

知网个人查重服务报告单(全文标明引文)

报告编号:BC2024042900012713109717268

检测时间:2024-04-29 00:01:27

篇名: 文档图像分类方法研究与分析

作者: 梁奕宸 检测类型: 毕业设计 比对截止日期: 2024-04-29

检测结果

去除本人文献复制比: 25.6% 去除引用文献复制比: 25.2% 总文字复制比: 25.6%

单篇最大文字复制比: 8% (10_刘云鹏_图像情感语义转换)

重复字符数: [4076] 单篇最大重复字符数: [1269] 总字符数: [15904]

■ 82.2%(1287) 🐼 82.2%(1287) 文档图像分类方法研究与分析_第1部分(总1566字)

(注释: ■ 无问题部分

文字复制部分

引用部分)

1. 文档图像分类方法研究与分析 第1部分

总字符数: 1566

相似文献列表

去除本人文献复制比: 82.2%(1287)	2. 2% (1287)
1 10_刘云鹏_图像情感语义转换	81.0% (1269)
刘云鹏 - 《大学生论文联合比对库》- 2015-05-04	是否引证: 否
2 1110585_荀雅舟_计算机科学与技术	8.4% (132)
	是否引证: 否
3 1813071-何田田-基于分组抑制的特征正则化新冠肺炎诊断	8.4% (132)
何田田 - 《大学生论文联合比对库》- 2022-05-05	是否引证: 否
4 1212580_刘子羿 微博个性化排序研究	2.7% (42)
刘子羿 - 《大学生论文联合比对库》- 2016-05-10	是否引证: 否

原文内容

南开大学

本科生毕业论文(设计)

中文题目: 文档图像分类方法研究与分析

外文题目: Research and analysis of document image classification methods

学号: 2011631 姓名: 梁奕宸 年级: 2020 级 专业: 软件工程 系别: 软件工程

学院: 软件学院 指导教师: 张玉志

完成日期: 2024年5月7日

关于南开大学本科生毕业论文(设计)的声明

本人郑重声明: 所呈交的学位论文, 是本人在指导教师指导下, 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,本学位论文的研究成果不包含任何他人创作的、已公开发表或没有公开发表的作品内容。对本论文所涉及的研究工作做出 贡献的其他个人和集体,均已在文中以明确方式标明。本学位论文原创性声明的法律责任由本人承担。

学位论文作者签名:

年月日

本人声明:该学位论文是本人指导学生完成的研究成果,已经审阅过论文的全部内容,并能够保证题目、关键词、摘要部 分中英文内容的一致性和准确性。

学位论文指导教师签名:

年月日

摘要

磁盘碎片程度对磁盘性能、磁盘寿命会产生影响。本文详细介绍了两种典型的文件系统的结构,并深入分析了文件碎片产 生的原因。介绍了影响文件系统碎片度的几种重要因素,根据对这几项因素提出了文件系统碎片度的评估模型,用来对文件系 统的碎片化程度进行评估。

此外,本论文分别提出了基于文件最近访问时间、基于文件不同类型等文件系统碎片整理算法,优化文件系统I/0性能,并 对算法效果进行了测试,验证的上述算法的有效性。建立了一个基于本文提出的碎片整理算法,集文件系统碎片分析、整理及 优化为一体的文件系统碎片整理原型系统——AsDefrag。深入的介绍了该系统从设计到开发的详细内容。此外还开发了一款磁 盘老化工具,为碎片整理算法测试提供测试环境。

关键词:文件系统;碎片;文件系统碎片度;文件系统碎片度评估;碎片整理算法;

Abstract

目录

Serious disk fragmentation will not only affect the disk performance, but also affect the life of the disk. This paper describes some typical file systems and file fragmentation causes. At the same time, it describes the impact of file system fragmentation of several important factors, and file system fragmentation assessment model used to assess the degree of fragmentation of the file system.

In addition, this paper comes up with two file system defragmentation algorithm to optimize the file system O performance and test the two algorithms to prove it's effectiveness. Develop a defrag software, AsDefrag, which get file system fragmentation, defragmentation and optimization in one system, based on the defragmentation algorithm proposed in this paper. we presents deep introduction to the details of this system from design to development. In order to provide a good test environment for the disk defragment program, we also develop a tool that can make the disk fragmented quickly, which can ensure the accuracy and reliability of test results.

Keywords: File System; Fragment; File System Fragmentation Degree; Evaluation of File System Fragmentation; , 40× Defragment Algorithm;

第一章绪论 …………1 第二节国内外研究现状 ………1 第三节研究的关键问题 ······2 第四节论文的主要工作 ······3 第五节论文的内容组织 ······4 第二章文件系统碎片概述 ……6 第二节文件系统碎片成因 ······8 第三节文件系统碎片对系统I/0性能影响······9 第四节本章小结 ……9 第三章文件系统碎片度模型 ·····10 第一节文件系统碎片度定义 ………10 第二节影响文件系统碎片度的相关因素 ………10 第三节文件系统碎片度评估模型 ······11 第四节本章小结 ……12 第四章制造空闲块碎片整理算法 ·····13 第一节制造空闲块算法原理 ·····13 第二节制造空闲块算法描述 ······13 第三节制造空闲块算法测试与分析 ……14 第四节本章小结 · · · · · · 16 第五章基于文件最近访问时间的碎片整理算法 ……………17 第一节基于文件最近访问时间算法原理 ·····17 第二节基于文件最近访问时间算法描述 …………17

第三节基于文件最近访问时间算法测试与分析 …………18

第六章基于文件类型的碎片整理算法 ……20

第四节本章小结 ………19

第一节基于文件类型算法原理 ······20	
第二节基于文件类型算法描述20	
第三节基于文件类型算法测试与分析2	1
第四节本章小结 ••••••23	
第七章 AsDefrag碎片整理系统设计·····24	
第一节总体设计 · · · · · · · · · · · · 24	
第二节模块划分 · · · · · · · · · · · · 26	
第三节详细设计26	
第四节原型实现 · · · · · · · · · · · 39	
第八章总结与展望 · · · · · · · · · · · · · · · · · 44	
第一节本文总结 · · · · · · · · · · · · 44	
第二节进一步展望 · · · · · · · · · · · · 44	
参考文献45	
致谢47	

