

文章编号: 2095-2163(2022)01-0137-06

中图分类号: TP39

文献标志码: A

基于混合推荐技术的新闻推荐系统

陈昱霖, 温源, 周洪宇, 李佳奇, 李晨

(北京信息科技大学 计算机学院, 北京 100011)

摘要: 本文旨在通过建立一个以新闻网站为载体的新闻推荐系统, 实现对推荐技术的创新与实践。该推荐系统将注重各类流行推荐技术的混合与复用, 并以此应用于各类新型环境中。本项目通过参考多种主流推荐模式, 利用对应规则将其有机结合, 兼顾了模型的准确度、运行效率和可维护性。通过后端的相关设计, 使得用户或物品较为复杂的多维参数降维成一维, 这使得推荐算法的健壮性得到进一步提高。

关键词: 推荐系统; 推荐算法; 混合推荐技术; Django; 数据挖掘

News recommendation system based on hybrid recommendation technology

CHEN Yulin, WEN Yuan, ZHOU Hongyu, LI Jiaqi, LI Chen

(School of Computer, Beijing Information Science Technology University, Beijing 100011, China)

[Abstract] This paper aims to realize the innovation and practice of recommendation technology by establishing a news recommendation system based on news website. The recommender system will focus on the mixing and reuse of various popular recommender technologies to be applied in various new environments. By referring to a variety of mainstream recommendation modes and combining them organically with corresponding rules, this project considers the accuracy, operation efficiency and maintainability of the model. Through the correlative design of the back end, the complex multi-dimensional parameters of users or items are reduced to one dimension, which further improves the robustness of the recommendation algorithm.

[Key words] recommendation system; recommendation algorithm; hybrid recommendation technology; Django; data mining

0 引言

随着信息时代的来临, 互联网提供了非常便捷的消息获取方式, 越来越多的人青睐于在线读取新闻报道。但在网络上有几百万篇来自不同渠道、不同领域的新闻报道, 使用户迷失在海量数据中, 以至于需要花费大量的时间和精力来甄别自己想看的新闻, 即产生了“信息过载”问题。推荐系统(Recommendation System)是一种信息过滤系统, 其根据分析用户的兴趣特点和历史行为数据, 预测用户对物品的评分或偏好, 帮助用户决策分析。好的推荐算法能够帮助用户快速定位目标, 节约大量时间, 提升用户体验, 从而也能提高用户黏性。

推荐算法经过多年的研究, 虽然形成了一些较为成熟稳定的体系, 但推荐算法并没有形成统一的分类标准。国内外主流的推荐算法分类主要有: 基于内容(Content-Based)的推荐、协同过滤

(Collaborative-Filtering)推荐和混合推荐(CF+CB)^[1]。而协同过滤又可分为基于邻域(Neighborhood-Based)的协同过滤和基于模型(Model-Based)的协同过滤^[2]。几类常用推荐算法的基本实现过程:

(1) 基于内容的推荐算法: 提取用户历史的特征, 学习用户的兴趣特征表示, 进而筛选出与用户历史喜欢相关性较强的内容; 也可以根据用户选择的对象, 推荐与当前对象具有相同特征的对象内容。

(2) 协同过滤算法: 主要思想是根据现有用户群以往的意见和行为, 对当前用户最有可能感兴趣的物品进行推荐。

(3) 混合推荐算法: 将两种或两种以上算法和模型的优点结合在一起。一般分为整体式混合、并行混合、流水线混合等混合设计。

本文研究目的是开发一种针对于“新闻推荐”这一行为的解决方案, 并且努力使这一解决方案具

基金项目: 北京信息科技大学 2021 年大学生创新创业训练计划项目资助(5102110805)。

作者简介: 陈昱霖(2000-), 男, 本科生, 主要研究方向: 计算机应用、多媒体技术; 温源(1984-), 男, 博士, 讲师, CCF 会员, 主要研究方向: 推荐算法、机器翻译; 周洪宇(2001-), 男, 本科生, 主要研究方向: 算法理论、计算机网络; 李佳奇(1998-), 男, 本科生, 主要研究方向: 计算机应用、软件工程; 李晨(1999-), 男, 本科生, 主要研究方向: 算法设计与分析。

