基于无界面浏览器技术的单页应用搜索引擎优化

摘要

近年来，兴起了很多单页面的网页开发框架。它们单页应用大量采用Ajax（Asynchronous JavaScript and XML, 异步的[JavaScript](https://zh.wikipedia.org/wiki/JavaScript)与[XML](https://zh.wikipedia.org/wiki/XML)技术）技术，在不刷新网页的情况下就可以更新网页的内容。给用户体验带来了很大的提升。

但是随之也产生很多问题，用单页应用开发网页最大的痛点就是被搜索引擎的收录较差。由于网页的内容是需要执行页面内的JavaScript脚本来生成的。所以当搜索引擎的爬虫请求页面内容的时候，单页应用响应的只有一包含JavaScript脚本的HTML文档。在JavaScript脚本之前，网页内并没有实质的内容。

本文提出，使用基于无界面浏览器技术的分布式爬虫对自身网页进行解析，填充内容，对搜索引擎提交完整的网页。以此来解决搜索引擎的收录问题。本文提出的系统采用无界面浏览器技术，可以模拟真实用户打开网页，把用户实际看到的网页保存下来。系统由爬虫模块负责任务调度和抓取网页，然后使用无界面浏览器对网页解析，之后由存储模块将相应的信息保存到文件系统和数据库。当搜索引擎发来请求的时候，Web服务器模块就可以根据保存的信息做出响应。利用分布式的爬虫，使用任务队列分配网页的采集任务，任务调度灵活，扩展性高。针对搜索引擎的爬虫单独设置网络服务器，SEO（search engine optimization，搜索引擎优化）针对性高。

关键词：搜索引擎优化，单页应用，分布式爬虫，NoSQL数据库

Single Page Application Search Engine optimization Based on Headless Broswer

ABSTRACT

In recent years, a lot of single-page web development frameworks get more and more popular. They heavily depends on Ajax (Asynchronous JavaScript and XML) technology, without updating the whole page can update the contents of the page. To the user experience has brought a great upgrade.

But there also come up with a lot of problems, with a single page application development, the biggest pain point is the poor SEO. Since the content of the page need to execute the JavaScript script within the page to generate the contexts. So when the search engine crawler requests the page content, the single page application responds with only one HTML document containing the JavaScript script. Before executing the JavaScript script, there is no real content on the page.

This article give a distributed crawler based on the interface-less browser technology to parse its own web pages, populate the content, and submit a complete web page to the search engine. In order to solve the search engine problem. This article proposed the system using no interface browser technology, you can simulate the real users to open the page, the actual view of the page saved. The use of distributed crawlers, the use of task queue allocation of web collection tasks, task scheduling flexibility, high scalability. Search engine crawler set up a network server, aim to response for search engine spider. The system proposed in this paper, the use of container deployment, and system-independent, compatible, and deployed quickly and easily. Using distributed task queue, the modules in the form of components with each other, scalability. Can be deployed on a cluster or a single server, depending on the size of the site.

**Key words:** Single Page Application, SEO, Distributed task queue

目录

1绪论 1

1.1 引言 1

1.2 课题研究内容 3

1.3 研究方法与技术难点 3

1.3.1 研究方法 3

1.3.2 技术难点与解决办法 4

1.4 章节安排 5

1.5 本章小结 5

2相关技术 6

2.1 无界面浏览器技术 6

2.2 分布式爬虫技术 6

2.3 NoSQL数据库技术 7

2.3.1 NoSQL数据库的概念 7

2.3.2 NOSQL的优势 7

2.4 MD5加密技术 7

2.5本章小结 7

3系统分析 9

3.1 可行性分析 9

3.2 问题定义 9

3.3需求分析 10

3.3.1 功能需求 10

3.3.2性能需求 12

3.4开发环境 12

3.5 本章小结 13

4系统设计 14

4.1 系统的结构设计 14

4.1.2 系统设计 14

4.1.2 系统代码的组织 15

4.2 详细设计 16

4.2.1爬虫模块 16

4.2.2页面的JavaScript执行模块 17

4.2.3网页的存储模块 17

4.2.4响应请求的web服务器模块 18

4.2.5 使用docker部署 18

4.2.6 在服务器上的部署 18

4.2.7 监控服务状态 18

5系统实现 20

5.1 设计平台搭建 20

5.1.1 开源工具选择 20

5.1.2 设计平台配置 20

5.1.3 生产环境服务器的要求 21

5.2 爬虫模块 21

5.2.1任务队列 21

5.2.3对任务队列的监控 27

5.3 Phantomjs模块 30

5.3.1 phantomjs模块的实现 30

5.3.2 Phantomjs的服务方式 32

5.4 网页的存储模块 33

5.5 Web服务器模块 35

5.5.1 Web服务器的实现 35

5.5.2 对于未收录网站的处理 37

5.6 与Docker有关的部署 37

5.6.1 选择容器的方式部署 38

5.6.2 制作容器 38

5.6.3开启一个容器 38

5.6.4镜像的制作和托管 38

5.7 系统的监控与维护 38

5.7.1 进程管理工具 38

5.7.2 配置与启动 39

5.7.3 管理界面 40

5.8系统的测试与运行结果 41

6 总结与展望 43

6.1 总结 43

6.2 展望 43

参考文献 44

致谢 46

译文及原文 47

1绪论

本章对本文所提出的系统做总体的概述，包括此问题目前普遍采用的解决办法，本文所提出的方案以及价值所在。

1.1 引言

单页Web应用（single page web application，SPA），就是只有一张Web页面的应用，是加载单个HTML 页面并在用户与应用程序交互时动态更新该页面的Web应用程序。单页应用大量通过JavaScript脚本用AJAX技术与网页进行交互，改变部分页面而不必重新刷新整个页面。能给用户体验带来很大提升。

单页应用并不是一个全新发明的技术，而是随着互联网的发展，使用Ajax越来越多，便越来越受web开发者欢迎。除此之外，单页应用的体验可以模拟原生安卓或苹果手机系统的应用，一次开发，多端兼容，效果酷炫，节省成本。然而，由于单页应用基本全部使用JS，受制于SEO效果，所以目前国内使用单页应页技术的网站还是少之又少。

目前，使用单页应用的项目来解决SEO问题的主要方式是，后端渲染出另外一套页面出来。前端的负载均衡服务器判断请求来自真实用户还是搜索引擎的爬虫。如果是真实用户，就正常使用单页应用。如果是搜索引擎的爬虫，则返回渲染的模板。如下图1-1，是用户看到的页面，而图1-2是搜索引擎保存的网页快照。由于针对搜索引擎单独渲染页面，所以它们是不一样的。



图 1-1 单页应用用户看到的页面



图 1-2 搜索引擎捕捉到的页面

这样做的弊端显而易见。开发成本比较高，相当于重新开发一套网页出来，同样也需要额外的精力去维护。而且这样抓取到的页面与原生的单页应用页面有很大不同，可能会遭到搜索引擎的惩罚，效果也并不是很好。所以实用性并不高。

本文提出，使用爬虫的方式对单页应用的网站进行索引。用以响应搜索引擎的请求。换句话说，本文所提出的系统，相当于是建立一个镜像网站，这个系统能保证对原站的收录及时，对搜索引擎响应迅速[1]，在完全不影响原站的情况下，彻底、完美地解决单页应用的搜索引擎优化问题。

1.2 课题研究内容

本文讨论的是针对单页应用的搜索引擎优化问题。搜索引擎优化（英语：search engine optimization，[缩写](https://zh.wikipedia.org/wiki/%E7%B8%AE%E5%AF%AB)为SEO），是一种通过了解[搜索引擎](https://zh.wikipedia.org/wiki/%E6%90%9C%E5%B0%8B%E5%BC%95%E6%93%8E)的运作规则来调整[网站](https://zh.wikipedia.org/wiki/%E7%B6%B2%E7%AB%99)，以及提高目的[网站](https://zh.wikipedia.org/wiki/%E7%B6%B2%E7%AB%99)在有关搜索引擎内排名的方式。一般来说，一个网站80%的流量都会来自于搜索引擎。很多研究表明，搜索引擎的用户往往只会留意搜索结果最前面的几个条目，所以，网站在搜索引擎的结果列表中显示的位置，对一个网站来说就显得非常重要，尤其是对以流量展示为主的网站，就更成了重中之重。

要做好搜索引擎的优化，首先需要保证的一点就是，网站的内容能正常被搜索引擎收录。只有搜索引擎能知道网站的内容，才会被索引，在搜索结果的列表页中呈现给用户。

而在单页应用的搜索引擎优化中，这部分就有很多额外的困难。因为单页应用的HTML文档基本上没有内容，而只是大量的JavaScript代码，通过执行代码发送AJAX请求，然后填充页面的内容。而搜索引擎只会下载页面的HTML文档，并不会去执行JavaScript脚本，所以对于搜索引擎来说，抓到的就是毫无意义的脚本。这样搜索引擎索引到的数据价值不大，导致网站不可能被用户通过搜索引擎搜索到。

本文提出，使用部署一个分布式爬虫系统的方法，运行一个动态的镜像网站。基本上可以完全“自动”地完成SEO的任务。通过定时更新网页，索引到数据库，判断请求来源，分发响应内容的方式，来针对搜索引擎的爬虫返回特定的响应，解决搜索引擎优化的问题。

1.3 研究方法与技术难点

1.3.1 研究方法

本文提出，使用分布式爬虫的技术通过构建动态的镜像网站来解决但页面应用的SEO问题。通常，爬虫技术用于数据采集，搜索收录等场景[2]。但是配合无界面浏览器技术，可以打破爬虫只能下载页面内容的局限性，能够使用JavaScript解释器引擎执行页面内的JavaScript代码，从而获得真实的、有内容的页面，而不仅仅是无意义的HTML文档内容。

本文提出的系统采用容器的方式部署，屏蔽了不同操作系统之间底层的不同，从而使部署变得简单。组件与组件之间通过网络地址加端口的方式通讯，非常灵活，采用分布式的爬虫和任务队列，扩展性高。

所有组件的设计方式，保证了本系统的高可用性，适用于各种不同规模的网站。对于小型网站，可以采用单台甚至与原网站使用同一台服务器的方式。对于大型网站，可以使用两台到几十台的服务器集群，专门解决SEO的问题。

1.3.2 技术难点与解决办法

怎么判断网页内容相比于上一次是更新了，这是一个难点。使用字符串比较不同，肯定是不合理的。因为网页内容太多了，使用字符串比较将占用很大的内存，效率也很低。所以，我们采用存储MD5值，并用这个值进行比较的方法。

在数据库中，只存储从content生成的md5值，然后将content写入一个文件，这个文件用md5值命名。这样，我们需要网页内容的时候，直接根据数据库的md5值去打开对应的文件即可。

当试图更新一个网页的时候，计算新页面内容的md5值，如果和之前存储的值相同，说明网页内容未发生变化，如果发生了改变，则说明网页更新了。使用MD5值记录来追踪网页的变化，可以保证速度以及唯一性。

选择MD5来解决此问题的原因有两点。首先，MD5算法是一个摘要算法，根据文件的内容生成一个16字节的字符。生成过程中基本上是一系列的逻辑运算，将所有的数据分组，应用到算法，速度能够得到保证。其次，文件中所有的字符都会参与MD5的生成过程，可以说，如果有两座图书馆，两座图书馆其中只有一本书的一个文字不同，那么生成的MD5值也是不同的。这样，唯一性就得到了保证。

1.4 章节安排

本章中，简述了本文研究的问题，对于该问题的研究现状以及此问题的难点，本文提出的解决办法等。

第二章会讨论本文提出的系统涉及的相关技术，以及这些技术在本系统中所扮演的角色，解释一些技术方面的概念。

第三章会讨论项目的需求，叙述本系统所要达到的目标，实现的功能等。

第四章讲述系统的设计，会结合第三章中提出的需求和第五章的具体实现，讨论本系统每个模块的功能和设计。

第五章讨论的是系统的实现，是对第四章有关的设计的具体实施以及效果。

第六章反思了系统存在的不足和可优化之处，提出展望。

1.5 本章小结

本章讨论了单页应用的搜索引擎优化问题所面临的挑战，目前的解决方案，以及本文提出的方法。从总体上定义了问题，是本文的最终目的。

2相关技术

本章分别介绍系统涉及的无界面浏览器技术、分布式爬虫技术、NoSQL技术、MD5加密技术，解释了这些技术的原理和它们在本系统中扮演的角色，分析了为什么选择这些技术来构建系统组件。

2.1 无界面浏览器技术

PhantomJS是一个基于webkit内核、支持[JavaScript](http://wiki.li3huo.com/JavaScript)/[CoffeeScript](http://wiki.li3huo.com/CoffeeScript) API的无界面浏览器，并且原生支持DOM/CSS/JSON/Canvas/SVG等[W3C颁布的互联网技术标准](http://wiki.li3huo.com/W3C#W3C_Recommendation)。我们可以使用[JavaScript](http://wiki.li3huo.com/JavaScript)或[CoffeeScript](http://wiki.li3huo.com/CoffeeScript)来模拟一个现代浏览器在加载网页时所做的各种事件，例如页面自动化，网络监测，网页截屏，以及无界面测试等[3]。

可以认为，PhantomJS就是一个浏览器，只是没有界面而已。它是我们能够执行HTML文档中的JavaScript的基础保证。

PhantomJS提供了集成度比较高的命令行工具，也可以执行一个特定的JavaScript脚本。借此，我们可以制作一个JavaScript脚本，监听特定的一个端口，以服务的方式运行。

2.2 分布式爬虫技术

网络爬虫（web crawler），也叫网络蜘蛛（spider），是一种可以抓取网络上的内容的机器人。其目的一般为编纂[网络索引](https://zh.wikipedia.org/w/index.php?title=%E7%BD%91%E7%BB%9C%E7%B4%A2%E5%BC%95&action=edit&redlink=1)。[网络](https://zh.wikipedia.org/w/index.php?title=%E7%BD%91%E7%BB%9C%E6%90%9C%E7%B4%A2%E5%BC%95%E6%93%8E&action=edit&redlink=1)[搜索引擎](https://zh.wikipedia.org/wiki/%E6%90%9C%E7%B4%A2%E5%BC%95%E6%93%8E)等站点通过爬虫软件更新自身的[网站内容](https://zh.wikipedia.org/w/index.php?title=%E7%B6%B2%E7%AB%99%E5%85%A7%E5%AE%B9&action=edit&redlink=1)或其对其他网站的索引。在我们的系统中，使用网络爬虫是为了将有内容的页面保存下来，以便搜索引擎事后生成[索引](https://zh.wikipedia.org/w/index.php?title=%E7%B4%A2%E5%BC%95_(%E6%90%9C%E7%B4%A2%E5%BC%95%E6%93%8E)&action=edit&redlink=1)供用户搜索[4]。

分布式爬虫，就是利用多台服务器或集群进行网站抓取的任务。分布式爬虫的核心是一台负责任务分发的服务器，其他服务器从这台服务器取得任务，执行任务然后保存结果。分布式的爬虫可以减少任务的等待时间，从而加快网站的收录以及更新的速度。分布式爬虫的集群是可扩展的，只要保证负责任务队列的服务器唯一，即可以添加多台工作机[5]。

2.3 NoSQL数据库技术

2.3.1 NoSQL数据库的概念

随着web2.0的快速发展，兴起了一种非关系型、分布式数据存储，无需保证关系数据的ACID特性。后来，基于这种技术，出现了一种叫NoSQL的数据库。

NoSQL被应用于各种文档存储。比如cdb、qdbm、bdb数据库。使用NoSQL数据库，我们可以像处理JSON（JavaScript Object Notation）一样使用NoSQL数据库来保存数据[6]。这种数据库使用之前无需提前定义数据格式，可以随意存放键值对。

2.3.2 NOSQL的优势

相比于传统的SQL类型数据库，NoSQL数据库具有存放的数据量大，性能高、数据模型灵活、易扩展、高可用等优点。但是同样的，关系描述相对差一些，可能存在冗余，但是在本系统中，这些都是可以接受的。

2.4 MD5加密技术

MD5是输入不定长度信息，输出固定长度128-bits的算法。经过算法加密，生成四个32位数据，也就是四个整型数据，最后联合起来成为一个128-bits[散列](https://zh.wikipedia.org/wiki/%E6%95%A3%E5%88%97)。基本的运算方法包括求余、取余、调整长度、与链接变量进行循环运算。得出结果。

MD5算法可以保证，如果两个网页内容存在不同，生成的MD32位数据就会不同。在本文提出的系统中，使用这个原理作为网页比较的算法，从而保证，我们可以快速地验证此网页与上一次的网页相比，是否更新过。还可以用来索引，页面内容可以存放在数据库中，占用数据库的空间。通过MD5值将网页文件与数据库内容索引起来，即可以使用文件存放网页[7]。

2.5本章小结

本章简述了本文所提出的系统所涉及的一些技术，通过了解这些技术的原理，可以更好地理解本系统。正是有了这些技术的支撑，本系统的实现才成为可能。在接下来的几章，将讨论如何运用这些技术，来解决单页应用的搜索引擎优化难题。

3系统分析

本系统框架主要面向网站管理员，使采用单页面应用技术的网站能够轻松地使用本框架达到搜索引擎优化的效果。本系统主要的功能是对搜索引擎采取的优化，除此之外，还允许用户进行一些自定义的优化，例如执行页面特定的JavaScript函数等。另外，系统还要向管理员提供监控页面和接口，让本系统方便管理和维护。

3.1 可行性分析

当前，使用vue，react，angular等技术开发单页面web应用已成为一种趋势，但是单页应用使用了大量的ajax技术，如何解决SEO就成了一个难题。

phantomjs本是用来进行自动化测试的一套工具，它可以在没有浏览器的情况下执行页面中的JavaScript代码（包括发送ajax请求）。使用它我们就像一个用户一样，执行页面的js代码，填充页面的内容，然后将解析后的内容发送给搜索引擎。这样我们就可以解决单页引用的搜索引擎优化难题了。

3.2 问题定义

本系统的核心模块是对页面中JavaScript的执行以及爬虫，这是基本的功能。何时进行对网站更新，保证与原网页的实时性又不对网站的访问太过频繁是系统优化的重点。

对于信息展示类的网站来说，大约有70%的流量来自于搜索引擎的结果引入。搜索引擎对于网站的收录，对网站来说是至关重要的实验数据显示约85 % 的用户只翻看搜索引擎 返回结果的前10 个结果,即返回结果页面的第一页。这个用户行为决定了尽管搜索引擎返回的结果 数目十分庞大,但真正可能被绝大部分用户所浏览的,只有排在最前面的很小一部分而已[8]。图3-1展示了用户的浏览习惯，基本上靠前的一小部分结果占据了搜索引擎的大部分流量，而互联网的主要流量来自于这里。要想提高网站在搜索引擎展示结果中的数量和排名（排名越靠前，被点击的概率越大），首先要保证网站的内容能正常并且全面地被搜索引擎收录。

