也是物体“树”(tree) 和物体“建筑物”(building) 之间最常见的视觉关系。因此，从视觉关系“窗户-在上面-?” 或“树-在附近-?” 中，很容易推测出“?” 是“建筑物”。这些辅助信息已经被广泛地用来提升场景图生成效果^[58–63,65–68,138–140]。具体来说，这些方法都是通过借助条件随机场^[141] (Conditional Random Field, CRF) 来建模所有节点和边的联合分布，然后通过信息传递机制来更新节点和边的特征^[142]。最后，整个模型利用所有节点（物体）和边（视觉关系）分类的交叉熵之和作为损失函数进行参数优化。

现有的场景图生成方法对并没有充分地利用图像中物体和视觉关系之间的内在联系，一个重要的原因是交叉熵之和作为场景图生成的优化目标，不具备**整体一致性**。所谓的“整体一致性”，意思是所有预测的物体类别和视觉关系类别之间应该整体一致。相反，交叉熵之和将所有的物体和视觉关系看成是相互独立的。如图 4-2 (a)，如果红色节点和蓝色节点都被错误分成类别“man”，根据目前的损失函数（交叉熵之和），这两种错误情况的损失相同。然而，因为红色节点连接的边远多于蓝色节点，即对红色节点的错误分类将造成更大的损失，因为它会影响更多的

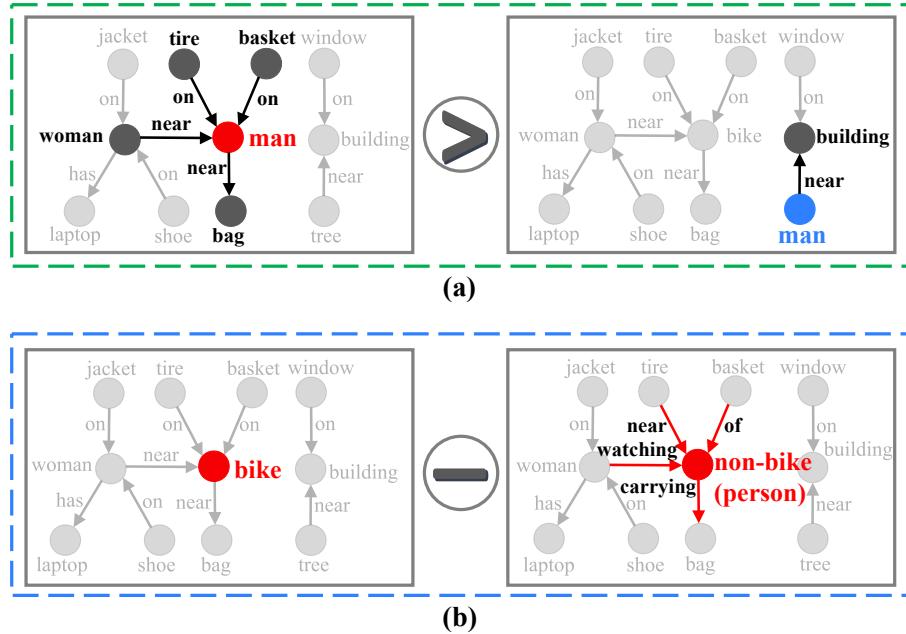


图 4-2 场景图生成中优化目标的整体一致性和局部敏感性

视觉关系。因此，我们提出直接用 Recall@K^[53] 或者 SPICE^[143] 这种场景图的全局评价指标作为优化目标。另外，场景图生成的优化目标还应该具备**局部敏感性**。所谓的“局部敏感性”，意思是优化目标应该能够感知每个节点类别的预测变化。由于场景图的全局评价指标是一个整体生成质量的评价数值，因此我们需要设计一种机制，可以感知每个节点各自的贡献，进而为每个局部预测提供更加有效的优化梯度。

在本章，我们提出了一种全新的训练方式可以同时满足优化目标的整体一致性和局部敏感性：反事实的多智能体学习 (CMAT)。具体来说，我们设计了一种全新的多智能体模型，其中将每个物体框看成是一个智能体。每个智能体的动作就是物体类别，智能体之间可以进行通信进而提升智能体的特征表达。在多轮的智能体通信之后，我们利用一个视觉关系预测模型来得到智能体之间的视觉关系。通过与人工标注的场景图对比，得到一个全局的奖励。

为了整体一致性，我们直接将场景图生成的评价指标（如：Recall@K 或 SPICE）作为全局奖励，并且使用策略梯度的方式进行参数优化^[144]。从多智能体强化学习^[145,146] (Multi-Agent Reinforcement Learning, MARL) 的观点来看，尤其是演员-评论家方法^[146] (actor-critic)，CMAT 中视觉关系模型可以看成是评论家 (critic)，而物体类别分类模型可以看成是策略网络。为了局部敏感性，对于每个智能体，我们从全局奖励中减去一个反事实基准^[147]。这个反事实基准模型通过改变目标智能体

的预测类别同时固定其他智能体的预测类别，从而得到目标智能体的局部贡献。如图 4-2 (b) 所示，为了得到红色节点预测为“自行车”(bike) 的贡献，我们可以固定其他节点的预测，而将红色节点的预测替换成其他的“非自行车”类。进而可以计算出这种**反事实**的替换对整体的场景图生成效果带来多大的影响。

为了更好的编码物体之间的内在联系，我们还设计了一种更加有效的智能体通信模型。相比于现有的信息传递机制^[58,60-63,138]，我们没有将视觉关系也看成节点。通过这个设计，我们可以将智能体通信与视觉关系预测两个任务分离出来，让前者关注如何编码物体间内在联系，后者作为评论家提供全局奖励引导网络的优化。

我们在目前最大的图像场景图生成数据集 Visual Genome (VG) 上对 CMAT 的性能进行了验证。通过大量的对比实验，我们在通用的三个标准实验设定下都可以达到目前最好的效果。

本章主要有三个贡献：

1. 我们提出了一种全新的图像场景图生成的优化方式：反事实的多智能体学习 (CMAT)。据我们了解，这是第一个将图像场景图生成任务构思成一个多智能体协同合作的问题，使得优化目标满足整体一致性要求。
2. 我们设计了一个全新的反事实基准模型，可以使得多智能体策略梯度算法的优化目标具备局部敏感性。
3. 我们设计了一个有效的多智能体通信模型，有效地将智能体通信与视觉关系预测两个任务分离出来。

4.2 反事实的多智能体学习

给定一个物体类别集 \mathcal{C} (包含背景) 和一个视觉关系类别集 \mathcal{R} (包括没有视觉关系)，图场景图可以表示成： $\mathcal{G} = \{\mathcal{V} = \{(v_i, l_i)\}, \mathcal{E} = \{r_{ij}\} | i, j = 1 \dots n\}$ ，其中 \mathcal{V} 和 \mathcal{E} 分别表示所有节点 (物体) 和边 (视觉关系) 的结合。 $v_i \in \mathcal{C}$ 表示第 i 个节点的物体类别， $l_i \in \mathbb{R}^4$ 表示第 i 个节点的物体位置， $r_{ij} \in \mathcal{R}$ 表示第 i 个节点和第 j 个节点之间的视觉关系。场景图生成任务就是检测出图像中所有的物体以及物体间的视觉关系。

在本节，我们先介绍模型 CMAT 中的每个组成部分。然后，我们再介绍模型 CMAT 的优化目标。

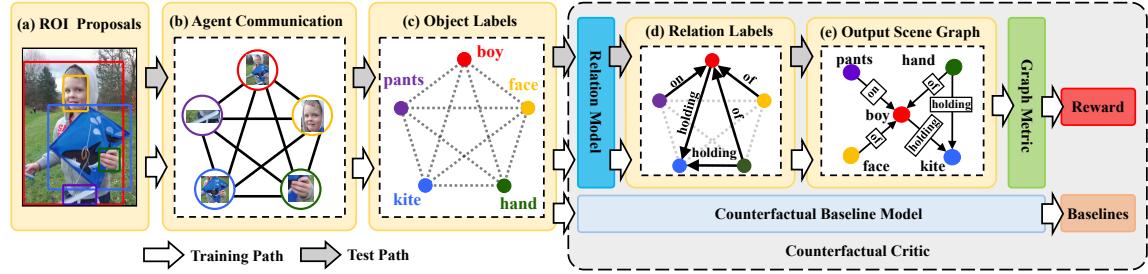


图 4-3 模型 CMAT 的总体流程图

4.2.1 场景图生成中的多智能体通信

物体候选框检测：我们首先使用现有的目标检测器 Faster R-CNN^[11] 得到一系列候选框。对于每个候选框，同时可以得到其位置坐标 \mathbf{l}_i ，特征向量 \mathbf{x}_i^0 ，以及初始的物体类别预测概率 \mathbf{s}_i^0 。上角标 0 表示 T 轮智能体通信的初始输入。我们参考现有的工作^[58,139]，固定所有候选框的位置 $\{\mathbf{l}_i\}$ 作为最终的预测结果。为了表达的简洁性，我们在后续内容中省略 \mathbf{l}_i 。

智能体通信：给定 n 物体候选框，我们将每个候选框看成是一个智能体，智能体之间通过 T 轮的通信来编码所有物体间的内在联系。如图 4-4 所示，在每次智能体通信过程中，共有三个模块：信息提取模块（extract module）、信息合成模块（message module）和状态更新模块（update module）。为了减小模型参数，这三个模块在所有的智能体之间都共享参数。具体细节如下：

(a) 信息提取模块：我们使用递归神经网络（LSTM）来作为信息提取模块。LSTM 不仅可以编码智能体之间的交互历史，同时也可以提取智能体自身的内部状态。具体来说，对于第 i 个智能体（物体），在第 t ($0 < t \leq T$) 轮通信时：

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_i^t &= \text{LSTM}(\mathbf{h}_i^{t-1}, [\mathbf{x}_i^t, \mathbf{e}_i^{t-1}]), \\ \mathbf{s}_i^t &= \mathbf{s}_i^{t-1} + \mathbf{W}_h \mathbf{h}_i^t, \\ v_i^t &\sim \mathbf{p}_i^t = \text{softmax}(\mathbf{s}_i^t), \\ \mathbf{e}_i^t &= \sum_{\tilde{v}} \mathbf{p}_i^t(\tilde{v}) \mathbf{E}[\tilde{v}], \end{aligned} \tag{4-1}$$

其中 $\mathbf{h}_i^t \in \mathbb{R}^h$ 是 LSTM 的隐含状态， $\mathbf{x}_i^t \in \mathbb{R}^d$ 是每个时刻的输入特征， $\mathbf{s}_i^t \in \mathbb{R}^{|C|}$ 时物体类别预测概率。初始的输入特征和类别预测概率（第 0 步）来自于物体候选框检测。 $\mathbf{E}[\tilde{v}] \in \mathbb{R}^e$ 是类别标签 $\tilde{v} \in C$ 的编码，以及 $\mathbf{e}_i^t \in \mathbb{R}^e$ 是一个基于类别概率 \mathbf{p}_i^t 加权的类别标签编码， $\mathbf{W}_h \in \mathbb{R}^{h \times |C|}$ 是一个学习的矩阵，以及 $[,]$ 是向量连接操作。所有的隐藏状态 $\{\mathbf{h}_i^t\}$ 都输入到信息合成模块用于合成通信信息。

(b) 信息合成模块：对于第 i 个智能体和第 j 个智能体之间的通信，信息合成

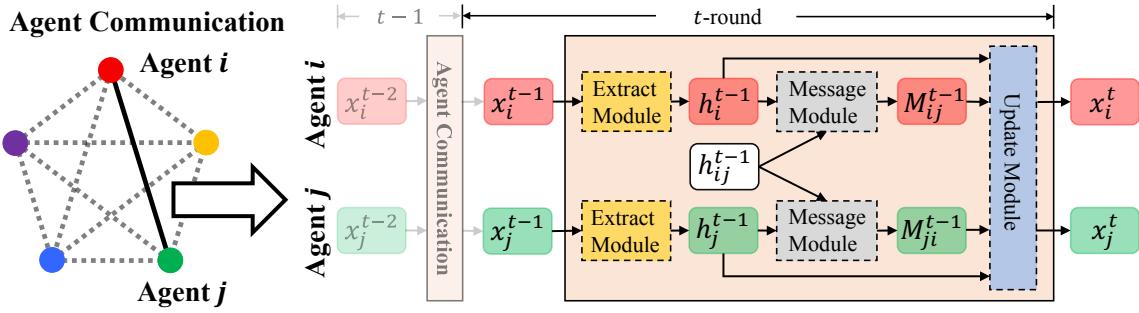


图 4-4 智能体通信示意图

模块将分别合成信息 M_{ij}^t 和 M_{ji}^t 。具体来说，对于第 i 个智能体收到的信息 $M_{ij}^t = (\mathbf{m}_j^t, \mathbf{m}_{ij}^t)$ 主要包含两部分：

$$\mathbf{m}_j^t = \mathbf{W}_u \mathbf{h}_j^t, \quad \mathbf{m}_{ij}^t = \mathbf{W}_p \mathbf{h}_{ij}^t \quad (4-2)$$

其中 $\mathbf{m}_j^t \in \mathbb{R}^h$ 表示一元信息，用来表征第 j 个智能体本身的属性（如：单个物体的局部视觉特征）， $\mathbf{m}_{ij}^t \in \mathbb{R}^h$ 二元信息，用来表征两个智能体之间的交互信息（如：两个智能体的相对位置信息）。 $\mathbf{h}_{ij}^t \in \mathbb{R}^d$ 表示第 i 个智能体与第 j 个智能体之间的共同特征，它的初始化是两个智能体所在位置合并之后的视觉特征。所有与第 i 个智能体的通信信息 $\{M_{i*}^t\}$ 与内部状态 \mathbf{h}_i^t 都输入到信息更新模块，用于更新所有智能体的内部状态。

(c) 状态更新模块：在每轮智能体通信过程中，对于每个智能体，我们使用注意力机制^[148] 融合来自其他智能体的通信信息：

$$\begin{aligned} u_j^t &= \mathbf{w}_u[\mathbf{h}_i^t, \mathbf{h}_j^t], \quad \alpha_j^t = \exp(u_j^t) / \sum_k \exp(u_k^t), \\ u_{ij}^t &= \mathbf{w}_p[\mathbf{h}_i^t, \mathbf{h}_{ij}^t], \quad \alpha_{ij}^t = \exp(u_{ij}^t) / \sum_k \exp(u_{ik}^t) \\ \mathbf{x}_i^{t+1} &= \mathbf{W}_x(\text{ReLU}(\mathbf{h}_i^t + \sum_j \alpha_j^t \mathbf{m}_j^t + \sum_j \alpha_{ij}^t \mathbf{m}_{ij}^t)) \\ \mathbf{h}_{ij}^{t+1} &= \text{ReLU}(\mathbf{h}_{ij}^t + \mathbf{W}_s \mathbf{h}_i^{t+1} + \mathbf{W}_e \mathbf{h}_j^{t+1}) \end{aligned} \quad (4-3)$$

其中 α_j^t 和 α_{ij}^t 是融合不同信息的权重， $\mathbf{w}_u \in \mathbb{R}^{2h}$ 、 $\mathbf{w}_p \in \mathbb{R}^{h+d}$ 、 $\mathbf{W}_x \in \mathbb{R}^{h \times d}$ 、 $\mathbf{W}_s \in \mathbb{R}^{h \times d}$ 和 $\mathbf{W}_e \in \mathbb{R}^{h \times d}$ 这些都是需要学习的参数矩阵。

视觉关系预测：在 T 轮智能体通信之后，所有的智能体都完成了状态更新。在测试阶段，对于所有的智能体，我们直接根据预测的分数 s_i^T 来选取所有智能体的物体类别 v_i^T 。之后，我们利用视觉关系分类模型对任意两个智能体之间进行视觉

关系预测。

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_i &= \mathbf{W}_o[\mathbf{h}_i^T, \mathbf{E}[v_i^T]], \quad \mathbf{z}_j = \mathbf{W}_o[\mathbf{h}_j^T, \mathbf{E}[v_j^T]], \\ \mathbf{p}_{ij} &= \text{softmax}([\mathbf{z}_i, \mathbf{z}_j] \odot \mathbf{W}_r \mathbf{z}_{ij} + \mathbf{w}_{v_i^T, v_j^T}), \\ r_{ij} &= \arg \max_{r \in \mathcal{R}} \mathbf{p}_{ij}(r), \end{aligned} \quad (4-4)$$

其中 $\mathbf{W}_o \in \mathbb{R}^{(h+e) \times z}$ 、 $\mathbf{W}_r \in \mathbb{R}^{z \times 2z}$ 都是需要学习的映射矩阵， $\mathbf{z}_{ij} \in \mathbb{R}^z$ 是第 i 个智能体与第 j 个智能体之间预测的视觉关系特征， \odot 是特征融合函数¹， $\mathbf{w}_{v_i^T, v_j^T} \in \mathbb{R}^{|\mathcal{C}|}$ 是基于 VG 数据集统计的视觉关系类别偏置^[139]。

¹不同的特征融合函数对最终的实验性能影响不太。在我们的实验中，我们参考^[149] 使用融合函数： $\mathbf{x} \odot \mathbf{y} = \text{ReLU}(\mathbf{W}_x \mathbf{x} + \mathbf{W}_y \mathbf{y}) - (\mathbf{W}_x \mathbf{x} - \mathbf{W}_y \mathbf{y})^2$.

4.2.2 反事实多智能体学习

在本节，我们将详细介绍 CMAT 中优化目标的细节，具体包括：(1) 符合整体一致性的多智能体策略梯度；(2) 符合局部敏感性的反事实评论家。

优化目标的整体一致性：目前，几乎所有的场景图生成算法都是将交叉熵之和作为模型的优化目标。对于一个预测的场景图 $(\hat{\mathcal{V}}, \hat{\mathcal{E}})$ ，如果人工标注的场景图为 $(\mathcal{V}^{gt}, \mathcal{E}^{gt})$ ，根据交叉熵之和的优化目标，整个模型的损失函数为：

$$L(\theta) = \sum_{ij} (\text{XE}(\hat{v}_i, v_i^{gt}) + \text{XE}(\hat{r}_{ij}, r_{ij}^{gt})) . \quad (4-5)$$

由公式 (4-5) 可以看出，交叉熵之和的优化目标将所有的节点都看成相互独立的。

为了解决上述问题，我们提出将目前流行的交叉熵之和的优化目标替换成下面两种具备整体一致性的优化目标：(1) Recall@K^[53]：计算前 K 个预测中正确预测的三元组所占的百分比。(2) SPICE^[143]：所有三元组预测的准确率和召回率之间的 F 值。由交叉熵之和不同的是，Recall@K 和 SPICE 都是不可导的。因此，CMAT 借助多智能体策略梯度对模型参数进行优化。

多智能体策略梯度：我们首先定义模型 CMAT 中智能体的动作 (action)、策略函数 (policy)、和状态 (state)。然后，我们推导模型参数的梯度公式。

(a) 动作：每个智能体的动作空间是所有的可选择的物体类别的总和，即第 i 的智能体的动作是 v_i^t 。我们用 $V^t = \{v_i^t\}$ 来表示所有智能体的动作。

(b) 状态：我们参考现有工作^[150] 使用递归神经网络 LSTM (信息提取模块) 来编码智能体与环境之间的交互历史。LSTM 的隐含状态 h_i^t 可以看成是第 i 个智能体对局部可见环境状态的近视。我们用 $H^t = \{h_i^t\}$ 来表示所有智能体的状态。

(c) 策略函数：每个智能体的策略函数就是物体类别分类器。在训练阶段，每个智能体的类别通过对分类概率进行采样得到，即： $\mathbf{p}_i^T = \text{softmax}(\mathbf{s}_i^T)$ 。因为 CMAT 只在 T 轮智能体通信之后进行动作采样，根据策略梯度的理论^[144]，CMAT 中梯度计算公式为：

$$\nabla_{\theta} J \approx \sum_{i=1}^n \nabla_{\theta} \log \mathbf{p}_i^T(v_i^T | h_i^T; \theta) Q(H^T, V^T), \quad (4-6)$$

其中， $Q(H^T, V^T)$ 为状态-动作函数 (state-action value function)。不同于现有的基于演员-评论家^[146, 151, 152] (actor-critic) 算法的工作用一个独立的网络来逼近 Q ，在 CMAT 中，我们参考^[153] 直接使用实际的奖励来代替 Q 。这样做的原因主要有两个：(1) 在场景图生成任务中，智能体的数量和动作空间的采样大小都明显大于现

