基于大数据平台的中文文本分析系统的设计与实现

摘要：进入21世纪，互联网技术的发展突飞猛进，互联网已经与各行各业息息相关，形成了互联网+的大格局，同时，连接在互联网上的各种设备在源源不断产生着数据，造成数据的大爆炸式产生，为大数据时代的到来奠定了基础，这其中包括大量的文本信息，这些文本信息以日志、评论、文章等形式呈现在互联网上，由于互联网与人们的生活越来越紧密，并且网络舆情对社会热点的影响也越来越大，如何分析网络观点、预测网络情绪并正确引导网络舆情成为当今社会乃至全世界亟需解决的问题。其中对文本分析技术的研究是解决这一问题的关键点，由于中文的特殊性，对中文文本的分析更加困难，中文文本分析技术主要包含文本采集、文本清洗、文本标注、文本训练、文本分类这5大类技术，这5大类技术中包含了许多关键的算法和系统，通过对这些算法的优化和对系统的整合可以满足对文本分析任务的需求，其中最具代表性的任务就是对文本倾向性的分析，文本倾向性分析是指通过采集、标注、训练、分类等手段分析文本的立场、观点、情感、情绪等主观信息，从而对文本倾向性做出褒贬划分。这一技术涉及了文本分析技术的方方面面，并可以应用到评论系统、舆情系统、问答系统、推荐系统等多个领域。

同时，随着技术的不断成熟，开源社区的繁荣，研究人员对海量数据的处理不再困难，各种大数据平台的出现为处理海量数据提供了方便，尤其是2009年推出的大数据计算框架Apache Spark，并在2014年成为Apache基金会的顶级项目，其不断的完善为大数据处理带来了新的曙光。

本论文基于Spark大数据平台，并以互联网上的评论信息作为研究对象，构建一套针对中文文本倾向分析的大数据分析系统，通过利用文本分析相关技术，对评论信息进行采集、过滤、标注、训练、分类等操作，最终提供一套分析评论文本正负倾向性的解决方案，并通过利用LDA算法和doc2vec算法相融合的方式提高文本倾向分析的准确率和召回率。本文主要包括以下几个方面：

首先，本论文分析了课题的研究背景和国内外研究现状，并针对中文文本分析场景提出了可行性研究，阐述了关键技术和主要思路。其次，针对中文文本分析领域详细系统的介绍了相关算法和技术，同时，还介绍了大数据平台的特点和架构，并分析了基于大数据平台开发系统的优势，以及如何在大数据平台上构建文本分析系统。然后，在次基础之上设计了中文文本倾向分析系统的总体架构，并提出了基于情感标注和标签融合的文本标注算法和基于doc2vec和LDA的文本表示算法，最后根据系统设计完成各个模块的代码编写和系统整合，并提出总结和分析。

关键词：Spark 文本倾向分析 doc2vec LDA神经网络 机器学习

1.绪论

1.1研究背景及意义

进入21世纪以来，互联网已经成为人们生活工作中不可缺少的工具，人类进入了信息化时代，在过去的10年里计算机为人类提供了巨大的生产力，提高了生产效率，随着计算机科学的发展，尤其是互联网的发展，每天产生的数据量以指数级的速度增长，尤其是近几年社交网络、电子商务平台、自媒体的崛起，使得人们对数据的重视程度越来越高，数据已经成为新型的生产资料被人们发掘、利用，并且在实际的生成环境中带来效益，人类已经不可避免的从信息化时代步入了大数据时代[4]，但是大数据时代的到来既给我们带来机遇也给我们带来了挑战，如何对海量数据进行存储、过滤、处理和分析一直是工业界和学术界有待解决的问题，尤其在这些大数据中80%的数据是非结构化的文本数据，其中包括以社交媒体为代表的微博、博客、日志，以虚拟交易平台为代表的商品描述、用户评论，以新闻媒体为代表的时事新闻、讨论等海量文本信息，通过对这些信息的处理和分析可以实现情感分析、舆情分析、商品推荐、金融预测、用户行为描述、广告精准投放等具有实用价值的应用。本文针对互联网上大量需要处理的文本数据，设计并实现一种基于大数据平台的中文文本分析系统，旨在为需要处理海量文本，尤其是中文文本的用户提供一种可行的解决方案。

大数据对于全球还是比较新的课题，各个国家都有自己的大数据研究项目，尤其是以Google为代表的新型互联网公司，对大数据技术的探索和发展产生了推动的作用，Google作为搜索引擎巨头公司，在2003年开始陆续发表了三篇有关大数据的论文，分别论述了GFS[1]、MapReduce[2]、Bigtable[3]三大技术，这三篇论文揭开了大数据技术的神秘面纱，成为工业界对大数据理论的实现标杆。

同时，受到Google的启发，Apache基金会于2005年秋天引入了Hadoop项目，Hadoop作为开源项目和其稳定的架构设计迅速成为了大数据平台的佼佼者，可以说Hadoop已经成为了大数据的代名词，其最大的核心就是实现了一个高容错性的分布式文件系统HDFS[5]和MapReduce计算模型，其中前者为海量数据存储带来解决方案，后者为海量数据计算提供了支持。但是随着Hadoop在工业界的广泛使用，其为企业带来便利的同时也暴露出自身的一些局限性，例如抽象层次低、上手难度大；只提供map和reduce两种操作，表达力不足；复杂的计算需要多个mapreduce过程，job之间的依赖关系由开发者自己管理；时延高，只适合计算密集型任务；对于迭代式数据处理性能差等。

正在大家努力寻求可行的解决方案的时候，Spark[6]作为新一代的大数据框架正悄悄地走进人们的视线，Spark是UC Berkeley AMP lab开源的类Hadoop MapReduce的通用并行框架，其不但补充了Hadoop的不足，而且还集成了很多优秀的组件，例如其增加了数据库和数据框架库、流处理库、机器学习库和图形库。通过引入这些库，用户可以执行更加复杂的任务，并且spark将中间结果保存到内存中而不是磁盘上，这使得spark的效率也非常高，可以想象spark未来发展的前景是非常乐观的。但是，由于Spark技术出现的比较早，人们对spark的应用仍然处在探索阶段，如何利用spark解决现有的大数据问题仍然值得我们去研究和探索。

文本分析相对来说发展的比较成熟，现有的文本分析算法也非常多，效果也经历了工业界的考验，文本分析是自然语言处理发展的必经之路，首先对于自然语言来说，文字是表达语言的重要形式之一，计算机如何正确的理解文本内容，就相当于其可以正确的理解自然语言，在文本分析的初期，计算机理解文本的方式是通过词典映射，间接的“理解”其意思，其实是通过最大字符串匹配获得结果，这种方式其实是没有解决计算机理解自然语言的根本问题，随着人们不断的研究，基于概率统计的算法被应用到文本分析领域[7][8]，并且产生了很好的效果，文本分析进入了新的阶段，近年来机器学习、深度发掘[9][10]等新的领域发展迅速，人们又找到了文本分析新的突破口，现阶段文本分析的主要思路是结合词典和概率统计算法对语料进行初级处理，之后利用机器学习分类算法对其进行训练，最终得到比较理想的结果。

但是基于机器学习的文本分类算法对训练文本的依赖性很高，而且需要对文本的特征进行提取，不同的特征提取方式会导致结果的精确度不同，常用的的特征提取方式是采用TF-IDF作为文本的特征值进行训练，效果虽然可以满足要求，但是TF-IDF算法没有考虑文本之间上下文语境，准确度仍然有待提高，本文以文本倾向分析作为切入点采用LDA作为文本特征提取的优化算法，并结合神经网络中的doc2vec算法对文本进行训练，完成文本分析任务。采用神经网络的算法考虑了文本上下文之间的关系，可以提高文本倾向分析的精度。

同时，处理海量的文本信息，需要进行大量的计算任务，如何将这些任务并行化是文本需要解决的另一个问题，本文通过利用Spark大数据平台，对文本进行分析和处理，其中包括对文本的切分，存储，训练和分类等文本分析涉及的过程。利用大数据平台的计算能力，采用LDA作为文本特征提取算法，并结合最新的doc2vec算法对文件进行倾向分析，设计并实现针对中文的文本倾向分析系统，并大大的提高了准确率和效率。

1.2国内外研究现状

文本分析是自然语言处理过程中最重要的环节，其中文本分析任务最首要的难题是如何表示文本，让计算机更好的理解文本。经过研究者的不断努力，文本表示算法已经有了突飞猛击的发展，从最初的基于词典的表示，到基于上下文的表示，最后到基于词向量的表示，文本表示算法已经满足现阶段的需求。其次需要解决的问题时如何获取文本特征，由于文本表示的特征向量往往具有高维性和稀疏性，这样的表示方法增加了处理文本的难度和成本，如何从高维特征中提取出最具代表性的特征就是文本分析需要解决的第二个难题。最后是对特征表示后的文本进行分类，完成任务需求，分类任务相对于比较容易，因为基于机器学习的分类算法已经非常成熟，但是如何使用特定的分类算法需要根据具体的需求来分析，这样才能达到理想的效果，并且进行算法模型的训练时间往往比较长，如何提高训练效率也是需要考虑的问题。

针对以上提到的三个问题，本文以文本倾向分析为切入点来阐述文本分析领域研究现状。主要通过两个方面进行综述：一、文本倾向分析研究综述，二、基于大数据平台的文本分类。

1.2.1 文本倾向分析研究综述

文本倾向分析是指通过对文本的处理获得该文本的正负情感倾向性，文本倾向分析是文本分析的重要应用领域，通过对文本倾向分析的研究可以应用到整个文本分析过程中涉及的关键技术和重要算法，文本倾向分析概念的形成经历了一个漫长的探索过程，最初是以“意见挖掘(opinion mining)”的概念在2003年被Dave发表在 www大会上的论文提出，其认为理想的意见挖掘工具是可以处理一个给定主题的搜索结果集，生成一个产品属性（质量，功能等）的列表，并汇总他们每个人的意见（褒义，中立，贬义）。与“意见挖掘”同时期出现的概念还有“情感分析(sentiment analysis)”，情感分析是由Das、Chen以及Tong在2001年发表的论文中提出的概念，用来形容在市场情绪分析领域，自动分析预估性文本和预测性评论的方法。在2002年的ACL大会上和2003年的EMNLP大会上，情感分析这一概念再次被多为学者作为论文的主要论点进行发表。之后几年意见挖掘、情感分析、倾向分析成为了文本分析领域和自然语言处理领域的热点研究课题，并成为文本分析领域的主流研究方向。

在国内，文本倾向分析也获得了学术界的关注，各种以文本倾向性分析为主要主题的计算机会议也纷纷在国内举办，其中比较有代表性的会议有2008年，由中文信息学会信息检索专委会主办的中文倾向性分析评测（Chinese Opinion Analysis Evaluation, COAE2008）会议，该会议提出了关于中文倾向性分析的主要任务，阐述了中文倾向性分析的难点和要点。由于中文与英文的不同，没有固定的分割符区分单词，而且中文存在歧义导致中文分词与英文分词的难度不在一个级别，而文本倾向分析又依赖于文本切分和处理的精确性，所以中文的倾向性分析相较于英文来说更加具有挑战性。

可以发现，2001年以后的近几年是文本分析领域发展的重要时期，这期间在各大顶级会议期刊上发表了近百篇有关情感分析和意见挖掘的论文，同时，文本倾向分析的研究也逐渐被应用到生产环境中为人们的生活带来便利，产生这一现象的主要原因包括机器学习领域在自然语言处理中的应用，以及互联网的发展产生了大量的可用来研究的语料数据，同时，人们对软件服务质量的需求提升也促进了该领域的发展。

但是基于机器学习的文本分析算法需要训练标注好的文本获得训练模型，这种方式对文本的特征提取方式依赖很大，最近提出的基于神经网络算法的方式进行文本分析是无监督的训练方式，而且训练的文本模型的准确度更高，本文采用了doc2vec神经网络模型作为文本倾向分析任务的主要模型，并结合LDA主题模型对文本特征进行提取，产生了不错的效果。

1.2.2 基于大数据平台的文本分类综述

上一节提到了文本倾向分析领域的发展，其中涉及到如何高效的对文本特征进行分类的问题，随着互联网技术越来越成熟，互联网与人们的生活息息相关，但是随之而来的是以指数级速度增长的信息数据，普通的计算节点已经无法承受如此规模的计算任务，2003年Google公司发表了MapReduce计算模型，该论文阐述了如何使用廉价的计算节点构造计算集群来处理大数据计算任务，2005年Apache基金会开源了Hadoop分布式框架，该框架提供了一套进行MapReduce计算的分布式系统，这使得各个研究机构和公司可以应用大数据计算来处理相关的课题和业务，同时大数据也成为研究热点进入人们的视线。

2009年Spark项目在加州大学伯克利分校AMPLab成立，并在2014年成为Apache的顶级项目，其出色的运行效率以及丰富的操作迅速成为大数据计算中的佼佼者，并被应用到各个领域中，在文本分类领域，大数据平台也被应用到其中作为提高训练速度的工具，同时，企业和用户对文本处理任务的需求越来越多，也促进了以文本处理为核心的大数据平台的推出，比较具有代表性的是2016年Google推出的Cloud Natural Language API，以及2016年微软推出的Natural Language Processing Tools，这两个工具包都是针对NLP领域的并行计算工具，其中容纳了许多自然语言处理相关的算法，包括文本表示、特征提取、文本分类等相关算法。