2. 文档图像分类方法研究与分析_第2部分

总字符数: 5233

相似文献列表	Ē
--------	---

去除本人文献复制比: 8.1%(425)	25)
1 基于深度学习的脑外医学图像分类	3.1% (160)
唐安莹 - 《大学生论文联合比对库》- 2022-05-25	是否引证: 否
2 2122_11_10008_080901_41824229_BS_001	3.1% (160)
BS - 《大学生论文联合比对库》- 2022-09-09	是否引证: 否
3 基于人工神经网络的图像压缩与解压系统设计与实现	2.6% (135)
王甜 - 《大学生论文联合比对库》- 2022-05-31	是否引证: 否
4 基于人工神经网络的图像压缩与解压系统设计与实现	2.6% (135)
王甜 - 《大学生论文联合比对库》- 2022-06-07	是否引证: 否
5 基于Transformer模型的肺癌病理图像二分类	1.4% (73)
张语嫣 - 《大学生论文联合比对库》- 2022-05-20	是否引证: 否
6 基于Transformer模型的肺癌病理图像二分类	1.4% (73)
张语嫣 - 《大学生论文联合比对库》- 2022-05-24	是否引证: 否
7 201824110155_张语嫣_基于Transformer模型的肺癌病理图像二分类	1.4% (73)
张语嫣 - 《大学生论文联合比对库》- 2022-06-03	是否引证: 否
8 基于深度学习的遥感影像超分辨率设计与实现	1.4% (72)
杨育瑾 - 《大学生论文联合比对库》- 2023-06-26	是否引证: 否
9 1212649_王彤彤_美食推荐网站的设计与实现	1.3% (69)
王彤彤 - 《大学生论文联合比对库》- 2016-05-10	是否引证: 否
10 1812976-陈钰鼎-关于知识图谱在医疗保险中的应用	1.2% (65)
陈钰鼎 - 《大学生论文联合比对库》- 2022-05-05	是否引证: 否
11 1812977-陈昭宇-基于深度强化学习的通用博弈系统的构建与实现	1.2% (65)
陈昭宇 - 《大学生论文联合比对库》- 2022-05-05	是否引证: 否
12 基于深度学习的结肠癌组织细胞分类与识别系统	0.9% (45)
王启宇 - 《大学生论文联合比对库》- 2023-05-21	是否引证: 否
13 基于深度学习的组织细胞图像分类系统设计与实现	0.9% (45)
王启宇 - 《大学生论文联合比对库》- 2023-05-29	是否引证: 否
14 在线旅游网站的开发	0.7% (38)
林翘旭 - 《大学生论文联合比对库》- 2016-05-10	是否引证: 否
15 基于深度学习的医学图像分割方法与应用	0.6% (33)
林嘉澍 - 《大学生论文联合比对库》- 2023-06-08	是否引证:否
16 基于卷积神经网络的艾德莱丝绸纹样的真假识别研究	0.5% (27)
吐玛热斯•阿力木 - 《大学生论文联合比对库》- 2023-06-06	是否引证: 否

第一章绪论

第一节研究背景和意义

当我们谈论文档图像分类时,我们实际上是在谈论一种能够使我们的日常工作更加高效、智能化的技术。现代社会已经进入了数字化时代,大量的文档被电子化处理,这包括从合同、报告到表格等各种类型的文档。但是,这些文档的数量往往是庞大的,因此如何有效地管理、搜索和利用这些文档就成为了一个非常重要的问题。

首先,让我们考虑一个办公室的场景。办公室里可能会有大量的文件,包括合同、报告、会议记录等。通过文档图像分类技术,我们可以自动将这些文档按照其内容或特征分类,比如将所有的合同放在一起,将所有的报告放在一起,这样就可以更方便地管理和查找这些文档了。而且,一旦文档被分类,就可以轻松地建立一个智能搜索系统,用户可以通过关键词或其他条件快速地找到他们需要的文档,而不必手动查阅每一个文件。

除了办公室场景,文档图像分类技术还可以在许多其他领域发挥作用。比如,在图书馆或档案馆里,有大量的文献和档案需要管理和分类。通过文档图像分类技术,可以将这些文献和档案按照主题、作者、出版年份等信息进行分类,从而方便读者或研究人员查阅和利用这些资源。在金融领域,文档图像分类技术可以帮助银行或保险公司对大量的合同和文件进行自动化处理和管理,提高工作效率和准确性。在医疗领域,文档图像分类技术可以帮助医院或诊所对患者的病历和医疗记录进行分类和管理,支持临床决策和医疗服务。

除了提高工作效率和智能化服务外,文档图像分类技术还有助于信息安全和隐私保护。通过对文档中的敏感信息进行识别和分类,可以帮助组织和机构加强对这些信息的保护和管理,防止泄露和滥用。

综上所述,文档图像分类技术在促进信息化、提高工作效率、支持智能化服务等方面具有重要的研究价值和实际意义。随着科技的不断进步和应用场景的不断拓展,我们相信文档图像分类技术将会在未来发挥越来越重要的作用,并为我们的生活带来更多的便利和智能化体验。

第二节国内外研究现状

图像分类领域,国内外的研究现状都在不断地发展和演进。以下是一些国内外研究现状的主要方面:

传统方法: 在早期,文档图像分类主要依靠传统的特征提取和机器学习方法,如SIFT、HOG等特征提取方法结合SVM、kNN等分类器进行分类。这些方法在一定程度上取得了一定的效果,但受限于特征的表达能力和泛化能力。

深度学习方法: 随着深度学习的兴起,特别是卷积神经网络(CNN)的成功应用,文档图像分类领域也开始使用深度学习方法。通过使用卷积神经网络进行端到端的特征学习和分类,取得了较好的效果。其中,一些经典的模型如AlexNet、VGG、ResNet等被广泛应用于文档图像分类任务。

迁移学习和预训练模型: 迁移学习和预训练模型的出现为文档图像分类带来了新的机遇。研究者们发现,通过在大规模数据集上预训练的模型,如ImageNet上预训练的模型,可以在文档图像分类任务上进行微调,取得更好的效果。这种方法能够利用大规模数据集中学到的通用特征,提升文档图像分类的性能。

注意力机制和Transformer模型: 最近,注意力机制和Transformer模型在文档图像分类领域也得到了广泛的关注。这些模型能够有效地捕捉文档图像中的长距离依赖关系和语义信息,提升了分类性能。Swin Transformer等新型模型的出现,进一步推动了文档图像分类的发展。

数据增强和对抗训练:数据增强和对抗训练等方法也被应用于文档图像分类任务中,以提升模型的泛化能力和抗干扰能力。通过在训练过程中引入随机扰动或对抗样本,可以增加模型对不同条件下的适应能力。