有的多智能体策略梯度的工作，这容易导致训练样本不充足难以训练一个准确的状态-动作函数。（2）直接用实际奖励可以大大减小模型的复杂度，提升训练速度。因此，CMAT 中梯度计算公式变为：

$$\nabla_{\theta} J \approx \sum_{i=1}^n \nabla_{\theta} \log p_i^t(v_i^T | h_i^T; \theta) R(H^T, V^T), \quad (4-7)$$

其中， $R(H^T, V^T)$ 是实际的全局奖励（即：Recall@K 或 SPICE）。另外，值得注意的是， $R(H^T, V^T)$ 里包含一个可以学习的视觉关系分类模型。

优化目标的局部敏感性：从公式 (4-7) 可以看出，全局的奖励是综合考虑了所有智能体预测类别的总贡献，即对每个智能体而已，总贡献是相同的。图 4-5，我们举一个简单的例子来说明这种相同总贡献对场景图生成任务的副作用。如图 4-5 所示，绿色和红色分别表示正确的预测和错误的预测，假定全局奖励是预测正确的三元组数减去预测错误的三元组数，且 (1) (2) 两个场景图中只有节点 “a” 预测不同。

根据公式 (4-7)，(1) 中所有的节点都得到一个正的全局奖励 ($3-1=+2$)，而 (2) 中所有的节点都得到一个负的全局奖励 ($1-3=-2$)。在这个例子中，虽然节点 “b”、“c”、“d” 的预测完全相同，但是计算的梯度方向却完全相反，这将造成许多无效的优化迭代。因此，通过让优化目标满足局部敏感性，即通过计算每个智能体各自的局部奖励，有利于提供更有效的优化信号。

反事实评论家：一个简单的计算某个智能体动作的局部奖励的方法就是将目标智能体的动作替换成其他动作。因此， $R(H^T, V^T) - R(H^T, (V_{-i}^T, \tilde{v}_i^T))$ 可以表示第 i 个智能体的动作 v_i^T 的局部贡献。其中，其中 V_{-i}^T 表示所有除第 i 个智能体以外其他所有智能体都保持默认的动作，而第 i 个智能体采用新的动作 \tilde{v}_i^T 。由于新的动作 \tilde{v}_i^T 有 $|C|$ 种可能性，为了准确地计算 V_{-i}^T 的贡献，我们对所有可能的动作选择进行平均： $\text{CB}^i(H^T, V^T) = \sum p_i^T(\tilde{v}_i^T) R(H^T, (V_{-i}^T, \tilde{v}_i^T))$ ，其中 $\text{CB}^i(H^T, V^T)$ 是第 i 个智能体动作的**反事实基准**。这个反事实基准表示的是无论第 i 个智能体采用的动作，而其他所有智能体采用默认动作时得到的平均的全局奖励。CMAT 的反事实基准模型展示在图 4-6 中。

给定一个全局的奖励 $R(H^T, V^T)$ 和第 i 个智能体动作的反事实基准 $\text{CB}^i(H^T, V^T)$ ，

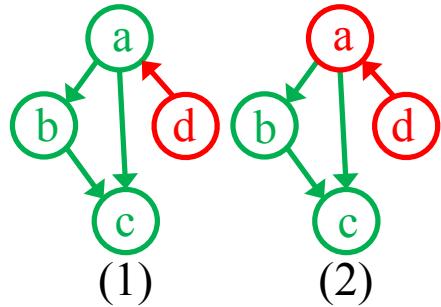


图 4-5 局部敏感性的重要性

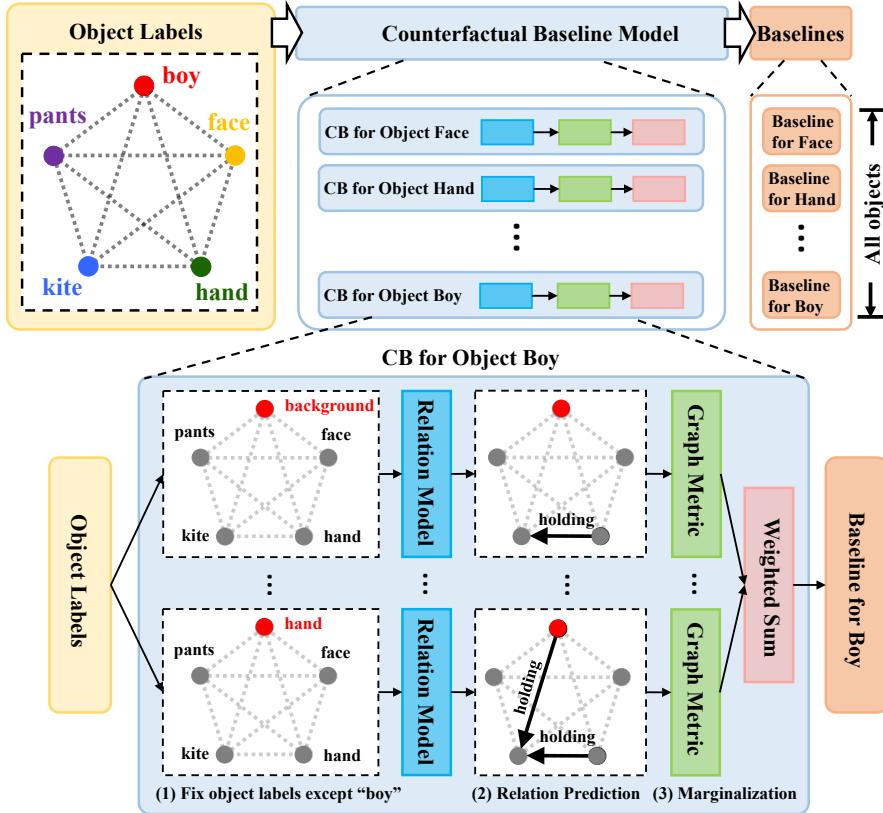


图 4-6 CMAT 中反事实基准模型

我们可以得到第 i 个智能体动作的局部贡献为：

$$A^i(H^T, V^T) = R(H^T, V^T) - \text{CB}^i(H^T, V^T) \quad (4-8)$$

其中， $A^i(H^T, V^T)$ 在演员-评论家算法^[154,155]中常被称为“优势”(advantage)， $\text{CB}^i(H^T, V^T)$ 在策略梯度算法中常被称为“基准”(baseline)，用来减少梯度预测的方差。整个计算 $A^i(H^T, V^T)$ 的网络结果可以合称为“反事实评论家”。此时，参数训练的梯度就变为了：

$$\nabla_{\theta} J \approx \sum_{i=1}^n \nabla_{\theta} \log \mathbf{p}_i^T(v_i^T | h_i^T; \theta) A^i(H^T, V^T) \quad (4-9)$$

最后，我们在加上交叉熵之和损失一起训练，最终参数训练的梯度为：

$$\begin{aligned} \nabla_{\theta} J \approx & \underbrace{\sum_{i=1}^n \nabla_{\theta} \log \mathbf{p}_i^T(v_i^T | h_i^T; \theta) A^i(H^T, V^T)}_{\text{CMAT}} + \\ & \underbrace{\alpha \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \nabla_{\theta} \log \mathbf{p}_{ij}(r_{ij})}_{\text{视觉关系交叉熵之和}} + \underbrace{\beta \sum_{i=1}^n \nabla_{\theta} \log \mathbf{p}_i^T(v_i^T)}_{\text{物体类别交叉熵之和}}, \end{aligned} \quad (4-10)$$

其中， α 和 β 是不同损失之间权衡的权重，额外的交叉熵之和是为了增加模型训练的稳定性^[153]。同样，我们还增加了一个熵正则项^[75,96] 来约束 $\{\mathbf{p}_i^T\}_i$ 。

4.3 实验设置与性能对比

4.3.1 图像场景图生成数据集与实验设定

图像场景图生成数据集：我们使用目前最大的场景图数据集 Visual Genome (VG)^[5]。为了与现有工作能够公平地进行比较，我们采用与现有工作相同的数据集划分和预处理^[58,64,139,156,157]。处理后的图像数据共包含 150 个物体类别和 50 个视觉关系类别。每张图像平均有 11.5 个物体和 6.2 个视觉关系。整个数据集中，70% 的图像数据当成训练集，30% 的图像数据当成测试集。

实验设定：参考现有的文献^[58,63,139]，我们在三种实验设定下评估场景图生成质量：

1. 视觉关系分类 (PredCls)：给定图像、所有的物体框和物体类别，模型需要预测所有的物体组合的视觉关系；
2. 场景图分类 (SGCls)：给定图像和所有的物体框，模型需要预测所有物体类别以及所有物体组合的视觉关系；
3. 场景图检测 (SGDet)：给定图像，模型需要检测物体框、预测所有物体类别以及所有物体组合的视觉关系。

对于视觉关系中物体框检测来说，需要主语 (subject) 和宾语 (object) 与真实准确物体框的交并比 (IoU) 均大于 0.5。按照惯例，我们使用 Recall@20 (R@20)、Recall (R@50) 和 Recall (R@100) 作为场景图生成质量的评价指标。

4.3.2 实验细节

物体检测器：为了公平地与现有工作进行对比，我们采用了与^[139] 相同的物体检测器。具体来说，它是以 VGG 网络^[88] 为主干网络，然后锚框的大小和长宽比与 YOLO-9000^[158] 设置一样，然后用 RoIAlign^[14] 代替 RoIPooling。

训练细节：我们参照之前的策略梯度的工作，将整个训练过程分成两个阶段，并且先使用监督训练对模型进行参数初始化。在监督训练过程中，我们将 RoIAlign 层之前的参数都固定住，

速度与正确率的权衡：在策略梯度的训练过程中，完整的反事实评论家的计算需要对所有可能的物体类别进行加权，通常需要非常多的时间（如：对于 64 个智能体，

每个智能体共有 151 种物体类别选择，则需要超过 9600 次 ($\approx 151 \times 64$) 的评估计算)。幸运的是，我们注意到只有极少数的类别有较大的预测概率。为了速度与正确率之间的权衡，我们只对背景 (background) 和预测概率最高的两种类别进行求和来对所有的类别进行近似。在我们的实验中，这样的实验设定可以把速度提升 70 倍，同时维持相同的实验效果。

SGDet 的后处理：对于场景图生成任务 (SGDet)，为了与之前的工作^[139,159] 公平地进行对比，我们采用相同的后处理操作。具体来说，在对每个 RoI 预测出物体所有类别的概率分布之后，我们对每个类别使用一次非极大值抑制来确定最终的物体类别，以及对应类别的位移偏置。在我们的实验中，非极大值抑制的 IoU 阈值设置为 0.5。

4.3.3 场景图生成性能分析

本节，我们通过大量的对比实验来分析 CMAT 中的不同设计对总体性能的影响，包括全局奖励函数的选择、基准模型的选择、以及多智能体通信步数的选择等。

全局奖励函数的选择：为了验证不同全局奖励对最终场景图生成性能的影响，我们对比了两种全局奖励函数：Recall@K 和 SPICE。在这个实验中，我们使用预测前 20 个三元组来计算对应的 Recall@K 和 SPICE 值。从表 4-1 可以看出，全局奖励函数 Recall@K 和 SPICE 都在交叉熵损失 (XE) 预训练的基础上继续提升性能，这主要是因为全局奖励函数的使用满足优化目标需要的整体一致性。另外，使用 Recall@K 可以得到比 SPICE 稍微好一点的结果，主要是因为目前的场景图生成数据集都是不完全标注的，SPICE 不适合用来评估这类数据集。因此，我们在之后的实验都使用 Recall@K 作为全局奖励函数。

		XE	R@20	SPICE
SGCls	R@20	34.08	35.93	35.27
	SPICE	15.39	16.01	15.90
SGDet	R@20	16.23	16.53	16.51
	SPICE	7.48	7.66	7.64

表 4-1 不同全局奖励函数的选择对性能的影响

基准模型的选择：为了验证不同的基准模型对最终场景图生成性能的影响，我们将本章提出的反事实基准 (CF) 与其他两种流行的基准模型进行对比：“移动平

均”（Moving Average, MA）^[160] 和“自评论”（Self-Critical, SC）^[72]。MA 是一个对奖励动态平均的常数^[75,96]。SC 是对所有的动作采取贪婪选择时得到的奖励。从表 4-2 可以看出，反事实基准可以在交叉熵损失（XE）预训练的基础显著提升性，相反，MA 和 SC 只能提升细微的性能。这主要是因为反事实基准符合局部敏感性，可以对所有的智能体提供更加有效的训练梯度；而 MA、SC 都只能提供全局的奖励，不具备局部敏感性。

		XE	MA	SC	CF
SGCls	R@20	34.08	34.76	34.68	35.93
	R@50	36.90	37.58	37.54	39.00
	R@100	37.61	38.29	38.25	39.75
SGDet	R@20	16.23	16.07	16.37	16.53
	R@50	20.62	20.41	20.82	20.95
	R@100	23.24	23.02	23.41	23.62

表 4-2 不同基准模型对性能的影响

多智能体通信步数的选择：为了验证不同的多智能体通信步数对最终场景图生成性能的影响，我们将通信步数分别从 2 变化到 5。从表 4-3 可以看出，随着通信步数的增加，模型的性能可以持续提升。但是由于 GPU 的限制，我们将最大步数设为 5。和现有的信息传递机制相比，我们的多智能体通信模型可以避免过早饱和的问题，主要的原因是我们没有将视觉关系也看成节点进行信息传递。

		2-step	3-step	4-step	5-step
SGCls	R@20	35.09	35.25	35.40	35.93
	R@50	37.95	38.19	38.37	39.00
	R@100	38.67	38.91	39.09	39.75
SGDet	R@20	16.35	16.43	16.47	16.53
	R@50	20.89	20.88	20.92	20.95
	R@100	23.49	23.50	23.54	23.62

表 4-3 不同多智能体通信步数对性能的影响

	Model	SGDet			SGCls			PredCls		
		R@20	R@50	R@100	R@20	R@50	R@100	R@20	R@50	R@100
Graph Constraint	VRD	-	0.3	0.5	-	11.8	14.1	-	27.9	35.0
	IMP	-	3.4	4.2	-	21.7	24.4	-	44.8	53.0
	MSDN	-	7.0	9.1	-	27.6	29.9	-	53.2	57.9
	AED	6.5	8.1	8.2	18.2	21.8	22.6	47.9	54.1	55.4
	FREQ+	20.1	26.2	30.1	29.3	32.3	32.9	53.6	60.6	62.2
	IMP+	14.6	20.7	24.5	31.7	34.6	35.4	52.7	59.3	61.3
	TFR	3.4	4.8	6.0	19.6	24.3	26.6	40.1	51.9	58.3
	MOTIFS	21.4	27.2	30.3	32.9	35.8	36.5	58.5	65.2	67.1
	G-RCNN	-	11.4	13.7	-	29.6	31.6	-	54.2	59.1
	GPI	-	-	-	-	36.5	38.8	-	65.1	66.9
	KER	-	27.1	29.8	-	36.7	37.4	-	65.8	67.6
	CMAT	22.1	27.9	31.2	35.9	39.0	39.8	60.2	66.4	68.1
No Constraint	AED	-	9.7	11.3	-	26.5	30.0	-	68.0	75.2
	IMP+	-	22.0	27.4	-	43.4	47.2	-	75.2	83.6
	FREQ+	-	28.6	34.4	-	39.0	43.4	-	75.7	82.9
	MOTIFS	22.8	30.5	35.8	37.6	44.5	47.7	66.6	81.1	88.3
	KER	-	30.9	35.8	-	45.9	49.0	-	81.9	88.9
	CMAT	23.7	31.6	36.8	41.0	48.6	52.0	68.9	83.2	90.1

表 4-4 不同场景图生成方法在 VG 数据集上的性能对比

4.3.4 场景图生成性能对比

本节将本章方法与目前最先进的场景图生成算法进行对比。这些方法主要可以分为两大类：(1) VRD^[53], AED^[156], FREQ^[139]。这类方法都是将场景图生成任务分解成物体检测和视觉关系检测两个独立的任务。(2) MSDN^[60], IMP^[58], TFR^[63], MOTIFS^[139], G-RCNN^[64], GPI^[157], KER^[161]。这类方法利用信息传递机制来编码物体间的内在联系。所有的方法都是利用交叉熵之和作为模型的损失函数。

定量性能分析：表 4-4展示了不同场景图生成方法在 VG 数据集上的实验结果。由表 4-4可以看出，CMAT 在所有的评估指标下都达到了最好的性能。尤其值得注意的是，CMAT 在场景图分类 (SGCls) 任务中可以显著提升实验效果（即：在有图限制^[139] 和没有图限制的条件下可以分别提升 3.4% 和 4.3%）。这也刚好符合我们的设计动机，通过将预测物体类别看成智能体的动作选择，较好地提升物体的类

别预测准确率。另一方面，实验结果也表明反事实多智能体学习可以显著的提升场景图生成任务的性能。对于视觉关系分类任务（PredCls），即使我们使用的视觉关系分类模型非常简单，我们仍然可以达到最好的实验性能。这说明 CMAT 中，视觉关系分类模型的输入已经更好地编码了智能体的内部状态。另外，CMAT 模型可以兼容任何效果更好的视觉关系分类模型。对于场景图检测任务（SGDet），CMAT 的提升没有场景图分类任务明显，原因可以来自于物体检测框的准确率特别高。

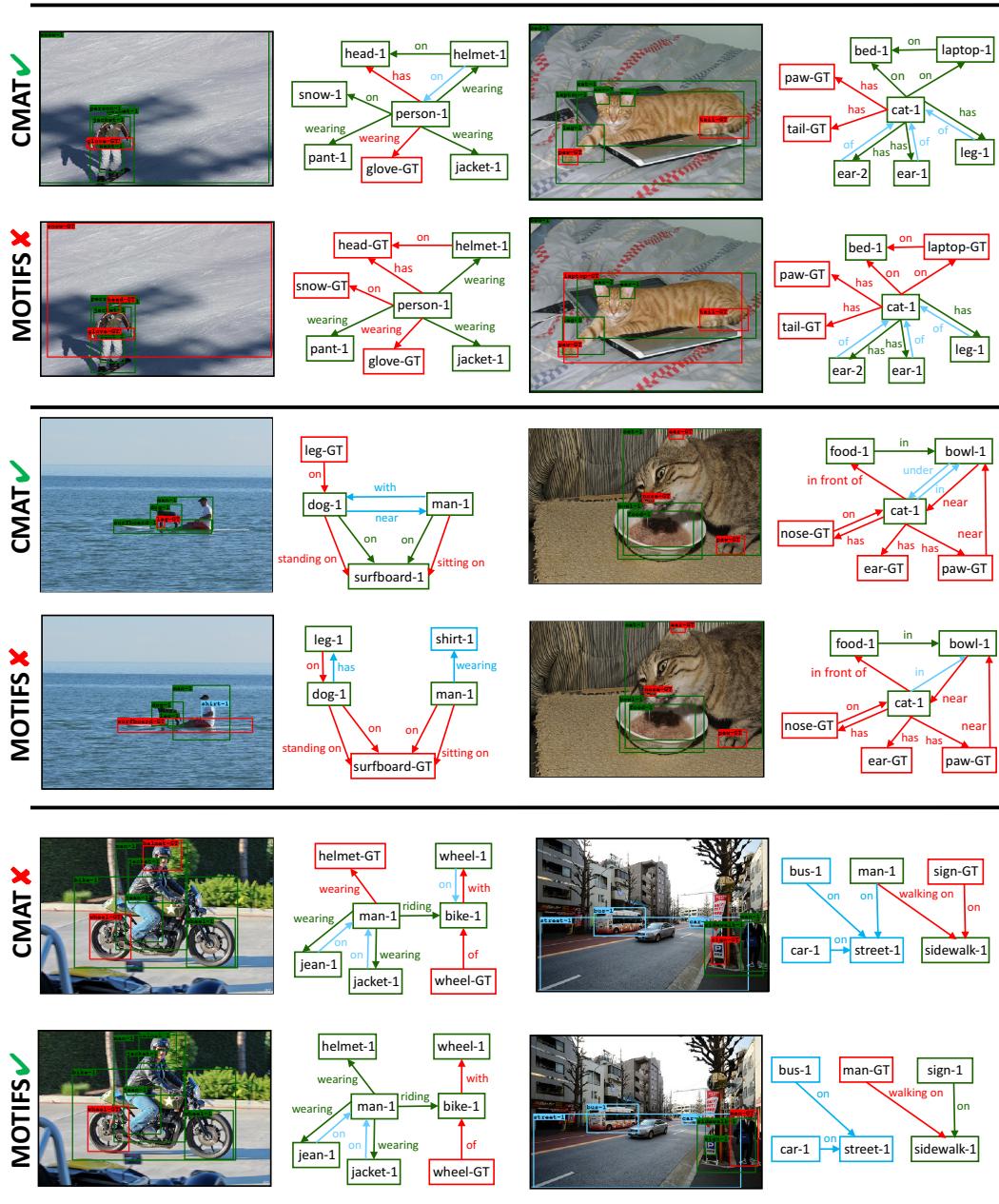


图 4-7 CMAT 和 MOTIFS 在数据集 VG 上的场景图生成结果对比

定性性能对比：图 4-7展示了 CMAT 和 MOTIFS 在数据集 VG 上的场景图生

成结果。由前两排结果看出可以看出，CMAT 很少漏掉一些重要的节点，如“laptop”、“surfboard”等。因为 CMAT 的优化目标满足整体一致性。从第三排结果可以看出，CMAT 的错误主要是检测出比 MOTIFS 更多的未标注的视觉关系（蓝色边）。由于目前使用的评价指标主要是 Recall@K，它主要是基于所有标注的三元组序列的排序结果。因此，如果检测出更多的未标注的正样本，反而得到更低的值。