但是，这两个工具包并没有提供针对中文文本分析接口，本文采用Spark大数据平台实现了针对中文文本的倾向性分析系统，利用spark的分布式计算能力，完成中文文本的切分、过滤、特征提取以及模型训练等过程。

1.3本文的研究内容

(1).文本数据预处理研究

* 针对特定文本数据的标签过滤提取

为了获取真实的互联网数据进行模型训练，常常采用互联网爬虫的方式摄取文本数据，但是通用的爬虫对文本的处理只是简单的过滤掉html标签，保留其正文部分，这种摄取方式打乱了文本的关联性，而且增加了语料的噪声，训练的模型往往准确率低，满足不了实际的应用需求。针对以上问题，本系统设计了一种带标签过滤的定制化爬虫，这种爬虫对于特定的文本内容，只抽取与该主题相关的文本信息，并对特定标签进行过滤，保留与主题相关的特征项，这种摄取方式可以保证主题不会受到冗余信息的干扰，而且通过对特征标签的分类，可以细粒度的判定主题的特征。

* 文本数据的存储

互联网上80%的数据是文本数据，而且是非结构化的文本数据，现有的关系型数据库以及无法满足这些海量数据的存储，而且简单的将文本数据存储到本地磁盘也是不现实的，因为本地文件系统是针对现有的操作系统设计开发的，大多不支持分布式存储，而且本地文件系统的容量有限，可扩展性和可维护性差，为了解决以上问题，需要将海量文本数据存储到分布式文件系统上，HDFS是hadoop的分布式文件系统，满足对海量数据的分布式存储，而且容错性和稳定性良好，非常适合存储非结构化的文本数据，同时，HDFS可以兼容其它大数据平台系统，为之后的处理分析提供了便利条件。

* 文本语料的预处理

Spark是新一代的大数据平台，其天生优势是可扩展性强，并且兼容HDFS。相对于HDFS而言，Spark的RDD技术是更加抽象的支持容错和并行的数据结构，可以让用户显示地将数据存储到磁盘和内存中，并能控制数据的分区。同时，RDD还提供了一组丰富的操作来操作这些数据，例如map、flatMap、filter等转换操作，除此之外，RDD还提供了诸如join、groupBy、reduceByKey等更方便的操作，以支持常见的数据运算。

(2).针对文本分析的中文语料分词算法的研究与优化

中文分词是中文文本处理的第一阶段，由于中文的特殊性，词与词之间是没有分割符间隔的，这就使得中文分词过程相对于其他文字分词异常的繁琐，目前主流的分词算法是基于词库获得切分结果，由于中文分词受限于语料和词库，所以切分效果差强人意，而且分词算法是计算密集型任务，目前大多分词器都是基于单机环境设计实现的，分词效率受限于单个节点的处理能力，如果可以将分词并行化，不仅可以构建足够庞大的词库和语料库，使得分词更加准确，而且可以提高单个结点分词效率达到快速分词的效果。

中文分词并行化需要将分词中使用的算法进行并行化处理，例如最大匹配算法、字典树算法、HMM算法等，这些算法都是分词过程中解决不同问题的有利工具，如何将分词并行化，就是解决如何将这些算法并行化的问题。首先，本课题需要对中文分词中用到的各种算法进行深入研究，确定各算法的优缺点，其次，需要根据实际情况将这些算法进行并行化处理。最后，将并行化后的算法移植到大数据平台下，并通过实验验证其效果。

(3).针对文本倾向分析相关算法的研究与改进

文本倾向分析涉及到自然语言处理的诸多算法，如何让计算机理解自然语言一直是学术界探讨和研究的问题，由于自然语言的表达方式非常丰富，机器无法识别文本的语义，而仅仅是将文本看作数据处理，然而语义识别可以应用到诸多领域，对计算机科学的发展具有深远意义，目前语义识别算法大多都是潜层语义识别，利用机器学习的相关算法分析语义相关度，效果在某些特定领域还是比较理想。例如通过语言模型进行文本特征抽取获得文本的特征，再通过相应的算法进行训练最后可以得出很多语义相关性的应用。本系统针对文本的语言模型提出采用融合的文本表示方法来解决文本倾向分析问题，通过利用doc2vec模型获得文本特征向量并进行训练，来完成文本倾向性分析任务。

Spark大数据平台自身包含一个机器学习库MLIB，其中包含许多文本分析相关的机器学习算法，主要由以下部分组成： 基本的统计学算法、分类和回归算法、聚类算法、降维算法。本课题采用LDA算法对文本进行特征提取，并结合doc2vec算法对文本倾向分析进行优化，提高准确率。

(4).基于大数据平台完成中文分析系统的设计与实现

中文文本分析系统是搭载在spark大数据平台上，利用大数据平台的分布式计算能力和丰富的组件构建一个专门提供中文文本分析解决方案的系统，为用户提供命名实体识别、文本关键字提取、相似度分析、舆情和情感分析等文本处理里常用的功能，并且满足用户对大数据存储和访问的需求。

本课题需要熟练的掌握Spark大数据平台的使用和原理，并且可以在其基础上进行二次开发，充分理解Spark的spark streams、spark SQL、spark MLIB、spark Graphx库，尤其是Spark RDD和spark MLIB，并且掌握spark的任务下发和管理模型，spark API编程等技术要点，同时，需要对中文文本处理相关算法非常熟悉，可以根据spark的特点以spark的编程接口实现这些算法，这些都是本课题实现大数据中文文本分析系统的基础。

1.4本文的组织结构

根据以上阐述的内容，本文的组织结构安排如下:

第一章 绪论部分。本章主要对文本分析理论的研究和大数据平台背景进行阐述，并分析了国内外在相关领域的研究成果和本课题的创新之处，最后结合研究背景归纳了本文的主要研究内容。

第二章 中文文本分析算法及关键技术。本章主要是对中文文本分析算法和关键技术的介绍，详细的介绍了和本课题相关的文本分析算法的细节，通过本章节的介绍可以为后面的章节打下理论基础。

第三章 应用大数据平台处理文本数据。本章主要介绍Spark大数据平台的特点及内部原理，通过本章的介绍，阐述了为什么要使用大数据平台处理文本数据，以及如何使用大数据平台处理文本数据来提高计算效率。

第四章 中文文本倾向分析系统的设计。本章介绍了中文文本倾向分析系统的总体设计思路，以及总体框架设计。通过对文本倾向分析系统进行需求分析，总体框架设计，倾向分析算法设计三个小结来阐述整个系统的设计过程。

第五章 中文文本倾向分析系统的实现。本章节给出了整个系统的实现过程，通过对各个模块的分析以及核心代码展示来阐述系统的实现过程。其中包括文本预处理模块的实现，文本存储模块的实现，文本分析模块的实现。

第六章 系统展示与结果分析。本章主要是对系统的结果进行分析，并给出系统最终的展示效果。

第七章 总结与展望。本章是对整个课题的总结，并给出对研究课题的进一步展望。

2.中文文本分析算法及关键技术

2.1 文本分析相关知识点介绍

文本分析中涉及了许多自然语言处理的专业术语，这些术语是研究文本的基础，本小结通过三方面来讲解这些关键知识点，其中包括语言模型及文本表示方法、文本特征及特征抽取方法、文本分类及分类模型介绍。这三个方面是进行文本倾向分析过程中必须经历的三个关键过程，通过对文本的一系列处理，最终可以得到训练后的模型，之后可以通过系统提供的接口，根据具体的需求对训练模型进行应用，完成实际的任务需求。

* + 1. 语言模型及文本表示方法

(1). 语言模型

语言模型是用来对自然语言进行建模的方式，传统的语言模型是统计语言模型（Statistical Language Model）,它是一个表示语言片段的概率分布函数，其数学表达形式如下：

其中W==表示由T个词按顺序构成的语言片段，则p(W)代表这些词组合在一起的概率。根据贝叶斯公式，可以将p(W)链式的分解为：

统一将每个词的上下文记作Context，则可得到(1)式的表达形式。根据对Context的划分策略不同，可以形成不同的语言模型，常见的有n-gram模型、n-pos模型、决策树模型、最大熵模型、最大熵马尔科夫模型、神经网络语言模型等方法，对于文本的不同建模方式会有不同的效果，同时各语言模型也各有特点，以下是对各语言模型的介绍：

* N-gram模型

n-gram模型认为某个词出现的概率与其前面n个词有关，最极端的情况是n=1的时候，即某个词出现的概率只与该词本身有关。这种语言模型称为上下文无关模型，即:

当n>=2时是称为上下文相关模型，在一般应用中取n=2或n=3，即Bigram或Trigram。n-gram模型的优点是考虑了前n-1个词的因数，而这n-1个词在自然语义上有很强的意义，同时采用Bigram或Trigram的方式可以大大简化计算规模，提高效率。但是n-gram语言模型自身也有一定的局限性，例如：n-gram模型依据语料的关系，语料不足训练的结果一般不理想，而且这种模型忽略了词之间的相似关系，只考虑了词与上下文的关系而没有考虑词与词之间的关系，其次n-gram模型在有些元组没有出现过的情形下会出现统计概率为0的情况，这会导致整个语言序列的概率为0，出现这种情况往往需要进行修正才能获得准确的结果。

* N-pos模型

n-pos模型是基于n-gram模型的基础上衍生的一种语言模型，n-pos模型是基于这样的假设：单单考虑前n个词不足以表示当前词的特征，而自然语言中的词语搭配往往是根据词的语法功能决定的，所以n-pos将当前词的前n个词按照语法功能进行分类，由这些词来决定当前词的概率，该分类叫做Part-Of-Speech，即n-pos算法的由来，n-pos模型的条件概率公式如下：

c是词性映射函数，表示将单词映射为其所属的词性类别，如果一段语言序列有T个词，K种词性分类，则可以将n-gram的条件概率求解过程从可能变成种，大大的提高了计算效率，而且这种效率的提高也不会影响准确率的下降。

* 决策树模型

决策树模型是为了解决n-gram模型中对相似的词类搭配重复求解导致的效率损失问题，构造一颗决策树表示当前词的上下文，由对根节点提问的不同回答进入子节点，直至叶子节点，从而得到当前词上下文的分布信息。为构造决策树，需要预先定义一个关于上下文信息的问题集和一个评论问题的优劣函数。

决策树模型的优点是该模型是一种通用的语言模型，n-gram模型、n-pos模型都可以用决策树模型表示出来，而且决策树中的分布信息不是固定好的而是根据训练语料库得到的，但是，由于决策树模型的抽象性导致这种模型的构造难度偏大而且时间复杂度和空间复杂度都很高。

* 最大熵模型

最大熵模型的基本思想是：对一个随机事件的概率分布进行预测时，若概率模型需要满足一些约束，则在满足约束的情况下对未知的情况不做任何假设，这种情况下，概率分布最均匀，得到的概率分布的熵也最大。最大熵语言模型的概率分布公式如下所示：

其中是参数，Z(context)为归一化因子。

* 神经网络语言模型

神经网络语言模型(Neural Network Language Model)是近几年比较流行的语言模型，即通过神经网络算法来拟合语言模型的方式求概率分布的最大似然估计，NNLM采用的是Distributed Representation来表示词向量，神经网络语言模型与n-gram、n-pos、决策树模型、最大熵模型最大的区别是前者是基于统计的语言模型，后者是基于深度学习的语言模型，这些模型所关注的结果都一样，但是建模思路不尽相同.

