**摘 要**

本研究旨在通过对8个行业111只股票在2025年2月1日至28日期间的评论数据进行情绪分析，构建多维情绪指标体系，探索投资者情绪与股票市场表现之间的关系。研究特别关注情绪指标在t+1、t+3、t+5三个时间窗口的预测能力。本研究采用自然语言处理技术对股票评论进行情感分析，结合市场交易数据构建综合情绪指标。研究流程包括：(1)评论数据预处理与广告过滤；(2)基于ModelScope的StructBERT与RoBERTa模型进行情感分析；(3)情绪指标构建与可视化；(4)面板回归分析探索情绪因子与股票收益关系。通过构建股票评论情绪指标，本研究预期发现投资者情绪与未来股票收益之间的显著关联，特别是在不同行业和时间窗口的差异化表现。研究结果将为投资决策提供实证依据，并有助于理解市场情绪传导机制，为情绪因子在量化投资中的应用提供新的思路。

本研究旨在构建行业投资者情绪驱动的中国股市预测模型，深入探究特定行业板块内投资者情绪对股票收益及交易量的影响。研究创新性在于：其一，聚焦于中国股市行业层面投资者情绪，现有研究相对匮乏；其二，创新性地运用先进自然语言处理（NLP）与人工智能技术，解析股票论坛中非结构化文本数据，量化行业投资者关注度与情绪，填补了研究空白。研究预期揭示行业投资者情绪与股票收益间的关联，为投资者在复杂情绪环境中进行行业股票选择提供决策参考，提升市场效率。同时，研究成果亦为证券市场监管提供新视角，或有助于维护金融体系稳定。未来研究可进一步完善情绪分析模型，拓展研究行业范围，并深入探究投资者情绪影响股市行情的具体传导机制。

关键词：股票评论，自然语言处理，情感分析，投资者情绪，面板数据分析

**ABSTRACT**

This research aims to analyze comments data from 111 stocks across 8 industries during February 1-28, 2025, to construct a multi-dimensional sentiment indicator system and explore the relationship between investor sentiment and stock market performance. The study focuses particularly on the predictive power of sentiment indicators across three time windows: t+1, t+3, and t+5, as well as sentiment transmission mechanisms across different industries.This study employs natural language processing techniques to perform sentiment analysis on stock comments, combining market trading data to construct comprehensive sentiment indicators. The research process includes: (1) comment data preprocessing and advertisement filtering; (2) sentiment analysis based on the ModelScope StructBERT model; (3) sentiment indicator construction and visualization; (4) panel regression analysis exploring the relationship between sentiment factors and stock returns.By constructing stock comment sentiment indicators, this research expects to identify significant associations between investor sentiment and future stock returns, particularly the differentiated performance across various industries and time windows. The findings will provide empirical evidence for investment decision-making and contribute to understanding market sentiment transmission mechanisms, offering new perspectives for applying sentiment factors in quantitative investment.

KEY WORDS: Stock comments; Sentiment analysis; Investor sentiment; Predictive power; Panel data analysis; Natural language processing

**目 录**

[摘 要 I](file:///C:\Users\K1ndred\Downloads\东南.docx#_Toc156377260)

[ABSTRACT II](file:///C:\Users\K1ndred\Downloads\东南.docx#_Toc156377261)

[目 录 III](file:///C:\Users\K1ndred\Downloads\东南.docx#_Toc156377262)

[第一章 绪论 1](file:///C:\Users\K1ndred\Downloads\东南.docx#_Toc156377263)

[1.1课题背景和意义 1](file:///C:\Users\K1ndred\Downloads\东南.docx#_Toc156377264)

[1.2研究现状 1](file:///C:\Users\K1ndred\Downloads\东南.docx#_Toc156377265)

[1.3本文研究内容 1](file:///C:\Users\K1ndred\Downloads\东南.docx#_Toc156377266)

[第二章 第二章标题 2](file:///C:\Users\K1ndred\Downloads\东南.docx#_Toc156377267)

[2.1插图格式要求 2](file:///C:\Users\K1ndred\Downloads\东南.docx#_Toc156377268)

