



西安电子科技大学
XIDIAN UNIVERSITY

基于多任务学习的文本表示方法研究

Language Representation with Multi-Task Learning

孙天祥

txsun@stu.xidian.edu.cn

2019年4月

Outline



- 毕业设计完成情况
- 课题简介与实验结果
- 存在问题与解决方案
- 下一步计划



一、毕业设计完成情况

- **调研** 学习已有工作、翻译外语文献
- **设计** 设计新的多任务学习模型
- **实现** 实现基线模型及新提出的模型
- **实验** 搭建实验环境、对比试验
- **改进** 根据存在的问题和实验结果改进模型
- **写作** 完成毕业论文

二、课题简介



➤ 题目 基于多任务学习的文本表示方法研究

Language Representation with Multi-Task Learning

1. Multi-Task Learning
2. Natural Language Learning
3. MTL for NLP
4. Transformer

Multi-Task Learning

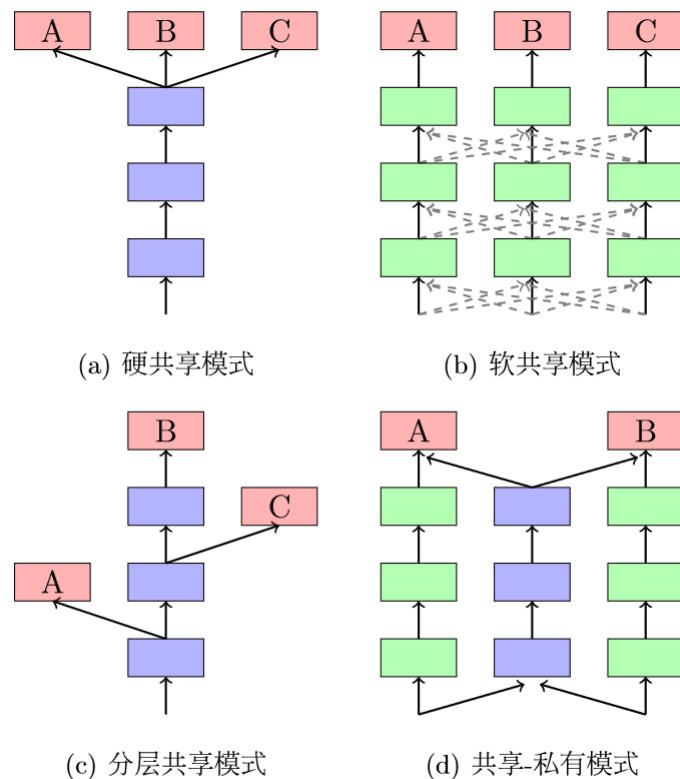


Figure 1.2: 多任务学习的几种常见模式

多任务学习通过利用包含在相关任务训练信号中的领域特定信息来提升泛化能力^[1]。

[1] R. Caruana, "Multitask Learning," Machine Learning, vol. 28, no. 1, pp. 41–75, 1997.

Multi-Task Learning

深层神经网络多任务学习综述（中文翻译）



Sebastian Ruder†

Insight Centre for Data Analytics, NUI Galway‡

孙天祥 ‡

Xidian University‡

Abstract

多任务学习在自然语言处理、语音识别、计算机视觉和药物设计等多个机器学习应用上取得了巨大成功。本文旨在对多任务学习，特别是深层神经网络中的多任务学习，进行一般性的综述。本文介绍了深度学习中的多任务学习的两种最常见的框架，概括和讨论了相关文献和最新进展。最终，本文希望能够通过阐释多任务学习的工作机理来帮助机器学习研究人员在实践中应用多任务学习，并为选择合适的辅助任务提供了指导性建议。

1. 引言

在机器学习中，我们一般关心如何优化一个特定指标，这个指标可能是某个基准测试的分数，也可能是商业 KPI。为此，我们一般训练单个模型或者一组集成模型来完成这个任务。然后，我们会微调这些模型知道它们的性能不再提升。虽然我们通常可以通过这种方式获得可接受的效果，但是由于局限于我们关注的单个任务，常常忽略了可能帮助我们获得更好性能的那些信息。特别地，这些信息来自于相关任务的训练信号。通过让多个相关任务共享表示，我们能够让模型在原始任务上达到更好的泛化能力。这种方法被称作多任务学习（Multi-Task Learning, MTL）。

