分类号 TP957 学号 0123456

UDC 密级 公开

工学博士学位论文

国防科大学位论文 LaTeX 模板使用手册

博士生姓名 张三

学科专业 通信与信息工程

研究方向 自动目标识别与模糊工程

指导教师 李四 教授

王五 副教授

国防科学技术大学研究生院

二〇一七年二月

How to Use the LaTeX Document Class for NUDT Dissertations

Candidate: **ZHANG San**

Supervisor: **Prof. LI Si**

A dissertation

Submitted in partial fulfillment of the requirements

for the degree of **Doctor of Engineering**

in **Information and Communication Engineering**

Graduate School of National University of Defense Technology

Changsha, Hunan, P. R. China

February 18, 2017

独 创 性 声 明

本人声明所呈交的学位论文是我本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表和撰写过的研究成果，也不包含为获得国防科学技术大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

学位论文题目：国防科学技术大学学位论文 LaTeX 模板

学位论文作者签名：_____ 日期：　　年　　月　　日

学位论文版权使用授权书

本人完全了解国防科学技术大学有关保留、使用学位论文的规定。本人授权国防科学技术大学可以保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子文档，允许论文被查阅和借阅；可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

（保密学位论文在解密后适用本授权书。）

学位论文题目：国防科学技术大学学位论文 LaTeX 模板

学位论文作者签名：_____ 日期：　　年　　月　　日

作者指导教师签名：_____ 日期：　　年　　月　　日

目　录

表 目 录

图 目 录

摘　要

国防科学技术大学是一所直属中央军委的综合性大学。1984 年, 学校经国务院、中央军委和教育部批准首批成立研究生院，肩负着为全军培养高级科学和工程技术人才与指挥人才，培训高级领导干部，从事先进武器装备和国防关键技术研究的重要任务。国防科技大学是全国重点大学，也是全国首批进入国家“211 工程”建设并获中央专项经费支持的全国重点院校之一。学校前身是 1953 年创建于哈尔滨的中国人民解放军军事工程学院，简称“哈军工”。

关键词: **国防科学技术大学**; 211; **哈军工**

ABSTRACT

National University of Defense Technology is a comprehensive national key university based in Changsha, Hunan Province, China. It is under the dual supervision of the Ministry of National Defense and the Ministry of Education, designated for Project 211 and Project 985, the two national plans for facilitating the development of Chinese higher education.

NUDT was originally founded in 1953 as the Military Academy of Engineering in Harbin of Heilongjiang Province. In 1970 the Academy of Engineering moved southwards to Changsha and was renamed Changsha Institute of Technology.The Institute changed its name to National University of Defense Technology in 1978.

Key Words: NUDT; MND; ME

符号使用说明

HPC	高性能计算 (High Performance Computing)
cluster	集群
Itanium	安腾
SMP	对称多处理
API	应用程序编程接口
PI	聚酰亚胺
MPI	聚酰亚胺模型化合物，N- 苯基邻苯酰亚胺
PBI	聚苯并咪唑
MPBI	聚苯并咪唑模型化合物，N- 苯基苯并咪唑
PY	聚吡咙
PMDA-BDA	均苯四酸二酐与联苯四胺合成的聚吡咙薄膜
ΔG	活化自由能 (Activation Free Energy)
χ	传输系数 (Transmission Coefficient)
E	能量
m	质量
c	光速
P	概率
T	时间
v	速度

第一章　绪论

1.1　研究背景

1.2　相关研究工作

1.3　本文的工作与创新

1.4　论文结构

第二章　基于语义扩展和文本质量的实时个性化搜索

随着社交网络中信息爆炸式的增长，用户越来越难以从海量的信息中获取到自身所需的信息，用户所需的信息往往淹没在其中，这种现象可称之为**信息洪流**（*information flood*）现象。在社交网络、电子商务网站、即时通信等应用中，信息产生的速率以及数量都是过去无法比拟的，如在推特（Twitter）、脸书（Facebook）、新浪微博等社交媒体中，每天都会产生海量的文本信息。根据用户输入的查询，在海量的信息流中实时地检索出高质量的、相关的信息是一个极具挑战性的问题。社交网络中的信息流实时个性化搜索相对于传统的信息检索提出了以下挑战：（1）社交网络中充斥着各种各样话题的信息，而且信息大多数都是以短文本表示，相对于传统的新闻等长文本信息，难以进行语义理解；（2）社交网络中的信息质量参差不齐，难以从中遴选出高质量的信息；（3）社交网络中的信息产生速率快，如何能够实时地检索出用户所需要的信息，将其推送给用户也是一大难点。因此，由于社交网络中数据的信息海量性、主题多样性、数据稀疏性以及社交互动性等特性，传统的个性化检索方法不足以解决社交网络中的信息实时个性化搜索问题。

本章针对社交网络中信息的特性，提出了一个面向推特信息流的实时个性化搜索框架来实现用户的信息实时推荐，并在 TREC 2015 Microblog Track[1] 测评中验证了系统的性能。首先，我们构造了一个逻辑规则过滤器来选择核心关键词，提高检索的准确率。其次，我们对文本质量进行建模，利用的标注的数据进行训练，以此来对文本的质量的进行打分。训练好的文本质量模型提高了检索的排序性能。然后，我们使用外部语料库来实现语义扩展，例如搜索引擎，知识库等。语义扩展能够使得我们更好地理解用户的偏好和兴趣。最后，我们采用了一个动态的推送策略来自动地推送高质量且相关的信息给特定的用户，这能够避免信息过载。本章中的算法结合了社交网络文本的语义特征和社交属性，针对不同的用户搜索，做了综合性地排序。我们使用 TREC 2015 Microblog Track 中的真实数据流进行了实验，实验结果显示了本章提出的算法在不同测评指标下，与其他算法相比的优越性。

本章的内容组织如下：第2.1 节介绍了研究动机，讨论了在社交网络环境下进行实时个性化搜索的必要性。第2.2节介绍了相关定义，对本章中涉及的相关概念和知识进行了符号化的定义。第2.3 节介绍了方法描述，详细地阐述了本章提出的系统框架和算法。第2.4节进行了实验分析，验证了本章提出的方法，并且分析了实验结果。最后，第2.5对本章的内容进行了总结。

2.1 研究动机

随着大数据时代的到来，诸如推特（Twitter）、脸书（Facebook）、新浪微博等的社交网络平台逐渐取代传统的媒体平台，成为新时代的实时信息交互平台。以推特平外为例，据统计，每天平均约有 58,000,000 条推文（tweet）发布，每天平均处理约 2,100,000,000 次搜索查询，每月约有 115,000,000 个活跃的用户[1]。在大数据时代，人人都可以是信息的生产者、传播者和接收者，这在一定程度上加速了信息的传播速率。然而，如此庞大的数据量使得用户在社交网络平台中搜索查询时面临了信息过载的问题，用户很难检索到自己需要的信息，亦或用户所需的信息淹没在了众多的信息之中。尤其是社交网络平台中的信息内容囊括了众多领域，其中的话题种类繁多，这使得用户难以搜索到相关性强而且高质量的文本信息。在社交网络平台中，传统的信息检索方法变得耗时长而且信息检索方式难以适用。因此，在大数据时代，为了满足用户实时获取相关信息的需求，需要一种面向社交网络的新的信息检索方法。

在传统的信息检索流程中，往往是用户根据自己所需，输入关键字进行查询，系统根据用户的查询，搜索到相关的结果，并进行排序，返回给用户。而在社交网络平台中，信息产生速率快，信息以数据流的形式给出，同时用户希望系统能够自动地推送相关的信息，而不是用户通过查询来获取信息。因此，在社交网络中的信息实时个性化搜索的流程与传统的信息检索流程不尽相同。在社交网络中，信息的实时个性化搜索流程一般是用户将查询搜索以关键词的形式给出，然后系统根据用户的查询在信息流中实时地处理文本信息，将相关的信息自动地推送给用户。

由美国国家标准与技术研究院（NIST）主办的文本检索会议（TREC）是由多个测评项目组成的一个致力于解决新时代信息检索问题的测评大会，涉及智能问答、医疗诊断、实体识别、信息推荐等领域。TREC 自 2011 年起设立了微博实时推荐（Microblog Track）[1–5] 这一个子任务，目标是解决在社交网络中信息的实时个性化搜索问题。从设立后，TREC Microblog Track 便吸引了全世界的参赛者参加，与智能实时问答（TREC LiveQA Track）成为了 TREC 中最火热的两个子任务。Microblog Track 的任务是针对不同用户，智能地分析用户的兴趣爱好，自动地、实时地为用户推送相关的、高质量的信息，涉及到众多科学领域，包括机器学习、自然语言处理、信息检索、人工智能等。如图2.1所示，在社交网络平台中，用户是信息的生产者，用户将源源不断地发布信息，其中包括有趣的信息和一些无用的信息。同时，用户又是信息的接收者，用户通过定制自身感兴趣的话题和

[1] http://www.statisticbrain.com/twitter-statistics/

内容，系统智能地分析其兴趣爱好，针对不同的用户，在推特信息流中自动地、实时地为用户推荐相关的、高质量的信息。例如将饮食信息推荐给美食家、将财经信息推送给金融家、将商旅信息推送给旅行者等，同时将一些低质量无意义或者无人关注的信息丢弃。

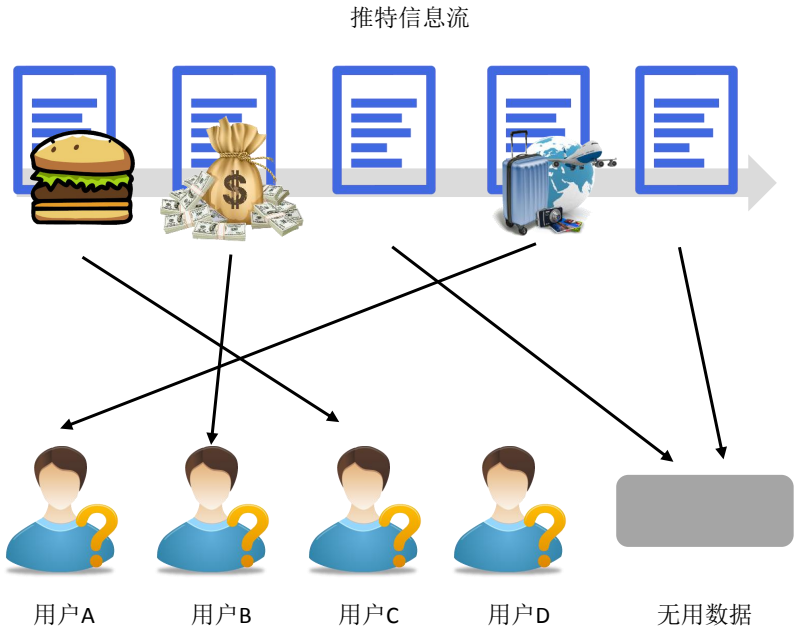


图 2.1　社交网络平台中信息的实时个性化搜索示意图

为了解决针对不同用户，为其实时地搜索出相关性强、高质量的信息，许多已有的个性化推荐[6–9] 以及协同搜索[10–13] 的工作对这个问题进行了一定的研究。但是很少有面向社交网络个性化搜索的研究，特别是对于实时搜索推荐技术的研究。目前已有的机器学习、自然语言处理、信息检索、人工智能等研究对于社交网络中的实时个性化搜索问题提供了许多帮助。文本分类以及排序的研究[14–17] 能够为了社交网络中的信息检索提供支持。同时，查询分析以及优化技术[18–20] 能够使得信息检索有着显著的提升。

然而，社交网络的环境与传统的新闻、论坛等 Web 环境有着较大的区别。因此，为了满足社交网络中用户获取信息的需求，这将需要建立新的模型、研究新的方法来解决这一问题。在社交网络中，实现信息的个性化实时推荐面临的主要挑战可以总结如下：

- **信息海量性**，在社交网络中，信息产生的速率快，网络中的每一个用户同时扮演着信息生产者、信息传播者和信息接收者的角色。如此高容量的信息流需要一个新的模型来适应持续不断变化的语义特征。

- **主题多样性**，社交网络中的信息内容包罗万象，覆盖了许许多多的领域和话题。如果主题模型不能区分众多的话题，这将导致噪声的引入以及不准确的话题模型以及用户模型。

- **数据稀疏性**，在社交网络中，信息在不同的主题上的分布是不均匀的，在某些主题上信息量大，而在某些主题上信息是稀疏的。有效的主题模型需要解决数据稀疏性所带来了的影响。

- **社交互动性**，社交网络中的用户之间有着丰富的互动信息，与传统的文本信息不同，社交网络中的信息包含了许多有价值的结构化的社交属性。适当地利用这些社交属性能够提高搜索的性能，但是这需要对这些社交属性进行相关性的选择。

为了解决上述面临的挑战，本章提出了一种基于语义扩展和文本质量的实时个性化搜索框架，该框架综合考虑了用户的偏好、语义特征和社交属性。首先，本章基于语义扩展提出了一种布尔逻辑关键词过滤（Boolean Logic Keyword Filter）的用户模型。该模型依靠外部搜索引擎提供的知识进行建立，建立的用户模型充分利用了查询扩展以及检索结果的重排序来提高推荐结果的相关性。最终的实验评估证明该模型显著地提高了检索的召回率。此外，本章还基于逻辑回归提出了一种文本质量模型，该模型利用推文的社交属性来评估其文本的质量。该模型能够对推文的文本内容，是否受到大众的认可等进行评估，因此它能帮助系统返回高质量的推文。最终的实验评估证明该模型显著地提高了检索结果的排序性能。

2.2 相关定义

本节首先将对社交网络中的实时个性化搜索的任务进行定义，并将其形式化，然后对 TREC 2015 Microblog Track 的具体任务进行描述。

社交网络中的实时个性化搜索任务可以描述如下。在社交网络中平台中，令信息流表示为 $\mathbf{T}$，信息流在社交网络中随着时间不断地产生，信息流 $\mathbf{T}$ 中包含许多种类的话题。令 $\mathbf{P}$ 表示用户集合，每一个用户 $p_i \in \mathbf{P}$ 表示着用户感兴趣的一个话题，用户的兴趣爱好可以通过文本等形式来表示。则社交网络中的实时个性化搜索任务可以定义如下，

定义 (实时个性化搜索): *在社交网络中，给定信息流 $\mathbf{T}$ 以及用户集合 $\mathbf{P}$，实时个性化搜索的目的是针对不同的用户兴趣爱好 $p_i \in \mathbf{P}$，自动地实时地为其推荐高质量的、相关的信息。*

根据定义2.1可知，社交网络中的实时个性化搜索需要解决的几个核心关键问题如下。首先是如何表示信息流与用户，其次是如何实现实时推荐，以及如何保证信息的高质量和高相关性。社交网络平台中信息的实时个性化搜索任务可以通过图2.2来表示。

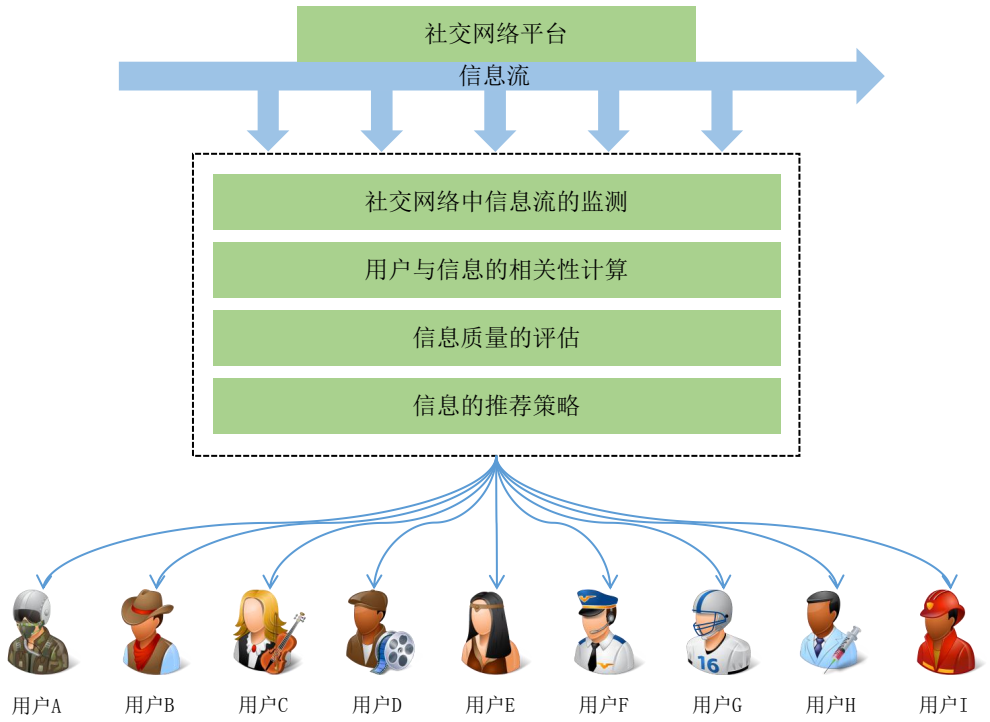


图 2.2　社交网络平台中信息的实时个性化搜索任务图

任务首先要求系统能够实时地监测社交网络中的信息流，然后对不同的用户建立兴趣模型，分析信息与用户之间的相关性。同时任务还要求系统能够对信息的质量做出评估，包括真实性、内容丰富性等。最后，系统需要采取一个良好的推送策略，使得用户不至于淹没在信息中。

TREC 2015 Microblog Track 的任务目标是**实时信息流过滤**，实质上也是实时个性化搜索的一种形式。在 Microblog Track 中，实时信息流过滤的任务目标是根据不同用户的兴趣模型来监测社交媒体中的信息流。值得注意的是，上述的兴趣模型的概念是不同于传统的临时查询。该场景中，交互流程不是用户输入一次查询，然后系统返回结果给用户。该场景不存在实际的查询，取而代之的是系统根据用户的兴趣模型主动地推送**有趣的**信息给用户。

什么样的信息是有趣的可以考虑如下两个实际的任务模型来帮助更好地理解。

- **场景 A：即时性信息推送**，在场景 A 中，用户是定位在使用移动设备的场景，用户可以即时地查看消息。系统基于用户的兴趣模型来判别消息之于用户是否是有趣的，被系统判别为有趣的信息将实时地推送到用户的移动设备(例如手机、平板等)。场景 A 中的任务目的是上述的推送需要在消息产生的相对较短的时间内完成，该场景中的信息假设是相对较短的。

- **场景 B：周期性邮件摘要**，在场景 B 中，用户是定位在使用固定设备的场景，用户周期性的查看消息。与场景 A 相同，统基于用户的兴趣模型来判别消息之于用户是否是有趣的。但是被系统判别为有趣的信息将被聚集成一个邮件摘要，并且周期性的推送给用户。该场景中的每一个单一信息假设是相对较短的，聚集成的邮件摘要可能很长，我们可以认为这是**个性化头条新闻**。

两个场景都假设推送给用户的消息相对较短，是短消息。因此，推送的消息是否有趣可以根据用户阅读消息的长度或者条数来进行衡量。可以看出，TREC 2015 Microblog Track 的任务目标是在两种不同的场景中来考虑社交网络平台中信息的实时个性化搜索问题。

任务中的推文信息（即定义2.1中的 T）一条推文以 JSON 格式保存，字段信息如表2.1所示。

表 2.1　推文 JSON 数据的部分字段信息

字段	**描述**
created_at	推文发布的时间戳
id	推文的 ID
text	推文的文本信息
source	推文的发布终端
in_reply_to_status_id	回复的推文的 ID
user	发布推文的用户信息

表2.1中 *created_at* 是推文创建的时间，即发布时间。*id* 是推文的 ID，是唯一的。*text* 是推文的文本信息，为短文本，不超过 140 个字符，可能存在超链接。*source* 是推文的发布平台，例如推特 Web 端，推特手机端，或者通过其他的平台转发至推特等。*in_reply_to_status_id* 是指该推文是否为转发回复其他的推文，如果不是则字段为 *null*，如果是则为转发的推文的 ID。*user* 是指发布推文的用户，也是一个 JSON 格式的数据，其字段内容在表2.2中给出。

表2.2中 *created_at* 为用户账号建立的时间。*id* 为用户的 ID，是唯一的。*screen_name* 为用户的名字。*location* 为用户的地理位置，由用户自己填写。*description* 为用户对自己的描述，为一段文本信息。*followers_count* 为用户的

表 2.2　用户 JSON 数据的部分字段信息

字段	描述
created_at	用户创建的时间戳
id	用户的 ID
screen_name	用户的名称
location	用户的地理信息
description	用户的自我描述
followers_count	用户的粉丝数
friends_count	用户的好友数
favourites_count	用户收藏推文的数目
statuses_count	用户发布推文的数目
utc_offset	用户所在时区
profile_image_url	用户的头像
lang	用户的语种

粉丝数，即关注该用户的用户数。*friends_count* 为用户的好友数，即用户关注的用户数目。*favourites_count* 为用户收藏的推文的数目。*statuses_count* 为用户历史上发布推文的数目。*utc_offset* 为用户所在的时区的偏差值，单位为秒。*profile_image_url* 为用户的头像，如果用户没有自定义头像，则为系统默认头像。*lang* 为用户的常用语言。

任务中的用户查询（即定义2.1中的 P）也是按照 JSON 格式保存，字段信息如表2.3所示。

表 2.3　用户查询 JSON 数据的部分字段信息

字段	描述
topic_id	用户查询的 ID
title	用户查询的标题
desc	用户查询的描述
narr	用户查询的详情

其中 *topic_id* 为用户查询的 ID，即用来标志一个用户感兴趣的话题。*topic_id* 为用户查询的标题，为一个简短的句子。*desc* 是用户查询的描述，为文本信息，描述用户所需要的信息。*narr* 是用户查询的详情，详细地介绍了用户对于信息需求的细节。

本节介绍了任务的定义以及相关的背景知识，包括推文信息的格式，用户的格式以及用户查询的格式等信息。

2.3 方法描述

在本节中，我们设计了一个面向社交网络的实时信息流推荐的系统框架。首先，与传统的信息检索系统相似，推文信息以及用户查询的语义特征被提取出来，数据的预处理用于过滤掉此阶段中无用的信息。其次，为了计算推文信息与用户查询之间的相似度（即相关性），基于外部语料库训练得到的词向量模型来表述提取的特征。除此之外，系统将文本的质量也考虑在内。高质量的文本往往包含高质量的信息，本节提出了一个基于逻辑回归模型的文本质量评估算法来对文本的质量进行衡量。然后，基于得出的相关性与质量，系统针对不同的用户查询对推文信息进行评估。一条相关的、有意思的信息将被归类到最相关的类别中，即归类到最相关的用户查询。最后，为了避免信息洪流、保持消息推送的实时性，本节提出了一个动态的推送策略。因此，用户将实时地收到相关性强、质量高的信息，并且能够避免淹没在信息中。

2.3.1 系统框架

目前在社交网络中，用户只能接收到其关注用户的信息推送，而且这些信息只是简单的按照时间进行排序。理想的搜索系统应当能够分析用户的兴趣爱好，并且自动地推送相关的、高质量的信息给用户。为了满足这一需求，一个面向推特的实时个性化搜索系统的框架设计如图2.3所示。

如图所示，系统主要包括四个主要的模块，分别如下所示。

- **特征提取模块**，该模块监测推特信息流，并且接收用户的搜索请求。值得注意的是，在实时个性化搜索任务中，用户的搜索请求相当于某个话题内容的订阅。用户事先输入搜索后，在相关的信息发布时实时推送给用户。推特信息流通过 TREC-API[2]工具监测。用户的搜索由官方提供，以 $p_i \in \mathrm{P}$ 表示。在特征提取之前，数据的预处理将用来过滤掉无用的信息。对于推特信息流，系统提取其语义特征以及社交属性；对于用户查询，系统提取搜索中的关键词作为基础特征。

- **特征表征模块**，该模块通过几种技术来扩展及表征所提取的语义特征。推文信息以及用户查询通过该模块进行了语义增强，该模块使得推文以及用户之间的相关度计算更加的方便。