[2.2表格格式要求 3](file:///C:\Users\K1ndred\Downloads\东南.docx#_Toc156377269)

[2.3表达式 4](file:///C:\Users\K1ndred\Downloads\东南.docx#_Toc156377270)

[2.4注释 5](file:///C:\Users\K1ndred\Downloads\东南.docx#_Toc156377271)

[第三章 总结与展望 6](file:///C:\Users\K1ndred\Downloads\东南.docx#_Toc156377272)

[3.1工作总结 6](file:///C:\Users\K1ndred\Downloads\东南.docx#_Toc156377273)

[3.2工作展望 6](file:///C:\Users\K1ndred\Downloads\东南.docx#_Toc156377274)

[参考文献 7](file:///C:\Users\K1ndred\Downloads\东南.docx#_Toc156377275)

[附录A 附录名称 9](file:///C:\Users\K1ndred\Downloads\东南.docx#_Toc156377276)

[致 谢 10](file:///C:\Users\K1ndred\Downloads\东南.docx#_Toc156377277)

**第一章 引言**

1.1课题背景和意义

股市并非铁板一块。它被方便地划分为多个部门，根据不同公司从事的业务类型对它们进行分组。标准普尔500指数（S&P 500）等主要股指提供了整个市场的大图，但跟踪能源、医疗保健和技术等股市部门可以帮助投资者在一段时间内清楚地跟踪特定行业的市场表现。在中国，投资者在股票论坛发帖的频率是行业关注度的良好反映。本文基于股票论坛的文本分析结果，构建了一系列衡量不同行业投资者关注度的指标，并进一步研究了这些指标与市场的关系。目前还没有关于衡量行业关注度的相关研究。已发表的文献表明，投资者注意力对股票价格具有预测能力，并与股票收益和交易量相关。我们将尝试检验这些结论在行业角度上也是有效的，特别是在中国股市。另一方面，人工智能技术和替代数据在财务分析中发挥着越来越重要的作用。有一段时间，研究人员专注于如何使用大数据来研究投资者的注意力和情绪，这些注意力和情绪包含在推特等社交平台或金融网站上的机器可读新闻中。然而，基于股票论坛数据的研究相对较少，尤其是针对中国股票市场的研究。我们的研究将探索这一领域，并使用更先进的NLP和基于人工智能的方法来处理非结构化文本数据。让我们关注最新的新闻。几天前，NeuroIPS（神经信息处理系统会议和研讨会）2023发布了其获奖论文，时间测试奖授予了NeuroIPS十年前的论文”单词和短语及其组成的分布式代表”。本工作介绍了开创性的词嵌入技术word2vec，展示了从大量非结构化文本中学习的能力，并推动了自然语言处理（NLP）新时代的到来。现实中，word2vec等具有巨大潜力的先进NLP技术尚未在金融领域得到广泛采用。在我的研究中，我将介绍如何使用深度神经网络模型来优化文本处理结果。我们使用了一些先进的技术，如基于似然比测试的短语检测和基于词嵌入的神经网络。这样做的目的是获取更丰富的词典，并获得更准确的情感分类结果。

股票市场由多个不同的行业板块组成，这些板块根据公司的主要业务活动进行分类。主要股票指数，例如标准普尔500指数、沪深300指数，为我们提供了市场整体状况的概览。而通过深入到特定行业板块，如能源、医疗和科技，可以帮助投资者更精确地追踪这些行业的市场动态。

在中国，股票论坛上的投资者发帖频率是衡量行业关注度的一个直观指标。通过分析这些论坛帖子的文本，我们可以构建一系列指标来量化投资者对不同行业板块的关注程度以及情绪，并进一步探讨这些指标与市场表现之间的相关性。目前，关于行业情绪的量化研究在中国股市中还相对缺乏。