综上所述,国内外在文档图像分类领域的研究现状呈现出多样化和多方面的发展趋势,不断涌现出新的方法和技术,推动 着文档图像分类技术的不断进步和完善。

第三节研究的关键问题

传统的图像分类任务

1.3.1 传统机器学习分类方法的局限性

手工特征设计:传统<u>方法通常依赖于手工设计的特征,例如颜色直方图、纹理特征和形状描述符等。这些特征需要领域专</u>家花费大量时间和精力来设计,且往往难以捕捉到文档图像中的高级语义信息。

泛化能力差:传统方法的特征表示通常较为简单,缺乏对文档图像中复杂结构和内容的泛化能力。因此,当面对图像多样性和类别不平衡等挑战时,传统方法的性能往往受到限制。

对图像变换敏感:传统方法往往对图像的变换(如旋转、缩放、平移等)和噪声非常敏感,导致模型的鲁棒性较差。这使得传统方法在实际应用中往往难以处理现实场景中的复杂图像数据。

难以处理大规模数据:传统方法通常采用基于统计学习的分类器(如支持向量机、随机森林等),在处理大规模数据时计算和存储成本较高,且模型的训练和推理速度较慢。

人工调参困难: 传统方法中的参数通常需要手动调整,例如分类器的超参数和特征选择的阈值等。这需要领域专家具有丰富的经验和专业知识,且往往需要进行大量的实验来找到最优的参数设置。

1.3.2 卷积神经网络在文档图像分类任务中的局限性

数据需求量大: CNN<mark>通常需要大量的标记数据进行训练,以学习有效的特征表示。</mark>对于某些文档图像分类任务,可用的标记数据可能有限,这可能限制了CNN模型的性能。

对位置和尺度敏感: CNN是局部连接的神经网络,因此对于输入图像的位置和尺度变化非常敏感。这可能导致在不同分辨率或不同排列方式的文档图像上的性能下降。

可解释性差: CNN模型通常被认为是黑盒模型,难以解释其内部如何进行决策。在一些应用场景下,尤其是对于需要解释分类决策的任务,这可能是一个限制因素。

过拟合:对于小样本问题,CNN容易过拟合,特别是在训练数据不足时。这可能导致模型在未见过的数据上的泛化性能下降

计算和存储成本高: CNN通常具有大量的参数和复杂的计算结构,因此在<mark>训练和推理时需要大量的计算资源和存储空间。这</mark>可能对于资源受限的环境来说是一个限制因素。

对输入数据质量敏感: CNN对输入数据质量的要求较高,例如噪声、模糊或失真可能会对其性能产生负面影响。

1.3.3 Vit (Vision Transformer) 和Swin Transformer

其实Swin Transformer就是一个使用了移动窗口的层级式的Vision Transformer,Swin来自于Shifted Window(移动窗口),希望 Vision Transformer像卷积神经网络一样,也能够分成几个 block,做层级式的特征提取,从而导致提出来的特征有多尺度的概念。

局部性和全局性建模:

ViT: ViT 将整个输入图像拆分成固定大小的图像块,并将每个图像块视为序列输入,然后通过 Transformer 模型进行处理。这种方法限制了模型对图像中局部结构的建模能力。

Swin Transformer: Swin Transformer 引入了分层的注意力机制,将输入图像分解为一系列的图像块,并在不同阶段(stage)上交换局部和全局信息。这样,模型能够更好地捕获图像中的局部和全局特征,提高了模型对图像语义结构的建模能力。

窗口式自注意力机制:

ViT: ViT在整个图像上直接应用自注意力机制,导致模型的计算复杂度较高,尤其是在处理大规模输入图像时。

Swin Transformer: Swin Transformer引入了窗口式的自注意力机制,将输入图像分割成一系列的小图像块,并在每个窗口上独立地应用自注意力机制。这样,这样只要窗口大小是固定的,自注意力的计算复杂度就是固定的,整张图的计算复杂度就会跟图片的大小而成的线性增长关系,就是说图片增大了x倍,窗口数量也增大了x倍,计算复杂度也就乘以x,而不是乘以x的平方,因此能够减少计算的复杂度,使模型能够更高效地处理大规模的输入图像。

分层特征表示:

ViT: ViT 使用单一的 Transformer 编码器层来处理整个输入序列,缺乏对不同尺度信息的有效建模能力。

Swin Transformer: Swin Transformer 使用分层的特征表示,将输入图像划分为多个stage,每个stage包含多个Transformer 编码器层。这样,模型能够更好地处理不同尺度的信息,并且有助于提高模型的泛化能力。

通过以上改进,Swin Transformer 在图像分类任务中能够更好地捕获图像的局部和全局特征,提高了模型的性能和泛化能力,并且在一些情况下能够使用更小的模型规模取得类似甚至更好的性能。

1.3.4 特殊文档数据集的针对性研究

图片本次使用的数据集是由近代书籍中提取出来的页面图像,相较于传统的公共数据集ImageNet、CIFAR-10以及MINIST来说,本次实验使用的数据集明显具有更大的规模,图片的尺寸基本为1300×2000像素,而更大尺寸的图片,给实验使用的模型也提出了更高的要求:

计算资源要求: 更大尺寸的图片通常意味着更多的像素和更高的分辨率,这会增加模型的计算负担。因此,处理大尺寸的图片可能需要更多的计算资源,包括更多的内存和更长的处理时间。

模型设计和参数调整:需要设计具有更大容量的模型,以便能够充分利用图像中的信息。此外,可能需要对模型的参数进行调整,以适应更大尺寸的输入数据。

内存和存储需求: 更大尺寸的图片需要更多的内存来存储和处理,这可能会导致内存不足或存储空间不足的问题。因此,处理更大尺寸的图片可能需要更大的内存和存储资源。

数据预处理和增强: 更大尺寸的图片可能需要更复杂的数据预处理和增强技术,以确保模型能够有效地学习和泛化。这可能涉及到裁剪、缩放、旋转等操作,以及其他数据增强技术。

模型的鲁棒性: 更大尺寸的图片可能包含更多的细节和复杂性,这可能会增加模型的复杂性和过拟合的风险。因此,需要设计具有更强鲁棒性的模型,以应对更大尺寸图片带来的挑战。

除此之外,数据集本身还存在各类型数据分布不均衡的问题,从书籍中提出的页面图像,正文页的占比显然是更高的,这是在做文档图像分类时不可避免的事情。所以我们需要研究数据不均衡时对模型正确率的影响。