通讯作者: 温源 Email: yuanwen@bistu.edu.cn

收稿日期: 2021-09-28

有较强的兼容性及应用性。通过研究混合推荐技术,设计并实现一套可行的新闻推荐系统。该系统最终会以一个轻量级程序的形式(例如微信小程序)展现出来。本文主要阐述新闻推荐系统的基本原理与实现。对于“推荐”这一行为,需要经过数据挖掘与清洗、推荐算法的选择与实现、推荐系统的评估以及推荐系统的优化等过程方能得以实现。

1 数据挖掘

数据挖掘是个性化推荐的第一步,也是推荐算法的计算依据。在这一步中将要原始数据进行清洗与变形,该步骤的完整程度决定了后续推荐中的准确度。

1.1 数据预处理

数据预处理是指在利用数据进行建模或分析之前,对原生数据进行清洗与标准化的过程。对于利用爬虫等工具所获取的初始数据,由于具有一定的随机性,因此预处理是必不可少的一个环节。

1.1.1 新闻热度值

新闻热度值是该新闻是否被推荐的重要因素,其可以直观地看出一个新闻在当下受关注程度。每天都要对每条新闻的热度值进行计算,且要将每天的热度值存进数据库中方便调用。新闻热度值的计算公式为:

$$heat = Clicks \times 0.8 - (CDate - RDate) \times 0.1 \quad (1)$$

其中, $heat$ 为新闻热度值; $Clicks$ 为点击量; $CDate$ 为当前日期; $RDate$ 为发布日期。

在这样的计算方法下,既不会出现某条新闻的热度值持续过高,每次都进行推荐,也不会出现某条新闻连续推荐时间过长的现象。

1.1.2 数据标准化

数据标准化可以使不同新闻之间有一个更加公平的对比,其数据标准化有多种方式,本文采用的是 Min-max 标准化。Min-max 标准化是将 0~1 作为一个标尺,标准化后数值越靠近 1,说明该新闻热度越高。标准化数值计算公式如下:

$$heat_s = \frac{heat_1 - \text{Min}(heat)}{\text{Max}(heat) - \text{Min}(heat)} \quad (2)$$

其中, $heat_s$ 为新闻热度标准化数值; $heat_1$ 为当日新闻热度; $\text{Min}(heat)$ 为往日热度最小值; $\text{Max}(heat)$ 为往日热度最大值。由公式可以看出,热度值标准化数值越大,表示其最近受关注度越高,越值得推荐。反之,则不值得推荐。

1.1.3 新闻分词处理

Jieba 是 python 的第三方中文分词库,可以将文本拆分成一个个词汇,且支持中、英文。虽然 Jieba 的搜索引擎模式与全模式都可以对新闻标题进行处理,但搜索引擎模式可以最大限度的对标题进行分词处理,不存在冗余数据。因此,本研究选择搜索引擎模式对其进行处理。

1.1.4 数据降维

数据降维可以使一个新闻的特征更加明显,在对新闻标题分词后,若分词过多则必然会产生一些停用词。当新闻标题分词后维度大于 8 时,将分词中的停用词删除,直至该新闻分词维度小于等于 8。

1.1.5 数据清洗

在计算出热度值的标准化数值后,可能会出现一些数据计算失误,导致其数据超出 $[0, 1]$ 区间或无法计算的情况,此时需要针对不同情况对其进行修正。

(1)数据无效:当新闻第一天出现的时候,其往日最大新闻热度值及最小值均为 0,此时式(2)中分母为 0 无意义,因此将热度标准化数值改为 1。

(2)数据不一致:因为是混合推荐技术的新闻推荐系统,所以导入的数据集不只一个,而是多方提供的数据。因此,很可能在两方提供的数据中有相同的新闻,但其历史信息有所不同,导致计算标准化数值时出错。对于这种脏数据的处理,只保留一方的数据,另一方删除。