常用的NNLM模型有C&W的SENNA、M&H的HLBL、Mikolov的RNNLM，其中比较经典的是Bengio等人在2001年发表在NIPS上的文章《A Neural Probabilistic Language Model》，该文章用一个三层的神经网络模型来构建语言模型，这三层网络分别是输入层，即以词向量首尾相连得到一个很长的向量作为输入向量，第二层是隐藏层，使用d+Hx计算所得，d是一个偏执项，然后使用tanh作为激活函数，最后一层是输出层，共有|V|个节点，其中|V|表示词表的大小，每个节点表示下一个词为i未归一化log概率。最后使用 softmax 激活函数将输出值 y 归一化成概率。整个模型的计算公式为:

式子中的 U是隐藏层到输出层的参数，整个模型多数的计算集中在 U和隐藏层的矩阵乘法中。式子中还有一个矩阵 W，这个矩阵包含了从输入层到输出层的直连边。直连边就是从输入层直接到输出层的一个线性变换，如果不需要直连边的话，将 W置为 0 就可以了。

(2).文本表示方法

文本表示方法是指将文本向量化，转换成可以计算的数学矩阵，一般是将文档作为矩阵中的行(如上图)，单词作为矩阵中的列，而元素就是需要数字化的表示方式，在机器学习领域常用的表示方法是Bag-Of-Word(BOW)模型和Bag-Of-N-gram模型，而在深度学习中常用的模型是Word Representation 或Word Embedding, 后者通常叫做词向量模型。以下是对文本表示方法的介绍：

* 词袋模型

词袋模型是进行文本分类中经常用到的文本表示方式，因为这种方式方便快捷，易于理解，但是同时词袋模型忽略了词语之间的顺序，所以词袋模型一般应用在那些对词序要求不高的文本分析领域，词袋模型通常需要一个词典保存文档集合中所有出现过的单词，并对单词进行编号，然后文档可以表示成一个一维向量，其中向量维度为词典的大小，向量元素一般单词的出现的频率(也可以用TF-IDF表示)，以下通过例子来讲解词袋模型的原理。

假设有两个文档，文档1为“我 爱 北京 天安门， 我 是 中国人”，文档2为“她 喜欢 看 电影， 她 是 美国人。”则根据文档1和文档2可以构造一个词典：{1:“我”，2:“爱”，3:“北京”，4：“天安门”，5：“是”，6：“中国人”，7：“她”，8：“喜欢”，9：“看”，10：“电影”，11：“美国人”}，根据词典大小可以将文档表示成为一个11维的向量，其中每个元素是单词在词典中出现的频率。

文档1：[2,1,1,1,1,1,0,0,0,0,0]

文档2：[0,0,0,0,2,0,1,1,1,1,1]

为了提高词袋模型的实用价值可以将文档中的元素用单词的TF-IDF值表示，这样可以提高单词和文档的特征关系。

* Ngram词袋模型

以上提到的词袋模型是最简单的文本表示方式，其没有考虑单词与单词之间的搭配关系，这种表示方式丢失了很多文本特征，在文本分类过程中使用这样的模型得到的准确率往往不高，Ngram词袋模型是对这种模型的优化，即使用n-gram语言模型得到单词的条件概率，用该条件概率表示单词和文档，这种表示方式保留了单词之间的搭配关系，但是无法获得单词和文档之间的关系，即无法获得语义相近的单词，丢失了文档与文档的特征，模型不够平滑。为了使得模型更加平滑，还需要采用平滑处理来优化模型。

* 词向量模型

词向量是指将自然语言中的词用数学化的向量表示，这样做的好处是可以对词进行数学公式计算，把计算机无法理解的文字数字化，常见的对词向量的划分有one-hot representation，就是用一个只有一项为1其他项全为0的长向量表示一个词，向量的维度N为词典的大小，向量中为1的项对应该词在词典中的索引，例如对于“中国”这个词，假设其在字典中的索引为2，这”中国”可以表示成如下的词向量：

这种词向量表示方法虽然简单，但是其只标识了单个词的信息，向量十分稀疏，而且向量的维度很高，这样会导致维数灾难，不适合作为计算机运算的输入，这种表示方式还有一个问题是向量中没有词与词之间的关系，即词的上下文关系，所以在训练过程中会丢失许多特征信息，其数学意义不大，所以很少被使用。

另一种对词向量的表示是Distributed Representation，其基本的思想是：通过训练将自然语言中的词映射成为一个长度固定的向量，该向量维度一般比较短，这样所有的词向量可以构成一个向量空间，同时由于向量长度较短，也有利于对其进行相应的数学运算从而研究它们之间的关系。这种词向量表示方式比较符合计算机输入参数的要求，且自带平滑，保留了词的上下文特征和词与词之间的特征，是比较理想的文本表示模型。

2.1.2 文本特征及特征抽取

文本特征是表示文本的基本单位，文本的特征抽取是文本挖掘领域中重要的研究课题，对于文本来说其特征一般都具备一定的特性。首先，文本特征项需要能够标识文本的主要内容。其次，特征项需要代表文本的特征属性，即与其他文本的特征有明显区别。最后，特征项的维度不宜过多，容易导致维度灾难。在中文领域，中文文本由字作为基本单元组成，但是字所包含的特征不足够表示文本的特征，相对于单个字来说，词和短语所包含的信息更加丰富，所以一般采用词或短语作为文本的基本特征单元。如果用词或短语作为文本的特征项，随着文档的规模越来越大，特征向量包含的特征值就会非常巨大，这样会导致维度灾难，无法进行计算。这时就需要借助特征抽取技术来完成文档的特征抽取(或文档的稀疏表示)，特征抽取需要完成的任务是在不丢失文本核心信息的情况下，用更少的特征表示文本，即将原来稠密矩阵用稀疏矩阵进行表示。

特征抽取的方式一般有3种：（1）通过映射或变换的方法减少特征的维度，（2）通过排序获取最具代表性特征值，（3）用机器学习的方法训练文本获取特征模型。

以下是基于统计的特征提取方法：

1. TF-IDF:

TF-IDF(term frequency–inverse document frequency)算法是用来衡量单词权重的统计方式，其中TF指为单词频率，IDF为逆文档频率，即该词出现在文档中频率的倒数，该参数用于计算该词区分文档的能力。TF-IDF之所以能作为衡量单词权重的特征是因为其基于这样的思想：如果单词在一篇文档中出现的频率很高而在其他文档里出现的概率很低，那么说明这个单词对这篇文档很重要，也就是该单词能作为这篇文档的特征。TF-IDF通常用来提取文档的关键词特征，即通过排序获取TF-IDF值高的单词作为文档的关键词来代表文档的特征。

1. 互信息（Mutual Information）

互信息(Mutual Information)是信息论里一种有用的信息度量，它可以看成是一个随机变量中包含的关于另一个随机变量的信息量，或者说是一个随机变量由于已知另一个随机变量而减少的不肯定性。互信息的定义如下：

其中X,Y为随机变量，其联合分布为p(x,y),边际分布为p(x),p(y),互信息I(X,Y)是联合分布p(x,y)与乘积分布p(x)p(y)的相对熵。

使用互信息理论进行特征抽取是基于如下假设:在某个特定类别出现频率高,但在其他类别出现频率比较低的词条与该类的互信息比较大。通常用互信息作为特征词和类别之问的测度，如果特征词属于该类的话，它们的互信息量最大。由于该方法不需要对特征词和类别之问关系的性质作任何假设，因此非常适合于文本分类的特征和类别的配准工作。

1. 信息增益方法（Information Gain）

信息增益是信息论中的一个重要概念, 它表示了某一个特征项的存在与否对类别预测的影响, 定义为考虑某一特征项在文本中出现前后的信息熵之差。某个特征项的信息增益值越大,贡献越大, 对分类也越重要。信息增益方法的不足之处在于它考虑了特征未发生的情况。特别是在类分布和特征值分布高度不平衡的情况下, 绝大多数类都是负类, 绝大多数特征都不出现。此时的函数值由不出现的特征决定, 因此, 信息增益的效果就会大大降低。信息增益表现出的分类性能偏低。因为信息增益考虑了文本特征未发生的情况，虽然特征不出现的情况肿可能对文本类别具有贡献，但这种贡献往往小于考虑这种情况时对特征分值带来的干扰。

1. 遗传算法（Genetic Algorithm, GA）

文本实际上可以看作是由众多的特征词条构成的多维空间,而特征向量的选择就是多维空间中的寻优过程,因此在文本特征提取研究中可以使用高效寻优算法。遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是一种通用型的优化搜索方法,它利用结构化的随机信息交换技术组合群体中各个结构中最好的生存因素,复制出最佳代码串,并使之一代一代地进化,最终获得满意的优化结果。在将文本特征提取问题转化为文本空间的寻优过程中,首先对Web文本空间进行遗传编码,以文本向量构成染色体,通过选择、交叉、变异等遗传操作,不断搜索问题域空间,使其不断得到进化,逐步得到文本的最优特征向量。

1. 主成分分析法（Principal Component Analysis，PCA）

主成分分析法不是通过特征选取的方式降维的，而是通过搜索最能代表原数据的正交向量，创立一个替换的、较小的变量集来组合属性的精华，原数据可以投影到这个较小的集合。PCA由于其处理方式的不同又分为数据方法和矩阵方法。矩阵方法中，所有的数据通过计算方差一协方差结构在矩阵中表示出来，矩阵的实现目标是确定协方差矩阵的特征向量，它们和原始数据的主要成分相对应。在主成分方法中，由于矩阵方法的复杂度在n很大的情况 以二次方增长，因此人们又开发使用了主要使用Hebbian学习规则的PCA神经网络方法。

主成分分析法是特征选取常用的方法之一，它能够揭示更多有关变量\_丰要方向的信息。但它的问题在于矩阵方法中要使用奇异值分解对角化矩阵求解方差一协方差。

1. n-gram算法

n-gram算法的基本思想是将文本内容按字节流进行大小为N的滑动窗口操作,形成长度为n的字节片段序列。每个字节片段称为gram,对全部gram的出现频度进行统计,并按照事先设定的阈值进行过滤,形成关键gram列表,即为该文本的特征向量空间,每一种gram则为特征向量维度。由于n-gram算法可以避免汉语分词的障碍,所以在中文文本处理中具有较高的实用性。

特征提取是为了获取文本的特征，需要根据特定场景需求选择特定的特征提取方式，对特征的提取不局限于单一的方法，往往需要通过多种方法对基础语料进行处理才能获得比较理想的特征项，本课题采用特征抽取的第三个方法，即通过机器学习方法训练文本获取特征模型，本文采用LDA模型作为文本特征提取算法，LDA算法是以N-gram算法为基础的文本表示算法，其可以将文本进行稀疏表示获得文档与主题模型，该模型可以作为文档特征进行文档分类任务。

* 1. 基于主题模型和文本向量的文本倾向分析算法

本节主要介绍本课题使用的文本倾向分析算法，通过上一个章节的介绍，对文本分析领域的基本概念有一定的了解，文本分析需要对文本建模，并提取特征，之后需要对文本进行训练获取模型，然后通过文本分类算法对文件进行分类，获取文本的正负倾向性。本文采用LDA模型获取文本主题作为文本特征的一部分，然后结合神经网络模型训练获取词向量，并训练得到word2vec模型，最后通过随机梯度下降算法对文本进行分类，以下是对这三个算法的原理介绍。

2.2.1 基于LDA的文本特征提取算法

隐含狄利克雷分布（Latent Dirichlet Allocation，简称LDA）是一种主题模型，该模型可以将文档中的主题以概率分布的形式给出，从而可以通过分析文档抽取出文档的主题，我们利用LDA算法的这一特性可以作为文本特征抽取的一种方法，因为对于文档来说，其主题就是该文档的特征，同时，LDA算法是基于N-gram词典模型的，即其认同一篇文档是有一组词构成，词与词之间没有先后关系。LDA的主要思想是：

给定一篇文档，该文档的生成方式如下：

* 从Dirichlet分布中取样生成文档i的主题分布
* 从主题的多项式分布中取样生成文档i第 j 个词的主题
* 从Dirichlet分布中取样生成主题对应的词语分布
* 从词语的多项式分布中采样最终生成词语

其中，Dirichlet分布是多项式分布的共轭先验概率分布。

假设有一篇文档W，其由N个词组成，记作W=(w1,w2,w3,…,wn)。用p(wn)表示词wn的先验概率，则生成文档W的概率为：

其图模型为：



图中灰色部分w表示可观测变量，N表示一篇文档中共包含N个单词，M表示有M篇文档。则可以得到LDA算法的概率模型图如下所示：



其中，其中表示词分布，表示主题分布，是主题分布的Dirichlet分布的参数，是词分布的Dirichlet分布的参数，N表示单词总数，M表示文档总数。

LDA算法根据先验知识确定文档的主题分布，然后从该主题分布中抽取主题Z，然后根据先验知识获得在主题Z下的词语分布，最后从主题Z对应的词语分布中抽取单词w，重复以上过程N词，就生成了文档W。是Dirichlet分布的两个参数，即LDA算法通过Dirichlet分布来估计文档的主题分布和词分布，获取文档的概率。

由上所述，我们知道基于N-gram词袋模型的文本是服从多项式分布的，而Dirichlet分布正好是多项式分布的先验分布，同时LDA模型是从pLSA主题模型思想上衍生出的模型，所以在深入了解LDA模型之前我们需要了解pLSA模型和Dirichlet分布。

1).概率潜在语义分析(probabilistic latent semantic analysis，简称pLSA)

pLSA是一种文本主题模型,文本主题模型的主要思想是：一篇文章由多个主题构成，多个主题出现的概率不同，每个主题中包含多个单词，每个单词出现的概率也不同，则生成一篇文章的过程是首先选择一个主题，然后从该主题选择一个词，重复执行N，则可以生成一篇包含N个词的文章。上述过程抽象后就是PLSA模型，则可得到PLSA模型描述如下：

定义：

表示从海量的文档中选取某篇文档的概率。

表示在给定文档的情况下出现词的概率。

是一个可计算的概率，对于每个词语，表示该词语在该文档出现的频率除以文档中词语的总数。

表示在给定文档的情况下包含主题的概率。

表示在给定主题的条件下出现某个词的概率。

则根据以上定义可以得到生成一篇文档的步骤如下：

以概率选择一篇文档

以概率从主题分布中选择一个隐含的主题类别。

以概率从词分布中选择一个单词。

LDA模型是在PLAS模型的基础上增加了两个Dirichlet先验估计，LDA模型生成文档的方式是：

以概率选择一篇文档。

从Dirichlet分布中以为参数取样生成该文档的主题分布。

从主题分布中选择文档第j个词的主题类别。

从Dirichlet分布中以为参数取样生成主题为对应的词语分布。

从词分布中选择一个单词。

接下来，我们就需要知道为什么选择Dirichlet分布作为主题分布和词语分布的先验概率分布。

2).Dirichlet分布

在正式了解Dirichlet分布之前，首先我们从最简单的二项分布入手，二项分布即重复n次独立的伯努利试验。在每次试验中只有两种可能的结果，而且两种结果发生与否互相对立，并且相互独立，与其它各次试验结果无关，事件发生与否的概率在每一次独立试验中都保持不变，则这一系列试验总称为n重伯努利实验，当试验次数为1时，二项分布服从0-1分布。二项分布的概率密度函数为：