第四节论文的研究目标

- 1. 本文首先主要研究Swin Transformer模型本身,与CNN以及Vision Transformer相比所提出的移动窗口内的自注意力机制,以及类似于卷积神经网络的层级式结构,其次就是在针对特殊数据集的针对性研究,在不同情况下参数和数据本身的调整对模型分类准确率的影响。
- 2. 在之前的研究中,对于文档图像分类的主流方法仍是基于CNN模型(如ResNet、VGG等)对文档图像进行特征提取,然后使用全连接层或其他分类器对提取的特征进行分类,相较于之前的传统机器学习算法已经在准确率和性能上有了更好的表现。但自从2021 ICCV的最佳论文《Swin Transformer: Hierarchical Vision Transformer using Shifted Windows》的发表,结合其之后在各大数据集上优良的表现,都已经充分说明了Transformer在视觉领域上的强大潜力,也将在未来各个领域中取代卷积神经网络成为计算机视觉领域的骨干网络。如今我们的自有数据集中包含的都是大尺寸的图像,而Swin Transformer模型中通过下采样层达到的对高分辨率图像较好的处理效果正好满足我们的实验需求,所以此次实验我们也选用Swin Transformer来作为主干网络,下面是本篇论文的主要研究内容:
- 1. 在原始论文以及相关文献的基础上,了解模型的整体结构、自注意力机制和层归一化等每个组件的功能以及如何组合这些组件来构建完整的模型;并基于模型架构图研究各个组件之间的连接方式和信息流动,理解该模型是如何使用分层架构来处理大尺寸图像。
- 2. 通过对学习率的不同调整策略来优化模型训练过程,以期望在比较稳定的情况下加快模型收敛的速度,以更快得到预测效果较好的模型。
- 3. 由于我们的数据集是由近代书籍中提取得来,所以原始的页面类型比例显然是不均衡的,正文页的比例将会远超其他类型的页面。因此为了更客观地评估模型的预测效果,我引入常见的文档图像的开源数据集Tobacco3482与我们的自由数据集作预测结果上的对比;此外也会对自由数据集本身作一些调整,以研究数据集均衡与否对模型的准确率有影响。
 - 4. 研究不同规模的预训练模型对预测准确率的影响。

第五节论文的内容组织

本文共分为八章,各章的内容如下:

第一章绪论。介绍了本文的研究背景和意义,要解决的问题和本文的主要工作。

第二章文档图像处理相关知识

第三章基于Swin Transformer的文档图像分类网络

第四章

第五章

第六章

第七章

第八章

3. 文档图像分类方法研究与分析_第3部分

总字符数: 2249

相似文献列表

除本人文献复制比: 21.4%(481)	21. 4%(481)
上海汽车制造业在新冠疫情前后的统计研究	9.5% (214)
金涵洋 - 《大学生论文联合比对库》- 2023-06-09	是否引证: 否
基于多因素特征选择和机器学习的上证50股票组合价格预测模型分析及评价	8.8% (197)
肖凯阳 - 《大学生论文联合比对库》 - 2023-05-13	是否引证: 否
基于机器学习的网络入侵检测系统的设计与实现	7.6% (172)
张野 - 《大学生论文联合比对库》- 2023-05-31	是否引证: 否
基于静息态功能磁共振影像和机器学习的自闭症患者个体识别算法研究	7.0% (158)
张嘉伟 - 《大学生论文联合比对库》- 2023-06-11	是否引证: 否
基于转座元件表达的单细胞测序数据聚类研究	4.4% (98)
霍彬(导师:万静;初冲)-《北京化工大学硕士论文》-2023-05-22	是否引证: 否
基于CNN-LSTM耦合模型的典型小流域径流预报	4.2% (95)
刘盼盼 - 《大学生论文联合比对库》- 2022-05-26	是否引证: 否
工业场景的意图识别应用系统	4.0% (89)
周煜飞 - 《大学生论文联合比对库》- 2023-05-26	是否引证: 否
基于CNN的人脸年龄估计的设计与实现	3.8% (86)
刘文豪 - 《大学生论文联合比对库》- 2023-06-27	是否引证: 否
141_黄瑜锋_标签缺陷检测关键技术研究_黄瑜锋_标签缺陷检测关键技术研究	3.3% (75)
黄瑜锋 - 《大学生论文联合比对库》- 2023-03-20	是否引证: 否
基于刑事电子卷宗分析的罪名与刑期预测	3.1% (69)
胡鹤还 - 《大学生论文联合比对库》- 2019-05-23	是否引证: 否
相控阵雷达的工作模式识别算法研究	2.1% (47)
李博翰 - 《大学生论文联合比对库》- 2023-05-28	是否引证: 否

原文内容

第二章文档图像处理相关知识

第一节图像分类方法

2.1.1 卷积神经网络

卷积神经网络(Convolutional Neural Networks,CNN)作为一种优秀的深度学习模型,出于其良好的特征提取能力、参数共享和稀疏连接的优势、适应性强、泛化能力强等特点,在计算机视觉领域以及NLP领域都已经有比较成熟且广泛的应用。

2.1.1.1 输入层

卷积神经网络的输入层用于接收数据的输入,由原始的图像或文本转化为可以被卷积神经网络处理的向量或是矩阵(由像素值大小组成)。在这个过程中,还包括了数据预处理、特征提取等多种功能,对后续的模型处理性能都会产生重要的影响。

2.1.1.2 卷积层

这是卷积神经网络非常重要的一个结构,也是对输入矩阵进行特征提取的关键一步。每个卷积层中都包含多个卷积核,通过卷积核在输入层传过来的矩阵上滑动来完成特征提取的工作;卷积核本身就是一个规模小于或等于输入图像矩阵,通过设置步长(Stride)和填充(Padding)操作来控制卷积核的移动,每移动到新的位置就做一次对应矩阵的乘积和求和,最后得到一

个新的矩阵,我们叫做特征图(Feature Map),其中值的的大小就代表着该局部区域内的特征。<mark>第一层的卷积核提取到的信息</mark> 是有限的,往往只能得到比较低级的特征,但通过多层的迭代,就可以从低级的Feature Map中提取更复杂的特征。

2.1.1.3 激活层

激活层通过激活函数将输入值映射到非线性空间,使神经网络能够学习非线性的关系,对复杂的数据进行更好的建模和拟合,有些激活函数还可以缓解梯度消失的问题,从而使得神经网络的训练更加稳定和高效,具有更好的性能。