4.4 本章小结

在本章，我们提出了一个全新的反事实多智能体学习（CMAT）来代替目前场景图生成的优化目标交叉熵之和。CMAT 首先将场景图生成任务看成一个多智能体协同合作任务，并且使用最终的评价指标作为全局奖励；其次，CMAT 通过反事实基准模型将每个智能体的局部贡献分离出来，提供更加有效的训练信号。

5 基于多层空间和通道注意力网络的图像描述语句生成方法

视觉注意力机制已经被广泛地运用在多模态任务中，如描述语句生成、视觉问答等。现有的注意力机制都是空间注意力机制，即只对卷积神经网络的最后一个特征图（feature map）在空间维度上进行加权。但是，卷积神经网络除了空间维度以外，还有通道维度，以及多层的特性。因此，目前的空间注意力机制并没有充分利用卷积神经网络的特性。在本章，我们提出一种全新的卷积神经网络：空间和通道注意力卷积神经网络（Spatial and Channel-wise Attention in CNN, SCA-CNN）。对于图像描述语句生成任务，在生成每个单词的过程中，SCA-CNN 可以动态地融合不同空间位置、不同通道、不同层之间特征的内在联系。我们在图像描述语句生成的三个标准数据集上（Flickr8K, Flickr30K 和 MSCOCO）对模型 SCA-CNN 进行评估，大量的对比实验结果都表明我们提出的空间和通道注意力机制（SCA-CNN）可以显著地提升图像描述语句生成的性能。

5.1 问题描述

视觉注意力机制已经被广泛地证明可以用来提升多模态任务性能，如图像或视频的描述语句生成^[96,162]、视觉问答^[98,99,163]等。注意力机制主要是基于一个合理的设想：人类在做图像描述语句生成任务时，人类不是一次性记住整个图像，而是在生成语句的过程中不断地去调整关注的区域^[164]。具体来说，与之前工作直接将整个图像编码成一个固定的向量表达不同，注意力机制让模型在语句生成过程中不断的调整图像表达，从而生成更加丰富和准确的描述语句。因此，注意力机制也可以看成是一种动态的特征调节机制^[165,166]。

目前主要的图像特征都是通过卷积神经网络进行编码^[88,90]。给定一个大小为 $W \times H \times 3$ 的彩色图像，通常卷积层用一个通道数为 C 的卷积核进行卷积，得到一个大小为 $W' \times H' \times C$ 的特征图，然后这个特征图又输入到后续的网络结构中。三维的特征图中每个通道对应的是卷积核通道对应的响应。其中，卷积核也可以看

成是一种模式检测器：底层的卷积核倾向于检测一些底层的视觉特征（如：边、角等），高层的卷积核倾向于检测一些高层的语义特征（如：物体等）^[167]。通过叠加多个卷积层，卷积神经网络实现对图像的多层次语义特征提取。因此，卷积神经网络的图像特征本质上具有三种维度：空间维度、通道维度、和层级维度。然后，目前所有的工作都只考了空间维度^[96]，即：只利用语句信息对卷积神经网络的最后一个特征图在空间维度上进行加权。

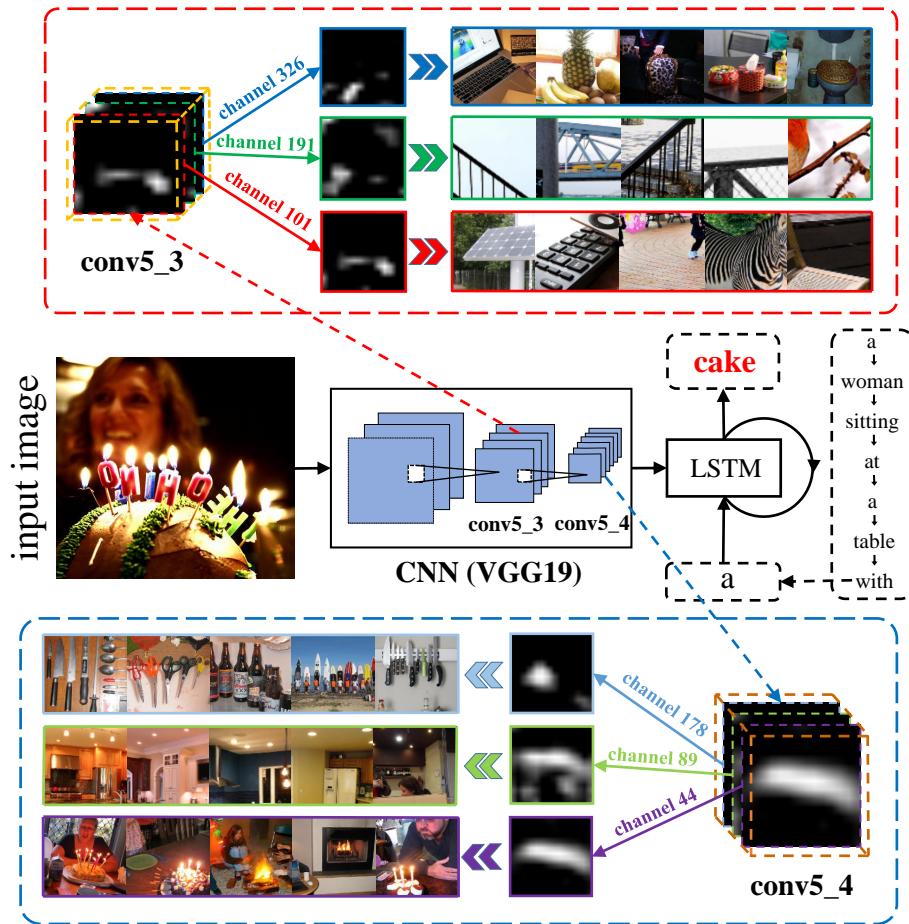


图 5-1 VGG19 网络中 $conv5_4$ 层和 $conv5_3$ 层的通道注意力机制示例图

在本章，我们在基于注意力机制的图像描述语句生成模型中，将充分利用卷积神经网络的图像特征的三个维度。具体来说，我们提出了一种全新的网络结构：空间和通道注意力卷积神经网络（SCA-CNN），对多个卷积层的所有元素都进行加权。如图 5-1 所示，特征图的每一个通道本质上可以认为是一种特定属性或者物体检测器的响应结果，即通道注意力可以看成是生成语句对不同的属性特征进行选择。例如，当模型要预测单词“cake”时，通道注意力会对部分属性特征赋予更大的权重，如火、光、蜡烛形状等。另外，由于每个卷积层都是底层卷积的输出

结果，因此，可以对多个不同的卷积层都使用空间和通道注意力机制，让低层特征（如图 5-1 中 *conv5_3*）关注更加底层的属性特征。

我们在三个标准的数据集（Flickr8K、Flickr30K 和 MSCOCO）对 SCA-CNN 的性能进行评估。SCA-CNN 可以比现有的空间注意力模型^[96] 在评价指标 BLEU4 上提升 4.8%。总而言之，我们提出了一种全新的卷积神经网络结构，对网络特征层在空间上、通道上、和层级上三个维度进行注意力加权。SCA-CNN 模型是一种通用的结构，可以运用在任意的网络结构和网络层上，如 VGG^[88] 和 ResNet^[90]。SCA-CNN 也帮助我们更好的理解卷积神经网络特征在描述语句生成过程中的变化过程。

5.2 空间和通道注意力机制

5.2.1 概述

我们采用流行的编码-解码框架对图像生成描述语句，即先用编码器（卷积神经网络）将图像编码成一个向量表达，然后使用解码器（递归神经网络）将图像视觉表达解码成描述语句。如图 5-2 所示，SCA-CNN 利用语句信息对不同层级的特征进行空间和通道注意力加权。

假设模型在生成第 t 个单词，此时 LSTM 的隐含状态为 $\mathbf{h}_{t-1} \in \mathbb{R}^d$ ，其中 d 是隐含状态的维度。对于第 l 层的特征，SCA-CNN 根据 \mathbf{h}_{t-1} 和目前的卷积特征 \mathbf{V}^l ，可以得到新的卷积特征 \mathbf{X}^l ：

$$\begin{aligned}\mathbf{V}^l &= \text{CNN}(\mathbf{X}^{l-1}), \\ \gamma^l &= \Phi(\mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{V}^l), \\ \mathbf{X}^l &= f(\mathbf{V}^l, \gamma^l).\end{aligned}\tag{5-1}$$

其中， $\Phi(\cdot)$ 是空间和通道注意力函数， \mathbf{V}^l 是上一个卷积层的输出 \mathbf{X}^{l-1} 之后再接卷积层或池化层^[88,90]， $f(\cdot)$ 是线性加权函数。当卷积特征达到最后一层（第 L 层）时，我们使用 \mathbf{X}^L 来生成第 t 个单词：

$$\begin{aligned}\mathbf{h}_t &= \text{LSTM}(\mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{X}^L, y_{t-1}), \\ y_t &\sim p_t = \text{softmax}(\mathbf{h}_t, y_{t-1}).\end{aligned}\tag{5-2}$$

其中， $p_t \in \mathbb{R}^{|\mathcal{D}|}$ 是字典中所有单词的预测概率， \mathcal{D} 是字典包含训练集语句中出现的所有单词。

如果注意力参数 γ^l 与特征 \mathbf{V}^l 或 \mathbf{X}^l 同时的尺寸 $(W^l \times H^l \times C^l)$ ，其计算量大小为 $\mathcal{O}(W^l H^l C^l k)$ ，其中 k 是卷积网络特征 \mathbf{V}^l 和 LSTM 的隐含状态 \mathbf{h}_{t-1} 映射到同

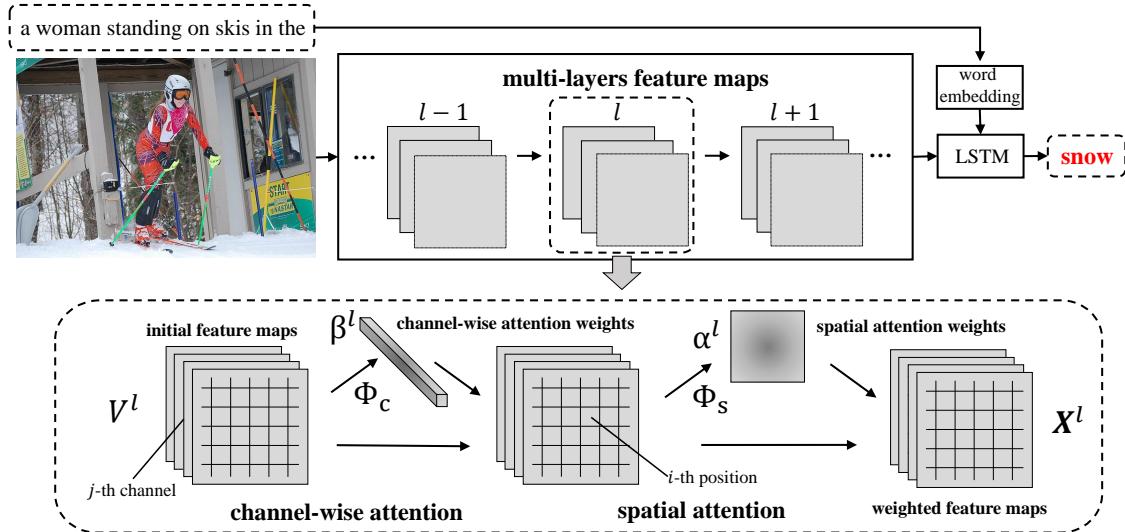


图 5-2 空间和通道注意力卷积神经网络流程图

一空间中的维度大小。在特征图尺寸非常大时，对 GPU 的需求比较大。因此，我们提出将三维的 γ^l 分解成空间注意力参数 α^l 和通道注意力参数 β^l :

$$\alpha^l = \Phi_s(\mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{V}^l), \quad (5-3)$$

$$\beta^l = \Phi_c(\mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{V}^l). \quad (5-4)$$

其中 Φ_c 和 Φ_s 分别表示通道注意力模型和空间注意力模型。这种简化将极大地减小计算空间到 $\mathcal{O}(C^l k + W^l H^l k)$ 。

5.2.2 空间注意力机制

通常，每个单词只与图像中的部分区域有关，如图 5-1，当预测单词“cake”时，只有包含蛋糕的图像区域对于“cake”的预测有用。因此，在生成每个单词时，都用同一个全局图像特征容易使模型陷入局部最优解。空间注意力机制就是对不同的图像区域（空间上）赋予不同的权重。为了不失一般性，我们省略层数上角标 l 。我们先将视觉特征 \mathbf{V} 变形成 $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_m]$ ，其中 $\mathbf{v}_i \in \mathbb{R}^C$ ， $m = W \cdot H$ ， $\mathbf{v}_i \in \mathbb{R}^C$ 可以看成是第 i 个位置的图像特征。给定上一个时刻的 LSTM 的隐含状态 \mathbf{h}_{t-1} ，我们使用单层神经网络生成空间注意力权重 α :

$$\begin{aligned} \mathbf{a} &= \tanh((\mathbf{W}_s \mathbf{V} + b_s) \oplus \mathbf{W}_{hs} \mathbf{h}_{t-1}), \\ \alpha &= \text{softmax}(\mathbf{W}_i \mathbf{a} + b_i). \end{aligned} \quad (5-5)$$

其中， $\mathbf{W}_s \in \mathbb{R}^{k \times C}$ 、 $\mathbf{W}_{hs} \in \mathbb{R}^{k \times d}$ 、 $\mathbf{W}_i \in \mathbb{R}^k$ 都是需要学习的映射矩阵，这些矩阵分别将视觉特征、隐含状态映射到同一个维度。 \oplus 表示矩阵和向量相加，即对矩阵中的每一个列向量都加上该向量。 $b_s \in \mathbb{R}^k$, $b_i \in \mathbb{R}^1$ 是模型中可学习的偏置。

5.2.3 通道注意力机制

从公式 5-3 中可以看出，空间注意力机制需要使用视觉特征 \mathbf{V} 计算空间注意力参数，我们也同时可以使用通道注意力机制对 \mathbf{V} 进行通道注意力加权。因为卷积神经网络的特征图的每一个通道本质上可以认为是一种特定属性或者物体检测器的响应结果，因此，对特征图使用通道注意力机制可以看成是对不同的语义特征进行删选的过程。

对于通道注意力机制，我们先将特征图 \mathbf{V} 转变为 \mathbf{U} ，其中 $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_C]$ 、 $\mathbf{u}_i \in \mathbb{R}^{W \times H}$ 表示特征图 \mathbf{V} 的第 i 个通道， C 是总的通道数。然后我们对每个通道使用平均池化，得到通道特征 \mathbf{v} ：

$$\mathbf{v} = [v_1, v_2, \dots, v_C], \mathbf{v} \in \mathbb{R}^C, \quad (5-6)$$

其中标量 v_i 是向量 \mathbf{u}_i 的平均，表示第 i 个通道的特征。于是，通道注意力模型 Φ_c 可以定义为：

$$\begin{aligned} \mathbf{b} &= \tanh((\mathbf{W}_c \otimes \mathbf{v} + b_c) \oplus \mathbf{W}_{hc} \mathbf{h}_{t-1}), \\ \beta &= \text{softmax}(\mathbf{W}'_i \mathbf{b} + b'_i). \end{aligned} \quad (5-7)$$

其中 $\mathbf{W}_c \in \mathbb{R}^k$ 、 $\mathbf{W}_{hc} \in \mathbb{R}^{k \times d}$ 和 $\mathbf{W}'_i \in \mathbb{R}^k$ 是需要学习的映射矩阵， \otimes 表示向量间的外积， $b_c \in \mathbb{R}^k, b'_i \in \mathbb{R}^1$ 是模型可学习的偏置。

根据空间注意力模型和通道注意力模型的顺序，共有两种可能的组合结果：

通道-空间模型 (Channel-Spatial)：第一类是先使用通道注意力机制再使用空间注意力机制。对于这类，如图 5-2 所示，给定一个初始的视觉特征图 \mathbf{V} ，我们先使用通道注意力模型 Φ_c 得到通道注意力权重 β ，然后利用 β 对 \mathbf{V} 进行线性加权。之后，我们将加权的特征图输入到空间注意力模型 Φ_s 得到空间注意力权重 α 。在得到注意力权重 α 和 β 之和，我们可以得到最终的特征图 \mathbf{X} ：

$$\begin{aligned} \beta &= \Phi_c(\mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{V}), \\ \alpha &= \Phi_s(\mathbf{h}_{t-1}, f_c(\mathbf{V}, \beta)), \\ \mathbf{X} &= f(\mathbf{V}, \alpha, \beta). \end{aligned} \quad (5-8)$$

其中， $f_c(\cdot)$ 表示特征图通道与通道注意力权重在通道维度上进行乘积。

空间-通道模型 (Spatial-Channel)：第二类是先使用空间注意力机制再使用通道注意力机制。对于这类，给定一个初始的视觉特征图 \mathbf{V} ，我们先使用空间注意力

模型 Φ_s 得到空间注意力权重 α 。通过 α 、线性函数 $f_s(\cdot)$ 和通道注意力模型 Φ_c ，我们可以得到最终的特征图 \mathbf{X} :

$$\begin{aligned}\alpha &= \Phi_s(\mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{V}), \\ \beta &= \Phi_c(\mathbf{h}_{t-1}, f_s(\mathbf{V}, \alpha)), \\ \mathbf{X} &= f(\mathbf{V}, \alpha, \beta).\end{aligned}\tag{5-9}$$

其中， $f_s(\cdot)$ 表示特征图空间不同区域特征与空间注意力权重进行乘积。

5.3 实验设置与性能对比

5.3.1 图像描述语句生成数据集

Flickr8k^[168]: 它一共包含 8000 张图像。按照官方划分，我们将其中 6000 张图像作为训练集，1000 张图像为验证集，以及 1000 张图像为测试集。

Flickr30k^[169]: 它一共包含 31000 张图像。因为这个数据集缺少官方划分，我们采用与之前工作^[87]同样的划分。在这种划分中，29000 张图像作为训练集，1000 张图像为验证集，以及 1000 张图像为测试集。

MSCOCO^[3]: 根据该数据集的官方划分，训练集包含 82783 张图像，验证集包含 40504 张图像，以及测试集包含 40775 张图像。对于官方测试集，由于所有的图像都没有公布其中的人工标注信息，我们同样参考之前的工作^[87]将官方验证集划分为验证集和测试集两部分，其中验证集和测试集各包含 5000 张图像。

5.3.2 评价指标

BLEU^[170] (B@1, B@2, B@3, B@4): BLEU (Bilingual evaluation understudy) 比较生成语句和所有人工标注语句中的 n 元词组 (n-gram) 的准确率，然后对所有的 n 元词组计算几何平均数。其中，实验表明使用四元词组 (即 $n = 4$) 计算得到的评估结果与人工的评估结果最接近。

METEOR^[171] (MT): METEOR (Metric for Evaluation of Translation with Explicit ORdering) 是基于生成语句和人工标注语句中一元词组的对齐关系。先对所有的一元词组进行精确匹配、近义词匹配、词干匹配之后，计算所有一元词组匹配的 F 分数 (F-measure)。同时，METEOR 引入一个权重系数，对生成过长的语句减小权重系数，通过对 F 分数进行加权得到每个生成语句的分数。对于多个人工标注语句，

METEOR 分别用生成语句和每个标注语句单独计算分数，然后选取其中的最高分作为最终的分数。

CIDEr^[172] (CD): CIDEr (Consensus-based Image Description Evaluation) 先将所有单词进行词干提取 (stemming)，然后对所有预处理后的语句中的 n 元词组利用 TF-IDF^[173] 进行加权，最后利用所有 n 元词组的余弦相似度得到分数。

