

本 科 毕 业 设 计（论 文）

（ 辅 修 ）

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 学院(部) | 计算机科学与技术学院 | | | |
| 题 目 | 面向复杂分类体系的 | | | |
|  | 多标签情绪分类算法设计与实现 | | | |
| 年 级 | 2019 | | 专业 | 生物信息学 |
| 班 级 | 生物信息学 | | 学号 | 1930401096 |
| 姓 名 | 唐柳健 | | | |
| 指导老师 | 朱苏阳 | | 职称 |  |
| 论文提交日期 | |  | | |

苏州大学

本科毕业设计（论文）独创性声明

**本人郑重声明：所提交的本科毕业设计（论文）是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本设计（论文）不含其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究作出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人承担本声明的法律责任。**

**作者签名： 日 期：**

苏州大学

本科毕业设计（论文）使用授权声明

**本人完全了解苏州大学关于收集、保存和使用本科毕业设计（论文）的规定，即：本科毕业设计（论文）的著作权以及文中研究成果的知识产权归属苏州大学。苏州大学有权向国家有关部门或第三方机构送交毕业设计（论文）的复印件和电子文档，允许毕业设计（论文）被查阅和借阅，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存和汇编毕业设计（论文），可以将毕业设计（论文）的全部或部分内容编入有关数据库进行检索。**

**涉密设计（论文）□**

**本设计（论文）属 在 年 月解密后适用本规定。**

**非涉密设计（论文）■**

**论文作者签名： 日 期：**

**导师签名： 日 期：**

**面向复杂分类体系的多标签情绪分类算法设计与实现**

**摘要：**

**关键词：**

**Design and implementation of multi-label emotion classification algorithm for complex classification system**

**Abstract:**

**Keywords:**

**目 录**

[前 言 1](#_Toc130912283)

[第1章 绪 论 2](#_Toc130912284)

[1.1 研究背景及意义 2](#_Toc130912285)

[1.2 研究现状 2](#_Toc130912286)

[1.3 论文主要工作 2](#_Toc130912287)

[1.4 论文结构安排 3](#_Toc130912288)

[第2章 XXXXXXXXXXXXXX 4](#_Toc130912289)

[2.1 XXXXXXXX 4](#_Toc130912290)

[2.1.1 XXXXXXXXXX 4](#_Toc130912291)

[2.1.2 XXXXXXXX 4](#_Toc130912292)

[2.1.3 XXXXXXXXXXXX 4](#_Toc130912293)

[2.2 XXXXXXXXXXXXXX 5](#_Toc130912294)

[2.2.1 XXXXXXXXXXX 5](#_Toc130912295)

[2.2.2 XXXXXXXXXXXXXX 5](#_Toc130912296)

[2.3 XXXXXXXXXXXXXXXXX 6](#_Toc130912297)

[2.4 XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX 6](#_Toc130912298)

[2.4.1 XXXXXXXXXXXXXXXX 6](#_Toc130912299)

[2.4.2 xxxxxxxxxxx 6](#_Toc130912300)

[2.5 本章小结 6](#_Toc130912301)

[第3章 xxxxxxxxxxxxxxx 7](#_Toc130912302)

[3.1 XXXXXXXXx 7](#_Toc130912303)

[3.1.1 XXxxx 7](#_Toc130912304)

[3.1.2 XXXXXX 7](#_Toc130912305)

[3.2 XXXXXXx 7](#_Toc130912306)

[3.3 XXXXXXXX 7](#_Toc130912307)

[3.3.1 XXXXXX 7](#_Toc130912308)

[3.3.2 XXXXXXXXXXXXXXX 8](#_Toc130912309)

[3.3.3 xxxxxxxxxxxxxxxxxx 8](#_Toc130912310)

[3.4 本章小结 8](#_Toc130912311)

[第4章 XXXXX实现与实验结果分析 9](#_Toc130912312)

[4.1 XXXXX实现 9](#_Toc130912313)

[4.1.1 平台与环境配置 9](#_Toc130912314)

[4.1.2 问题和解决方法 9](#_Toc130912315)