(3)数据缺失:在导入数据集过程中,新闻历史数据可能会出现缺失的情况。其原因可能为本身缺失或是导入过程中出现缺失。对于这种情况的处理办法为整例删除。

1.2 相似度计算

在计算两篇文章的相似度时,需要用到 TF-IDF 算法。简单理解来说,TF 为文章中的词频, IDF 为逆文本频率指数, IDF 越高,说明这个词汇越偏。当 TF、IDF 都高时,该词汇很可能为中心词,在相似度计算时,每篇文章都取 20 个 TF-IDF 最高的词,各放到一个集合里作为特征词。

1.2.1 欧氏距离

欧氏距离源自两点间的距离公式,在计算文章相似度时也可用到。其计算公式为:

$$d = \sqrt{\sum_{k=1}^n (a_k - b_k)^2} \quad (3)$$

其中, d 为欧氏距离, a_k, b_k 为 P, Q 两组对应位置的元素, d 值越小,两篇文章相似度越高。

1.2.2 夹角余弦距离

A 、 B 两向量取值方法与欧式距离向量 P 、 Q 相同。计算公式为:

$$similarity = \cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{|A| |B|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \times B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (B_i)^2}} \quad (4)$$

其中, $similarity$ 为夹角余弦距离, A_i 、 B_i 为 A 、 B 向量的第 i 个元素。当余弦值越靠近 1, 说明相似度越大, 否则相似度越小。

1.3 关联分析

在向用户进行新闻推荐时, 需要根据用户的喜好来进行推荐, 这样能够更好地提高用户的使用体验。通过 Apriori 算法找出用户关注度高的话题, 然后找到其中关联规则, 从而向用户进行推荐。

2 混合新闻推荐算法设计

2.1 原理简述

首先通过映射, 将三维系统转化为 3 个两维的系统: 客户-客户、新闻-新闻、标签-标签。在此基础上对传统推荐算法进行简化和创新。其中包括: 建立基于 TF * IDF 的用户模型、优化用户对标签的喜好度评估算法、用户对标签的依赖程度评价、建立标签基因以对用户喜好溯源。根据以上分析对用户兴趣建模, 挖掘用户感兴趣的新闻内容。

如前所述, 推荐算法有多种, 本项目中主要使用的是协同过滤推荐算法。该算法易理解也很有效, 可最直接的反应人类大脑判断别人喜好的过程和步骤。该算法基本实现步骤如下:

- (1) 判断用户所喜欢事物的特征;
- (2) 在数据库中寻找与用户喜欢事物特征相似的事物;
- (3) 为特征相似的事物排序, 判断其排序后最符合用户喜欢事物的特征, 利用推荐算法判断用户喜好。

2.2 基于标签的推荐

2.2.1 数据标注

关键词是指能够反映文本语料主题的词语或短语。在不同的业务场景中, 词语和短语具有不同的意义。如, 从新闻中仅仅需要提取关键词就能够传达重要新闻内容。

数据标注是对数据进行唯一 (或不唯一) 的标

注。标注有许多类型, 由于本文探究的是新闻文本的推荐算法, 所以只介绍文本类的标注, 叫做分类标注。分类标注即打标签, 一般指从既定的标签中选择数据对应的标签, 得到的结果是一个封闭的集合, 常用在图像、文本中。

数据标注步骤如下:

(1) 确定标注标准: 设置标注样例和模板 (如标注颜色时对应的比色卡等)。对于模棱两可的数据, 制定统一的处理方式。

(2) 确定标注形式: 标注形式一般由算法人员确定。例如, 在垃圾问题识别中, 垃圾问题标注为 1, 正常问题标注为 0。

(3) 确定标注方法: 可以使用人工标注, 也可以针对不同的标注类型采用相应的工具进行标注。

2.2.2 标签的分类

传统基于标签的检索采用强制匹配方式, 把查询条件包含的标签关联的项目作为检索结果。该检索方式没有考虑标签的关系, 如同义或多义、相关或不相关等。因此, 如果用户给出的查询条件不恰当, 将导致检索结果不符合要求。通过研究标签关系, 可以对用户的查询条件进行语义化扩展, 进而得到用户更想得到的检索结果。例如用户搜索 ‘苹果’ 一词时, 可以检索出 ‘apple’。由此, 可以将标签关系分为: 不相关、同义相关以及多义相关。如图 1 所示:

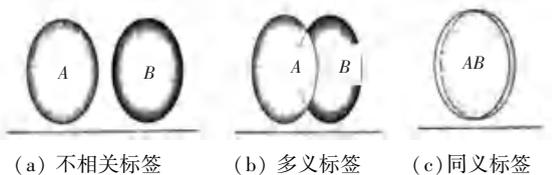


图 1 标签相关度

Fig. 1 Relevance of tags

其中, 图 1(a) 表示标签 A 与 B 的语义集合不相交, 即标签 A 、 B 不相关; 图 1(b) 表示标签 A 、 B 语义集合部分相交, 虽然在一定程度上存在语义重叠, 但都可以表示自己特有的语义; 图 1(c) 表示标签 A 、 B 的语义集合基本上重叠, 因此这两个标签属于同义标签。

2.2.3 基于 TD-IDF 的关键词提取

TF-IDF 是一种用于资讯检索与文本挖掘的常用加权技术。TF-IDF 算法的主要思想是: 如果某个词或短语在一篇文章中出现的频率 (TF) 高, 并且在其他文章中很少出现, 则认为此词或短语具有很好的类别区分能力, 适合用来分类。

通常,在一篇新闻内容中提取关键词不能只考虑词频(TF),因为有大量的介词、虚词等无关紧要的词将对模型产生影响。为了减少这些词对推荐模型的影响程度,就需要逆文档频率,其能够削弱大多数文档中常用的高频词汇的权重,对小部分文档中出现的低频词汇进行权重增强达到均衡。于是TFIDF特征权重计算公式可以概括为:

$$w_{ik} = tf_{ik} * \log\left(\frac{N}{n_k} + 0.01\right) \quad (5)$$

式中, N 为文本总数; tf_{ik} 为特征项 tk 在文档中出现的次数; n_k 为包含特征项 tk 的文档数。

为了降低个别高频特征词对其他低频特征词的抑制作用,通常要对特征的权重进行归一化处理。TFIDF的归一化形式为:

$$w_{ik} = \frac{tf_{ik} * \log\left(\frac{N}{n_k} + 0.01\right)}{\sqrt{\sum_{j=1}^M tf_{ij} * \log\left(\frac{N}{n_i} + 0.01\right)^2}} \quad (6)$$

根据此算法计算某特征词的TFIDF值,当 w_{ik} 大于某个阈值时,将其认为是关键词,极大程度避免了一些具有偶然性的高频词对模型产生较大影响。TFIDF算法提取关键词的步骤为:

- (1) 对标题进行分词并进行停用词去除;
- (2) 计算TFIDF值;
- (3) 生成关键词;
- (4) 在jieba分词结果中提取TFIDF计算出来的关键词。

3 新闻推荐系统实现

本项目所设计的推荐系统主要以网页的形式呈现。由于后端的推荐算法是由python设计的,为了后端与前端的交互方便,前端网页计划使用django框架制作,并且利用bootstrap和jquery优化网页效果。