（1）理论意义

现有研究表明，投资者的关注度能够预测股票价格，并与股票的收益和交易量有相关性。本研究将检验这些结论在行业层面是否依然成立，特别是在中国股市这一特定环境中。同时，随着人工智能技术和替代数据在金融分析中的作用日益凸显，研究者开始关注如何利用大数据研究投资者的关注程度和情绪，这些情绪在社交平台如Twitter(X)、TikTok或金融网站的新闻中有所体现。但是，基于股票论坛数据的研究相对较少，尤其是针对中国股市的研究。本研究将填补这一空白，并采用更先进的自然语言处理（NLP）和人工智能技术来处理非结构化的文本数据，以期为理解投资者情绪和市场表现之间的关系提供新的视角。

（2）现实意义

本研究从实践出发，旨在为投资者的决策过程提供有效的帮助。通过构建模型并进行验证，本研究揭示了股市收益与投资者情绪之间的联系，这有助于投资者在多变的行业情绪环境中挑选合适的股票类型。这不仅能够改善市场的运作机制，提高定价效率，还能辅助投资者做出更加明智的选择。探讨投资者情绪与股市收益之间的联系，对于市场参与者而言，具有重要的现实意义。此外，本研究的成果也为证券市场的监管提供了新的视角，或有助于打击市场中的不当行为，从而为我国金融体系的稳定提供保障。

1.2研究现状

Antweiler and Frank (2004) studied posts on Yahoo Finance online forums andfound that attention metrics measured by the number of posts can effectively predictstock returns and market volatility. Post sentiment divergence is positively correlatedwith stock trading volume during the same period.Zhi et al. (2011) obtained the weekly Google search index for individual stocks anddirectly measured investor attention using the search frequency of stocks. Researchhas shown that using search indices can more timely measure investor attention, andan increase in search indices can predict stock price increases in the next two weeksand stock price reversals within a year.As Zhang et al. (2016) found, emotions on Twitter have a certain predictive effect onthe Dow Jones Industrial Average. When emotions on Twitter are expressed strongly,such as showing a large number of emotional factors such as hope and concern, theDow Jones Industrial Average will decrease the next day.Sprenger et al. (2014) studied forums dedicated to discussing the stock market onTwitter, extracting keywords to conduct in-depth research on individual stocks andmajor company issues. The results showed a correlation between the sentiment ofTwitter articles and stock returns and trading volume.Li et al. (2018) examined the extent to which stock microblog messages (i.e., tweets)are related to financial market indicators and the mechanism leading to efficientaggregation of information. They collected more than 1.2 million messages related toS&P 100 companies and analyzed the data on both a daily and a 15-min basis. Theyfound that the sentiment of messages is positively affected with daily abnormal stockreturns and the message volume could predict 15-min follow-up returns, tradingvolume, and volatility.Chen C P et al. (2018) first used CNN to calculate the sentiment of Chinese retailinvestors and compared the predictive performance of CNN and SVM models. Theirresearch found that the prediction accuracy of CNN is roughly equivalent to SVM, butthe CNN model is more decisive in classification.Chen Z et al. (2023) utilized the Robinhood investor data and the Google SearchVolume Index to measure active retail investor attention, and found that active retailinvestor attention is impacted by recent stock returns and more significant for largerstocks.Chen S et al. (2020) proposed a new proxy to measure asymmetric attention ofretailers with signed (positive, negative and neutral attitude) posts published ononline stock message board of Chinese A-share market. It shows that the proxy forasymmetric attention is significant and positive related to volatility asymmetry.Furthermore, we find that negative information arrivals can induce higher volatilityasymmetry, and asymmetric attention which acts as a mediator incorporates morenegative information flows into market, which then triggers high asymmetricvolatility. Moreover, this proxy is an independent variable from idiosyncraticfinancial leverage, but its influence on asymmetric volatility increases with marketsystematical risks.Dixon’s (2022) book covers fundamentals in using alternative-data for investing andsets out best practices for pre-processing and modeling with alternative-data.Klaas’ (2019) book explores advances in machine learning and how to put them towork in financial industries. It gives clear explanation and expert discussion of howmachine learning works, with an emphasis on financial applications and a coverageof advanced machine learning approaches including neural networks, GANs, andreinforcement learning.Mikolov et al. (2013) introduced a continuous Skip-gram model, an efficient methodfor learning high-quality distributed vector representations that capture a largenumber of precise syntactic and semantic word relationships.Lai et al. (2022) examined whether Google search volume index (GSVI), a proxy ofinvestor attention, can predict the excess returns and abnormal trading volumes ofTPEx 50 index constituents. It also explores the motive underlying GSVI based onpositive or negative shocks to stock prices.Booker et al. (2018) used posts on the investor-focused StockTwits social medianetwork to generate new insights regarding investor disagreement, disclosureprocessing costs, and trading volume around earnings announcements. They foundthat both pre-announcement disagreement and increases in disagreement around anearnings announcement are positively associated with trading volume.Chen J et al. (2022) proposed an investor attention index based on proxies in theliterature and find that it predicts the stock market risk premium significantly,whereas every proxy individually has little predictive power. The predictive powerstems primarily from the reversal of temporary price pressure and from the strongerforecasting ability for high-variance stocks.Loughran and McDonald (2011) develop an alternative negative word list, along withfive other word lists, that better reflect tone in financial text. They link the word liststo 10-K filing returns, trading volume, return volatility, fraud, material weakness, andunexpected earnings.Fama and MacBeth (1973) tested the relationship between average return and risk forNew York Stock Exchange common stocks. The theoretical basis of the tests is the"two-parameter" portfolio model and models of market equilibrium derived from thetwo-parameter portfolio model.