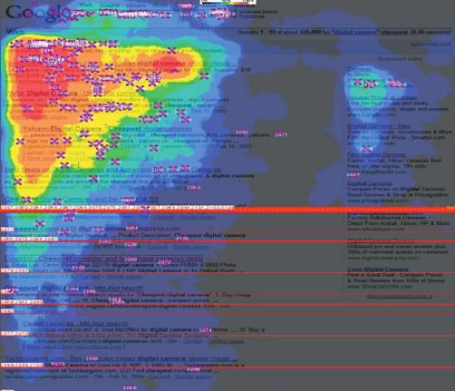


图3-1 用户浏览习惯金三角

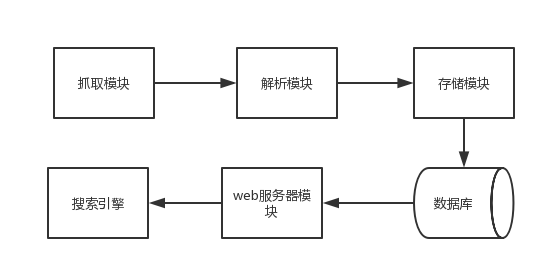
如果单页应用没有针对搜索引擎优化的话，是很难被正常收录的。因为单页面应用只有一个页面，搜索引擎只是下载页面的HTML文档，并不会执行文档中包含的脚本。这样，就造成了搜索引擎收录页面数量少、收录到的页面内容空洞、价值不高、网页的页面之间结构化差，从而会进一步导致网站在搜索引擎的结果中展示的频率低、排名靠后。会损失很多宝贵的搜索流量来源。

所以单页应用不同于一般的网页，除了常规的搜索引擎优化工作之外，还需要一些特殊的搜索引擎优化方案，来保证单页应用所有的页面能够被正常收录。本文的目的便是解决这个问题，如果能让单页应用被搜索引擎收录，就可以带来很多宝贵的搜索流量，提升网站的价值。目前流行的一些其他搜索引擎优化方案，也可以基于本文做跟深一步的优化。

* 1. 需求分析

3.3.1 功能需求

针对本文要解决的问题，即让搜索引擎正常收录单页应用，需要将原网站的网页解析并保存下来，还要能在搜索引擎的网页爬虫发来请求的时候，返回解析后的网页作为响应。所以，需要爬虫模块来抓取网页，phantomjs模块解析网页，存储模块保存网页，web服务器模块响应网页，这几个模块相互配合。工作方式如图3-2所示。



3-2 各个模块的协调方式

将网页抓取下来，是系统的基础功能。能通过页面中的链接连续不断地自主发现新的页面，自己分配工作，是理想中的爬虫的工作方式。作为一个爬虫模块，任务调度必不可少，必须使用一种合理的任务队列，使用调度算法分配任务，才能使爬虫稳定、有序地执行。除此之外，还需要解析页面中的链接，将新的链接放回到队列中。这个过程应该注意发现链接的效率，和内存占用，以及判断是否是本站链接，如果不是，不应该作为任务执行。如果提供sitemap，爬虫可以根据sitemap进行更全面地抓取。

对HTML文档的解析是系统的重点功能，有一个专门的模块负责解析的任务。由于这部分解析JavaScript脚本需要使用JavaScript语言来编写程序，系统的其余模块需要使用Python编写，所以为了使这两个模块之间能互相配合，便将解析JavaScript的模块以服务的形式开发。运行的时候监听某一个端口，python程序通过往这个端口发送请求，此模块回应请求，以这种方式交互。

存储模块需要实现的是将保存下来的网页与新抓取的网页进行快速对比，判断网页是否已经更新。系统可以将网页提交给搜索引擎，被搜索引擎正常收录。其中对于文档的对比是一个技术难点，页面的对比必须满足程序执行速度块，占用内存少，占用存储空间少的几个要求。此外，存储使用的数据库可能要面对非结构化的数据，可以灵活扩展与管理。

Web服务器模块的功能比较简单，只是将已经保存的网页返回便可以。但是有一种特殊的情况，就是有请求的目标是尚未被索引的网页。这种情况下应该马上去处理这个页面，处理完之后将页面反回给浏览器。也就是说，Web服务器应该有往任务队列中放高优先级任务的机制。

此外，稳定性与安全性是本系统的目标。所以应该使用容器机制和合适的进程管理界面。应该提供直观地观察系统运行状态的方式，能够快速重启或维护系统各个组件。维护方面应该使用授权机制，保证基本的安全性。

3.3.2性能需求

要保证系统的可用性，最基本的是保证系统能够对新产生的网页进行快速收录。对搜索引擎爬虫发送过来的请求，要保证及时响应，对于已经收录的网页，这点非常简单，只要读取数据库一次，读取文件系统一次，即可以完成对请求的响应。还要要尽量减少对源网站的请求次数，避免使原网站的负载压力过大[9]。初次之外，系统还应该保证以下几点。

1. 健壮性：对自身网站存在的错误，要能够处理，不能导致系统崩溃。
2. 易监控：提供监控页面，可以快速、直观地查看系统运行情况。
3. 易维护：系统出现问题后，可以快速定位到问题并排查。
   1. 开发环境

对于本文提出的系统来说，稳定性是首先要考虑的因素，所以采用了Linux系统以及相关的工具进行开发，结合容器与进程管理程序，以求尽可能保证程序的正常运行和实时监控。

硬件要求： 苹果笔记本电脑。

软件： zsh shell（配合oh-my-zsh），tmux终端工具，vim编辑器，git版本控制工具。

开发语言：JavaScript，Python，shell。

3.5 本章小结

本章对本系统和框架进行了详细介绍。详细地分析了系统的功能，并且定义了性能要求。证明了该方案是可能的，为后面的开发增加了信心，奠定了基础。此外，还介绍了开发环境。

4系统设计

本章根据第三章的系统需求，对系统进行详细设计，讨论每个模块应该实现的功能，以及服务的形式等，为第五章对系统进行实现做好基础。

4.1 系统的结构设计

4.1.2 系统设计

本系统为单页应用的SEO优化而设计，整个系统主要分为两部分。第一部分是爬虫引擎，主要负责从目标网站抓取页面内容，将爬取的任务信息存到数据库。第二部分是网页服务器部分，主要负责给搜索引擎返还真实的页面内容。

为了达到“部署快捷”的原则，整个系统运行在docker之上，以镜像的形式发布，做到了一键安装。总体的系统架构如图4-1所示。

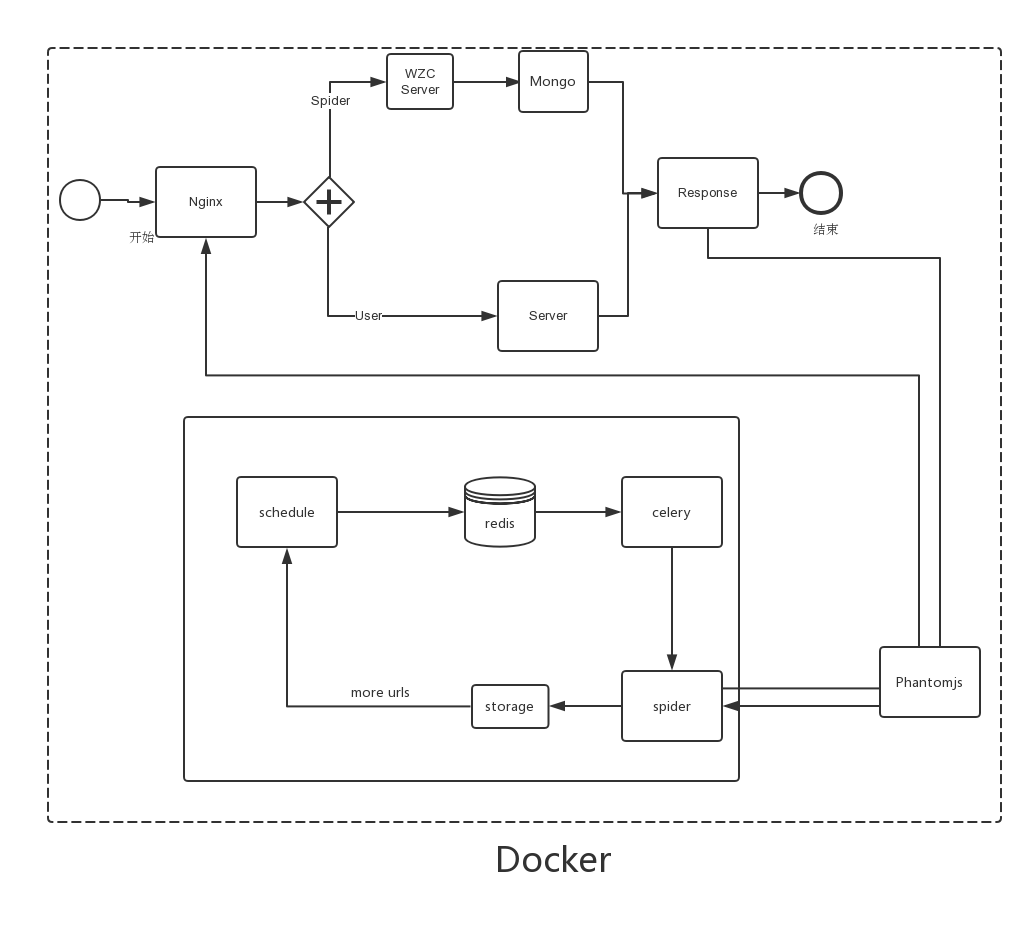


图4-1 系统总体架构图

4.1.2 系统代码的组织

在代码的组织中，将项目的代码当道wzc目录下，文档，及其他资料都放到单独的目录下。代码组织的部分，所有模块都作为文件夹存放（也就是Python的模块）。系统所有代码如图4-2所示：

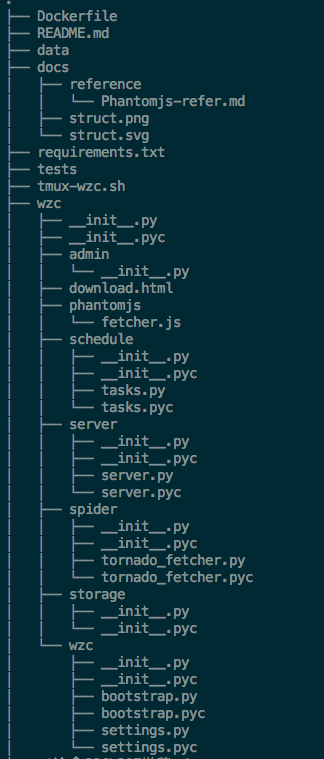


图4-2 系统代码的组织

其中，DockerFile是Dock制作镜像所使用的脚本，requirements.txt中注明了本系统所用到的所有pip依赖。Tmux-wzc.sh是快速启动系统的脚本。Wzc文件夹下的每一个文件夹与本系统的模块所对应。

4.2 详细设计

系统需要爬虫模块、存储模块，JavaScript执行模块、web服务器模块一共四个主要模块，另外需要对容器以及如何部署进行设计，还需要监控系统的运行状况，下面对这七个模块分别进行讨论。

由于系统组件结构复杂，涉及三种编程语言，为了松耦合以及让各模块之间配合方便，采用端口的形式相互协调。其中，用作任务队列的缓存Redis使用6379端口，Phantomjs模块使用12306端口，web服务器监听80端口。端口的部署情况如图4-2所示。

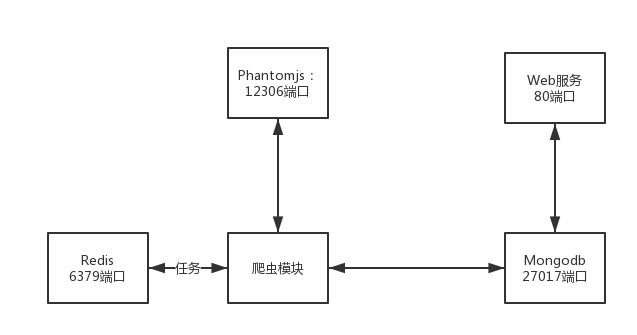


图 4-2 组件的端口

4.2.1爬虫模块

本模块主要负责运行爬虫，调度爬虫任务，以及提供任务队列的监控和管理，这个模块由项目的启动入口拉起主要的调度函数，使用这个函数部署抓取任务，抓取网站的页面，通过js执行模块执行页面的js内容。然后将执行之后的页面通过网页的存储模块存储下来。之后，需要查找本页面中存在的链接，将这些链接以任务的形式放到队列中（即保存到redis中）。提供可视化的任务队列管理页面。

爬虫需要通过通过12306端口（在系统中可以更改端口）与phantomjs通讯，以post请求的方式发给phantomjs页面解析的请求，由phantomjs执行解析页面的任务，然后作为response返回。

4.2.2页面的JavaScript执行模块

本模块主要负责解析和执行页面内的JavaScript，是系统的核心模块之一。首先，需要在本机监听一个端口，对这个端口收到的post请求认为是一个任务，收到任务之后完成解析然后返回结果。

随后设置网页的meta信息，例如载入时间，状态，请求的headers等。解析析页面上的JavaScript脚本（包括Ajax请求）。如果页面内写了专门优化SEO的函数document-start，还需要执行这些函数。

4.2.3网页的存储模块

本模块主要负责将爬虫获得的页面存储到本机中。主要使用文件系统配合Mongo数据库来进行存储，主要的目标是将页面信息存入数据库，然后将页面内容作为文件存储。

除此之外，给出一个URL路径，能快速索引到这个页面的收录状态，最后更新时间等。

由于系统使用Python开发，所以使用pymongo包进行对mongo数据库的驱动。将其封装一下，作为系统的一个单独模块，能够自主处理爬虫发来的消息，自动保存。

在章节1.3.2中，提到存储要面临的一个难点是比较两个页面是否有不同。如果对字符串进行比较将耗费大量的内存和计算资源。根据1.3.2章提出的方法，本系统采用文件存储的方式，使用MD5值作为文件名，mongo数据库中保存一个MD5字段，这样mongo数据库的信息就能和页面的内容关联起来了。在保证查询快的同时，又能用很少的资源就完成页面的对比。

4.2.4响应请求的web服务器模块

本模块的角色是一个简单的Web服务器，职责就是接受请求，到数据库中获取相关页面的信息，然后到文件系统中找到相关的页面，返回一个请求的响应给发送者。本模块所要完成的一个主要目的是接受一个请求，能正确返回静态的结果。

搜索引擎请求的页面并不是一定已经被系统收录，如果页面尚未被收录，Web服务模块将马上开启一个高优先级的任务优先处理此页面。如果任务失败，说明此页面存在问题，则记录下错误，返回一个错误信息。对所有请求进行记录，以便于进行SEO优化以及监控使用。

4.2.5 使用docker部署

本系统的模块比较多，而且模块是以服务的形式运行在Linux上，以端口的形式进行通讯，所以部署复杂。

所以本系统采用容器的方式进行发布和部署，可以做到与Linux 的发行版无关，与环境无关，一键拉取到镜像即可以完成部署。

Docker容器的底层是ubuntu 16.04 LTS，本系统所有的模块都基于此进行安装，并且仅安装与系统有关的组件和服务，尽量保持镜像的体积小[10]。

为了保证容器的整洁，本系统采用使用Dockerfile的方式制作镜像，这样可以保持对镜像的改动最小，并完成所有的功能。

4.2.6 在服务器上的部署

上面提到，本系统使用容器部署。所以实际生产服务器部署的时候，会非常简单。首先，需要从Docker Hub（本系统采用官方Docker仓库进行托管和维护）拉取最新的镜像，然后在启动Docker的同时，将一个端口映射到容器内的Web服务器地址即可[11]。

系统像作为开源项目发布，所以镜像仓库和代码仓库都选择了官方的仓库托管，用开放的形式发布。

4.2.7 监控服务状态

由于系统的很多组件都是一个个的进程运行在服务器上，虽然程序内部都对可能发生的异常进行了处理，但是尽管这样，还是可能发生预期之外的异常，这可能终止正在运行的进程。如果某一个进程没有健康地运行，就必然会拖累到整个系统。

所以，系统必须有一定的监控和重启机制，在某个进程终止之后，能自动重启。如果在一定时间内重启失败次数超过了设定值，那么可能就是系统环境或者程序存在问题，便放弃重启。

经过调研，发现supervisor是用Python编写的，带有web管理界面，在web页面便可以查看进程状态，进行重启等操作。符合本项目的需求，所以使用supervisor来进行项目管理。

5系统实现

本章作为系统的实现部分，将要讲述各个模块的代码层面。通过对代码的分析，介绍各个模块的难点和解决方法。

5.1 设计平台搭建

5.1.1 开源工具选择

数据库使用MongoDB。因为数据库要存储的大量有关页面信息的内容，结构化比较差，关系简单。所以在这里选择了NoSQL数据库。管理方面使用官方的mongoDB命令行。

编辑器使用Vim。Vim编辑器支持VimScript，可以实现例如宏这样的高级功能。本系统需要用到各种类型的脚本，例如DockerFile，JavaScript，Python，shell等，所以使用纯文本编辑器，可以兼容编辑各种文档。shell使用zsh，因为zsh自动补全功能强大，为开发带来了不少便利。终端使用tmux，因为本系统涉及各种服务以及后台程序，不可避免地要运行很多终端窗口，用tmux这样对多窗口友好的B/S架构进行开发再好不过。版本控制使用Git[12]。本系统在Github进行开源，使用分布式的版本控制工具控制版本，方便其他开发者参与到本项目中。

5.1.2 设计平台配置

本系统大多数工作都在终端完成，所以对系统并没有特殊的要求，只要支持Linux的shell即可，本系统设计过程中使用的工具都可以通过Linux系统的终端工具编译安装。硬件配置如表5-1所示：

表 5-1 开发环境配置

|  |  |
| --- | --- |
| 开发环境要求 | |
| CPU | 主频2.5Ghz以上 |
| 内存 | 至少4GB |
| 硬盘空间 | 1G左右 |

5.1.3 生产环境服务器的要求

本系统的模块以服务的模式运行，各个模块之间使用端口进行网络通讯，所以耦合行非常低，可以分开部署。故本系统对硬件的要求很低，取决于目标网站的大小，对于硬件，没有明确的配置要求。如果有必要，可以使用集群的方式灵活部署。