其中，对于,是二项式系数，记为C(n,k)。

把二项分布推广到多个互斥事件就得到了多项分布，多项分布的概率密度函数为：

而Dirichlet分布的概率密度为：

其中:

，（即Gamma函数）。

由证明可得(证明略)：

其中Dir表示Dirichlet分布，MultCount表示多项分布，即上式为Dirichlet-Multinomial 共轭，也就是说Dirichlet分布和MultCount分布为共轭关系。由共轭先验的定义可知，Dirichlet分布是MultCount的共轭先验分布，同时，基于N-gram的文本主题模型其实质是一个多项式分布，所以LDA模型采用Dirichlet作为主题模型的先验概率分布，来估计主题参数。

综上所述，使用LDA模型可以获取文章的主题分布，而文章主题分布是标识文章特征的更加高级的特征项，我们可以使用LDA模型提取出文本的主题作为特征值，这些特征值可以作为文本分类任务的参数，完成有关文本分析的需求。

2.2.2 基于word2vec的文本表示算法

上一节中提到了NNLM模型，word2vec是基于NNLM模型训练语言模型的算法，Word2vec算法是通过神经网络语言模型拟合自然语言概率模型，从而获得计算语言概率模型的高效方法，在训练过程中，word2vec会获得语料库中每个词的词向量，该词向量是Distributed Representation类型的词向量，其维度由输入参数决定，一般在100-500维。根据词向量我们可以得到一个词向量空间，该词向量空间包含了词本身的特征以及词与词之间的特征，可

本节主要阐述word2vec的算法原理，word2vec中主要运用了CBOW模型(Continuous Bag-of-Words Model)作为其语言模型，其中CBOW模型是在已知当前词的上下文,,,的前提下预测当前词的概率。由上一节可知自然语言的语言模型为（1）式所示，而基于神经网络的语言模型通常取其对数似然函数作为目标函数：

(2)

word2vec构造了一个三层的神经网络：输入层、投影层和输出层，这三层的含义分别是：

(1).输入层：包含Context()中2c个词的词向量，即：

v(),…,v(),v(),v(),v(),…,v()。

(2).投影层：将输入层的向量做求和累加，即:

(3).输出层：输出层对应一课Huffman树，Huffman树是以语料中各词的词频为权值构造而成的，其叶子结点为语料中的词。

构造了以上神经网络模型后，主要的问题是解决如何通过以上神经网络模型来拟合条件概率，word2vec将其视作一个二分类问题，利用逻辑回归的方法求每个结点的概率，即从Huffman的根结点到叶子结点的过程，将左结点分为负类，右结点分为正类，利用逻辑回归，易知，一个结点被分为正类的概率是：

显然，其被分为负类的概率就是：

其中，为sigmoid函数,其作为神经网络的激活函数，为词向量，为参数向量，其代表Huffman树中的非叶子结点向量。

根据以上定义就可以得到计算的算法：对于词典D中的任意词w,Huffman树中必定存在一条从根结点到词w的路径。路径上存在个分支，将每个分支看做一次二分类，每一次分类就产生一个概率，将这些概率乘起来，就是所需的。

于是，可以得到条件概率的公式为：

其中:

表达式中，表示路径中第j个结点对应的Huffman编码，表示路径中第j-1个非叶子结点对应的向量。

将上式带入对数似然函数(2)，可得：

其中，记L(w,j)为：

则上式即为CBOW模型的目标函数，使得该函数最大化，当超过某个阈值时，就可以用来判断语言模型是否是自然语言，Word2vec通过采用随机梯度上升法来计算该目标函数。

基于神经网络语言模型的训练，其是无监督的训练算法，不需要进行人工识别，只需要将文本切分成单个词语，将切分后的语料进行训练就可以得到语言概率模型，大大节约了训练成本，而且神经网络语言模型通过滑动窗口的模式保留了词语上下文的关系，这样对语义分析也有很重要的意义。

同时，对于word2vec神经网络语言模型中涉及的参数，都是由样本训练得到的，这有别于通常的机器学习算法，需要在训练样本前给定参数，所以词向量和概率模型都是在训练中得出，词向量作为训练过程中的副产品对解决自然语言领域中的问题有极大的参考作用，同时，其无监督的训练方式和高效的训练速度，也是word2vec算法受到人们青睐的重要原因。

2.2.3 基于SGD的文本分类算法

2.3 文本分析的关键技术

文本分析是一个综合学科，其覆盖了许多知识点，除了前几节提到的有关算法方面的内容，还包含文本采集技术、文本切分技术、文本标注技术等，这些技术是进行文本分析的基础，掌握这些关键技术，在处理复杂的文本分析任务时会游刃有余，不仅可以提高效率而且还可以灵活的应对不同的需求，本节通过三个方面来对文本采集技术，文本切分技术和文本标注技术进行阐述。

2.3.1 文本采集关键技术

文本采集通常是采用爬取技术爬取网络上的数据进行分析，或者是收集自有的日志数据、数据库数据进行分析，网络爬虫的优点是可以根据需求收集各种类型的文本数据训练模型，缺点是网络上的文本数据大多是没有进行标注的文本，而且存在大量的网络用语，需要进行清洗才能满足训练要求。

网络爬虫一般分为通用爬虫和定制爬虫两种类型，通用爬虫一般是为搜索引擎等系统设计的爬虫，其目的是快速的爬取互联网上的内容，而定制爬虫一般是针对某一特定领域或网站进行爬取，目的是获取特定的资源，在效率方面定制爬虫不如通用爬虫那样高效，但是在质量上，定制爬虫比通用爬虫更加出色。

作为文本采集任务，一般采用的是定制爬虫来采集文本信息，在效率容忍的范围内可以获取到符合需求的训练语料，定制爬虫一般都具有对特定的网页内容进行过滤的能力，这样可以精确的获取的想要的文本内容，达到初次过滤文本的目的，例如对于网站的评论信息，定制爬虫可以将评论主题，评论时间等有关评论的文本爬取下来，并对个字段分别保存，而通用爬虫一般只是单单的爬取整个网页，或者是过滤掉HTML标签，这样获取的语料带有许多无关信息，对模型训练或文本进一步分析都是额外的噪声，所以文本采集任务更适合使用定制爬虫。

2.3.2 文本切分关键技术

文本切分关键技术是针对中文文本而言的，因为中文文本没有分隔符来区分文本之间的单词，所以需要进行分词处理，将整个文本切割成由单词组成的文本序列，中文分词技术是自然语言处理里非常重要的技术，同时，也是进行文本分析的前提条件，常见的分词算法是基于词典和规则的最大匹配算法，这类算法一般需要有强大的词库用来进行分词，但是，对于词典中不存在的词，这类算法就会失去作用，而且对于存在歧义的文本序列，这类算法同样不能达到满意的效果，于是，出现了基于概率统计的分词算法，其中最经典的是使用HMM算法进行分词，HMM算法可以消除对歧义词语切分不准的问题，而且还可以切分出未登录的词，所以现代的中文分词程序都是结合两种方法进行分词，而且分词效果也十分出色，一般能达到98%的准确率。

2.3.3 文本标注关键技术

文本标注一般是在文本分类训练过程中对语料进行标注，形成熟语料，从而可以训练所需的模型，文本标注任务根据需求的不同标注方法也不尽相同，一般的标注方式有三种：人工标注，基于特征词典的文本标注，基于标签的文本标注，以下是对三种标注方式的解释：

(1).人工标注：顾名思义，人工标注就是采用人工的方式对文本进行标注，这种方式的标注成本很高，但是标注效果好，一般是对标注要求很高的需求才会使用人工标注的方式。

(2).基于特征词典的文本标注：基于特征词典的标注一般是采用一个特征词典，根据分词匹配结果计算文本的最终标注结果，特征词典一般包含特征的级性，采用线性叠加的方式计算文本片段，计算结果就是文本的标签值，采用特征词典的文本标注适用于标签比较少的请求，例如情感倾向标注就适合使用该标注方式。

(3).基于标签的文本标注：标签标注是通过文本在源文本中的标签特性进行标注，一般依赖原文本的标签值，例如在爬取评论信息时，根据评论的星级以及点赞次数，可以标注该评论文本的倾向和情感强度，这种标注方式依赖源文本的标签，如果原文本没有明显的标签就需要结合人工识别的方式指定特定的标签作为标注特征，再结合特征词典的方式会达到很好的效果。

3.应用大数据平台处理文本数据

文本处理任务是一个计算密集型任务，而且通常需要训练的语料库非常庞大，动辄几十G，上百G的语料需要训练，而且随着互联网的更新迭代速度的加快，数据的产生以指数级的规模不断的扩大，单机环境已经无法满足文本数据的处理需求，所以十分需要借助分布式计算能力来提高计算效率，随着大数据技术的发展，大数据计算平台越来越成熟，同时也越来越受到业界的青睐，使用大数据平台来处理海量文本数据已经成为许多企业首选的解决方案，本节主要通过介绍Spark大数据平台来阐述使用大数据平台的优势，并给出如何使用Spark处理文本数据的步骤。

3.1 Spark大数据处理平台

Spark是一个围绕速度、易用性和复杂分析构建的大数据处理框架。最初在2009年由加州大学伯克利分校的AMP Lab开发，并于2010年成为Apache的开源项目之一。Spark作为现今最流行的内存分布式计算框架，其优点远远不仅仅是作为大数据的计算中心这么简单，它已经形成一套完整的大数据处理生态系统，其中包括Spark Streaming:用来处理实时数据，Spark SQL:用类SQL语句对Spark数据进行查询，Spark MLIB:可扩展的机器学习库,包括常用的机器学习算法,Spark Graphx:支持图计算和并行图计算的Spark库。

Spark大数据计算框架是建立在MapReduce基础之上的分布式计算框架，但是相较于Hadoop简单的Map和Reduce操作，Spark提供了一个分布式内存抽象数据集RDD,针对RDD还提供了更加丰富的算子操作，这些操作被划分为转换（Transformations）和动作（Action）。转换操作是对RDD进行的用来返回一个新的RDD的算子，包括map、reduce、union、filter、reduceByKey、partitionBy、join、count、sample等，动作是在数据集上经过一次计算后返回的结果。所有的Spark应用都是由驱动程序组成，这些驱动程序用来并行执行用户提交的计算任务，计算任务又由各个单向的转换操作组成，在Spark中，所有RDD的转换都是惰性求值的，旧的RDD数据经过转换后生成新的RDD集合，每个RDD又可以有多个分区，这样每次RDD转换相当于生成一个结点到另一个结点的有向无环图(DAG),由多个DAG构成一个Spark任务，同时，Spark对于DAG任务进行优化处理，确定阶段、分区、流水线、任务和缓存，数据按照DAG的方向流动，并当遇到Action类型的算子后进行实际运算，这样数据的流转都在内存中进行，大大提高了计算效率。下图展示了Spark的计算模型。



图1 Spark计算模型示意图

3.2 Spark大数据平台的优势

* MapReduce

MapReduce是一种抽象的编程模型，通过将复杂的数据处理分解为Mapper和Reducer两个过程，然后将这些分解后的计算job分发到几十到几百台服务器上分布式的运行，同时对外隐藏了并发、分布、故障恢复、集群通信等细节问题，从而可以处理大数据集的计算问题。

MapReduce过程是将复杂问题抽象化，隐藏抽象处理的过程，这些抽象的细节被称为shuffle过程，shuffle过程是MapReduce过程中非常重要的一环，当问题被分解为以Mapper和Reducer构成的有向无环图(DAG)时，各个job的最终执行过程是受shuffle过程影响的，如果分解合理会大大提高执行的效率，反之，即使经过了MapReduce过程可能也不会达到预期的效果。下图中map和reduce中间的过程就是shuffle过程。



所以，MapReduce也存在一定的局限性，首先MapReduce的抽象层次比较低，只提供Mapper和Reducer两个操作，对程序员不够友好，很难上手写MapReduce程序。其次，一个复杂的任务需要分解为多个job进行计算，job的管理需要开发者自己维护，如果设计的不够合理会导致效率下降，而且处理的实际逻辑隐藏在shuffle过程中，不受开发者的管理，出现问题需要修改MapReduce过程，维护成本很高。最后，Reducer需要等待所有Mapper执行结束后才能执行，且中间结果需要保存到HDFS上，没有完全利用集群的内存资源。

针对MapReduce的局限性，研究者在MapReudce的基础上进行了许多改进，出现了如Pig，Cascading，JAQL，OOzie，Tez等技术，Spark是其中比较新的一种技术，而且基于其出色的表现能力，逐渐成为独立的大数据计算框架。