Investor sentiment plays a crucial role in financial markets. Natural Language Processing (NLP) techniques are widely used to analyze sentiment from online financial texts, news headlines, and social media data. Sun et al. (2014) proposed an NLP-based pre-processing approach for sentiment classification in online financial texts, outperforming other methods. Chalkiadakis et al. (2020) developed a framework using NLP to analyze sentiment in the cryptocurrency market, showing the impact of sentiment on retail investor behavior. Anamika et al. (2022) found that news sentiment significantly influences cryptocurrency returns, with a more pronounced impact on young, small, and volatile cryptocurrencies. Chen et al. (2022) used the Latent Dirichlet Allocation model to analyze the impact of investor sentiment on stock prices, showing a positive correlation with excess returns. Lillian Lee, a computer scientist, has made significant contributions to NLP, sentiment analysis, and computational social science.

1.3本文研究内容

How do we measure investor attention (especially the retail investor) of stock marketsectors in China? For Chinese stock market, we define SAI (Sector Attention Index) to quantify theinvestor attention of a specific sector according to the online post volume of thesector’s most representative stocks. We concern how to get an abnormal SAI todistinguish which sectors are suddenly receiving extra attention in the market.We also concern about the sentiment feature in the SAI.What textual data is available in active stock market forums to support our research? The retail investor posts in online stock forums are a good reflection of attentionto specific sectors. We collect text data from Eastmoney (aka Guba), the largestand most active stock communication platform in Chinese Mainland.What advanced AI methods can we use in the analysis of text data? We use Part-of-speech tagging method to rebuild a new sentiment dictionary anddesign a deep learning model to classify the sentiment tendency in stock posts.What is the correlation between the trading data (e.g. stock returns and tradingamount) and the investor attention indicators we defined? We will conduct a series of regression analyses to test the predictive power ofsector attention index and its correlation with stock returns and trading amount.

**第二章 文献综述**

具体研究内容每一章应另起页书写书写，层次要清楚，内容要有逻辑性，每一章标题需要按论文实际研究内容进行填写，不可直接写成第二章 正文。研究内容因学科、选题特点可有差异，但必须言之成理，论据可靠，严格遵循本学科国际通行的学术规范。

**第三章 研究方法与模型**

具体研究内容每一章应另起页书写书写，层次要清楚，内容要有逻辑性，每一章标题需要按论文实际研究内容进行填写，不可直接写成第二章 正文。研究内容因学科、选题特点可有差异，但必须言之成理，论据可靠，严格遵循本学科国际通行的学术规范。