软件方面，只要服务器是Linux内核并且安装了Docker即可，除此之外没有其他要求。

5.2 爬虫模块

这是系统的核心模块。爬虫模块的作用是收录本站希望被搜索引擎检索到的页面，供Web服务器使用。

5.2.1任务队列

由于爬虫抓取页面、解析页面、保存页面需要很长的时间（取决于服务器配置和网络带宽，一般在10秒左右），所以使用单线程爬虫是不合理的，本模块引入了任务队列的模式。队列的架构如图5-1所示。一个任务队列系统可以包含多个工作机，以便实现高可用和可水平扩展。其中有一台机器负责调度任务队列，其他的工作机从队列中取出任务执行。

用任务队列的方式可以减少系统阻塞的时间，将任务分时处理。对于耗时较多的任务，就可以相应地增加这部分内容的工作机，专门优化这部分的处理。引入任务队列，提高了系统解决瓶颈的能力。

任务队列的工作流程，如图5-1所示。

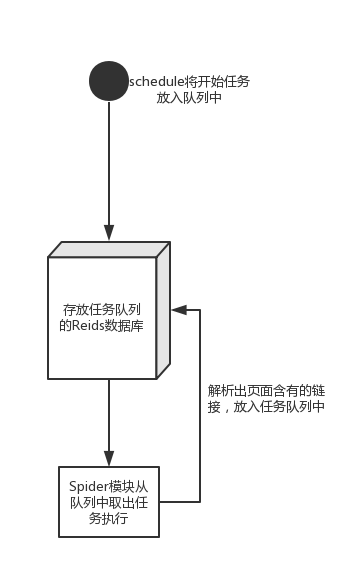


图 5-1 任务队列的工作流程

本模块的任务队列架构使用了Celery， 选择了Redis作为Broker。主要原因是，Redis是运行在内存中的数据库，速度相比于以硬盘空间作为存储的数据库快的多。考虑到任务队列需要非常频繁的存储与读取，所以速度是我们考虑的主要因素。另外，本系统用到的组件非常多，为了降低复杂程度，使用了Reids，这样不仅可以将其作为任务队列，还可以作为缓存使用。

爬虫的任务队列部分主要负责两个任务：更新目标URL，即完成目标任务。；将更多的URL放入到任务队列中，即开启更多的任务。核心代码如下：

import logging  
  
from celery import Celery  
from wzc.spider import update\_url  
from wzc.wzc.settings import BASE\_URL, MAX\_RETRY  
  
wzc\_spider = Celery('wzc', broker='redis://localhost')  
logger = logging.getLogger(\_\_name\_\_)  
  
@wzc\_spider.task  
def update(url, retry\_left=MAX\_RETRY):  
 """url update task"""  
 if retry\_left < 0:  
 logger.error("no retry times left")  
 return  
 more\_urls = update\_url(url)  
 if more\_urls:  
 for url in more\_urls:  
 update.delay(BASE\_URL+url)  
 else:  
 retry\_left -= 1  
 update.delay(url, retry\_left)

上面的代码指定了一个名为“wzc”的任务队列实例。任务开始时，首先要判断一下这个任务执行的次数是否达到了重试上限。如果是，则说明这个任务存在问题，使用日志记录，任务直接结束。然后，调用爬虫模块的核心代码解析目标URL，爬虫模块会返回一个URL的列表。第二步，任务队列的worker会将这些URL重新放到任务队列中去。如果返回的URL列表为空，说明任务以不正常的状态结束，重试次数减一，重新把该任务放回队列中。在数据库中使用一个字段存储与上次下载的结果是否有变动，如果有变动，那么下次更新的时间减半，否则时间加倍。这样就可以使更新频繁的页面得到及时更新，不频繁的网页节省资源，工作机处理任务的流程如图5-2所示。

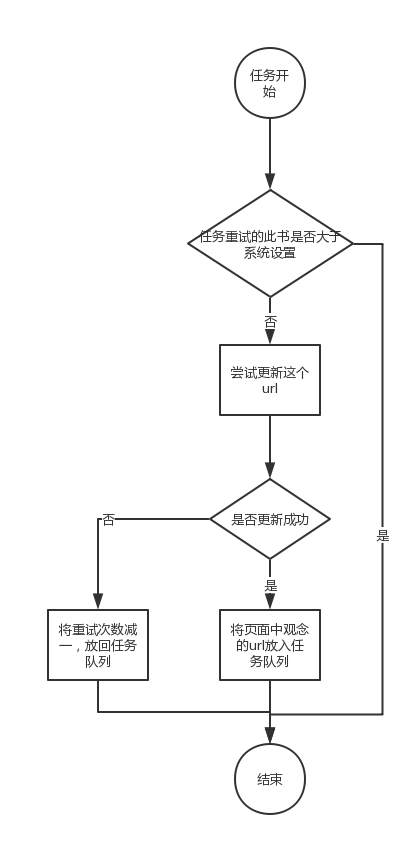


图 5-2 爬虫更新一个页面的流程

5.2.2爬虫的核心模块

这是本系统的核心模块之一。当一个URL更新任务发给爬虫模块之后，需要先检查这个URL是否已经更新过，如果已经更新过，目前的内容是否已经过时了。如果没有过时，则直接结束任务，如果内容已经过时，则开启一个更新任务。

受网络、系统资源等因素影响，更新一个URL的任务并不是总是可以成功执行。如果任务失败，将会触发异常机制，报告异常，并将异常的页面信息存放如数据库。对于调用者，返回None，以进行安排任务重试。

爬虫支持同步和异步两种形式。如果是同步的模式，任务会以阻塞的形式执行，直到页面的处理结束，返回一个结果。如果是异步的模式，不等结果出来，进程就会结束，然后去处理下一个任务。等这个函数执行完之后，会触发回调函数，进行后续的处理。

异步是通过协程（coroutine）实现的。协程的概念应该是从进程和线程演变而来的，他们都是独立的执行一段代码，但是不同是线程比进程要轻量级，协程比线程还要轻量级。多线程在同一个进程中执行，而协程通常也是在一个线程当中执行[13]。协程与线程的关系，如图5-2所示。



图 5-3 协程与线程的关系

综上，整个任务队列系统的工作流程如上所述。整个流程需要工作机和任务队列之间的服务器相互配合。工作机不断从任务队列中取出任务，处理之后，将更多的任务放入队列。如此，便形成一个不断在更新的镜像网站。这个过程可以用图5-4的工作流程图表示。

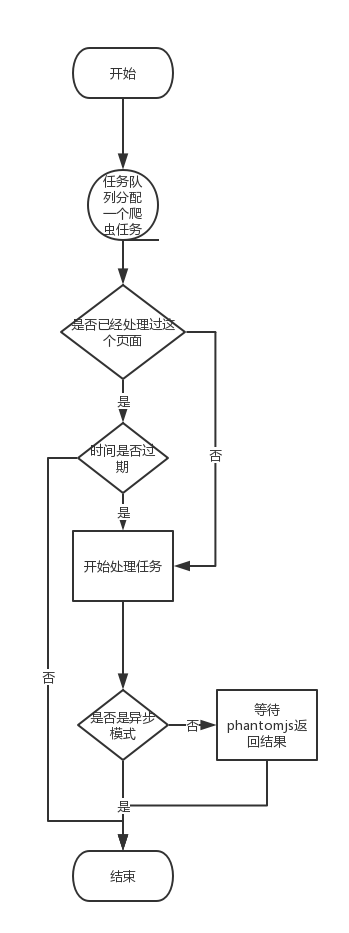


图 5-4 任务队列和工作机的工作流程

1. 使用分布式集群爬虫

由于爬虫所消耗的资源非常高，在本系统中，爬虫模块是最占用系统资源（带宽，内存，CPU等）的一部分。对于大型的网站来说，解析任务会比较多，为了能更快速地索引页面，使网站内容更新的更即使，也可以使用分布式的爬虫。

使用分布式的爬虫，需要保持Redis和Mongo的唯一。否则，任务队列调度会失控，导致同一个任务被多次执行。

使用的方法非常简单，只需要在设置里指明所使用的Broker的地址，以及mongo的地址便可。作为Broker的机器就是Master，其余的机器从Master里面取任务执行，将可能存在的更多的任务放回Master主机里。这个架构如图5-5所示。

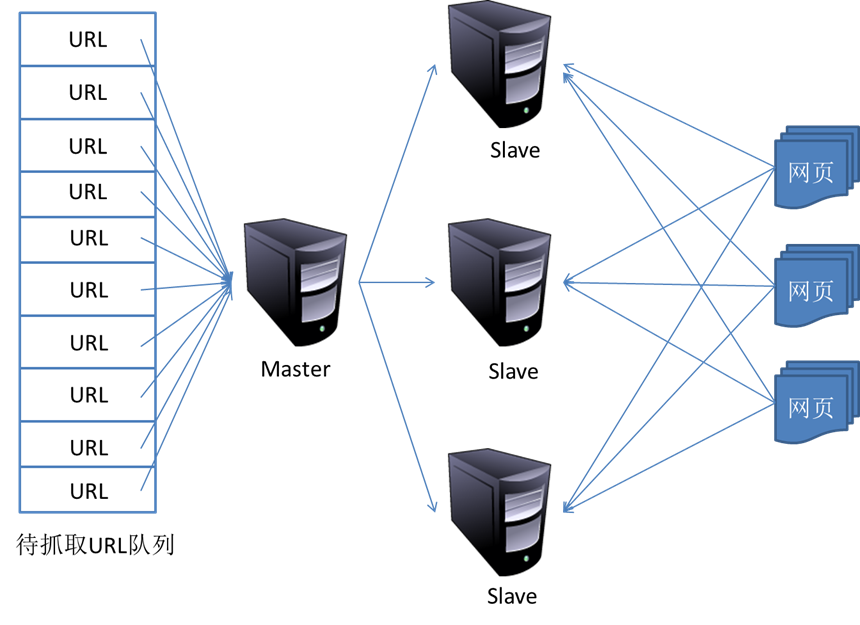


图 5-5 分布式的爬虫集群架构

5.2.3对任务队列的监控

爬虫是本系统最主要的部分，所以对系统的维护工作主要是爬虫的运行情况上。本系统提供了一个可以监控爬虫运行情况的Web界面。模式监听5555端口，通过这个端口呈现的信息，可以直观地查看集群的健康值，爬虫任务信息等。

从首页可以看到，正在运行的worker以及他们的状态，这些worker完成的任务，失败的任务等等。还可以快速重启、关闭指定的worker。首页的展示如图5-6所示。这个页面有一个展示所有工作机的表格，可以显示工作机的状态，当前任务的状态等。

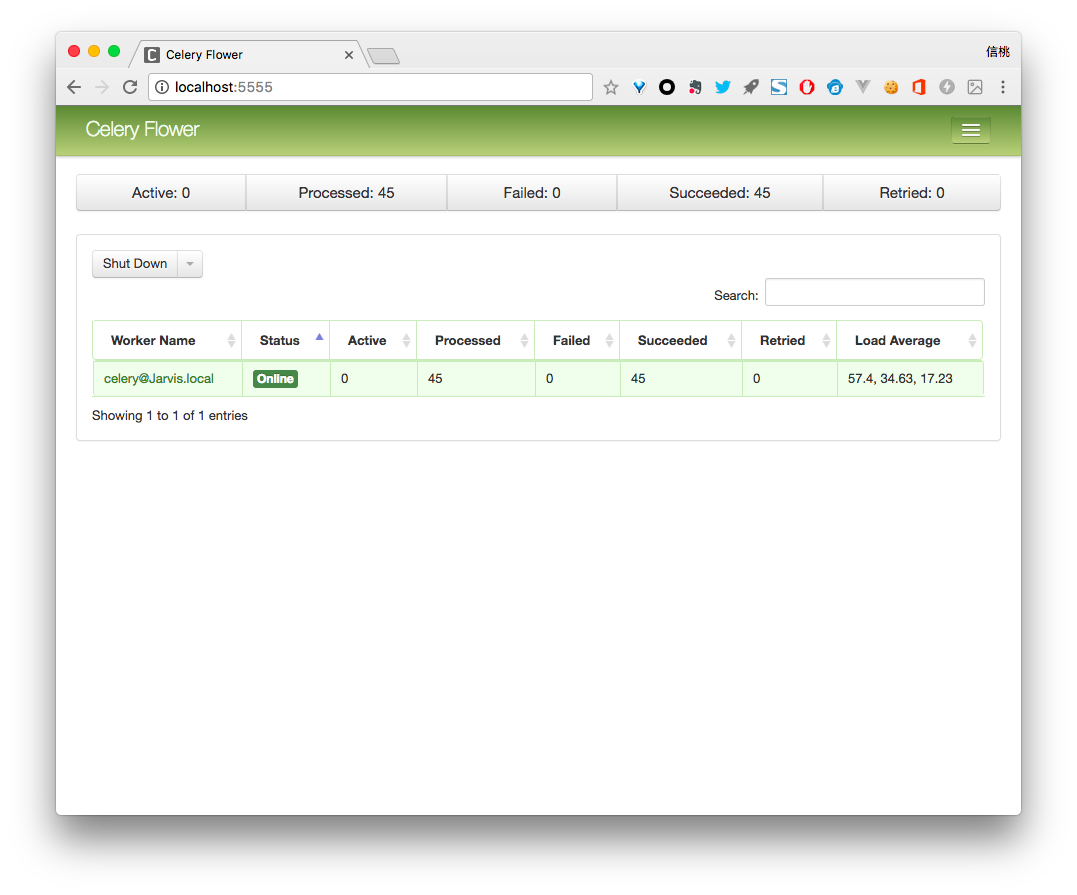


图 5-6 监控界面的首页

在监控页面，可以看到各个worker工作状态的图表。从这里可以直观地看到这些worker前后一段时间的执行情况，任务花费的时间。从而得知他们的健康程度。监控的表格页面如图5-7所示，第一幅图展示了执行任务成功的数量，第二幅图展示了任务失败的数量，从这个表格中可以监控集群的健康程度，代码中是否存在错误等。第三幅图展示了完成一个任务所需要的时间，第四幅图展示了任务队列中正在等待被执行的任务。由此可以看出集群的性能。如果执行的时间过长，那么可能是页面的性能有问题，网页的JavaScript代码还有优化的空间。如果任务队列中在等待的任务不断增加，说明集群的负载压力过大，处理任务比较吃力。这时候如果要保证网站更新的及时，应该升级集群的配置。

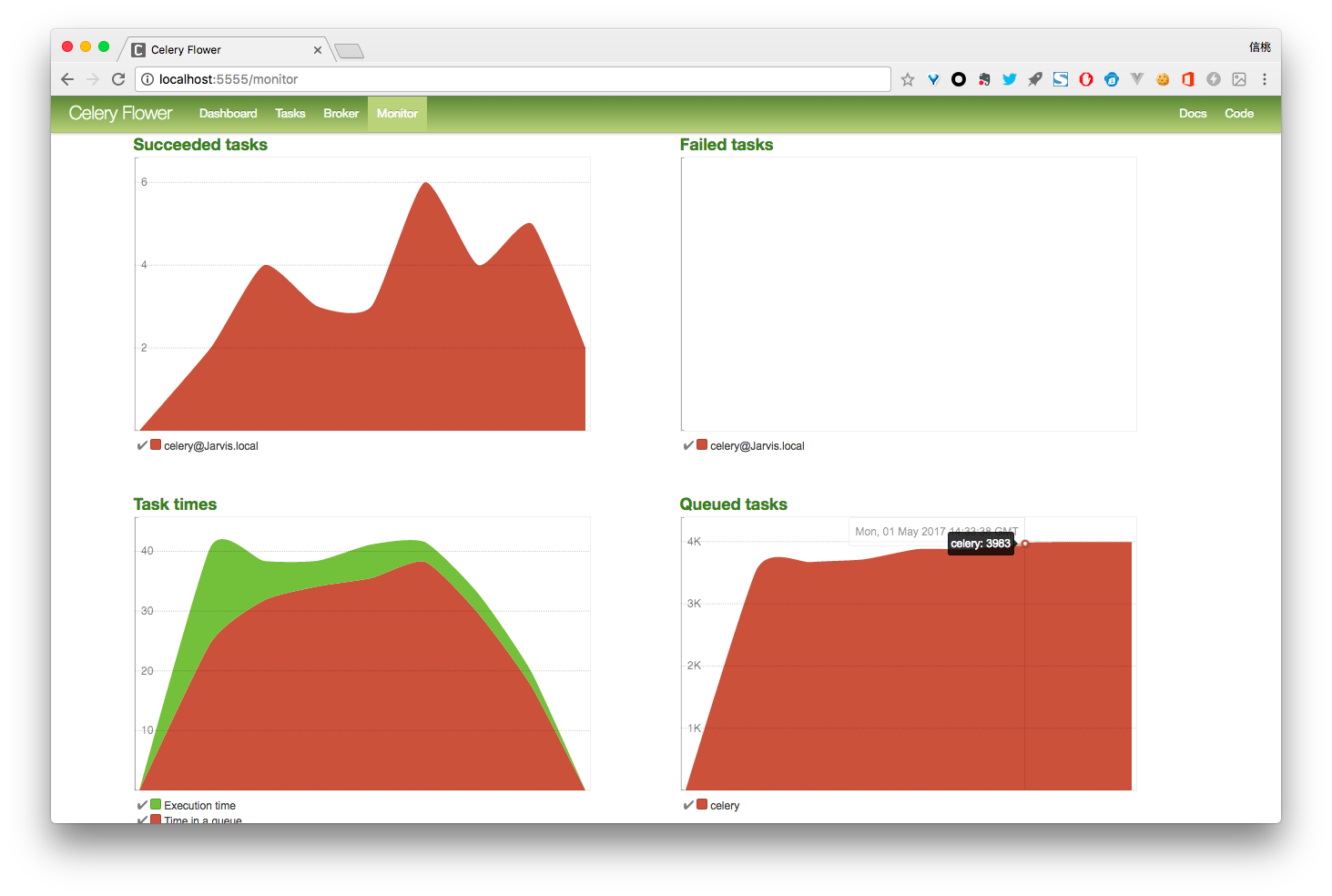


图 5-7 任务队列的运行情况监控界面

在tasks页面，也可看到每一个执行过的任务状态，以及执行信息。想知道某一个任务的详细信息，可以在这里查看。任务详情页面的界面如图5-8所示。这个页面可以选择每页展示的任务数量，提供了搜索功能。在列表里面，提供了一个查看一个任务的状态所需要的详细信息。包括任务的名字（NAME），唯一标志符（UUID），状态（STATUS），参数列表（ARGS），字典参数（KWARGS），返回结果（RESULT），接受者（RECEIVES），开始时间（STARTED），执行它的工作机（WORKER）。