* 从MapReduce到Spark

Spark是基于MapReduce的大数据内存计算框架，其主要特点是有一个抽象的分布式内存对象RDD(Resilient Distributed Dataset)，RDD作为Spark编程模型的核心，具有很多丰富的操作，这些操作可以分为两类：Transformations和Action。Transformations包括map, flatMap, filter, union, sample, join, groupByKey, cogroup, ReduceByKey, cros, sortByKey, mapValues等，Action包括collect，count，save，lookupKey等。

Spark作为新型的计算模型相对于Hadoop来说具有很多优点，首先，Spark是基于内存的抽象计算模型，在性能上比Hadoop的MapReudece有很大的提升，2014年10月，Spark完成了Daytona Gray排序测试，该测试结果显示Spark用相对于Hadoop1/10的计算资源完成该项测试的耗时比Hadoop的MapReduce过程的耗时快3倍。以下是该次测试的实际结果对比：



其次，Spark中的RDD都是惰性求值的，一个RDD会转换成新的RDD，RDD之间不是强依赖关系，对于非依赖的RDD计算，并不需要等待其运行结束就可以执行其他运算。所以Spark对迭代式计算有更好的支持。最后，Spark具有丰富的扩展，其不单单是一个内存计算模型，还包含交互式（Spark SQL），流式（Spark Streamng），机器学习（MLLIB）,图形计算（GraphX）等模块，所以Spark已经成为一个大数据计算平台，许多计算任务都可以在Spark上进行运行。下图是Spark模块的构成：



3.3 如何使用Spark大数据平台处理文本数据

以上两节分别介绍了Spark大数据平台和Spark的优势，本节针对如何使用Spark大数据平台处理文本数据这一问题进行阐述，根据第二章介绍的有关文本分析的知识可知，文本分析主要的计算任务是需要对文本语料进行预处理和模型训练。文本预处理包括文本切分、文本过滤、文本标注等，文本模型训练包括文本特征训练、文本特征抽取、文本分类模型训练等。通常情况下，这些文本任务都是通过不同的模块进行分别处理，而基于Spark平台的支持，这些任务可以结合在一起完成。

首先，对于初始语料的处理，Spark提供了针对Java、Scala、Python的接口，可以选择其中的任何一种语言对语料进行处理，而且Spark也提供了对语言内部数据结构和RDD相互转换的接口，所以，可以通过现有的语言编写好对语料的处理逻辑，然后根据Spark提供的接口，将处理逻辑转换成Spark内部的数据结构，即RDD内存模型，然后进行分布式的处理。下图是以初始语料集处理为例，展示如何将文本处理任务运行到spark平台上：



初始语料可以保存在HDFS上，从HDFS中将语料文本导入Spark系统，构造初始语料RDD，通过map操作将语料RDD切分成词序列保存到新的RDD里，这里记作RDD1，Spark的map操作可以通过函数将RDD映射到新的RDD上，这里的映射函数就是通过其他语言实现的分词模块，形成的RDD1实际上是一个列表，其中每个元素是一个token对象，该对象包含三个属性：word,offset,nature。其中word指单词本身，offset为该词在语料中的位置，nature指该词的词性。根据nature我们可以通过filter算子获得具有特定特征的词语的集合RDD2，然后，我们通过停用词词典将切分后的语料过滤，剔除无用的停用词，例如“的，是，了”等，形成待训练的新语料RDD3，用来后续的文本分析任务。

以上，就是对初始语料的处理，之后我们可以通过利用Spark提供的MLLIB库对语料进行训练获取语言模型，MLLIB库提供了丰富的机器学习算法，其中就包括第二章提到的用于进行文本分析的算法，对于没有实现的算法，我们同样可以使用外部的机器学习库来训练语料，然后通过将其转换成RDD在进行其他任务。

通过以上的描述，我们知道了使用Spark大数据平台处理文本是非常方便的，同时，基于Spark出色的表现力，还可以提高文本处理的效率，具有开发方便，性能卓越的优点。

4.基于电影评论的文本倾向分析系统的设计

4.1引言

本章以1~3三章为基础，设计并实现一套基于电影评论的文本倾向分析系统，根据前几章的讲解，文本倾向系统一般涉及文本的获取、文本的切分、文本的标注、文本的训练以及文本的分类，本系统就是围绕文本分析的这5方面设计的。同时，在系统设计过程中，采用基于情感词典和标签的融合标注算法来对训练语料进行标注，并设计了基于doc2vec和LDA的文本倾向分析算法，该算法向较于其他文本倾向分析算法，不仅提高了准确度，而且是无监督的分析算法，同时，本系统借助Spark大数据平台，将算法采用并行化的方式运行在集群上，提高算法的并行能力和训练速度。以下是对系统流程的描述：

首先，该系统通过定制化网络爬虫从豆瓣网站上爬取电影的评论信息作为训练语料，评论信息包括评论发表的日期、星级、点赞数、评论文本，并将这些信息以结构化数据的形式保存到数据库中。然后，通过标签（包括星级，点赞数）对评论文本进行正负性分类，对于无法判断正负倾向性的评论，采用情感词典的方式对其进行正负性分类。分类后的文本分为正向评论和负向评论，然后对正负评论文本进行分词处理，去掉停用词，并采用LDA算法对文本的主题进行提取，作为整个文本的主题特征。之后，对文本进行Word2vec模型训练获取word2vec模型，并结合文本的主题特征训练doc2vec模型，最后采用SGD分类算法训练分类器模型，并得到最终的文本倾向分析模型。最后，通过实验验证该模型的准确度和速度，最终实验表明采用LDA和dov2vec算法可以提升文本倾向分析的准确度，并通过使用Spark并行化算法提升模型训练的速度。

基于以上的系统流程，本章以如下结构组织来阐述整个系统的设计。

4.2节是基于文本倾向分析系统总体框架设计，主要讲解整个文本倾向系统的总体设计框图和各模块设计细节。

4.3节是基于doc2vec和LDA的文本倾向分析算法的设计，该节主要讲解文本倾向系统的倾向分析算法，该算法是系统的核心算法。

4.4节是中文文本倾向分析系统的并行化实现，主要讲解如何在spark上并行化文本倾向分析的各个环节。

4.2 文本倾向分析系统总体框架设计

本系统是针对电影评论倾向分析设计的文本分析系统，其整个设计思路都是与文本分析的各个环节一一对应的，本系统主要流程设计由四部分组成：文本预处理阶段、文本存储阶段、文本分析阶段和结果展示阶段。处理流程图如下所示：



首先系统从豆瓣网站获取电影的评论信息作为初始语料，然后经过对电影信息的预处理后作为训练语料保存到语料库中，之后进入文本分析阶段，其中包括对模型的训练和分类，输出是训练好的文本倾向分类模型，然后通过展示界面展示模型的准确度，并提供接口来演示对文本的倾向性判断。

根据以上所述的系统整体流程，设计本系统的总体框架图如下：



其中系统分为三个主要模块，分别是文本预处理模块、文本存储模块、文本分析模块，以下是对各个模块的功能介绍：

(1).文本预处理模块：文本预处理模块主要负责的是文本的获取和处理，其中文本获取采用定制化spider爬虫来获取文本语料，相对于通用爬虫来说，无差别的爬取训练语料，对于文本特征的提取会产生很多噪声，这些噪声会大大降低对文本训练的准确度，从而影响最终的效果，采用定制化爬虫，可以根据网页的特征来爬取需要的语料进行分析，例如对于电影评论信息，需要爬取的内容包括评论主体、点赞数量、评论打分、评论标签等信息，而通用爬虫往往只是简单的将网页标签去掉，剩下文本部分作为训练语料，这样的文本语料粒度非常粗，经过分词和过滤后的效果也往往很难达到要求。而有差别的对这些信息进行分类处理，不仅可以去除语料的噪声影响，而且有利于对文本特征的提取。

文本预处理模块的另一个重要的功能是对爬取语料的切分和标注，对于文本倾向分析来说，需要对文本中的情感词进行标注，情感词的标注对于之后特征提取权重计算很有帮助，情感词是保存在情感词典中的单词，情感词典往往会包含这些单词的词性、级性、主客观性等属性，通过对文本的情感词进行判断可以获得文本中句子的情感级性，通过对句子的情感级性的判断可以获得该文本段的情感级性，从而对判断整个文本的情感级性有很大的帮助。

(2).文本存储模块：文本存储模块是将文本保存成特殊的格式保存到分布式文件系统中，作为文本分析的输入，为了达到公平性，需要将处理后的文本分为两类，一类是带有情感级性的训练语料，一类是隐去情感级性的测试语料，最终通过对测试语料的分析获得的打分和其实际的打分进行对比来衡量该系统的准确性。

(3).文本分析模块：文本分析模块采用两种文本表示模型来提取文本的特征，一种是基于神经网络语言模型对词进行向量化处理，一种是采用文本主题模型对文本主题进行提取，通过对词向量特征和主题特征进行融合，作为该文本的特征向量，进行分类模型训练，最后得出分类模型进行倾向性分析。

4.2.1 文本预处理模块设计

文本预处理模块包括定制化爬虫模块和分词模块，其模块构成关系图如下所示：

爬虫模块

分词模块

网站

标注模块

存储模块

根据系统的要求，爬虫模块的设计需要能够提供以下功能：1.对特定的页面进行过滤，并提取系统所需的信息，2.爬虫模块还需要能模拟用户行为防止被屏蔽，3.爬虫需要有自定义的输出接口，可以满足灵活的输出需求。4.爬虫需要保证一定的爬取速度，在不影响原网站正常提供服务的前提下，尽可能快的爬取所需信息。分词模块的设计需要满足的功能包括：1.支持自定义词典的导入。2.支持对切分单词的标注。

由于爬虫模块和分词模块是文本预处理过程中对初始训练语料的准备阶段，对于这两个模块的设计，其目的是为模型训练提供满足要求的熟语料。本系统在开源框架的基础上，分别设计爬虫模块和分词模块，并设计针对电影评论文本倾向分析的标注模块来完成整个文本预处理模块的设计。以下是对各模块的设计：

(1). 基于scrapy的定制化爬虫模块设计

本系统的爬虫是基于scrapy设计的针对豆瓣网站电影评论的定制化爬虫，该爬虫具有的功能包括，1.对特定HTML标签内容的获取，2.模拟登录，3.支持模拟用户行为的反屏蔽策略，4.自定义输出数据结构。爬虫的总体结构如下图所示：

由上图可知，爬虫主要由5个模块组成，其分别是：调度模块、抓取模块、下载模块、分析模块、存储模块。其中各模块的作用如下：

* 调度模块：负责调度其他模块，其他模块将数据发送给调度器，调度器根据请求类型将数据发送给下一个模块
* 抓取模块：抓取模块主要负责发起http的request请求，并将response结果发送给下载模块。
* 下载模块：下载模块主要负责处理接收的response结果，并将结果发送给分析模块。
* 分析模块：分析模块获取到下载模块发送来的内容，分析网页内容，并将满足要求的内容发送给存储模块，然后提取需要抓取的其他链接，并发送给抓取模块，完成下一轮的抓取任务。
* 存储模块：将爬取到的内容以固定的格式保存到数据库或文件中。

根据爬虫的功能结构图，可以得到如下爬取豆瓣电影评论的流程图：



由于本系统是针对豆瓣网站电影评论的爬取，所以需要首先完成登陆功能，在爬虫初始化阶段，初始化http请求头中的cookie字段为事先保存好的登陆信息，然后通过抓取模块向登陆url发送请求，在分析模块中获取到服务器端http头部返回的cookie信息，并保存起来，这样就完成了模拟登陆功能。

然后根据电影种子url列表，爬取需要分析的电影评论，在爬取过程中，需要在http头里携带上刚才保存的cookie信息，保持登陆状态。由于豆瓣网站设置了防范爬虫的策略，所以在爬取过程中会导致爬虫被重定向到验证码输入界面，通常情况的解决方案是，采用验证码识别工具来破解验证码，这种方式的弊端是准确率低且影响爬虫效率。

在本系统中，采用模拟用户行为策略来避免爬虫遇到类似情况，模拟用户行为策略主要思路是：这种情况的发生主要是由于爬虫过度频繁的请求某个域名，导致超过服务器端的警报阈值，然后，服务认定该行为恶意访问，所以会把请求重定向到验证码输入界面。一种解决方案是，设置爬虫的爬取间隔，搁固定时间进行爬取，例如用户一般访问下个页面的频率是3s一次，则设置爬虫的爬取间隔为3s。采用这种方式可以降低爬虫被屏蔽的概率，但是仍然会导致爬虫不可用，且这种方式使得爬虫的效率大大降低。本系统采用的解决方案是：模拟用户的访问行为，根据用户访问频度，设置一个访问间隔区间，例如是1s-10s，然后采用随机取样的方式从区间中取得一个访问间隔，并用该间隔作为爬虫的爬取某一链接的间隔，采用这种方式可以很好的模拟用户随机访问页面的行为，很具有迷惑性，而且爬取的间隔不在是固定值，爬取效率受随机采样的期望决定，可以根据不同的需求动态的改变采样方式，从而动态的调节爬取速度。