[2] https://github.com/lintool/twitter-tools

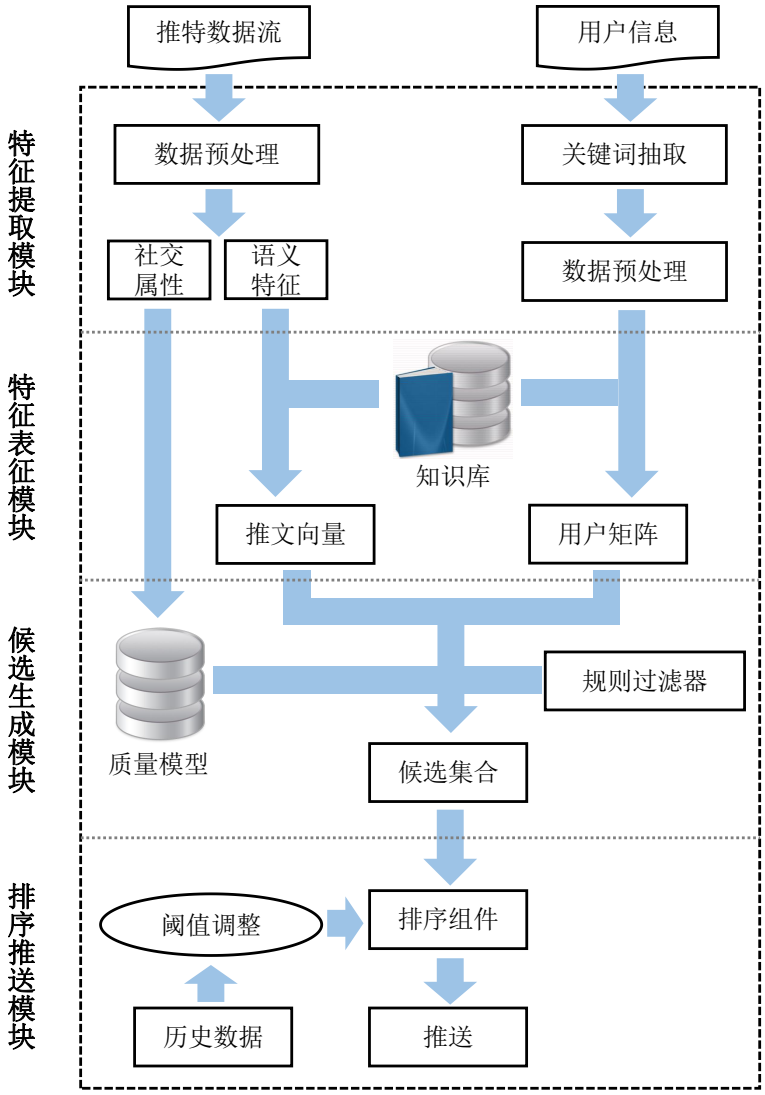


图 2.3　实时个性化搜索系统框架图

- **候选生成模块**，该模块通过语义特征以及社交属性将推文分类到与之最相关的用户。这一过程同时考虑了相关性以及推文的质量，因此用户收到的信息不仅是有趣的而且是高质量的。

- **排序推送模块**，该模块通过最终的得分来对每个用户的推文候选队列进行排序，并且利用历史数据进行阈值的动态调整。该模块能够保证用户不错过重要的高质量的信息，又不至于淹没在过多的信息中。

在之后的小节中，我们将详细地介绍每一个模块应用的算法以及实现。

2.3.2 特征提取模块

推文信息依靠监测推特的抽样信息流来获取[21]。在获取到推文后，数据的实时预处理用来过滤掉此阶段内无效的信息，减少无意义的以及冗余的信息。推特数据流上的相关数据预处理方法包含如下一些技术，

- **语言识别**，根据任务要求，非英文的推文将被直接过滤掉来简化问题的复杂度。本系统中使用的工具为**无限元模型语言识别**（*Language Detection with Infinity Gram*），简称为 ldig[3]。ldig 工具是一个针对短文本消息（例如推特）的语言识别器，能够支持对于 17 种语言的识别，准确率达到了 99.1%。除此之外，系统还使用了基于字符编码集的语言识别方法来区分英文句子和非英文句子。通过训练得出一个阈值，包含英文字符多的推文将被保留，其余的将被过滤掉。

- **冗余过滤**，社交网络中由于复制，转发等行为使得相同信息的推文存在着很多的冗余，如果不进行冗余过滤，那么将会有很多相同的内容推送给用户，使得用户淹没在重复的信息中。因此，对于内容相同或者相似的推文，系统只保存一个副本。为了实现该目标，一种方法是利用表2.1中提到的推文 id 字段和 $in\_reply\_to\_status\_id$ 字段来识别冗余信息。如果推文是原创信息，则我们记录其 id 值；如果推文是转发信息，则可以检查该推文转发推文的 id 是否已经存在来判别是否是冗余信息。每当一条新的推文被爬取时，首先来检查推文的 id 来做冗余消除。该方法简单有效，能够迅速滤除掉大部分的冗余信息。但是当推文是复制其他推文的信息或者做出微小的改动，则该方法无法识别。因此，另外一种冗余消除技术，$simhash$ 技术被应用。$simhash$ 技术是用于处理网页冗余的技术，该方法将一个文档转换成一个数字指纹（即一串定长的 0-1 编码），被称为**哈希相似码**。两个文档的哈希相似码之间的汉明距离（*hamming distance*）越短，则说明两个文档之间的相似度越大。哈希相似码的计算公式如下所示，

$$\mathbf{s}_{hash} = sign(\sum_{i=1}^{n} w_i \cdot \mathbf{c}_i) \tag{2.1}$$

其中 $\mathbf{c}_i$ 是第 i 个词的哈希码，为一个定长的向量，w_i 是该词的权重，为标量，$sign$ 是是一个符号函数，让结果向量中的每一个比特的正数位变成 1，负数位变成 0。simhash 算法的过程大概如下。首先，对文档进行关键词抽取，得到特征 $\mathbf{c}_i$ 和权重 w_i。然后，对所有特征进行加权的位计算。最后，对

[3] https://github.com/shuyo/ldig

得到的结果进行哈希码的生成，这个产生值和具体采用的算法有关，这里采用的一个简单的符号函数。将推文转换成哈希相似码后，我们就可以利用推文之间的汉明距离来判别推文间的相似性，来进行冗余消除。基于推文的 id 进行冗余消除是一种高效的方法，能够解决大多数情况下的问题，但是对于复制或者修改的内容无法识别。simhash 算法是基于推文的内容进行冗余消除，能够有效地解决内容相似的推文冗余，但是相比于基于推文 id 的方法耗时会长一些，因为计算哈希相似码的过程将会有额外的计算量。在本章提出的系统中，两种算法被结合起来完成冗余消除。首先利用基于推文 id 的方法进行粗的冗余消除，如果无法判别则计算推文的哈希相似码后，根据汉明距离进行判别。

在数据的预处理后，我们将推文信息和用户查询的语义特征和社交属性抽取出来。对于推文，名词以及动词是句子中最重要的部分。因此，退文中的名词以及动词（除去停用词）被抽取出来作为语义特征，并且每一个词都根据其在句子中的重要性得到一个不同的权重。一条推文的语义特征可以表示成 $\mathbf{ts} = \{w_1\mathbf{t}_1, w_2\mathbf{t}_2, \cdots, w_n\mathbf{t}_n\}$，其中 $\mathbf{ts}$ 表示一条推文，$\mathbf{t}_i$ 表示一个词语，w_i 为该词语的权重。词语的权重与该词语在句子中的位置、出现的频率等有关。

由于社交网络信息提供了丰富的社交行为属性，社交属性可以被用于评估推文的真实性和质量。推文是按照 JSON 格式存储的，因此获取系统所需的社交属性是非常便捷的，例如发布推文的用户、推文的转发量、推文的评论数、推文的 URL 数、推文的标签、推文中有意义的词数、推文的长度等等。这些信息都可用于进行训练，来评估推文的质量。

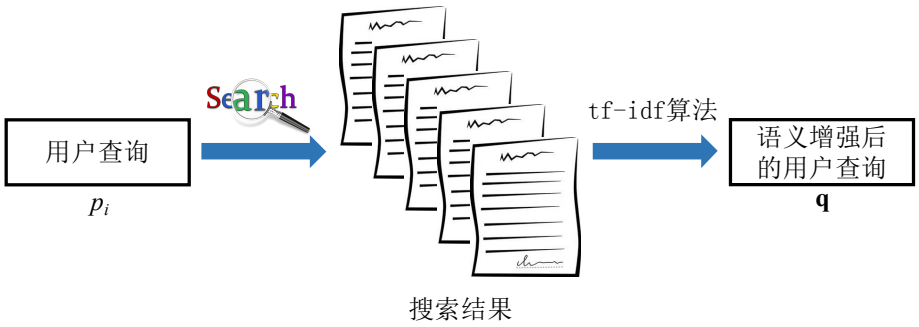


图 2.4　用户查询的语义扩展示意图

对于用户查询，对用户的兴趣爱好描述被当成一个查询，如表2.3所示。系统对查询进行分析，计算用户所感兴趣的推文。首先，用户查询中的关键词如同推文一样的被提取出来。但是，用户查询往往比较简短，表述能力是有限的。短文

本的检索面临着词语失配的问题，即用户查询与推文信息的词语重叠相对较少，这将导致很多描述着同一事件的文本因为使用了不同的词汇而检索失败。为了解决该问题，语义扩展方法往往被用于增强检索的性能。语义扩展方法主要分成两大类，基于搜索引擎的语义扩展和基于知识库的语义扩展。本节中系统使用的是基于搜索引擎的语义扩展技术来丰富查询的信息，大致流程如图2.4所示。在第一步中提取出来的关键词被当做搜索引擎的输入。返回的 top-k 个结果的摘要文本部分被收集用来做下一步的计算，每一个返回的结果都包含若干个词语。在整个结果集中可以使用 tf-idf 算法可以被用来计算每一个词语的权重。针对每一个用户查询，一个带有 tf-idf 值的词语列表被计算返回。语义增强后的用户查询可被写作 $\mathbf{q} = \{\mathbf{k}_1 : v_1, \mathbf{k}_2 : v_2, ..., \mathbf{k}_n : v_n\}$，其中 $\mathbf{k}_i$ 表示关键词，v_i 表示词语 $\mathbf{k}_i$ 的 tf-idf 值。

2.3.3 特征提取模块

已有的工作对语义特征的表示模型有着很多的研究，例如**词袋模型**（*Bag of Words Model*）等。词袋模型忽略了文本的语法和词序，仅仅将文本当作词语的聚集。该模型假设每一个词是独立的，即文本中词的概率与上下文是无关的，它简化了表示方法，但是忽略了语法和词序，在某些情况下带来了一些缺陷。基于此的一些改进算法，例如二元词袋模型、三元词袋模型等在一定程度上解决了这些缺陷。然而，词语失配问题仍然是词袋模型无法解决的问题。

为了解决词语失配问题，**词向量模型**（Word Vector Model）被提出来表示语义特征。使用 *word2vec* 技术来对词语进行向量化，*gensim*[4]是一个比较方便的工具来处理该问题。为了训练词向量模型，维基百科的英文预料库被用于训练[5]。图2.2中的知识库基于维基百科英文语料库使用 *gensim* 工具训练得到。推文 $\mathbf{ts}$ 中的每一个词语 $\mathbf{t}_i$，可被表示成一个向量 $\mathbf{t}_i = (\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_m)^T$，其中 m 为词向量模型设置的维度（例如 200、400 等），参数 α_j 表示词向量第 j 维的值。因此，一条推文 $\mathbf{ts}$ 可向量化为 $\mathbf{ts} = \sum w_i \mathbf{t}_i$，其中 w_i 为词语 $\mathbf{t}_i$ 的权重。与处理推文的方式相似，语义增强后的用户查询 q 中的每一个关键词 $\mathbf{k}_i$ 可以表示成 $\mathbf{k}_i = (\beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_m)^T$，其中参数 β_j 为关键词 $\mathbf{k}_i$ 第 j 维的值。而且语义增强后的用户查询 $\mathbf{q} = \sum v_i \mathbf{k}_i$，$v_i$ 为词语 $\mathbf{k}_i$ 的权重。按照上述流程，推文信息以及用户查询通过词向量模型转化成了向量形式。

[4] http://radimrehurek.com/gensim/index.html

[5] https://dumps.wikimedia.org/enwiki/20160113/

2.3.4 候选生成模块

依靠词向量模型，词语的失配问题得到了比较好的解决。但是该方法也是一把双刃剑，词向量模型在获取更多相关的信息的时候也会带来许多低相关的信息给用户，即词向量模型在提高召回率的时候降低了准确率。为了解决该问题，系统使用了一个规则过滤器**布尔逻辑关键词过滤**（*Boolean Logic Keyword Filter*）来提高准确率。布尔逻辑关键词模型将用户查询表示成如下形式，

$$p = \{1 : (\mathbf{t}_1 || \mathbf{t}_2) \,\&\&\, (\mathbf{t}_3 || \mathbf{t}_4),\ 0 : \mathbf{t}_5 || \mathbf{t}_6\} \tag{2.2}$$

其中 p 代表一个用户查询，其中包含两个域 1 和 0。值为 1 的域代表着该用户查询检索到的结果中必须出现的词，值为 0 的域代表着该用户查询检索到的结果中不一定须要出现的词，但是命中会增加推文信息和用户查询之间的相关性。符号 || 表示逻辑上的“或”关系，代表多个词出现某一个即可；符号 && 表示逻辑上的“与”关系，代表多个词须要同时出现才满足。例如公式（2.2）表示能够通过过滤器的推文中必须包含词语 t_1 或者 t_2，并且包含 t_3 或者 t_4。如果推文中包含 t_5 或者 t_6，则会增加推文信息与用户查询之间的相关性。系统根据语义扩展后的用户查询中的词语的 tf-idf 值来生成规则过滤器。我们为规则过滤器设置两个参数阈值 η 和 γ（$\eta < \gamma$）。假设 tf-idf$_{max}$ 表示一个用户查询 p 中的最大 tf-idf 值。则阈值 γ 设置为 0.7·tf-idf$_{max}$，阈值 η 设置为 0.9·tf-idf$_{max}$，这是一个经验性的参数设置。对于 tf-idf 值大于 η 的词语将被加入到 p 中域为 1 的列表中，对于 tf-idf 值大于 γ 又小于 η 的词语将被加入到 p 中域为 0 的列表中，对于 tf-idf 值小于 γ 的词语将不作处理。

所有从推特信息流中监测到的推文首先都会经过根据布尔逻辑关键词模型生成的规则过滤器。如果推文不与任何规则过滤器匹配，则该条推文将被直接丢弃。如果推文通过了某个规则过滤器，则推文信息与该用户查询之间的语义得分讲根据它们之间的相似度计算得出。然后推文将根据公式（2.2）以及语义得分分类到某一个用户查询中。已有的研究主要有两类计算语义得分的方法来评估推文信息与用户查询之间的相关性。

- **基于 tf-idf 的相似度**，根据推文信息和用户查询生成的向量以及 tf-idf 权重进行相似度计算，计算公式如下所示，

$$sim = \frac{\mathbf{ts}^T \cdot \mathbf{q}}{\|\mathbf{ts}\| \cdot \|\mathbf{q}\|} = \frac{\left(\sum_{i=1}^{m} w_i \mathbf{t}_i\right)^T \cdot \sum_{j=1}^{m} v_j \mathbf{k}_j}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^{m} w_i \mathbf{t}_i\right)^T \left(\sum_{i=1}^{m} w_i \mathbf{t}_i\right)} \sqrt{\left(\sum_{j=1}^{m} v_j \mathbf{k}_j\right)^T \left(\sum_{j=1}^{m} v_j \mathbf{k}_j\right)}} \tag{2.3}$$

其中 $\mathbf{ts}$ 表示推文信息的向量，$\mathbf{q}$ 表示用户查询的向量。w_i 为词向量 $\mathbf{t}_i$ 的权重，v_j 为词向量 $\mathbf{k}_j$ 的权重。

- **基于 BM25 的相似度**，利用算法 Okapi BM25 的权重函数来评估推文信息和用户查询之间的相似度。算法 Okapi BM25 是一个基于词袋模型的算法，根据文档中出现的查询词的频率进行权重计算。推文信息与用户查询之间的相似度计算如下，

$$sim = \sum_{q_i \in Q} idf\left(q_i\right) \cdot \frac{f\left(q_i, D\right) \cdot \left(k_1 + 1\right)}{f\left(q_i, D\right) + k_1 \cdot \left(1 - b + b \cdot \frac{|D|}{avgdl}\right)} \tag{2.4}$$

其中 D 表示一个文档，即一条推文信息，Q 表示用户查询。函数 $f\left(q_i, D\right)$ 表示查询词 q_i 在文档 D 中的词频，$|D|$ 表示文档 D 的长度，$avgdl$ 表示文档集中文档的平均长度，k_1 以及 b 为调整参数。系统一般经验性的设置 $k_1 = 2$，$b = 0.75$。

以上是系统对推文信息和用户查询之间相关性的处理，下面介绍系统对于推文的质量的评估。在特征提取模块中抽取的社交属性可被用来训练推文的**质量模型**（*Quality Model*）。我们首先人工地标注推文的质量得分，标注不依据推文的类别，单纯考虑推文是否能够带来信息量。质量高的推文标注 1，质量低的推文标注 0。如果推文能提供更多的信息，并且撰写得更完整，则推文会获得高的得分。我们使用**逻辑回归模型**（*Logistic Regression Model*）来对文本的质量模型进行建模，模型如下所示，

$$h_{\boldsymbol{\theta}}\left(\mathbf{x}\right) = \frac{1}{1 + e^{-\boldsymbol{\theta}^T \mathbf{x}}} \tag{2.5}$$

其中 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \cdots, x_n)$ 是抽取的社交属性，$\boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_n)$ 为待训练的参数。实现一般来说，用户更倾向于接受文本质量高的、由权威发布的信息，基于以上假设，我们选取如下的社交属性作为特征。

- **用户粉丝数**（*FollowerCnt*），表示发布推文信息的用户的粉丝数。粉丝数高的用户表示该用户在社交网络中是受欢迎的，因此该用户发布的推文信息很大概率上是高质量的信息。

- **用户推文数**（*StatusCnt*），表示发布推文信息的用户历史上发布的推文数。用户发布推文的数目预示着用户的活跃度，而一个活跃的用户更可能发布高质量的信息。

- **推文转发数**（*RetweetCnt*），表示推文的转发数。一条推文的转发数越大说明这一条推文越受人欢迎，质量越高。

- **推文转发等级**（*RetweetLvl*），表示对转发数使用对数函数后的转发等级。

- **推文点赞数**（*CollectCnt*），表示推文的点赞数。用户如果认为一条推文是吸引人的，信息丰富的，则可以点赞或者收藏。

- **推文词语数**（*WordCnt*），表示推文中除去停用词的文本长度，即词语数。一般来说，长的文本相对于短的文本的信息量会大一些。

- **推文字符数**（*CharCnt*），表示推文中除去停用词的文本的字符数。

- **短链接数**（*UrlCnt*），表示推文中短链接的数目。信息量丰富的文本往往会在推文末尾给出一个短链接。

为了检验抽取出来的社交属性的有效性，我们计算了人工标注数据集中的各个社交属性中的**累计分布函数**（*cumulative distribution function*）来进行观察。推文根据其文本质量被标记成 1 或者 0，其中 1 表示这是一条质量高的推文，反之则表示这是一条质量不高的推文。社交属性的累计分布函数结果如图2.5至图2.10所示，两个分类的累计分布函数曲线显示了特征的区分能力。从结果图可知，*CharCnt*、textitFolloweeCnt、*FFR* 以及 *StatusCnt* 是区分推文是否高质量的有效的特征。由图2.6可知，超过 95% 的低质量的推文的字符数都小于 100，而超过 50% 的高质量的推文的字符数都大于 100。由图2.7和图2.9可知，拥有高粉丝数和高粉丝 - 好友比的用户更可能发布高质量的推文。由图2.10可知，活跃用户更有可能发布高质量的推文。因此，抽取的社交属性能够被用于训练评估推文质量的分类器。

在计算得到推文信息和用户查询之间的语义相似度和推文的质量得分后，二者被综合起来用来评估推文的最终得分，详细流程在下一个小节中介绍。

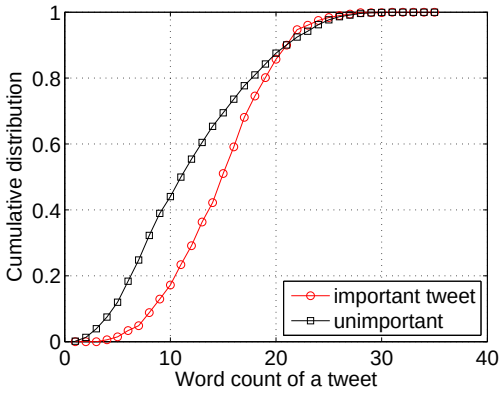


图 2.5 *WordCnt* 的累积分布函数

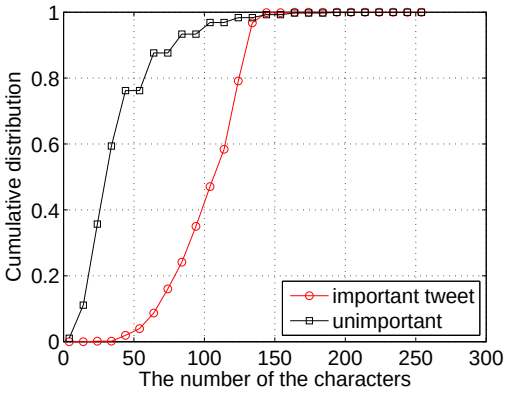


图 2.6 *CharCnt* 的累积分布函数

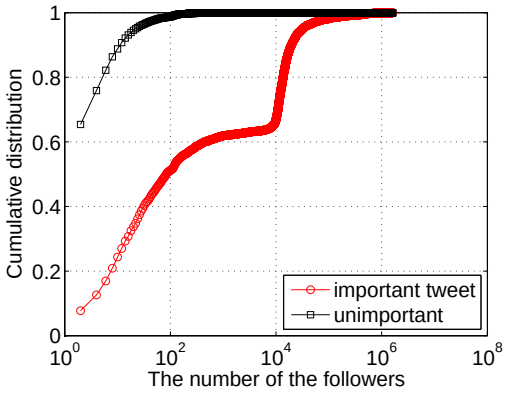


图 2.7 *FollowerCnt* 的累积分布函数

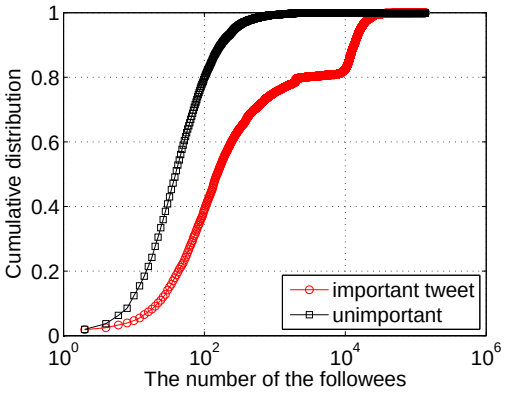


图 2.8 *FolloweeCnt* 的累积分布函数

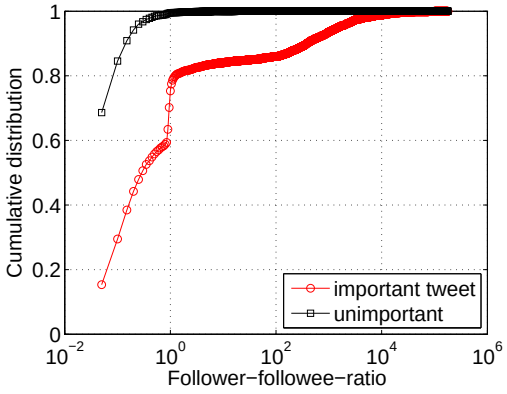


图 2.9 *FFR* 的累积分布函数

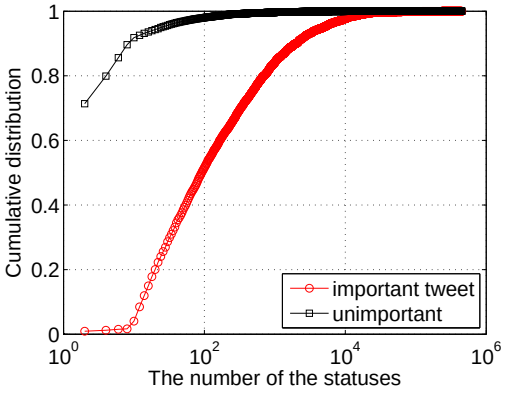


图 2.10 *StatusCnt* 的累积分布函数

2.3.5 排序推送模块

基于语义特征和社交属性，我们得到了推文信息和用户查询的语义相似度以及推文的质量得分。以上两种得分的值域为 [0,1]。对于一个用户查询，一条推文的最终得分考虑了以上的两个方面，形式化为如下所示，

$$f(\mathbf{ts}, \mathbf{q}) = sim \cdot h_{\boldsymbol{\theta}}(x) \tag{2.6}$$

其中 sim 为语义相似度得分，参见公式（2.3）和公式（2.4）。基于 tf-idf 和基于 BM25 算法的语义相似度得分在系统中是可选的。$h_{\boldsymbol{\theta}}$ 为推文的质量得分，参见公式（2.5）。