Django作为主流且热门的网站框架,其使用的程序结构与MVC类似,采用的是MVT(model, view, template)架构。其中model主要用于与对数据库进行定义以及数据库的交互;view类似于jsp中的controller,用于后台控制网站的行为;template即为“模板”,用于显示网页的前端效果。与MVC模式相比较,MTV模式下的开发复用性更好,一个template可以同时供多个网站使用,只需加入不同的内容即可。这样既可以保证整个网站的风格统

一,又降低了开发成本。由于Django使用python作为开发语言,因此很多底层功能可以直接使用现成的package,大大提升了开发效率。本项目主要针对推荐算法本身做文章,简单实用的Django框架便是众多开发工具中最理想的选择。

3.1 前端设计

网站的前端设计主要涉及template的设计与开发。与jsp技术不同,在Django框架下,一个html网页并不单单作为一个页面来使用,而是充当一个可以多次复用的模板。

模板功能的实现:当用户登入一个Django框架的网站时,首先通过URL控制器进行路由分发,匹配合适的view视图函数;view函数会根据程序员编写的流程,对models进行读取或者是直接渲染一个模板返回到用户界面。不同的view视图函数,能够对同一模板做渲染,且模板中的内容会根据view传递的参数发生变化。这样的设计便能够让风格变化不大的页面进行复用,降低了大量的开发成本。整个框架的运行流程如图2所示。

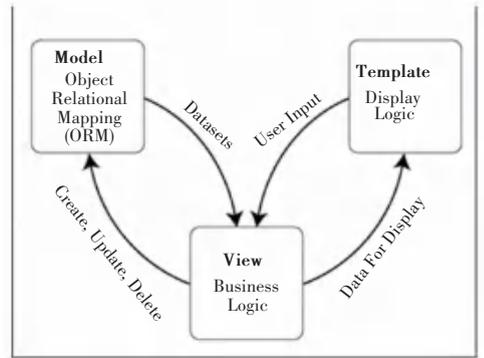


图2 MTV结构的运行流程

Fig. 2 Operation process of MTV structure

所有的网页结构都基于导航栏与正文两个部分组成,导航栏在上方,这是一种基本的页面结构。主页模板布局如图3所示。



图3 主页模板布局

Fig. 3 Homepage template layout

前端除了templates的设计,还涉及到对后端数

据的展示。在该框架下先由控制器将数据处理好之后,通过相应 API 传送到模板中。以主页为例,该页面需要的参数有新闻标题、新闻分类标签、用户信息等。其中,新闻标题和新闻标签作为一个列表传入页面中,用户信息只需传入一个用户名即可。在后台中,新闻列表将根据用户的信息进行排序,处理好后再进行输出。

在模板中调用参数的方式与在 JSP 技术中相似,通过循环传入的参数,将列表中的每个元素利用遍历的方式显示在页面中。值得一提的是,本项目所有的页面都使用了 bootstrap 来美化网页外观。且由于 bootstrap 是一个响应式框架,因此使用 bootstrap 能够让网页在不同尺寸的设备下不发生显示错位的问题。

3.2 后端设计

3.2.1 views 简述

在 Django 框架中,负责后端行为的文件是 views.py。在该文件下,网页开发者可以通过编写函数来控制网页的输出与数据的处理。同时,views 还负责与 models 的交互,通过 models 对数据库进行读取与写入。在本项目中,数据库系统使用的是 sqlite,该系统虽然是单线程的,但是由于其轻量且易移植的特性,特别适合本项目的数据存储。

views 主要由模板渲染模块、新闻推荐模块、用户管理模块 3 个部分组成。其中,模板渲染模块负责对处理好的新闻数据进行渲染,并输出到页面中供用户观看阅读;新闻推荐模块主要负责根据相关规则,对数据库中的新闻数据进行排序处理,最终生成一个列表,递交给渲染模块进行输出;用户管理模块主要负责存取用户的相关信息,在新闻推荐模块中利用用户的一些信息,作为对用户推荐的依据。