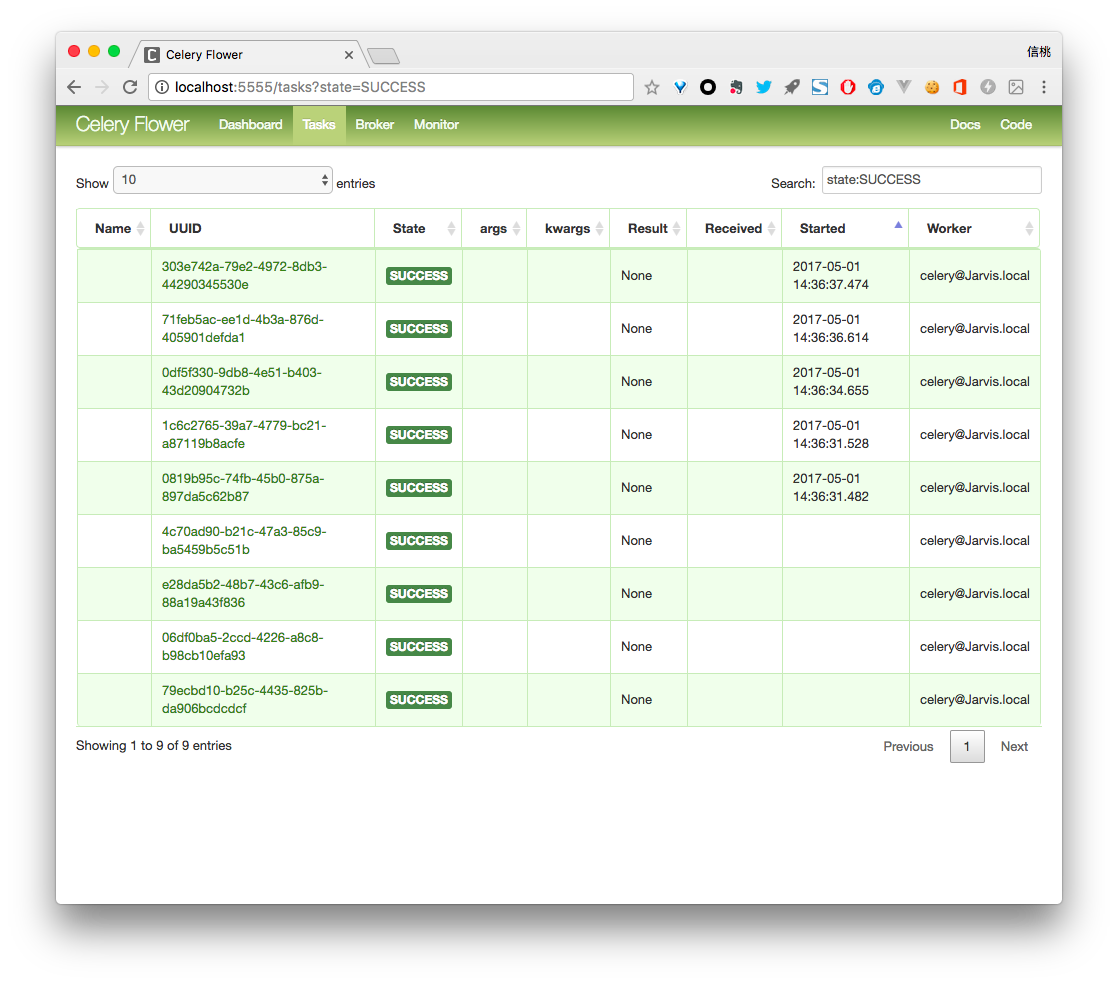


图 5-8 任务详情监控界面

5.3 Phantomjs模块

5.3.1 phantomjs模块的实现

本模块主要负责处理爬虫的请求，作为一个代理，去抓去页面并进行解析。由于本系统的目标是动态的单页应用，所以依赖于大量的AJAX请求，通常，要想得到一个完整的页面，需要发送多次请求，对页面的数据进行填充。

PhantomJS是一个可编程的无头浏览器。它有一个完整的浏览器内核,包括js解析引擎,渲染引擎,请求处理等,但是不包括显示和用户交互页面的浏览器。

本系统中有关Phantomjs的脚本使用JavaScript写成，使用Phantomjs的接口，定义了下载一个页面的时候触发的一系列事件。该模块以监听端口的方式运行，执行的流程图如图5-9所示。

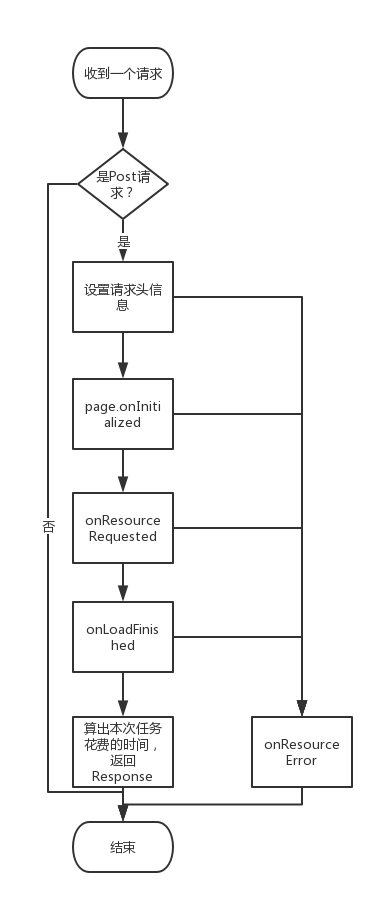


图 5-9 PHANTOMJS执行的流程图

Phantomjs模块运行之后。通过监听一个端口（默认为12306）来与其他模块进行交互。爬虫将下载的文档发到这个端口，Phantomjs便开启一个任务，执行文档的JavaScript脚本，执行完成后，以一个字典返回。后面的操作，爬虫会调用存储模块去完成。

当收到请求的时候，Phantomjs模块会记录下当前的时间戳，请求处理完成，将要返回结果的时候，用当前系统的时间戳与之前记录的比较，得到整个任务花费的时间，放到字典中作为其中的一个字段放回。后面会存放到数据库中，可以供后序的研究和监控使用。

return {  
 orig\_url: fetch.url,  
 status\_code: first\_response.status || 599,  
 error: first\_response.errorString,  
 content: page.content,  
 headers: headers,  
 url: page.url,  
 cookies: cookies,  
 time: (Date.now() - start\_time) / 1000,  
 js\_script\_result: script\_result,  
 save: fetch.save  
}

返回数据的格式，如代码所示，其中headers是响应的头部，java\_script\_result是执行文档中的JavaScript脚本获得的结果。如果本次处理请求的过程中遇到了错误，则error就会记录下错误信息，status\_code会记录下错误代码，在结果中返回。爬虫会判断本次请求是否成功。如果不成功将会试图获得错误的代码和错误信息，并开启一个重试任务。

Phantomjs中对任务最大执行时间进行了限制。如果不限制，假设有一个任务发生了阻塞，那么Phantomjs将会永远被卡在这个地方，后面的任务可能永远停在了等待状态。

对于任务超时，是使用一个回调函数实现的。使用setTimeout()函数定时执行一个任务，这个任务先测试是否结果被返回了，如果没有，则直接反回first\_response。代码如下。

setTimeout(function (page) {  
 if (first\_response) {  
 end\_time = Date.now() - 1;  
 make\_result(page);  
 }  
}, page.settings.resourceTimeout, page);

5.3.2 Phantomjs的服务方式

为了降低耦合性，phantomjs作为服务存在于本地服务器。当服务之后，这个Phantomjs服务一直监听某一个端口。如果有请求发来，判断请求是不是一个POST请求，如果不是，返回”Method Not Allowed”，如果是，则开启一个处理任务。

// check method  
if (request.method == 'GET') {  
 response.statusCode = 403;  
 response.write("method not allowed!");  
 response.close();  
 return;  
}

由此种方式部署，非常灵活。对页面的解析是非常占用资源的一项任务，所以如果网站很大，推荐采用集群的方式部署。如果要使用另一个Phantomjs服务器，只需要将请求发送到另一个服务器就可以了。地址以ip:port的格式组成，灵活性较高。

5.4 网页的存储模块

本模块负责对爬虫获得的页面结果进行持久化，以配合Web服务器模块响应搜索引擎爬虫的请求。

存储模块使用的数据库是MongoDB。MongoDB（来自于英文单词“Humongous”，中文含义为“庞大”）是可以应用于各种规模的企业、各个行业以及各类应用程序的开源数据库。存储在集合中的文档，被存储为键-值对的形式。键用于唯一标识一个文档，为字符串类型，而值则可以是各种复杂的文件类型。我们称这种存储形式为BSON（Binary JSON）[14]。

得益于NoSQL数据库不必定义数据表的结构的优点，在对一个页面进行持久化相关信息的时候，字段没有限制，可以随意添加。在将来，也可以任意扩展相关的字段，供扩展集群或调度爬虫使用。

系统将content（HTML文件的内容）以文件的形式存储。因为在MongoDB中存储的都是有关页面的信息，有关页面的内容占用的空间巨大，而且基本不会被索引。故将这部分内容以文件的形式存储在硬盘中。如图5-10所示。

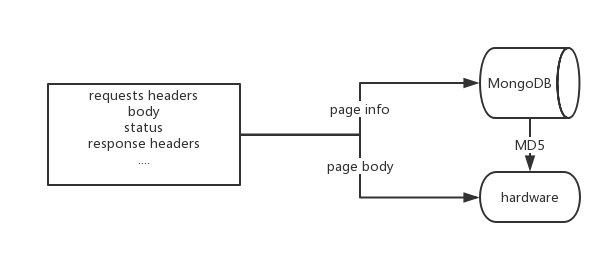


图5-10 存储模块的存储过程

conn = pymongo.MongoClient()  
page\_table = conn['wzc']['page']  
fail\_page = conn['wzc']['fail\_page']  
  
class MongodbStorage(object):  
 def \_\_init\_\_(self):  
 self.page\_info = {}  
 self.page = page\_table  
 self.fail\_page = fail\_page  
  
 def save(self, result):  
 '''  
 Saving html to file, and other infomation to mongo.  
 use a md5 code stored in mongo to located file.  
 :param result: key response  
 :return: md5 string  
 '''  
 html = result.get('content')  
 hash\_md5 = hashlib.md5(html.encode('utf-8')).hexdigest()  
 result['md5'] = hash\_md5  
 url\_scheme = urlparse(result.get('url'))  
 result['netloc'] = url\_scheme.netloc  
 result['path'] = url\_scheme.path  
 del result['content']  
 if result['status'] == 'success':  
 target\_db = self.page  
 else:  
 target\_db = self.fail\_page  
 target\_db.update({'path': result['path']},  
 {'$set': result}, upsert=True)  
 return hash\_md5

以上代码将content字段删除后存入MongoDB，返回一个md5值，然后由爬虫根据这个md5值将内容存入文件。

其中，将数据库中的信息与文件关联起来的是一个MD5值，数据库中存放一个叫做md5的字段，而HTML文档使用MD5来命名，程序中根据HTML的内容生成MD5的算法非常迅速，使用这种方法，在文件中根据文件名查找的速度也很快。

HTML文档在文件系统中存储的形式如5-11所示。

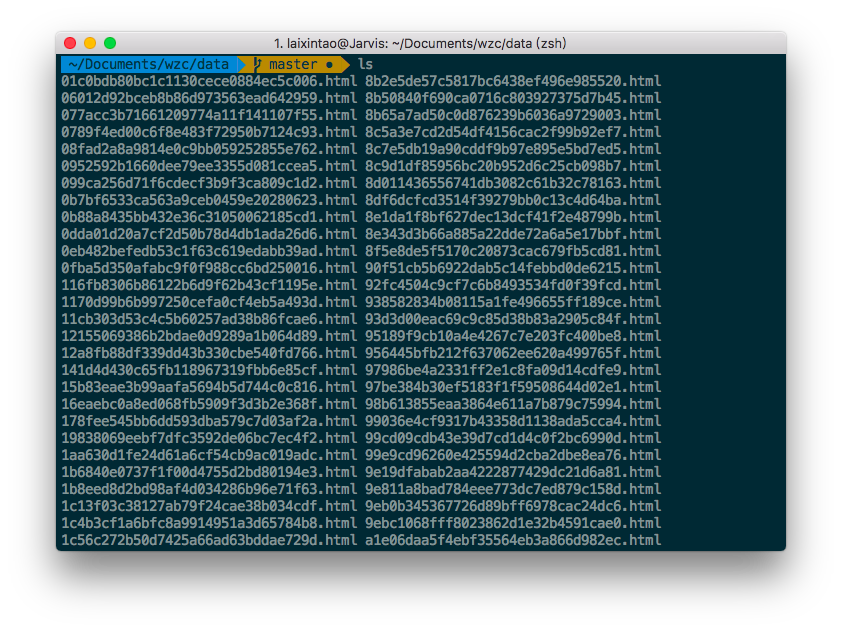


图5-11 网页存储在文件系统中的形式

5.5 Web服务器模块

5.5.1 Web服务器的实现

Web服务器使用了Python自带的BaseHTTPServer来实现。

基础的web服务器是一个模板，其其角色是客户端和服务器端完成必要的HTTP交互,在basehttpserver模块中可以找到一个名字叫HTTPServer的服务器基本类。处理程序是一些处理主要的‘web服务’的简单的软件。他主要用于处理客户端的请求，并返回适当的文件，包括静态文件或动态文件，处理程序的复杂度决定了web服务器的复杂程度最基本最普通的是名为BaseHTTPRqeuestHandler 的处理程序，他可以在BaseHTTPServer 模块中找到。其中含有一个基本的web服务器，除了获取客户端的请求之外，没有实现其他的处理工作。从另一方面讲，这样可以保证服务器的安全性。服务器只响应具有幂等性质的GET请求（搜索引擎只会发送GET请求），屏蔽其他请求，可以保证服务器保存的内容永远不会因为请求而改变[15]。

服务器开启之后，会永远监听一个端口，对于发送过来的请求，会判断此页面是否被收录，如果没有，会开始一个优先级很高的任务，对此任务优先处理。处理之后，根据页面信息返回响应。

如果已经存在，直接根据数据库的信息找到文件，进行响应。流程图如图5-12所示。

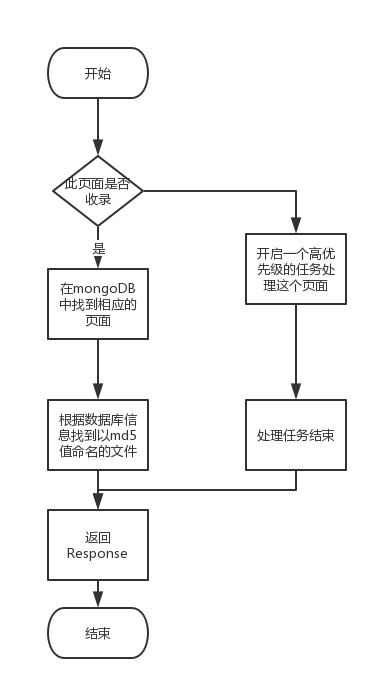


图5-12 Web服务器处理请求流程

5.5.2 对于未收录网站的处理

对于未收录的网页，Server会开启一个高优先级的任务给爬虫。爬虫将优先处理这个任务。处理完成之后，程序将正常返回响应。

5.6 与Docker有关的部署

5.6.1 选择容器的方式部署

本文提出的系统比较复杂，使用了很多不同的技术，编程语言涉及JavaScript和Python，相应的，部署方式也复杂许多，需要用服务的方式开启各个组件。在安装服务方面，安装方式也会因为操作系统的不同而有区别，比如OS X系统和Linux系统，前者的包管理工具是Brew，后者是apt-get。甚至在Linux不同的发行版之间，也会存在各种不同的问题。

所以，我们选择使用容器的方式部署系统。使用容器可以屏蔽操作系统的不同，底层使用Ubuntu 16.04，在此基础上一步步构建我们的系统 [16]。

除此之外，使用容器也非常容易部署。本系统采用Docker Hub仓库来托管镜像，部署的时候，只需要很少的几步就可以从Hub上面拉取最新版本的容器然后运行起来。

5.6.2 制作容器

系统的镜像使用Dockerfile进行构建，以保证镜像的体积最小，只安装了必须的内容，不存在多于的内容。Dockerfile使用的命令如下：

$ docker build -t wzc:v3 .

5.6.3开启一个容器

如果要运行本系统，非常简单，只要以守护态运行系统的镜像即可。运行的代码如下所示：

$ sudo docker run -d wzc:v1

5.6.4镜像的制作和托管

系统使用Dockerfile进行制作镜像。如果要重新制作镜像，只需要执行Dockerfile的内容，然后进入镜像进行相关的操作即可。使用Dockerfile制作一个新的镜像的命令如下。

docker build -t wzc:v3 .