当计算完一条推文和各个用户查询之间的分数后，推文将分类到得分最高的用户查询作为候选。候选队列中的推文按照得分 $f(\mathbf{ts}, \mathbf{q})$ 进行排序。按照任务需求，如果推文对于一个用户查询是相关的且高质量的，那么系统将把该推文推送给感兴趣的用户。但是如果一直推送给用户信息，那么将导致信息淹没。任务要求系统在保证用户不被信息淹没的情况下，同时实时地推送给用户消息，这是一个约束满足问题。问题可形式化为，用户每天接受信息的数量是一定的，系统需要根据当前队列中的信息来决策何时推送给用户。系统提出了一种**动态阈值调整算法**来保证相关的高质量的推文及时的推送，且在时间上是均匀分布的。算法根据候一个用户查询的选集队列的历史数据，可以得到一个最高得分 f_{max}，设计一个梯度阈值函数 $\zeta(f_{max}, t)$ 如下所示，

$$\zeta(f_{max}, t) = \begin{cases} (0.9 - d) \cdot f_{\max} & d < 0.4 \\ 0.5 \cdot f_{\max} & d \geq 0.4 \end{cases} \tag{2.7}$$

其中 d 表示衰减值，且 $d = c \cdot floor(t/2)$。式中的 c 表示衰减系数，$floor$ 为向下取整函数，t 为一天中的时间，$t \in [0, 24]$。观察公式（2.7）可知，阈值的变化与队列中的最高得分 f_{max} 和时间 t 相关。为了得到相关性强、质量高的推文，阈值在一开始时相对较高。在 $t = 0$ 时刻，阈值为 $0.9 \cdot f_{max}$。为了给用户带来更多更全面的信息，阈值随着时间的变化不断减小。为了避免推送不相关或者低质量的信息，阈值在降低一定程度后不再变化，最终保持在 $0.5 \cdot f_{max}$。例如，经验性地设置衰减系数 $c = 0.05$，当 $t = 16$ 时，阈值衰减为 $0.5 \cdot f_{max}$ 后不再变化。动态阈值调整算法的思想是在一开始设置一个相对较高的阈值来获取高质量的推文，然后降低阈值来保证信息的数量。当推文的最终得分超过当时的阈值，则系统将立即推送该信息给相应的用户。由上述的各个模块描述可知，实时个性化搜索算法如算法所示，且阈值将随时间动态变化。

2.4 实验分析

本节中，我们通过 TREC 2015 Microblog Track 的实时测评对系统进行了多方面的验证。并对实验结果进行了分析。首先，本节介绍了实验的设置，其次介绍了评测标准，最后对实验结果进行了分析。本节中的实验基于八核、16GB 内存、SSD 硬盘的机器上运行，操作系统为 Ubuntu 14.04 64 位系统。系统主要基于 Python 和 Java 语言实现，Python 版本为 2.7，JDK 版本为 1.8 版本。

算法 2.1 实时个性化搜索算法

已知: $\mathbf{T}=\{\mathbf{ts}_1,\mathbf{ts}_2,\cdots,\mathbf{ts}_N\}$, $\mathbf{P}=\{p_1,p_2,\cdots,p_M\}$, Z

求: $\mathbf{R}=\{\mathbf{R}_1,\mathbf{R}_2,\cdots,\mathbf{R}_M\}$

for all $p_i \in \mathbf{P}$ do
    $\mathbf{q}_i=\{\mathbf{k}_1:v_1,\mathbf{k}_2:v_2,...,\mathbf{k}_n:v_n\}$
    $p_i=\{1:(\mathbf{t}_1||\mathbf{t}_2)\,\&\&\,(\mathbf{t}_3||\mathbf{t}_4)\,,\ \ 0:\mathbf{t}_5||\mathbf{t}_6\}$
end for
for all $\mathbf{k}_j$ do
    $\mathbf{k}_j=(\beta_1,\beta_2,\cdots,\beta_m)^T$
    $\mathbf{q}_i=\sum v_i\mathbf{k}_i$
end for
while $|\mathbf{R}_i|<Z\ \&\&\mathbf{T}=\emptyset$ do
    $\mathbf{ts}_i=pop\,(\mathbf{T})$
    $\mathbf{ts}_i=\{w_1\mathbf{t}_1,w_2\mathbf{t}_2,\cdots,w_n\mathbf{t}_n\}$
    if $\mathbf{ts}_i$ matches p_j then
        for all $\mathbf{t}_k \in \mathbf{ts}_i$ do
            $\mathbf{t}_k=(\alpha_1,\alpha_2,\cdots,\alpha_m)^T$
        end for
        $\mathbf{ts}_k=\sum w_i\mathbf{t}_i$
        $f\,(\mathbf{ts}_i,\mathbf{q}_j)=sim\cdot h_{\boldsymbol{\theta}}\,(x)$
    end if
    if $f\,(\mathbf{ts}_i,\mathbf{q}_j)\geq\zeta$ then
        $\mathbf{R}_j=\mathbf{R}_j\cup\mathbf{ts}_i$
    end if
end while

2.4.1 数据集及实验环境

为了评估系统的稳定性和算法的有效性，TREC 2015 Microblog Track 的实时测评采用了 10 天的推特信息流数据，时间从 2015 年 07 月 20 日 00:00:00 UTC 至 2015 年 07 月 29 日 23:59:59 UTC，时区为世界标准时间。数据集总共包含 51,770,318 条真实推文，共有 225 个用户查询由官方提供。推文的时间分布如图2.11所示，横轴代表时间，纵轴代表推文的数量。从图中可知，推文的分布具有一定的周期性，周期大约为 12 个小时。

在评测的时间段内，系统需要保持持续运行来接收推特信息流。系统通过设计的算法，将有趣的、高质量的推文实时地推送给官方设计的用户。在评测结束后，将最终的结果上传至 NIST 的服务器。为了简化任务，对于两个场景，系统只要求处理英文的推文。在场景 A 和场景 B 中的具体的要求如下所示。

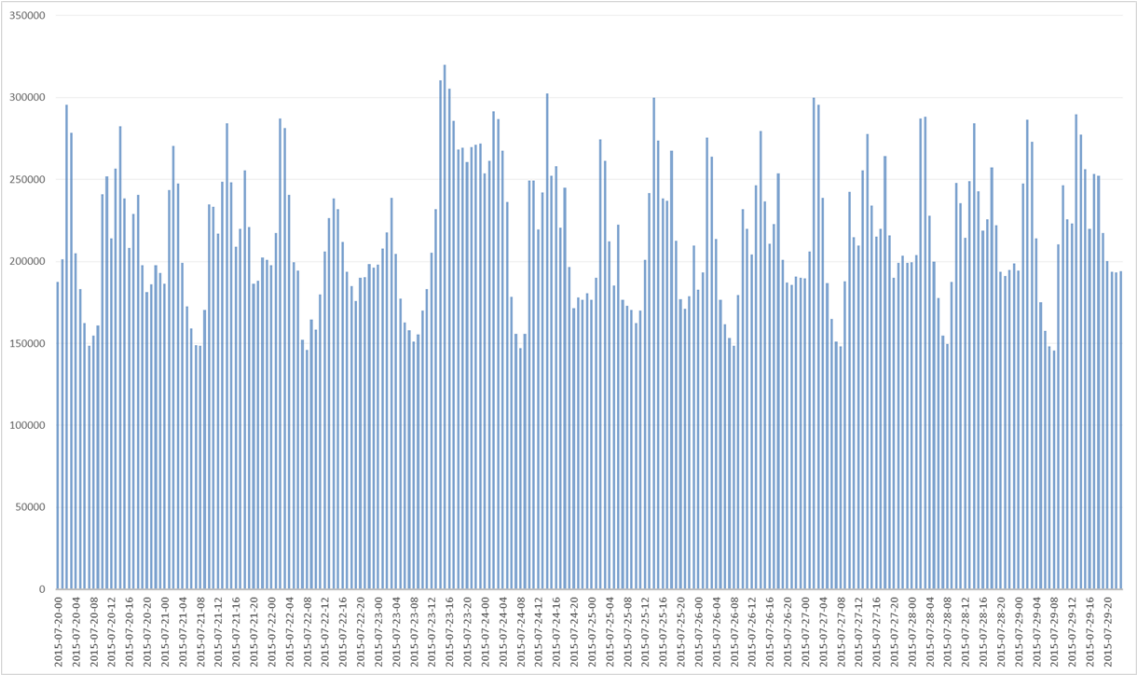


图 2.11　推特数据流的分布

- **场景 A：即时性信息推送**。在场景 A 中，系统允许每天推送给一个用户查询至多 10 条推文。如果对于某个用户查询，系统推送超过 10 条推文，则 NIST 只会保存前 10 条推文。对于每条推文，系统需要记录推文的 ID 以及系统的推送时间戳。评测标准基于系统的推送时间戳和推文的创建时间戳之间的时间间隔会有惩罚机制。每一个用户查询至多 10 条的推送是为了适应在移动场景下用户的真实需求，用户每天接收即时信息的推送过于频繁会使得用户淹没在信息中。但是场景 A 不要求完全按照现实生活中来模拟用户需求，例如用户不希望在半夜接收到推送等等。

- **场景 B：周期性邮件摘要**。在场景 B 中，系统需要针对一个用户查询聚合前 100 的相关的、高质量的信息。场景 B 要求系统在一天结束后的相对较短的一段时间内将结果返回给用户，保证用户能够很快地收到结果。

场景 A 中返回结果形式为 $(topic\_id, tweet\_id, delivery\_time, runtag)$ 的四元组，其中 $topic\_id$ 为官方给出的用户查询 ID（即话题），$tweet\_id$ 是推送的推文的 ID，$delivery\_time$ 为系统的推送时间戳，$runtag$ 为系统的运行标志。场景 B 中返回结果形式为 $(YYYYMMDD, topic\_id, Q0, tweet\_id, rank, score, runtag)$ 的七元组，其中 $YYYYMMDD$ 为日期，$topic\_id$ 为官方给出的用户查询 ID，$Q0$ 为 TREC 默认的一个字符（对系统无影响），$tweet\_id$ 为推文的 ID，$rank$ 为改推文的排序，$score$ 为推文的得分，$runtag$ 为系统的运行标志。

2.4.2 评测标准

在两个场景中，系统提交的所有结果都会由 NIST 的评测员独立的进行结果评估。每一条推文都会被评论员按照四挡进行打分，分别为**垃圾信息**，**不相关**，**相关**，**高相关**。为了简化任务，非英文的推文将直接标记为垃圾信息。如果一条推文中既包含英文信息又包含非英文信息，则由评测员来决定。值得注意的是，评测员会检查推文中的短链接里的内容，除此之外不会再有更多的评判依据。对于冗余的处理如下所示，对于所有相同内容的推文将被分到同一个组，系统只被允许提交一条谈论该话题的推文，多余的推文将是无效推文[5, 21]。针对场景 A 和场景 B 的评测指标具体如下所示。

- **场景 A：即时性信息推送**。在场景 A 中对于某一天中的某一个用户查询（即话题）的评测由两个时间衰减的度量来表示，详见公式（2.8）和公式（2.9）。某一个话题的指标由评测期（10 天）内的该话题的平均指标来度量。系统的指标由所有话题的平均指标来度量。第一个度量指标为**期望时延得分**（*Expected Latency-discounted Gain*），借鉴 Temporal Summarization track 中的度量[22]，如公式（2.8）所示，

$$ELG = \frac{1}{N}\sum G(\mathbf{ts}) \tag{2.8}$$

其中 N 表示针对于一个话题一天内返回的推文数目，$G(\mathbf{ts})$ 为每一条推文的得分。垃圾信息和不相关的推文得分为 0，相关的推文得分为 0.5，高相关的推文得分为 1。相同内容的推文只有一条推文能够得分，不会重复计算得分。同时，一个时延惩罚将用于检查系统推送的实时性，即检查系统的推送时间戳和推文的创建时间戳之间的时间间隔。得分的时延衰减系数应用于所有推文的得分计算，衰减系数为 $MAX\left(0,(100-delay)/100\right)$，$delay$ 为时间间隔，以分钟为单位。有上述可知，如果系统的推送时间和推文的创建时间间隔小于 1 分钟，则系统将不会受到时延惩罚；如果系统的推送时间和推文的创建时间间隔大于 100 分钟，则得分将被惩罚为 0。度量指标 ELG 将作为主要的度量，第二个指标为**标准累计得分**（*normalized Cumulative Gain*），如公式（2.9）所示，

$$nCG = \frac{1}{Z}\sum G(\mathbf{ts}) \tag{2.9}$$

其中 Z 为最大的允许推送的推文数（测评中设置为 10），$G(\mathbf{ts})$ 的计算与 ELG 中相同。按照如上定义，则在评判的时候将会出现一些边缘情况。例如在某一天中的某一个话题没有出现相关的推文信息，则系统当天应当是

“安静的”，即不推送任何信息给对该话题感兴趣的用户。为了处理没有某个话题出现相关的信息和系统没有推送信息给某个话题这两种情况的评测，可以分成如下两种情况。第一种情况是该天有某话题的相关推文信息，如果系统没有推送推文，则系统得零分，如果系统推送了推文，则按照公式计算；第二种情况是该天没有某话题的相关推文信息，如果系统没有推送推文，则系统得满分，如果系统推送了推文，则按照公式计算。

- **场景 B：周期性邮件摘要**。在场景 B 中的度量标准如下，对于每一个话题，返回的推文将被当做一个有序的列表，然后计算该返回列表的**归一化衰减累计得分**（*normalized Discounted Cumulative Gain*）[6]，即 nDCG@k。其中 k 根据返回的信息池的深度决定，相对较小（评测中取 k=10）。某一个话题的度量标准为评测时间内的 NDCG@k 平均得分，系统的度量标准为所有话题的 NDCG@k 平均得分。

2.4.3 结果分析

系统在 TREC 2015 Microblog Track 的评测结果如表2.4所示[1]，我们将系统与参与测评的其他好的系统进行对比，其他系统使用的算法主要有基于 K-L 散度的语言模型的检索方法（KL+LM）[23]，K-L 散度结合动态推送策略的方法（KL+DE）[24]，tf-idf 和 BM25 算法的混合模型集合质量模型的方法（tf-idf+BM25+QM）[25]。

表 2.4 Metrics performance comparison with other methods

	ELG	nCG	nDCG@10
BLKF+tf-idf+QM	0.3086	0.3349	0.3345
BLKF+BM25+QM	0.2863	0.2974	0.3670
KL+LM	0.3175	0.3127	0.2228
KL+DE	0.3150	0.2679	0.2200
tf-idf+BM25+QM	0.1753	0.2426	0.2420
the optimal	0.4623	0.4846	0.5014

Fan 等人[23] 提出了一种时间自适应的话题相关过滤框架来评估推文与用户查询之间的相关性，即 KL+LM。基于 Web 的查询扩展技术用于解决词语失配的问题。系统使用 K-L 散度算法来度量推文和用户查询之间的相关性。在推送方面，系统使用一种时间自适应的方法来估测相关性的阈值和创新性的阈值。Tan 等人[24] 提出了一种基于 K-L 散度和动态推送策略的框架。该框架中，模拟相关反馈技术用于估测话题中词语的概率分布。然后，用户查询作为基准模型，来计

[6] https://en.wikipedia.org/wiki/Discounted_cumulative_gain

算每一个用户查询中的词语的 K-L 散度值。然后排名前 10 的词语被加入到用户查询中的特征向量中。在这些词语组成的特征空间中，经典的向量模型用于计算推文和用户查询间的相似度。最后，动态推送策略被利用来处理推送问题，这是一个多目标的秘书问题[7]。动态推送策略维护一个低阈值和一个高阈值来决定是否推送还是等待。Bagdouri 等人[25] 提出了一个框架，使用词向量模型以及查询扩展来表示用查询，采取 tf-idf 和 BM25 的混合算法计算推文和用户查询之间的相似度，Jaccard 相似度算法用来做冗余性消除。如表2.4所示，使用布尔逻辑关键词过滤、tf-idf 相关性和质量模型（BLKF+tf-idf+QM）的 nCG 的性能最佳，使用布尔逻辑关键词过滤、BM25 以及质量模型（BLKF+BM25+QM）的 nDCG@10 的性能最佳，KL+LM 的 ELG 的性能最佳，KL+DE、BLKF+tf-idf+QM 与 KL+LM 有着相似的 ELG 性能。根据结果可知，我们的系统在 nCG 的性能比其他系统好，说明我们的系统能够检索到更多的相关推文，相当于系统的召回率较高。这个结果是由于系统使用了词向量模型以及基于搜索引擎的扩展。此外，系统的 nDCG@10 的性能远超了其他系统，这是因为系统使用了质量模型，使得结果的排序更加合理。换言之，系统将推文的质量考虑在内，对场景 B 中的结果进行了排序。最后一栏的最优解（the optimal）是理论上的最优解，是选取 TREC 2015 Microblog Track 中每一个话题中最好的结果进行平均得到的理论最优解，作为一个上限参照标准。

系统的两种算法的 ELG 性能指标在话题上的分布如图如图2.12和2.13所示，

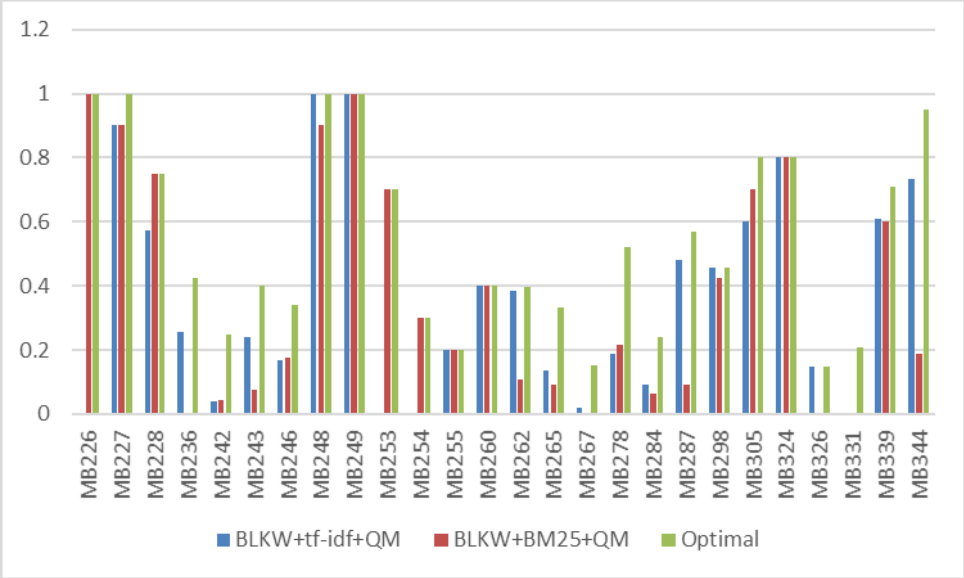


图 2.12　话题 MB226 至 MB344 上的 ELG 性能分布

图中的横轴为用户查询的 ID，纵轴为 ELG 的性能，用户查询为官方随机从 225 个

[7] https://en.wikipedia.org/wiki/Secretary_problem

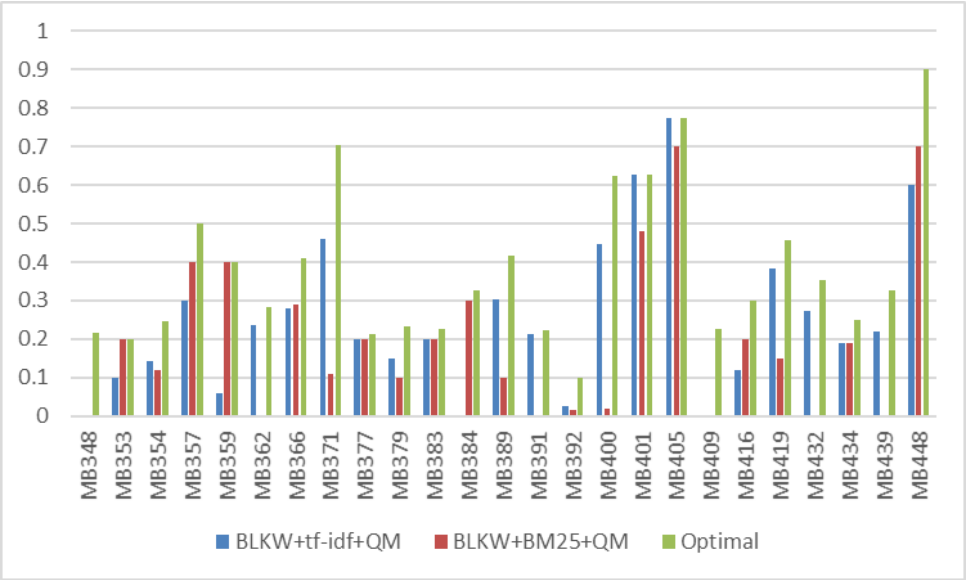


图 2.13　话题 MB348 至 MB448 上的 ELG 性能分布

用处查询中抽取。由系统的 ELG 性能在话题上的分布图可知，我们系统中算法的性能与理论最优解在大多数情况下是相同的。但是，在一些话题上算法的得分为 0，这是由于推特信息流中没有出现该话题的信息，而系统推送了推文。这也是查询扩展在提高 nCG 性能的同时，对 ELG 的性能有所降低。

系统的两种算法的 nCG 性能指标在话题上的分布如图如图2.14和2.15所示，

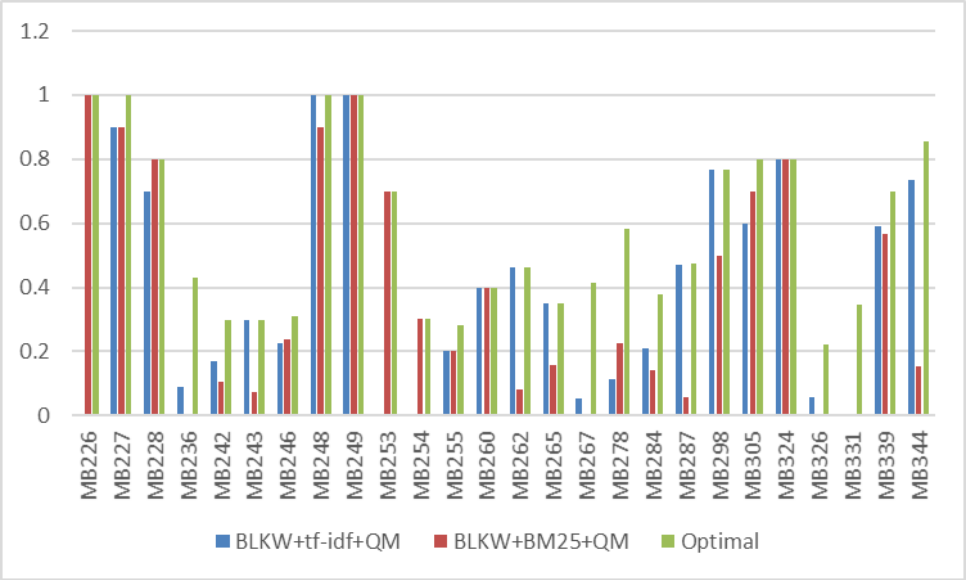


图 2.14　话题 MB226 至 MB344 上的 nCG 性能分布

图中的横轴为用户查询的 ID，纵轴为 nCG 的性能。由于 nCG 的计算方式与 ELG 相似，因此可以看出我们系统的 nCG 的性能与 ELG 的性能相似。

系统的两种算法的 nCG 性能指标在话题上的分布如图如图2.16和2.17所示，

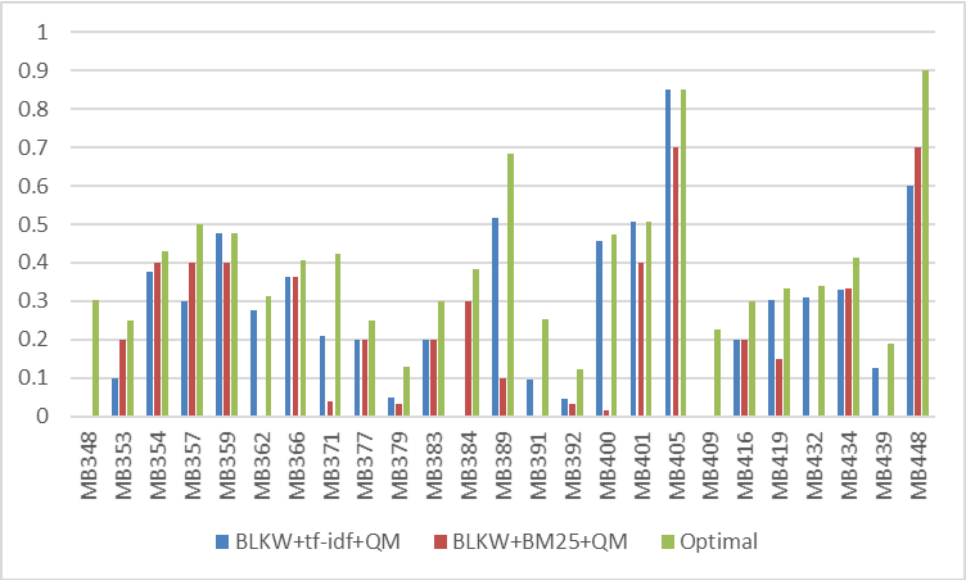


图 2.15　话题 MB348 至 MB448 上的 nCG 性能分布

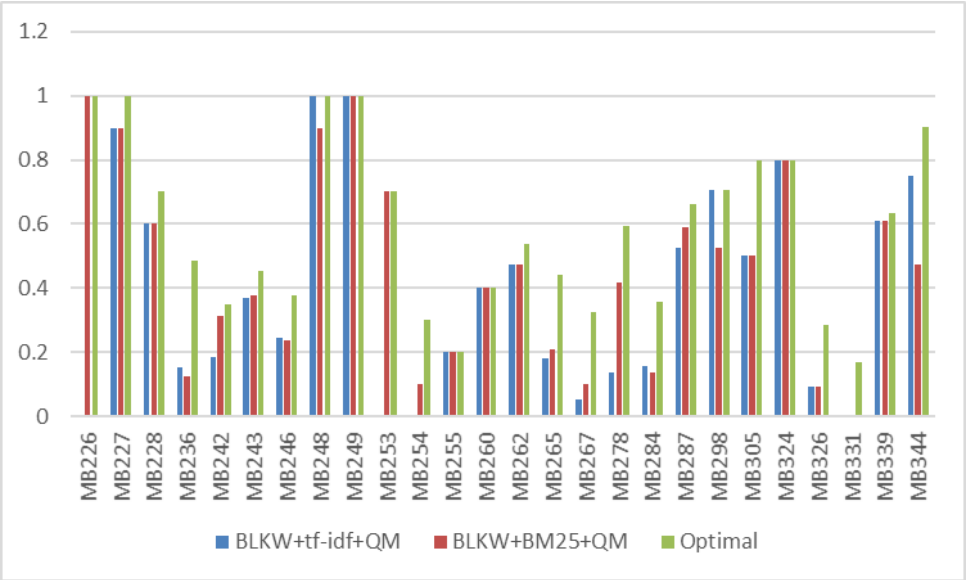


图 2.16　话题 MB226 至 MB344 上的 nDCG 性能分布

图中的横轴为用户查询的 ID，纵轴为 nDCG 的性能。由图可知，我们系统的算法的 nDCG 性能在大多数话题上都是最优解，性能远超其他的系统。但是在一些话题上我们系统的算法没有得分，这也是由于推特信息流中没有出现该话题的信息，而系统推送了信息，这与 ELG 性能中出现的边缘情况相似。