**第一节 文本情绪分析模型**

一、

中文为小四号宋体，英文及数字为小四号Times New Roman，首行缩进2个字符，行间距为1.5倍。

2.1插图格式要求

插图力求精炼，且每个插图均应有图序和图名。图序与图名位于插图下方，图序一般按章节编排，如图1-1（第一章第1个图），在插图较少时可以全文连续编序，如图10。

如一个插图由两个及以上的分图组成，分图用(a)、(b)、(c)等标出，并标出分图名。

简单文字图可用WORD直接绘制，复杂的图考虑使用相应的图形绘制软件完成，以提高图形表达质量。

插图居中排列，与上文文本之间空一行。图序图名设置为五号宋体居中，图序与图名之间空一格。

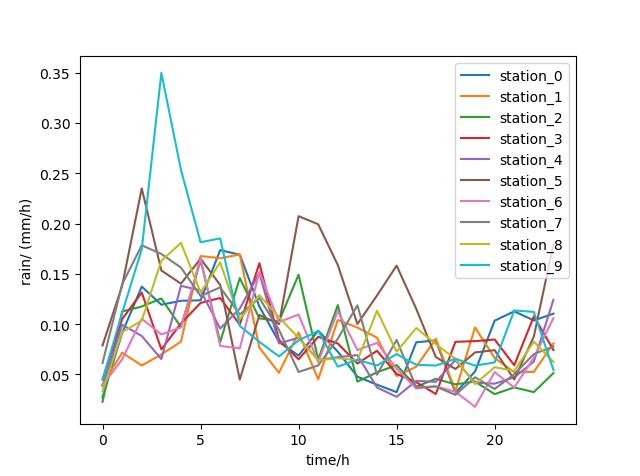
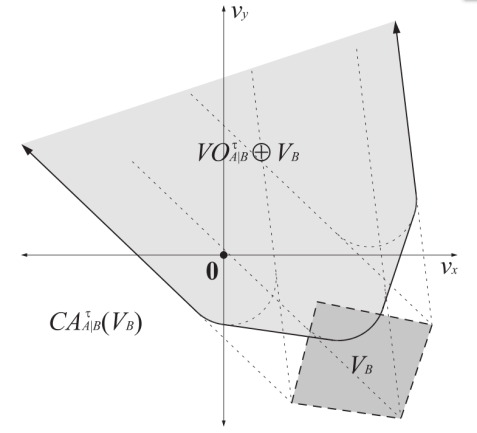
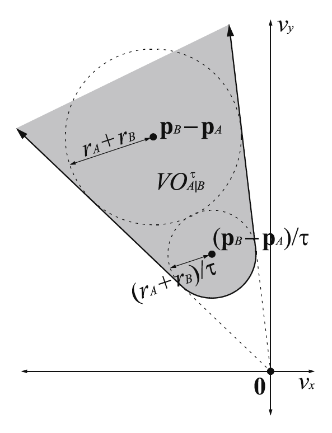


图2-1 每小时降水量24小时均值分布图



(a) 速度障碍集合 (b) 避免碰撞集合

图2-2 速度障碍法速度选择

2.2表格格式要求

表格的结构应简洁，一律采用三线表，应有表序和表名，且表序和表名位于表格上方。表格可以逐章单独编序（如：表2.1），也可以统一编序（如：表10），采用哪种方式应和插图及公式的编序方式统一。表序必须连续，不得重复或跳跃。

表格无法在同一页排版时，可以用续表的形式另页书写，续表需在表格右上角表序前加“续”字，如“续表2.1”，并重复表头。

表格居中，边框为黑色直线1磅，中文为五号宋体，英文及数字为五号Times New Roman字体，表序与表名之间空一格，表格与下文之间空一行。

表2.1 降水率分级统计

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 降水率(mm/h)分级 | 该等级所占比例(%) | 降水等级描述 |
|  | 90.36 | 没有雨或雨很小 |
|  | 6.41 | 小雨 |
|  | 2.04 | 中雨 |
|  | 0.10 | 大雨 |
|  | 0.73 | 大雨到暴雨 |
|  | 0.16 | 暴雨 |