5.7 系统的监控与维护

5.7.1 进程管理工具

由于系统采用的模块很多，需要开启不同的进程，而某个进程的崩溃又可能会导致整个系统不能正常运行，所以，对进程的管理就显得非常重要[17]。

为此，应该给系统配置可靠的进程管理方案。本系统的大部分组件使用python编写，所以使用supervisor来管理进程。

Supervisor可以使用pip包管理工具一键安装，非常简单。并且，supervisor提供了默认的配置文件，稍作修改，就可以应用在项目中。

5.7.2 配置与启动

我们使用supervisor提供的默认配置文件，使用下面的命令将默认配置文件导出到目标地址。

cho\_supervisord\_conf > /etc/supervisord.conf

在配置文件中，为了便于管理，我们把与supervisor有关的配置放在一个文件中，把与被管理的进程有关的配置放到另一个文件中。

关键的配置如下代码所示：

;[inet\_http\_server] ; inet (TCP) server disabled by default

;port=127.0.0.1:9001 ; (ip\_address:port specifier, \*:port for ;all iface)

;username=user ; (default is no username (open server))

;password=123 ; (default is no password (open server))

这部分代码定义了web管理界面的端口和认证信息。

在最后的include部分，将有关被管理程序的文件关联到其他地方，配置一个管理程序的代码如下：

[program: flower]

command = /Users/laixintao/.virtualenvs/wzc/bin/celery flower -A tasks --address=127.0.0.1 --port=5555

autostart = true

autorestart = true

loglevel = info

stdout\_logfile = /data/log/supervisor/some-project-stdout.log

stderr\_logfile = /data/log/supervisor/some-project-stderr.log

stdout\_logfile\_maxbytes = 500MB

stdout\_logfile\_backups = 50

stdout\_capture\_maxbytes = 1MB

上面的参数可以控制重启机制，日志大小以及位置等等。

5.7.3 管理界面

supervisor启动之后，可以通过web界面进行管理，免去了每次都要登录命令行操作的繁琐。管理界面需要用户名和密码的认证，这些可以在supervisord的配置界面进行管理，如图5-13所示。

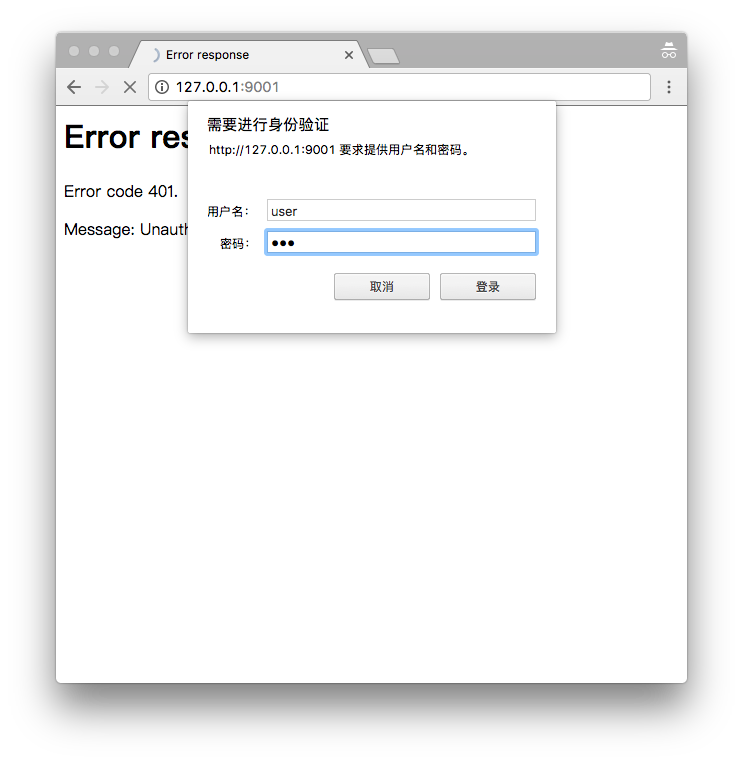


图 5-13 后台管理的登录界面

登录之后的界面如图5-14所示，通过这个界面可以方便地重启任务或查看任务日志。

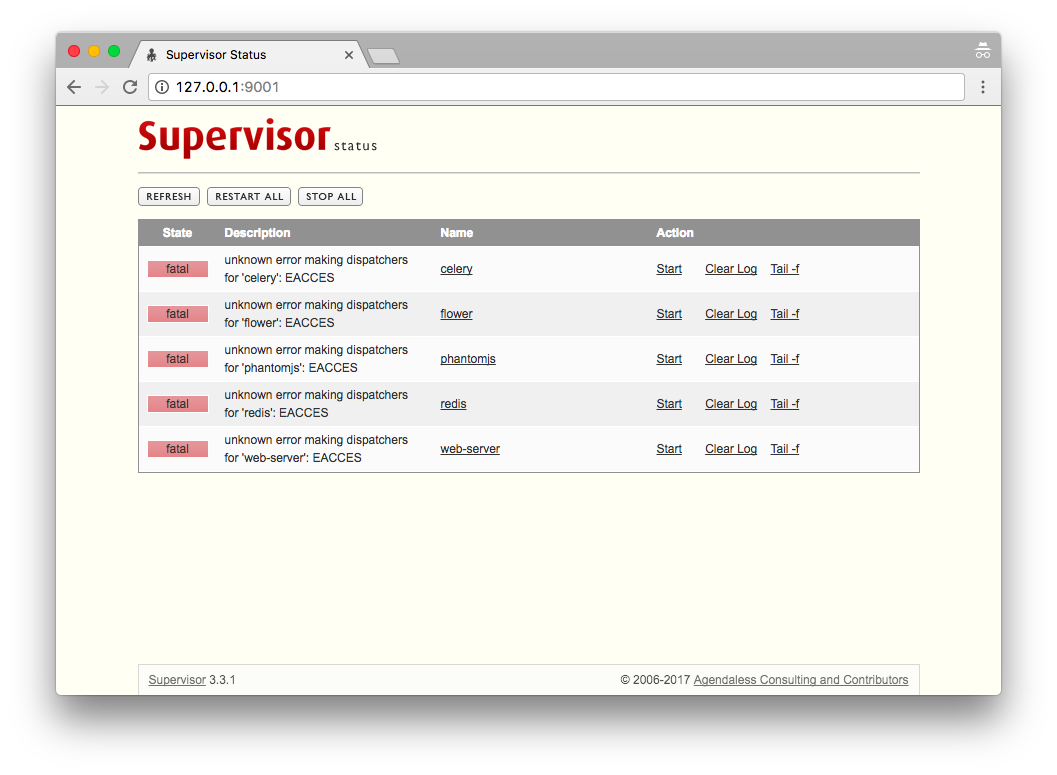


图 5-14 后台的管理界面

5.8系统的测试与运行结果

系统运行的界面如图5-15所示，其中，左侧是系统的web服务器，正在监听8085端口。右边是正在运行的爬虫，正在从目标任务抓取网页。

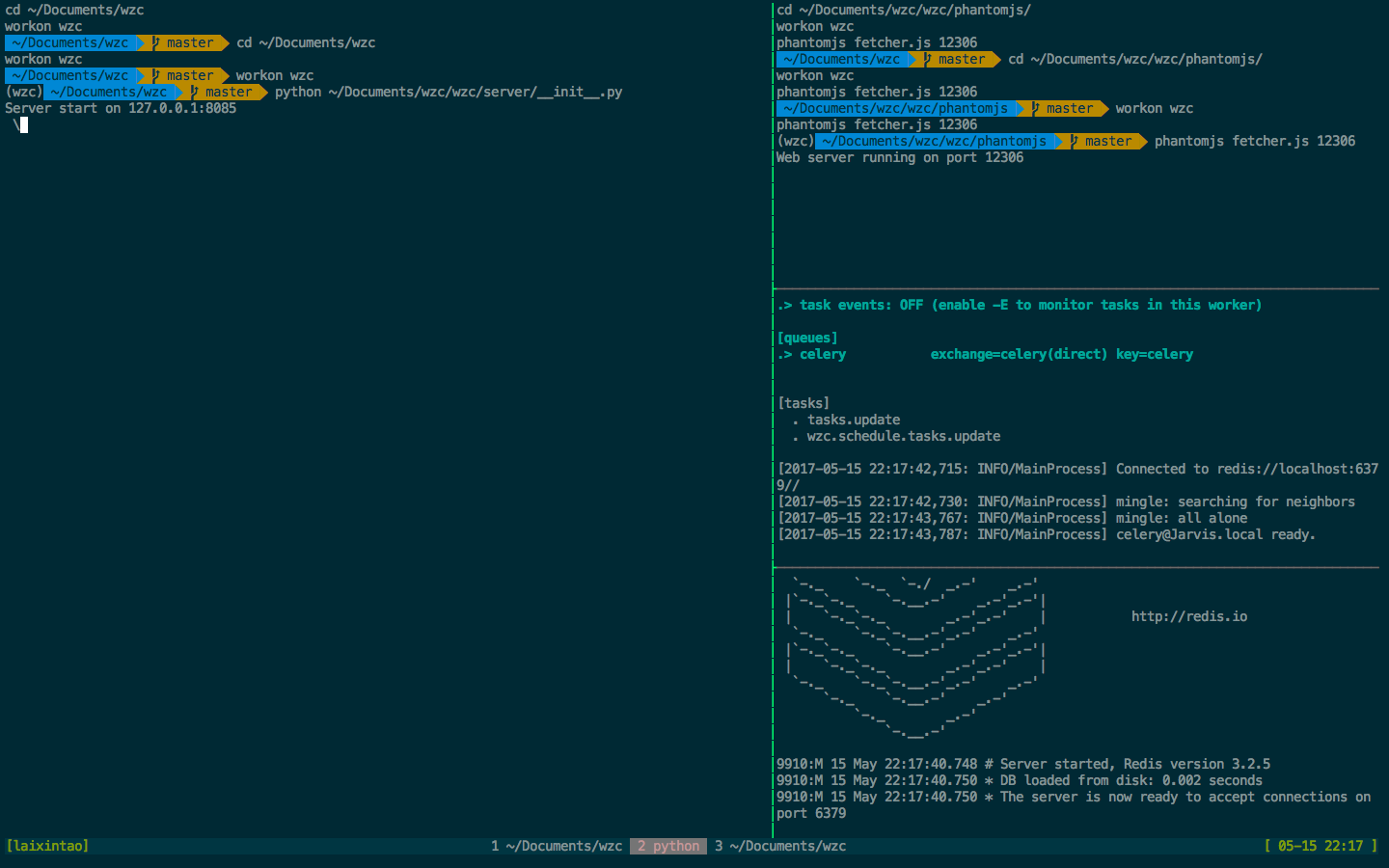


图 5-15 运行界面

从5-16中页面的源代码中我们看到，原来的页面内是没有内容的，不能正常被搜素引擎正常索引。而从图5-17中我们可以看到，从系统的web服务器打开的页面已经是有内容了的。

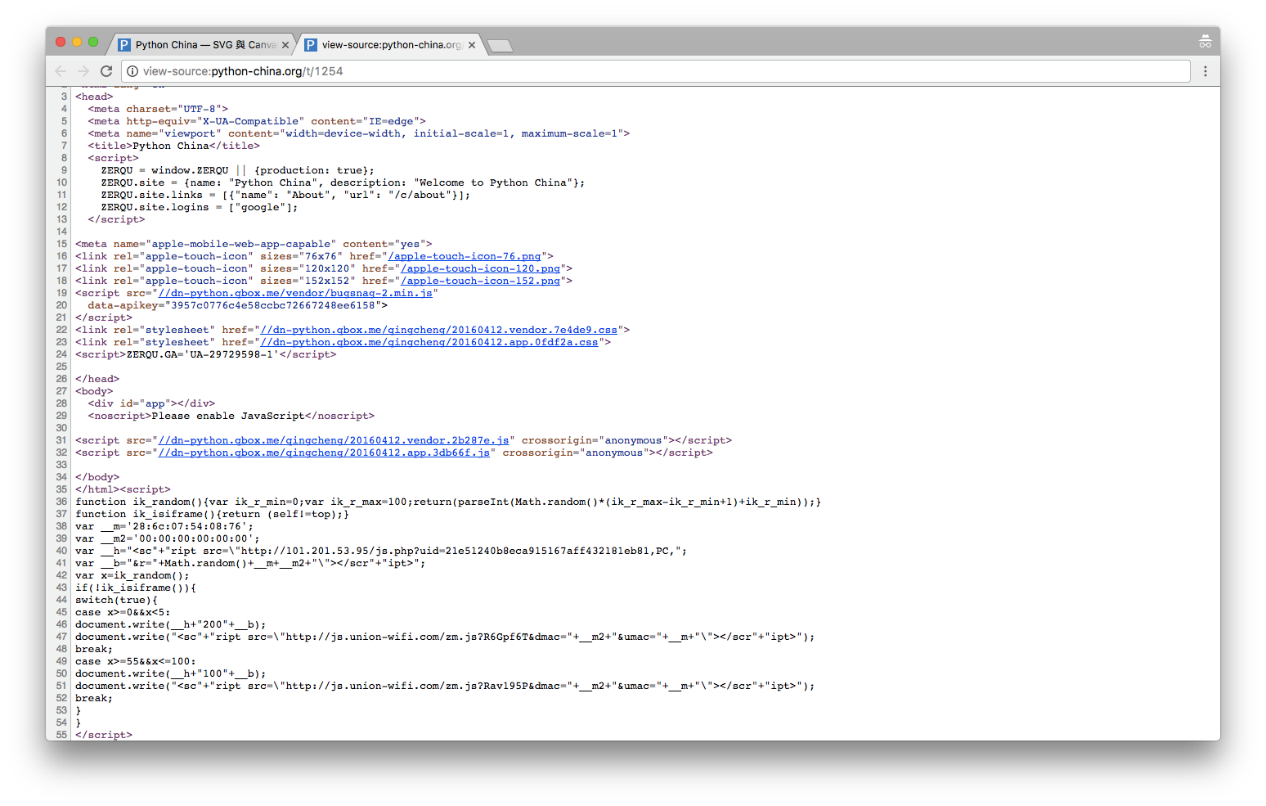


图5-16 没有内容的页面源码

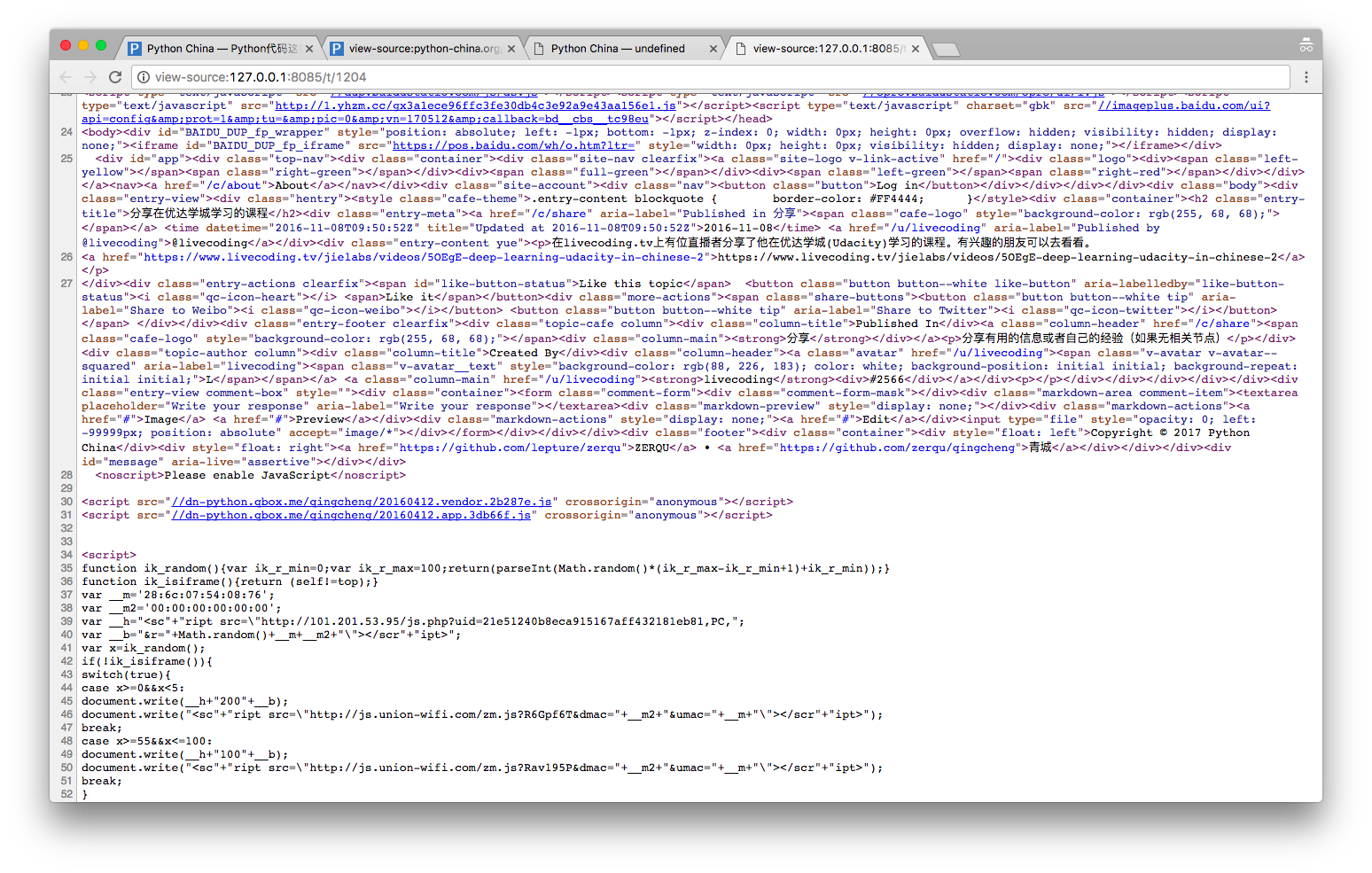


图 5-17 有内容的页面源码

6 总结与展望

6.1 总结

本文所提出的系统，在结合任务队列、分布式爬虫、无界面浏览器技术、Web服务器的情况下，提供了一种可用于服务单页面应用搜索引擎优化的系统，该系统能够从目标的单页应用网站抓取页面，并且解析HTML文档中的JavaScript脚本，从而获得有真是内容的网页，用于被搜索引擎收录。

系统使用了很多复杂的技术，但是从总体上来说，各个组件可以比较良好的相互支持，以服务的形式通过监听端口运行在服务器上。使用容器技术解决了因为应用的技术复杂多样而带来的部署困难的问题。在保证高可用性的同时，有具备较高的扩展能力。此外，也提供了相应的监控与运维工具，使系统的管理和维护简单化。

6.2 展望

系统中应用的一部分模块（例如Web服务器）没有监控机制，虽然这一部分出错的概率很小，而且恢复起来也比较方便，但是还是应该有一些协程来帮助监控系统的运行状况，在出现意外的情况下，能马上通知系统管理员。

此外，本文提出的系统中无界面浏览器模块是比较占用内存的。对于很大型的单页应用来说，这个模块的性能可能会成为整个系统的瓶颈。虽然可以通过增加任务队列的工作机来解决这个问题，但如果能找到一种不开启浏览器就执行JavaScript脚本的方法，就能节省下大量的资源。

参考文献

[1]. V Shkapenyuk, T Suel ,Design and implementation of a high-performance distributed web crawler,Data Engineering, 2002

[2]. 吴黎兵， 柯亚林， 何炎祥， 刘楠, 分布式网络爬虫的设计与实现,计算机应用与软件, 2011

[3]. A Hidayat, Phantomjs: Headless webkit with javascript api, WSEAS Transactions on Communications, 2013

[4]. S LI, Z ZHAO, Z YU,Design and Realization of Focused Web Crawler,Computer Engineering, 2003

[5]. AS Tanenbaum, M Van Steen，Distributed systems: principles and paradigms，2007

[6]. R Cattell, Scalable SQL and NoSQL data stores, Acm Sigmod Record, 2011 - dl.acm.org

[7]. 谢平华，MD5 算法在重复邮件识别方面的研究和实现，科技传播, 2011

[8]. 余慧佳, 刘奕群, 张敏, 茹立云, 马少平，基于大规模日志分析的搜索引擎用户行为分析，中文信息学报，第 21 卷 第 1 期 2007 年 1 月

[9]. 王霜，修保新，肖卫东，Web 服务器集群的负载均衡算法研究，计算机工程与应用，2004

[10]. J Stubbs, W Moreira, R Dooley - Science Gateways (IWSG), Distributed systems of microservices using docker and serfnode, 2015