[4.1.3 实现过程 9](#_Toc130912316)

[4.2 实验数据集介绍 9](#_Toc130912317)

[4.3 实验结果与分析 9](#_Toc130912318)

[4.4 结果可视化展示 9](#_Toc130912319)

[4.5 本章小结 9](#_Toc130912320)

[第5章 总结与展望 10](#_Toc130912321)

[5.1 本文总结 10](#_Toc130912322)

[5.2 后期工作与展望 10](#_Toc130912323)

[参考文献 11](#_Toc130912324)

[致 谢 12](#_Toc130912325)

[附 录 13](#_Toc130912326)

[苏州大学本科生毕业设计（论文）任务书 14](#_Toc130912327)

[外文文献资料 15](#_Toc130912328)

[中文译稿 16](#_Toc130912329)

[文献综述 17](#_Toc130912330)

[中期检查表 18](#_Toc130912331)

[答辩记录表 20](#_Toc130912332)

[成绩评定表 21](#_Toc130912333)

[检测报告 22](#_Toc130912334)

# 前 言

随着计算机算力和人工智能的发展，自然语言处理（Natural Language Processing，NLP）领域也因为纷纷出炉的深度学习技术而得到革新，越来越多的NLP任务研究受到了关注。同时，互联网技术的进步，各大社交媒体的蓬勃发展，每日都有拥有着巨大的活跃用户量，越来越多的用户在社交平台上发表自己的评论。这些评论中不乏包含着大量的价值观，情绪等有价值的信息待挖掘，分析这些信息可以应用于抑郁情感识别，民意检测等有用的任务。

通常，人们发表的言论文本，经常含有多种情绪，这些情绪中存在关联性，同时由于社交媒体上的短文本经常含有表情符号、缩略语和俚语等特殊语言，导致与传统的文本结构不同，并且文本中情感表达的语义模糊和情感类别的边界模糊，较单情绪的识别分类难，使得社交媒体上包含大量情绪的多标签情绪分类仍是一个具有挑战性的任务。

多标签情绪分类任务，到目前为止已有多种模型提出用于解决。基本的方法是使用深度学习方法，自动提取文本的特征与语义，连接各种网络层进行分类，但是都是多为单层次的方法，即认为各情绪类别间是独立的，在同一个情绪体系下进行分类。单层次方法在更细粒度，情绪类别较多的情况下往往出现分类准确率不高的情况。

本文旨在面对情绪类别较多的复杂体系下，利用情绪类别的相关性从不同情绪的层次关系出发，建立多层次模型获得比单层次更好的分类效果。本文多标签分类的策略采用BR方法，将一个多标签分类任务建模为若干个单标签分类任务，使用基于深度学习的模型对每个层次的情绪构建了二元分类器。在分类器选择方面，进行实验分析对比了CNN，LSTM，BiLSTM，self-Attention，Attention+BiLSTM的5种常用的深度学习模型在同样情绪下的分类效果，选择效果最佳的模型作为基模型构建多层次模型。此外，为了最大程度发挥多层次的优势，使用整数线性规划（integral linear programming，ILP）对多层次模型进行了改进与优化。最后，设置了一系列对比实验，在GoEmotions数据集上，通过比较评价指标，验证了本文方法提出的有效性。

本问的主要工作及贡献如下：

1. 分析实验对比了常用于情感分类的5种深度学习模型，通过比较在相同情绪上的准确率，选定了用于构建多层次模型的基模型。
2. 根据多层次模型的原理，对数据集进行了情绪体系分层，构建实现了多层次模型和单层次模型。
3. 根据多层次模型的局限性对其进行了改进，采用整数线性规划改善了多层次模型的空标签预测情况，并提高了准确率与F1值。
4. 在GoEmotions数据集上进行了评估。在效果上，多层次模型比单层次模型有更好的准确率与F1值，且多层次模型有着比单层次模型更快的预测速率。此外，优化后的多层次模型在准确率和F1值上都有更高的提升。