表2.2 室外细菌气溶胶香农-维纳指数（H）和均匀性指数（E）

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Stage 1 (>7.1 μm) | | | | Stage 2 (4.8-7.1 μm) | | | | Stage 3 (3.2-4.7 μm) | | | |
| Con | Low | Medium | High | Con | Low | Medium | High | Con | Low | Medium | High |
| H | 2.52 | 2.58 | 2.57 | 2.24 | 2.48 | 2.21 | 2.21 | 2.36 | 2.66 | 2.65 | 2.64 | 2.53 |
| E | 0.87 | 0.88 | 0.93 | 0.85 | 0.9 | 0.86 | 0.86 | 0.85 | 0.9 | 0.9 | 0.85 | 0.88 |

表2.3 统计表

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 产品 | 产量 | 销量 | 产值 | 比重 |
| 手机 | 11000 | 10000 | 500 | 50% |
| 电视机 | 5500 | 5000 | 220 | 22% |
| 计算机 | 1100 | 1000 | 280 | 28% |
| 合计 | 17600 | 16000 | 1000 | 100% |

表2.4 分栏表

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 年度 | 产品 | 产量 | 销量 | 产值 |
| 2004 | 手机 | 11000 | 10000 | 500 |
| 计算机 | 1100 | 1000 | 280 |
| 2005 | 手机 | 16000 | 13000 | 550 |
| 计算机 | 2100 | 1500 | 320 |

2.3表达式

论文中的公式应注序号并加圆括号，序号一律用阿拉伯数字连续编序（如（28））或逐章编序（如（3.6）），编号方式应与插图、表格方式一致。序号排在版面右侧，且距右边距离相等。公式与序号之间不加虚线。

长公式在一行无法写完的情况下，原则上应在等号（或数学符号，如“+”、“-”号）处换行，数学符号在换行的行首。

公式及文字中的一般变量（或一般函数）（如坐标X、Y，电压V，频率f）宜用斜体，矢量用粗斜体如S或白斜体上加单箭头，常用函数（如三角函数cos、对数函数ln等）、数字运算符、化学元素符号及分子式、单位符号、产品代号、人名地名的外文字母等用正体。

公式排版时可选中模板中的“公式式样”，先将光标移至公式前，按“Tab”键，公式居中；再将光标移至编号前，按“Tab”键移动一个制表符位置，使公式编号右对齐。

 (2.1)

 (2.2)

2.4注释

正文中有个别名词或情况需要解释时，可加注说明，注释采用页末注（将注文放在加注页的下端）。在引文的右上角标注序号①、②、……，如“马尔可夫链[[1]](#footnote-1)”。若在同一页中有两个以上的注时，按各注出现的先后，顺序编号。引文序号，以页为单位，且注释只限于写在注释符号出现的同页，不得隔页。

注释采用小五号宋体，英文及数字为小五号Times New Roman字体，利用“引用”插入脚注功能插入。

**第三章 总结与展望**

3.1工作总结

上述标题第三章仅为示例，实际论文报告可根据研究内容按序编排章节，最后一章结论与展望着重总结论文的创新点或新见解及研究展望或建议。

结论是对论文主要研究结果、论点的提炼与概括，应准确、简明、完整、有条理，使人看后就能全面了解论文的意义、目的和工作内容。主要阐述自己的创造性工作及所取得的研究成果在本学术领域中的地位、作用和意义。

结论要严格区分自己取得的成果与导师及他人的科研工作成果。在评价自己的研究工作成果时，要实事求是，除非有足够的证据表明自己的研究是“首次”的、“领先”的、“填补空白”的，否则应避免使用这些或类似词语。

3.2工作展望

展望或建议，是在总结研究工作和现有结论的基础上，对该领域今后的发展方向及重要研究内容进行预测，同时对所获研究结果的应用前景和社会影响加以评价，从而对今后的研究有所启发。

**参考文献**

列出作者直接阅读过或在正文中引用过的文献资料。撰写论文时，需注意引用权威和最新的文献。

参考文献需在引文右上角用方括号“[]”标明序号，如“基本机构[1]”，并在参考文献中列出。每一条参考文献著录均以“.”结束。参考文献要另起一页，一律放在正文之后，不得放在各章节之后。