ROUGE-L^[174] (RG): ROUGE(Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation) 先找到生成语句和人工标注语句之间最长的相同序列，然后基于最长的相同序列计算匹配的 F 分数。同样，对于多个人工标注语句，ROUGE-L 分别单独计算与每个标注语句的分数，然后选取最高分作为最终分数。

总之，这四种评价指标都是通过比较生成语句和人工标注语句中 n 元词组的匹配程度。所有实验中这些评价指标的计算都是采用 MSCOCO 官方的测评工具 (<https://github/tylin/coco-caption>)。

5.3.3 实验设定

对于图像编码部分，我们采用两种流行的卷积神经网络: VGG-19^[88] 和 ResNet-152^[90]。对于文本解码部分，我们使用 LSTM^[94] 来生成描述语句中的单词。单词编码的维度和 LSTM 的隐含状态的维度分别设定为 100 和 1000。用于计算注意力权重的共同空间维度设置为 512。对于 Flickr8k 数据集，batch size 设置为 16；对于 Flickr30k 和 MSCOCO，batch size 设置为 64。为了避免过拟合，我们采用 dropout 和 early stopping。我们整个模型采用端到端的训练方式，用优化算法 Adadelta^[175] 进行参数优化。整个语句的生成过程将会终止当模型刚好预测一个特定的“END”字符或者达到了预先设定的句子最长的长度。在测试阶段，我们采用 BeamSearch^[19] 的方法，在每个时刻选择 5 个句子作为候选答案。

5.3.4 通道注意力机制的性能分析

实验设定: 本小节主要探讨通道注意力机制对现有空间注意力模型的影响。我们总共比较了五种实验设定：(1) **Spatial**: 它是一个空间注意力模型，对卷积网络最后一层特征图先计算空间注意力权重，然后对最后一层特征图的不同空间区域特征进行加权。对于 VGG19 和 ResNet152 网络，最后一层分别为 *conv5_4* 和 *res5c*。对最后一层进行加权之后，我们将加权后的特征图输入的原本的网络结构中。对于 VGG19 网络而言，*conv5_4* 层之后还有两个全连接层；对于 ResNet152 网络而言，*res5c* 层之后是一个平均池化层。(2) **Channel**: 它是一个通道注意力模型，和空间

注意力模型 Spatial 基本相同，除了将空间注意力模型（公式(5-3)）替换成通道注意力模型（公式(5-4)）。(3) **Channel-Spatial**: 第一种融合方式，先执行通道注意力模型，再执行空间注意力模型（公式(5-8)）。(4) **Spatial-Channel**: 第二种融合方法，先执行空间注意力模型，再执行通道注意力模型（公式(5-9)）。(5) **HAT**: 它是 Xu 等人^[96]提出的“硬”注意力模型（Hard-Attention, HAT）。HAT 模型和 Spatial 模型一样，属于空间注意力模型。相比于 Spatial 模型，主要有两个区别：第一个是注意力权重和特征图的融合方式，第二个是是否将加权的特征图输入到候选的网络结构中。所有的实验结果都展示在表 5-1 中。

实验结果：从表 5-1 中可以看出，(1) 对于 VGG19 网络而言，Spatal 模型的结果比 HAT 的好；但对于 ResNet152 网络，实验结果相反。这主要的原因在于 VGG19 网络中有全连接层，可以保持空间语义信息，而 ResNet152 网络中只有只有平均池化层，将会破坏原有的空间语义信息。(2) 相比于 VGG19 网络，Channel 模型在 ResNet152 中可以显著提升性能（与 Spatial 模型相比）。这主要的原因在于 ResNet152 的最后一个卷积特征图拥有更多的通道数（如：ResNet152 有 2048 个通道相比于 VGG19 有 512 个通道）。(3) 在 ResNet152 网络中，相比于 Spatial 模型，Channel-Spatial 和 Spatial-Channel 都能显著提升性能。这说明通道注意力机制在特征图通道数足够大时能显著提升性能。(4) 在 VGG19 和 ResNet152 网络中，Channel-Spatial 和 Spatal-Channel 两个模型的效果都非常接近，其中 Channel-Spatial 稍微高一点，在之后的实验中，我们使用 Channel-Spatial 作为融合方式。

5.3.5 多层注意力机制的性能分析

实验设定：本小节主要探讨对不同的卷积层使用空间注意力机制或通道注意力机制对模型性能的影响。我们分别对 Spatial 模型和 Channel-Spatial 模型进行了不同层数的实验：一层 (1-layer)、两层 (2-layer)、和三层 (3-layer)。对于 VGG19 网络，这三层分别表示：`conv5_4`、`conv5_3`、`conv5_2`；对于 ResNet152 网络，这三层分别表示 `res5c`、`res5c_branch2b`、`res5c_branch2a`。在我们的实验中，对于更多的层，我们先使用已训练好的参数作为初始化，将极大地减小训练时间和收敛速度。

实验结果：从表 5-2 和表 5-3 可以看出：(1) 在绝大多数的实验设定中，模型都可以通过在更多的卷积层上使用注意力机制来提升实验结果。这主要是因为在多层次上使用注意力机制可以帮助模型在不同的层次的语义特征上进行关注。(2) 在太多的卷积层上使用注意力机制也容易造成过拟合。例如：当注意力机制改变的层数增加时，Flickr8K 更容易造成性能下降（Flickr8K 有 6000 张训练图像，而

Dataset	Network	Method	B@4	MT	RG	CD
Flickr8k	VGG	Spatial	23.0	21.0	49.1	60.6
		HAT	21.3	20.3	—	—
		Channel	22.6	20.3	48.7	58.7
		Spatial-Channel	22.6	20.9	48.7	60.6
		Channel-Spatial	23.5	21.1	49.2	60.3
	ResNet	Spatial	20.5	19.6	47.4	49.9
		HAT	21.7	20.1	48.4	55.5
		Channel	24.4	21.5	50.0	65.5
		Spatial-Channel	24.8	22.2	50.5	65.1
		Channel-Spatial	25.7	22.1	50.9	66.5
Flickr30k	VGG	Spatial	21.1	18.4	43.1	39.5
		HAT	19.9	18.5	—	—
		Channel	20.1	18.0	42.7	38.0
		Spatial-Channel	20.8	17.8	42.9	38.2
		Channel-Spatial	21.0	18.0	43.3	38.5
	ResNet	Spatial	20.5	17.4	42.8	35.3
		HAT	20.1	17.8	42.9	36.3
		Channel	21.5	18.4	43.8	42.2
		Spatial-Channel	21.9	18.5	44.0	43.1
		Channel-Spatial	22.1	19.0	44.6	42.5
MS COCO	VGG	Spatial	28.2	23.3	51.0	85.7
		HAT	25.0	23.0	—	—
		Channel	27.3	22.7	50.1	83.4
		Spatial-Channel	28.0	23.0	50.6	84.9
		Channel-Spatial	28.1	23.5	50.9	84.7
	ResNet	Spatial	28.3	23.1	51.2	84.0
		HAT	28.4	23.2	51.2	84.9
		Channel	29.5	23.7	51.8	91.0
		Spatial-Channel	29.8	23.9	52.0	91.2
		Channel-Spatial	30.4	24.5	52.5	91.7

表 5-1 VGG-19 网络和 ResNet-152 网络单层注意力机制的性能对比

MSCOCO 有 82783 张训练图像)。

5.3.6 空间和通道注意力卷积神经网络的性能比较

实验设定：我们与目前效果最好的图像描述语句算法进行对比，这些方法主要可以分为三类：(1) Deep VS^[87]、NIC^[19]、m-RNN^[92]：这些都是端到端的编码-解码框架，模型中没有包含注意力机制。(2) SAT^[96] 和 HAT^[96] 是空间注意力模型。其中 SAT (Soft-ATtention) 是在每步生成单词的过程中对所有的空间区域进行线性

Dataset	Network	Method	B@4	MT	RG	CD
Flickr8k	VGG	1-layer	23.0	21.0	49.1	60.6
		2-layer	22.8	21.2	49.0	60.4
		3-layer	21.6	20.9	48.4	54.5
	ResNet	1-layer	20.5	19.6	47.4	49.9
		2-layer	22.9	21.2	48.8	58.8
		3-layer	23.9	21.3	49.7	61.7
Flickr30k	VGG	1-layer	21.1	18.4	43.1	39.5
		2-layer	21.9	18.5	44.3	39.5
		3-layer	20.8	18.0	43.0	38.5
	ResNet	1-layer	20.5	17.4	42.8	35.3
		2-layer	20.6	18.6	43.2	39.7
		3-layer	21.0	19.2	43.4	43.5
MS COCO	VGG	1-layer	28.2	23.3	51.0	85.7
		2-layer	29.0	23.6	51.4	87.4
		3-layer	27.4	22.9	50.4	80.8
	ResNet	1-layer	28.3	23.1	51.2	84.0
		2-layer	29.7	24.1	52.2	91.1
		3-layer	29.6	24.2	52.1	90.3

表 5-2 空间注意力模型在 VGG-19 网络和 ResNet-152 网络下不同层的性能对比

加权，而 HAT (Hard-ATTention) 是在每步生成单词的过程中对所有的区域只采样其中一个特征。(3) gLSTM^[176] 和 ATT^[177] 是属性注意力机制。其中 gLSTM 使用图像和生成的描述语句作为全局的属性信息，ATT 使用图像额外检测的属性作为属性信息。表 5-4 的结果“ours(V)”和“ours(R)”分别表示 VGG19 和 ResNet152 网络中两层 Channel-Spatial 模型。另外，我们还将模型上传到 MSCOCO 在线服务器对官方测试集进行预测，结果展示在表 5-5 中。

实验结果：从表 5-4 和表 5-5 中可以看出，SCA-CNN 可以超过目前现有的模型，这是因为 SCA-CNN 分别考虑了卷积神经网络特征层的三个维度：空间、通道和层级，而其他的方法只考虑了其中一个维度。在 MSCOCO 在线服务器上，SCA-CNN 性能比 ATT 和 NIC 低的主要原因来自两个方面：(1) ATT 和 NIC 都是集成模型 (ensemble model) 的结果，而 SCA-CNN 是单个模型的结果。(2) 它们使用更强的卷积神经网络对输入图像提取特征，如 NIC 使用 Inception-V3 网络^[178] 而 SCA-CNN 只使用 ResNet152 网络。

Dataset	Network	Method	B@4	MT	RG	CD
Flickr8k	VGG	1-layer	23.5	21.1	49.2	60.3
		2-layers	22.8	21.6	49.5	62.1
		3-layers	22.7	21.3	49.3	62.3
	ResNet	1-layer	25.7	22.1	50.9	66.5
		2-layers	25.8	22.4	51.3	67.1
		3-layers	25.3	22.9	51.2	67.5
Flickr30k	VGG	1-layer	21.0	18.0	43.3	38.5
		2-layers	21.8	18.8	43.7	41.4
		3-layers	20.7	18.3	43.6	39.2
	ResNet	1-layer	22.1	19.0	44.6	42.5
		2-layers	22.3	19.5	44.9	44.7
		3-layers	22.0	19.2	44.7	42.8
MS COCO	VGG	1-layer	28.1	23.5	50.9	84.7
		2-layers	29.8	24.2	51.9	89.7
		3-layers	29.4	24.0	51.7	88.4
	ResNet	1-layer	30.4	24.5	52.5	91.7
		2-layers	31.1	25.0	53.1	95.2
		3-layers	30.9	24.8	53.0	94.7

表 5-3 空间和通道注意力模型在 VGG-19 网络和 ResNet-152 网络下不同层的性能对比

Model	Flickr8k				Flickr30k				MS COCO			
	B@2	B@3	B@4	MT	B@2	B@3	B@4	MT	B@2	B@3	B@4	MT
Deep VS	38.3	24.5	16.0	—	36.9	24.0	15.7	—	45.0	32.1	23.0	19.5
NIC	41.0	27.0	—	—	42.3	27.7	18.3	—	46.1	32.9	24.6	—
m-RNN	—	—	—	—	41.0	28.0	19.0	—	49.0	35.0	25.0	—
SAT	44.8	29.9	19.5	18.9	43.4	28.8	19.1	18.5	49.2	34.4	24.3	23.9
HAT	45.7	31.4	21.3	20.3	43.9	29.6	19.9	18.5	50.4	35.7	25.0	23.0
gLSTM	45.9	31.8	21.2	20.6	44.6	30.5	20.6	17.9	49.1	35.8	26.4	22.7
ATT	—	—	—	—	46.0	32.4	23.0	18.9	53.7	40.2	30.4	24.3
ours(V)	46.6	32.6	22.8	21.6	45.3	31.7	21.8	18.8	53.3	39.7	29.8	24.2
ours(R)	49.6	35.9	25.8	22.4	46.8	32.5	22.3	19.5	54.8	41.1	31.1	25.0

表 5-4 不同描述语句生成算法在数据集 Flickr8k、Flickr30k 和 MSCOCO 上的性能对比

Model	B@1		B@2		B@3		B@4		METEOR		ROUGE-L		CIDEr	
	c5	c40	c5	c40	c5	c40								
ours	71.2	89.4	54.2	80.2	40.4	69.1	30.2	57.9	24.4	33.1	52.4	67.4	91.2	92.1
HAT	70.5	88.1	52.8	77.9	38.3	65.8	27.7	53.7	24.1	32.2	51.6	65.4	86.5	89.3
ATT	73.1	90.0	56.5	81.5	42.4	70.9	31.6	59.9	25.0	33.5	53.5	68.2	95.3	95.8
NIC	71.3	89.5	54.2	80.2	40.7	69.4	30.9	58.7	25.4	34.6	53.0	68.2	94.3	94.6

表 5-5 不同图像描述语句生成算法在数据集 MSCOCO 的在线服务器上的性能对比

5.3.7 空间注意力和通道注意力权重的可视化

如图 5-3，我们还提供了一些 SCA-CNN 模型的注意力权重的在 VGG19 网络的可视化示例。其中“Layer-1”和“Layer-2”分别表示 *conv5_4* 和 *conv5_3* 层。每个示例包含三句描述语句：“Ours”(SCA-CNN)、“SAT”(Soft-ATtention) 和 “GT”(Ground Truth)。第二列的上部分是空间注意力权重，白色部分表示空间注意力权重较大，而灰色部分表示空间注意力权重较小。第二列下部分为所有通道权重的直方统计图。第三列的数字表示通道注意力权重最大的两个通道编号。后面的五张图像是数据集 MSCOCO 训练集中对同样通道编号响应最大的图像，其中红色框表示对应通道最强响应的感受野。为了简洁，我们只展示了预测语句中的其中一步。

5.4 本章小结

在本章，我们提出了一种全新的基于注意力机制的卷积神经网络 (SCA-CNN) 对图像生成描述语句。SCA-CNN 充分利用了句卷积神经网络特征图的三个维度：空间、通道和层级；并且在图像描述语句生成任务达到了目前最好的性能。本章的贡献不仅仅是提出了一个更强的注意力机制，同时帮助理解在语句生成过程中，注意力机制在卷积特征中的变化。



图 5-3 空间注意力和通道注意力权重的可视化结果

6 基于密集型自底向上网络的视频片段检索方法

在本章，我们主要解决视频片段检索任务。具体来说，给定一个查询（如：自然语句或者视频片段）和一段未裁剪的视频序列，模型需要在视频序列中定位出和查询内容相匹配的片段。目前，主流的视频片段检索方法可以分为两大类：(1) 自顶向下 (Top-down) 的方法：它们先将整个视频序列切分为若干候选片段，然后对每个候选片段进行分类和回归。分类主要是计算候选片段与查询的相似度，回归主要是微调片段的位置。(2) 自底向上 (Bottom-up) 的方法：先将视频序列和查询进行特征融合，然后对融合后的特征序列中的每一帧预测其属于视频序列定位边界的概率（起始时刻和终止时刻）。然后这两类方法都各自具有明显的缺点：自顶向下的方法需要人为地预先设定许多切分的规则（如：候选片段的大小、候选片段的数量等）同时定位速度也较慢，而自底向上的方法的性能还低于自顶向上的方法。在本章，我们重点分析了目前的自底向上方法的设计缺陷，提出了一种全新的密集型自底向上框架。我们将位于起始时刻和终止时刻之间的每一帧都看成是正样本，每一个正样本帧都回归一个独特的离定位边界的距离。同时为了更好的适应密集型自底向上的框架，我们还提出了一种基于图结构的特征金字塔网络，来强化目前的骨干网络 (backbone)。我们先将多尺度的特征帧映射到同一个语义空间中，然后利用图卷积学习到语义空间中不同特征的内在联系。我们在常用的四个视频片段检索数据集 (TACoS^[179]、Charades-STA^[20]、ActivityNet Captions^[180]、Activity VRL^[109]) 中验证了我们方法的有效性，我们提出的密集型自底向上网络不仅可以在性能上超过目前所有的方法，同时可以保持和其他自底向上的模型相同的定位速度。

6.1 问题描述

基于查询的视频片段检索 (Query-based Video Localization, QBVL) 是视频场景理解领域一个重要的研究问题。它不仅仅需要准确地把握检索内容的语义信息，同时需要对视频内容有正确的理解。随着大规模视频数据集的出现和视频特征学习的发展，目前主要有两种视频片段检索任务：(1) 第一种是基于语句的视频片段检

索，即查询内容是一个自然语言描述语句（如图 6-1 (a)）。(2) 第二种是基于视频片段的视频片段检索，即查询内容是包含一个动作的短视频片段（如图 6-1 (b)）。这两种视频片段检索任务拥有同样的目标：在视频序列中定位出两个边界时刻（即起始时刻和终止时刻），使得从起始时刻到终止时刻之间的视频片段内容刚好和查询内容一致。视频片段检索任务也是许多重要的视频应用的技术基础，例如：基于内容的精彩片段检索、行人重识别等。

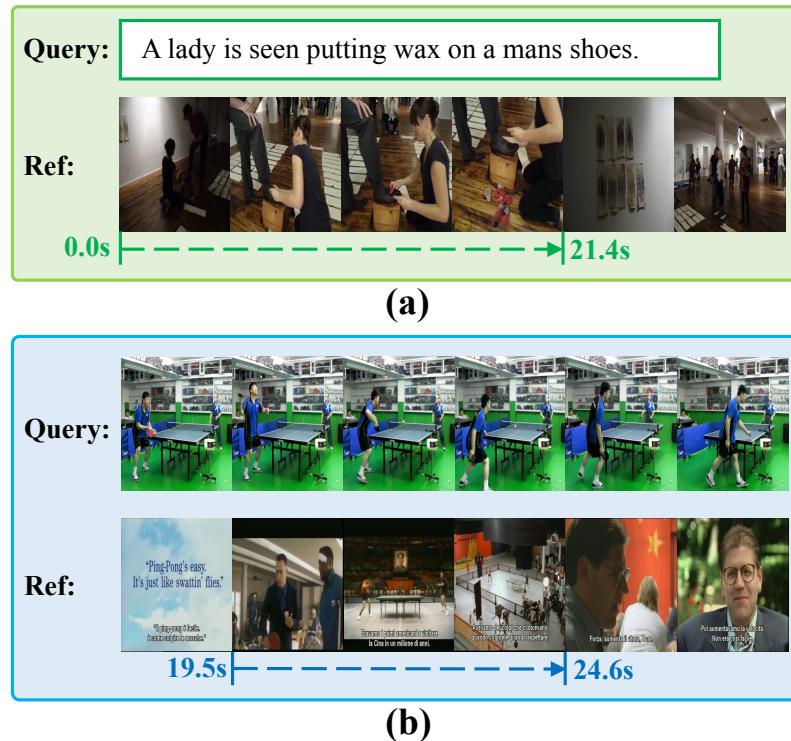


图 6-1 两种视频片段检索任务

到目前为止，绝大多数的视频片段检索方法都属于自顶向下框架：它们将视频序列切分为众多的候选视频片段，然后对每个候选片段进行分类和回归任务。具体来说，这种自顶向下的框架又可以分为两类：(1) 滑窗型^[20,102,103,181–185]：它们预先定义一系列不同大小的滑窗，然后通过滑窗密集地将视频“显式”地切分成若干候选视频片段，最后对查询和候选片段分别提取特征。这样，基于查询的视频片段检索问题就转变为一个简单的相似度匹配问题。但是这类方法忽略了视频中周围其他视频帧的内在联系，这些周围帧往往对视频理解有着巨大的帮助^[186]。(2) 锚框型^[104,187]：它们不像滑窗型直接将视频预先切分，而是在每个视频帧上都定义若干锚框，然后对每个锚框内的视频进行分类和预测。为了充分利用周围的视频帧，它们通常用递归神经网络将所有的视频帧进行串接。这类方法可以看成是基于锚框型的目标检测方法^[11]在视频领域的拓展。