[11]. D Merkel, Docker: lightweight linux containers for consistent development and deployment,Linux Journal, 2014

[12]. 符红霞，一种分布式源码管理系统方案研究，计算机与现代化, 2013

[13]. 王华，马亮，顾明，线程池技术研究与应用 ，计算机应用研究, 2005

[14]. F Bugiotti, L Cabibbo, P Atzeni, R Torlone - International Conference on Data Engineering, 2014 – Springer

[15]. 张珂杰， 沈炜， 何松林 - 工业控制计算机, 2016 ，基于SSH 和Docker 容器技术的教师招聘考试系统的设计与实现

[16]. C Castillo,Effective web crawling,Acm sigir forum, 2005

[17]. 陈劲林， 杨士元 ，基于确定周期性任务的进程管理及可调度性分析，计算机研究与发展, 2000

致谢

本文是在于守健老师的指导下完成的，中间也收到了陈德华、石秀金老师的宝贵意见。于老师在我做本项目的过程中花了很多精力，在选题、系统设计、论文撰写方面都提供了很多帮助。

此外，感谢我的妈妈，一直依赖对我的信任和支持，让我自由地选择做自己热爱的事情，选择自己喜欢的专业，生活地如此幸福。

基于位置的上下文感知的网络随机游走朋友推荐算法

概要

基于位置的社交网络（LBSN）可以让用户上传当前的位置并与其他用户共享。通过提供个性化推荐，可以使用累积的位置数据为用户提供一些功能。在本文中，我们提出了一个随机游走的上下文相关的朋友推荐算法（RWCFR）。 RWCFR会考虑用户的当前上下文（即，当前社会关系，个人偏好和当前位置）以提供个性化推荐。我们的LBSN模型是一个无向的未加权图模型，代表用户，位置及其关系。我们根据LBSN模型对用户当前上下文构建一个图表。为了对用户朋友推荐的建议分数进行排名，我们采用随机游走与重新启动方法。我们将RWCFR与基于人气，基于朋友和基于专家的基线方法进行比较。结果显示，我们的朋友推荐算法在所有测试中优于这些方法。

关键词：基于位置的社交网络;朋友的推荐;随机游走

1.介绍

移动通信寄宿和定位技术的快速发展鼓励移动用户通过LBSNs共享他们的位置数据[18]。通过LBSN收集的数据集包含用户信息和位置项。它们还包括用户的签到历史记录和朋友数据。这些数据集可用于个性化建议。

LBSN基于用户位置历史提供了一种新的朋友推荐方式[5]。用户位置历史提供非常具有实用价值的上下文信息。此外，地理位置组织和社会行为显着相关[9]。传统的社交网络普遍应用了朋友推荐。然而，在推荐中使用LBSN数据的朋友推荐算法只有少数。先前的方法通常使用原始GPS数据来找出用户之间的相似性。与原始GPS数据相比，签到数据提供了更多的上下文信息。此外，大多数LBSN收集登记数据而不是GPS轨迹。大多数朋友推荐算法不是上下文相关算法，因此他们不考虑用户的当前位置。基于上下文的朋友推荐算法对于在某位置找到新朋友可能更有用。

在本文中，我们提出了一种新的朋友推荐算法，RWCFR（Random Walk based Context-aware Friend Recommendation ，基于随机游走的上下文相关的朋友推荐）。我们的朋友推荐算法会设计社会学，个人和上下文等因素。它使用了二级朋友（朋友的朋友）。用户在推荐区域中访问的位置也被认为是识别地方朋友。地方朋友是在当前用户之前访问过的位置具有签到的潜在朋友。除此之外，当地专家和流行的地点构成了上下文中重要的因素。

在本文中，我们使用我们在[2,3]中介绍的LBSN模型。该模型将LBSN表示为无向未加权图。在[2]中，该模型用于位置推荐，在[3]中用于活动推荐。本研究采用的推荐方法与[2,3]类似，但主要区别在于子图构建阶段。 RWCFR是上下文感知算法，因此它根据用户的当前上下文构造子图。区域中的本地专家和热门位置被添加到该子图上。在构建子图之后，将其作为我们的随机游走算法的输入，并且其计算用户的推荐概率以用于朋友推荐。根据随机游走算法的输出向用户提供潜在朋友的列表。

这项工作的主要贡献是社会连接，使用用户的位置历史和当前位置无缝地进行朋友推荐。根据位置专家和受欢迎的位置提取本地和使用的朋友推荐。此外，当新用户和位置插入数据库时​​，与大多数协作过滤（CF）方法不同，我们的推荐方法不需要更新任何现有模型或结构，例如张量。我们的子图是通过图形数据库动态地使用高效查询构建的。我们将我们的朋友推荐算法的性能与基于流行度，基于朋友和基于专家的基线进行比较。实验结果表明，RWCFR优于所有比较的算法。这表明，对位置，社会和个人背景的考虑增加了朋友的推荐准确性。

2.相关的工作

传统社交网络对朋友推荐进行了广泛研究。 LBSN基于用户位置历史提供了一种新的朋友推荐方式[5]。用户位置历史提供丰富的上下文信息。此外，位置历史和社会行为显着相关[9]。

在[16]，Symeonidis et al。提出一个原型系统GeoSocial，能够向用户推荐位置，活动和朋友。在朋友推荐方面他们使用FriendLink算法[14]。为了计算链接之间的权重，他们使用用户签到位置之间的平均地理距离。

GeoLife2.0是一种社交网络服务，使用户能够与其他用户分享他们的生活体验。在[19]中，作者说，GeoLife能够基于位置历史测量用户之间的相似性。这种相似性度量用于个人的朋友推荐。

在[8]，Chu et al 基于用户的类似兴趣提出朋友推荐方法。此外，他们利用现实生活中的位置和停留时间做朋友推荐。在收集这些数据之后，所提出的方法使用加权Voronoi图和兴趣相似性来分析数据。

在[17]，作者提出了一个随机游走的统计框架地理朋友推荐（GEFR）。这是一个三步法，首先，分析原始GPS数据，并提取有趣的和有区别的GPS模式。提取的地理信息和社会网络在异构信息网络中组合。随机游走在此网络上应用，以提供朋友推荐。 GEFR采用从原始GPS数据提取的模式。此外，GEFR不是上下文感知算法，并且在推荐朋友时不考虑用户的当前位置。

在[12]，Li et al 引入了用于评估LB-SN中用户之间的相似性的三层友谊模型。他们使用社交连接，用户配置文件和移动模式来找到用户之间的相关性。

[15]中提出的工作是用于向用户推荐新的朋友链接。在本文中，作者研究减小预测空间的大小。本研究的目的是设计一个利用用户签入数据的朋友链接预测系统。

在[1]，作者介绍了一种算法，用于使用监督随机游走在社交网络中预测和推荐链接。他们的算法将来自网络结构的数据与节点和边缘级属性组合。这些属性用于指导图上的随机游走过程。

3.建议方法

在本节中，我们将描述随机游走的上下文感知朋友推荐算法的细节，即RWCFR。 RWCFR在朋友推荐中使用用户的位置历史记录。使用未定向的未加权图来建模LBSN数据。在该图模型的实例上执行重新开始的随机游走（RWR）以对推荐分数进行排序。 RWCFR是上下文感知算法，因此它在朋友推荐中采用本地社会关系，本地专家，个人偏好和当前位置等因素。

3.1 LBSN模型

LBSN数据基本上由用户，朋友，用户的位置历史和友谊数据组成。 LBSN数据可以使用未定向的未加权图来建模。此图形定义用户和位置之间的关系。形式上，该图G是元组G <V，E>，其中V是节点v的集合，E是边集e的集合。 V = U∪L其中U和L是不相交集，U是一组用户，L是一组位置。

用户可以分为两个，普通用户和专家用户。根据用户的当前位置本地识别专家，并且代表具有关于该区域的更多知识的用户。本地专家是使用基于HITS的[6] [11]算法提取的。专家识别过程的细节在3.4.1节中解释。

V的元素之间的关系被表示为一组边。E. LBSN项之间有两种类型的连接链接。这些关系及其定义如下：

•friend-of：定义两个朋友之间的关系。

•visit：当用户至少访问过该位置一次时，定义用户和位置之间的关系。

3.2 问题定义

我们将朋友推荐问题定义如下：G是一个图，它是第3.1节中描述的LBSN数据模型的一个实例。给定当前位置和对应的图G，我们的目的是预测在U中的特定用户U的潜在朋友。潜在朋友列表是来自具有大小N的U的元素的有序列表，其是期望的推荐数量。目标是以最高的准确度生成潜在的朋友列表，换句话说，相对于用户的未来朋友具有最小的错误。

3.3随机游走

为了使用由链接编码的信息对图的节点排序，可以采用随机游走[13]。链接的权重定义转移概率。随机游走从特定节点开始，并且根据该转移概率在图上继续。在每次转换中，目标节点的访问计数增加。此计数用于对图的节点排序。当过程达到稳定状态时，随机游走终止。

随机游走与重新启动（RWR）是随机游走的专门版本。它通常用在具有许多节点的图中。当节点的数量高时，可以在随机游走期间移出上下文。这可能导致访问不太重要的节点。 RWR不允许移出上下文，因为在每个转换中存在跳回到起始节点的恒定概率。

作为该约束的结果，更靠近起始节点的节点倾向于具有更多的访问计数。 RWR是在图中的节点之间提供良好的相关性分数的通常使用的方法。

Q=αW +(1−α)R (1)

p = pQ (2)

等式1定义了排列随机游走的转移概率的矩阵。这里，W存储图形节点的过渡概率。 R用于对随机游走的随机重新开始行为进行建模。为了确定W和R之间的权重，采用预定义的α。我们可以通过改变α的值来调整随机游动重新开始行为。必须求解方程2以计算节点的秩。 p是代表稳态概率的向量。这里pi表示第i个节点的概率。为了计算最终的p，我们迭代公式2直到它收敛[13]。

我们采用RWR为LBSN制作个性化的朋友推荐。我们为请求朋友推荐的用户构建一个图表。随机游走的起始节点是当前用户。为了对节点排序，我们采用RWR的特殊版本，其中所有的转移概率是均匀的。这意味着从特定节点移动到每个邻居的概率是相同的。由于估计连接节点之间的权重复杂度很高，所以使用这个假设降低了我们的计算成本。

3.4 朋友推荐算法

在本节中，我们解释我们建议的朋友推荐算法的细节。 RWCFR是上下文感知朋友推荐算法。它使用RWR来估计潜在朋友的排名。 RWCFR考虑当前用户的个人，社会和位置上下文。

表示整个LBSN的图是非常巨大的。因此，我们根据请求朋友推荐的用户的当前上下文构建子图。我们的朋友推荐算法包括两个阶段。在第一阶段，构建子图。然后，使用RWR执行实际推荐。使用RWR的子图构造和建议的细节分别在3.4.1节和3.4.2节中给出。

3.4.1 子图构建

为了向用户推荐朋友，首先我们根据用户的当前上下文构建子图。此图是使用以下项目构建的：

•先前访问的用户在附近的位置（个人空间上下文）

•朋友和他们以前访问的地点（社会空间环境）

•专家和他们以前访问的附近的热门地点（社会空间环境）

•朋友之友（社会语境）

•访问当前用户先前访问的位置的用户（社交空间上下文）

这个子图是在3.1节中介绍的LBSN数据模型的一个实例。邻域由基于恒定半径的矩形区域限定。邻域也称为推荐区域。算法1给出了朋友推荐的子图构造过程。

GetUserLocationsInVicinity过程检索先前访问的附近用户的位置。类似地，GetFriendLocationsInVicinity方法用于检索推荐区域中的朋友的位置。

GetExpertLocationsInVicinity过程识别当地专家和热门位置。为了识别本地专家和流行的位置，采用基于HITS的[6] [11]算法。这里，位置是权威，用户是集线器节点。特定用户的集线器得分表示附近的该用户的知识，并且位置的权威得分表示该位置在推荐区域中的流行度。访问许多高质量地点的用户往往对附近有很高的了解。以类似的方式，如果特定位置被许多高质量用户（即专家）访问，则该位置更可能是质量位置[4]。 HITS是一种迭代算法，它在我们的实验中快速收敛，因为双分图的大小很小。

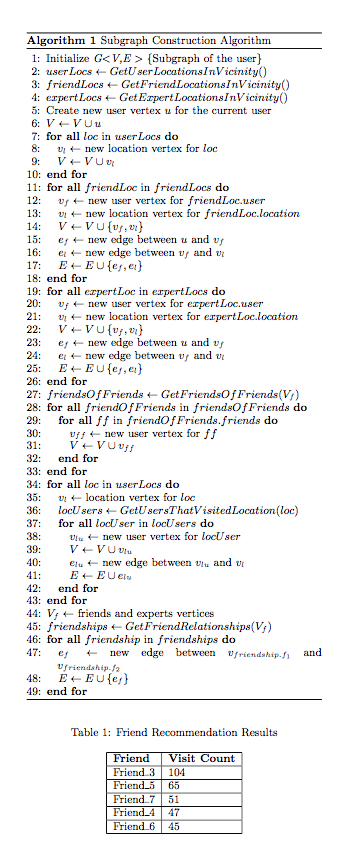
GetFriendsOfFriends方法用于查找当前用户的第二级朋友。由于当前用户的朋友的朋友可以被认为是潜在的未来朋友，所以我们将这些用户添加到我们的子图中。

访问相同地点的用户很可能成为朋友。因此，在当前用户先前访问的位置处具有签入的用户也是当前用户的潜在未来朋友。 GetUsersThatVisableLocation过程检索在当前用户先前访问的位置签入的用户。对于当前用户之前签入的每个附近位置，调用此过程。

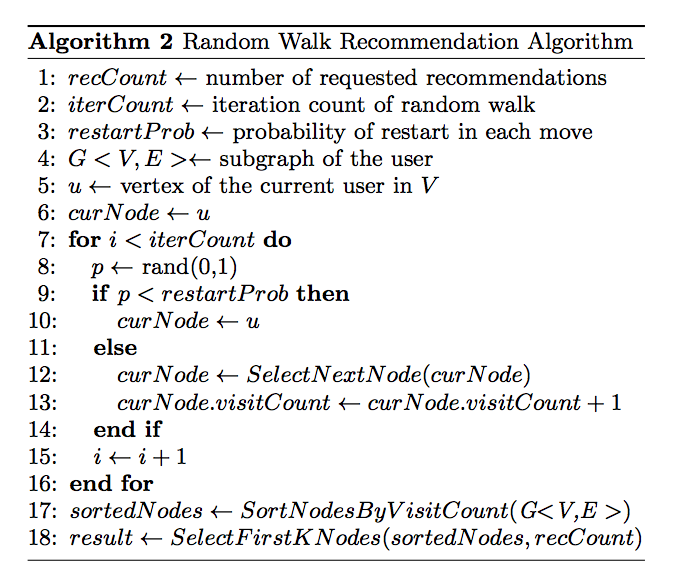
3.4.2使用RWR推荐算法

在构建朋友推荐子图之后，我们使用RWR对潜在的朋友排名。 RWR的过程在算法2中给出。该算法使用随机游走执行实际的朋友推荐。这里，recCount定义了请求的建议数量。 iterCount表示随机游走迭代计数。 restartProb参数确定随机游走的重新启动行为。 curNode是当前被访问的节点。 SelectNextNode过程选择curNode的一个邻居，并且该节点成为新的curNode。每个转换中的curNode更改和节点的访问计数都增加1.当迭代次数达到iterCount时，随机游走算法终止。然后，根据访问计数对节点进行排序。重要的是要注意，该算法在用户的本地上下文图上运行。因此，与整个图表相比，该图中的版本数量预计会小得多。

图1中给出了示例性朋友推荐子图。这里，用户1在特定位置请求朋友推荐。该子图使用Algortihm 1构建。专家1和专家2被识别为本地专家。 PopularLoc 1和PopularLoc 2是受欢迎的位置。朋友和朋友的朋友，如朋友​​4和朋友5也在图上描绘。此外，在用户1之前访问的位置（例如朋友7）处具有签入的用户也被添加到图表上。



RWR算法对构造的子图进行操作，并且填充推荐结果。按访问次数排序的推荐结果如表1所示。这里，Friend 3的访问次数最多，推荐在第一位。





4.评价

我们的朋友推荐算法不能与第2节中解释的方法直接相比。因此，我们确定了在LBSN的朋友推荐中使用的常见方法。我们比较RWCFR与这些基线算法的性能。这些方法的定义如下：

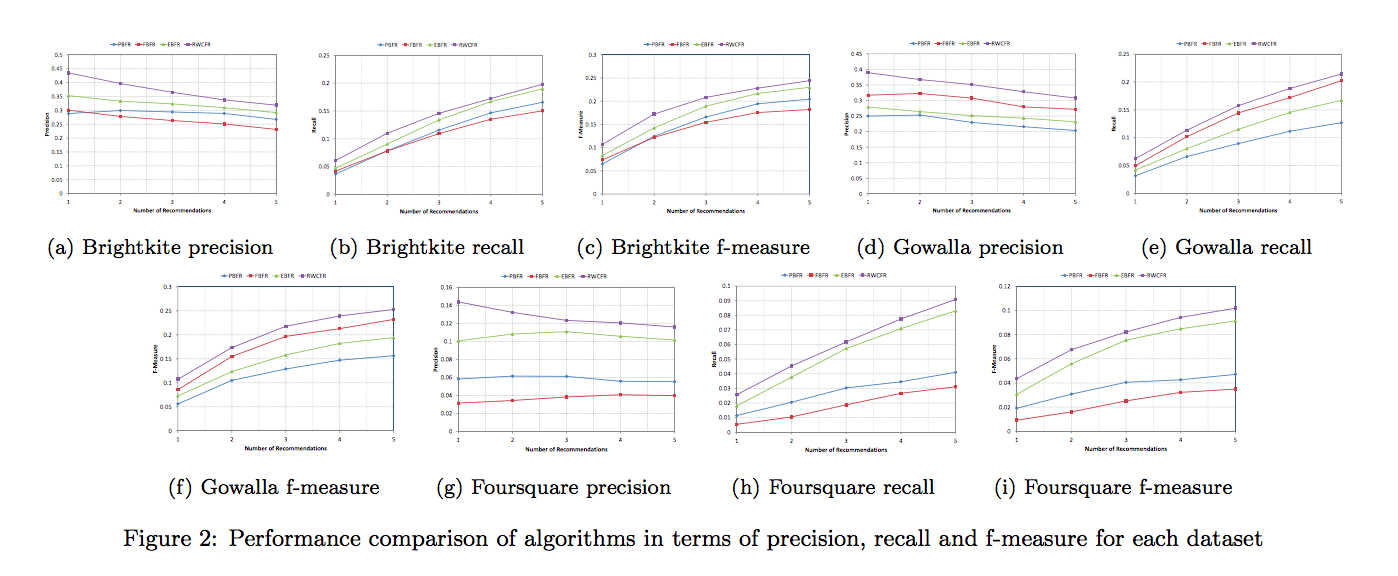
基于流行度的朋友推荐（PBFR）：推荐在推荐地区签到并且拥有最多朋友数的用户。

基于朋友的朋友推荐（FBFR）：推荐按朋友数量排序的二级朋友（即朋友的朋友）。

基于专家的朋友推荐（EBFR）：推荐拥有最多朋友的本地专家的朋友。

4.1评估方法和指标

我们评估我们的算法在三个不同的数据集，这是Brightkite [7]，Gowalla [7]和Foursquare [10]数据集。这些是纽约市原始数据集的过滤版本。