爬虫获取到html页面后会调用分析模块对页面中的评论信息进行抽取，这里需要利用配置好的Xpath策略来获取有用的信息，例如评论文本、评论星级、评论点赞数、评论日期，然后将这些数据封装为一个item发送给存储模块，存储模块会将item保存到数据库或文件中，这样就可以得到电影评论语料。

(2). 基于jieba分词的分词模块设计

分词模块是用来处理爬虫爬取的评论语料，对于中文文本来说，需要使用分词模块来对文本进行切分，本系统采用jieba分词作为分词库，jieba分词是开源的分词库，其支持自定义词典，对于网络评论来说，其中包含大量的网络用语，如果用普通的切词词典进行切分，会导致许多网络用语切分不正确，所以，需要扩充其自带的词典进行切词，同时，本系统是解决文本倾向性的，对于情感词比较敏感，所以还需要使用情感词典扩充词库，而且情感词库还用于对文本的正负性标注。所以，基于对本系统的需求，切词模块的流程图如下所示：

首先导入网络词库和情感词库，然后对文本进行切分生成切分语料，最后去掉停用词，生成过滤后的切分语料。

(3). 基于情感标注和标签融合的文本标注方法的设计

切分后的语料需要进行正负性标准，从而生成正负训练集。本系统采用自动化标注方法，对于豆瓣电影评论，评论属性中包含1-5级的打分，分数越低代表用户对该电影越不喜欢，相反，分数越高，代表用户越喜欢该电影。基于对常识的认识，我们认为分数的高低也部分反映了用户对电影评论的正负倾向，分数越高的用户越容易给出正面评论，分数越低的用户越容易给出负面评论。由于有分数标签，我们可以按照分数将文本分为1-5类，情感的强烈程度依次递增。本文采用如下算法对评论文本进行正负性标注：

定义Di为第i个评论的类别，Ni为第i个评论中负向情感词个数，Pi为第i个评论中正向情感词的个数，则对于第i个评论文本：

* 如果Di = 5或4，则该评论倾向性为正
* 如果Di = 1或2, 则该评论倾向性为负
* 如果Di = 3且Ni > Pi则该评论倾向性为负
* 如果Di = 3且Ni<Pi则该评论倾向性为正。

采用如上的算法，可以将训练语料分为正向语料和负向语料，正负向语料经过特征提取，训练后就可以得到模型。

4.2.2 文本存储模块设计

文本存储模块主要作用是将爬取的评论语料和预处理后的文本存储起来，为进行文本分析做准备，本系统采用HDFS作为文本存储的文件系统，将正负文本保存到HDFS上，并在数据库中保存文件的元信息，当用于生成模型时，文本分析模块从数据库中读取文本元信息，然后从HDFS上下载需要训练的文本到本地进行训练。

HDFS的全称是Hadoop Distributed File System(Hadoop分布式文件系统)，是受到Google的GFS(Google文件系统)启发而设计开发出来的运行在商用主机上的分布式文件系统。最初HDFS是作为Nutch网络搜索引擎项目的基础结构发展的(在Nutch2.x版本以前，搜索到的数据存储在HDFS上，2.x版本中可以将数据存储在诸如HBase等NoSQL中)，现在是Hadoop的子项目。HDFS和现在使用中的分布式文件系统有很多相似之处，但也有显著的不同之处。HDFS具有很高的容错性，被设计运行在低成本的硬件之上，提供访问应用程序数据的高吞吐量，适用于拥有大数据集的应用程序。

HDFS一般作为Spark大数据平台的底层存储系统，Spark有专门的接口从HDFS上读取文本并将其转换成RDD，同时也可以将RDD持久化到HDFS上作为中间结果保存。 HDFS采用master/slave架构。一个HDFS集群是由一个Namenode和一定数目的Datanodes组成。Namenode是一个中心服务器，负责管理文件系统的名字空间(namespace)以及客户端对文件的访问。集群中的Datanode一般是一个节点一个，负责管理它所在节点上的存储。HDFS暴露了文件系统的名字空间，用户能够以文件的形式在上面存储数据。从内部看，一个文件其实被分成一个或多个数据块，这些块存储在一组Datanode上。Namenode执行文件系统的名字空间操作，比如打开、关闭、重命名文件或目录。它也负责确定数据块到具体Datanode节点的映射。Datanode负责处理文件系统客户端的读写请求。在Namenode的统一调度下进行数据块的创建、删除和复制。下图是HDFS的架构图：



文本存储模块是基于HDFS设计存储模块，爬虫将爬取到的评论文本以电影类别分类并保存到HDFS文件系统上，然后将评论文件在HDFS上的路径元信息保存到数据库中，并在数据库中保存该文件的其他信息例如电影名、类别、爬取时间、评论条数等信息，同时，文本预处理模块会通过数据库获取已经爬取的评论信息，并构造用于文本倾向分析的语料库，构造完成的语料库会以固定目录结构保存到文本存储系统上，文本存储模块图如下图所示：



以mysql作为评论文本的数据库信息，其中保存评论信息的数据库表如下所示：

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 列名 | 类型 | 是否主键 | 是否为空 | 说明 |
| ID | Int | 是 | 否 | 主键 |
| MovieName | Varchar | 否 | 否 | 电影名字 |
| Type | Int | 否 | 否 | 电影类型 |
| CrawlDate | DateTime | 否 | 否 | 爬取时间 |
| AveScore | Int | 否 | 否 | 星级 |
| CommentsCount | Int | 否 | 否 | 评论数 |
| CommentsFilePath | Varchar | 否 | 否 | 评论文本在HDFS上的路径 |
| Tag | Int | 否 | 否 | 是否已经被处理 |

在爬虫爬取过程，文本预处理模块会同时处理已经保存好的评论文本，并将处理后的评论文本保存到语料库中，语料库目录机构是按照一定规律组织的，其目的是为训练模块提供可用的训练语料并用于持久化训练好的模型数据，其保存在HDFS上，语料库的目录结构如下：

├── douban.vocab

├── models

├── README

├── test

│   ├── neg

│   ├── pos

│   └── urlList.txt

└── train

├── neg

├── pos

└── urlList.txt

其中，douban.vocab是出现在评论里的单词构成的词典，models用于保存训练好的模型，供之后使用，test和train分别保存用于训练和用于测试的语料，其中neg和pos文件夹内保存经过标注后的负向评论文本和正向评论文本，urlList.txt文件内保存评论文本所对应的url。

4.2.3 文本分析模块设计

文本分析模块是用来对文本建模的模块，本系统采用的文本建模方式是采用文本向量表示和文本主题表示融合的方式来训练文本模型，即吸取了基于统计的语言模型优点有吸取了基于神经网络的语言模型优点，文本分析模块的模块流程图如下所示：



其中，文本向量表示采用doc2vec算法，文本主题表示采用LDA算法，doc2vec算法是对文本片段的向量化，其可以用来表示文本的特征，文本主题表示采用LDA算法，LDA算法是一种文本主题模型算法，通过提取出文本的主题对文本进行稀疏表示，其也可以作为文本的特征模型，通过对这两个向量进行融合可以得到文本的特征向量，然后在通过使用SGD分类模型分类，最后得到文本的分类模型，该模型就是最终用于倾向分析的语言模型。

4.3基于doc2vec和LDA的评论文本倾向分析算法设计

传统的文本倾向分析算法是通过使用级性词典来确定文本倾向性，通过判断情感词、否定词、程度副词来计算整个语句的情感偏向，例如“高兴”和“很高兴”中通过程度副词“很”的修饰可以判断情感强度的提高，同时“很高兴”和“很不高兴”中，通过“不”否定词的出现可以判断情感发生逆转。这种基于情感词典判断文本倾向的方式很大程度是依赖于情感词、否定词和程度副词的词法搭配规则，而搭配规则是无法自动识别的，需要人工配置，同时，相同的词语不同的搭配有时也会出现不同的情感程度，例如“不很高兴”和“很不高兴”出现的情感词、否定词、程度副词相同，但是情感表达确不相同。

随着机器学习的发展，采用文本分类的思路解决文本倾向问题受到人们的关注，一般的思路是对文本进行数字化表示，然后通过分类算法对文本进行分类，常用的分类算法包括逻辑回归，K-means等，同时，对文本的数字化表示决定了分类效果的好坏，常用的文本表示算法有bag-of-words和bag-of-n-grams，这种方法解决了一部分文本分类问题，但是，对于文本倾向分析，不仅仅是简单的二分类过程，还需要考虑文本之间的词语搭配关系，词与词，词与句之间的关系，采用如上的文本分类思路不能够达到很好的准确率。

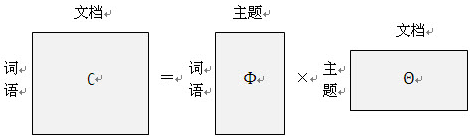
本文采用word2vec和lda作为文本表示算法，充分的考虑了文本之间的搭配特征，并用doc2vec算法训练文本获取文本的向量表示，然后通过SGD分类算法对文本进行分类，通过实验结果显示，使用该融合算法可以使得文本倾向分析的准确率提高20%。

4.3.1 基于LDA的文本主题特征提取

基于统计的向量空间模型是文档x单词矩阵模型，即文档作为行，词表作为列构成的矩阵来表示整个语料库，其中单词的表示可以通过TF-IDF值表示。如下图所示：

其中，是表示单词在文档中的特征值，一般用TF-IDF作为该特征值，采用这种方式表示语料库存在很多缺点，这种表示方式会使得该矩阵十分的稀疏，因为对于评论文本来说，doc中包含的单词一般不会很多（大概是0-500个单词），而矩阵的列宽是词表宽度，词表的范围一般几千维左右，这样的表示方式导致列的维度很大而且其中很多项为0。其次，这种表示方式导致单词与单词之间的信息丢失，只是考虑了单词与文档之间的关系，训练得到的特征模型不具有代表性。

另一种基于统计的向量空间模型是文档x主题矩阵模型，该模型的思路是，将文档x单词矩阵模型分解为文档x主题模型和主题x单词模型的矩阵积，如下图所示：



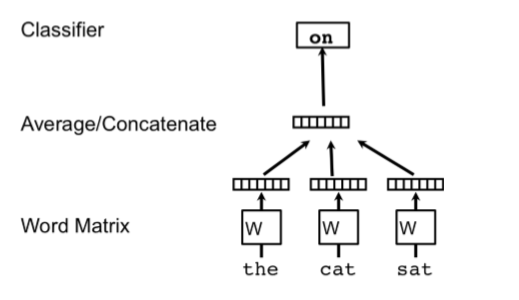
其中，一篇文档的生成，即文档词语分布的获得是由文档主题分布和主题词语分布所决定的。通过第二章的阐述，可以知道LDA是建立在该主题模型上的。

在本系统中我们通过LDA算法来提取文档主题特征，即训练获得文档x主题分布。由LDA的联合概率密度函数：

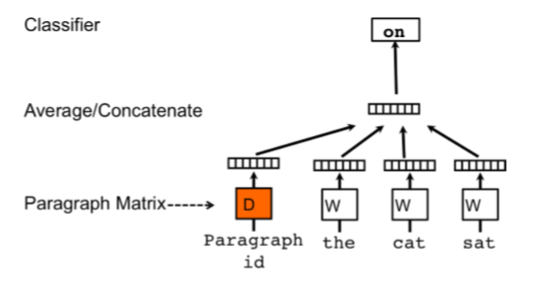
可知，隐含参数是文本的主题概率分布的Dirichlet共轭分布，我们可以通过训练LDA模型获得参数 ，参数是一个矩阵向量其对应文本的文档x主题矩阵分布，即对于一篇文档，我们可以得到该文档主题的分布情况，我们使用文档x主题概率分布作为语料的特征表示，即对于N篇文档，我们得到N个向量，作为标识文档的特征向量，在本系统中，文档对应的是评论文本，即对于每一条评论文本，我们都得到与之对应的一个特征向量，该特征向量标识了该评论文本的主题分布。

4.3.2 结合主题特征的doc2vec模型训练

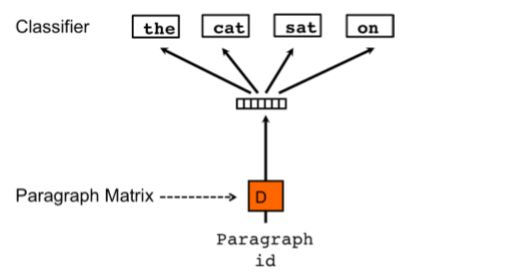
上一节中我们获得了评论文本的特征向量，该节我们通过doc2vec算法并结合主题特征来获取文本表示模型，doc2vec算法是在word2vec算法的基础上对文本的向量表示算法，其可以将一段文本片段或文档向量化，根据第二章提到的word2vec算法，其训练词向量的主要原理如下图所示：



其任务是通过给定的词矩阵预测下一个词的概率，在算法中，每个词被映射成一个唯一的向量，分别代表词向量矩阵W中的一列。该列的位置代表了该词在语法结构中的位置，这些列向量的加和会作为预测下一个单词的特征向量。将这一思路引申到段，就可以得到段向量(Paragraph Vector)，即doc2vec算法。该算法的主要思想是：在word2vec的基础上引入段向量，即将每段文本映射成一个唯一的向量，代表段矩阵D中的一列，同时，同样将词语映射成列向量组成词矩阵W。同理，通过对段向量和词向量的求和取均值来作为预测下一个单词的特征向量，doc2vec的原理如下图所示：