尽管这些自顶向下的模型（包括滑窗型和锚框型）可以在多个数据集上达到目前最好的性能，但是这类方法本质上仍然许多一些不可避免的缺点：(1) 最终的实验结果受预先定义的规则影响较大（如滑窗或锚框的大小、数量等）；(2) 为了尽可能的提高召回率，模型必须增大滑窗或锚框数量，导致计算量增大、定位速度慢。

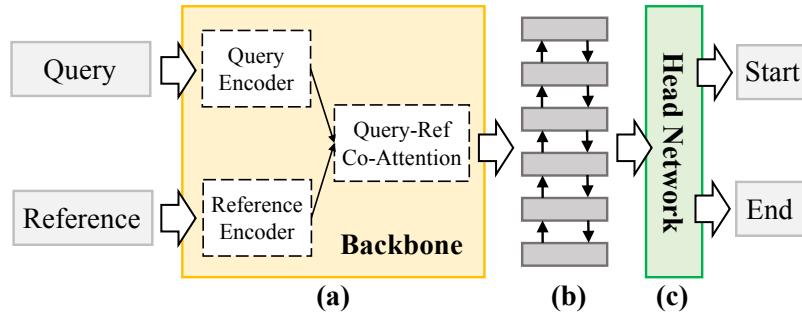


图 6-2 典型的稀疏型自底向上视频片段检索模型

为了消除这些缺点，一些视频片段检索方法^[105,106,109]开始借鉴现有的阅读理解（Reading Comprehension）的模型^[188–190]，用一种稀疏型自底向上的网络直接预测两个边界的概率。如图 6-2 所示，一个典型的稀疏型自底向上模型主要包含两个组成部分：骨干网络（图 6-2 (a)）和头网络（图 6-2 (c)）。骨干网络通常会使用协同注意力机制（co-attention）来融合查询内容的特征和每个视频帧的特征，它的输出是融合后的特征序列（图 6-2 (b)）。为了后续的头网络能对视频序列的每一帧直接预测边界概率，融合后的特征序列往往需要保持和输入视频相同的长度。尽管这种稀疏型自底向上的方法可以避免自顶向下方法的缺点，但是它们的性能却仍然低于自顶向下方法，尤其是对于长视频（如：数据集 TACoS）。我们认为自底向上方法的性能低于自顶向下方法的主要原因来自于目前骨干网络和头网络的不合理设计：

骨干网络（Backbone Network）：对于骨干网络的设计，目前的稀疏型自底向上模型的骨干网络主要有两个缺点：(1) 每个视频包含丰富的场景变化，即不同的视频场景分布在视频的不同位置。因此，理解视频不同场景的变化以及场景之间的关系对于充分理解视频内容至关重要。然后，目前的方法通常使用递归神经网络 RNN 来编码每一帧的特征（帧级别），而忽略了场景级别的关系。(2) 为了方便头网络的预测，骨干网络需要让融合后的特征序列保持和原始视频相同的分辨率，这容易导致模型只编码局部的语义信息，而忽略全局的语义信息^[191,192]。

头网络（Head Network）：对于头网络的设计，目前的稀疏型自底向上模型的头网络主要有三个缺点：(1) 两个边界时刻（起始时刻和终止时刻）的预测是相互

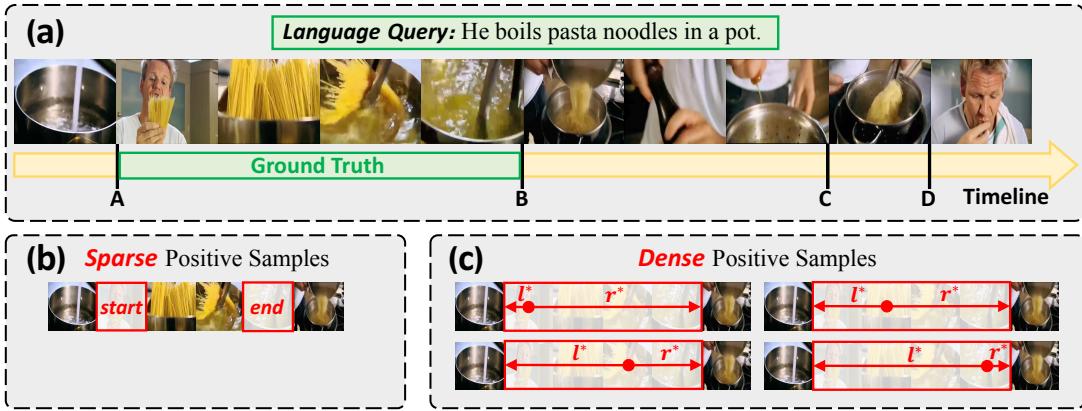


图 6-3 一个基于语句的视频片段检索示例

独立的，即模型预测边界时忽略了两个边界内部视频内容的一致性。如图 6-3 (a)，在时刻 B 和时刻 D 时的视频有非常相似的场景内容，因此，模型很容易将结果预测为 (A→D)，即使在时刻 (B→C) 之间有明显的场景内容变化。(2) 训练过程时，正样本和负样本的数量极度不均。因为视频的长度通常较长（如：数据集 TACoS 中每个视频的平均长度为 9000 帧），而只有两帧为证样本（即起始时刻帧和终止时刻帧，如图 6-3 (b)）。(3) 没有查询的约束，对视频中发生动作的边界进行预测本身仍是目前未解决的开放性难题^[193]。因为它一方面需要判断每个视频帧内容和查询内容是否相关，另一方面也需要判断该视频帧是否为动作边界。

在本章，我们针对稀疏型自底向上模型的缺点，提出了一种全新的密集型自底向上网络：基于图特征金字塔的密集型预测 (Graph-FPN with Dense Prediction, GDP)。对于骨干网络，GDP 引入一个图特征金字塔层来增强骨干网络的输出（图 6-2 (b)）。GDP 首先构建一个金字塔多尺度特征，然后将不同尺度的特征序列映射到一个高语义的场景空间中，然后利用图卷积对场景空间中的节点进行特征融合。图卷积不仅可以充分利用不同语义场景之间的内在联系，同时可以消除不同尺度下特征的语义差。最后这些场景空间的特征合成为新的特征序列。对于头网络，我们将起始时刻到终止时刻之间的每一帧都看成是正样本。对于每个正样本，GDP 包含一个回归网络来预测从当前帧到两个边界时刻各自的距离。这样的设计一方面可以缓解训练过程中正负样本极度不均的问题，另一方面由于两个边界预测来自于同一个特征，可以避免陷入独立预测的局部最优。同时，GDP 包含一个置信网络来预测当前帧与查询的关联度，可以将边界帧预测任务分离成关联度判断和边界回归两个任务，减少任务难度。

我们在常用的四个视频片段检索数据集 (TACoS^[179]、Charades-STA^[20]、Activ-

ityNet Captions^[180]、Activity VRL^[109] 中验证了 GDP 的有效性。GDP 在多个指标下都超过了目前所有的自顶向下的方法，同时保持了自底向上方法的定位速度。

6.2 基于图特征金字塔的密集型预测

给定一个视频序列 \mathcal{V} 和查询 Q ，基于查询的视频片段检索任务（QBVL）需要预测出两个边界时刻 (t_s, t_e) ，满足从 t_s 到 t_e 之间的视频片段内容与查询内容刚好一致。在本节我们将介绍 GDP 模型的每一个组合部分 6-4，包括一个骨干网络 (a)、一个图特征金字塔层 (b) 和一个密集型头网络 (c)，然后我们再介绍 GDP 的训练和测试过程。

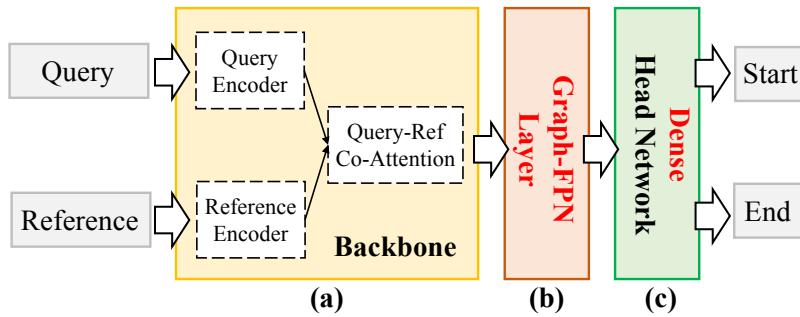


图 6-4 典型的稀疏型自底向上视频片段检索模型

6.2.1 骨干网络

GDP 的骨干网络使用 QANet^[190] 来融合查询和视频的特征。如图 6-5 所示，QANet 共有两个输入：查询特征 $Q = \{\mathbf{q}_n\}_{n=1}^N$ 和视频序列特征 $V = \{\mathbf{v}_i\}_{i=1}^T$ ，其中 N 和 T 分别表示查询和视频的长度。具体来说，QANet 包含四个主要部分：

查询特征编码器：查询特征编码器包含多个特征编码层（如图 6-5 (b)），每个特征编码层有卷积层、层归一化层、自注意力层和全连接层组成。查询特征编码器的输出是 $\tilde{Q} = \{\tilde{\mathbf{q}}_n\}_{n=1}^N$ 。

视频特征编码器：视频特征编码器的结构和查询特征编码器完全相同，即由多个特征编码层组成（如图 6-5 (b)），并且视频特征编码器的输出是 $\tilde{V} = \{\tilde{\mathbf{v}}_i\}_{i=1}^T$ 。

查询-视频协同注意力层：它包含一个协同注意力机制来融合查询特征 $\tilde{Q} = \{\tilde{\mathbf{q}}_n\}_{n=1}^N$ 和视频特征 $\tilde{V} = \{\tilde{\mathbf{v}}_i\}_{i=1}^T$ 。具体来说，它先计算一个相似矩阵 $S \in \mathbb{R}^{T \times N}$ ，其中每个元素 S_{ij} 表示 $\tilde{\mathbf{v}}_i$ 和 $\tilde{\mathbf{q}}_j$ 之间的相似度。然后可以得到两个加权特征：

$$\mathbf{A} = \bar{S} \cdot \tilde{Q}, \quad \mathbf{B} = \bar{S} \cdot \bar{S}^T \cdot \tilde{V}, \quad (6-1)$$

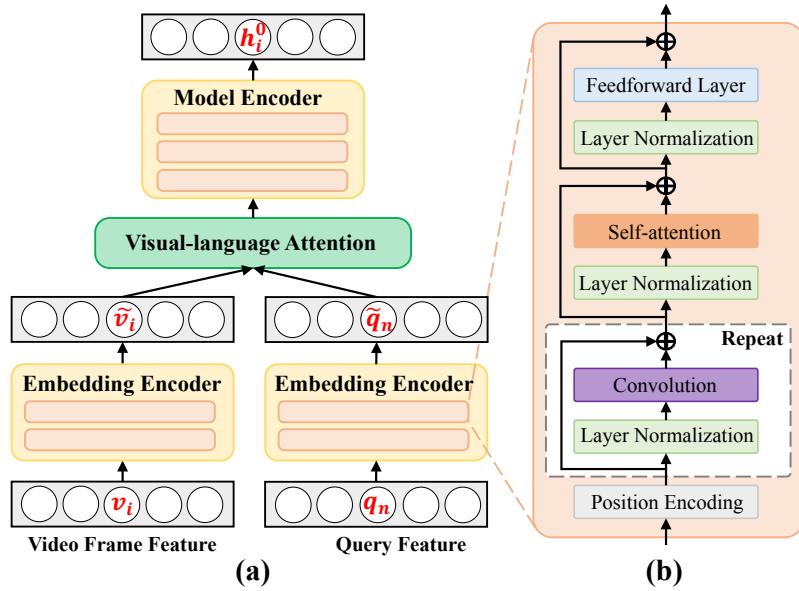


图 6-5 骨干网络 QANet

其中 \bar{S} 和 $\bar{\bar{S}}$ 分别是对 S 按行和按列进行归一化。

融合特征编码器：给定两个注意力权重 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} ，融合特征编码器开始对融合后的特征进行编码。融合特征编码器同样由多层特征编码层（图 6-5 (b)）组成。融合特征编码器的输入是一个特征序列，它的第 i 个特征为 $[\mathbf{v}_i, \mathbf{a}_i, \mathbf{v}_i \odot \mathbf{a}_i, \mathbf{v}_i \odot \mathbf{b}_i]$ ，其中 \mathbf{a}_i 和 \mathbf{b}_i 分别是矩阵 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 的第 i 行， \odot 是元素积， $[,]$ 是向量连接符。融合特征编码器的输出为 $\mathbf{H}_0 = \{\mathbf{h}_i^0\}_{i=1}^T$ ， $\mathbf{H}_0 \in \mathbb{R}^{T \times D}$ ，其中每个特征 $\mathbf{h}_i^0 \in \mathbb{R}^D$ 都包含了查询信息。现有的稀疏型自底向上模型通常直接将 \mathbf{H}_0 作为头网络的输入，与现有模型不同，GDP 包含一个图特征金字塔层对特征 \mathbf{H}_0 进行增强。值得注意的是，GDP 模型对任意的骨干网络都可以无缝的兼容。

6.2.2 图特征金字塔层

如图 6-6，图特征金字塔层主要包含四个步骤来增强骨干网络输出 \mathbf{H}_0 ：

特征金字塔构建：给定 \mathbf{H}_0 ，我们首先通过逐渐减少特征序列长度来构建特征金字塔 $\{\mathbf{H}_1 \in \mathbb{R}^{T_1 \times D}, \mathbf{H}_2 \in \mathbb{R}^{T_2 \times D}, \mathbf{H}_3 \in \mathbb{R}^{T_3 \times D}\}$ ，其中 $T_{i+1} = T_i/2$ 。我们同样使用相同的多个特征编码层（如图 6-5 (b)）和一个额外的步长为 2 的卷积层将特征 \mathbf{H}_i 转换为 \mathbf{H}_{i+1} 。

帧空间到场景空间：在得到多个尺度的特征 $\{\mathbf{H}_1, \mathbf{H}_2, \mathbf{H}_3\}$ 之后，我们将这些特征从原始的帧空间映射到场景空间。以 $\mathbf{H}_2 = \{\mathbf{h}_i^2\}_{i=1}^{T_2}$ 为例子，我们希望得到一系列场景空间特征 $\mathbf{X}_2 = f_2(\mathbf{H}_2) \in \mathbb{R}^{N_2 \times D}$ ，其中 N_2 表示场景空间在该尺度的节点

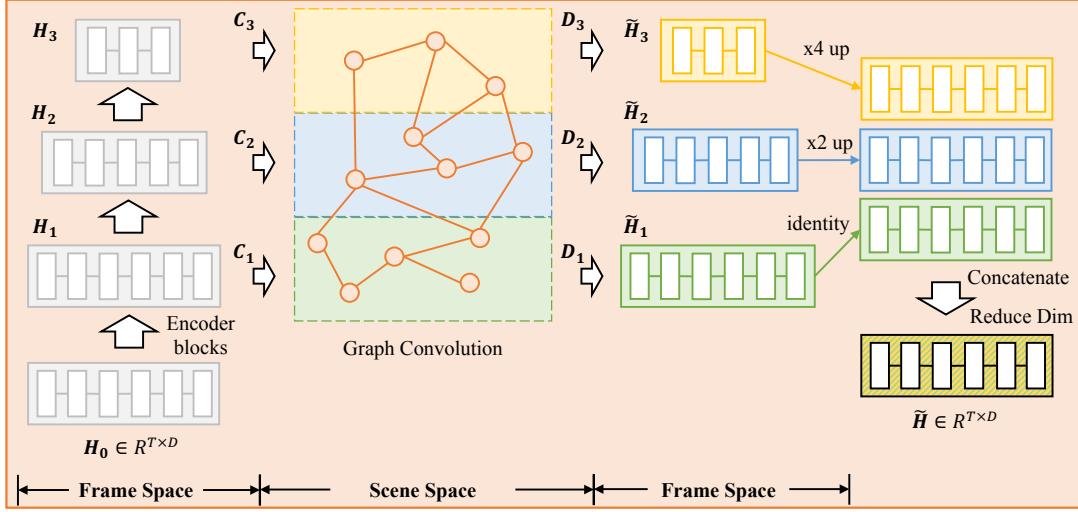


图 6-6 图特征金字塔层

数量，映射函数 $f_2(\cdot)$ 是对原始输入特征的线性组合：

$$\mathbf{x}_i^2 = \mathbf{c}_i^2 \mathbf{H}_2 = \sum_j c_{ij}^2 \mathbf{h}_j^2, \quad (6-2)$$

其中 $\mathbf{C}_2 = [\mathbf{c}_1^2, \dots, \mathbf{c}_{N_2}^2]$, $\mathbf{C}_2 \in \mathbb{R}^{N_2 \times T_2}$ 。 \mathbf{C}_2 由 \mathbf{H}_2 经过一个 1×1 卷积得到。相似地，我们可以通过 \mathbf{H}_1 、 \mathbf{H}_3 得到 $\mathbf{X}_1 \in \mathbb{R}^{N_1 \times D}$ 、 $\mathbf{X}_3 \in \mathbb{R}^{N_3 \times D}$ 。

场景空间图卷积：当把不同尺度的特征都从帧空间映射到场景空间之后，我们使用图卷积^[194]里编码不同场景间的关系。具体来说，我们将所有的 N_{total} 节点 ($N_{total} = N_1 + N_2 + N_3$) 看成一个全连接图，然后利用图卷积进行参数更新：

$$\mathbf{Y} = ((\mathbf{I} - \mathbf{A}_{adj}) \mathbf{X}) \mathbf{W}, \quad (6-3)$$

其中， $\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1; \mathbf{X}_2; \mathbf{X}_3] \in \mathbb{R}^{N_{total} \times D}$ 是场景空间所有节点特征的集合，[:] 表示矩阵中行连接符， $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{D \times D}$ 是映射矩阵， \mathbf{A}_{adj} 是可学习的邻接矩阵，大小为 $N_{total} \times N_{total}$ ， \mathbf{I} 是单位矩阵。

场景空间到帧空间：给定场景空间特征 $\mathbf{Y} = [\mathbf{Y}_1; \mathbf{Y}_2; \mathbf{Y}_3]$ ，我们重新将特征映射回帧空间。以 \mathbf{Y}_2 为例：

$$\tilde{\mathbf{h}}_i^2 = \mathbf{d}_i^2 \mathbf{Y}_2 = \sum_j d_{ij}^2 y_j^2, \quad (6-4)$$

其中 $\mathbf{D}_2 = [\mathbf{d}_1^2, \dots, \mathbf{d}_{T_2}^2]$, $\mathbf{D}_2 \in \mathbb{R}^{T_2 \times N_2}$ 。为了减少参数量，我们设 $\mathbf{C}_i = \mathbf{D}_i^T$ 。因此，我们可以得到增强的特征序列 $\{\tilde{\mathbf{H}}_1, \tilde{\mathbf{H}}_2, \tilde{\mathbf{H}}_3\}$ ，同时我们增大 $\tilde{\mathbf{H}}_1$ 和 $\tilde{\mathbf{H}}_2$ 的长度，然后将所有的特征连接起来，得到最终的特征 $\tilde{\mathbf{H}} \in \mathbb{R}^{T_1 \times D}$ 。

6.2.3 密集型头网络

与目前的稀疏型自底向上模型不同，GDP 将起始时刻到终止时刻间的每一帧都看成是正样本。对于每一帧，GDP 包含两个分支网络（如图 6-7）：

回归分支：对于每一帧，回归分支网络预测当前帧位置到两侧边界时刻的距离（起始时刻和终止时刻）。给定图特征金字塔层的输出 \tilde{H} ，回归分支网络使用四个 D 通道的 1×3 的卷积层和一个 1 通道的 1×3 卷积层。最后用 sigmoid 激活函数预测左右的距离。我们只对正样本计算预测损失，对于第 i 帧，假设最终结果为 (t_s, t_e) （即： $t_s \leq i \leq t_e$ ），回归分支的目标为：

$$l_i^* = i - t_s, \quad r_i^* = t_e - i, \quad (6-5)$$

其中 l_i^* 和 r_i^* 分别表示第 i 帧到左右边界的距离。

置信分支：虽然每一帧都有独立的边界预测，但是不同帧预测边界的置信度往往不同。例如，离起始时刻比较近的帧预测起始时刻的置信度通常比终止时刻的置信度要高。基于这一观察，我们认为中心帧对两个边界预测的综合置信度最高。因此，我们将置信分支的目标设为：

$$s_i^* = \begin{cases} \frac{\min(l_i^*, r_i^*)}{\max(l_i^*, r_i^*)}, & t_s \leq i \leq t_e \\ 0, & i < t_s \text{ or } i > t_e \end{cases} \quad (6-6)$$