由上述全面的实验，我们对系统的 ELG、nCG 以及 nDCG@10 等性能进行了度量和分析，实验结果验证了所提出的系统的正确性和有效性。

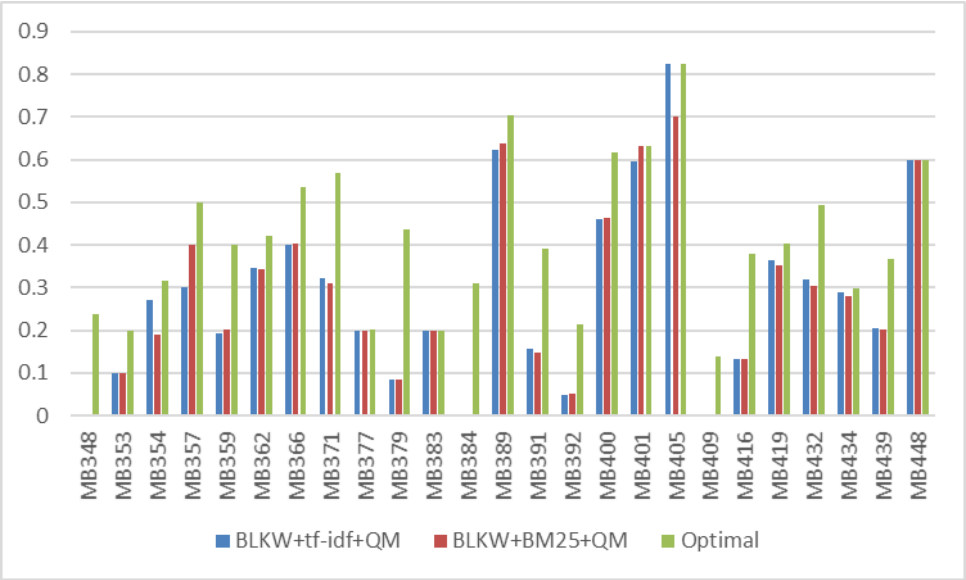


图 2.17　话题 MB348 至 MB448 上的 nDCG 性能分布

2.5　本章小结

本章提出了一种基于语义扩展和文本质量的实时个性化搜索算法系统框架并进行了实现。系统框架综合了用户发布推文信息的语义特征和用户在网络中的社交属性。此外，系统设计了一种布尔逻辑关键词过滤的用户模型来提高相似度的准确性。然后，系统基于外部的搜索引擎来进行查询扩展，这使得系统能够更好地理解用户的需求。基于 TREC 2015 Microblog Track 的真实数据评测对系统进行了全面的验证，测评结果显示了系统相对于其他算法的有效性和优越性。

下一步工作，我们希望能够实现布尔逻辑关键词过滤的全自动生成，对质量模型进行优化。除此之外，我们计划加入更多有效的特征，例如地理位置、时间特性等，来对用户的偏好进行全方位的理解。

第三章　基于卷积神经网络的文本分类研究

近年来，深度学习（Deep Learning）在计算机视觉[26] 以及语音识别[27] 等方面取得了显著的成果。在自然语言处理领域，深度学习方法对于语义理解以及文本表示等方面也进行了技术的革新，相关的工作包含基于神经语言模型进行词向量表示的学习[28–30] 以及基于已学习的词向量模型进行文本分类[31] 等。在社交网络信息传播分析中，文本分类的研究一直是社交网络数据分析与挖掘的基础和热点。社交网络中海量的用户生成数据（User-Generated Content）提供了话题种类繁多的信息。如何实现社交网络中的文本自动分类是一个极具挑战的任务。

由于社交网络中文本的数据海量性、话题多样性以及数据稀疏性等特点，传统的文本分类技术的效率将变低，无法很好的解决文本自动分类任务。例如词袋模型（Bag of Words Model）的词向量维度将随着社交网络中的词组数量增加而增加，词向量的稀疏性将给语义模型的训练带来精确性上的降低，并且使得模型训练的时间开销增加。卷积神经网络（Convolutional Neural Networks）将卷积核应用到局部特征上来进行语义的处理[32]。该技术首先是用于计算机视觉领域，同时 CNN 模型近年来在自然语言处理领域上也取得了很好的效果，例如语义分析[33]、查询检索[34]、语句建模[35] 以及其他的自然语言处理任务[31]。本章针对传统文本分类方法的不足，利用深度学习的方法对文本分类问题进行处理，对文本中语句的重要性进行排序，提取核心语句集合作为文本的语义表示，训练设计的 CNN 模型参数，实现文本的自动分类。

本章主要的工作可以总结如下。首先，结合卷积神经网络的特性，本章提出了一个面向社交网络的文本自动分类框架。其次，本章提出了一个核心语句提取的算法，在保证文本语义的同时降低了计算的复杂度，而且保留了文本语句中的词序。然后，本章利用外部语料库训练好的词向量模型对文本进行表示，将文本转换成一个语义矩阵，利用社交网络中标注好的预料对 CNN 模型参数进行训练，实现文本自动分类。最后，本章在真实数据集上进行了实验，与传统的方法进行对比，验证了算法的有效性。

本章的内容组织如下：第3.1节介绍了研究动机，讨论了传统的文本分类方法的不足以及深度学习方法对于文本分类的帮助。第3.2节介绍了相关定义，对本章中相关概念和所提出的问题进行了符号化的定义。第3.3介绍了方法描述，详细地阐述了本章所提出的框架以及相关算法的详细过程。第3.4节进行了实验分析，设计了一系列的实验，验证了本章所提出的方法，并对实验结果进行了分析。最后，第3.5对本章的内容进行了总结。

3.1 研究动机

3.2 相关定义

3.3 方法描述

在本节中，我们借鉴了 Kim 的思想[36]，并且做出了改进，实现了一个基于卷积神经网络的文本分类器。针对社交网络中的长文本信息（例如新闻、长微博等）的话题分类问题，我们设计了一个基于深度学习的框架来解决文本的分类问题。详细的算法将在本节中进行阐述。首先，我们介绍文本摘要算法，该算法用于长文本信息中的关键语句的提取。相对于 Mihalcea 所提出的基于图排序算法的语句提取算法，我们所提出的文本摘要算法更加的简洁。算法基于词语的 tf-idf 值来计算语句的重要性，该算法相对耗时短，更加适用于社交网络中长文本的关键语句提取。其次，我们选取 top-k 个语句来作为长文本信息的摘要。这个过程减少了长文本信息的规模，并且消除了其中的大量的噪声语句。然后，基于外部语料库（例如维基百科等），我们建立了一个词向量模型（Word Vector Model）。该模型将关键语句中的词语转换成向量。在这一步骤中，我们仍然保留了语句中的词序顺序关系，即上下文关系。最终，我们利用标注好的数据集来训练所设计的三层卷积神经网络。各个步骤的详细描述在下面的各个小节中进行描述。

3.3.1 文本摘要提取

对于文本摘要提取，其核心的思想是对文本信息中的语句进行排序，遴选出其中最能代表文本主题的语句。这个步骤在整个文本分类中是比较重要的，它能够降低文本信息的规模，消除噪声语句，减少文本分类器的训练时间。社交网络中的长文本信息包含的语句可能会比较多，为了保证文本分类的效率，我们利用文本摘要算法来降低文本中语句的规模。在本小节中，基于词语的 tf-idf 值，我们实现了一种文本摘要算法来提取长本文信息中的关键语句。语句按照其中词语的 tf-idf 值进行排序，排序靠前的 top-k 个语句被选择作为该信息的摘要，用来代表信息的核心语义。

我们将社交网络中的长文本信息看作一篇文档 $\mathbf{d}$，用 $\mathbf{t}$ 表示文档中的词语。对于某一篇文档 $\mathbf{d}_j$ 中的一个词语 $\mathbf{t}_i$，我们定义词语 $\mathbf{t}_i$ 在文档 $\mathbf{d}_j$ 中的词频（Term Frequency）为 tf_{ij}。词语 $\mathbf{t}_i$ 的逆向文件频率 (Inverse Document Frequency）可以表示成 $idf_i = \log \frac{|\mathbf{D}|}{1+|\{\mathbf{d} \in \mathbf{D} : \mathbf{t}_i \in \mathbf{d}\}|}$，其中 $\mathbf{D}$ 表示整个文档集合，即所有的长文本信息集合。通过这种方法，我们可以得到不同文档中所有词语的 tf-idf 值。众所周知，词语的 tf-idf 值能够反映出词语在文档中的重要性。许多已有的工作利用这一特性来

进行文本处理，例如词袋模型使用一定数量的具有高 tf-idf 值的词语来表示整篇文档的语义。但是，词袋模型破坏了语句中的词序，词语的上下文关系在处理过程中没有得到保留，这会造成部分语义信息的丢失。为了解决这个问题，我们期望得到能够代表文档的关键语句，然后以语句的集合来表示文档的语义，这样能够保留文档中的词序关系，即上下文关系。我们进行如下的假设，如果语句中所包含的词语的 tf-idf 值较高，那么该语句更有可能表示这篇文档的主题思想，即更可能为关键语句。因此，我们选择若干个关键语句来表示整篇文档的语义，从而不破坏文档中的词序关系，保留上下文关系。

本小节中的文本摘要提取方法可以描述为如下。首先，我们定义 $\mathbf{s}$ 为文档中的的一个语句。语句 $\mathbf{s}$ 可以形式为公式（3.1）所示，

$$\mathbf{s} = \mathbf{t}_1 \oplus \mathbf{t}_2 \oplus \cdots \oplus \mathbf{t}_K \tag{3.1}$$

其中符号 $\oplus$ 为连接符号，表示词语间的词序关系，K 表示语句 $\mathbf{s}$ 的长度。然后，我们按照语句 $\mathbf{s}$ 中词语的 tf-idf 值来对语句进行语义重要性的排序。直观地说，如果语句 $\mathbf{s}$ 中所包含的词语的 tf-idf 值较高，那么语句的排序应当更靠前。值得注意的是，一个长语句所包含的词语将会更多，包含高 tf-idf 值词语的概率将更大。因此，为了避免长语句的排名更加靠前，引入一个归一化因子来处理语句的长度问题是非常有必要的。定义 $I(\mathbf{s}, \mathbf{d}_j)$ 为语句 $\mathbf{s}$ 在文档 $\mathbf{d}_j$ 中的语义重要性，$I(\mathbf{s}, \mathbf{d}_j)$ 可以形式化为公式（3.2）所示，

$$I(\mathbf{s}, \mathbf{d}_j) = \frac{\sum_{\mathbf{t}_i \in \mathbf{s}} tf_{ij} \cdot idf_i}{\log(|\mathbf{s}|)} \tag{3.2}$$

其中 $\log(|\mathbf{s}|)$ 为处理语句长度的归一化因子。在处理完一篇文档中的所有语句后，我们选择 top-k 的语句来表示该文档。参数 k 为一个经验性的参数，与文档的大小相关。相对于基于图的排序算法，本小节提出的算法忽略了语句之间的相似性，主要是基于语句中的关键词来进行语句的排序。基于图的排序算法是一个迭代算法，耗时相对较长。在本章中，我们采取较为简洁的方法来实现文本摘要提取。最终，算法将文档中的语句进行排序，得到文档的摘要，即主题思想。

3.3.2 词向量模型

为了解决文本的表示问题，本小节中使用词向量模型来对文档中的词语进行向量化处理。我们使用外部的语料库来训练词向量模型，例如维基百科等知识库包含了用来训练词向量模型的信息。相对于词袋模型，词向量模型用来表示词语的维度可以自己设定，可以避免维度爆炸的问题。在提取了文档中所有关键语句后，语句中的词语都可以根据训练好的词向量模型转换成向量形式。为了实现

word2vec 算法，本节使用了已有的工具 *gensim*[1]来进行词向量模型的训练。在进行词向量化后，对于每一个词语 $\mathbf{t}$，它都能被表示成一个向量 $\mathbf{t}=(w_1,w_2,\cdots,w_m)$，其中 m 表示训练词向量模型时所设定的维度，w_i 表示在第 i 维上的分量。因此，一个语句 $\mathbf{s}$ 可以被表示成矩阵形式，类似一张二维的图片。我们使用一个例子来进行说明这个过程，如图3.1所示。

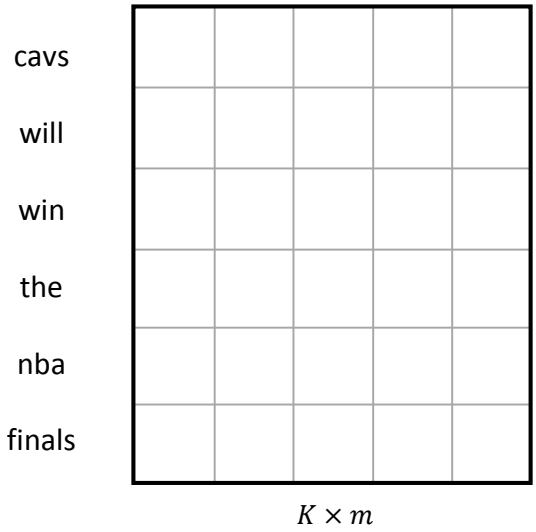


图 3.1　语句向量化的示意图

图3.1中每一行表示一个词语向量化得到的一个向量，所有行组成一个语句。在例子中，语句 $\mathbf{s}$ =*cavs*⊕*will*⊕*win*⊕*the*⊕*NBA*⊕*finals*。语句 $\mathbf{s}$ 中的每一个词语都将根据词向量模型转换成一个向量。这一步骤将语句 $\mathbf{s}$ 转换成一个矩阵 $\mathbf{B}\in\mathbb{R}^{Km}$，其中 K 为语句 $\mathbf{s}$ 的长度，m 为词向量模型设定的维度。对于任意一篇文档 $\mathbf{d}_j$，我们能够将其文本摘要，即排序后的语句集合 $\mathbf{S}_j=\{\mathbf{s}'_1,\mathbf{s}'_2,\cdots,\mathbf{s}'_k\}$ 转换成另一个矩阵 $\mathbf{A}_j\in\mathbb{R}^{nm}$，其中 n 为文档长度的截断长度，即允许容纳的最大词语量。我们以图3.2为例进行说明。

图3.2为词向量模型将一篇文档 $\mathbf{d}_j$ 转换成矩阵 $\mathbf{A}_j$ 的示意图。如果文档中的长度超过了阈值 n，则进行截断；如果文档的长度不足 n，则用零向量进行补全。本小节中的处理过程使得每一篇文档都能转换成一个固定大小的矩阵。但是，在截断或者补全零向量的操作会丢失部分信息或者引用无效的信息，这一问题还是有待今后的工作进行研究。

[1] http://radimrehurek.com/gensim/index.html

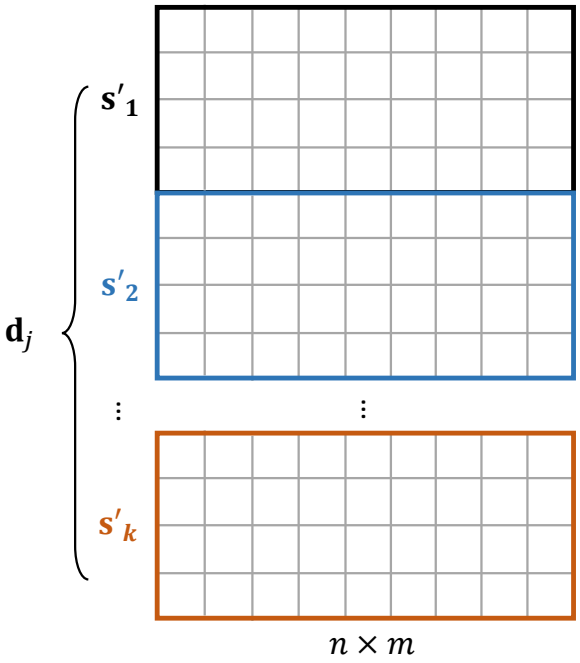


图 3.2　文档向量化的示意图

3.3.3　卷积神经网络的训练

在上一小节中，我们得到了表示文档的矩阵，我们将此当作输入来训练卷积神经网络。卷积神经网络的框架图如图3.3所示。

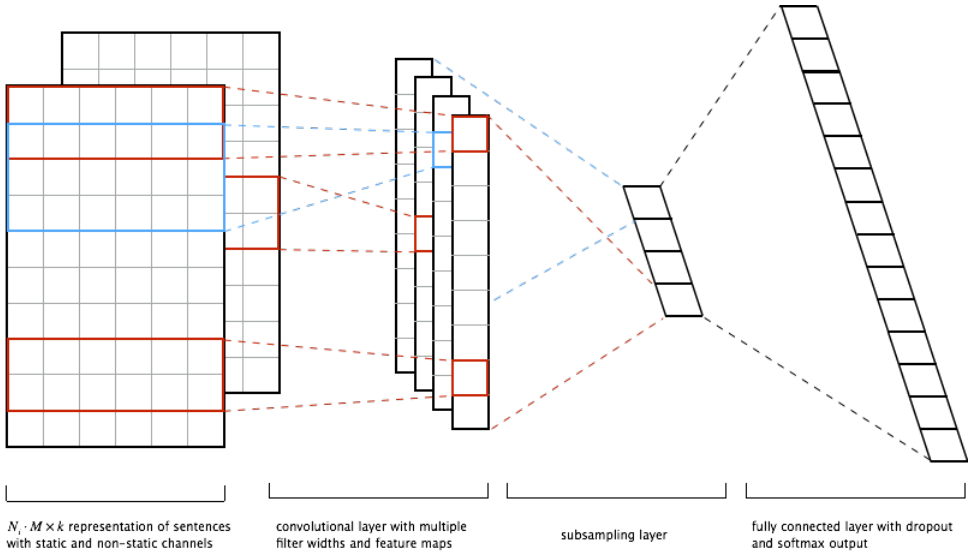


图 3.3　三层卷积神经网络结构图

图3.3中的第一层为卷积层，包含多个宽度的滤波器。我们定义 $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^{hm}$ 为卷积层中的一个滤波器，其中 h 为滤波器的窗口大小，即一次性处理词语的窗口大小，m 为滤波器的宽度，令其等于第3.3.2小节中词向量模型设定的维度。该滤波

器作用到一个窗口大小为 h 的文本上，文本中的词语表示成维度为 m 的向量。为了方便起见，我们使用 $\mathbf{t}_{i:i+h}$ 来表示词语 $\mathbf{t}_i, \mathbf{t}_{i+1}, \cdots, \mathbf{t}_{i+h}$ 的连接。一个滤波器 $\mathbf{w}$ 作用到词语连接 $\mathbf{t}_{i:i+h}$，将产生一个新的特征 c_i，可表示成公式（3.3）所示，

$$c_i = f(\mathbf{w} \otimes \mathbf{t}_{i:i+h} + b) \tag{3.3}$$

其中 $b \in \mathbb{R}$ 为偏置参数，f 为一个非线性的函数，例如 sigmoid 函数等。值得注意的是，在本章中，我们令滤波器 $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^{hm}$ 的宽度等于词向量模型的维度。这个步骤与图像处理中的设置不同，这是由于设置一个宽度小于 m 的滤波器在文本处理中是没有意义的。文本中的词语被表示成 m 维的向量，因此截取其中的某些维度是无意义的。对于一篇文档，我们从上至下滑动滤波器，$\mathbf{w} \in \mathbb{R}^{hm}$ 将作用在不同的词语连接 $(\mathbf{t}_{1:h}, \mathbf{t}_{2:h+1}, \cdots, \mathbf{t}_{N-h+1:N})$ 上，从而得到一个新的特征向量 $\mathbf{c}$，其可表示为公式（3.4）所示，

$$\mathbf{c} = (c_1, c_2, ..., c_{N-h+1})^T \tag{3.4}$$

其中 $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^{N-h+1}$。在经过卷积层后，得到的特征维数仍然很高，很容易出现过拟合的现象。为了解决这个问题，我们在卷积层后加上一个池化（Pooling）操作，也就是子采样（Subsampling），构成子采样层。子采样层能够大大降低特征的维数，避免过拟合。池化操作作用在特征向量 $\mathbf{c}$ 将得到 $\mathbf{c}$ 中的最大值 $c_{\max} = \max_{c_i \in \mathbf{c}} c_i$。子采样层的目的是为了得到特征向量中最为重要的特征值，即具有最大的特征值。为了得到更多的特征值，我们可以调整窗口的大小来产生不同的特征向量。最后，子采样层得到的特征作为最后分类器的输入，该层为一个 softmax 函数的全连接层，输出层为文档在各个类别上的概率分布。

此外，我们使用了两个通道[36] 的词向量作为输入。其中一个通道在训练过程中保持不变，另一个通道通过反向传播进行微调。每一个滤波器都会作用于这两个通道来产生不同的特征。

本节中的算法步骤可以概括为算法3.1所示。如 *VecCNN* 算法所示，输入为已标注的长文本信息集合，即文档集合 $\mathbf{D}$，输出为所设计的卷积神经网络各层的参数。算法中的第 1 行至第 6 行为词语的 tf-idf 值计算。在这个步骤中，我们计算了每一个文档中各个词语的 tf-idf 值，为之后的文本摘要提取做准备。算法中的第 7 行至第 12 行，我们根据语句中词语的 tf-idf 值来对文档中的语句进行排序，从而挑选出关键语句代表文档的主题。这个过程减少了输入文本信息的规模，方便了之后卷积神经网络的训练。算法的第 13 行至第 17 行是卷积神经网络的训练。我们选择 top-k 的语句构建矩阵，作为卷积神经网络的输入，计算各个神经元中参数的梯度，通过迭代的方法求得极值，训练得到网络各层的参数。

算法 3.1 *VecCNN*($\mathbf{D}$)

已知: $\mathbf{D}$

求: *CNN*

for each $\mathbf{d}_j$ in $\mathbf{D}$ do
    for each t_i in $\mathbf{d}_j$ do
        $tf_{ij} = \frac{p_{ij}}{\sum_{tl \in \mathbf{d}_j} p_{lj}}$
        $idf_i = \log \frac{|\mathbf{D}|}{1+|\{\mathbf{d} \in \mathbf{D} : \mathbf{t}_i \in \mathbf{d}\}|}$
    end for
end for
for each $\mathbf{d}_j$ in $\mathbf{D}$ do
    for each $\mathbf{s}_i$ in $\mathbf{d}_j$ do
        $I(\mathbf{s}_i, \mathbf{d}_j) = \frac{\sum_{\mathbf{t}_i \in \mathbf{s}_i} tf_{ij} \cdot idf_i}{\log(|\mathbf{s}_i|)}$
    end for
    $\mathbf{S}_j = \{\mathbf{s}'_1, \mathbf{s}'_2, \cdots, \mathbf{s}'_k\}$
end for
for each $\mathbf{S}_j$ in $\mathbf{D}$ do
    generate text matrix $\mathbf{A}_j$ based on $\mathbf{S}_j$
end for
train *CNN* based on the matrix set
return: *CNN*