多任务学习已经在机器学习的各个应用领域中被广泛使用，包括自然语言处理 [14]、语音识别 [15]、计

算机视觉 [19]和药物设计 [34]。多任务学习有很多形式：联合学习、学习如何学习、通过辅助任务学习等，这些概念只不过是多任务学习不同名称。一般地，只要你在优化多个损失函数，你就已经在进行多任务学习了。在这些场景中，显式地考虑多任务学习的概念和机理对于提升性能会有所帮助。

即使你只是像通常设定的那样在优化一个损失函数，也有可能存在能够帮助提升主任务性能的辅助任务。Caruana 等人 [11]对多任务学习给出了一个简洁的总结：“多任务学习通过利用包含在相关任务训练信号中的领域特定信息来提升泛化能力”。

在本文中，我们将介绍多任务学习的研究现状，特别是当其应用在深度神经网络中的情况。首先，我们将在第 2 节中从不同的视角来解释多任务学习，然后我们将在第 3 节中介绍深度学习中的两种最常见的多任务学习方法，在第 4 节，我们将描述使得多任务学习在实践中奏效的机制。在介绍最近的基于神经网络的多任务学习方法之前，我们会先在第 5 节讨论非神经网络的多任务学习。在第 6 节中将会介绍近期提出的强大的基于神经网络的多任务学习方法。最后，我们将在第 7 节中介绍常被用到的辅助任务并讨论如何构造好的辅助任务。

2. 动机

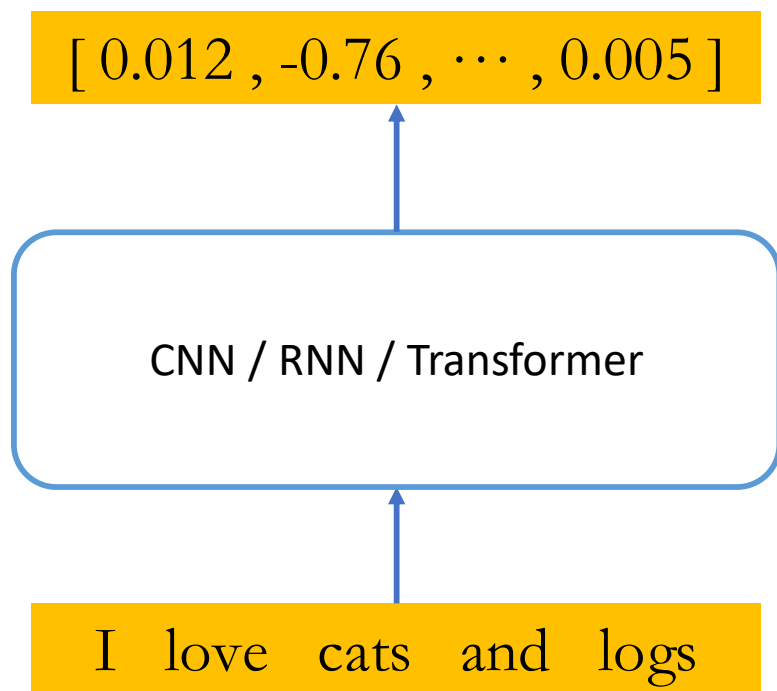
我们可以从多个角度来解释多任务学习的动机。在生物学上，我们可以把多任务学习看作是受到人类学习的启发。在学习新任务时，我们经常运用我们在相关任务中学到的知识。例如，婴儿首先学会识别人脸，然后将这一知识应用于识别其他物体。

<https://github.com/txsun1997/Graduation/tree/master/materials>

† 文章原作者及单位

‡ 文章译者及单位

Natural Language Processing



- **Non-textualized** representation
 - word-level: **word2vec**, **GloVe**, etc.
 - char-level: **fastText**, etc.
- **Contextual** representation
 - RNN: **ELMo**, etc.
 - Transformer: **GPT**, **BERT**, etc.