# 第1章 绪 论

本章首先陈述了多标签情绪分类的研究背景和意义，其次简单介绍了该任务的研究现状，概述了本文完成的主要工作和贡献。最后，本章还展示了本文的整体组织结构。

## 1.1 研究背景及意义

随着计算机技术和互联网技术的提高，智能手机以及个人电脑的普及，社交媒体平台得到了前所未有的蓬勃发展。据Statista最新数据统计，截止2023年1月，全球使用互联网的用户已达到51.6亿，其中使用社交媒体的用户就达47.6亿，占世界人口的59.4%。Instagram，Twitter，Reddit等热门社交媒体的出现，贡献了巨大的用户量，这些用户来自世界各地，不同的年龄段，从事着各式各样的行业。社交媒体展现出强大的连接力，将全球的人们聚在平台的层出不穷的话题下，分享他们的有趣的想法和评论。随着更多人的涌入尤其是越来越年轻的活跃用户，使得更多简短的评论用来表达他们对某一话题的看法，这些评论包含着他们的价值观以及情绪等有挖掘意义的信息。

鉴于语言的趣味性，表达的多样性，富含的意义，挖掘社交网络上海量的文本变得极具价值，特别是对社交媒体上的短文本的多种情绪的分析，使得其成为自然语言处理（Natural Language Processing，NLP）的重要研究方向。情绪识别分类在生活中已有很多实用价值的应用，如对Twitter评论自动检测抑郁情感来预防抑郁症[[[1]](#endnote-0)]，针对网络上的舆论政治倾向的民意检测[[[2]](#endnote-1)]，在演讲中的由多情绪感知获得演讲者关注部分[[[3]](#endnote-2)]等。

情绪是一种内部的主观体验，即根据自身的需要或倾向为中介的心理现象。很多心理学家认为人的情绪由几个基本的情绪构成。据不同心理学家的，情绪可以分为二元情绪（包括中性情绪），普鲁契克情绪轮[[[4]](#endnote-3)]，Ekaman 情绪[[[5]](#endnote-4)]等离散型情绪。也有学者认为情绪是不可分割的，像光的色谱一样是连续变化的，提出了将情绪看作三维空间中的点的 VAD 模型[[[6]](#endnote-5)]等的连续型情绪。通常一个句子中包含多种情绪，人们会组合各种情绪表达更为复杂的情感。如表1.1所示，往往一个短的句子中就包含着多种情绪。再者，由于社交媒体上的短文本经常含有表情符号、缩略语和俚语等特殊语言，导致与传统的文本结构不同，并且文本中情感表达的语义模糊和情感类别的边界模糊，较单情绪的识别分类难，使短文本的多标签情绪分类仍是一个具有挑战性的任务。

表 1.1 GoEmotions数据集中Reddit评论与对应情绪

|  |  |
| --- | --- |
| Reddit评论 | 标签 |
| aw, thanks! I appreciate that! | admiration,gratitude |
| Holy shit was that the one guy that supported remain? I didn't know we had a celebrity on this board. | confusion,curiosity,disappointment,surprise |
| I'm so excited for this game!! ☺ | excitement |
| I didn’t know it was gonna be that simple Forgive me [NAME] :D | confusion |
| That guy is being intentionally obtuse. Down vote trolls are a waste of everyone's time. | annoyance,disapproval |

综上，无论是应用还是解决问题的难度上，多标签情绪分类都是一项值得研究与挑战的问题。

## 1.2 研究现状

多标签情绪分类可以看作是多标签分类与情绪分类两个任务的交叉问题。多标签分类在传统上，采用问题转换和算法自适应来解决。问题转换方法将多标签分类转换为常见的分类任务。经典的问题转换方法包括二元关系法（BR）[[[7]](#endnote-6)]，分类器链（CC）[[[8]](#endnote-7)]和标签幂集（LP）[[[9]](#endnote-8)]等。BR将多标签分类转为单标签分类，单独预测每个标签，缺点在于忽略了标签的关联性。CC转化为链式的多个二分类问题，同时考虑了标签的共现性，但存在预测时的暴露误差的缺陷。LP将每个可能的标签组合视为一个单独的标签，因此它可能会将标签数量呈幂级增长而不可用。算法自适应方法则扩展了现有的单标签分类算法以处理多标签分类。 对于情绪分类，早期采用精心设计的人工特征集如词典，词袋，特定的语义规则等，用于多标签分类上。但是该做法往往需要大量的专家知识，费时费力，且质量高度依赖于注释的好坏。