3.4 实验分析

在本节中，我们进行了几组实验来验证所提出的方法。首先，我们介绍本节中实验所使用的实验数据集以及实验设置。然后，我们将展示实验结果并详细地分析实验结果。本节中所有的实验都在 4 CPU、32 GB 内存的服务器运行，操作系统为 Ubuntu 14.04 x64。文章的算法基于 Python 实现，在 python 3.4 的环境下运行。

3.4.1 实验设置

为了验证与评估我们所提出的算法，我们使用不同领域和量级大小的数据集来进行实验。其中 20 newsgroups 文本数据集（*newsgroups*[2]) 包含大约 18,000 篇 20 个主题的新闻报道。数据集分成两个子类，一类用于训练，一类用于实验测试。其中 Large Movie Review 数据集[37]（*LMR*[3]）为大电影评论的数据集，为二元的情感分类数据集。其中包含约 25,000 篇情感鲜明的评论用于训练，还有 25,000 篇评

[2] http://scikit-learn.org/stable/datasets/twenty_newsgroups.html

[3] http://ai.stanford.edu/~amaas/data/sentiment/

表 3.1　数据集特性

	size	*label*
newsgroups	18000	20
LMR	50000	2
QC	15500	6

论用于训练。Li 等人[38] 提供了一个问题分类的实验数据集（*QC*[4]）。数据集包括 5 个训练集以及一个 TREC 中的真实测试集。数据集的一个简要说明如表4.2所示。

在算法的比较方面，我们将所提出的 *VecCNN* 算法与两个基准算法朴素贝叶斯（*Naive Bayes*）和支撑向量机（*Support Vector Machine*）进行比较。我们选取了几个评判准则来评估算法的性能，包括准确率、召回率、F_1 值。为了测试 *VecCNN* 算法的可扩展性，我们在不同量级大小的数据集中进行实验，记录其运行时间。此外，实验中，词向量模型的维度设置为 $m = 200$，文档长度的截断阈值设置为 $n = 300$。

3.4.2　结果分析

为了验证算法的准确性，我们在数据集 *newsgroups*、*LMR* 和 *QC* 上运行了朴素贝叶斯算法、支撑向量机算法以及 *VecCNN* 算法，进行对比分析。对于每一个数据集，实验运行算法 5 次，取平均值作为最后的结果。准确率的实验结果如表3.2所示。

表 3.2　算法在各数据集上的平均准确率

	newsgroups	*LMR*	*QC*
Bayes	0.36	0.66	0.51
SVM	0.47	0.80	0.52
VecCNN	0.72	0.88	0.99

从表3.2可以看出 *VecCNN* 算法与朴素贝叶斯算法、支撑向量机算法相比，在 *newsgroups* 数据集上的分类准确率相对较高。在 *LMR* 数据集上，*VecCNN* 算法与支撑向量机算法的准确率相近，而朴素贝叶斯算法准确率较低。在 *QC* 数据集上，*VecCNN* 算法的准确率远好于其余两个算法。由此可以看出，在多元分类问题中，*VecCNN* 相对其他两种算法准确率更高，而在二元分类问题中，*VecCNN* 与支撑向量机算法的准确率相近。表3.3为各个算法在数据集上的召回率结果，表3.4为各个算法在数据集上的 F_1 值结果。结果都显示了 *VecCNN* 算法的性能。

[4] http://cogcomp.cs.illinois.edu/Data/QA/QC/

表 3.3　算法在各数据集上的平均召回率

	newsgroups	*LMR*	*QC*
Bayes	0.18	0.66	0.51
SVM	0.46	0.80	0.52
VecCNN	0.69	0.93	0.99

表 3.4　算法在各数据集上的平均 F_1 值

	newsgroups	*LMR*	*QC*
Bayes	0.18	0.66	0.51
SVM	0.45	0.80	0.51
VecCNN	0.70	0.88	0.99

对于 *LMR* 数据集，我们计算了各个算法的 roc 曲线，如图3.4所示。图中的 roc 曲线描述了各个算法训练出的二元分类器在判别阈值变化时，性能的变化。曲线下的面积越大说明算法的性能越好。

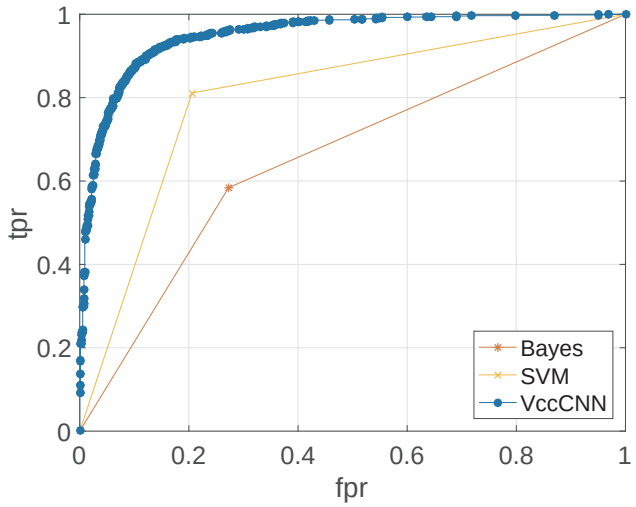


图 3.4　算法在 *LMR* 数据集上的 roc 曲线

图3.4的横坐标 *fpr* 为假阳性率（false positive rate），表示被预测为正样本的负样本比例；纵坐标 *tpr* 为假阳性率（true positive rate），表示被预测为正样本的正样本比例。由图可以看出，*VecCNN* 算法的 roc 曲线下面积相对较大，说明 *VecCNN* 算法相对于其他两个算法更加的有效。

newsgroups 和 *QC* 数据集为多标签数据集，我们给出了算法在各个类别的准确率和召回率，如图3.5至3.8所示。

如图3.5所示，*VecCNN* 算法的准确率在绝大多数类别中要优于支撑向量机算法，在所有的类别中都比朴素贝叶斯算法要好高。图3.6表示，在绝大多数类别

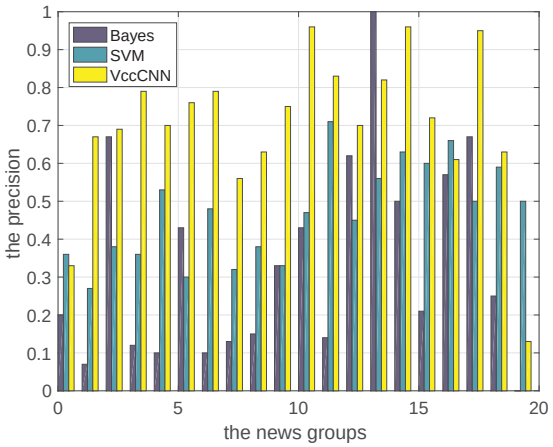


图 3.5　算法在 *newsgroups* 数据集上各类别的准确率

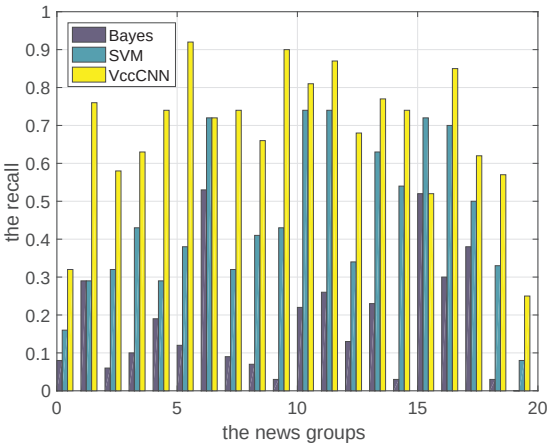


图 3.6　算法在 *newsgroups* 数据集上各类别的召回率

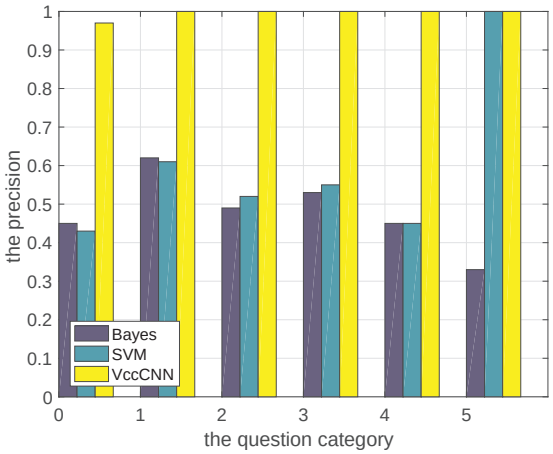


图 3.7　算法在 *QC* 数据集上各类别的准确率

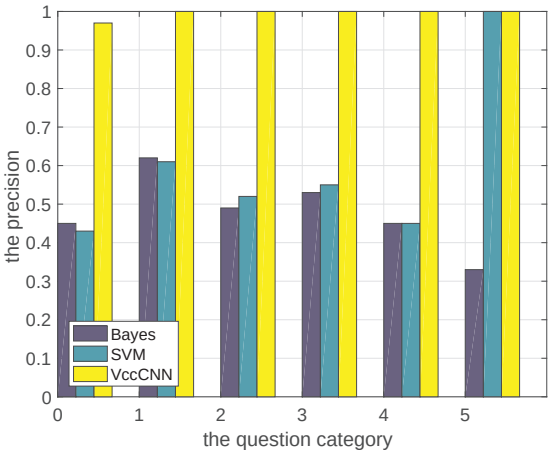


图 3.8　算法在 *QC* 数据集上各类别的召回率

中，*VecCNN* 算法的召回率都要优于其他两种算法。图3.7显示了在 *QC* 数据集各类型的问题分类中，*VecCNN* 算法准确率相对于其他两种算法更高。图3.8显示了 *VecCNN* 算法在 *QC* 数据集上各类别的召回率更高。由以上的实验，我们验证了所提出算法的有效性，*VecCNN* 算法在多元分类问题上相对于另外两种基准算法性能更好，在二元分类问题上同样也有效。

为了验证 *VecCNN* 算法的可扩展性，我们使用不同规模的数据集来运行实验，记录其运行时间。对于数据集，我们均匀随机地选取指定大小规模的子集，运行算法 5 次，计算其平均运行时间作为最终结果。实验结果如图4.17所示。

图4.17中横坐标为数据集相对于原始数据集的比例，纵坐标为训练网络的运行时间。我们可以看出，运行时间的增长是近似线性的，因此所提出的算法具备可扩展性。

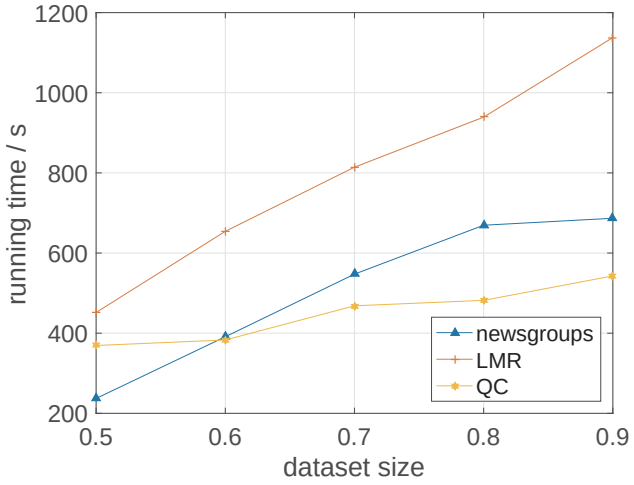


图 3.9　算法的可扩展性

3.5　本章小结

本章提出了一个结合文本摘要提取、词向量模型以及卷积神经网络的长文本信息分类算法。首先，算法通过文本中词语的 tf-idf 值来对关键语句进行排序，提取文本核心语句，得到文本摘要。然后，所得到的文本摘要通过词向量模型转换为向量形式。最后，文本转换成的向量作为神经网络的输入用于训练网络参数，从而得到分类器。其中，算法提出了一种基于词语 tf-idf 值的语句排序方法，能够快速的提取文本的摘要。同时，算法将词向量模型与卷积神经网络结合来实现文本分类。实验验证了所提出算法的正确性和有效性，在多个评判准则中，所提出的算法都优于基准算法。

下一步工作中，训练更加准确的词向量模型以及根据不同的数据调整神经网络的结构是提高文本分类性能的途径。

第四章　社交网络中传播效率最大化

影响力最大化（*Influence Maximization*）在许多的社交网络应用中扮演着举足轻重的角色，例如市场营销、商业活动以及竞选活动等等。研究信息传播模型以及机理的一个典型目的便是市场营销。在现实社会中，人或者事物都是通过某种关系来连接，形成了一个巨大的网络。因此，信息传播可以选择一小部分节点激活做为种子节点集合，然后通过信息的传递，在整个网络中产生一个大范围的影响。从技术方面来说，影响力最大化问题是在给定网络和传播模型的条件下，研究如何选择种子节点集合使得传播的影响范围最大化。影响力最大化问题由于其的问题真实、应用性广的特点，吸引了许许多多的研究，包括信息传播模型的研究和计算影响力最大化的方法。但是，仍然有着一些需求在实际应用中得不到满足。

在信息传播过程中，一个被激活的节点将会尝试在下一个时刻激活它的邻居节点。所以，除去种子节点外，每一个被激活的节点在被激活之前都会有一个时间延迟，我们称之为**传播时延**（*propagation time delay*）。如果一个节点在信息传播结束时，仍然未被激活，则该节点的传播时延可以看作无穷大。在传统的影响力最大化问题中，传播时延没有被考虑在内，而研究整个网络的传播时延是非常有意义的，它可以度量选择的种子节点集合的传播效率。出于这种需求，本章提出了一个新的问题，传播效率最大化问题。该问题将传播时延考虑在内，在给定网络和传播模型的条件下，研究如何选择种子节点集合使得传播效率最大化。传播效率最大化问题与影响力最大化问题虽然相似，但是两个问题的侧重点不尽相同。传统的影响力最大化问题研究的是如何使得传播的范围最广，不考虑节点的传播时延。而本章提出的传播效率最大化问题将传播时延考虑在内，研究如何使得传播效率最大化。

本章主要的工作可以总结如下。首先，基于传统的影响力最大化问题，我们将传播时延考虑在内了来探究传播效率，提出了传播效率最大化问题，研究给定网络和传播模型的条件下，研究如何选择种子节点集合使得传播效率最大化。其次，本章证明了传播效率最大化问题是一个 NP-hard 问题，而且在独立级联模型下计算传播效率的过程是一个 #P-hard 的问题。然后，我们证明了传播效率函数在独立级联模型下是**子模**（*submodular*）的。最后，本章设计了三个算法来解决提出的传播效率最大化问题，并且在真实数据集上验证了这些算法。实验结果展示了所提出的算法的性能。

本章的内容组织如下：第4.1节介绍了研究动机，讨论了传统的影响力最大化问题的不足和考虑了传播时延的传播效率最大化问题的意义。第4.2节介绍了相关定义，对本章中相关概念和所提出的问题进行了符号化的定义。第4.3介绍了方法

描述，详细地阐述了本章解决问题的方法以及相关证明过程。第4.4节进行了实验分析，设计了一系列的实验，验证了本章所提出的方法，并对实验结果进行了分析。最后，第4.5对本章的内容进行了总结。

4.1 研究动机

随着社交网络的兴盛发展，信息传播的速率变得越来越快。在传统的媒体环境下，一条消息需要通过较长时间才能传播到一定的范围。在社交网络中，个人通过关系（例如关注、好友等）连接形成网络，信息在网络中通过转发、复制等行为进行传播，信息传播的速率极大的加快了。在传统的媒体环境下，个人都是通过单一信息源（例如新闻、论坛等）来接收信息，接收信息的渠道受限，信息在个体之间难以形成传播扩散。而在社交网络环境下，个人既可以是信息的接收者也可以是信息的发布者，个人可以接收到在网络中与之相连的个人推送的信息。与此同时，信息通过个人构成的网络进行传播。影响力最大化问题是信息传播中的一个典型问题，是在给定网络和传播模型的条件下，研究如何选择种子节点集合使得传播的影响范围最大化。

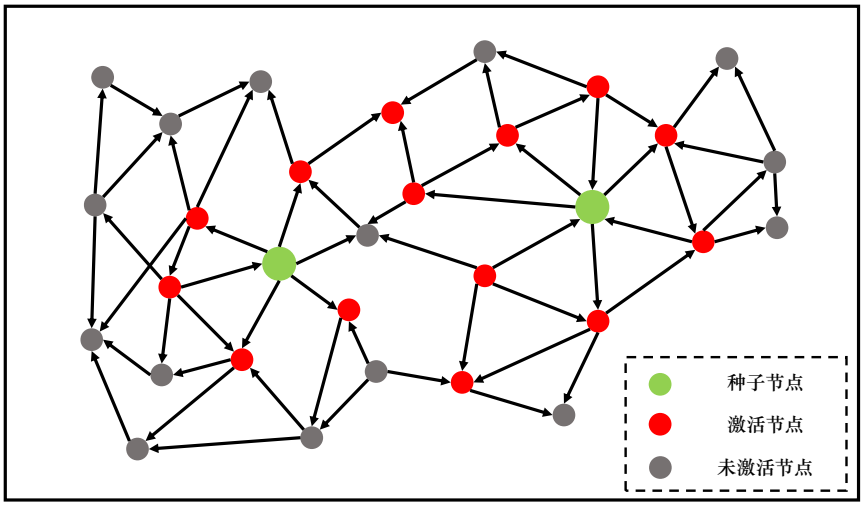


图 4.1 信息传播以及影响力最大化示意图

图4.1为一个信息传播以及影响力最大化示意图，其中的点代表着个体，边代表着社交关系。图中所示的例子为选中了绿色节点为种子节点，进行信息传播后最终产生的传播范围。红色的节点代表接受了信息，灰色的节点代表未接受信息。影响力最大化的问题即是研究如何选取初始的种子节点集合，使得传播范围最大化。

市场营销是研究信息传播模型以及机理的一个典型驱动。市场营销的过程可

以简述如下，一个公司希望在社交网络中通过“口碑效应”推动一款新产品或者一种新理念。一种有成本效益的方法是寻找到整个网络中有影响力的个人，然后投入资源来使他们接受这款产品，例如赠送样品、免费试用、优惠折扣等。这样的举措是希望这些有影响力的个人在接受新产品或者新理念后，能够驱使社交网络中的其他个人也来接受新产品或者新理念，然后在社交网络中产生一个大的级联效应，从而使得更多的个体接受新产品或者新理念。为了达到市场营销这一目的，我们需要对两个重要的问题进行研究：（1）如何对网络中的信息传播过程进行建模，包括模型参数的学习等；（2）如何在给定的传播模型的条件下，设计一个有效的方法来寻找能够最大化影响力的节点集合。本章着重对第二个问题进行研究。

影响力最大化问题作为市场营销的一种算法技术首先被 Domingos 和 Richardson[39] 所提出，该问题基于马尔科夫随机场的概率框架。而后，Kempe 等人[40] 首次将影响力最大化问题形式化成为一个离散的随机优化问题。信息传播的过程可以简述如下，在一个给定的网络中，选择部分节点做为种子集合，这些种子节点将会按照一定的规则去激活它们的邻居节点。被激活的节点在下一时刻将拥有能力去激活它们的邻居节点，这个过程将一直持续到没有新的节点可以被激活，整个信息传播的过程才会停止。影响力最大化问题是在给定网络和传播模型的条件下，研究如何选择种子节点集合使得传播的影响范围最大化，即激活的节点数目最大化。从上述信息传播过程的描述中，我们可以得知，一个被激活的节点会在被激活的下一时刻尝试激活它的邻居节点。因此，除去种子节点外，网络中的节点在被激活前都会有一个时间延迟，我们称之为传播时延。如果一个节点在信息传播结束时，仍然未被激活，则该节点的传播时延可以看作无穷大。而影响力最大化问题仅仅考虑了传播范围，忽略了节点的传播时延。在真实的场景中，例如市场营销、商业活动、竞选活动等，传播时延在信息传播中是一个非常重要的因素。为了让其他人接受自己的新产品或者新理念，人们总是希望能够尽快地将消息传播到群体中。我们以**传播效率**（*influence efficiency*）来表示传播时延的倒数，传播时延小，则传播效率大。如果节点在信息传播结束时仍然未被激活，那么该节点的传播效率则为 0。以上是针对单个节点的传播时延和传播效率的分析，下面我们对整个网络的传播时延和传播效率进行分析。在给定一个传播网络和初始的种子节点集合的情况下，如果整个网络中所有节点的传播效率高，这就意味着在信息传播过程中，网络中的节点将被迅速地激活。我们设想如下，针对传统的影响力最大化问题有两种选择种子节点集合的策略，它们有着相同的传播范围，即能够在信息传播过程结束时能够激活相同的节点数目。但是，这两种策略中，网络中的传播时延可能是不同的，即不同策略在同一网络中的传播效率是不同的，而这一问题在传统的影响力最大化问题中是没有讨论的。

4.2 相关定义

在本节中，第4.2.1节首先对**独立级联模型**（*Independent Cascade Model*）以及在独立级联模型下的影响力最大化问题进行回顾，然后介绍了几种解决影响力最大化问题的方法，并且对这些算法进行分析，包括影响力函数期望的单调性和子模性等。其次，第4.2.2节提出了**传播效率最大化**（*Influence Efficiency Maximization*）问题，该问题是基于传统的影响力最大化问题，将传播时延考虑在内，研究如何使得整个网络的传播效率最大化。同时，第4.2.2节对传播效率最大化问题进行了形式化的描述，分析了传播效率最大化和影响力最大化问题的区别。

为了便于参照，表4.1中列出了频繁使用的符号。

表 4.1 常用符号列表

符号	描述
$\mathcal{G}=(\mathcal{V},\mathcal{E})$	$\mathcal{G}$ 是社交网络构成的图，$\mathcal{V}$ 是节点集合，$\mathcal{E}$ 是边的集合
$\mathcal{H}=(\mathcal{V},\mathcal{Z})$	$\mathcal{H}$ 是基于图 $\mathcal{G}$ 生成的超图（参见4.3），$\mathcal{V}$ 是节点集合，$\mathcal{Z}$ 是超边集合
n	$\mathcal{G}$ 或者 $\mathcal{H}$ 的节点的数目
m	$\mathcal{G}$ 的边的数目
k	种子节点集合的大小
$p^{\mathcal{G}}_{u,v}$	节点 u 激活节点 v 的概率
$I(S)$	种子节点集合 S 的影响力
$RR(v)$	节点 v 的反向可达集合 (参见定义4.1)
$e_{u,v}$	节点 u 到节点 v 的传播效率（参见公式（4.4)）
$T(S)$	种子节点集合 S 在图 $\mathcal{G}$ 中的传播效率（参见公式（4.5)）
$T'(S)$	种子节点集合 S 在超图 $\mathcal{H}$ 中的传播效率（参见算法4.3）

4.2.1 传播模型以及影响力最大化问题

本章采用一种广泛采用的信息传播模型，独立级联模型，进行传播影响的研究。在该模型下，一个社交网络可被建模表示为一个有向图 $\mathcal{G}=(\mathcal{V},\mathcal{E})$，其中 $\mathcal{V}$ 代表网络中的个体，$\mathcal{E}$ 表示个体之间的社会关系。此外，图中的每一条边 $(u,v)\in\mathcal{E}$ 上都关联着一个传播概率 $p^{\mathcal{G}}_{u,v}$，表示着节点 u 到节点 v 的影响力度。如果传播概率 $p^{\mathcal{G}}_{u,v}$ 越大，则节点 u 更加可能激活节点 v。如果图 $\mathcal{G}$ 与上下文无关，本章则用 $p_{u,v}$ 来表示节点 u 到节点 v 的传播概率。

独立级联模型描述了一个直观的信息传播过程，其过程如下。在独立级联模型下，网络中的个体会被其邻居所影响，这些影响之间是独立的。给定一个种子

节点集合 $S \subseteq \mathcal{V}$，信息传播在独立级联模型下是如下运作的。定义 S_t 为在 $t \geq 0$ 的时刻激活的节点集合。显然，在 $t=0$ 时刻时，满足 $S_0 = S$。在 $t+1$ 时刻，每一个在 t 时刻被激活的节点 $u \in S_t$ 会独立地去尝试激活它的出度边指向的未被激活的邻居节点 $v \in \mathcal{V} \setminus \cup_{0 \leq i \leq t} S_i$，激活节点 v 的概率等于 $p_{u,v}$。当节点 u 尝试了去激活所有它的出度边指向的节点后，它在信息传播的之后过程中将不再会有机会去激活。即在 t 时刻被激活的节点 u 只会在 $t+1$ 时刻去尝试激活它的出度边指向的邻居节点。当 t 满足 $S_t = \emptyset$ 时，整个信息传播过程停止。