MTL for NLP



- MTL with CNNs
 - Collobert et al. A Unified Architecture for Natural Language Processing: Deep Neural Networks with Multitask Learning
 - Misra et al. Cross-stitch Networks for Multi-task Learning
- MTL with RNNs
 - Dong et al. Multi-Task Learning for Multiple Language Translation
 - Liu et al. Recurrent Neural Network for Text Classification with Multi-Task Learning
 - Hashimoto et al. A Joint Many-Task Model: Growing a Neural Network for Multiple NLP Tasks
- MTL with Transformer
 - ?

Transformer

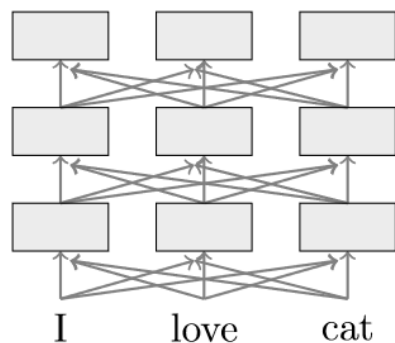
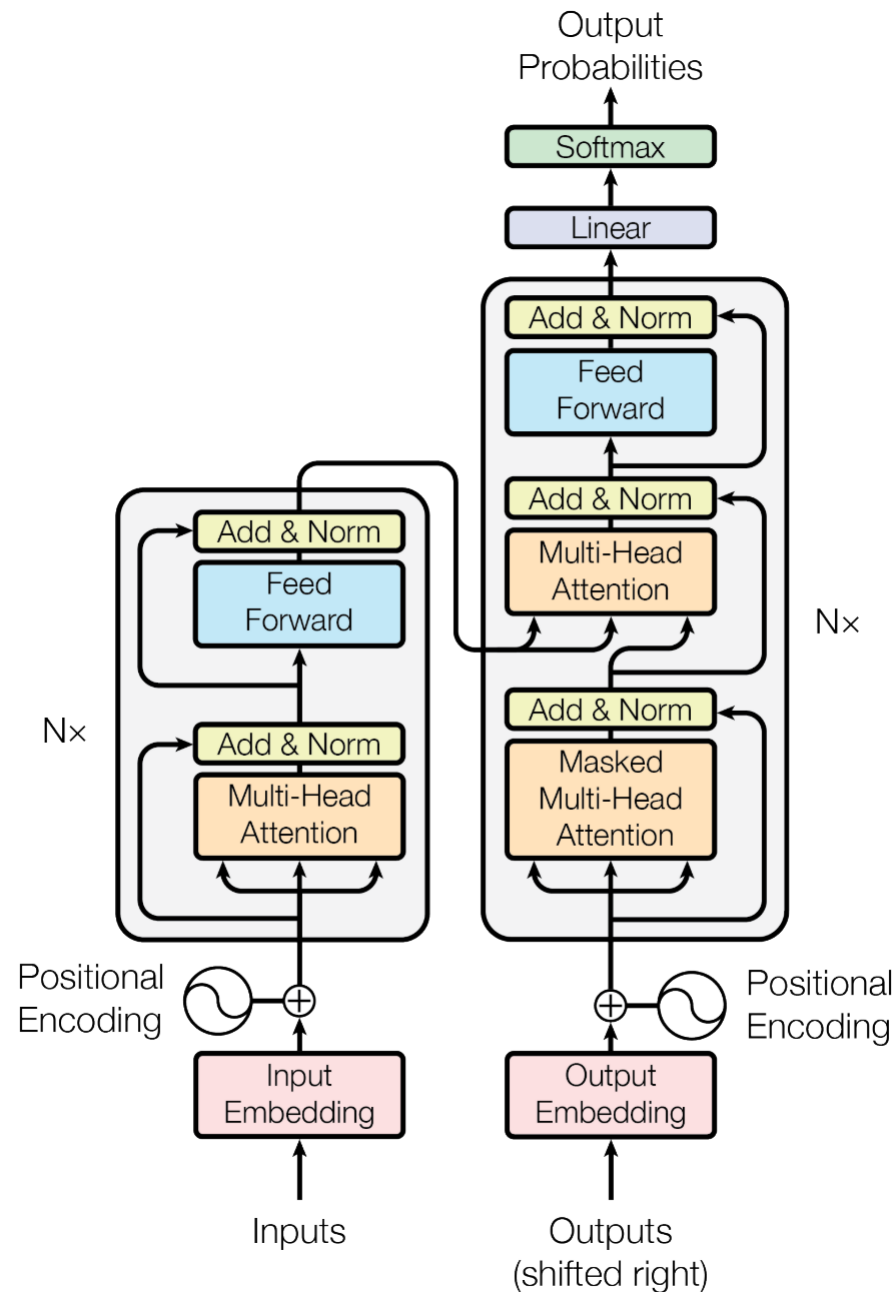