随着深度学习的发展，由于深度神经网络能很好的学习和自动提取特征，使用深度学习技术的方法越来越受到关注。随着越来越多的实验证明，像循环神经网络（RNN）以及配有门控循环单元层（GRU）的长短期记忆网络（LSTM），双向长短期记忆网络（BiLSTM），以及使用注意力机制等的组合在学习短语级特征时非常有用[[[10]](#endnote-9)]，有更好的语言理解能力与语义表示，在情感分类中取得了非常好的精度。因此有很多基于或更多神经网络的变种被提出用于多标签情绪分类。

He等人[[[11]](#endnote-10)]结合二元相关神经网络（BRNN）和阈值依赖神经网络（TDNN）的各自优势，提出了联合二元神经网络（JBNN）改进了BR方法。在JBNN中，文本表示被送入一组logistic函数而非softmax函数，多个二分类在一个神经网络框架中同步进行。基于注意力机制上，Kim等人[[[12]](#endnote-11)]使用由一个自注意力模块和多个cnn组成，模仿人类分析句子的过程进行情绪分类，但由于使用的独立的cnn进行分类，未考虑到标签的相关性。Jabreel等人[[[13]](#endnote-12)]还提出了一种新的转换机制且基于注意力机制的深度学习系统二值神经网络（BNet），该系统由数据驱动的、基于神经的端到端模型，不依赖于词性标记器和情感词典等额外的专家注释。在使用自注意力机制基础上，Baziotis等人[[[14]](#endnote-13)]利用迁移学习，对他们的配备多层自注意力机制的Bi-LSTM架构进行了预训练，补偿了有限的训练数据，利用网络的编码层通过在正式分类任务上微调取得较好结果。

但是，上述方法都未考虑到情绪体系的层次性，本文针对之一问题，结合经典的深度学习训练器从多层次的角度进行多标签情绪的分类的研究。

## 1.3 论文主要工作

本文以多标签情绪分类为问题导向，旨在面对情绪类别较多的复杂体系下，利用情绪类别的相关性从不同情绪的层次关系出发，建立多层次模型获得比单层次更好的分类效果。本文多标签分类的策略采用BR方法，将一个多标签分类任务建模为若干个单标签分类任务，使用基于深度学习的模型对每个层次的情绪构建了二元分类器。在分类器选择方面，进行实验分析对比了CNN，LSTM，BiLSTM，self-Attention，Attention+BiLSTM的5种常用的深度学习模型在同样情绪下的分类效果，选择效果最佳的模型作为基模型构建多层次模型。此外，为了最大程度发挥多层次的优势，使用整数线性规划（integral linear programming，ILP）对多层次模型进行了改进与优化。最后，设置了一系列对比实验，在GoEmotions数据集上，通过比较评价指标，验证了本文方法提出的有效性。

本问的主要工作及贡献如下：

1. 分析实验对比了常用于情感分类的5种深度学习模型，通过比较在相同情绪上的准确率，选定了用于构建多层次模型的基模型。
2. 根据多层次模型的原理，对数据集进行了情绪体系分层，构建实现了多层次模型和单层次模型。
3. 根据多层次模型的局限性对其进行了改进，采用整数线性规划改善了多层次模型的空标签预测情况，并提高了准确率与F1值。
4. 在GoEmotions数据集上进行了评估。在效果上，多层次模型比单层次模型有更好的准确率与F1值，且多层次模型有着比单层次模型更快的预测速率。此外，优化后的多层次模型在准确率和F1值上都有更高的提升。