2.1.1.4 池化层

但为了充分提取特征,我们不得不接收非常多的特征图,然而得到的大量的特征可能并不是我们想要的,其中很多冗余的特征往往会带来过拟合和维度过高的问题,为了解决这个问题,我们引入了池化层以及下采样的概念。具体来讲,就是在卷积操作过后,对得到的Feature Map在进行特征提取,将其中最具代表性的特征提取出来,这个过程类似于卷积的操作,对划分好的区域中进行下采样从而只得到一个值。常见的池化操作有最大池化(Max Pooling)和平均池化(Average Pooling),区别就在于:最大池化是选择区域中的最大值作为最具代表性的特征,而平均池化是取所有值的平均值,充分考虑区域中每个位置的值对特征的影响。所以由上可知,池化层通常与卷积层是紧密相连的,对卷积层的结果进行降维,减少网络中的参数个数。

2.1.1.5 全连接层

再通过前面的多层结构提取出图像的特征后,我们需要做的就是如何利用这些特征来完成我们最终的任务,全连接层(Fully Connected Layers)的目的就是通过对上层特征进行连接,进行加权后用于将输入分为不同的类。全连接层的每一个节点都和上一层的每个节点全部相连,通过权重矩阵和输入层相乘并加上一个偏置(bias),以得到最后的全连接层的输出矩阵。

2.1.1.6 输出层

输出层是用来输出不同类别的概率分布,具体的概率数值是应用Softmax函数得到的,通过将输出值转换为范围在[0,1]并且和为1的概率分布。其具体的计算公式如下:

- 2.1.2 图像分类经典框架
- 第二节常见预处理算法
- 2.2.1 标准化 (Standardization)
- 2.2.2 归一化 (Normalization)
- 2.2.3 噪声过滤 (Noise Filtering)
- 2.2.4 特征选择 (Feature Selection)
- 第三节常见图像特征特征提取算法

常见的图像特征提取算法分为传统方法和深度学习方法。传统方法通常是通过手工设计特征提取算法来获取数据的有效表示,而深度学习模型则是端到端地学习特征表示。相较于传统方法,深度学习方法具有更强的泛化性,且能处理更复杂的数据,也不需要很强的专业性来完成参数的设计,显然具有更广泛的应用前景,现如今,深度学习方法也已经逐渐成为主流,相比之下,PCA等传统方法在图像特征提取方面的应用已经相对较少,更多地被用于其他领域或者作为基准方法进行比较。下面我们就对其中的原理作一些了解。

2.3.1 主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA)

主成分分析作为一种简单高效的降维技术,用于将高维数据集投影到低维空间,保留主要特征并去除噪声。下面是其主要的工作原理:

- (1) 标准化数据:对原始数据进行标准化处理,将每个特征的均值归零,方差归一化,以保证各个特征之间的量纲一致。
- (2) 计算协方差矩阵: 计算标准化后的数据集的协方差矩阵, 该矩阵描述了数据集中各个特征之间的线性关系。
- (3) 计算特征值和特征向量:对协方差矩阵进行特征值分解,得到特征值和对应的特征向量。特征向量表示新的特征空间的方向,特征值表示在每个方向上的方差大小。
- (4) 选择主成分:根据特征值的大小,选择最重要的特征向量,即主成分,以保留尽可能多的原始数据信息。通常选择方差最大的前k个特征向量作为主成分。
 - (5) 投影到新的特征空间: 将原始数据投影到由选定的主成分构成的新的特征空间中,得到降维后的数据。
 - 2.3.2 自然语言处理特征提取(Natural Language Processing Feature Extraction) 第四节深度学习基础

4. 文档图像分类方法研究与分析 第4部分 总字符数: 6415 相似文献列表 去除本人文献复制比: 24%(1538) 文字复制比: 24%(1538) 去除引用文献复制比: 24%(1538) 1 约束条件下动态手势识别的研究与实现 10.2% (653) 姚思佳 - 《大学生论文联合比对库》 - 2022-06-21 是否引证: 否 2 基于深度学习的人脸活体检测算法实现 8.7% (559) 杜珑衍 - 《大学生论文联合比对库》 - 2023-05-29 是否引证: 否 3 深度学习人体动作姿态识别 8.7% (559) 朱海 - 《大学生论文联合比对库》 - 2023-05-09 是否引证: 否 4 基于transformer的目标检测算法的研究与实现 8.6% (551) 刘锷 - 《大学生论文联合比对库》 - 2022-04-24 是否引证: 否

5 基于人工智能的隐私部位皮肤疾病的辅助诊断探索	6.7% (430)
徐黎聪 - 《大学生论文联合比对库》- 2023-06-28	是否引证: 否
6 基于人工智能的隐私部位皮肤疾病的辅助诊断探索	6.7% (430)
	是否引证: 否
7 基于深度学习的盾构机渣片图像分割研究与实现	4.0% (256)
王宇杰 - 《大学生论文联合比对库》- 2022-05-19	是否引证: 否
8 193897_郑森潇_电子信息工程(人工智能)_Transformer框架下图像分类算法的设计_论文定稿1684832374874	2. 9% (185)
郑森潇 - 《大学生论文联合比对库》- 2023-05-24	是否引证: 否
9 基于YOLO算法的车辆识别	2.9% (185)
胡钰欢 - 《大学生论文联合比对库》- 2023-05-26	是否引证: 否
10 放射治疗肿瘤和器官的自动勾画研究	2.5% (161)
赵静宇(导师:常世杰) - 《中国医科大学硕士论文》- 2023-03-01	是否引证: 否
11 基于移位窗口自注意力机制的新生儿脑部多功能区域分割研究	2.0% (127)
王涛(导师: 张永刚) - 《吉林大学硕士论文》- 2023-03-01	是否引证: 否
12 基于Swin Transformer的交通场景目标检测	1.8% (118)
李文轩 - 《大学生论文联合比对库》- 2023-05-31	是否引证: 否
13 基于Transformer模型的不确切目标分割方法设计与实现	1.6% (104)
王新元 - 《大学生论文联合比对库》 - 2022-05-28	是否引证: 否
14 基于深度学习与信息融合技术的陶瓷辊道窑温度智能检测方法	1.1% (72)
朱永红;戴晨雨;李蔓华; - 《陶瓷学报》- 2024-01-31 12:38	是否引证: 否
15 基于CLDNN的音乐风格自动标识方法与系统	1.1% (69)
李锐 - 《大学生论文联合比对库》- 2023-06-05	是否引证: 否
16 基于视觉和语言变换器的图像分类方法	0.6% (41)
宋鑫 - 《大学生论文联合比对库》- 2022-05-25	是否引证: 否
17 基于深度学习的铁路钢轨扣件缺陷无人机图像智能分析技术研究	0.6% (41)
崔京 - 《大学生论文联合比对库》- 2020-05-15	是否引证: 否
18 基于视觉Transformer结构的医学图像配准算法研究 朱子衿 - 《大学生论文联合比对库》 - 2023-05-27	0.5% (34)
朱子衿 - 《大学生论文联合比对库》- 2023-05-27	是否引证: 否
19 基于视觉Transformer结构的医学图像配准算法研究	0.5% (34)
朱子衿 - 《大学生论文联合比对库》- 2023-05-29	是否引证: 否
20 轻量化的基于CNN的人脸识别算法	0.4% (24)
李睿捷 - 《大学生论文联合比对库》- 2023-05-28	是否引证: 否