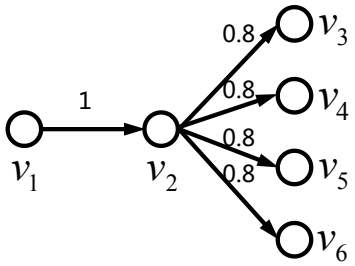


图 4.2　社交网络中的信息传播概率图 $\mathcal{G}$

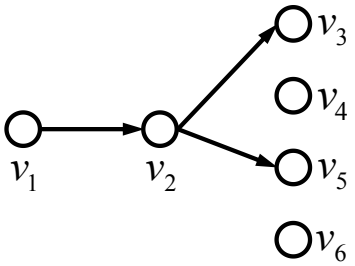


图 4.3　随机实例图 g

以图4.2中的社交网络 $\mathcal{G}$ 为例，考虑种子节点集合 $S = \{v_1\}$ 的信息传播过程。图4.2中边上的数值代表着节点之间的传播概率 $p^{\mathcal{G}}_{u,v}$。整个信息传播的过程可以描述如下。在 $t=0$ 时刻，由于节点 v_1 是种子节点集合中唯一的节点，因此节点 v_1 被激活。在 $t=1$ 时刻，因为节点 v_1 在 $t=0$ 时刻被激活，而且图 $\mathcal{G}$ 中存在一条从 v_1 到 v_2 概率为 1 的边，节点 v_1 将依概率 1 去激活节点 v_2。因此，节点 v_2 将在 $t=1$ 时刻被激活，$S_1 = \{v_2\}$。此后，在 $t=2$ 时刻，节点 v_2 将尝试去激活节点 v_3、v_4、v_5 以及 v_6。假设这一次信息传播过程如图4.3所示，节点 v_3 和 v_5 被激活，则 $S_2 = \{v_3, v_5\}$。然后，在 $t=3$ 时刻，由于被激活的节点没有后继节点可被激活，整个信息传播过程在此时刻停止。定义 $I(S)$ 为在种子节点集合是 S 的条件下，整个信息传播过程中激活的节点数目，代表信息传播过程中的影响力。在上述的图 $\mathcal{G}$ 的一次信息传播过程中，影响力 $I(S) = 4$。

给定一个种子节点集合 S，定义 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[I(S)]$ 表示种子节点集合在图 $\mathcal{G}$ 中影响力的期望，它等于以种子节点集合为传播源，在图 $\mathcal{G}$ 中信息传播结束时激活节点数目的期望值。在独立级联模型下，影响力最大化问题的目标是寻找一个大小至多为 k 的种子节点集合，使得影响力函数的期望值 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[I(S)]$ 最大化。给定一个输入 k，影响力最大化问题可以形式化为如下，

$$\begin{aligned} S^* &= \arg\max \mathbb{E}_{\mathcal{G}}[I(S)] \\ s.t.\ \ & S \subseteq \mathcal{V}, |S| = k \end{aligned} \tag{4.1}$$

以图4.2的社交网络 $\mathcal{G}$ 为例，给定输入 $k=1$ 来考虑影响力最大化问题。为了解决例子中的影响力最大化问题，根据公式4.1所示，我们需要计算所有 $k=1$ 的种子节点集合的影响力期望值，即每个节点的影响力期望值。对于节点 v_1 组成的种子节点集合，其影响力期望值 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[I\left(\{v_1\}\right)\right]=1+1+4\times 0.8=5.2$。对于种子节点集合 $\{v_2\}$，影响力期望值 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[I\left(\{v_2\}\right)\right]=1+4\times 0.8=4.2$。对于其他的种子节点集合，$\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[I\left(\{v_3\}\right)\right]=\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[I\left(\{v_4\}\right)\right]=\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[I\left(\{v_5\}\right)\right]=\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[I\left(\{v_6\}\right)\right]=1$。由此，我们可以得出，在给定图 $\mathcal{G}$ 以及 $k=1$ 的条件下，影响力最大化问题的最优解为 $S^*=\{v_1\}$。

在上述的例子中，因为图 $\mathcal{G}$ 的结构简单，并且种子节点集合的大小 $k=1$，所以能够直接计算得出种子节点集合的影响力期望值，从而选择得出最优解。而在实际情况下，图 $\mathcal{G}$ 的结构往往会复杂得多，而且 $k>1$，很难直接计算种子节点集合的影响力期望值。Kempe 等人[40] 首先证明了在独立级联模型下，影响力最大化问题是一个 NP-hard 问题。因此，直接计算出有影响力的节点是十分困难的。为了解决此问题，Kempe 等人又证明了在独立级联模型下，影响力函数的期望 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[I\left(S\right)\right]$ 是单调的以及子模的。这两个性质为求解影响力最大化问题的近似算法提供了理论保证。形式上，一个单调的函数对于任意的节点 u 和任意集合 S，都满足 $f\left(S\cup\{u\}\right)\geq f\left(S\right)$。而一个子模的函数对于任意的节点 u 以及任意的两个集合 $S\subseteq W$，都满足 $f\left(S\cup\{u\}\right)-f\left(S\right)\geq f\left(W\cup\{u\}\right)-f\left(W\right)$。针对具有单调性以及子模性的函数，Nemhauser 等人[41] 提出了一种朴素的贪心算法来解决此类问题。算法的核心思想是首先从一个空的种子节点集合 $S=\emptyset$ 开始，重复地选择当前边际收益（即 $f\left(S\cup\{u\}\right)-f\left(S\right)$）最大的节点 u 加入到种子节点集合 S 中，直到满足种子节点集合的大小为 k 时结束迭代。选择节点 u 的准则可以形式化如下，

$$u=\arg\max_{w\in V\setminus S}\left(\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[I\left(S\cup w\right)\right]-\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[I\left(S\right)\right]\right) \tag{4.2}$$

Nemhauser 等人证明了朴素的贪心算法得出解以 $1-1/\mathrm{e}$ 的因子近似于最优解，即任意一个由贪心算法的出来的解 S 都满足 $I\left(S\right)\geq(1-1/\mathrm{e})I\left(S^*\right)$，其中 S^* 代表最优解，e 为自然常数。虽然贪心算法的核心思想比较简单，但是由于计算影响力期望值的过程是 #P-hard[42] 的问题，因此实现该算法并不是简单的。为了解决该问题，Kempe 等人[40] 提出了使用**蒙特卡罗方法**（*Monte Carlo method*）来对 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[I\left(S\right)\right]$ 在一定精度内进行估计。蒙特卡罗方法的步骤如下。假设我们对图 $\mathcal{G}=(\mathcal{V},\mathcal{E})$ 中的所有的边 $e\in\mathcal{E}$ 都进行抛硬币实验，图 $\mathcal{G}$ 中边的连接的概率为 $p\left(e\right)$，我们以 $1-p\left(e\right)$ 的概率移除掉边 e。定义 g 为得到的结果图，$R_g\left(S\right)$ 为在图 g 中从种子节点集合 S 出发可达的节点集合。我们需要注意的是，图 g 中的边不再是概率性连接的边，而是确定性的边。对于任意节点 $v\in g$，如果在图 g 中存在

一条路径从节点集合 S 出发到达节点 v，那么称节点 v 是从节点集合 S 可达的。Kempe 等人[40] 证明了 $R_g(S)$ 的期望值与 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[I(S)]$ 是相等的，即可表示为如下，

$$\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[I(S)] = \mathbb{E}_{g\sim\mathcal{G}}[I_g(S)] \tag{4.3}$$

其中 $I_g(S) = |R_g(S)|$，即在图 g 中的影响力等于从种子节点集合出发可达的节点数目。因此，我们可以通过估计 $R_g(S)$ 的期望值来估计 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[I(S)]$，即通过估计图 g 中可达的节点数目的期望来估计原图 $\mathcal{G}$ 中的影响力期望值。在实际操作中，我们首先根据原来的社交网络生成多个实例 $g \sim \mathcal{G}$，然后对每一个实例进行计算其影响力 $I_g(S)$，最终计算其平均值作为 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[I(S)]$ 的一个估计。假设我们在估计 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[I(S)]$ 的过程中生成了 r 个实例图 g，并且 r 足够大，那么在独立级联模型下，贪心算法能够得到一个 $(1-1/\mathrm{e}-\varepsilon)$ 的近似最优解，其中 ε 是一个与图 $\mathcal{G}$ 和 r 相关的常数[43, 44]。一般来说，Kempe 等人建议设置 $r = 10,000$，许多其他的工作都采用了相似的设置参数。

尽管朴素的贪心算法是有效的，但是在复杂网络的应用中，算法的效率是极其低的。算法的时间复杂度为 $O(knmr)$。确切来说，算法进行了 k 次迭代来选择种子节点集合，每一次迭代需要对 $O(n)$ 个节点进行影响力的期望值的估计。每一次估计需要对生成的 r 个实例进行计算，而每一次计算需要消耗 $O(m)$ 的时间。因此，整个计算过程的时间复杂度为 $O(knmr)$。

对于具有子模性的函数，**惰性计算**（*lazy evaluations*）技术是一种比较知名的优化方法，它能够大大的降低计算的次数，而不改变贪心算法的输出。这个技术首先由 Minoux[45] 作为一种加速的贪心算法提出，Leskovec[46] 等人通过实验验证了惰性计算针对影响力最大化问题能够加速近 700 倍。

即使惰性计算能够提高计算的性能，但是贪心算法仍然在效率上是不足的。究其原因，贪心算法的弊端主要是在于计算影响力期望值的过程中，它需要对 $O(kn)$ 个节点进行估计。然而，其中大多数估计都是无用的，因为我们只关心影响力期望值最大的节点。在朴素贪心算法的框架下，这些无用的计算又是不可避免的。

为了解决朴素贪心算法的这一弊端，Borgs 等人[43] 提出了一种新的方法，突破了朴素贪心算法的限制。Tang 等人[47] 将这种方法称之为**反向传播采样**（*Reverse Influence Sampling*），并且阐述了其工作原理。为了解释反向传播采样算法的工作原理，我们首先引入如下的概念。

定义 (反向可达集合)：给定一个图 $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$，我们对图中的 $\mathcal{G}$ 中的每一条边 $e \in \mathcal{E}$ 进行抛硬币实验，依概率 $1-p(e)$ 移除掉边 e。定义 g 为得到的图，对于任意的节点 $v \in \mathcal{V}$，节点 v 在图 g 中的反向可达集合 $RR(v)$ 定义为图 g 中可达节点

v 的节点集合。这就是说，如果节点 $u \in RR(v)$，则至少在图 g 中存在一条路经从节点 u 到达节点 v。

根据定义4.1可知，如果节点 u 在节点 v 的反向可达集合 $RR(v)$ 中，那么节点 u 在图 $\mathcal{G}$ 中能够依一定概率通过一条路径到达节点 v。这也就表示，如果采用节点 u 作为种子节点集合 $S = \{u\}$ 在图 $\mathcal{G}$ 中进行信息传播，那么节点 u 是有一定概率激活节点 v 的。此外，Borgs 等人给出了反向可达集合的性质如下，

引理 4.1: 如果一个节点 v 的反向可达集合 $RR(v)$ 有 ρ 的概率与节点集合 S 存在交集，那么如果以 S 为种子节点集合在图 $\mathcal{G}$ 中进行信息传播，则节点 v 将依概率 ρ 被激活。

证明：假定 g 为基于 $\mathcal{G}$ 依概率 $1-p(e)$ 移除每一条边 $e \in \mathcal{E}$ 生成的实例图。定义 ρ_2 为节点集合 S 在图 g 中可达节点 v 的概率，ρ_1 为图 g 中存在一条从节点集合 S 到达节点 v 的概率。那么，根据定义4.1可知，$\rho_1 = \rho_2$。

基于以上的理论，反向传播采样方法的算法流程按照如下的两步进行。第一步，首先在图 $\mathcal{G}$ 中等概率地任意选择一个节点 $v \in \mathcal{V}$，按照定义4.1来生成反向可达集合 $RR(v)$。然后，重复上述的过程来生成多个实例。第二步，选择 k 个节点来覆盖最多的反向可达集合。当且仅当一个节点 $u \in RR(v)$ 时，我们称节点 u 覆盖集合 $RR(v)$。最后，方法采用朴素贪心算法来得出一个下限为 $1-1/\mathrm{e}$ 的近似最优解 S 作为结果返回。

反向传播采样方法的核心思想可以描述如下。如果一个节点 u 出现在许多的反向可达集合 $RR(v)$ 中，那么节点 u 就有更高的概率去激活更多的节点。而且，节点 v 是等概率地从节点集合 $\mathcal{V}$ 中抽取，因此节点 u 将有概率激活图 $\mathcal{G}$ 中更多的节点，即影响力 $I(\{u\})$ 的值会更大。这也就是说，如果一个种子节点集合 S 覆盖了最多的反向可达集合 $RR(v)$，那么 S 在图 $\mathcal{G}$ 中将有最大的影响力期望值。

以图4.2中的社交网络 $\mathcal{G}$ 为例，考虑在独立级联模型以及 $k=1$ 的条件下，反向传播采样方法的工作流程。第一步，首先反向传播采样方法将等概率地随机从图 $\mathcal{G}$ 中选取节点 v，然后依照概率 $1-p(e)$ 移除每一条边 e 得到图 g，然后计算反向可达集合 $RR(v)$。假设我们选择了节点 v_3 并且得到的结果图 g 如图4.3所示，则我们可以计算得到 $RR_1 = \{v_1, v_2, v_3\}$，其中下标表示生成的反向可达集合的序号。这是因为在图 g 中，v_1，v_2 以及 v_3 是可达节点 v_3 的节点。然后，重复上述过程生成多个反向可达集合。假设这个过程中生成的其他反向可达集合为 $RR_2 = \{v_1\}$，$RR_3 = \{v_1, v_2\}$，$RR_4 = \{v_4\}$，$RR_5 = \{v_1, v_2, v_5\}$ 以及 $RR_6 = \{v_6\}$。在这个情况下，

我们可以得出节点 v_1 覆盖了最多的反向可达集合，因为节点 v_1 包含在集合 RR_1，RR_2，RR_3，RR_5 中。因此，反向传播采样方法返回 $S=\{v_1\}$ 作为最终结果。

与朴素贪心算法对比，反向传播采样算法之所以效率更高是因为避免了在计算 $O(kn)$ 次迭代的影响力期望值的无效计算。算法的核心关键点是以反向可达集合 RR 取代了对信息传播的迭代模拟。为了平衡反向传播采样方法的有效性和高效性，算法需要控制生成反向可达集合的数目。Borgs 等人证明了，为了在独立级联模型下得到一个 $(1-1/\mathrm{e}-\varepsilon)$ 的近似最优解，RR 的数目至少为 $\Theta\left(k(m+n)\log n/\varepsilon^3\right)$[43]。

4.2.2 传播效率最大化问题

传统的影响力最大化问题的目标是解决在给定种子节点集合大小 k 的条件下，计算得到使得影响力期望值最大的种子节点集合 S。这个问题没有考虑信息的传播时延，给定不同的种子节点集合会使得网络中的节点在不同的时刻 t 被激活。在实际应用中，人们不仅关心传播影响范围的大小，也关注信息的传播效率。例如，在市场营销中，如何迅速地将一个新产品的信息传播给潜在用户是十分重要的。由此产生了一个新的问题，在一定条件下，我们如何能够计算出一个种子节点集合，使得网络的传播效率最大化。我们对传播效率定义如下。

定义 (传播效率): 假如存在一条路径从节点 u 到达节点 v 且路径中的每一个节点在信息传播结束时都是激活的，那么我们称这是一条从 u 到 v 的通路。网络中节点 u 到节点 v 之间可能存在多条通路。给定一个种子节点 u，当信息传播过程结束时，对于图中的每一个节点 $v\in\mathcal{V}$，如果节点 u 到节点 v 之间不存在通路，则节点 u 到节点 v 的传播效率 $e_{u,v}=0$，否则节点 u 到节点 v 的传播效率形式化如下，

$$e_{u,v}=\frac{1}{t_{u,v}+1} \tag{4.4}$$

其中 $t_{u,v}$ 是从节点 u 到节点 v 的传播时延，即网络中节点 u 到节点 v 的最短通路的路径长度。对于节点 u 自身，传播时延 $t_{u,u}=0$。给定种子节点集合 S，传播效率函数 $T(S)$ 形式化如下，

$$T(S)=\sum_{v\in\mathcal{V}}\frac{1}{t_{S,v}+1} \tag{4.5}$$

其中 $t_{S,v}$ 是从集合 S 到节点 v 的传播时延，即网络中从集合 S 到节点 v 的最短通路的路径长度。

以图4.2为例，考虑种子节点集合 $S=\{v_1\}$ 在图 $\mathcal{G}$ 中的信息传播过程。假设信息传播过程的结果如图4.3所示。在 $t=0$ 时刻，节点 v_1 作为种子节点被激活。下

一时刻，$t=1$ 时节点 v_2 被节点 v_1 激活。然后，$t=2$ 时刻，节点 v_3 和节点 v_5 被激活。最后，在 $t=3$ 时刻，没有新的节点可以被激活，信息传播过程结束。因此，传播效率 $T(S)=1+\frac{1}{2}+2\times\frac{1}{3}=13/6$。

定义 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(S)]$ 为种子节点集合 S 在图 $\mathcal{G}$ 中的传播效率的期望值。那么传播效率最大化问题是在给定种子节点集合大小 k 的情况下，计算得出使得传播效率期望值 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(S)]$ 最大化的种子节点集合 S。给定一个输入 k，传播效率最大化问题可以形式化如下，

$$\begin{aligned} S^* &= \arg\max \mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(S)] \\ s.t.\ & S\subseteq\mathcal{V}, |S|=k \end{aligned} \tag{4.6}$$

以图4.2为例，给定 $k=1$ 以及图 $\mathcal{G}$，考虑在独立级联模型下的传播效率最大化问题。我们能计算得出图 $\mathcal{G}$ 中每一个节点的传播效率期望值。对于种子节点集合 $S=\{v_1\}$ 的情况，$\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(\{v_1\})]=1\times1+1\times\frac{1}{2}+4\times0.8\times\frac{1}{3}\approx2.57$。对于 $S=\{v_2\}$ 的情况，$\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(\{v_2\})]=1\times1+4\times0.8\times\frac{1}{2}=2.6$。对于其他的节点作为种子节点集合时，$\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(\{v_3\})]=\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(\{v_4\})]=\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(\{v_5\})]=\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(\{v_6\})]=1$。因此，在图 $\mathcal{G}$ 中，当 $k=1$ 的情况下，传播效率最大化问题的最优解为 $S^*=\{v_2\}$。与影响力最大化问题相比，我们可以得知，影响力期望值最大的种子节点集合不一定是传播效率期望值最大的集合。例如图4.2表示的社交网络中，在 $k=1$ 的情况下，种子节点集合 $\{v_1\}$ 提供了最大的影响力期望值，种子节点集合 $\{v_2\}$ 提供了最大的传播效率期望值。

为了解决传播效率最大化问题，我们依旧可以运用蒙特卡罗方法来估计 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(S)]$ 的值。假设图 g 是依概率 $1-p(e)$ 移除图 $\mathcal{G}$ 中的每一条边 $e\in\mathcal{E}$ 后得到的实例图。在独立级联模型下，我们能够对传播效率的期望值估计如下，

$$\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(S)]=\mathbb{E}_{g\sim\mathcal{G}}[T_g(S)] \tag{4.7}$$

其中 $T_g(S)$ 为种子节点集合 g 在图 g 中的传播效率。

在第4.2节中，我们回顾了影响力最大化问题以及影响力函数的一些性质。影响力函数的单调性和子模性为问题的近似最优解算法提供了理论保证。基于该问题，本节将传播时延考虑在内，然后提出了传播效率最大化问题的定义。

4.3 方法描述

本节首先对传播效率最大化问题的复杂度，其次证明了近似最优解算法的保证，最后提出了**反向效率采样**（*Reverse Efficiency Sampling*）算法来解决传播效率最大化问题。

众所周知，影响力最大化问题在独立级联模型下是一个 NP-hard 的问题。本节首先对传播效率最大化问题的复杂度进行分析。

定理 4.1: 传播效率最大化问题在独立级联模型下是一个 NP-hard 的问题。

证明：考虑一个 NP-complete 的问题实例，集合覆盖（*Set Cover*）问题。问题的定义如下，给定一个集合 $U=\{u_1,u_2,\cdots,u_n\}$ 的若干个子集 $S_1,S_2,\cdots,S_m$，我们需要求解是否存在 k 个子集的并集与集合 U 相等。下面我们证明集合覆盖问题可以看作是传播效率最大化问题的一个特例。

给定任意一个集合覆盖问题的实例，可以定义一个与之相对应的二部图 $\mathcal{G}$，节点数目等于 $n+m$。图中的节点 i 对应于子集 S_i，节点 j 对应于集合中的每一个元素 $u_j\in U$。对于每一个节点 $u_j\in S_i$，图中都有一条从节点 i 到节点 j 的边 (i,j)，且边的传播概率为 $p_{i,j}=1$。集合覆盖问题等同于判断在构造的二部图 $\mathcal{G}$ 中，是否存在一个 k 个节点的集合 A 使得传播效率期望值 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T\left(A\right)\right]\geq k+\frac{n}{2}$。因为二部图 $\mathcal{G}$ 中边的传播概率非 0 即 1，对应的信息传播是一个确定性的过程。初始化的 k 个种子节点等同于在集合覆盖问题中选择 k 个子集，而激活其余的 n 个节点相当于覆盖集合 U。因此，如果存在 k 个节点的集合 A 满足 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T\left(A\right)\right]\geq k+\frac{n}{2}$，则集合覆盖问题能够被解决。

此外，另一个重要的问题是计算一个种子节点集合的传播效率期望值是非常耗时的，时间复杂度为 $O\left(mr\right)$。给定一个种子节点集合 S，没有一个高效的方法直接计算传播效率期望值 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T\left(S\right)\right]$。本节将这个问题规约到 s-t 连通性问题，证明了在独立级联模型下计算传播效率期望值是一个 #P-hard 的问题。

定理 4.2: 在独立级联模型下，给定一个种子节点集合 S，计算其传播效率期望值 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T\left(S\right)\right]$ 是一个 #P-hard 的问题。

证明：我们通过将这个问题规约到 s-t 连通性问题来证明定理。给定一个有向图 $\mathcal{G}=(\mathcal{V},\mathcal{E})$ 以及两个节点 s 和 t，s-t 连通性问题是来计算图 $\mathcal{G}$ 中能够连通节点 s 和节点 t 的子图数。定义 $p_{s,t}^{\mathcal{G}}$ 为图 $\mathcal{G}$ 中节点 s 与节点 t 连通的概率。当使得图 $\mathcal{G}$ 的每一条边有 $1/2$ 的概率连通，$1/2$ 的概率不连通时，我们可以直观地观察到，s-t 连通性问题等同于求解 $p_{s,t}^{\mathcal{G}}$。下一步，我们将传播效率最大化问题归约到 s-t 连通性问题。首先，令种子节点集合 $S=\{s\}$，且图 $\mathcal{G}$ 中的每一条边 $(u,v)\in\mathcal{E}$ 的传播概率 $p_{u,v}^{\mathcal{G}}=1/2$。此时，图 $\mathcal{G}$ 中，以 S 为种子节点集合的传播效率期望值定义为 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T_0\left(S\right)\right]$。下一步，我们在图 $\mathcal{G}$ 增加一个节点 t_1 以及一条从节点 t 到节点 t_1 的