6.2.4 训练阶段和测试阶段

损失函数：给定所有特征序列的预测 $\{(\hat{t}_i, \hat{s}_i)\}_{i=1}^T$ 和相应的目标 $\{(t_i^*, s_i^*)\}_{i=1}^T$ ，整个 GDP 的训练损失为：

$$L = \frac{1}{T} L_{conf}(\hat{s}_i, s_i^*) + \frac{1}{T_p} \mathbf{1}_{\{s_i^* > 0\}} L_{reg}(\hat{t}_i, t_i^*), \quad (6-7)$$

其中 T 和 T_p 分别表示总样本和正样本的数量， $\mathbf{1}_{\{s_i^* > 0\}}$ 是指示函数，当 $s_i^* > 0$ 时值为 1，否则值为 0。置信分支的分类损失 L_{conf} 为是二值化交叉熵，回归分支的回归损失 $L_{reg}(\hat{t}_i, t_i^*) = L_{l1}(\hat{t}_i, t_i^*) + L_{IoU}(\hat{t}_i, t_i^*)$ ，其中 L_{l1} 是平滑的 l_1 损失函数， L_{IoU} 是 IoU 损失函数（即： $-\ln \frac{\min(\hat{r}_i, r_i^*) - \max(\hat{l}_i, l_i^*)}{\max(\hat{r}_i, r_i^*) - \min(\hat{l}_i, l_i^*)}$ ）。

测试阶段：对于每一帧，我们可以得到单独的置信分数和边界预测。一种简单的方法就是直接选择置信分数最高的帧的边界预测作为最终结果，但是实验结果发

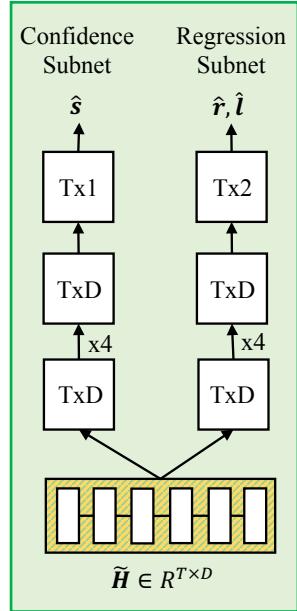


图 6-7 密集型头网络

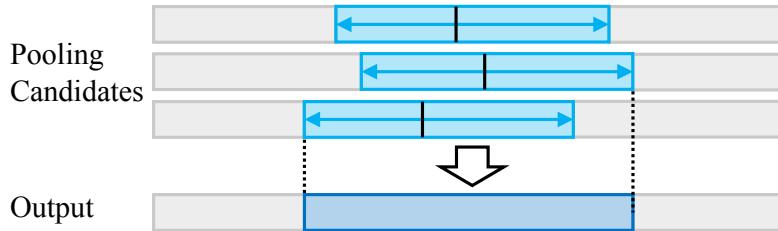


图 6-8 时域池化示意图

现，这种方法容易造成预测结果存在较大的方差。为了缓解这种情况，我们使用一种简单的时域池化（Temporal Pooling）来融合多个预测结果。如图 6-8 所示，我们使用候选帧的最左侧预测和最右侧预测分别作为最终的起始时刻和终止时刻预测。至于候选帧的选择，满足需要同时满足两个条件：(1) 预测的视频片段和置信度最高的视频片段有重叠部分；(2) 片段的置信度大于最高置信度乘以一个预先设定的阈值。

6.3 实验设置与性能对比

6.3.1 视频片段检索数据集

基于语句的视频片段检索：我们在以下三个数据集上进行评估：

TACoS^[179]：它一共包含 127 个视频和 17344 个文本与视频序列对（样本）。我们参考现有的标准数据集划分^[20]，将其中 50% 的样本作为训练集，25% 的样本作为验证集，25% 的样本作为测试集。每个样本中视频的平均长度为 5 分钟。

Charades-STA^[20]：它一共包含 12408 个文本与视频序列对作为训练集，3720 个文本与视频序列对作为测试集。每个样本中视频的平均长度为 30 秒。

ActivityNet Captions^[180]：它是目前为止最大、最丰富的数据集，一共包含 19209 个视频。我们参考现有的工作^[106]，使用 37421 个文本与视频序列作为训练集，17505 个文本与视频序列作为测试集。每个样本中视频的平均长度为 2 分钟。

基于视频的视频片段检索：我们在以下数据集上进行评估：

ActivityNet-VRL^[109]：它是目前唯一公开发布的数据集。它对动作识别数据集 ActivityNet^[195] 共 200 个类别的视频进行了重组，其中任意选取 160 个类别对应的视频作为训练集，20 个类别对应的视频作为验证集，以及剩余 20 个类别对应的视频作为测试集。这种零样本式的数据集划分能够评估模型的泛化能力。在训练阶段，查询视频和引用视频是随机选取的。在测试阶段，查询视频和引用视频是固定的。

6.3.2 评价指标

基于语句的视频片段检索：我们参考现有工作，使用下列两种通用的评价指标：

R@N, IoU@ θ :在测试集中，每个样本预测分数最高的 n 个的结果重叠度(Intersection-over-Union, IoU) 大于 θ 的百分比。由于自底向上框架的特性，我们仅考虑 $N = 1$ 。

mIoU: 测试集中所有测试样本的平均的重叠度。

基于视频的视频片段检索：我们使用以下评价指标：

mAP@1: 在不同阈值下最高预测结果的平均精度均值 (mAP)。

6.3.3 实验设定

给定一个视频序列 \mathcal{V} ，我们首先对视频进行下采样，用 Sports-1M 数据集^[6] 预训练的网络提取 C3D 特征^[196]，然后利用 PCA 将特征维度降低到 500 维作为初始的视频特征。当查询为自然语句时，我们先将语句的最大长度设为 15，然后每个单词用 300 维的 Glove 向量^[37] 作为初始的编码，然后利用一个可学习的映射矩阵将维度也映射到 500 维。当查询为视频片段时，我们使用和之前参考视频同样的预处理。中间所有层的维度都设为 128，节点数 N_1 、 N_2 和 N_3 分别设为 10。这个网络利用 Adam^[197] 对模型进行优化，整个模型训练 100 个数据集周期，初始的学习率设为 0.0001，训练的批量大小设为 16。

6.3.4 视频片段检索性能对比

基于语句查询的视频片段检索：本节将本章方法 GDP 与目前最先进的语句查询的视频片段检索方法进行对比。按照自顶向下和自底向上框架划分，这些方法可以分为三类：1) 自顶向下模型：**VSA-RNN**^[20]、**VSA-STV**^[20]、**CTRL**^[20]、**ROLE**^[103]、**ACRN**^[102]、**MCF**^[198]、**TGN**^[104]、**ACL**^[182]、**SAP**^[183] 和 **QSPN**^[184]；2) 基于强化学习的模型：**RWM**^[107]、**SM-RL**^[108]；3) 自底向上模型：**L-Net**^[105]、**ABLR-af**、**ABLR-aw**^[106]。

表 6-1展示了模型 GDP 的定量实验结果。从表 6-1可以看出，GDP 在所有的数据集下都可以达到目前最好的性能。对于更加严格的评价指标，性能增益往往更加明显。例如，在数据集 TACoS 和 ActivityNet 中，mIoU 可以分别提升 2.77% 和 2.81%；在数据集 Charades-STA 中，IoU@0.7 可以提升 2.69%。

图 6-9展示了模型 GDP 的定性实验结果。由图 6-9可以看出，分数最高的视频帧往往接近与人工标注的检索片段中心位置。这也刚好符合我们的模型设计，将检索片段中心帧的置信分数设为最高。

Query: A bald man is shaving the back of another man's head.

Ref:



GT: 0.0s

13.6s

Score \hat{s} :

GDP: 0.0s

14.9 s

Query: A little girl is standing in a kitchen doing dishes.

Ref:



GT:

3.4s

43.9s

Score \hat{s} :

GDP: 2.1s

42.8 s

Query:



Ref:



GT:

46.8s

48.7s

Score \hat{s} :

GDP: 46.6s

49.2s

Query:



Ref:



GT:

128.7s

138.7s

Score \hat{s} :

GDP: 127.6s

139.2s

图 6-9 GDP 模型在数据集 ActivityNet Captions (上) 和 Activity-VRL (下) 的检索结果

基于视频查询的视频片段检索：本节将本章方法 GDP 与目前最先进的视频查询的视频片段检索方法进行对比。同样，我们可以将这些方法分为两类：1) 自顶向下模型：**Frame-level**^[109]、**video-level**^[109]、**SST**^[199]；2) 自底向上模型：**CGBM**^[109]。

从表 6-2可以看出，GDP 在所有的评价指标下都超过目前最好的模型。尤其对于高质量的预测，性能增益更加明显。例如：在 tIoU 阈值为 0.9 时，GDP 的性能相比提升接近 100%。

	Method	TACoS			Charades-STA			ActivityNet Captions		
		IoU@0.1	IoU@0.3	mIoU	IoU@0.3	IoU@0.5	IoU@0.7	IoU@0.3	IoU@0.5	mIoU
TD	VSA-RNN	8.84	6.91	-	-	10.50	4.32	-	-	-
	VSA-STV	15.01	10.77	-	-	16.91	5.81	-	-	-
	CTRL	24.32	18.32	-	-	23.63	8.89	-	-	-
	ROLE	-	-	-	25.26	12.12	-	-	-	-
	ACRN	24.22	19.52	-	-	-	-	-	-	-
	MCF	25.84	18.64	-	-	-	-	-	-	-
	TGN	-	-	-	-	-	-	43.81	27.93	-
	ACL	28.31	22.07	-	-	26.47	11.23	-	-	-
	SAP	31.15	-	-	-	27.42	13.36	-	-	-
RL	QSPN	-	-	-	54.70	35.60	15.80	45.30	27.70	-
	RWM	-	-	-	-	36.70	-	-	36.90	-
	SM-RL	26.51	20.25	-	-	24.36	11.17	-	-	-
BU	L-NET	-	-	13.41	-	-	-	-	-	-
	ABLR-aw	31.60	18.90	12.50	-	-	-	53.65	34.91	35.72
	ABLR-af	34.70	19.50	13.40	-	-	-	55.67	36.79	36.99
	GDP	39.68	24.14	16.18	54.54	39.47	18.49	56.17	39.27	39.80

表 6-1 不同基于语句查询的视频片段检索方法的性能对比

mAP@1	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	Avg
Frame-level	18.8	13.9	9.6	5.0	2.3	9.9
Video-level	24.3	17.4	12.0	5.9	2.2	12.4
SST	33.2	24.7	17.2	7.8	2.7	17.1
CGBM	43.5	35.1	27.3	16.2	6.5	25.7
GDP	44.0	35.4	27.7	20.0	12.1	27.8

表 6-2 不同基于视频查询的视频片段检索方法的性能对比

6.3.5 视频片段检索性能分析

图特征金字塔层的有效性：为了验证图特征金字塔层对视频片段检索的作用，我们设计了三种基准模型进行对比。如图 6-10 所示，模型 A (a) 包含一个骨干网络和一个密集头网络；模型 B (b) 用骨干网络的输出特征序列构建一个特征金字塔，然后直接将不同尺度的特征进行拼接融合；模型 C (c) 参考特征金字塔网络 (Feature Pyramid Network, FPN) [192] 使用一个自顶向下的支路网络将不同尺度的特征进行融合；模型 D (d) 即为 GDP 模型。其中，四个对比模型中骨干网络和密集头网络结构都完全相同。

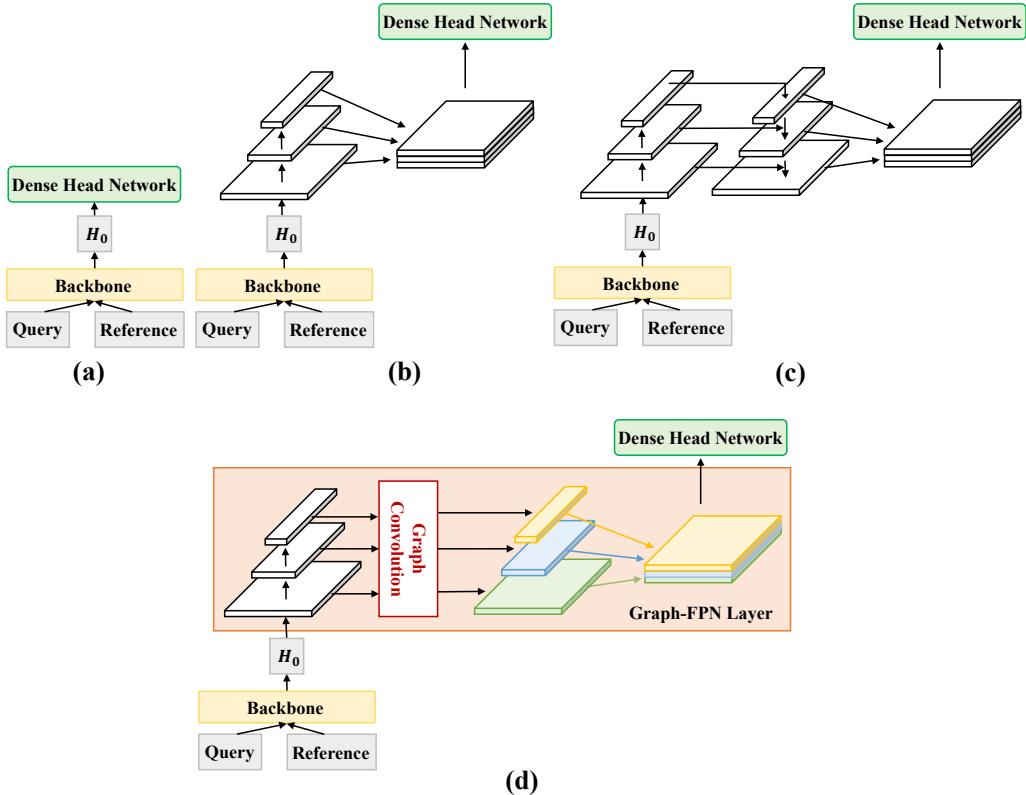


图 6-10 同一骨干网络不同特征优化层的性能对比

Model	TACoS				Charades-STA				ActivityNet Captions			
	IoU@			mIoU	IoU@			mIoU	IoU@			mIoU
	0.1	0.3	0.5		0.3	0.5	0.7		0.1	0.3	0.5	
A	37.4	23.3	11.5	15.3	51.8	38.3	17.8	35.1	72.1	56.0	40.7	39.3
B	37.3	23.1	13.9	15.8	53.8	38.6	18.4	36.0	73.1	56.2	40.3	39.5
C	36.8	23.1	13.8	15.7	52.6	38.9	18.3	35.8	73.7	54.7	38.9	39.4
D	39.7	24.1	13.5	16.2	54.5	39.5	18.5	36.6	75.0	56.2	39.3	39.8

表 6-3 基于语句查询的视频片段检索任务中模型 A、B、C、D 的性能对比

基于语句查询和视频查询的视频片段检索的结果分别展示在表 6-3 和表 6-4 中。根据实验结果，我们可以发现：1) 特征金字塔结构可以显著地提升视频片段检索任务的性能（即：模型 B、C、D 的性能明显好于模型 A 的性能）；2) 利用自顶向下的支路将连续两个尺度的特征进行融合并不能有效地融合多尺度特征。例如，模型 B 和模型 C 的性能十分接近；3) GDP 模型（模型 D）在绝大多数的数据集和评价指标下都能取得最好的结果，说明了图特征金字塔层的有效性。

密集头网络的有效性：为了评估密集头网络的有效性，我们设计了一个基准模

mAP@1	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
A	41.1	34.2	27.7	20.3	6.8
B	43.3	35.0	27.9	18.2	9.6
C	42.9	34.5	26.9	18.8	8.4
D	44.0	35.4	27.7	20.0	12.1

表 6-4 基于视频查询的视频片段检索任务中模型 A、B、C、D 的性能对比

	Dataset	Metric	Sparse	Dense*	Dense
NLVI	TACoS	IoU@0.1	32.3	36.5	39.7
		IoU@0.3	18.7	22.9	24.1
		IoU@0.5	9.6	13.0	13.5
		mIoU	12.9	15.2	16.2
	Charades-STA	IoU@0.3	52.9	53.9	54.5
		IoU@0.5	31.4	39.0	39.5
		IoU@0.7	14.7	18.3	18.5
		mIoU	35.1	36.1	36.6
	ActivityNet	IoU@0.1	72.4	73.5	75.0
		IoU@0.3	53.0	55.9	56.2
		IoU@0.5	37.5	39.8	39.3
		mIoU	39.0	39.3	39.8
VPL	ActivityNet	tIoU@0.5	41.6	42.3	44.0
		tIoU@0.6	30.5	35.3	35.4
		tIoU@0.7	25.7	27.6	27.7
		tIoU@0.8	19.8	20.6	20.0
		tIoU@0.9	8.5	12.5	12.1
		Average	25.2	27.7	27.8

表 6-5 密集型头网络和稀疏型头网络对比

型：它使用和 GDP 完全相同的骨干网络和图卷积特征层，然后将密集头网络换成稀疏型头网络（即直接预测两端边界的概率）。

基于语句查询和视频查询的视频片段检索的结果展示在表 6-5 中，其中 DE-BUG* 表示模型在测试阶段没有使用时域池化。由表 6-5 可以看出，密集头网络可以显著提升模型性能，尤其对于长视频数据集（如：TACoS），性能提升更加明显，这也间接说明密集头网络能够缓解稀疏头网络存在的问题，如正负训练样本极度

不均等。

场景空间节点的可视化：我们随机选取了同一个尺度下的四个节点，然后每个节点选取了三个视频帧来表示。如图 6-11 所示，同一个节点中的视频帧通常包含一个特定的视觉场景或相似的场景内容。

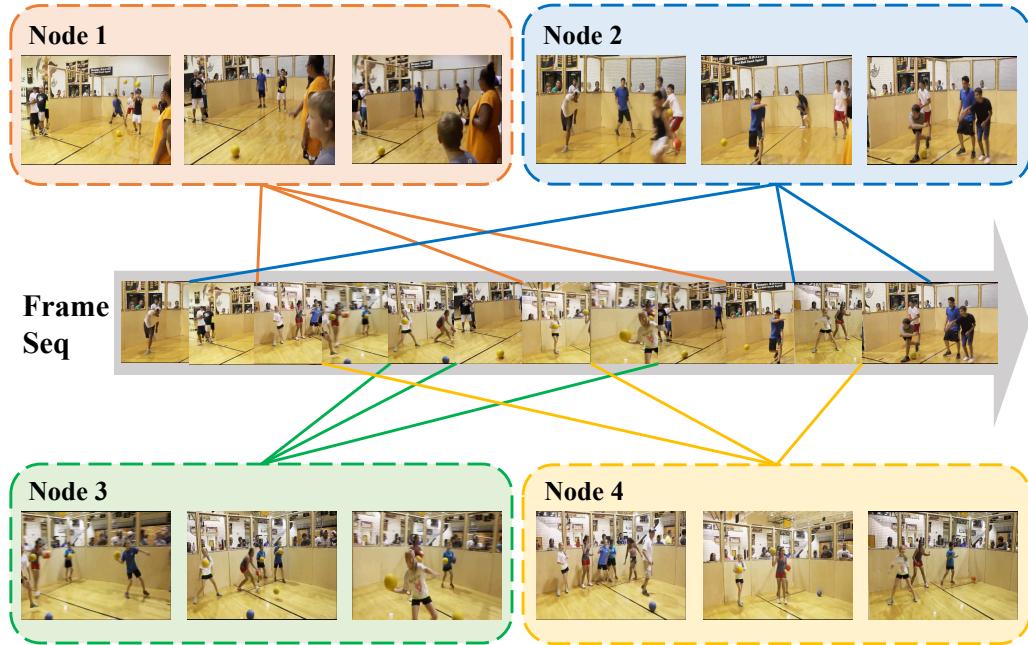


图 6-11 场景空间中的节点可视化

6.4 本章小结

在本章，我们详细地分析了目前的视频片段检索算法，尤其是稀疏型自底向上框架的缺点。基于分析结果，我们提出了一种全新的密集型自底向上网络：基于图特征金字塔的密集型预测（Graph-FPN with Dense Prediction, GDP）。GDP 通过引入一个图特征金字塔层来充分编码视频中多个场景之间的内在联系。GDP 将稀疏头网络替换成密集头网络，避免训练正负样本极度不均的问题。在两种查询形式下（基于自然语句和视频片段），GDP 能取得目前最好的性能。

7 基于反事实样本生成的图像视觉问答方法

7.1 引言

7.2 反事实样本生成

7.3 实验设置与性能对比

7.4 本章小结

8 总结和展望

xx

8.1 本文工作总结

xx

本文主要主要的研究内容与贡献如下：

1. xx

8.2 未来研究展望

xx

1. xx

参考文献

- [1] Elyor Kodirov, Tao Xiang, Shaogang Gong. Semantic autoencoder for zero-shot learning[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2017:3174–3183.
- [2] Wei-Lun Chao, Soravit Changpinyo, Boqing Gong, Fei Sha. An empirical study and analysis of generalized zero-shot learning for object recognition in the wild[C]. Proc. ECCV. Springer, 2016:52–68.
- [3] Tsung-Yi Lin, Michael Maire, Serge Belongie, James Hays, Pietro Perona, Deva Ramanan, Piotr Dollár, C Lawrence Zitnick. Microsoft coco: Common objects in context[C]. Proc. ECCV. Springer, 2014:740–755.
- [4] Olga Russakovsky, Jia Deng, Hao Su, Jonathan Krause, Sanjeev Satheesh, Sean Ma, Zhiheng Huang, Andrej Karpathy, Aditya Khosla, Michael Bernstein, et al. Imagenet large scale visual recognition challenge[J]. Int. J. Comput. Vis., 2015, 115(3):211–252.
- [5] Ranjay Krishna, Yuke Zhu, Oliver Groth, Justin Johnson, Kenji Hata, Joshua Kravitz, Stephanie Chen, Yannis Kalantidis, Li-Jia Li, David A Shamma, et al. Visual genome: Connecting language and vision using crowdsourced dense image annotations[J]. Int. J. Comput. Vis., 2017, 123(1):32–73.
- [6] Andrej Karpathy, George Toderici, Sanketh Shetty, Thomas Leung, Rahul Sukthankar, Li Fei-Fei. Large-scale video classification with convolutional neural networks[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2014:1725–1732.
- [7] Antoine Miech, Dimitri Zhukov, Jean-Baptiste Alayrac, Makarand Tapaswi, Ivan Laptev, Josef Sivic. Howto100m: Learning a text-video embedding by watching hundred million narrated video clips[C]. Proc. IEEE ICCV. 2019:2630–2640.
- [8] Yann LeCun, Yoshua Bengio, Geoffrey Hinton. Deep learning[J]. nature, 2015, 521(7553):436–444.
- [9] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Geoffrey E Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]. Proc. NeurIPS. 2012:1097–1105.
- [10] Qizhe Xie, Eduard Hovy, Minh-Thang Luong, Quoc V Le. Self-training with noisy student improves imagenet classification[C]. arXiv. 2019.