原文内容

第三章基于改进Swin Transformer模型的文档图像分类网络

通过之前的分析我们可以得知,因为需要针对大尺寸图片进行分类任务,所以我们选择Swin Transformer模型完成后续实验是比较理想可行的,下面我们就来详细介绍一下模型本身是由哪些模块构成的。

图表 1 Swin Transformer网络结构图

第一节 Swin Transformer模型基本结构

在原文的模型中,首先将大小为H×W×3的图片输入到Patch Partition模块中进行分块,即每4×4相邻的像素为一个Patch,然后在channel方向进行flatten,若输入为RGB三通道图片,那么每个Patch就有4×4=16个像素,所以得到展平后的值为16×3=48,所以通过Patch Partition后图像的shape由[H,W,3]变为[H/4,W/4,48]。然后再通过Linear Embeding层对每个像素的channel数据做线性变换,由48变为C,即图像shape再由[H/4,W/4,48]变成了[H/4,W/4,C]。

然后通过接下来的4个Stage构建不同大小的feature map,除了Stage1中先通过一个Linear Embeding层外,剩下的3个剩下三个stage都是先通过一个Patch Merging层进行下采样。最后就是重复堆叠两种不同结构的Swin Transformer Block,如图 (b) 中所示,这两种结构的不同之处仅在于一个使用了W-MSA结构,一个使用了SW-MSA结构。而且这两种结构是成对使用的,先使用一个W-MSA结构再使用一个SW-MSA结构。

最后对于分类网络,后面接上一个Layer Norm层、全局池化层以及全连接层得到最终输出,这些都是在源码中的实现方法

下面我们对这个模型中的关键模块进行详细的研究:

1. Patch Merging: 该模块的作用是在每个Stage开始前做下采样,用于缩小分辨率,调整通道数,进而形成层次化的设计

- ,同时节省一定的运算量。由于每次下采样两倍,在行和列的方向上间隔2选取元素,然后拼接在一起作为整个向量:
- 一 x = x. view(B, H, W, C): 将输入特征向量重塑为四维向量,形状为 [B, H, W, C],其中 B 是批大小,H 和 W 是输入特征的高度和宽度,C 是通道数。
- 二 x0 = x[:, 0::2, 0::2, :]、x1 = x[:, 1::2, 0::2, :]、x2 = x[:, 0::2, 1::2, :]、x3 = x[:, 1::2, 1::2, :]:]: 分别从输入特征向量中提取每个 2x2 区域的4个像素位置的特征,形状均为H/2*W/2*C。
- 三 x = torch.cat([x0, x1, x2, x3], -1): 将四个特征向量沿着通道维度进行拼接,通道维度方向拉长,得到形状为H/2*W/2*4C的向量,相当于用空间上的维度换了更多的通道数。
- 四 x = x. view(B, -1, 4*C): 将拼接后的向量展平为二维向量,形状为 [B, H/2*W/2, 4 * C],这就是我们合并后最终得到的特征向量。

五通过上述操作,就把原来一个大的张量变小了,这就类似于卷积神经网络中的池化操作,所以为了和卷积神经网络保持一致,在池化降维后通道数仅仅是翻倍而不是变成4倍,所以在C的维度上进行一次卷积操作,把通道数降下来变成2C,通过这个操作把原来H*W*C的张量变成H/2*W/2*2C的一个张量,空间大小减半,通道数乘2,这样就跟卷积神经网络完全对等起来了;综上,每经过一个Stage,下采样率两倍,H和W都会减半,通道数翻倍。

- 2. Window Attention和Shifted Window Attention: : 传统的 Transformer 都是基于全局来计算注意力的,因此计算复杂度十分高。而 Swin Transformer 则将注意力的计算限制在每个窗口内,进而减少了计算量。基于窗口计算注意力的方式(W-MSA(Windows Multi-head Self-Attention))虽然可以很好地解决内存和计算量地问题,但是窗口和窗口之间没有通信,这样就达不到全局建模的效果,也就会限制模型的能力,所以文章中提出了一种移动窗口(Shifted Window)的方式,也就是把原来的窗口往右下角移动一半窗口的距离,如果Transformer是上下两层连着做这种操作,先是window再是shifted window的话,就能起到窗口和窗口之间互相通信的目的。
- 3. Transformer Block: 每次输入进来先做一次Layernorm和基于窗口的多头自注意力,然后再做一次Layernorm和MLP,第一个block就结束了;接下来是基于移动窗口的多头自注意力,最后同样通过MLP得到输出。两个block结合起来才是Swin Transformer的一个基本的计算单元,因此也就解释了为什么Stage1,2,3,4中的block是depths=(2, 2, 6, 2)这样安排的,即无论有多少层block,其中的block的数字都是偶数,因为他始终需要两层的block连在一起作为一个基本单元,所以一定是2的倍数。

图表 2 Swin Transformer Block网络结构图

第二节 Swin Transformer重要原理

3.2.1 SW-MSA与mask的实现

如果仅仅是使用左图的窗口划分方法,那就仅仅计算到了块内的自注意力,而忽略了和他相邻的其他块中的信息,<mark>为了解决这个问题,Swin Transformer团队引入了Shifted Windows Multi-Head Self-Attention(SW-MSA)模块,也就是加上偏移的W-MSA。</mark>具体操作就是先将窗口从左上角向右下各偏移个像素得到右侧的Layerl+1层,通过这样的操作,就使得多个窗口间的信息得到了交流,其中的C窗口沟通了原来上面两个窗口的信息,而中间的4*4的窗口沟通了4个窗口的信息。但进行了窗口的偏移后由原来的4个窗口变成了9个窗口,窗口数量的变多,显然会增加MSA的计算量,所以下面是作者提出的一种叫做Efficient batch computation for shifted configuration更高效的计算方法:

图表 3 关于移动窗口机制的解释

图表 4 Cyclic Shift

如图表3,将A和C两个窗口翻转到最下面,然后将A和B翻转到最右边,得到新的窗口并进行新的划分,<u>移动完后,4是一个单独的窗口;将5和3合并成一个窗口;7和1合并成一个窗口;8、6、2和0合并成一个窗口。这样又和原来一样是4个4x4的窗口了,所以能够保证计算量是一样的。</u>

但是这样子,就导致原本并不相邻的图片连在了一起,直接在窗口内计算自注意力,就会导致并不相关的信息反而产生了关系,并不是我们想要的结果。所以我们使用的是带蒙版 (mask) 的MSA,这样就能通过设置蒙版来隔绝不同区域的信息。具体来讲,为了保证shifted window self-attention计算的正确性,只能计算相同子窗口的self-attention,不同子窗口的selt-attention结果要归0,在进行cyclic shift之前,需要给子窗口进行编码,如图表4,编码之后通过torch.roll对窗口进行滚动,在(5,3)(7,1)(8,6,2,0)组成的新窗口中,只有相同编码的部分才能计算self-attention,不同编码位置间计算self-attention需要归0,根据self-attention公式,最后需要进行Softmax操作,不同编码位置间计算的self-attention结果通过mask加上-100,在Softmax计算过程中,Softmax(-100)无限趋近于0,达到归0的效果。

通过设置合理的mask, <u>L'Shifted Window Attention在与Window Attention相同的窗口个数下,达到等价的计算结果。</u>在我们实现的过程中,Mask是初始就给定的,即只有特征发生滚动去迎合Mask。下面是具体的代码实现:

1. 先计算输入图像的高度和宽度,使其能够被window_size整除,然后创建一个形状为(1, Hp, Wp, 1)的全零张量img_mask,用于存储图像的掩码信息。

Hp = int(np.ceil(H / self.window_size)) * self.window_size

Wp = int(np.ceil(W / self.window_size)) * self.window_size

img_mask = torch.zeros((1, Hp, Wp, 1), device=x.device)

3.2.2 相对位置编码

第三节实验与分析

3.3.1 数据集来源和划分

本次实验的数据集来源是近代的300本书籍,排除了一些数量过少的类别,最后得到10个分类,图像尺寸基本分布在 1300×2000像素左右,相较于传统的公共数据集,这样的尺寸显然是更大的,也就意味着有更多的特征需要提取,更多的细节需要把握,对模型的能力提出了更高的要求。

下面是数据集的划分:

页面类别(10个)	训练集train/张	测试集test/张	数据集总数/张
BodyPage_Annotation	410	121	531

BodyPage_Common	865	214	1079
BodyPage_ImageTitle	113	23	136
BodyPage_PageFooter	308	71	379
BodyPage_PageHeader	409	103	512
BodyPage_Table	802	191	993
BodyPage_TableTitle	244	45	289
CatalogPage	305	63	368
CopyrightPage	136	38	174
CoverPage	216	41	257

页面类别(10个) 训练集train/张测试集test/张数据集总数/张

BodyPage Annotation 410 121 531

BodyPage Common 865 214 1079

BodyPage_ImageTitle 113 23 136

BodyPage PageFooter 308 71 379

BodyPage PageHeader 409 103 512

BodyPage_Table 802 191 993

BodyPage TableTitle 244 45 289

CatalogPage 305 63 368

CopyrightPage 136 38 174

CoverPage 216 41 257

- 3.3.2 数据预处理操作
- 1. transforms. Resize (448):将图像的大小调整为448×448像素,这样做可以统一输入图像的尺寸,便于后续的处理。
- 2. transforms. CenterCrop(384):对图像进行中心裁剪,裁剪出384x384像素的部分。这样做可以去除图像边缘的噪声,集中在图像的主要内容上。
 - 3. transforms. RandomHorizontalFlip(): 随机水平翻转图像。这样做可以增加数据的多样性,提高模型的泛化能力。
- 4. transforms. ToTensor(): 将图像转换为向量格式,由于深度网络模型的输入往往是向量格式的数据,所以只有转化为向量才能用于神经网络的处理。
- 5. transforms. Normalize([0.5, 0.5, 0.5], [0.5, 0.5, 0.5]): 对图像进行标准化处理,将图像的像素值缩放到[-1, 1]的范围内。这样做可以加速模型的收敛过程。

3.3.3 对比试验

作为科学实验的重要方法,对比试验一直以来都能给我们带来丰富的实验结果,尤其是针对比较复杂的深度学习模型,大量的参数和层数的堆叠,让我们对它的研究变得更加困难,所以我们需要借助对比试验的方法,来研究一些超参数以及其他可能影响模型预测结果的因素是否真的如我们所想。但同时要注意的是,这样的实验结果也只能在一定程度上证明这些因素是有关联的,但可能也仅限于当前的实验环境和数据集,不是绝对的因果关系。下面是我进行的一些对比试验,希望可以对Swin Transformer模型的理解有一些帮助。

3.3.3.1 数据集均衡对比

前文讲过,原始数据集是具有显著特征的,区别于传统的数据集,在没有进行实验之前,不免会有一些想法,大量的正文页比例或许会影响模型的准确率,所以我们进行了一组对比试验来验证我们的想法,(从300本近代书籍中提取出来的数目最多的BodyPage_PageHeader有36082张,为了加快实验的速度且不影响实验的最终结果,我们对数据集进行了两次削减,第一次实验我们选择了大约一万张图片,第二次和其余类别的数据作进一步的均衡,留下了512张图片作为最终的选择)下面是我们具体的实验结果:

3.3.3.2 动态学习率和固定学习率对比

学习率(Learning Rate)是神经网络中一个重要的超参数,控制着模型在每次参数调整时的步长大小,学习率设置的大小都会影响模型的训练过程和最终的性能。

如果学习率设置的过大,可能<mark>导致模型的更新过大,在参数空间中来回跳跃,出现震荡或不稳定的情况,更严重可能发生</mark> 梯度爆炸(Gradient Exploding)和梯度消失(Gradient Vanishing)的问题,导致模型无法收敛到最优解。相反,如果学习率设置的过小,模型的参数更新步长过小,可能使模型的收敛速度缓慢,不光会浪费更多的训练时间,还有可能导致模型陷入局部最优解或鞍点,更容易受到局部极小值的影响,同样会难以找到全局的最优解。