边。我们称得到的新的图为 $\mathcal{G}_1$，以及新增的边的传播概率为 $p_{t,t_1}^{\mathcal{G}_1}=1$。在图 $\mathcal{G}_1$ 中，以 S 为种子节点集合的传播效率期望值定义为 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T_1\left(S\right)\right]$。而且我们可计算得知，$\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T_1\left(S\right)\right]=\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T_0\left(S\right)\right]+p_{t,t_1}^{\mathcal{G}_1}\cdot\sum_{i=1}^{n}p_{s,t,d=i}^{\mathcal{G}}\cdot\frac{1}{d+1}=\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T_0\left(S\right)\right]+\sum_{i=1}^{n}p_{s,t,d=i}^{\mathcal{G}}\cdot\frac{1}{d+1}$，其中 $p_{s,t,d=i}^{\mathcal{G}}$ 表示在图 $\mathcal{G}$ 中，从节点 s 到节点 t 且距离为 d 的概率（从 s 达到 t 经过通过 d 次传播），$n=|\mathcal{V}|$。下一步，我们继续在图 $\mathcal{G}_1$ 中，添加节点 t_2 以及一条从 t_1 到 t_2 的边，得到新的图 $\mathcal{G}_2$，且令 $p_{t_1,t_2}^{\mathcal{G}_2}=1$。在图 $\mathcal{G}_2$ 中，以 S 为种子节点集合的传播效率期望值定义为 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T_2\left(S\right)\right]$。可以计算得知，$\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T_2\left(S\right)\right]=\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T_1\left(S\right)\right]+p_{t_1,t_2}^{\mathcal{G}_1}\cdot p_{t,t_1}^{\mathcal{G}_1}\cdot\sum_{i=1}^{n}p_{s,t,d=i}^{\mathcal{G}}\cdot\frac{1}{d+2}=\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T_1\left(S\right)\right]+\sum_{i=1}^{n}p_{s,t,d=i}^{\mathcal{G}}\cdot\frac{1}{d+2}$。我们可以重复上述步骤,得到 n 个以 S 为种子节点集合的传播效率期望值 $T_1\left(S\right),\cdots,T_n\left(S\right)$。且递推公式为 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T_j\left(S\right)\right]=\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T_{j-1}\left(S\right)\right]+\sum_{i=1}^{n}p_{s,t,d=i}^{\mathcal{G}}\cdot\frac{1}{d+j}$。这些传播效率期望值方程可以表示如下，

$$\begin{bmatrix}\frac{1}{1+1}&\frac{1}{1+2}&\cdots&\frac{1}{1+n}\\ \vdots&\vdots&\cdots&\vdots\\ \frac{1}{i+1}&\frac{1}{i+2}&\cdots&\frac{1}{i+n}\\ \vdots&\vdots&\ddots&\vdots\\ \frac{1}{n+1}&\frac{1}{n+2}&\cdots&\frac{1}{n+n}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}p_{s,t,d=1}^{\mathcal{G}}\\ \vdots\\ p_{s,t,d=i}^{\mathcal{G}}\\ \vdots\\ p_{s,t,d=n}^{\mathcal{G}}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T_1\left(S\right)\right]-\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T_0\left(S\right)\right]\\ \vdots\\ \mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T_i\left(S\right)\right]-\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T_{i-1}\left(S\right)\right]\\ \vdots\\ \mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T_n\left(S\right)\right]-\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T_{n-1}\left(S\right)\right]\end{bmatrix}\tag{4.8}$$

根据上述过程,可令 A 表示方程组(4.8)中的矩阵,$\mathbf{x}=\left(p_{s,t,d=1}^{\mathcal{G}},p_{s,t,d=2}^{\mathcal{G}},\cdots,p_{s,t,d=n}^{\mathcal{G}}\right)^T$，$\mathbf{b}=\left(\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T_1\left(S\right)\right]-\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T_0\left(S\right)\right],\cdots,\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T_n\left(S\right)\right]-\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T_{n-1}\left(S\right)\right]\right)^T$。方程组（4.8）可表示为 $A\mathbf{x}=\mathbf{b}$。根据引理4.2可知矩阵 A 是一个非奇异的矩阵，因此线性方程组（4.8）可以通过高斯 - 赛德尔方法在多项式时间内解决，而且构造这一个线性方程组是在线性时间内可完成的。我们可以直观地计算出图 $\mathcal{G}$ 中节点 s 到 t 的连通概率 $p_{s,t}^{\mathcal{G}}=\sum_{i=1}^{n}p_{s,t,d=i}^{\mathcal{G}}$，这也就是说节点 s 到节点 t 的概率在线性时间内可以计算。因此，s-t 连通性问题是可解决的。而我们已知 s-t 连通性问题是一个 #P-complete 的问题。因此，计算传播效率期望值是一个 #P-hard 的问题。

定理4.2证明中的矩阵 A 如公式（4.9）所示，

$$A=\begin{bmatrix}\frac{1}{1+1}&\frac{1}{1+2}&\cdots&\frac{1}{1+n}\\ \vdots&\vdots&\cdots&\vdots\\ \frac{1}{i+1}&\frac{1}{i+2}&\cdots&\frac{1}{i+n}\\ \vdots&\vdots&\ddots&\vdots\\ \frac{1}{n+1}&\frac{1}{n+2}&\cdots&\frac{1}{n+n}\end{bmatrix}\tag{4.9}$$

上述过程将计算传播效率期望值 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(S)]$ 的问题规约到了 s-t 连通性问题，证明了计算传播效率期望值 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(S)]$ 的问题是一个 #P-hard 的问题。其中引用了矩阵 A 为非奇异矩阵的事实，下面我们证明上述的矩阵 A 是非奇异的。首先，我们可以观察到矩阵 A 是一个对称矩阵，其次我们可以得到矩阵中通项 a_{ij}。因此，我们考虑使用行列变换对矩阵 A 的行列式进行降维，发现行列式的递推公式，计算行列式的值。如果行列式不为零，则可证明矩阵 A 是非奇异的。引理以及其详细证明过程如下。

引理 4.2: 矩阵 $A \in \mathbb{R}^{n\times n}$ 且 $a_{ij} = \frac{1}{i+j}$，则矩阵 A 是非奇异的。

证明：令 Δ_n 表示矩阵 A 的行列式，

$$\Delta_n = |A| = \begin{vmatrix} \frac{1}{1+1} & \frac{1}{1+2} & \cdots & \frac{1}{1+n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \frac{1}{i+1} & \frac{1}{i+2} & \cdots & \frac{1}{i+n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{n+1} & \frac{1}{n+2} & \cdots & \frac{1}{n+n} \end{vmatrix} \tag{4.10}$$

下一步，令行列式 $|A|$ 中的第 i 行 $(2 \le i \le n)$ 减去第 1 行，可得到 $a_{ij} = \frac{1}{i+j} - \frac{1}{1+j} = \frac{1-i}{(i+j)(1+j)}$。则行列式 Δ_n 可表示为如下所示。

$$\begin{aligned} \Delta_n &= \begin{vmatrix} \frac{1}{1+1} & \frac{1}{1+2} & \cdots & \frac{1}{1+n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \frac{1-i}{(i+1)(1+1)} & \frac{1-i}{(i+2)(1+2)} & \cdots & \frac{1-i}{(i+n)(1+n)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1-n}{(n+1)(1+1)} & \frac{1-n}{(n+2)(1+2)} & \cdots & \frac{1-n}{(n+n)(1+n)} \end{vmatrix} \\ &= \frac{\prod\limits_{2\le i\le n} 1-i}{\prod\limits_{1\le j\le n} 1+j} \begin{vmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ \frac{1}{2+1} & \frac{1}{2+2} & \cdots & \frac{1}{2+n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \frac{1}{i+1} & \frac{1}{i+2} & \cdots & \frac{1}{i+n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{n+1} & \frac{1}{n+2} & \cdots & \frac{1}{n+n} \end{vmatrix} \\ &= \frac{\prod\limits_{2\le i\le n} 1-i}{\prod\limits_{1\le j\le n} 1+j} |B| \end{aligned} \tag{4.11}$$

下一步，令行列式 $|B|$ 中的第 j 列 $(2 \le j \le n)$ 减去第 1 列，可得 $b_{ij} = \frac{1}{i+j} - \frac{1}{i+1} = \frac{1-j}{(i+j)(i+1)}$。则行列式 Δ_n 可表示为如下所示。

$$
\begin{aligned}
\Delta_n &= \frac{\prod\limits_{2\le i\le n} 1-i}{\prod\limits_{1\le j\le n} 1+j}
\begin{vmatrix}
1 & 0 & \cdots & 0 \\
\frac{1}{2+1} & \frac{1-2}{(2+2)(2+1)} & \cdots & \frac{1-n}{(2+n)(2+1)} \\
\vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\
\frac{1}{i+1} & \frac{1-2}{(i+2)(i+1)} & \cdots & \frac{1-n}{(i+n)(i+1)} \\
\vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\
\frac{1}{n+1} & \frac{1-2}{(n+2)(n+1)} & \cdots & \frac{1-n}{(n+n)(n+1)}
\end{vmatrix} \\
&= \frac{\prod\limits_{2\le i\le n} 1-i \prod\limits_{2\le j\le n} 1-j}{\prod\limits_{1\le j\le n} 1+j \prod\limits_{2\le i\le n} 1+i}
\begin{vmatrix}
1 & 0 & \cdots & 0 \\
\frac{1}{2+1} & \frac{1}{2+2} & \cdots & \frac{1}{2+n} \\
\vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\
\frac{1}{i+1} & \frac{1}{i+2} & \cdots & \frac{1}{i+n} \\
\vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\
\frac{1}{n+1} & \frac{1}{n+2} & \cdots & \frac{1}{n+n}
\end{vmatrix} \\
&= \frac{\prod\limits_{2\le i\le n} 1-i \prod\limits_{2\le j\le n} 1-j}{\prod\limits_{1\le j\le n} 1+j \prod\limits_{2\le i\le n} 1+i}
\begin{vmatrix}
\frac{1}{2+2} & \frac{1}{2+3} & \cdots & \frac{1}{2+n} \\
\vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\
\frac{1}{i+2} & \frac{1}{i+3} & \cdots & \frac{1}{i+n} \\
\vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\
\frac{1}{n+2} & \frac{1}{n+3} & \cdots & \frac{1}{n+n}
\end{vmatrix} \\
&= \lambda_n \Delta_{n-1}
\end{aligned}
\tag{4.12}
$$

其中 λ_n 是非零的。因此，我们可以重复上述步骤，则行列式 Δ_n 可计算得到如下。

$$
\begin{aligned}
\Delta_n &= \prod_{k=1}^{n-1} \lambda_k \Delta_1 = \prod_{k=1}^{n-1} \frac{\prod\limits_{k+1\le i\le n} k-i \prod\limits_{k+1\le j\le n} k-j}{\prod\limits_{k\le j\le n} k+j \prod\limits_{k+1\le i\le n} k+i} \Delta_1 \\
&= \frac{1}{2n} \frac{\prod\limits_{2\le k+1\le i\le n} k-i \prod\limits_{2\le k+1\le j\le n} k-j}{\prod\limits_{1\le k\le j\le n} k+j \prod\limits_{2\le k+1\le i\le n} k+i}
\end{aligned}
\tag{4.13}
$$

由上述可知 Δ_n 中的每一项都不为零，所以可知 $\Delta_n \neq 0$，因此 A 是非奇异的。

由此可知，直接来求解传播效率最大化问题是非常困难的。针对这种情况，Nemhauser 等人[41] 证明了一个非负的，单调的且子模性的函数 $f(\cdot)$，朴素的贪心

算法能够提供一个 $(1-1/\mathrm{e})$ 的近似最优解。在独立级联模型模型下的传播效率最大化问题的近似最优解的保证可以表示如下，

定理 4.3：*对于在独立级联模型下的一个网络 $\mathcal{G}$ 的任意一个实例，传播效率函数的期望 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(\cdot)]$ 是具有子模性的。*

$\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(\cdot)]$ 的单调性是显而易见的，因为向任意一个种子节点集合 S 中增加一个节点 u 不会使得传播效率减小。这也就是说，对于任意的种子节点集合 S 与节点 $u \in \mathcal{V}$，$\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(S \cup \{u\})] \geq \mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(S)]$ 始终是成立的。为了证明定理4.3的结论，我们需要计算 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(S \cup \{u\})] - \mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(S)]$ 的值，即我们需要计算将节点 u 加入到集合 S 中的边际收益。但是直接计算边际收益是十分困难的，因为整个信息传播过程是不确定的，节点被激活的顺序也是不确定的。为了解决这个难点，我们采用另一种等同的视角[40] 来看待信息传播过程，它与节点激活的顺序无关。它提供了一种另外的途径来证明 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(\cdot)]$ 的子模性。考虑如下情景，在独立级联模型下的信息传播过程中，当节点 u 在上一时刻被激活，尝试依概率 $p_{u,v}$ 去激活它的出度边指向的邻居节点 v。我们可以对该过程用抛一枚偏置为 $p_{u,v}$ 的硬币的结果来模拟，我们直观上地可以知道抛硬币实验在当节点 u 被激活后进行还是在信息传播过程的一开始就进行，然后在节点 u 被激活后再揭晓结果，这个对于模拟是不影响的。因此，我们能在信息传播过程一开始，就对于图 $\mathcal{G}$ 中的每一条边 $e=(u,v)$ 进行偏置为 $p_{u,v}$ 的抛硬币实验，然后在节点 u 被激活而节点 v 没有激活的时刻揭晓结果。

令所有的抛硬币的模拟在信息传播过程的一开始就完成，则信息传播过程可以看作如下的过程。每条边 $e=(u,v)$ 的抛硬币模拟，代表着节点 u 到节点 v 的尝试激活。如果激活成功，则我们称 e 是一条连通边。此外，我们可以称从节点 u 到节点 v 的路径是一条通路，如果路径中的每一条边都是连通边。基于上述的定义，我们可以很清晰地计算出在所有的抛硬币模拟都已确定的情况下，独立级联模型下种子节点集合为 S 的传播效率。信息传播过程结束时，当且仅当存在一条从 S 到节点 v 的通路时，节点 v 是激活的。我们可以根据从 S 到 v 的最短的通路，计算得到节点 v 的传播效率 $e_{S,v}$。考虑如下一个概率空间，空间中的每一个节点代表着图 $\mathcal{G}$ 中所有边 e 对应的抛硬币模拟的结果。令 X 表示空间中的一个样本点，且定义 $T_X(S)$ 为以 S 为种子节点集合，抛硬币模拟结果为 X 的传播效率，$T_X(S)$ 可根据公式（4.5）计算得出。本节对定理4.3进行证明如下。

证明：*首先，我们证明对于概率空间中任意的确定的样本点 X，传播效率函数 $T_X(\cdot)$ 是具有子模性的。为了证明上述的结论，令 S 和 W 为两个节点集合，且满足 $S \subseteq W \subseteq \mathcal{V}$，令 $u \in \mathcal{V}$ 为图 $\mathcal{G}$ 中的任意一个节点。令 $\delta(u|S)$ 为添*

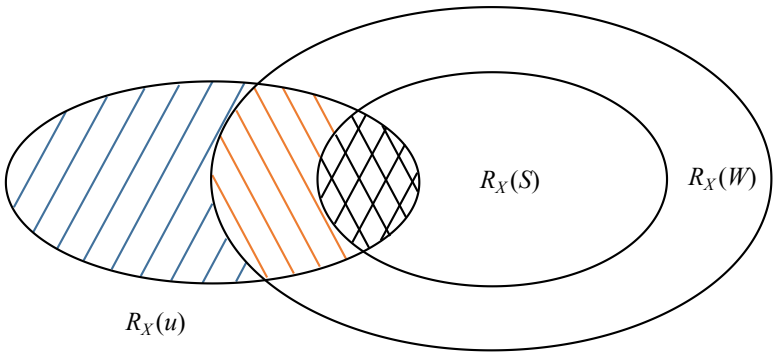


图 4.4 $R_X(u)$，$R_X(S)$ 以及 $R_X(W)$ 的示意图

加节点 u 至集合 S 后传播效率的边际收益，$\delta(u|S) = T_X(S \cup \{u\}) - T_X(S)$。然后，我们对 $\delta(u|S)$ 和 $\delta(u|W)$ 进行比较。为了方便比较，令 $R_X(u)$ 表示节点 u 在样本点 X 下的可达节点集合。因为 $S \subseteq W$，所以可得 $R_X(S) \subseteq R_X(W)$。当节点 u 加入到集合 S 和 W 中时，会出现如图4.4三种情况。首先，第一种情况如图中的斜线区域，即对于节点 $v \in R_X(u) \setminus R_X(W)$。在此种情况下，在加入节点 u 之前，图中不存在从集合 S 或者集合 W 到达节点 v 的通路。因此，可知第一种情况中 $\delta(u|S) = \delta(u|W)$。第二种情况是图中的反斜线区域，即对于节点 $v \in (R_X(u) \cap R_X(W)) \setminus R_X(S)$。在此种情况下，在加入节点 u 之前，图中存在从集合 W 到节点 v 的通路，但是不存在从集合 S 到节点 v 的通路。在此情况下，可知 $\delta(u|S) \geq \delta(u|W)$。第三种情况是图中的网状区域，即对于节点 $v \in R_X(u) \cap R_X(S)$。在此种情况下，在节点 u 前，从集合 S 或者集合 W 都有到节点 v 的通路。因为 $S \subseteq W$，$e_{W,v} \geq e_{S,v} > 0$，所以在第三种情况下 $\delta(u|S) \geq \delta(u|W)$ 也是成立的。综合上述可知，结论 $\delta(u|S) \geq \delta(u|W)$ 在任意情况下都是成立的，即 $T_X(S \cup \{u\}) - T_X(S) \geq T_X(W \cup \{u\}) - T_X(W)$ 对于集合 $S \subseteq W$ 是成立的，因此 $T_X(\cdot)$ 是具有子模性的。而又有 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(S)] = \sum_X \Pr[X] \cdot T_X(S)$，即传播效率期望值是概率空间中所有可能样本 X 的加权平均值。一个非负的线性组合不会改变函数的子模性，故传播效率函数的期望 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(\cdot)]$ 也是具有子模性。

根据定理4.3我们可知传播效率函数的期望值 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(\cdot)]$ 是单调且子模性的，因此朴素贪心算法（*greedy*）能够得到一个 $1 - 1/\mathrm{e}$ 的近似最优解。朴素贪心算法的过程如算法4.1所示。算法的流程如下，需要求解的种子节点集合 S 首先置为空集。其次，遍历所有节点，选择传播效率期望值边际收益最大的节点 u 加入到集合 S 中。然后，重复第二步直到集合 S 的大小等于 k。

算法 4.1 $greedy(k,T)$

已知: $k,\mathcal{G},T$
求: S

1: initialize $S=\emptyset$
2: for i =1 to k do
3: select $u=\arg\max_{w\in V\setminus S}\left(\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T\left(S\cup w\right)\right]-\mathbb{E}_{\mathcal{G}}\left[T\left(S\right)\right]\right)$
4: $S=S\cup u$
5: end for
6: return S

此外，由于传播效率期望值具有子模性，因此惰性计算技术[45] 可以用来提升朴素贪心算法的性能。惰性计算能够极大地减少模拟评估的次数而不改变贪心算法的的输出。正如惰性计算的名字，该方法的核心思想是尽可能地避免不必要的模拟评估。给定一个单调且子模性的函数 f，令 $f\left(u|S\right)$ 为集合 S 加入节点 u 后的边际收益，即 $f\left(u|S\right)=f\left(S\cup\{u\}\right)-f\left(S\right)$。假设第 i 轮迭代贪心算法得出的种子节点集合为 S，且我们对节点 $u\in\mathcal{V}\setminus S$ 的边际收益 $f\left(u|S\right)$ 进行了计算。在更早的迭代中，种子节点集合为 $S'\subset S$，且我们计算了节点 $w\in\mathcal{V}\setminus S'$ 的边际收益 $f\left(w|S'\right)$。那么当 $f\left(w|S'\right)\leq f\left(u|S\right)$ 时，根据子模性可知 $f\left(w|S\right)\leq f\left(w|S'\right)\leq f\left(u|S\right)$。这就是说，在第 i 轮迭代中，节点 w 不可能成为最大化传播效率的节点，因此计算 $f\left(w|S\right)$ 是没有意义的。上述的思想可以通过一个优先队列来实现，如算法4.2所示，称之为**惰性贪心**（*lazy greedy*）算法。

算法的具体实现过程如下。对于每一个节点 u，我们为之设计一种结构体，包含两个域值 $u.mg$ 以及 $u.i$。其中 $u.mg$ 表示最新一次迭代将节点 u 加入集合 S 时的传播效率期望值边际收益，$u.i$ 表示 $u.mg$ 更新时的迭代轮数。初始化时，我们对所有节点 u 计算 $T\left(u|\emptyset\right)$ 作为 $u.mg$ 加入优先队列 Q 中，以 $u.mg$ 作为队列的键，此时所有的 $u.i=1$。此后的每一轮迭代，我们选择队列 Q 的队首（具有最大的边际收益）的节点 u 进行检查。如果 $u.i=i$，即节点 u 确实是第 i 迭代时加入到种子节点集合 S 中的边际收益最大的节点，则将节点 u 加入到种子节点集合 S 中。如果 $u.i\neq i$，则更新 $u.mg$ 为 $T\left(u|S\right)$，更新 $u.i$ 为当前的迭代轮数，然后将节点 u 插入回优先队列 Q 中。

惰性贪心算法极大地减少了无效模拟评估的次数。Leskovec 等人[46] 通过实验证明该算法对影响力最大化问题的速度提升了近 700 倍。对于传播效率最大化问题，由于传播效率函数的单调性和子模性，惰性贪心算法也能减少无效模拟评估次数，从而进行加速。

由定理4.2可知，直接计算传播效率期望值是很困难的。许多相关的工作[46, 48, 49] 在贪心算法的框架下对此类问题进行了改进。然而，这些改进算法仍然

算法 4.2 $LazyGreedy(k,T)$

已知: $k,\mathcal{G},T$

求: S

initialize $S=\emptyset$, priority queue $Q=\emptyset$, iteration $i=1$
for $j=1$ to n do
    $u.mg=T\left(u|\emptyset\right)$, $u.i=1$
    put u into Q with $u.mg$ as the key
end for
while $i\leq k$ do
    pop the top element u of Q
    if $u.i=i$ then
        $S=S\cup\{u\}$, $i=i+1$
    else
        $u.mg=T\left(u|S\right)$, $u.i=i$
    end if
end while
return S

不够高效。另一方面，启发式的算法能够解决效率问题，但是不能提供理论上的性能保证。本节借鉴了 Borgs 等人[43] 的反向传播采样思想来解决传播效率最大化问题。

算法 4.3 $RES(k,r,T'\left(\cdot\right))$

已知: k,r,T'

求: S

initialize $\mathcal{H}=(\mathcal{V},\emptyset)$
for $i=1$ to r do
    stochastically select a node $v\in\mathcal{V}$ uniformly
    generate $z_i=RR\left(v\right)$
    calculate $e_{u,v}=\frac{1}{t_{u,v}+1}$ for $u\in RR\left(v\right)$
    add z_i to the edge set $\mathcal{Z}$ of $\mathcal{H}$
end for
initialize $S=\emptyset$
for $j=1$ to k do
    $w=\arg\max_{v\in\mathcal{V}}\left(T'\left(S\cup v\right)-T'\left(S\right)\right)$
    add w to S
    remove w from $\mathcal{V}$
end for
return: S

如算法4.3所示，我们称之为**反向效率采样**（*Reverse Efficiency Sampling*），算法的流程可描述如下。反向效率采样算法按照两步进行。第一步是根据图 $\mathcal{G}$ 建立超图 $\mathcal{H}=(\mathcal{V},\mathcal{Z})$，其中 $\mathcal{V}$ 是与图 $\mathcal{G}$ 相同的节点集合，$\mathcal{Z}$ 是超边集合。每一条超边 $z_i\in\mathcal{Z}$ 代表一个反向可达集合 $RR(v)$，其中节点 $v\in\mathcal{V}$，是随机等概率选取的。超边 z_i 可以形式化为一个集合 $\{u_1,u_2,\cdots,u_j\}$，代表着存在一条从节点 $u\in z_i$ 到节点 v 的通路。我们不断地随机等概率选取节点 v，然后基于图 $\mathcal{G}$ 生成图 g，计算反向可达集合 $RR(v)$，即超边 z_i，然后添加到超边集合 $\mathcal{Z}$ 中。该过程通过模拟图 $\mathcal{G}$ 的反向图中的信息传播过程来实现。在反向图中首先激活节点 v，然后按照宽度优先搜索来概率性地激活出度边指向的邻居节点。当信息传播过程停止时，被激活的节点集合构成了超图 $\mathcal{H}$ 中的一条边。同时，我们还需要记录超边上每一个节点 $u\in z_i$ 的传播效率 $e_{u,v}=\frac{1}{t_{u,v}+1}$。我们重复生成超边的过程来构建超边集合 $\mathcal{Z}$ 直到集合的大小到达预定的值 r。

在第二步中，我们基于超图 $\mathcal{H}$ 来计算种子节点集合 S。在这一步中，算法重复地选择当前传播效率边际收益最大的节点 $w\in\mathcal{V}$ 加入到结合 S 中，其中边际效益为 $T'(S\cup w)-T'(S)$，且 $T'(S)=\sum_{i=1}^{r}\frac{1}{t_{S,v_i}+1}$，$v_i$ 为第 i 轮迭代中随机等概率选取的节点，对应的超边为 z_i。最终，算法得到一个大小为 k 的节点集合 S。

下一步，我们对算法4.3进行详细地分析。首先，我们可以观察到种子节点集合 S 的传播效率期望值等于 n 倍从集合 S 到节点 u 的传播效率 $e_{S,u}$，其中节点 u 从图 g 中随机等概率选取的，图 g 是基于图 $\mathcal{G}$ 生成的实例图。上述现象可表述为如下，

定理 4.4: $\mathbb{E}_{g\sim\mathcal{G}}[T_g(S)]=n\Pr_{v,g\sim\mathcal{G}}[S\cap RR(v)\neq\emptyset]\cdot\frac{1}{d_{S,v}+1}$