3.2.2 新闻推荐模块的实现

新闻推荐模块为后端核心模块,其主要有 3 种推荐方式:

方式一:先计算出每个新闻的热度值,再根据热度值对新闻进行降序排序输出。每个新闻热度值计算规则如下:

$$hotValue = seeNum \times 0.4 + disNum \times 0.5 - diffDays \times 0.1 \quad (7)$$

其中, $seeNum$ 为该新闻被浏览次数; $disNum$ 为该新闻被评论次数; $diffDays$ 为新闻发表日期与当前日期的时间差。

经过计算将每个新闻的热度值单独存储成一个字段,放入新闻记录中。当需要从新闻热度来对新

闻做推荐时,只需要依据每条新闻的热度在列表中将其降序排列,即可得到一个热度从高向低的一个列表。最后将列表递交给渲染模块输出即可。热度推荐策略流程如图 4 所示。



图 4 热度推荐策略

Fig. 4 User recommendation strategy

方式二:根据新闻门类进行推荐。首先,需要对所有的新闻标题进行分词处理。一般而言,新闻的标题便总结了整篇新闻的主旨。因此,只要提取出每份新闻标题中出现频率最多的词汇,基本上就能断定这篇新闻的门类与属性。在本项目数据集中,共有 1 000 条新闻,这些新闻经过 jieba 分词之后,共获得了 22 个关键词。将这 22 个关键词利用原生 sql 语句进行分类,便可以分别得到 22 个新闻列表,将这些新闻列表传递给渲染模块输出即可。由于该方案需要较大的存储空间,因此可以通过网页中的表单传给后台需要的新闻门类,再利用 sql 语句返回一个该新闻门类的列表,将 22 个列表压缩至一个,则减轻了服务器的负担。

方式三:根据用户的信息标签进行推荐。在新用户注册时,用户会选择几项感兴趣的门类,这些门类是通过数据库中新闻的分词结果动态显示,并不是固定好的。用户选择之后,在对网站的访问过程中,后端会优先显示其感兴趣的门类。这种推荐方式主要是为了应对推荐系统的“冷启动”问题。在推荐数据成型之前,使用标签推荐来应对推荐系统没有充足数据进行推荐分析的情况。同样,利用 sql

语句对需要的新闻对象整理成一个链表后渲染输出。在页面中,通过迭代循环的方式来读取新闻标

题。标签推荐方式流程如图5所示。

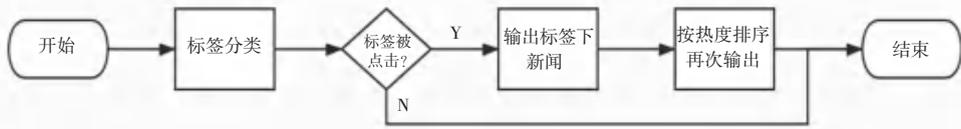


图5 标签推荐流程

Fig. 5 Label recommendation process

4 结束语

本文通过对混合推荐算法的探索与阐述,大致总结了市面上主流推荐算法的特点与实现方式。在实际的开发过程中,不同的推荐算法往往对某一特定类型的情况有较好的适应性。因此,解决推荐算法的最佳方案方式便是“博采众家之长”,不同的环境使用不同的推荐算法。因此,研究混合推荐技术是发展推荐算法的重要一步。本文针对混合推荐算法提出的一些浅薄的见解,希望能够给后续的研究提供参考。

参考文献

- [1] 留兰香. Python 入门:jieba 库的使用[EB/OL]. [2021-8-14]. <https://blog.csdn.net/codejas/article/details/80356544>.
- [2] gmhappy. 常见的距离算法和相似度(相关系数)计算方法[EB/OL]. [2020-8-14]. <https://blog.csdn.net/ctwy291314/article/details/81667288>.
- [3] Trident_lin. Apriori 算法详解[EB/OL]. [2021-8-14]. <https://>