Figure 1.4: Transformer结构的一个简化版示意图



MTL with Transformer

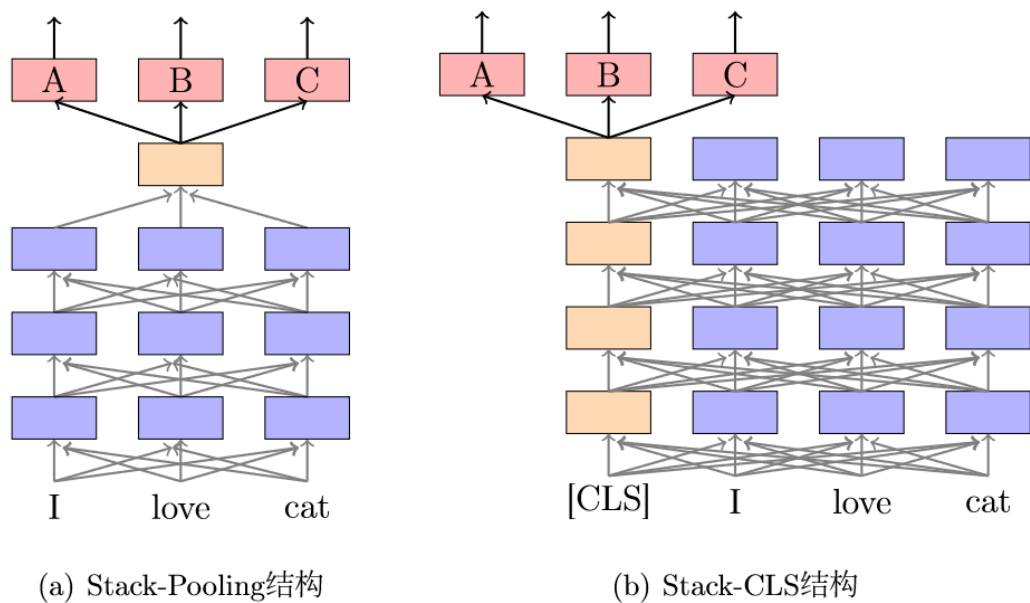


Figure 1.5: 基于Transformer的两种顶层分化共享模式

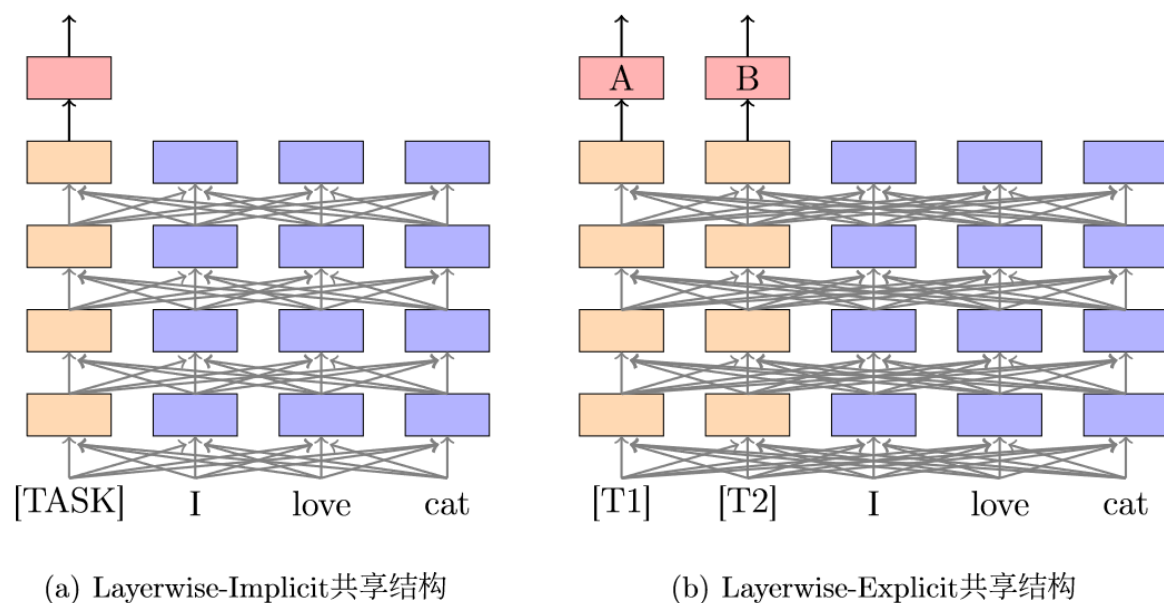


Figure 1.6: 基于Transformer的两种逐层分化共享模式

Experiments



数据集	单任务(%)	S-P (%)	S-C (%)C	L-I (%)	L-E (%)
Books	83.5	82.5	85.25	85	87
Elec	79.5	82.5	87.5	84.75	85.75
DVD	82.75	84.5	82	85.75	84.75
Kitchen	79.5	83.5	87.25	89	86.5
Apparel	82.75	85.5	85	86	86
Camera	81.75	84.25	86.25	87	87
Health	86	85.5	87.25	88	86
Music	76.5	83	83.75	82.75	82
Toys	80	84.75	88.25	88.25	86.5
Video	84.75	81.25	85.5	86.5	84.25
Baby	81	87.75	86.5	87.25	86
Mag	89	85	89.5	89.75	90
Soft	86.5	86	88.25	86.5	86
Sports	80.25	84.25	85	86	85.75
IMDB	80.75	84.75	85.5	84.5	84.75
MR	75.25	76	75.75	78	74
AVG.	81.86	83.81	85.53	85.94	85.14