- [11] Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, Jian Sun. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks[C]. Proc. NeurIPS. 2015:91–99.
- [12] Wei Liu, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Christian Szegedy, Scott Reed, Cheng-Yang Fu, Alexander C Berg. Ssd: Single shot multibox detector[C]. Proc. ECCV. Springer, 2016:21–37.
- [13] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, Ali Farhadi. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2016:779–788.
- [14] Kaiming He, Georgia Gkioxari, Piotr Dollár, Ross Girshick. Mask r-cnn[C]. Proc. IEEE ICCV. 2017:2961–2969.
- [15] Li Fei-Fei, Rob Fergus, Pietro Perona. One-shot learning of object categories[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. and Mach. Intell., 2006, 28(4):594–611.
- [16] Christoph H Lampert, Hannes Nickisch, Stefan Harmeling. Learning to detect unseen object classes by between-class attribute transfer[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2009:951–958.
- [17] Justin Johnson, Ranjay Krishna, Michael Stark, Li-Jia Li, David Shamma, Michael Bernstein, Li Fei-Fei. Image retrieval using scene graphs[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2015:3668–3678.
- [18] Alexander Kirillov, Kaiming He, Ross Girshick, Carsten Rother, Piotr Dollár. Panoptic segmentation[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2019:9404–9413.
- [19] Oriol Vinyals, Alexander Toshev, Samy Bengio, Dumitru Erhan. Show and tell: A neural image caption generator[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2015:3156–3164.
- [20] Jiyang Gao, Chen Sun, Zhenheng Yang, Ram Nevatia. Tall: Temporal activity localization via language query[C]. Proc. IEEE ICCV. 2017:5267–5275.
- [21] Stanislaw Antol, Aishwarya Agrawal, Jiasen Lu, Margaret Mitchell, Dhruv Batra, C Lawrence Zitnick, Devi Parikh. Vqa: Visual question answering[C]. Proc. IEEE ICCV. 2015:2425–2433.
- [22] Abhishek Das, Satwik Kottur, Khushi Gupta, Avi Singh, Deshraj Yadav, José MF Moura, Devi Parikh, Dhruv Batra. Visual dialog[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2017:326–335.
- [23] Mateusz Malinowski, Mario Fritz. Towards a visual turing challenge[C]. arXiv. 2014.
- [24] Donald Geman, Stuart Geman, Neil Hallonquist, Laurent Younes. Visual turing test for computer vision systems[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2015, 112(12):3618–3623.
- [25] Ali Farhadi, Ian Endres, Derek Hoiem, David Forsyth. Describing objects by their attributes[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2009:1778–1785.
- [26] Bernardino Romera-Paredes, Philip Torr. An embarrassingly simple approach to zero-shot learning[C]. Proc. ICML. 2015:2152–2161.
- [27] Mohammad Norouzi, Tomas Mikolov, Samy Bengio, Yoram Singer, Jonathon Shlens, Andrea Frome, Greg S Corrado, Jeffrey Dean. Zero-shot learning by convex combination of semantic

- embeddings[C]. Proc. ICLR. 2014.
- [28] Berkan Demirel, Ramazan Gokberk Cinbis, Nazli Ikizler-Cinbis. Attributes2classname: A discriminative model for attribute-based unsupervised zero-shot learning[C]. Proc. IEEE ICCV. 2017:1232–1241.
- [29] Huajie Jiang, Ruiping Wang, Shiguang Shan, Yi Yang, Xilin Chen. Learning discriminative latent attributes for zero-shot classification[C]. Proc. IEEE ICCV. 2017:4223–4232.
- [30] Andrea Frome, Greg S Corrado, Jon Shlens, Samy Bengio, Jeff Dean, Marc’Aurelio Ranzato, Tomas Mikolov. Devise: A deep visual-semantic embedding model[C]. Proc. NeurIPS. 2013:2121–2129.
- [31] Zeynep Akata, Florent Perronnin, Zaid Harchaoui, Cordelia Schmid. Label-embedding for image classification[J]. 2015, 38(7):1425–1438.
- [32] Zeynep Akata, Scott Reed, Daniel Walter, Honglak Lee, Bernt Schiele. Evaluation of output embeddings for fine-grained image classification[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2015:2927–2936.
- [33] Yongqin Xian, Zeynep Akata, Gaurav Sharma, Quynh Nguyen, Matthias Hein, Bernt Schiele. Latent embeddings for zero-shot classification[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2016:69–77.
- [34] Richard Socher, Milind Ganjoo, Christopher D Manning, Andrew Ng. Zero-shot learning through cross-modal transfer[C]. Proc. NeurIPS. 2013:935–943.
- [35] Yanan Li, Donghui Wang, Huanhang Hu, Yuetan Lin, Yueling Zhuang. Zero-shot recognition using dual visual-semantic mapping paths[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2017:3279–3287.
- [36] Tomas Mikolov, Ilya Sutskever, Kai Chen, Greg S Corrado, Jeff Dean. Distributed representations of words and phrases and their compositionality[C]. Proc. NeurIPS. 2013:3111–3119.
- [37] Jeffrey Pennington, Richard Socher, Christopher D Manning. Glove: Global vectors for word representation[C]. 2014:1532–1543.
- [38] Jimmy Lei Ba, Kevin Swersky, Sanja Fidler, et al. Predicting deep zero-shot convolutional neural networks using textual descriptions[C]. Proc. IEEE ICCV. 2015:4247–4255.
- [39] Mohamed Elhoseiny, Babak Saleh, Ahmed Elgammal. Write a classifier: Zero-shot learning using purely textual descriptions[C]. Proc. IEEE ICCV. 2013:2584–2591.
- [40] Bharath Hariharan, Ross Girshick. Low-shot visual recognition by shrinking and hallucinating features[C]. Proc. IEEE ICCV. 2017:3018–3027.
- [41] Saeid Motiian, Marco Piccirilli, Donald A Adjeroh, Gianfranco Doretto. Unified deep supervised domain adaptation and generalization[C]. Proc. IEEE ICCV. 2017:5715–5725.
- [42] Pau Panareda Busto, Juergen Gall. Open set domain adaptation[C]. Proc. IEEE ICCV. 2017:754–763.
- [43] Yanwei Fu, Timothy M Hospedales, Tao Xiang, Shaogang Gong. Transductive multi-view zero-

- shot learning[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. and Mach. Intell., 2015, 37(11):2332–2345.
- [44] Kate Saenko, Brian Kulis, Mario Fritz, Trevor Darrell. Adapting visual category models to new domains[C]. Proc. ECCV. Springer, 2010:213–226.
- [45] Taeksu Kim, Moonsu Cha, Hyunsoo Kim, Jung Kwon Lee, Jiwon Kim. Learning to discover cross-domain relations with generative adversarial networks[C]. Proc. ICML. JMLR. org, 2017:1857–1865.
- [46] Pedro Morgado, Nuno Vasconcelos. Semantically consistent regularization for zero-shot recognition[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2017:6060–6069.
- [47] Ian Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, Yoshua Bengio. Generative adversarial nets[C]. Proc. NeurIPS. 2014:2672–2680.
- [48] Augustus Odena, Christopher Olah, Jonathon Shlens. Conditional image synthesis with auxiliary classifier gans[C]. Proc. ICML. JMLR. org, 2017:2642–2651.
- [49] Eric Tzeng, Judy Hoffman, Kate Saenko, Trevor Darrell. Adversarial discriminative domain adaptation[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2017:7167–7176.
- [50] Alireza Makhzani, Jonathon Shlens, Navdeep Jaitly, Ian Goodfellow, Brendan Frey. Adversarial autoencoders[C]. arXiv. 2015.
- [51] Ashish Srivastava, Tomas Pfister, Oncel Tuzel, Joshua Susskind, Wenda Wang, Russell Webb. Learning from simulated and unsupervised images through adversarial training[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2017:2107–2116.
- [52] Ashish Mishra, Shiva Krishna Reddy, Anurag Mittal, Hema A Murthy. A generative model for zero shot learning using conditional variational autoencoders[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR Workshop. 2018:2188–2196.
- [53] Cewu Lu, Ranjay Krishna, Michael Bernstein, Li Fei-Fei. Visual relationship detection with language priors[C]. Proc. ECCV. Springer, 2016:852–869.
- [54] Hanwang Zhang, Zawlin Kyaw, Shih-Fu Chang, Tat-Seng Chua. Visual translation embedding network for visual relation detection[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2017:5532–5540.
- [55] Bohan Zhuang, Lingqiao Liu, Chunhua Shen, Ian Reid. Towards context-aware interaction recognition for visual relationship detection[C]. Proc. IEEE ICCV. 2017:589–598.
- [56] Yaohui Zhu, Shuqiang Jiang. Deep structured learning for visual relationship detection[C]. Proc. AAAI. 2018.
- [57] Ji Zhang, Mohamed Elhoseiny, Scott Cohen, Walter Chang, Ahmed Elgammal. Relationship proposal networks[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2017:5678–5686.
- [58] Danfei Xu, Yuke Zhu, Christopher B Choy, Li Fei-Fei. Scene graph generation by iterative

- message passing[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2017:5410–5419.
- [59] Bo Dai, Yuqi Zhang, Dahua Lin. Detecting visual relationships with deep relational networks[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2017:3076–3086.
- [60] Yikang Li, Wanli Ouyang, Bolei Zhou, Kun Wang, Xiaogang Wang. Scene graph generation from objects, phrases and region captions[C]. Proc. IEEE ICCV. 2017:1261–1270.
- [61] Yikang Li, Wanli Ouyang, Bolei Zhou, Jianping Shi, Chao Zhang, Xiaogang Wang. Factorizable net: an efficient subgraph-based framework for scene graph generation[C]. Proc. ECCV. Springer, 2018:335–351.
- [62] Guojun Yin, Lu Sheng, Bin Liu, Nenghai Yu, Xiaogang Wang, Jing Shao, Chen Change Loy. Zoom-net: Mining deep feature interactions for visual relationship recognition[C]. Proc. ECCV. Springer, 2018:322–338.
- [63] Seong Jae Hwang, Sathya N Ravi, Zirui Tao, Hyunwoo J Kim, Maxwell D Collins, Vikas Singh. Tensorize, factorize and regularize: Robust visual relationship learning[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2018:1014–1023.
- [64] Jianwei Yang, Jiasen Lu, Stefan Lee, Dhruv Batra, Devi Parikh. Graph r-cnn for scene graph generation[C]. Proc. ECCV. Springer, 2018:670–685.
- [65] Kaihua Tang, Hanwang Zhang, Baoyuan Wu, Wenhan Luo, Wei Liu. Learning to compose dynamic tree structures for visual contexts[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2019:6619–6628.
- [66] Jiuxiang Gu, Handong Zhao, Zhe Lin, Sheng Li, Jianfei Cai, Mingyang Ling. Scene graph generation with external knowledge and image reconstruction[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2019:1969–1978.
- [67] Mengshi Qi, Weijian Li, Zhengyuan Yang, Yunhong Wang, Jiebo Luo. Attentive relational networks for mapping images to scene graphs[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2019:3957–3966.
- [68] Wenbin Wang, Ruiping Wang, Shiguang Shan, Xilin Chen. Exploring context and visual pattern of relationship for scene graph generation[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2019:8188–8197.
- [69] Marc’Aurelio Ranzato, Sumit Chopra, Michael Auli, Wojciech Zaremba. Sequence level training with recurrent neural networks[C]. Proc. ICLR. 2016.
- [70] Zhou Ren, Xiaoyu Wang, Ning Zhang, Xutao Lv, Li-Jia Li. Deep reinforcement learning-based image captioning with embedding reward[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2017:290–298.
- [71] Siqi Liu, Zhenhai Zhu, Ning Ye, Sergio Guadarrama, Kevin Murphy. Improved image captioning via policy gradient optimization of spider[C]. Proc. IEEE ICCV. 2017:873–881.
- [72] Steven J Rennie, Etienne Marcheret, Youssef Mroueh, Jerret Ross, Vaibhava Goel. Self-critical sequence training for image captioning[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2017:7008–7024.
- [73] Li Zhang, Flood Sung, Feng Liu, Tao Xiang, Shaogang Gong, Yongxin Yang, Timothy M

- Hospedales. Actor-critic sequence training for image captioning[C]. Proc. NeurIPS Workshop. 2017.
- [74] Daqing Liu, Zheng-Jun Zha, Hanwang Zhang, Yongdong Zhang, Feng Wu. Context-aware visual policy network for sequence-level image captioning[C]. Proc. ACM Multimedia. 2018:1416–1424.
- [75] Ronghang Hu, Jacob Andreas, Marcus Rohrbach, Trevor Darrell, Kate Saenko. Learning to reason: End-to-end module networks for visual question answering[C]. Proc. IEEE ICCV. 2017:804–813.
- [76] Justin Johnson, Bharath Hariharan, Laurens van der Maaten, Judy Hoffman, Li Fei-Fei, C Lawrence Zitnick, Ross B Girshick. Inferring and executing programs for visual reasoning.[C]. Proc. IEEE ICCV. 2017:2989–2998.
- [77] Kan Chen, Rama Kovvuri, Ram Nevatia. Query-guided regression network with context policy for phrase grounding[C]. Proc. IEEE ICCV. 2017:824–832.
- [78] Licheng Yu, Hao Tan, Mohit Bansal, Tamara L Berg. A joint speaker-listener-reinforcer model for referring expressions[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2017:7282–7290.
- [79] Abhishek Das, Satwik Kottur, José MF Moura, Stefan Lee, Dhruv Batra. Learning cooperative visual dialog agents with deep reinforcement learning[C]. Proc. IEEE ICCV. 2017:2951–2960.
- [80] Juan C Caicedo, Svetlana Lazebnik. Active object localization with deep reinforcement learning[C]. Proc. IEEE ICCV. 2015:2488–2496.
- [81] Stefan Mathe, Aleksis Pirinen, Cristian Sminchisescu. Reinforcement learning for visual object detection[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2016:2894–2902.
- [82] Zequn Jie, Xiaodan Liang, Jiashi Feng, Xiaojie Jin, Wen Lu, Shuicheng Yan. Tree-structured reinforcement learning for sequential object localization[C]. Proc. NeurIPS. 2016:127–135.
- [83] Xiaodan Liang, Lisa Lee, Eric P Xing. Deep variation-structured reinforcement learning for visual relationship and attribute detection[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2017:848–857.
- [84] Jakob Foerster, Ioannis Alexandros Assael, Nando de Freitas, Shimon Whiteson. Learning to communicate with deep multi-agent reinforcement learning[C]. Proc. NeurIPS. 2016:2137–2145.
- [85] Shayegan Omidshafiei, Jason Pazis, Christopher Amato, Jonathan P How, John Vian. Deep decentralized multi-task multi-agent reinforcement learning under partial observability[C]. Proc. ICML. 2017:2681–2690.
- [86] Ilya Sutskever, Oriol Vinyals, Quoc V Le. Sequence to sequence learning with neural networks[C]. Proc. NeurIPS. 2014:3104–3112.
- [87] Andrej Karpathy, Li Fei-Fei. Deep visual-semantic alignments for generating image descrip-

- tions[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2015:3128–3137.
- [88] Karen Simonyan, Andrew Zisserman. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[C]. Proc. ICLR. 2015.
- [89] Christian Szegedy, Wei Liu, Yangqing Jia, Pierre Sermanet, Scott Reed, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Vincent Vanhoucke, Andrew Rabinovich. Going deeper with convolutions[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2015:1–9.
- [90] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun. Deep residual learning for image recognition[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2016:770–778.
- [91] Jeffrey Donahue, Lisa Anne Hendricks, Sergio Guadarrama, Marcus Rohrbach, Subhashini Venugopalan, Kate Saenko, Trevor Darrell. Long-term recurrent convolutional networks for visual recognition and description[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2015:2625–2634.
- [92] Junhua Mao, Wei Xu, Yi Yang, Jiang Wang, Zhiheng Huang, Alan Yuille. Deep captioning with multimodal recurrent neural networks (m-rnn)[C]. Proc. ICLR. 2015.
- [93] Cheng Wang, Haojin Yang, Christian Bartz, Christoph Meinel. Image captioning with deep bidirectional lstms[C]. Proc. ACM Multimedia. 2016:988–997.
- [94] Sepp Hochreiter, Jürgen Schmidhuber. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8):1735–1780.
- [95] Dzmitry Bahdanau, Kyunghyun Cho, Yoshua Bengio. Neural machine translation by jointly learning to align and translate[C]. Proc. ICLR. 2014.
- [96] Kelvin Xu, Jimmy Ba, Ryan Kiros, Kyunghyun Cho, Aaron Courville, Ruslan Salakhudinov, Rich Zemel, Yoshua Bengio. Show, attend and tell: Neural image caption generation with visual attention[C]. Proc. ICML. 2015:2048–2057.
- [97] Yuke Zhu, Oliver Groth, Michael Bernstein, Li Fei-Fei. Visual7w: Grounded question answering in images[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2016:4995–5004.
- [98] Zichao Yang, Xiaodong He, Jianfeng Gao, Li Deng, Alex Smola. Stacked attention networks for image question answering[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2016:21–29.
- [99] Huijuan Xu, Kate Saenko. Ask, attend and answer: Exploring question-guided spatial attention for visual question answering[C]. Proc. ECCV. Springer, 2016:451–466.
- [100] Peter Anderson, Xiaodong He, Chris Buehler, Damien Teney, Mark Johnson, Stephen Gould, Lei Zhang. Bottom-up and top-down attention for image captioning and visual question answering[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2018:6077–6086.
- [101] Ruiyu Li, Jiaya Jia. Visual question answering with question representation update (qru)[C]. Proc. NeurIPS. 2016:4655–4663.
- [102] Meng Liu, Xiang Wang, Liqiang Nie, Xiangnan He, Baoquan Chen, Tat-Seng Chua. Attentive