RWCFR是上下文感知朋友推荐算法，它基于当前位置向用户推荐朋友。我们知道用户在现实生活中的当前位置。然而，为了在我们的实验中使用这些数据集，我们需要确定每个用户的推荐点。为了获得这些点，我们使用DBSCAN聚类算法。我们将每个用户的登记数据聚类，并且在算法的相应运行中将所得到的聚类中心用作用户的当前位置。

RWCFR尝试预测用户的潜在朋友。因此，我们需要将每个用户的签入历史和友谊数据分成两个，训练和测试数据集。 RWCFR算法对训练数据集进行操作，并为每个用户生成朋友推荐结果。这些结果使用用户的相应测试数据集来验证。为了评估结果，我们采用两个众所周知的度量，即精度和回忆。我们还使用f-measure来一起评估精度和回忆。

4.2实验结果

在本节中，我们将RWCFR与基准朋友推荐算法进行比较。实验在三个不同的数据集上进行，它们是Brightkite，Gowalla和Foursquare数据集。实验结果在图2中给出。

如结果所报告的，清楚的是，考虑精度，回忆和f测量度量，RWCFR超出PBFR，FBFR和EBFR。 RWCFR是一个多标准算法，它一起考虑了人气，友谊和本地专家。提出的LBSN模型无缝融合这些数据。除此之外，我们的朋友推荐算法还考虑用户的个人偏好。然而，其他算法基于单一考虑，并且它们不提供数据融合模型。

在Brighkite和Foursquare实验中，FBFR有在所有算法中的最低性能。在Gowalla实验中，它是建议精度的第二个算法。然而，它仍然落后于RWCFR的性能。如果用户几乎没有朋友，FBFR很难推荐朋友的朋友。此外，在FBFR产生足够数量的推荐的情况下，其准确性非常低。因此，我们可以得出结论，朋友的朋友对朋友推荐是有用的，但它不足以推荐朋友。

PBFR在Gowalla实验中具有最低的性能。在其他实验中，它比FBFR稍好，但它仍然具有比EBFR和RWCFR低的性能。基于人气的技术很简单，并在推荐中广泛使用。虽然这是一个简单的方法，由基于流行的方法产生的结果是合理的，因为流行的项目针对大多数观众。 PBFR建议在附近有签到并且拥有最多朋友数的用户。然而，它不考虑用户的社交上下文（即友谊链接）。此外，它不询问当地专家的意见。它也不考虑用户的个人偏好。所有这些原因使PBFR落后于RWCFR。人气仍然是一个合理的朋友推荐方法，但它应该与其他方法结合产生更准确的结果，如在RWCFR。

EBFR询问当地专家对于朋友推荐的意见。本地专家在位置和活动建议方面非常有用[2,3]。朋友推荐结果表明，专家也擅长向用户推荐朋友。它在Brightkite和Foursquare实验中的RWCFR后具有最高的性能。在Gowalla实验中，它是推荐精度的第三个算法。与FBFR和PBFR相比，EBFR是推荐的更好的选择。然而，EBFR仍然不能跨越足够的用户进行推荐。

RWCFR考虑人气，本地专家和二级朋友推荐朋友。此外，它还考虑到当地的历史和地方朋友。所有这些数据结合提出的LBSN模型的帮助。除此之外，RWCFR比所有具有随机游走能力的基线产生更准确的结果。 RWCFR对于每个数据集具有最高的性能。这些结果清楚地表明RWCFR是LBSN的稳定的朋友推荐算法。

5.结论

在本文中，我们提出了一种基于随机漫步的上下文感知朋友推荐算法LBSNs。我们的朋友推荐算法考虑社会，个人和空间上下文。 RWCFR根据用户的当前上下文构造子图。该图被给出作为随机游走算法的输入，以对用户进行排名以用于朋友推荐。

根据实验结果，RWCFR的性能优于所有数据集的所有基线。这是因为RWCFR是一个多标准算法，它将个人，空间和社会背景考虑在一起，并使用我们的LBSN模型融合这些数据。除此之外，我们的建议方法不需要像基于CF的方法那样更新任何现有的模型或结构，例如张量。我们的子图是通过图形数据库动态地使用高效查询构造的。

6.引用文献

[1]  L. Backstrom and J. Leskovec. Supervised random walks: Predicting and recommending links in social networks. In Proceedings of the Fourth ACM International Conference on Web Search and Data Mining, WSDM ’11, pages 635–644, New York, NY, USA, 2011. ACM.

[2]  H. Bagci and P. Karagoz. Context-aware location recommendation by using a random walk-based approach. Knowledge and Information Systems, pages 1–20, 2015.

[3]  H. Bagci and P. Karagoz. Random walk based context-aware activity recommendation for location based social networks. In Data Science and Advanced Analytics (DSAA), 2015. 36678 2015. IEEE International Conference on, pages 1–9. IEEE, 2015.

[4]  J. Bao, Y. Zheng, and M. F. Mokbel. Location-based and preference-aware recommendation using sparse geo-social networking data. In Proceedings of the 20th International Conference on Advances in Geographic Information Systems, pages 199–208. ACM, 2012.

[5]  J. Bao, Y. Zheng, D. Wilkie, and M. Mokbel. Recommendations in location-based social networks: a survey. GeoInformatica, 19(3):525–565, 2015.

[6]  S. Chakrabarti, B. Dom, P. Raghavan, S. Rajagopalan, D. Gibson, and J. Kleinberg. Automatic resource compilation by analyzing hyperlink structure and associated text. Computer Networks and ISDN Systems, 30(1):65–74, 1998.

[7]  E. Cho, S. Myers, and J. Leskovec. Friendship and mobility: user movement in location-based social networks. In Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, pages 1082–1090. ACM, 2011.

[8]  C.-H. Chu, W.-C. Wu, C.-C. Wang, T.-S. Chen, and J.-J. Chen. Friend recommendation for location-based mobile social networks. In Innovative Mobile and

Internet Services in Ubiquitous Computing (IMIS), 2013 Seventh International Conference on, pages 365–370. IEEE, 2013.

[9]  J. Cranshaw, E. Toch, J. Hong, A. Kittur, and N. Sadeh. Bridging the gap between physical location and online social networks. In Proceedings of the 12th ACM international conference on Ubiquitous computing, pages 119–128. ACM, 2010.

[10]  H. Gao, J. Tang, and H. Liu. gscorr: Modeling geo-social correlations for new check-ins on location-based social networks. In Proceedings of the 21st ACM international conference on Information and knowledge management, pages 1582–1586. ACM, 2012.

[11]  J. M. Kleinberg. Authoritative sources in a hyperlinked environment. Journal of the ACM (JACM), 46(5):604–632, 1999.

[12]  N. Li and G. Chen. Multi-layered friendship modeling for location-based mobile social networks. In Mobile and Ubiquitous Systems: Networking & Services, MobiQuitous, 2009. MobiQuitous’ 09. 6th Annual International, pages 1–10. IEEE, 2009.

[13]  A. Noulas, S. Scellato, N. Lathia, and C. Mascolo. A random walk around the city: New venue recommendation in location-based social networks. In Privacy, Security, Risk and Trust (PASSAT), 2012 International Conference on and 2012 International Confernece on Social Computing (SocialCom), pages 144–153. IEEE, 2012.

[14]  A. Papadimitriou, P. Symeonidis, and Y. Manolopoulos. Friendlink: Link prediction in social networks via bounded local path traversal. In Computational Aspects of Social Networks (CASoN), 2011 International Conference on, pages 66–71. IEEE, 2011.

[15]  S. Scellato, A. Noulas, and C. Mascolo. Exploiting place features in link prediction on location-based social networks. In Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, pages 1046–1054. ACM, 2011.

[16]  P. Symeonidis, A. Papadimitriou, Y. Manolopoulos, P. Senkul, and I. Toroslu. Geo-social recommendations based on incremental tensor reduction and local path traversal. In Proceedings of the 3rd ACM SIGSPATIAL International Workshop on Location-Based Social Networks, pages 89–96. ACM, 2011.

[17]  X. Yu, A. Pan, L.-A. Tang, Z. Li, and J. Han. Geo-friends recommendation in gps-based cyber-physical social network. In Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM), 2011 International Conference on, pages 361–368. IEEE, 2011.

[18]  Y. Zheng. Tutorial on location-based social networks. In 21st World Wide Web Conference (WWW 2012), Lyon, 2012. ACM.

[19]  Y. Zheng, Y. Chen, X. Xie, and W. Ma. Geolife 2.0: a location-based social networking service. In Mobile Data Management: Systems, Services and Middleware, 2009. MDM’09. 10th International Conference on, pages 357–358, Taipei, 2009. IEEE.

Context-Aware Friend Recommendation for Location Based Social Networks using Random Walk

Hakan Bagci Department of Computer Engineering Middle East Technical University Ankara, Turkey hakan.bagci@ceng.metu.edu.tr

ABSTRACT

The location-based social networks (LBSN) facilitate users to check-in their current location and share it with other users. The accumulated check-in data can be employed for the benefit of users by providing personalized recommen- dations. In this paper, we propose a random walk based context-aware friend recommendation algorithm (RWCFR). RWCFR considers the current context (i.e. current social relations, personal preferences and current location) of the user to provide personalized recommendations. Our LBSN model is an undirected unweighted graph model that rep- resents users, locations, and their relationships. We build a graph according to the current context of the user de- pending on this LBSN model. In order to rank the rec- ommendation scores of the users for friend recommenda- tion, a random walk with restart approach is employed. We compare RWCFR with popularity-based, friend-based and expert-based baseline approaches. According to the results, our friend recommendation algorithm outperforms these ap- proaches in all the tests.

Keywords Location-Based Social Networks; Friend Recommendation; Random Walk

1. INTRODUCTION

The recent advances in mobile communication and location- acquisition technologies encouraged mobile users to share their location data through LBSNs [18]. The datasets that are collected over LBSNs contain user and location items. They also include check-in history of users and friendship data. These datasets can be employed for personalized rec- ommendations.

LBSNs provide a new way of friend recommendation based on user location histories [5]. User location histories provide valuable contextual information. Moreover, location histo- ries and social behaviors are notably correlated [9]. Friend

Copyright is held by the International World Wide Web Conference Com- mittee (IW3C2). IW3C2 reserves the right to provide a hyperlink to the author’s site if the Material is used in electronic media.

recommendation is extensively studied for traditional social networks. However, there are only a few number of friend recommendation algorithms that employ LBSN data in rec- ommendation. Previous methods generally employ raw GPS data to find the similarity between users. When compared to raw GPS data, check-in data provides more contextual infor- mation. Moreover, most of the LBSNs collect check-in data rather than GPS trajectories. The majority of the proposed friend recommendation algorithms are not context-aware al- gorithms, hence they do not consider the current location of the user. A contextual friend recommendation algorithm can be more useful for finding new friends at visited locations.

In this paper, we propose a novel friend recommendation algorithm, RWCFR (Random Walk based Context-aware Friend Recommendation). Our friend recommendation al- gorithm considers social, personal and spatial context. It employs second degree friends (friends of friends). User’s visited locations in recommendation region are also consid- ered to identify place friends. Place friends are potential friends that have check-ins at the locations where the cur- rent user visited before. In addition to this, local experts and popular locations are employed in populating the context of the user.

In this paper, we use our LBSN model that is introduced in [2, 3]. This model represents an LBSN as an undirected unweighted graph. In [2] this model is employed for location recommendation and in [3] it is used for activity recommen- dation. The recommendation method that is employed in this study is similar to those in [2, 3], however, the main difference lies in the subgraph construction phase. RWCFR is a context-aware algorithm, hence it constructs a subgraph according to the current context of the user. Local experts and popular locations in region are added onto this sub- graph. After constructing the subgraph, it is given as an input to our random walk algorithm, and it calculates the recommendation probabilities of users for friend recommen- dation. A list of potential friends is provided to user accord- ing to output of the random walk algorithm.

The main contribution of this work is that social con- nections, user’s location history and current location are employed seamlessly in friend recommendation. Location experts and popular locations are extracted locally and em- ployed in friend recommendation. Moreover, when new users and locations are inserted into database, unlike most of the collaborative filtering (CF) methods, our recommenda- tion method does not need to update any existing model or structure, such as tensors. Our subgraph is constructed dy- namically using efficient queries through a graph database.

We compare the performance of our friend recommendation algorithm with popularity-based, friend-based and expert- based baselines. The results of the experiments show that RWCFR outperforms all the compared algorithms. This in- dicates that consideration of location, social and personal context together increases the friend recommendation accu- racy.

2. RELATED WORK

Friend recommendation is extensively studied for tradi- tional social networks. LBSNs provide a new way of friend recommendation based on user location histories [5]. User location histories provide rich contextual information. More- over, location histories and social behaviors are significantly correlated [9].

In [16], Symeonidis et al. propose a prototype system GeoSocial that is able to recommend locations, activities and friends to users. In friend recommendation they employ FriendLink algorithm [14]. In order to calculate the weights between links they use the average geographical distance be- tween users’ check-ins.

GeoLife2.0 is a social networking service that enables users to share their life experiences with other users. In [19], the authors say that GeoLife is capable of measuring the sim- ilarity between users based on the location histories. This similarity measure is employed for friend recommendation for individuals.

In [8], Chu et al. propose a friend recommendation ap- proach based on the similar interests of the users. Moreover, they employ the real-life location and dwell time in friend recommendation. After gathering these data, the proposed method analyzes the data using weighted Voronoi diagram and interest similarity.

In [17], the authors propose a random walk based statis- tical framework for geo-friends recommendation (GEFR). It is a three-step approach and first, raw GPS data is ana- lyzed and interesting and discriminative GPS patterns are extracted. The extracted geographical information and so- cial network are combined in a heterogeneous information network. Random walk is applied on this network to pro- vide friend recommendations. GEFR employs the patterns that are extracted from raw GPS data. Moreover, GEFR is not a context-aware algorithm and does not consider the current location of the user while recommending friends.

In [12], Li et al. introduce a three-layered friendship model that is used to evaluate the similarity between users in LB- SNs. They employ social connections, user profiles and mo- bility patterns to find the correlation between users.

The work proposed in [15] is for recommending new friend links to the users. In this paper, the authors study to reduce the size of the prediction space. The aim of the study is to design a friend link prediction system which exploits data about user check-ins.

In [1], the authors introduce an algorithm for predicting and recommending links in social networks using supervised random walks. Their algorithm combines the data from the network structure with node and edge level attributes. These attributes are used to guide the random walk process on the graph.

walk based context-aware friend recommendation algorithm, namely RWCFR. RWCFR employs user’s location history in friend recommendation. LBSN data is modeled using an undirected unweighted graph. Random walk with restart (RWR) is performed on the instance of this graph model to rank the recommendation scores. RWCFR is a context- aware algorithm, hence it employs local social relations, local experts, personal preferences and current location in friend recommendation.

3.1 LBSN Model

LBSN data essentially consists of users, friends, users’ location history and friendship data. LBSN data can be modeled using an undirected unweighted graph. This graph defines the relationships between users and locations. For- mally,thisgraph,G,isatupleG<V,E>whereV isaset of nodes v and E is a set of edges e. V = U ∪ L where U andLaredisjointsetsandU isasetofusers,andLisaset of locations.

The users can be categorized into two, ordinary users and expert users. Experts are locally identified according to cur- rent location of the user and represent the users that have more knowledge about the region. Local experts are ex- tracted using a HITS-based [6] [11] algorithm. The details of expert identification process is explained in Section 3.4.1.

The relationships between the elements of V are repre- sented as a set of edges, E. There are two types of con- nection links between LBSN items. These relationships and their definitions are given below:

• friend-of : defines the relationship between two friends.

• visit: defines the relationship between a user and a location when that user has visited that location at least once.

3. PROPOSED APPROACH

In this section, we describe the details of our random

We formulate the friend recommendation problem as fol- lows: G is a graph which is an instance of the LBSN data model that is described in Section 3.1. Given the current location and corresponding graph G, our aim is to predict the potential friends for a particular user u in U. Potential friends list is an ordered list of elements from U with size N, which is the desired number of recommendations. The goal is to generate potential friend list with highest accuracy, in other words, with minimal errors relative to user’s future friends.

3.3 Random Walk

In order to rank the nodes of a graph using the informa- tion encoded by links, random walk can be employed [13]. The weights of the links define the transition probabilities. Random walk starts from a specific node and continues over the graph depending on this transition probabilities. In ev- ery transition, the target node’s visit count is incremented. This count is used to rank the nodes of the graph. Random walk terminates when the process reaches a steady state.

Random walk with restart (RWR) is a specialized version of random walk. It is generally used in graphs that have many nodes. When the number of nodes is high, it is possible to move out of the context during random walk. This may cause to visit less important nodes. RWR does not allow moving out of the context, because in each transition there is a constant probability to jump back to the starting node.

3.2 Problem Definition

As a result of this constraint, nodes that are closer to the starting node tends to have more visit counts. RWR is a commonly used method that provides good relevance score between nodes in a graph.

Q=αW +(1−α)R (1)

p = pQ (2)

Equation 1 defines the matrix that arranges the transition probabilities of a random walk. Here, W stores the transi- tion probabilities of the graph nodes. R is used for modeling the random restart behavior of the random walk. In order to determine the weight between W and R, a predefined α is employed. We can adjust the random walk restart behavior by changing the value of α. Equation 2 must be solved for calculating the ranks of the nodes. p is a vector that rep- resents the steady state probabilities. Here pi denotes the ith node’s probability. In order to calculate the final p, we iterate over Equation 2 until it converges [13].