数据集	训练集大小	验证集大小	测试集大小	类别数	平均长度	词表大小
Books	1400	200	400	2	159	19K
Elec	1398	200	400	2	101	11K
DVD	1400	200	400	2	173	20K
Kitchen	1400	200	400	2	89	9K
Apparel	1400	200	400	2	57	7K
Camera	1397	200	400	2	130	9K
Health	1400	200	400	2	81	9K
Music	1400	200	400	2	136	17K
Toys	1400	200	400	2	90	10K
Video	1400	200	400	2	156	17K
Baby	1300	200	400	2	104	8K
Mag	1370	200	400	2	117	11K
Soft	1315	200	400	2	129	11K
Sports	1400	200	400	2	94	10K
IMDB	1400	200	400	2	269	25K
MR	1400	200	400	2	21	7K



三、存在的问题与解决方案

- 存在的问题
 - 仅在文本分类任务上进行了实验
 - 提出的L-E共享模式没有达到预期效果
 - 使用的数据集规模较小
- 解决方案
 - 在自然语言推理等其他经典坎垒坐任务上实验
 - 改进垒圭坩共享模式，如为每个任务使用不同Query向量
 - 在不同规模的数据集上对模型进行更多测试



四、下一步计划

- 开始撰写毕业论文，完成背景知识和模型的介绍
- 在GLUE等多任务基准数据集上使用更多样化的数据集和任务对模型进行测试
- 试着对模型结构进行更细粒度的改进
- 根据前两步的结果，完成毕业论文的实验部分及后续部分，并准备毕设答辩



西安电子科技大学
XIDIAN UNIVERSITY

Q & A