- moment retrieval in videos[C]. Proc. SIGIR. 2018:15–24.
- [103] Meng Liu, Xiang Wang, Liqiang Nie, Qi Tian, Baoquan Chen, Tat-Seng Chua. Cross-modal moment localization in videos[C]. Proc. ACM Multimedia. 2018:843–851.
- [104] Jingyuan Chen, Xinpeng Chen, Lin Ma, Zequn Jie, Tat-Seng Chua. Temporally grounding natural sentence in video[C]. 2018:162–171.
- [105] Jingyuan Chen, Lin Ma, Xinpeng Chen, Zequn Jie, Jiebo Luo. Localizing natural language in videos[C]. Proc. AAAI. volume 33. 2019:8175–8182.
- [106] Yitian Yuan, Tao Mei, Wenwu Zhu. To find where you talk: Temporal sentence localization in video with attention based location regression[C]. Proc. AAAI. volume 33. 2019:9159–9166.
- [107] Dongliang He, Xiang Zhao, Jizhou Huang, Fu Li, Xiao Liu, Shilei Wen. Read, watch, and move: Reinforcement learning for temporally grounding natural language descriptions in videos[C]. Proc. AAAI. volume 33. 2019:8393–8400.
- [108] Weining Wang, Yan Huang, Liang Wang. Language-driven temporal activity localization: A semantic matching reinforcement learning model[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2019:334–343.
- [109] Yang Feng, Lin Ma, Wei Liu, Tong Zhang, Jiebo Luo. Video re-localization[C]. Proc. ECCV. Springer, 2018:51–66.
- [110] Yongqin Xian, Bernt Schiele, Zeynep Akata. Zero-shot learning—the good, the bad and the ugly[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2017:4582–4591.
- [111] Hanwang Zhang, Zheng-Jun Zha, Yang Yang, Shuicheng Yan, Yue Gao, Tat-Seng Chua. Attribute-augmented semantic hierarchy: towards bridging semantic gap and intention gap in image retrieval[C]. Proc. ACM Multimedia. 2013:33–42.
- [112] Li-Jia Li, Hao Su, Li Fei-Fei, Eric P Xing. Object bank: A high-level image representation for scene classification & semantic feature sparsification[C]. Proc. NeurIPS:1378–1386.
- [113] Lorenzo Torresani, Martin Szummer, Andrew Fitzgibbon. Efficient object category recognition using clasemes[C]. Proc. ECCV. Springer, 2010:776–789.
- [114] Jason Weston, Samy Bengio, Nicolas Usunier. Large scale image annotation: learning to rank with joint word-image embeddings[J]. Machine Learning, 2010.
- [115] Angeliki Lazaridou, Georgiana Dinu, Marco Baroni. Hubness and pollution: Delving into cross-space mapping for zero-shot learning[C]. Proc. ACL. 2015:270–280.
- [116] Zili Yi, Hao Zhang, Ping Tan, Minglun Gong. Dualgan: Unsupervised dual learning for image-to-image translation[C]. Proc. IEEE ICCV. 2017:2849–2857.
- [117] Jun-Yan Zhu, Taesung Park, Phillip Isola, Alexei A Efros. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks[C]. Proc. IEEE ICCV. 2017:2223–2232.
- [118] Di He, Yingce Xia, Tao Qin, Liwei Wang, Nenghai Yu, Tie-Yan Liu, Wei-Ying Ma. Dual learning

- for machine translation[C]. Proc. NeurIPS. 2016:820–828.
- [119] Catherine Wah, Steve Branson, Peter Welinder, Pietro Perona, Serge Belongie. The caltech-ucsd birds-200-2011 dataset[J]. 2011.
- [120] Genevieve Patterson, James Hays. Sun attribute database: Discovering, annotating, and recognizing scene attributes[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2012:2751–2758.
- [121] Justin Johnson, Alexandre Alahi, Li Fei-Fei. Perceptual losses for real-time style transfer and super-resolution[C]. Proc. ECCV. Springer, 2016:694–711.
- [122] Alexey Dosovitskiy, Thomas Brox. Generating images with perceptual similarity metrics based on deep networks[C]. Proc. NeurIPS. 2016:658–666.
- [123] Christian Ledig, Lucas Theis, Ferenc Huszár, Jose Caballero, Andrew Cunningham, Alejandro Acosta, Andrew Aitken, Alykhan Tejani, Johannes Totz, Zehan Wang, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2017:4681–4690.
- [124] Martin Arjovsky, Soumith Chintala, Léon Bottou. Wasserstein gan[C]. arXiv. 2017.
- [125] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun. Delving deep into rectifiers: Surpassing human-level performance on imagenet classification[C]. Proc. IEEE ICCV. 2015:1026–1034.
- [126] Ziming Zhang, Venkatesh Saligrama. Zero-shot learning via semantic similarity embedding[C]. Proc. IEEE ICCV. 2015:4166–4174.
- [127] Soravit Changpinyo, Wei-Lun Chao, Boqing Gong, Fei Sha. Synthesized classifiers for zero-shot learning[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2016:5327–5336.
- [128] Jonathan Long, Evan Shelhamer, Trevor Darrell. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2015:3431–3440.
- [129] Ting Yao, Yingwei Pan, Yehao Li, Tao Mei. Exploring visual relationship for image captioning[C]. Proc. ECCV. Springer, 2018:684–699.
- [130] Xu Yang, Kaihua Tang, Hanwang Zhang, Jianfei Cai. Auto-encoding scene graphs for image captioning[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2019:10685–10694.
- [131] Dong-Jin Kim, Jinsoo Choi, Tae-Hyun Oh, In So Kweon. Dense relational captioning: Triple-stream networks for relationship-based captioning[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2019:6271–6280.
- [132] Will Norcliffe-Brown, Stathis Vafeias, Sarah Parisot. Learning conditioned graph structures for interpretable visual question answering[C]. Proc. NeurIPS. 2018:8334–8343.
- [133] Drew A Hudson, Christopher D Manning. Gqa: A new dataset for real-world visual reasoning and compositional question answering[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2019:6700–6709.
- [134] Jiaxin Shi, Hanwang Zhang, Juanzi Li. Explainable and explicit visual reasoning over scene

- graphs[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2019:8376–8384.
- [135] Monica Haurilet, Alina Roitberg, Rainer Stiefelhagen. It’s not about the journey; it’s about the destination: Following soft paths under question-guidance for visual reasoning[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2019:1930–1939.
- [136] Proc. ECCV. Shuffle-then-assemble: Learning object-agnostic visual relationship features[C]. Springer, 2018:36–52.
- [137] Santosh K Divvala, Derek Hoiem, James H Hays, Alexei A Efros, Martial Hebert. An empirical study of context in object detection[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. IEEE, 2009:1271–1278.
- [138] Yikang Li, Wanli Ouyang, Xiaogang Wang, Xiao’ou Tang. Vip-cnn: Visual phrase guided convolutional neural network[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2017:1347–1356.
- [139] Rowan Zellers, Mark Yatskar, Sam Thomson, Yejin Choi. Neural motifs: Scene graph parsing with global context[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2018:5831–5840.
- [140] Xufeng Qian, Yueling Zhuang, Yimeng Li, Shaoning Xiao, Shiliang Pu, Jun Xiao. Video relation detection with spatio-temporal graph[C]. Proc. ACM Multimedia. 2019:84–93.
- [141] Shuai Zheng, Sadeep Jayasumana, Bernardino Romera-Paredes, Vibhav Vineet, Zhizhong Su, Dalong Du, Chang Huang, Philip HS Torr. Conditional random fields as recurrent neural networks[C]. Proc. IEEE ICCV. 2015:1529–1537.
- [142] Philipp Krähenbühl, Vladlen Koltun. Efficient inference in fully connected crfs with gaussian edge potentials[C]. Proc. NeurIPS. 2011:109–117.
- [143] Peter Anderson, Basura Fernando, Mark Johnson, Stephen Gould. Spice: Semantic propositional image caption evaluation[C]. Proc. ECCV. Springer, 2016:382–398.
- [144] Richard S Sutton, David A McAllester, Satinder P Singh, Yishay Mansour. Policy gradient methods for reinforcement learning with function approximation[C]. Proc. NeurIPS. 2000:1057–1063.
- [145] Ardi Tampuu, Tambet Matiisen, Dorian Kodelja, Ilya Kuzovkin, Kristjan Korjus, Juhan Aru, Jaan Aru, Raul Vicente. Multiagent cooperation and competition with deep reinforcement learning[J]. PloS one, 2017, 12(4).
- [146] Ryan Lowe, Yi Wu, Aviv Tamar, Jean Harb, OpenAI Pieter Abbeel, Igor Mordatch. Multi-agent actor-critic for mixed cooperative-competitive environments[C]. Proc. NeurIPS. 2017:6379–6390.
- [147] Jakob N Foerster, Gregory Farquhar, Triantafyllos Afouras, Nantas Nardelli, Shimon Whiteson. Counterfactual multi-agent policy gradients[C]. Proc. AAAI. 2018.
- [148] Long Chen, Hanwang Zhang, Jun Xiao, Liqiang Nie, Jian Shao, Wei Liu, Tat-Seng Chua. Scancn: Spatial and channel-wise attention in convolutional networks for image captioning[C]. Proc.

- IEEE Conf. CVPR. 2017:5659–5667.
- [149] Yan Zhang, Jonathon Hare, Adam Prügel-Bennett. Learning to count objects in natural images for visual question answering[C]. Proc. ICLR. 2018.
- [150] Matthew Hausknecht, Peter Stone. Deep recurrent q-learning for partially observable mdps[C]. Proc. AAAI. 2015.
- [151] Dzmitry Bahdanau, Philemon Brakel, Kelvin Xu, Anirudh Goyal, Ryan Lowe, Joelle Pineau, Aaron Courville, Yoshua Bengio. An actor-critic algorithm for sequence prediction[C]. Proc. ICLR. 2017.
- [152] Vijay R Konda, John N Tsitsiklis. Actor-critic algorithms[C]. Proc. NeurIPS. 2000:1008–1014.
- [153] Yongming Rao, Dahua Lin, Jiwen Lu, Jie Zhou. Learning globally optimized object detector via policy gradient[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2018:6190–6198.
- [154] Richard S Sutton, Andrew G Barto. Reinforcement learning: An introduction[M]. MIT press, 2018.
- [155] Volodymyr Mnih, Adria Puigdomenech Badia, Mehdi Mirza, Alex Graves, Timothy Lillicrap, Tim Harley, David Silver, Koray Kavukcuoglu. Asynchronous methods for deep reinforcement learning[C]. Proc. ICML. 2016:1928–1937.
- [156] Alejandro Newell, Jia Deng. Pixels to graphs by associative embedding[C]. Proc. NeurIPS. 2017:2171–2180.
- [157] Roei Herzig, Moshiko Raboh, Gal Chechik, Jonathan Berant, Amir Globerson. Mapping images to scene graphs with permutation-invariant structured prediction[C]. Proc. NeurIPS. 2018:7211–7221.
- [158] Joseph Redmon, Ali Farhadi. Yolo9000: better, faster, stronger[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2017.
- [159] Ji Zhang, Kevin J Shih, Ahmed Elgammal, Andrew Tao, Bryan Catanzaro. Graphical contrastive losses for scene graph parsing[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2019:11535–11543.
- [160] Lex Weaver, Nigel Tao. The optimal reward baseline for gradient-based reinforcement learning[C]. arXiv. 2013.
- [161] Tianshui Chen, Weihao Yu, Riquan Chen, Liang Lin. Knowledge-embedded routing network for scene graph generation[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2019:6163–6171.
- [162] Li Yao, Atousa Torabi, Kyunghyun Cho, Nicolas Ballas, Christopher Pal, Hugo Larochelle, Aaron Courville. Describing videos by exploiting temporal structure[C]. Proc. IEEE ICCV. 2015:4507–4515.
- [163] Kan Chen, Jiang Wang, Liang-Chieh Chen, Haoyuan Gao, Wei Xu, Ram Nevatia. Abc-cnn: An attention based convolutional neural network for visual question answering[C]. Proc. IEEE

- Conf. CVPR. 2016.
- [164] Maurizio Corbetta, Gordon L Shulman. Control of goal-directed and stimulus-driven attention in the brain[J]. *Nature reviews neuroscience*, 2002, 3(3):201–215.
- [165] Volodymyr Mnih, Nicolas Heess, Alex Graves, et al. Recurrent models of visual attention[C]. Proc. NeurIPS. 2014:2204–2212.
- [166] Marijn F Stollenga, Jonathan Masci, Faustino Gomez, Jürgen Schmidhuber. Deep networks with internal selective attention through feedback connections[C]. Proc. NeurIPS. 2014:3545–3553.
- [167] Matthew D Zeiler, Rob Fergus. Visualizing and understanding convolutional networks[C]. Proc. ECCV. Springer, 2014:818–833.
- [168] Micah Hodosh, Peter Young, Julia Hockenmaier. Framing image description as a ranking task: Data, models and evaluation metrics[J]. *J. Arti. Intel. Res.*, 2013, 47:853–899.
- [169] Peter Young, Alice Lai, Micah Hodosh, Julia Hockenmaier. From image descriptions to visual denotations: New similarity metrics for semantic inference over event descriptions[J]. *Trans. Assoc. Comp. Lingui.*, 2014, 2:67–78.
- [170] Kishore Papineni, Salim Roukos, Todd Ward, Wei-Jing Zhu. Bleu: a method for automatic evaluation of machine translation[C]. Proc. ACL. Association for Computational Linguistics, 2002:311–318.
- [171] Satanjeev Banerjee, Alon Lavie. Meteor: An automatic metric for mt evaluation with improved correlation with human judgments[C]. Proc. ACL. 2005:65–72.
- [172] Ramakrishna Vedantam, C Lawrence Zitnick, Devi Parikh. Cider: Consensus-based image description evaluation[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2015:4566–4575.
- [173] Stephen Robertson. Understanding inverse document frequency: on theoretical arguments for idf[J]. *Journal of documentation*, 2004.
- [174] Chin-Yew Lin, Eduard Hovy. Manual and automatic evaluation of summaries[C]. Proc. ACL. Association for Computational Linguistics, 2002:45–51.
- [175] Matthew D Zeiler. Adadelta: an adaptive learning rate method[C]. arXiv. 2012.
- [176] Xu Jia, Efstratios Gavves, Basura Fernando, Tinne Tuytelaars. Guiding the long-short term memory model for image caption generation[C]. Proc. IEEE ICCV. 2015:2407–2415.
- [177] Quanzeng You, Hailin Jin, Zhaowen Wang, Chen Fang, Jiebo Luo. Image captioning with semantic attention[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2016:4651–4659.
- [178] Christian Szegedy, Vincent Vanhoucke, Sergey Ioffe, Jon Shlens, Zbigniew Wojna. Rethinking the inception architecture for computer vision[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2016:2818–2826.
- [179] Michaela Regneri, Marcus Rohrbach, Dominikus Wetzel, Stefan Thater, Bernt Schiele, Manfred Pinkal. Grounding action descriptions in videos[J]. *Trans. Assoc. Comp. Lingui.*, 2013, 1:25–36.

- [180] Ranjay Krishna, Kenji Hata, Frederic Ren, Li Fei-Fei, Juan Carlos Niebles. Dense-captioning events in videos[C]. Proc. IEEE ICCV. 2017:706–715.
- [181] Lisa Anne Hendricks, Oliver Wang, Eli Shechtman, Josef Sivic, Trevor Darrell, Bryan Russell. Localizing moments in video with natural language[C]. Proc. IEEE ICCV. 2017:5803–5812.
- [182] Runzhou Ge, Jiyang Gao, Kan Chen, Ram Nevatia. Mac: Mining activity concepts for language-based temporal localization[C]. Proc. IEEE WACV. IEEE, 2019:245–253.
- [183] Shaoxiang Chen, Yu-Gang Jiang. Semantic proposal for activity localization in videos via sentence query[C]. Proc. AAAI. volume 33. 2019:8199–8206.
- [184] Huijuan Xu, Kun He, Bryan A Plummer, Leonid Sigal, Stan Sclaroff, Kate Saenko. Multilevel language and vision integration for text-to-clip retrieval[C]. Proc. AAAI. volume 33. 2019:9062–9069.
- [185] Songyang Zhang, Jinsong Su, Jiebo Luo. Exploiting temporal relationships in video moment localization with natural language[C]. Proc. ACM Multimedia. 2019:1230–1238.
- [186] Chao-Yuan Wu, Christoph Feichtenhofer, Haoqi Fan, Kaiming He, Philipp Krahenbuhl, Ross Girshick. Long-term feature banks for detailed video understanding[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2019:284–293.
- [187] Da Zhang, Xiyang Dai, Xin Wang, Yuan-Fang Wang, Larry S Davis. Man: Moment alignment network for natural language moment retrieval via iterative graph adjustment[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2019:1247–1257.
- [188] Caiming Xiong, Victor Zhong, Richard Socher. Dynamic coattention networks for question answering[C]. Proc. ICLR. 2017.
- [189] Caiming Xiong, Victor Zhong, Richard Socher. Dcn+: Mixed objective and deep residual coattention for question answering[C]. Proc. ICLR. 2018.
- [190] Adams Wei Yu, David Dohan, Minh-Thang Luong, Rui Zhao, Kai Chen, Mohammad Norouzi, Quoc V Le. Qanet: Combining local convolution with global self-attention for reading comprehension[C]. Proc. ICLR. 2018.
- [191] Liang-Chieh Chen, Yukun Zhu, George Papandreou, Florian Schroff, Hartwig Adam. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation[C]. Proc. ECCV. 2018:801–818.
- [192] Tsung-Yi Lin, Piotr Dollár, Ross Girshick, Kaiming He, Bharath Hariharan, Serge Belongie. Feature pyramid networks for object detection[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2017:2117–2125.
- [193] Zheng Shou, Junting Pan, Jonathan Chan, Kazuyuki Miyazawa, Hassan Mansour, Anthony Vetro, Xavier Giro-i Nieto, Shih-Fu Chang. Online detection of action start in untrimmed, streaming videos[C]. Proc. ECCV. 2018:534–551.

- [194] Thomas N Kipf, Max Welling. Semi-supervised classification with graph convolutional networks[C]. Proc. ICLR. 2017.
- [195] Fabian Caba Heilbron, Victor Escorcia, Bernard Ghanem, Juan Carlos Niebles. Activitynet: A large-scale video benchmark for human activity understanding[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2015:961–970.
- [196] Du Tran, Lubomir Bourdev, Rob Fergus, Lorenzo Torresani, Manohar Paluri. Learning spatiotemporal features with 3d convolutional networks[C]. Proc. IEEE ICCV. 2015:4489–4497.
- [197] Diederik P Kingma, Jimmy Ba. Adam: A method for stochastic optimization[C]. Proc. ICLR. 2015.
- [198] Aming Wu, Yahong Han. Multi-modal circulant fusion for video-to-language and backward.[C]. Proc. IJCAI. volume 3. 2018:8.
- [199] Shyamal Buch, Victor Escorcia, Chuanqi Shen, Bernard Ghanem, Juan Carlos Niebles. Sst: Single-stream temporal action proposals[C]. Proc. IEEE Conf. CVPR. 2017:2911–2920.

作者简历及在学期间所取得的科研成果

个人简历：

姓名：陈隆 出生年月：1993 年 12 月
民族：汉族 政治面貌：中共党员
邮箱：longc@zju.edu.cn 个人主页：zjuchenlong.github.io

教育经历：

- 2015.09 –2020.06: 浙江大学 计算机科学与技术学院 直博
- 2011.09 –2015.06: 大连理工大学 信息与通信工程学院 本科

发表论文：

1. Zero-Shot Visual Recognition using Semantics-Preserving Adversarial Embedding Networks[C]. In CVPR, 2018. (第一作者, CCF A 类)
2. Counterfactual Critic Multi-Agent Training for Scene Graph Generation[C]. In ICCV, 2019. (第一作者, CCF A 类)
3. SCA-CNN: Spatial and Channel-wise Attention in Convolutional Networks for Image Captioning[C]. In CVPR, 2017. (第一作者, CCF A 类)
4. Rethinking the Bottom-Up Framework for Query-based Video Localization[C]. In AAAI, 2020. (第一作者, CCF A 类)
5. Counterfactual Samples Synthesizing for Robust Visual Question Answering[C]. In arXiv, 2020 (第一作者)
6. DEBUG: A Dense Bottom-Up Grounding Approach for Natural Language Video Localization[C]. In EMNLP, 2019. (第二作者, CCF B 类)

7. Learning Using Privileged Information for Food Recognition[C]. In ACM MM, 2019. (第二作者, CCF A 类)
8. Hierarchical Temporal Fusion of Multi-grained Attention Features for Video Question Answering[J]. Neural Processing Letters, 2019. (第四作者, SCI 期刊)

致谢

XX

陈隆

2020年5月于求是园