## 1.4 论文结构安排

本文共分为六章，各章内容安排如下：

第一章：绪论。介绍了本文所述课题的研究背景和意义，简单地介绍了多标签情绪分类的研究现状和难点，以及本文完成的主要工作和贡献，最后介绍了本文的组织结构。

第二章：相关工作。阐述了多标签情绪分类的基本定义，本文采用的数据集以及评价指标，然后简单的介绍了经典的情绪体系，最后详细的介绍了5种常用的基于深度学习的情感分类模型并在第四章给出了它们的效果。

第三章：多层次模型的建立与改进。提出了基于多层次模型的多标签情绪分类方法。详细介绍了模型的整体框架和每个模块。最后提出了采用整数线性规划改进的原理和实现方法。

第四章：多层次模型实现及实验结果分析。首先给出了二元分类模型的通用的预处理方法，然后给出了5种情感分类模型的实现和搭建方法，测试并展示了它们训练后的分类效果。然后使用最佳的模型构建多层次模型和单层次模型以及优化后的多层次模型，描述了它们在数据集上的测试效果，并分析了实验结果。

第五章：总结与展望。提出了一些关于该课题的未来工作，可补充内容以及展望。

# 第2章 相关工作

本章先介绍了多标签情绪分类任务的基本概念定义，介绍了本文采用的数据集，以及评价指标，然后简单阐述了现有的情绪体系，最后详细阐述了5种常用于情感分类的深度学习模型，该5种模型将用于后面的对比实验。

## 2.1 多标签情绪分类任务

### 2.1.1 多标签情绪分类介绍

数字图像

### 2.1.2 GoEmotions数据集

本用长表格的形式展示数据集，看看长表格怎么弄，如表1吧提前面的

### 2.1.3 评价指标

## 2.2 情绪体系及特点

### 2.2.1 XXXXXXXXXXX

### 2.2.2 XXXXXXXXXXXXXX

上述是一些

## 2.3 情感分类模型

2.3.1

## 2.4 本章小结

本章简单介绍了图像处理领域的相关基础知识，从数字图像的基本属性、常用格式，到增强的原理，总结了夜景图像增强的难点，最后介绍了增强的传统方法。

# 第3章 多层次模型的建立及改进

本章首先介绍深度学习相关知识和其在Python中常用库，库中的相关知识，再介绍几种本文所研究过的基于深度学习夜景图像算法，对比其增强效果。

## 3.1 XXXXXXXXx

该数据集的分类体系可以分为三个层次，粒度由粗到细。因此，可以从这三个层次的体系出发，先进行粗粒度的分类，再分别进行下一层的细粒度分类。例如，给定一个文本t，先对其进行最高层次的[A, B, C]三分类。如分为B类，则对再B类下的[c, d, e, f, g]五个小类进行判别，得到e、g两类。以此类推。

大类，子类问题

### 3.1.1 XXxxx

### 3.1.2 XXXXXX

## 3.2 XXXXXXx

## 3.3 XXXXXXXX

### 3.3.1 XXXXXX

这样的二次曲线，可以表示为：

 （3.1）

其中表示像素坐标，是给定输入的增强版本，是可训练曲线参数，用于调整LE-curve的大小并控制曝光级别。

公式（3.1）中定义的LE-curve可以迭代应用，以实现更通用的调整，以应对具有挑战性的低光条件。

### 3.3.2 XXXXXXXXXXXXXXX

### 3.3.3 xxxxxxxxxxxxxxxxxx

于是我基于该指标编写了损失函数的相关类，其核心代码如下：

class L\_psnr(nn.Module):

def \_\_init\_\_(self):

super(L\_psnr, self).\_\_init\_\_()

def forward(self, org, enhenced):

mse = torch.mean((org / 255. - enhenced / 255.) \*\* 2)

if mse < 1.0e-10:

return 100

PIXEL\_MAX = 1

return 20 \* math.log10(PIXEL\_MAX / math.sqrt(mse))

## 3.4 本章小结

本章首先介绍了深度学习的相关概念和方法，然后分析了基于GAN的增强方法，又深入剖析了Zero-DCE的原理[5]，在发现其噪声处理方面的不足后提出了改进方法，下一章将具体阐述对改进后的该方法进行的相关实验。