参考文献采用顺序编码制，需符合《信息与文献 参考文献著录规则》（GB/T 7714-2015）规范要求，文献类型和标识代码为：普通图书[M]、会议录[C]、汇编[G]、报纸[N]、期刊[J]、学位论文[D]、报告[R]、标准[S]、专利[P]、数据库[DB]、计算机程序[CP]、电子公告[EB]、档案[A]、舆图[CM]、数据集[DS]、其他[Z]。

参考文献中主要责任者的个人作者采用姓在前名在后的著录形式，当作者不超过3个时，全部照录。超过3个，著录的前3个作者其后加“,等”（,et al）。欧美著者的名可用缩写字母，缩写名后省略缩写点，姓和缩写名全大写。用汉语拼音书写的人名，姓全大写，名可缩写，取每个汉字拼音的首字母。

参考文献为五号宋体，英文及数字为五号Times New Roman字体，两端对齐。参考文献中的标点符号均为英文标点，常用的参考文献著录项目和格式示例如下：

**普通图书**

1. 哈里森, 沃尔德伦. 经济数学与金融数学[M]. 谢远涛, 译. 北京: 中国人民大学出版社, 2012: 235-236.
2. 程根伟. 1998年长江洪水的成因与减灾对策[M]// 许厚泽, 赵其国. 长江流域洪涝灾害与科技对策. 北京: 科学出版社, 1999: 32-36.
3. BAKER S K, JACKSON M E. The future of resource sharing[M]. New York: The Haworth Press, 1995.
4. 中国图书馆学会. 图书馆学通讯[J]. 1957(l)-1990(4). 北京: 北京图书馆, 1957-1990.

**学位论文**

1. 张志祥. 间断动力系统的随机扰动及其在守恒律方程中的应用[D]. 北京: 北京大学数学学院, 1998.
2. CALMS R B.Infrared spectroscopic studies on solid oxygen [D]. Berkeley: Univ. of California, 1965.

**专利**

1. 邓一刚. 全智能节电器: 200610171314. [P]. 2006-12-13.
2. KOSEKI A, MOMOSE H, KAWAHITO M, et al. Compiler: US828402[P/OL]. 2002-05-25[2002-05-28]. Http://FF&p=1&u=netahtml/PTO/search-bool.html&r=5&f=G&l=50&col=AND&d=PG01&sl=IBM.AS&OS=AN/IBM/RS=AN/IBM.

**期刊**

1. 袁训来, 陈哲, 肖书海, 等. 蓝田生物群: 一个认识多细胞生物起源和早期演化的新窗口[J]. 科学通报, 2012, 55(34): 3219.
2. 李炳穆. 理想的图书馆员和信息专家的素质与形象[J]. 图书情报工作, 2000, (2): 5-8.
3. DES MARAIS D J, STRAUSS H, SUMMONS R E, et al. Carbon isotope evidence for the stepwise oxidation of the Proterozoic environment[J]. Nature, 1992. 359: 605-609.

**电子资源**

1. 中国互联网络信息中心. 第29次中国互联网络发展现状统计报告[R/OL]. (2012-01-16) [2013-03-26]. http//www.cnnic.net.cn/hlwfzyj/hlwxzbg/201201/P020120709345264469680.pdf.
2. HOPKINSON A. UNIMARC and metadsta: Dublin core [EB/OL]. (2009-04-22) [2013-03-27]. http://archive.ifla.org.

**附录A 附录名称**

对于一些不宜放入正文中、但作为毕业设计（论文）又不可残缺的组成部分或具有重要参考价值的内容，可编入毕业设计（论文）的附录中，例如，正文内过于冗长的公式推导、方便他人阅读所需的辅助性数学工具或表格、重复性数据和图表、非常必要的程序说明和程序全文、关键调查问卷或方案等。

附录的格式与正文相同，如有多个附录需依顺序用大写字母A，B，C，……编序号，如附录A，附录B，附录C，……。只有一个附录时也要编序号，即附录A。每个附录应有标题，如：“附录A 参考文献著录规则及注意事项”。

附录一般与论文全文装订在一起，与正文一起编页码。

**致 谢**

。

1. 马尔可夫链表示…… [↑](#footnote-ref-1)