综上,合理的学习率调整策略可以帮助模型更快地收敛到最优解,节省训练资源,优化模型性能;于是我们进行了一组对比试验,以研究动态调整学习率和固定学习率对于模型训练过程的影响,下面是具体的训练结果:

3.3.3.3 不同预训练模型对比

Swin Transformer模型提出后,团队人员在各种公开的大规模数据集上都进行了相应的实验,并在github上传了训练过的一些模型来作为预训练模型,用来优化后续模型的使用。

预训练模型通过在大规模的数据集上进行训练,学习到了丰富的数据特征,可以作为新任务的良好参数初始化,这样可以使得模型更容易地收敛到最优解,减少了在小规模数据集上训练时的过拟合风险;除此之外,还可以起到迁移学习的效果,可以将在大规模数据集上学习到的知识和特征迁移到目标任务中,通过在少量标注数据上进行微调,从而充分利用到大规模数据集上收集到的信息,使得模型具有更强的泛化能力,可以适用于各种领域和任务,节省大量的训练时间和计算资源,提高模型的训练效率。

我们本次实验使用的是在ImageNet-22k上进行图像分类的有监督的Swin Transformer预训练模型,<u>ImageNet作为一个计算机视觉系统识别项目,是目前世界上最大的图像识别数据库。</u>ImageNet中目前共有14197122幅图像,总共分为21841个类别,作为一个超大规模的优质数据库,它已经成为用于训练和评估模型性能的基准。最终我们选用的分别是

swin_base_patch4_window7_224_22k和swin_base_patch4_window12_384_22k这两个模型,从名字上不难看出两个模型的 Patch都是4, window大小为7和12,输入图像大小分别是224*224像素和384*384像素。

下面是我实验的结果:

第四节本章小结

本章对于Swin Transformer模型进行了简单的介绍,并对其中比较重要的部分做更详细的研究学习,作为如今图像分类任务的骨干网络,这样的研究是必要的。然后通过对数据集均衡、学习率调整策略和预训练模型三个对比试验,来研究不同因素对实验模型的准确率影响,通过上述实验,我们对该模型以及深度学习都有了更深的理解。

5. 文档图像分类方法研究与分析_第5部分	总字符数: 441
相似文献列表	
去除本人文献复制比: 78.2%(345) 去除引用文献复制比: 78.2%(345) 文字复制比: 78.	2%(345)
1 1112631_杨彬_软件	78. 2% (345)
杨彬 - 《大学生论文联合比对库》- 2015-05-07	是否引证: 否
2 1813022-孙宇轩-血糖测量软件区块链设计	77.8% (343)
孙宇轩 - 《大学生论文联合比对库》- 2022-05-05	是否引证: 否
3 1813028 王晨 区块链网络自动配置工具	77.8% (343)
王晨 - 《大学生论文联合比对库》- 2022-06-02	是否引证: 否
4 1110595-崔斌-信安	61.0% (269)
崔斌 - 《大学生论文联合比对库》- 2015-05-06	是否引证: 否
5 1_龚家琪	61.0% (269)
龚家琪 - 《大学生论文联合比对库》- 2017-05-03	是否引证: 否
6 1813044-尤旺-基于注意力增强卷积网络的手势识别	60.5% (267)
尤旺 - 《大学生论文联合比对库》- 2022-05-05	是否引证: 否
7 1813044-尤旺-基于注意力增强卷积网络的手势识别	60.5% (267)
尤旺 - 《大学生论文联合比对库》- 2022-05-05	是否引证: 否
8 1811495-刘雨缇-基于BERT模型的DNA启动子预测算法	42. 2% (186)
刘雨缇 - 《大学生论文联合比对库》- 2022-06-02	是否引证: 否
9 1913164 +朱博林 +一种表格与文本问答方法的设计与实现	38. 1% (168)
朱博林 - 《大学生论文联合比对库》- 2023-05-08	是否引证: 否
10 0912688_陈怡然	18.1% (80)
陈怡然 - 《大学生论文联合比对库》- 2013-06-24	是否引证: 否
11 1913128-陶稳冲《基于麒麟操作系统的交叉编译插件的设计与实现》	14.5% (64)
陶稳冲 - 《大学生论文联合比对库》- 2023-05-08	是否引证: 否

第四章总结与展望

第一节本文总结

本文的选题是当下比较热门的图像分类任务,首先是对

第二节进一步展望

参考文献

3. 致谢

值此论文顺利完成之际,我首先要向我的导师***老师表达深深的敬意感谢。本论文是在*老师的悉心指导之下完成的。在课题的研究过程中,*老师每次对我的疑问都给予细心的解答并给出建议,使笔者顺利的解决了研究过程中遇到的各种困难。在撰写论文的过程中他还对我进行了细心的指导,认真阅读和修改了我的论文,使我顺利的完成了论文撰写。

同时,感谢和我一起完成研究和开发项目的团队成员姜申坪同学。我们在一起度过了很多辛苦但是快乐的研究时光。在她的辛勤付出下,项目的研究工作才得以更好的完成。

<u>感谢所有在大学四年期间,帮助过我的老师们,是你们引导我一步一步向前走,让我不断成长。</u>大学四年的时光,是我们从家长的庇护下真正走向社会的过渡阶段,

感谢我所有的同学、朋友,感谢你们四年的陪伴和宽容,陪伴我走过四年的大学时光。

再次感谢你们,谢谢你们为我所做的一切。

说明: 1. 总文字复制比:被检测文献总重复字符数在总字符数中所占的比例

- 2. 去除引用文献复制比:去除系统识别为引用的文献后,计算出来的重合字符数在总字符数中所占的比例
- 3. 去除本人文献复制比:去除系统识别为作者本人其他文献后, 计算出来的重合字符数在总字符数中所占的比例
- 4. 单篇最大文字复制比:被检测文献与所有相似文献比对后, 重合字符数占总字符数比例最大的那一篇文献的文字复制比
- 5. 复制比按照"四舍五入"规则, 保留1位小数; 若您的文献经查重检测, 复制比结果为0, 表示未发现重复内容, 或可能 存在的个别重复内容较少不足以作为判断依据
- 6. 红色文字表示文字复制部分; 绿色文字表示引用部分(包括系统自动识别为引用的部分); 棕灰色文字表示系统依据作者 姓名识别的本人其他文献部分
- 7. 系统依据您选择的检测类型(或检测方式)、比对截止日期(或发表日期)等生成本报告
- 8. 知网个人查重唯一官方网站:https://cx.cnki.net