由上图可得，doc2vec算法与word2vec算法的区别是增加了一个段矩阵D来训练样本，增加的段向量可以认为是一个新的单词，其可以类比为是作为当前文本片段的标记，或者是当前段落的主题，该模型为PV-DM(Distributed Memory Model of Paragraph Vectors)，与word2vec算法类似，doc2vec算法还构造了一个与PV-DM模型相对应的模型PV-DBOW(Distributed Bag of Words version of Paragraph Vector)，该模型是通过算法从段落中随机抽样并预测单词（如下图所示）。通过这两个模型可以得到段向量：段向量由两个向量组成，这两个向量分别是由PV-DM训练得到的paragraph vector和由PV-DBOW训练得到的paragraph vector。



通过训练paragraph vector可以得到评论文本的向量表示，同时，由上一节的LDA算法可以训练出文本的主题向量，对于评论文本来说paragraph vector衡量了文本中词与词之间关系的综合，如果两句话的在语义上相近，例如“狗趴在地上”和“猫趴在地上”，那么这两句话所得到的paragraph vector也相近，同时，lda衡量了文本中的主题分布，如果两个文本的主题比较相近，则其主题分布也很相近，由于这两个向量都表示了文档的特征，doc2vec更倾向于文本的情感，lda跟倾向与文本的主题，所以，可以将这两个向量进行拼接作为文本最终的特征向量，其表示公式如下：

其中，C是语料库中评论个数，向量式如下：表示第i个评论的向量表示，其维度为M+N，向量表示第i个评论的dov2vec向量，其维度为M。向量表示第i个评论的lda主题向量，其维度为N。用向量作为评论文本的特征向量，考虑了文本的语义相似的和主题相似度，将其作为文本分类特征，是完成文本倾向分析任务的前提。

4.3.3 基于SGD的文本倾向分类

获得了文本的特征向量后，需要对文本进行分类验证，本系统采用随机梯度下降法（Stochastic Gradient Descent SGD）作为文本分类器，SGD是一个简单有效的方法，用于判断使用凸loss函数（convex loss function）的分类器（SVM或logistic回归）。即使SGD在机器学习社区已经存在了很久，到它被广泛接受也是最近几年。

SGD被成功地应用在大规模稀疏机器学习问题上（large-scale and sparse machine learning），经常用在文本分类及自然语言处理上。假如数据是稀疏的，该模块的分类器可以轻松地解决这样的问题：超过10^5的训练样本、超过10^5的features。

SGD的优点是：

* 高效
* 容易实现

SGD的缺点是：

* SGD需要许多超参数：比如正则项参数、迭代数。
* SGD对于特征归一化（feature scaling）是敏感的。

对于文本分类任务适合使用SGD作为其分类器，原因是文本训练出的特征一般都是高维向量，同时每个维度都是经过归一化的概率值，所以本系统采用SGD作为电影评论文本分类的分类器。

4.3.4 实验与结果分析

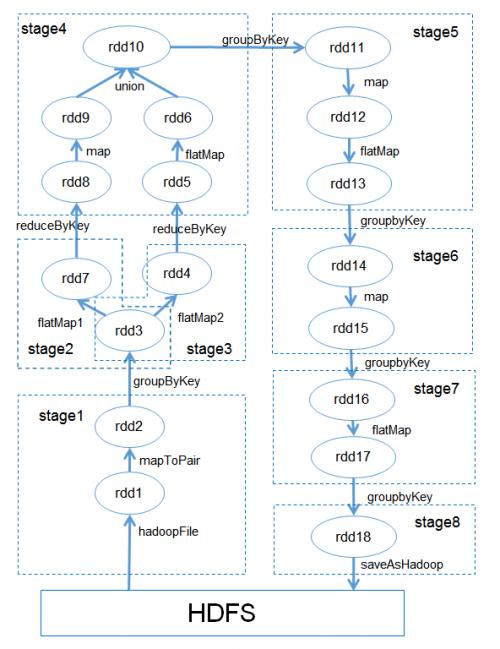
根据前几节的内容，本节使用

4.4 文本倾向分析算法的并行化实现

对于海量的训练语料，采用单机的训练方式无法满足训练速度，这时就需要借助大数据平台将训练算法进行MapReduce处理，本节是针对豆瓣电影评论倾向分析系统中相关算法的并行化实现，主要从三个方面来提高整个系统训练模型的效率，首先，在文本预处理方面对于文本的切词操作可以将其移植到Spark平台上进行，将切词处理并行化。其次，在训练LDA模型时，可以借助Spark平台的MMLIB库中LDA算法接口对训练模型进行并行化处理。再次，对于doc2vec算法，其训练过程可以通过MapReudce操作进行重构，然后通过Spark平台完成其并行化实现。最后，通过实验结果分析来说明并行化处理相对于非并行化时训练速度有很大的提高。

4.4.1 针对文本分词处理的并行化实现

文本分词其实质是一个Map过程，是Map过程就可以通过并行化来提高文本的切分速度，本文采用Spark作为并行化框架，将文本切分通过Map操作分布到集群上进行，主要的实现方式如下图所示：



文本分词的并行化过程主要分为以下几步：

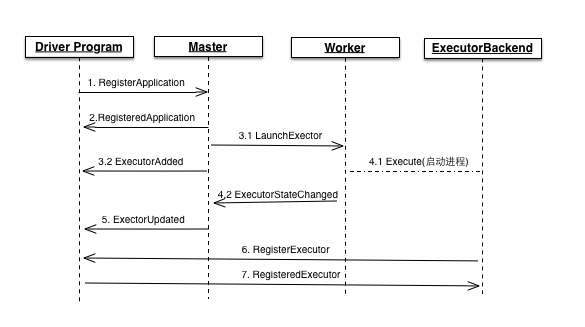
(1).将文本从HDFS导入到Spark。

(2).以句子为基本单位将文本转换为RDDList

(3).将RDDList使用map方式映射为切分后的RDDList

(4).将切分后的RDDList通过join合并为一个RDD

整个操作的执行过程在Spark上是以Driver的形式运行的，Spark Driver的运行过程如下图所示：



（1）Driver通过AppClient向Master发送了RegisterApplication消息来注册Application。

（2）Master收到消息之后会发送RegisteredApplication通知Driver注册成功，Driver的接收类还是AppClient。

（3）Master接受到RegisterApplication之后会触发调度过程，在资源足够的情况下会向Woker和Driver分别发送LaunchExecutor、ExecutorAdded消息。

（4）Worker接收到LaunchExecutor消息之后，会执行消息中携带的命令，执行CoarseGrainedExecutorBackend类(图中仅以它继承的接口ExecutorBackend代替)，执行完毕之后会发送ExecutorStateChanged消息给Master。

（5）Master接收ExecutorStateChanged之后，立即发送ExecutorUpdated消息通知Driver。Driver中的AppClient接收到Master发过来的ExecutorAdded和ExecutorUpdated后进行相应的处理。

（6）启动之后的CoarseGrainedExecutorBackend会向Driver发送RegisterExecutor消息

Driver中的SparkDeploySchedulerBackend（具体代码在CoarseGrainedSchedulerBackend里面）接收到RegisterExecutor消息，回复注册成功的消息RegisteredExecutor给ExecutorBackend，并且立马准备给它发送任务

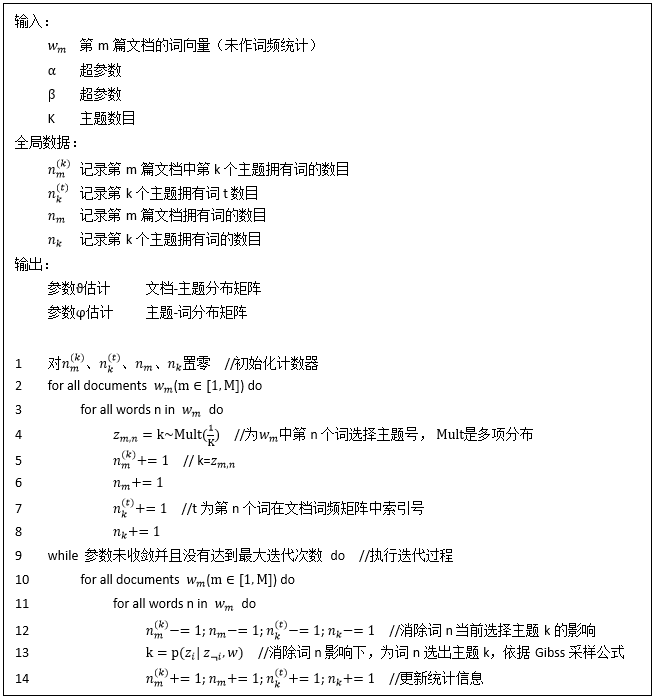
最后，CoarseGrainedExecutorBackend接收到RegisteredExecutor消息之后，实例化一个Executor等待任务的到来。

通过以上处理后，分词任务被分解为MappedRDD、FlatMappedRDD、MappedRDD和ShuffledRDD四个RDD的转换过程。然后通过将分词job提交到Spark上来触发Spark对RDD的分布式计算。

4.4.2 针对LDA算法的并行化实现

LDA算法的并行化实现是采用SparkLDA的实现方式，SparkLDA主要有两种方式实现并行化LDA:1.基于gibbs sampling原理和使用GraphX实现LDA,2.基于变分推断原理实现的LDA.这两种实现方式使用了不同的思想，第一种基于GraphX实现的LDA算法被称为Spark EM LDA算法，通过图算法来训练模型，第二种采用采样的方式，每次抽取一些训练文档训练模型，通过多次训练，得到最终的模型，这种方式被称为Spark Online LDA. Spark EM LDA采用gibbs采样原理估计模型参数，Spark Online LDA使用贝叶斯变分推断原理估计参数。同时，在模型存储上，Spark EM LDA将训练的主题-词模型存储在GraphX图顶点上，属于分布式存储方式。Spark Online使用矩阵来存储主题-词模型，属于本地模型。

本系统主要采用Spark EM LDA作为LDA算法的并行化实现方式，该方式采用图来存储主题-词模型，并可以将其分布到各个节点上，其训练LDA的过程如下所示：



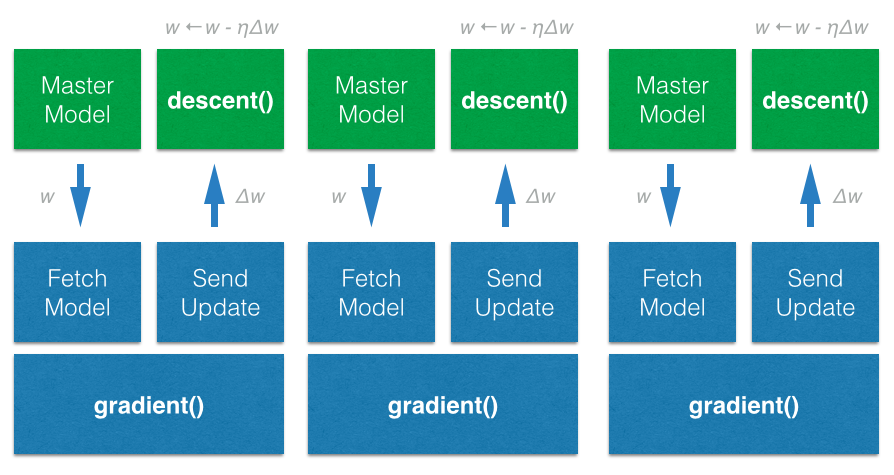
LDA实现算法的核心是，为每篇文档的每个词重新选取主题。这个过程GraphX做了巧妙的实现，它以文档到词作为边，以词频作为边数据，把语料库构造成图，把对语料库中每篇文档的每个词操作转化为在图中每条边上的操作，而对边RDD处理是GraphX中最常见的的处理方法。

GraphX把nkm、nkt矩阵存储在文档顶点和词顶点上，把词频信息存储在边上。它把整个文档聚类结果矩阵、模型矩阵和语料库词频矩阵都表达在图结构中，把LDA算法处理过程表达为对边的遍历处理过程。由于基于gibbs采用的LDA可方便的建模成图，又由机器学习的多轮迭代性质，Spark将其简单高效地实现在GraphX之上，形成了Spark MLlib LDA。