- blog.csdn.net/weixin_39220714/article/details/83595519?utm_medium=distribute.pc_relevant.none-task-blog-2%7Edefault%7EBlogCommendFromMachineLearnPai2%7Edefault-1.control&depth_1-utm_source=distribute.pc_relevant.none-task-blog-2%7Edefault%7EBlogCommendFromMachineLearnPai2%7Edefault-1.control.
- [4] 搜索与推荐 Wiki. 《推荐系统开发实战》之效果评估[EB/OL]. [2021-8-14]. https://blog.csdn.net/Gamer_gyt/article/details/96207006?ops_request_misc=%257B%2522request%2522%2522%253A%2522162892502416780269880556%2522%252C%2522scm%2522%253A%252220140713.130102334..%2522%257D&request_id=162892502416780269880556&biz_id=0&utm_medium=distribute.pc_search_result.none-task-blog-2~all~sobaiduend~default-2-96207006.first_rank_v2_pc_rank_v29&utm_term=%E6%8E%A8%E8%8D%90%E7%AE%97%E6%B3%95%E6%95%88%E6%9E%9C%E8%AF%84%E4%BC%B0&spm=1018.2226.3001.4187.
- [5] 何颖,刘英华,邹妍. 基于内容推荐的新闻推荐策略优化和实现研究[J]. 现代计算机,2021(4):117-120.
- [6] 李树一. 新闻推荐系统的设计与实现[D]. 哈尔滨:黑龙江大学,2021.
- [7] 闫五岳. 基于标签的协同过滤推荐算法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨理工大学,2021.
- [8] 高阳团. 推荐系统开发实战[M]. 北京:电子工业出版社,2019.

(上接第136页)

6 结束语

本地铁接触轨综合检测系统采用机器视觉技术,实现了对接触轨表面缺陷(疤痕、擦伤等)和空间形位参数的自动化检测,并在上海地铁16号线进行了现场测量。

(1)在自制的接触轨表面图像数据集上进行实验,精确率和召回率达到90.21%和89.64%,检测速度达到每张图片0.015s。与其他YOLOv3系列模型进行对比实验,本文方法在维持高准确率和召回率的同时,大幅减少了模型尺寸,提高了检测速率。

(2)通过确定接触轨受流面关键点坐标,实现接触轨拉出值和导高值的精确测量,测量结果都在 ± 2 mm误差范围内,满足现场测量的要求。

参考文献

- [1] 韩宝明,杨智轩,余怡然,等. 2020年世界城市轨道交通运营统

- 计与分析综述[J]. 都市轨道交通,2021,34(1):5-11.
- [2] 2020年中国内地城市轨道交通线路概况[EB/OL]. 中国城市轨道交通协会. <https://www.camet.org.cn/xxfb/7270>. 2020.
- [3] 封硕,柴晓冬,郑树彬,等. 接触轨非接触检测系统设计与研究[J]. 智能计算机与应用,2020,10(2):215-220.
- [4] 谈灏,许可,谢鹏程,等. 接触轨全自动巡检装置设计及应用[J]. 现代城市轨道交通,2020(11):41-46.
- [5] 张爱明,钟声标,张晓良. 广州地铁综合检测车第三轨检测系统[J]. 现代城市轨道交通,2013(6):30-33.
- [6] 赵奕开,郑树彬,李立明. 基于频域信息与梯度特征融合的接触轨面缺陷检测[J]. 智能计算机与应用,2019,9(5):240-245.
- [7] 曾成,蒋瑜,张尹人. 基于改进YOLOv3的口罩佩戴检测方法[J]. 计算机工程与设计,2021,42(5):1455-1462.
- [8] 封硕,柴晓冬,李立明. 测量车检测臂结构设计与研究[J]. 农业装备与车辆工程,2020,58(8):32-36.
- [9] 冯超. 接触轨几何参数高精度动态测量方法研究[D]. 成都:西南交通大学,2014.