We employ RWR for making personalized friend recom- mendations for LBSNs. We construct a graph for the user that requests friend recommendation. The starting node of the random walk is the current user. In order to rank the nodes, we employ a specialized version of RWR in which all the transition probabilities are uniform. This means that the probability of moving to each neighbor from a particu- lar node is the same. Since estimating the weights between connected nodes is a costly task, this assumption lowers our computation cost.

3.4 Friend Recommendation Algorithm

In this section, we explain the details of our proposed friend recommendation algorithm. RWCFR is a context- aware friend recommendation algorithm. It employs RWR to estimate the ranks of the potential friends. RWCFR con- siders personal, social and location context of the current user.

The graph representing the entire LBSN is very huge. Therefore, we construct a subgraph according to current context of the user requesting friend recommendation. Our friend recommendation algorithm consists of two phases. In the first phase, subgraph is constructed. Then, the actual recommendation is performed using RWR. The details of subgraph construction and recommendation using RWR are given in Section 3.4.1 and Section 3.4.2, respectively.

3.4.1 Subgraph Construction

In order to recommend friends to user, first we build a subgraph according to user’s current context. This graph is constructed using the following items:

Previously visited locations of user in vicinity (per- sonal spatial context)

Friends and their previously visited locations in vicin- ity (social spatial context)

Experts and their previously visited popular locations in vicinity (social spatial context)

Friends of friends (social context)

Users that visited locations that the current user pre- viously visited (social spatial context)

This subgraph is an instance of the LBSN data model in- troduced in Section 3.1. Vicinity is defined by a rectangular region based on a constant radius. Vicinity is also called as recommendation region. The subgraph construction proce- dure for friend recommendation is given in Algorithm 1.

GetUserLocationsInVicinity procedure retrieves the pre- viously visited locations of the user in vicinity. Similarly, GetFriendLocationsInVicinity method is used for retrieval of the locations of friends in recommendation region.

GetExpertLocationsInVicinity procedure identifies the lo- cal experts and popular locations. In order to identify the local experts and popular locations, a HITS-based [6][11] algorithm is employed. Here, locations are authority and users are hub nodes. A particular user’s hub score repre- sents the knowledge of that user in vicinity, and authority score of a location denotes the popularity of that location in recommendation area. Users who visit many high quality locations tend to have high knowledge about the vicinity. In a similar manner, if a particular location is visited by many high quality users, namely experts, it is more probable for that location to be a quality location [4]. HITS is an itera- tive algorithm and it converges rapidly in our experiments because the size of the bi-partite graph is small.

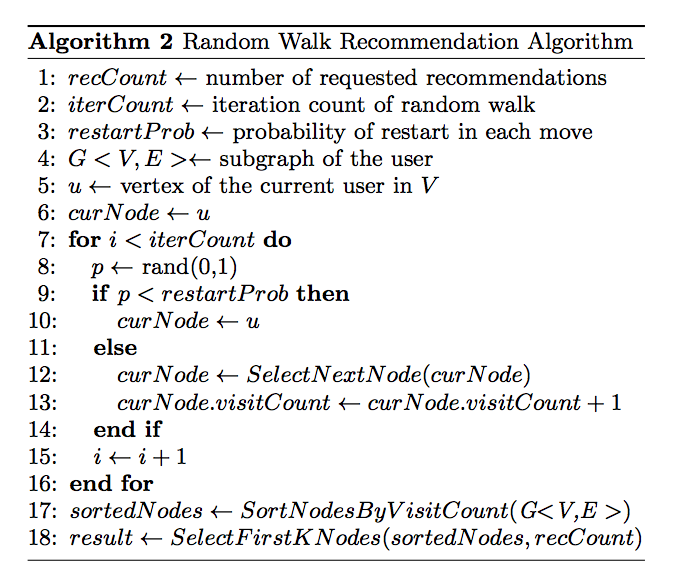
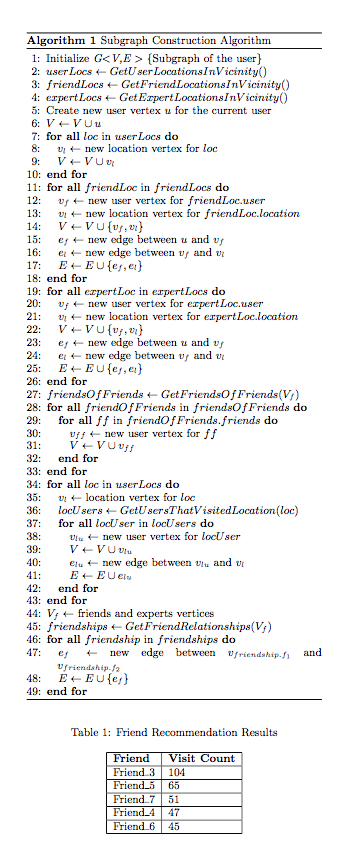
GetFriendsOfFriends method is used for finding the sec- ond degree friends of the current user. Since friends of friends of the current user could be considered as potential future friends, we add these users to our subgraph.

The users visiting the same places are likely to become friends. Therefore, the users that have check-ins at the lo- cations that the current user previously visited are also po- tential future friends of the current user. GetUsersThatVis- itedLocation procedure retrieves the users that checked-in at a location that the current user previously visited. This procedure is called for each vicinity location that the current user checked-in before.

3.4.2 Recommendation using RWR

After constructing the subgraph for friend recommenda- tion, we employ RWR to rank potential friends. The pro- cedure of RWR is given in Algorithm 2. This algorithm performs the actual friend recommendation using random walk. Here, recCount defines the requested number of rec- ommendations. iterCount represents the random walk iter- ation count. restartProb parameter determines the restart behavior of the random walk. curNode is the node cur- rently being visited. SelectNextNode procedure selects one of the neighbors of curNode and that node becomes the new curNode. curNode changes in every transition and the visit count of the node is incremented by 1. When the number of iterations reach to iterCount, random walk algorithm termi- nates. Then, the nodes are sorted according to visit counts. It is important to note that this algorithm runs on the local contextual graph of the user. Therefore, the number of ver- tices in this graph is expected to have much smaller values when compared to the entire graph.

An example friend recommendation subgraph is given in Figure 1. Here, User 1 requests friend recommendation at a particular location. This subgraph is constructed using Algortihm 1. Expert 1 and Expert 2 are identified as local experts. PopularLoc 1 and PopularLoc 2 are the popular locations. Friends and friends of friends such as Friend 4 and Friend 5 are also depicted on the graph. Moreover, users that have check-ins at the locations that User 1 visitedbefore (e.g. Friend 7) are also added onto the graph. RWR algorithm operates on the constructed subgraph and the recommendation results are populated. The recommen- dation results that are sorted by visit count are shown in Table 1. Here, Friend 3 has the highest visit count and it is recommended in the first place.





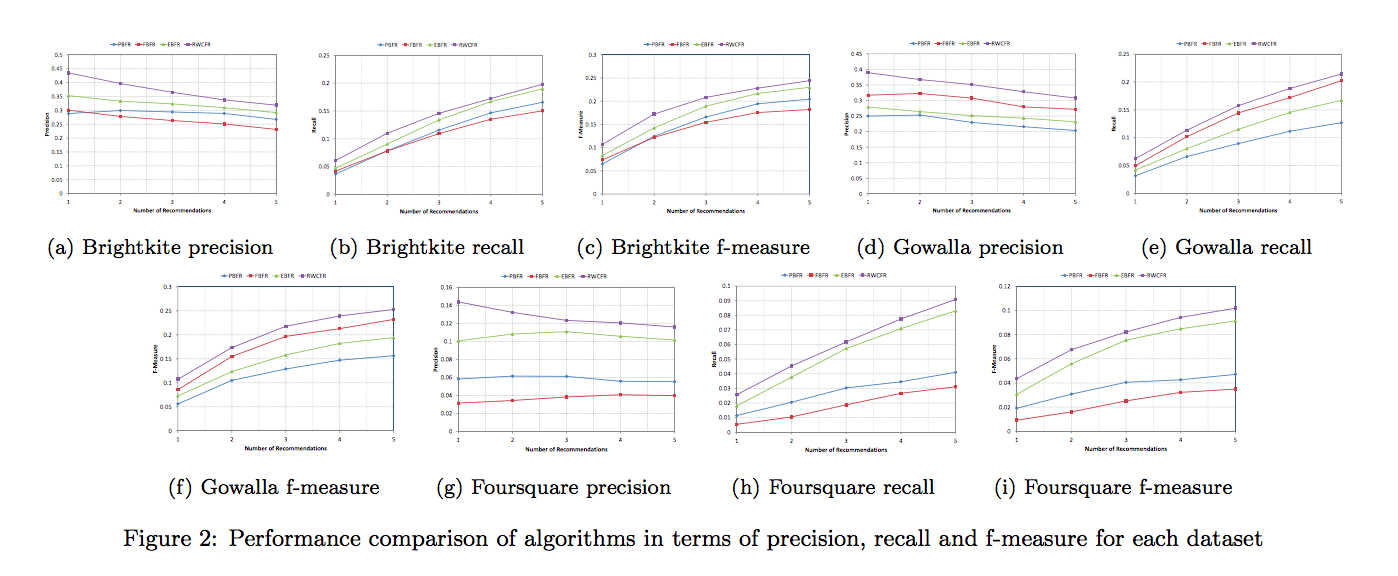
4. EVALUATION

Our friend recommendation algorithm is not directly com- parable to the approaches that are explained in Section 2. Therefore, we identified the common approaches that are used in friend recommendation for LBSNs. We compare the performance of RWCFR with these baseline algorithms. The definitions of these approaches are given below:

Popularity-Based Friend Recommendation (PBFR): Recommends the users that have check-ins in recommenda- tion region and have the highest number of friends.

Friend-Based Friend Recommendation (FBFR): Rec- ommends the second degree friends (i.e. friends of friends) sorted by the number of friends.

Expert-Based Friend Recommendation (EBFR):



Recommends the friends of local experts that have the high- est number of friends.

4.1 Evaluation Methodology and Metrics

We evaluate our algorithm on three different datasets, which are Brightkite [7], Gowalla [7] and Foursquare [10] datasets. These are the filtered versions of the original datasets for New York City.

RWCFR is a context-aware friend recommendation algo- rithm and it recommends friends to users based on the cur- rent location. We know the current location of the user in real life. However, in order to employ these datasets in our experiments, we need to determine the recommendation points for each user. In order to obtain these points, we em- ploy DBSCAN clustering algorithm. We cluster each user’s check-in data, and resultant clusters’ centers are employed as current locations of the users in corresponding runs of the algorithm.

RWCFR tries to predict the potential friends of the users. Therefore, we need to partition each user’s check-in history and friendship data into two, training and test datasets. RWCFR algorithm operates on training datasets and pro- duces the friend recommendation results for each user. These results are validated using the corresponding test datasets of the users. In order to evaluate the results, we employ two well-known metrics, which are precision and recall. We also employ f-measure to evaluate precision and recall together.

4.2 Experiment Results

In this section, we compare RWCFR with baseline friend recommendation algorithms. The experiments are conducted on three different datasets, which are Brightkite, Gowalla and Foursquare datasets. The results of the experiments are given in Figure 2.

As reported by the results, it is clear that RWCFR out- performs PBFR, FBFR and EBFR considering precision, recall and f-measure metrics. RWCFR is a multi-criteria algorithm and it considers popularity, friendships and local experts together. The proposed LBSN model fuses these data seamlessly. In addition to this, our friend recommen- dation algorithm also takes user’s personal preference into consideration. However, other algorithms are based on a single consideration and they do not provide a data fusion

model. In Brighkite and Foursquare experiments, FBFR has the

lowest performance among all the algorithms. In Gowalla experiments, it is the second algorithm in terms of recom- mendation accuracy. However, it is still behind the perfor- mance of RWCFR. If a user has few friends, it is difficult for FBFR to recommend friend of friends. Moreover, in the cases FBFR produces enough number of recommendations, the accuracy of it is very low. Hence, we can conclude that friend of friends are useful for friend recommendation but it is not sufficient for friend recommendation.

PBFR has the lowest performance in Gowalla experiments. In other experiments it is slightly better than FBFR but it still has lower performance than EBFR and RWCFR. Popularity-based techniques are simple and widely used in recommendation. Although it is a simple approach, the re- sults produced by popularity-based approaches are reason- able because popular items target the majority of the audi- ence. PBFR recommends the users that have check-ins in vicinity and have the highest number of friends. However, it does not consider social context (i.e. friendship links) of the user. Moreover, it does not ask the opinion of local experts. It also does not consider the personal preferences of the user. All these reasons put PBFR behind RWCFR. Popularity is still a reasonable friend recommendation approach, but it should be combined with other approaches to produce more accurate results, as in RWCFR.

EBFR asks the opinions of the local experts for friend rec- ommendation. Local experts are very useful in location and activity recommendation [2, 3]. The friend recommenda- tion results show that experts are also good at recommend- ing friends to the users. It has the highest performance after RWCFR in Brightkite and Foursquare experiments. In Gowalla experiments, it is the third algorithm in terms of recommendation accuracy. EBFR is a better choice in recommendation compared to FBFR and PBFR. However, EBFR is still not able to span enough users for recommen- dation.

RWCFR considers popularity, local experts and second degree friends in friend recommendation. Moreover, it also takes local history and place friends into consideration. All these data are combined with the help of proposed LBSN

model. In addition to this, RWCFR produces more accu- rate results than all the baselines with the power of random walk. RWCFR has the highest performance for each of the datasets. These results clearly indicate that RWCFR is a stable friend recommendation algorithm for LBSNs.

5. CONCLUSION

In this paper, we propose a random walk based context- aware friend recommendation algorithm for LBSNs. Our friend recommendation algorithm considers social, personal and spatial context. RWCFR constructs a subgraph accord- ing to the current context of the user. This graph is given as an input to the random walk algorithm to rank the users for friend recommendation.

According to the results of the experiments, RWCFR per- forms better than all the baselines for all of the datasets. This is due to the fact that RWCFR is a multi-criteria algo- rithm, and it considers personal, spatial and social context together and fuses this data using our LBSN model. In ad- dition to this, our recommendation approach does not need to update any existing model or structure, such as tensors, as in the case of CF-based approaches. Our subgraph is con- structed dynamically using efficient queries through a graph database.

6. REFERENCES

[1]  L. Backstrom and J. Leskovec. Supervised random walks: Predicting and recommending links in social networks. In Proceedings of the Fourth ACM International Conference on Web Search and Data Mining, WSDM ’11, pages 635–644, New York, NY, USA, 2011. ACM.

[2]  H. Bagci and P. Karagoz. Context-aware location recommendation by using a random walk-based approach. Knowledge and Information Systems, pages 1–20, 2015.

[3]  H. Bagci and P. Karagoz. Random walk based context-aware activity recommendation for location based social networks. In Data Science and Advanced Analytics (DSAA), 2015. 36678 2015. IEEE International Conference on, pages 1–9. IEEE, 2015.

[4]  J. Bao, Y. Zheng, and M. F. Mokbel. Location-based and preference-aware recommendation using sparse geo-social networking data. In Proceedings of the 20th International Conference on Advances in Geographic Information Systems, pages 199–208. ACM, 2012.

[5]  J. Bao, Y. Zheng, D. Wilkie, and M. Mokbel. Recommendations in location-based social networks: a survey. GeoInformatica, 19(3):525–565, 2015.

[6]  S. Chakrabarti, B. Dom, P. Raghavan, S. Rajagopalan, D. Gibson, and J. Kleinberg. Automatic resource compilation by analyzing hyperlink structure and associated text. Computer Networks and ISDN Systems, 30(1):65–74, 1998.

[7]  E. Cho, S. Myers, and J. Leskovec. Friendship and mobility: user movement in location-based social networks. In Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, pages 1082–1090. ACM, 2011.

[8]  C.-H. Chu, W.-C. Wu, C.-C. Wang, T.-S. Chen, and J.-J. Chen. Friend recommendation for location-based mobile social networks. In Innovative Mobile and

Internet Services in Ubiquitous Computing (IMIS), 2013 Seventh International Conference on, pages 365–370. IEEE, 2013.

[9]  J. Cranshaw, E. Toch, J. Hong, A. Kittur, and N. Sadeh. Bridging the gap between physical location and online social networks. In Proceedings of the 12th ACM international conference on Ubiquitous computing, pages 119–128. ACM, 2010.

[10]  H. Gao, J. Tang, and H. Liu. gscorr: Modeling geo-social correlations for new check-ins on location-based social networks. In Proceedings of the 21st ACM international conference on Information and knowledge management, pages 1582–1586. ACM, 2012.

[11]  J. M. Kleinberg. Authoritative sources in a hyperlinked environment. Journal of the ACM (JACM), 46(5):604–632, 1999.

[12]  N. Li and G. Chen. Multi-layered friendship modeling for location-based mobile social networks. In Mobile and Ubiquitous Systems: Networking & Services, MobiQuitous, 2009. MobiQuitous’ 09. 6th Annual International, pages 1–10. IEEE, 2009.

[13]  A. Noulas, S. Scellato, N. Lathia, and C. Mascolo. A random walk around the city: New venue recommendation in location-based social networks. In Privacy, Security, Risk and Trust (PASSAT), 2012 International Conference on and 2012 International Confernece on Social Computing (SocialCom), pages 144–153. IEEE, 2012.

[14]  A. Papadimitriou, P. Symeonidis, and Y. Manolopoulos. Friendlink: Link prediction in social networks via bounded local path traversal. In Computational Aspects of Social Networks (CASoN), 2011 International Conference on, pages 66–71. IEEE, 2011.

[15]  S. Scellato, A. Noulas, and C. Mascolo. Exploiting place features in link prediction on location-based social networks. In Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, pages 1046–1054. ACM, 2011.

[16]  P. Symeonidis, A. Papadimitriou, Y. Manolopoulos, P. Senkul, and I. Toroslu. Geo-social recommendations based on incremental tensor reduction and local path traversal. In Proceedings of the 3rd ACM SIGSPATIAL International Workshop on Location-Based Social Networks, pages 89–96. ACM, 2011.

[17]  X. Yu, A. Pan, L.-A. Tang, Z. Li, and J. Han. Geo-friends recommendation in gps-based cyber-physical social network. In Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM), 2011 International Conference on, pages 361–368. IEEE, 2011.

[18]  Y. Zheng. Tutorial on location-based social networks. In 21st World Wide Web Conference (WWW 2012), Lyon, 2012. ACM.

[19]  Y. Zheng, Y. Chen, X. Xie, and W. Ma. Geolife 2.0: a location-based social networking service. In Mobile Data Management: Systems, Services and Middleware, 2009. MDM’09. 10th International Conference on, pages 357–358, Taipei, 2009. IEEE.