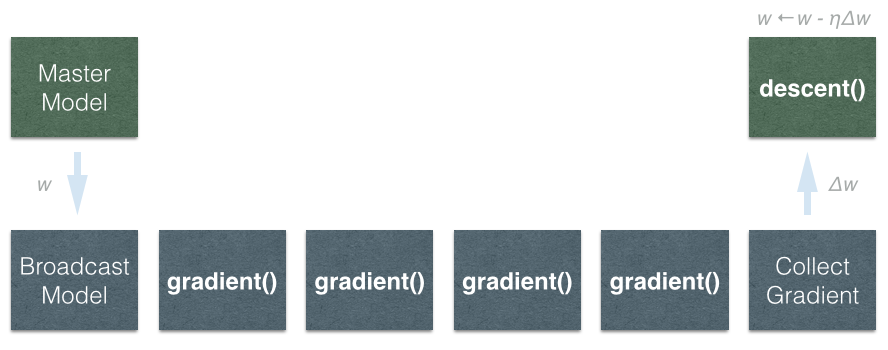
4.4.3 针对Doc2vec算法的并行化实现

大多数基于Spark MMLIB的机器学习模型都是并行化训练过程，将训练参数保存到driver程序中，并广播给worker节点。这类工作往往是基于模型自身相对较小，可以将模型保存到单个节点的内存中，而训练集往往很大无法在单个节点保存，需要保存成RDD进行分布式操作。但是，对于Doc2vec模型而言，其不符合这种场景，因为Doc2vec算法的模型参数规模与训练集中单词个数是成正比关系的。

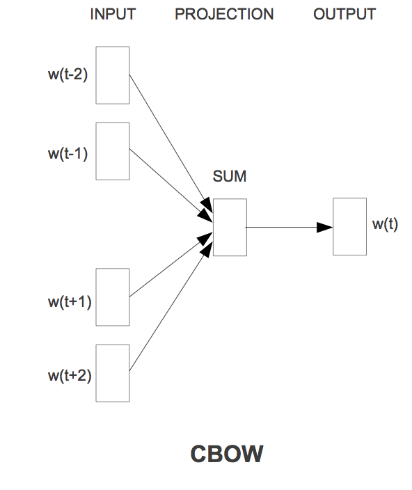
在本节中，基于Doc2vec模型的特殊性，提出一种针对Doc2vec模型的并行化算法，Doc2vec算法是通过训练样本来学习对文档（句子、段落）的向量表示，一个包含100万文档的训练集，训练维度为300的向量，需要计算的向量空间是30000万（300x1000,000的矩阵）。但是，在训练过程中，向量的更新是根据其所处行独立更新的，即每个文档的向量在训练过程中独立更新，不会涉及其他行。因此，可以通过压缩模型需要的参数来实现并行化计算，即每个计算部分（通常是句子、段落）只保留与其相关的参数。对于Doc2vec算法，其使用梯度下降算法来更新参数，我们可以将梯度下降的过程分解为gradient和descent两个过程，将数据的gradient计算过程分布到其相关的计算部分（可以是RDD Partition），然后通过Master Model进行descent计算来更新训练参数，这样，通过各计算节点分布式的执行gradient过程来提高算法的训练速度。整个并行化过程如下图所示：



相较于Spark MLIB的执行过程，在计算梯度下降的过程中，其总是将所有的梯度计算计算完成后，才会执行对参数的更新（如下图），这样会导致doc2vec算法在训练过程中的平均速率下降。



本算法是基于Negative Sampling的CBOW模型来优化doc2vec算法，Negative Sampling是Tomas Mikolov用来提高word2vec训练速度并改善词向量质量，其利用随机负采样方式来代替原来的Hierarchical Softmax方式。CBOW模型是在已知词的上下文Context(w)的情况下,来预测w的概率（如下图所示），



基于Negative Sampling的采样方式认为词w本身为正采样，其他词为负采样。Word2vec算法采用带权负采样算法来确定负样本子集，权重为单词在语料中的频率。采用Negative Sampling的doc2vec算法如下：

假设已经采集了关于w的负样本子集NGE(w)。定义如下公式：

其中，表示对词的标签，即正样本为1，负样本为0.

对于正样本（Context(w),w），我们希望最大化如下概率：

其中：

（）

写成整体表达式为：

其中，表示Context(w)中各词向量之和，为词w对应的辅助向量，其为模型训练参数。将上述带入g(w)可得：

其中表示在上下文为Context(w)的情况下，预测出单词w的概率，而表示为在上下文为Context(w)时，的概率，则上式最大化就是要使得在上下文为Context(w)的情况下，增大正样本的概率同时降低负样本的概率。则对于给定的语料库C，函数

可以作为需要优化的目标函数，对G取对数就可以得到对数最大似然估计的目标函数如下：

其中，和为需要训练的模型参数，这里采用随机梯度下降算法来进行参数优化，为了计算方便，记：

通过随机梯度下降算法，可以求得关于的梯度计算公式为：

可得，的更新公式为：

同理，可以求得关于的梯度：

于是，利用上式可以求得，的更新公式为：

其中，该公式表示对每个词向量而言，其由向量之和的分量求得。

则根据上式推倒，可以得到基于Negative Sampling的CBOW模型采用随机梯度下降法更新各参数的伪代码如下

开始：e=0, 其中为各词向量的加和，词向量初始随机

1. FOR DO

{

}

1. For DO

{

}

基于该算法，本文提出了对其改进的并行化算法，算法主要对求梯度下降过程中迭代计算过程进行并行化求解，提高参数的训练效率，算法的伪代码如下：

4.4.4 实验结果与分析

输入：

1. model.syn0 动态更新的参数，其代表词向量
2. model.syn1neg 动态更新的参数，其代表中间向量

在实现过程中，将w按照NEG(w)进行分区，并保存w的上下文Context(w)进行保存。

训练：

1. 分别对分区的NEG(w)和w进行训练，获得syn0和syn1neg参数，并保存到Spark的RDD中。
2. 对所有计算完毕的syn0和syn1neg的RDD调用RDD.aggregate方法合并成一个RDD，并进行缓存。
3. 将新生成的RDD训练参数广播给分区后的训练模型。
4. 将步骤3中训练好的参数合并到缓存的RDD，并进行迭代计算，直到迭代结束。

5系统搭建及验证测试

本章是在第4章的基础上对基于电影评论的文本倾向分析系统的原型系统搭建以及验证测试。系统搭建主要介绍的是各模块的部署以及核心代码展示，通过对文本预处理模块，文本存储模块，文本分析模块三个核心模块的整合，完成整个原型系统的搭建。系统的验证测试主要通过三个方面来测试系统的各项指标:1.功能性测试，2.准确率测试，3.速度测试，通过这三个指标来确定整个系统的综合测试结果。功能测试主要通过测试用例进行黑盒测试，其目的是验证整个系统各个模块是否运行正常，准确率测试采用ROC测试方式来测试文本倾向分析算法的准确性，速度测试方面采用速度测试脚本来测试整个系统在模型训练方面的速度性能。

5.1 系统环境搭建与系统部署

本系统采用Spark集群作为模型训练平台，使用python作为原型系统开发语言，整个系统的部署架构图如下所示：



系统采用混合部署，其中spark集群采用一个master结点和两个slaver结点构成，master结点上同时部署HDFS和Scrapy爬虫。Master作为整个系统的调度中心，用来集成系统的三个模块，同时，Master还是Spark任务的提交结点，测试程序主要运行在Master结点上，包括功能测试、准确率测试、性能测试。

原型系统中硬件环境及软件配置如下表:

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **序号** | **设备名称** | **硬件** | **软件** | **数量** |
| 1 | Spark Node1 | CPU：Inter(R) Core(TM) i3 CPU T 1350 @ 1.86GHz；  RAM：2G；  硬盘：250G；  网卡：三块 | 操作系统：Fedora Linux version 2.6.28  平台：Spark v1.6.1  (JVM version 7  Python version 7) | 1 |
| 2 | Spark Node2 | CPU：Inter(R) Core(TM) i5-3470 CPU @ 3.20GHz；  RAM：2G；  硬盘：250G；  网卡：三块； | 操作系统：Fedora Linux version 2.6.28  平台：Spark v1.6.1  (JVM version 7  Python version 7) | 1 |
| 3 | Spark Master | CPU：Inter(R) Core(TM) i3 CPU T 1350 @ 1.86GHz；  RAM：4G；  硬盘：500G；  网卡：三块 | 操作系统：Fedora Linux version 2.6.28  平台：Spark v1.6.1  文件系统： HDFS v2.7.2  (JVM version 7  Python version 7) | 1 |

本系统采用Scrapy作为文本爬取的爬虫框架，所以需要在master结点安装Scrapy，安装Scrapy的步骤如下所示：

同时，系统需要搭建Spark集群，Spark集群的搭建过程如下：

部署好所需环境后，就可以对整个系统进行部署，系统部署的整个流程图如下所示：

5.2 核心功能模块展示

5.2.1 爬虫核心模块展示

5.3 系统测试与验证

系统测试分为功能测试、准确度测试和性能测试，功能测试主要是测试各个模块的功能是否完整，对文本预处理模块主要测试的功能包括：爬虫功能测试，分词模块功能测试，文本标注模块功能测试。对文本存储模块主要测试的功能包括：文件上传下载功能测试。对文本分析模块主要测试的功能包括：模型训练任务的提交，模型结果保存。准确度测试是针对文本分析模块中文本倾向分析算法的测试，采用测试方式是通过训练语料和测试语料的对比并绘制ROC曲线来测试算法的准确度。性能测试主要是针对Spark平台并行化效率的测试，该测试主要是针对大数据场景进行的效率测试，采用脚本监控的方式对比在单机环境和在集群环境下对相同语料处理的效率来产生测试结果。

5.3.1 功能测试

5.3.2 准确度测试

5.3.3 性能测试

6.结束语

6.1论文总结

互联网的发展越来越迅速，随着科技的不断进步，人类将慢慢进入智能化时代，2016年3月，Google DeepMind开发的人工智能围棋程序AlphaGo以4比1的成绩击败了顶尖职业棋手李世乭，成为第一个不借助让子而击败围棋职业九段棋手的电脑围棋程序，并被韩国棋院授予为有史以来第一位名誉职业九段的计算机程序，这一事件标志着人类在人工智能领域又有了重大的进步。AlphaGo的成功得益于其背后强大的技术支持，其中就包括对海量数据的计算能力和机器学习、深度学习等前沿学科的蓬勃发展。随着人工智能越来越成熟，人类的生活将发生翻天覆地的变化。一系列基于机器学习、深度学习和神经网络的应用慢慢的进入人们的工作和生活中，虽然人们在平时感受不到其背后复杂的计算原理和运行机制，但是它却影响着人们的生活方式和工作方式。

在自然语言处理方面，大数据平台和机器学习、神经网络算法对其的发展也做出了巨大贡献，基于这些算法开发的推荐系统，智能问答机器人，智能搜索引擎，舆情分析系统都有很宽广的应用前景，尤其是在文本分析领域，机器学习、神经网络算法对其的发展做出了重大推动性影响。同时，文本分析领域是近几年NLP方向的热点领域，在互联网发展迅速的今天，每天文本数据的产生达到了PB级别，针对这些文本数据资源可挖掘的信息越来越多，而且对提高生产力意义重大。

本文基于最新的研究成果，并结合大数据处理平台，对文本分析领域进行了系统的研究，首先通过研究最新的文本分析算法，并针对文本倾向分析这一应用场景，提出了采用LDA算法和Doc2vec算法相结合的文本倾向分析算法，并在Spark平台上将该算法并行化来提高其训练速度。最后，针对电影评论信息，设计了基于电影评论的文本倾向分析系统，并通过实验证明该系统在准确率和效率上都有很大的提高。

6.2下一步研究计划

在研究过程中，通过广泛阅读有关文本分析领域的最新成果和相关资料，以及通过积累丰富的实践经历，针对中文文本分析领域还有很多值得深入研究的地方。以下是关于中文文本分析领域几个重要的研究方面：

1. 针对文本语义分析的研究

本文是以文本倾向分析作为切入点研究的文本分析算法，除了文本倾向分析，还有文本语义分析，以及针对文本语义分析的应用场景，文本倾向分析实际上是文本的分类问题，基于对文本特征的提取与训练，然后基于模型的特征对文本进行分类，而基于语义的分析是更加高层次的文本分析任务，也是自然语言处理一直追求的目标，让机器真正理解人类语言，在语义识别过程中，还有很长的路要走，真正破解人类的语言密码还需要一段时间的深入研究，如果机器可以理解自然语言，那么，人工智能时代的到了也随之不远了。

1. 中文文本分析可视化研究

文本分析的可视化是指对文本分析任务中涉及的数据进行可视化展示，许多文本模型都可以用可视化的方式形象的展示出来，从而可以直观的提取文本的特征，对文本进行分类和聚类。文本分析可视化还是比较新的领域，在数据可视化中，占有重要的地位，如何直观高效的展示文本挖掘中得到的数据模型，语言特征，以及以什么样的方式来展示这些数据是文本分析可视化需要重点研究的问题。

1. 基于神经网络的文本分析算法研究

神经网络语言模型（NNLM）为NLP领域带来了新的研究思路，其以另一个角度去探讨自然语言的研究，为NLP领域带来了新的方向。在神经网络算法应用到语音识别、图像识别的领域中，并有出色的表现，大量的学者和专家都希望可以将神经网络算法应用到自然语言方面，在进几年的研究中，这样的趋势有了初步的效果，一些利用神经网络算法训练的语言模型表现出了比较好的效果，但是，仍然没有像基于统计的语言模型那么成熟，尤其是对文本分类算法的研究上，基于统计的机器学习算法在文本分类任务上已经积累了丰富的理论基础，如何使用神经网络模型处理文本将是未来重要的发展方向。