# 第4章 多层次模型实现及实验结果分析

## 4.1 XXXXX实现

### 4.1.1 平台与环境配置

### 4.1.2 问题和解决方法

### 4.1.3 实现过程

## 4.2 实验数据集介绍

## 4.3 实验结果与分析

## 4.4 结果可视化展示

## 4.5 本章小结

# 第5章 总结与展望

## 5.1 本文总结

## 5.2 后期工作与展望

# 参考文献

1. [] Safa R, Bayat P, Moghtader L. Automatic detection of depression symptoms in twitter using multimodal analysis[J]. The Journal of Supercomputing, 2022, 78(4): 4709-4744. [↑](#endnote-ref-0)
2. [] Pla F, Hurtado L F. Political tendency identification in twitter using sentiment analysis techniques[C]//Proceedings of COLING 2014, the 25th international conference on computational linguistics: Technical Papers. 2014: 183-192. [↑](#endnote-ref-1)
3. [] Desai J, Cao H, Shah R. Attention-based Region of Interest (ROI) Detection for Speech Emotion Recognition[J]. arXiv preprint arXiv:2203.03428, 2022. [↑](#endnote-ref-2)
4. [] Plutchik R. Emotion[J]. A psychoevolutionary synthesis, 1980. [↑](#endnote-ref-3)
5. [] Ekman P. An argument for basic emotions[J]. Cognition & emotion, 1992, 6(3-4): 169-200. [↑](#endnote-ref-4)
6. [] Russell J A, Mehrabian A. Evidence for a three-factor theory of emotions[J]. Journal of research in Personality, 1977, 11(3): 273-294. [↑](#endnote-ref-5)
7. [] Godbole S, Sarawagi S. Discriminative methods for multi-labeled classification[C]//Advances in Knowledge Discovery and Data Mining: 8th Pacific-Asia Conference, PAKDD 2004, Sydney, Australia, May 26-28, 2004. Proceedings 8. Springer Berlin Heidelberg, 2004: 22-30. [↑](#endnote-ref-6)
8. [] Read J, Pfahringer B, Holmes G, et al. Classifier chains for multi-label classification[J]. Machine learning, 2011, 85: 333-359. [↑](#endnote-ref-7)
9. [] Tsoumakas G, Katakis I, Vlahavas I. Random k-labelsets for multilabel classification[J]. IEEE transactions on knowledge and data engineering, 2010, 23(7): 1079-1089. [↑](#endnote-ref-8)
10. [] Farruque N, Huang C, Zaiane O, et al. Basic and Depression Specific Emotions Identification in Tweets: Multi-label Classification Experiments[C]//Computational Linguistics and Intelligent Text Processing: 20th International Conference, CICLing 2019, La Rochelle, France, April 7–13, 2019, Revised Selected Papers, Part II. Cham: Springer Nature Switzerland, 2023: 293-306. [↑](#endnote-ref-9)
11. [] He H, Xia R. Joint binary neural network for multi-label learning with applications to emotion classification[C]//Natural Language Processing and Chinese Computing: 7th CCF International Conference, NLPCC 2018, Hohhot, China, August 26–30, 2018, Proceedings, Part I 7. Springer International Publishing, 2018: 250-259. [↑](#endnote-ref-10)
12. [] Kim Y, Lee H, Jung K. Attnconvnet at semeval-2018 task 1: Attention-based convolutional neural networks for multi-label emotion classification[J]. arXiv preprint arXiv:1804.00831, 2018. [↑](#endnote-ref-11)
13. [] Jabreel M, Moreno A. A deep learning-based approach for multi-label emotion classification in tweets[J]. Applied Sciences, 2019, 9(6): 1123. [↑](#endnote-ref-12)
14. [] Baziotis C, Athanasiou N, Chronopoulou A, et al. Ntua-slp at semeval-2018 task 1: Predicting affective content in tweets with deep attentive rnns and transfer learning[J]. arXiv preprint arXiv:1804.06658, 2018. [↑](#endnote-ref-13)