证明：

$$\begin{aligned}\mathbb{E}_{g\sim\mathcal{G}}[T_g(S)]&=\sum_{v\in\mathcal{V}}\Pr_{g\sim\mathcal{G}}[\exists u\in S,v\in R_g(u)]\cdot\frac{1}{d_{S,v}+1}\\&=\sum_{v\in\mathcal{V}}\Pr_{g\sim\mathcal{G}}[\exists u\in S,u\in RR_g(v)]\cdot\frac{1}{d_{S,v}+1}\\&=n\Pr_{v,g\sim\mathcal{G}}[\exists u\in S,u\in RR_g(v)]\cdot\frac{1}{d_{S,v}+1}\\&=n\Pr_{v,g\sim\mathcal{G}}[S\cap RR_g(v)\neq\emptyset]\cdot\frac{1}{d_{S,v}+1}\end{aligned}$$

定理4.4表示我们可以通过观察事件 $S\cap RR_g(v)\neq\emptyset$ 的概率来计算 $\mathbb{E}_{\mathcal{G}}[T(S)]$。超图 $\mathcal{H}$ 中节点 $u\in\mathcal{V}$ 的度即为信息传播模拟过程中成功激活的节点次数。因此，

由定理4.4可知，我们能够基于超图 $\mathcal{H}$ 来计算传播效率期望值。给定种子节点集合 S 与超图 $\mathcal{H}$ 下的传播效率函数如下所示，

$$T'(S)=\sum_{z_i\in\mathcal{Z}}\frac{1}{t_{S,v_i}+1} \tag{4.14}$$

其中 S 为种子节点集合，z_i 为随机等概率选取的节点 v_i 对应的超边。下一步，我们分析在超图 $\mathcal{H}$ 中的传播效率函数期望值 $\mathbb{E}_{\mathcal{H}}[T'(\cdot)]$。我们给出定理如下，

定理 4.5: 对于在独立级联模型下的一个网络 $\mathcal{G}$ 的任意一个实例，对应生成的超图 $\mathcal{H}$ 中传播效率函数的期望 $\mathbb{E}_{\mathcal{H}}[T'(\cdot)]$ 是具有子模性的。

证明：易证 $\mathbb{E}_{\mathcal{H}}[T'(\cdot)]$ 是单调性的，因为将任意节点 u 加入到任意种子节点集合 S 中都不会减少传播效率期望值。为了证明子模性，我们可以先证明 $T'(\cdot)$ 的子模性。假设种子节点集合 S 与 W 满足 $S\subseteq W\subseteq\mathcal{V}$，节点 $u\in\mathcal{V}$ 是超图 $\mathcal{H}$ 中的节点。如果集合 $S\cap z\neq\emptyset$，则我们称集合 S 覆盖超边 z。与定理4.3相同，当将节点 u 加入集合 S 与 W 时，将有三种情况。第一种情况是集合 S 与 W 都不覆盖超边 z，则 $T'(S\cup u)-T'(S)=T'(W\cup u)-T'(W)$，即二者的边际效益相等。第二种情况是集合 S 不覆盖超边 z，集合 W 覆盖超边 z。此种情况下 $e_{S,v}=0$，而 $e_{W,v}>0$，故 $T'(S\cup u)-T'(S)\geq T'(W\cup u)-T'(W)$。第三种情况是集合 S 与 W 都覆盖超边 z。此种情况下由于 $S\subseteq W$，所以 $e_{S,v}\leq e_{W,v}$，故 $T'(S\cup u)-T'(S)\geq T'(W\cup u)-T'(W)$。所以对于所有情况，我们都能得出结论 $T'(S\cup u)-T'(S)\geq T'(W\cup u)-T'(W)$ 在独立级联模型下，$S\subseteq W$ 的情况下是成立的，因此 $T'(\cdot)$ 是子模性的。而期望是对 $T'(\cdot)$ 的加权线性求和，故 $\mathbb{E}_{\mathcal{H}}[T'(\cdot)]$ 也是子模性的。

由于传播效率函数期望值 $\mathbb{E}_{\mathcal{H}}[T'(\cdot)]$ 是单调且子模的，则算法4.3中的反向效率采样算法能够得到一个 $(1-1/\mathrm{e}-\varepsilon)$ 的近似最优解来解决独立级联模型下的传播效率最大化问题。其中 ε 与采样的次数 r 以及图 $\mathcal{G}$ 的结构有关。如何计算 ε 与 r 以及 $\mathcal{G}$ 的关系仍然是一个开放性的问题。下面本节对上述提及的算法的时间复杂度进行分析。其中朴素贪心算法和惰性贪心算法都是基于贪心算法框架下实现的。这一类算法进行 k 轮迭代来选择种子节点集合 S，每一轮迭代需要对 $O(n)$ 个节点进行传播效率期望值的估计。而每一次传播效率期望值的估计需要在 r 个生成的实例图 g 上进行 $O(m)$ 次计算。因此，朴素贪心算法和惰性贪心算法的时间复杂度都是 $O(knmr)$ 的。但是由于惰性贪心算法基于惰性计算避免了一些不必要的模拟评估，惰性贪心算法在实际运行中比朴素贪心算法的效率要高。相比之

下，反向效率采样算法是在另一个框架下设计的。首先，反向传播采样算法生成了 r 条超边，构造了超图 $\mathcal{H}$，每生成一条超边需要消耗 $O(m)$ 的时间，因此生成整个超图 $\mathcal{H}$ 需要消耗 $O(rm)$ 的时间。然后，算法迭代 k 轮来生成种子节点集合 S，每一轮迭代需要对 $O(n)$ 个节点进行模拟估计，每一次模拟估计需要对 r 条超边进行运算，因此计算种子节点集合 S 的时间复杂度为 $O(knr)$。有上述分析可知，反向效率采样的时间复杂度相比于朴素贪心算法和惰性贪心算法要低。

4.4 实验分析

本节设计了若干组实验来验证上述提出的算法。首先，我们介绍实验的设置。其次，我们详细地展示了实验结果，并对其进行分析。本节中的实验基于八核（Intel Xeon 1.80GHz CPU）、64GB 内存的机器运行，操作系统为 64 位 CentOS release 6.7。以上所有算法都是基于 Java 实现，在 JDK 1.8.0_40 环境下编译。

4.4.1 实验设置

本小节介绍实验的设置，包括数据集、传播模型以及算法等。

表 4.2 数据集特征

数据集	节点数	边数	类型	平均度
Facebook	4k	88k	无向图	43.7
HepPh	35k	422k	有向图	24.4
Twitter	81k	1.8M	有向图	43.5
DBLP	655k	2M	无向图	6.1

数据集，表4.2描述了实验所用的数据集，包括脸书（*Facebook*）、高能物理论文引用网络（*HepPh*）、推特（*Twitter*）、计算机科学合作网络（*DBLP*）。这些网络都是相关研究中使用频繁的标注数据集，可以从 SNAP[50] 网站上下载得到。实验数据集中的网络有着不同大小的网络和特性，因此能够比较好地验证本章提出的算法。实验数据集包括两个无向图以及两个有向图。其中 *Facebook* 与 *Twitter* 是社交网络，如果在 *Facebook* 网络中用户 u 与用户 v 是好友关系或者在 *Twitter* 网络中用户用户 v 关注了用户 u，则在对应的图中存在一条从节点 u 到节点 v 的边 $e=(u,v)$。网络 *HepPh* 为 arXiv 电子出版高能物理论文的引用网络。如果论文 u 引用了论文 v，则存在一条从节点 u 到节点 v 的边。而在实验中，我们将 *HepPh* 网络的边调换了顺序来表示论文 v 影响了论文 u，如果论文 u 引用了论文 v。网络 *DBLP* 提供了一个丰富的计算机科学论文领域的合作网络。如果两位作者曾经合作过一篇文章，则图中存在一条连接两位作者的边。以上的四个网络是具有代表

性意义的网络，包含了丰富的社交关系，网络的边集合的大小从万级别到百万级别不等。

传播模型，在实验中，我们考虑了如下两种传播模型，即**均匀独立级联模型**（*Uniform Independent Cascade*）和**加权独立级联模型**（*Weighted Independent Cascade*）。其中均匀独立级联模型中的节点 u 到节点 v 传播概率 $p_{u,v}$ 设置为一个常数。在本章的实验中，根据相关的研究工作[49]，对所有网络，我们设置经验参数 $p_{u,v}=0.01$。而对于加权独立级联模型，传播概率 $p_{u,v}$ 被设置为 $1/d_{in}(v)$，其中 $d_{in}(v)$ 表示节点 v 的入度。该模型满足 $\sum_{u\in\mathcal{V}} p_{u,v}=1$，因此被先前的相关工作广泛使用[40, 47, 49, 51]。

算法，本节中将提出的反向效率采样算法与其他的三种方法进行了比较，反向传播采样算法、惰性贪心算法以及**最大度算法**（*DegreeGreedy*）。首先，我们将反向效率采样算法与反向传播采样算法进行对比来展示传播效率最大化问题与影响力最大化问题的区别。然后，我们进行了实验来验证算法的正确性以及效率。*CELF* 算法是在不打破近似最优解理论保证下来解决影响力最大化问题的一个加速算法，我们借鉴 *CELF* 算法的核心思想实现了惰性贪心算法来解决传播效率最大化问题。最大度算法是一个启发式的算法，在每一轮迭代中选择出度最大的节点做为种子节点。上述的反向传播采样算法、惰性贪心算法、最大度算法和我们提出的反向效率采样算法都是基于 Java 实现的。

参数设置，在比较传播效率以及运行时间时，种子节点集合 S 的大小 k 设置为 $1, 5, 10, \cdots$，直到 50。对于惰性贪心算法，我们根据之前相关的工作，经验性地设置蒙特卡罗方法的重复模拟次数 $r=10,000$。对于反向效率采样算法，我们设置 $r=n\log n$ 来得到一个 $(1-1/\mathrm{e}-\varepsilon)$ 的近似最优解，其中 ε 与 r 以及网络相关。在所有实验中，我们都重复算法 5 次，记录其平均值作为实验结果。

4.4.2 相似度对比

第一组实验将反向效率采样算法与反向传播采样算法进行对比，来说明传播效率最大化问题与影响力最大化问题的区别。令反向效率采样算法求解最大化传播效率期望值得到的种子节点集合为 S，反向传播采样算法求解最大化影响力期望值得到的种子节点集合为 S'。我们可得到不同 k 下，集合 S 与集合 S' 之间的 Jaccard **相似度**。令 $J(S,S')$ 表示集合 S 与集合 S' 之间的 Jaccard 相似度，可形式化如下，

$$J(S,S')=\frac{|S\cap S'|}{|S\cup S'|} \tag{4.15}$$

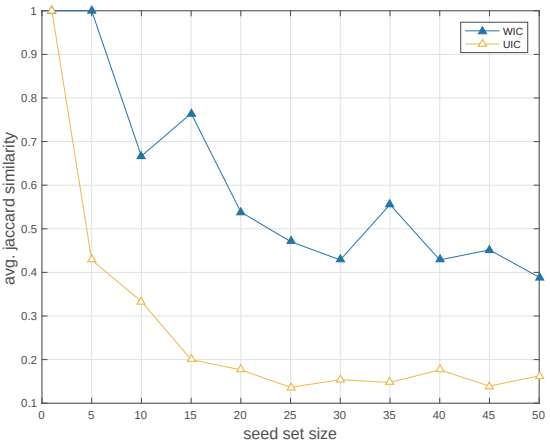


图 4.5　在 *Facebook* 数据集上不同 k 下的 Jaccard 相似度对比

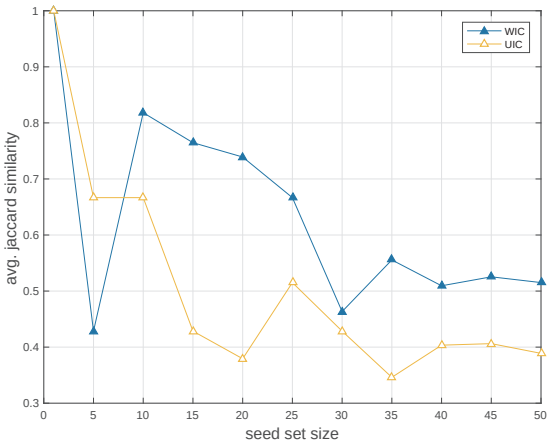


图 4.6　在 *HepPh* 数据集上不同 k 下的 Jaccard 相似度对比

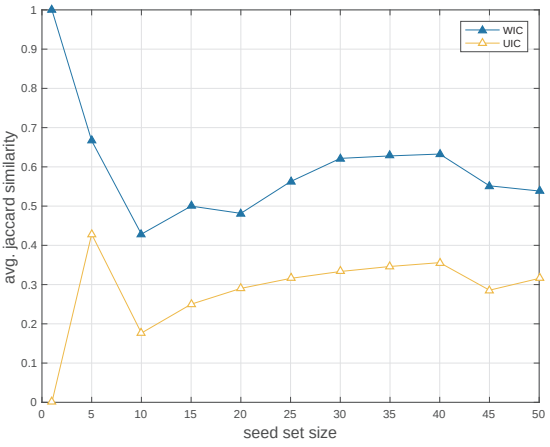


图 4.7　在 *Twitter* 数据集上不同 k 下的 Jaccard 相似度对比

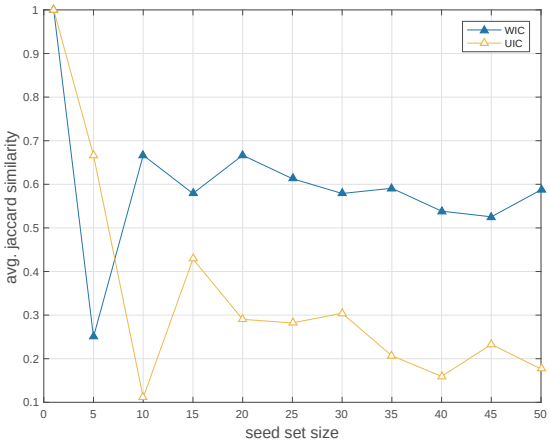


图 4.8　在 *DBLP* 数据集上不同 k 下的 Jaccard 相似度对比

其中 $|S \cap S'|$ 表示集合 S 与集合 S' 的交集大小，$|S \cup S'|$ 表示集合 S 与集合 S' 的并集大小。实验结果如图4.5至图4.8所示。从实验结果可知，在 k 较小的时候，例如 $k = 1$ 时，Jaccard 相似度相似度是不稳定的。在 $k = 1$ 的情况下，*Facebook*, *HepPh* and *DBLP* 网络中的 $S = S'$，而 *Twitter* 网络中的 $S \neq S'$。由此可知，当 k 比较小的时候，使得网络有最大影响力期望值的节点也可能是使得网络有最大传播效率期望值的节点。当 k 比较小的时候，大部分节点处于未激活状态，能够激活尽可能多的节点也许就能获得更大的传播效率。随着 k 的增加，例如超过 10 以后，在均匀独立级联模型和加权独立级联模型下的 $J(S, S')$ 值变得相对稳定。在均匀独立级联模型中 $J(S, S')$ 约等于 0.2，在加权独立级联模型中 $J(S, S')$ 约等于 0.5。因此，我们可知传播效率最大化问题的种子节点集合与影响力最大化问题的种子节点集合并不是相同的，即传播效率最大化问题与影响力最大化问题是两个不同的问题。

4.4.3 算法精确度对比

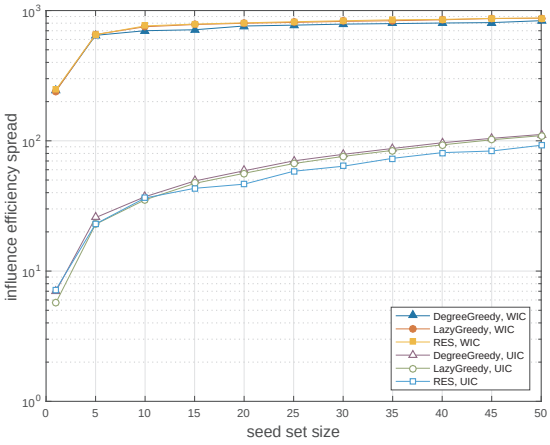


图 4.9 在 *Facebook* 数据集上不同 k 下的传播效率对比

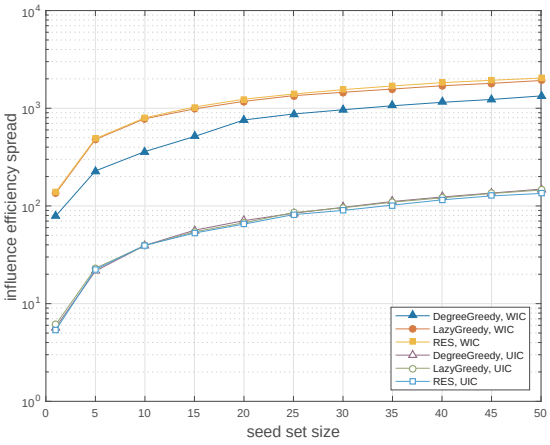


图 4.10 在 *HepPh* 数据集上不同 k 下的传播效率对比

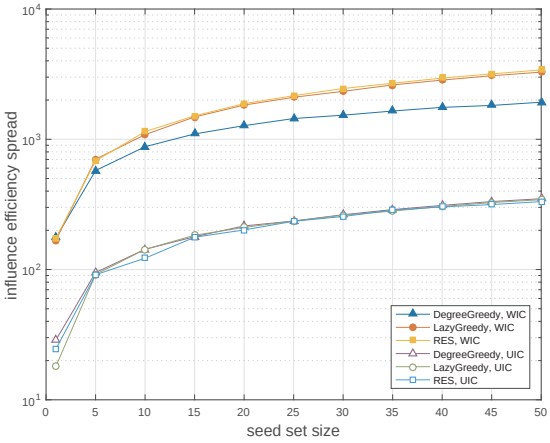


图 4.11 在 *Twitter* 数据集上不同 k 下的传播效率对比

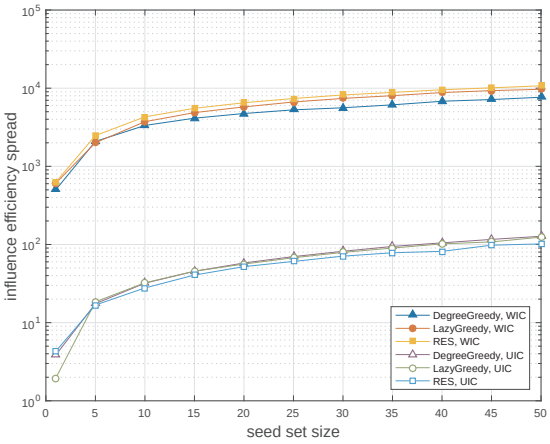


图 4.12 在 *DBLP* 数据集上不同 k 下的传播效率对比

在本小节中，我们计算各种算法得出种子节点集合的传播效率，对比各种算法的精确度。对于结果种子节点集合，我们运行 10,000 次蒙特卡罗模拟来估计信息传播过程中的传播效率。此外，对于每一个数据集，我们调整种子节点集合大小 k 从 1 到 50 来观察不同大小种子节点集合的传播效率。我们在均匀独立级联模型以及加权独立级联模型下进行实验，实验结果如图4.9至图4.12所示。如图所示，反向效率采样算法与惰性贪心算法、最大度算法在均匀独立级联模型下各数据集中的传播效率性能相似。这是由于在均匀独立级联模型下不能保证 $\sum_{u\in\mathcal{V}} p_{u,v} = 1$ 的成立，且反向效率采样算法得到的近似最优解的近似率不高，所以在某些网络中（例如图4.9），反向效率采样算法的性能要稍差一些。但是我们可以得知，反向效率采样算法的精确度在最差的情况下（*Facebook* 网络）与最好结果相差少于

17%，不会相差一个数量级。在加权独立级联模型下，反向效率采样算法在各数据集中的精确度都是最高的，并且与惰性贪心算法的精确度相似，而最大度算法的精确度相比较低。例如在图4.11中 $k = 50$ 的情况下，最大度算法与反向效率采样算法的精确度相差 56.5%，即最大度算法得出种子节点集合的传播效率只有反向效率采样算法的一半左右。

由上述在均匀独立级联模型以及加权独立级联模型下各数据集上的实验结果可知，反向效率采样算法和惰性贪心算法都有理论上的精确度保证，性能优于启发式算法，例如最大度算法。

4.4.4 运行时间对比

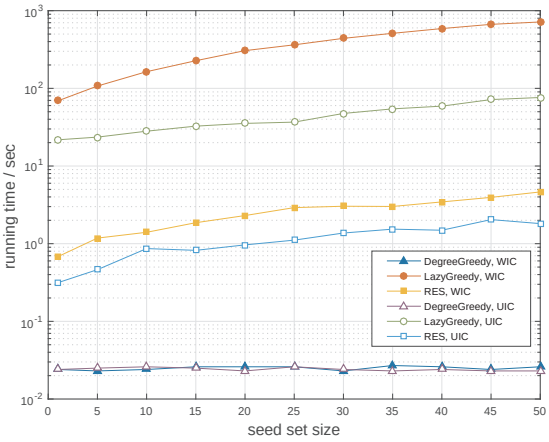


图 4.13 在 *Facebook* 数据集上不同 k 下的运行时间对比

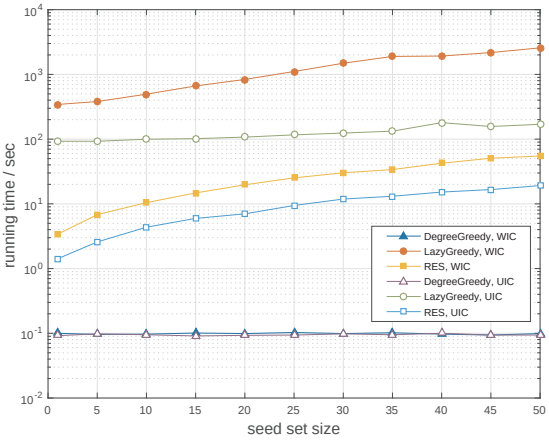


图 4.14 在 *HepPh* 数据集上不同 k 下的运行时间对比

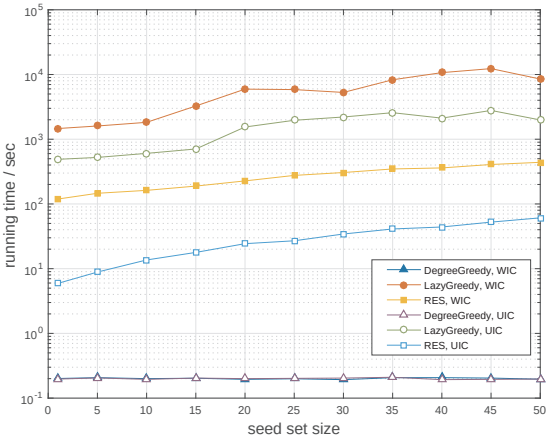


图 4.15 在 *Twitter* 数据集上不同 k 下的运行时间对比

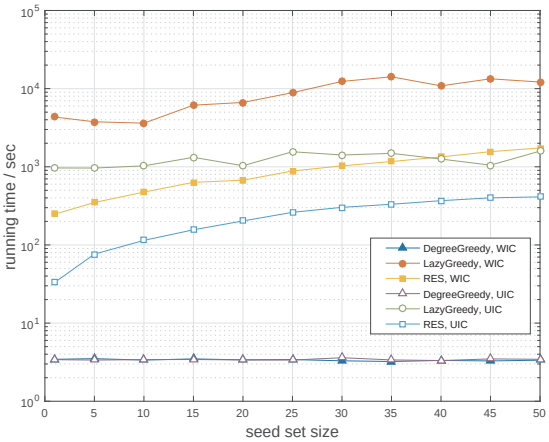


图 4.16 在 *DBLP* 数据集上不同 k 下的运行时间对比

本小节我们对各算法的运行时间进行对比实验。为了验证反向效率采样算法的效率，我们在均匀独立级联模型以及加权独立级联模型下各数据集上不同 k 的

情况下，与惰性贪心算法以及最大度算法进行实验对比，结果如图4.13至图4.16。如图所示，在均匀独立级联模型以及加权独立级联模型下，反向效率采样算法相比惰性贪心算法都能提高一个数量级的效率。而最大度算法是一种启发式的算法，因此运行时间最少，且不随 k 的变化而变化，但是如第4.4.3小节所示，该算法不能提供性能的保证。因为最大度算法算法简单，本小节利用该算法来作运行时间的一个下限基准。从图中我们可以得出，反向效率采样算法和惰性贪心算法的运行时间都随着 k 的增加而增加，其中惰性贪心算法运行时间的增长速率高于反向效率采样算法。例如，在图4.15中在 $k = 1$ 时，惰性贪心算法的运行时间约为反向效率采样的 10 倍，在 $k = 50$ 时，增长为约 20 倍。因此，反向效率采样算法的效率优于其他的算法。

4.4.5 可扩展性

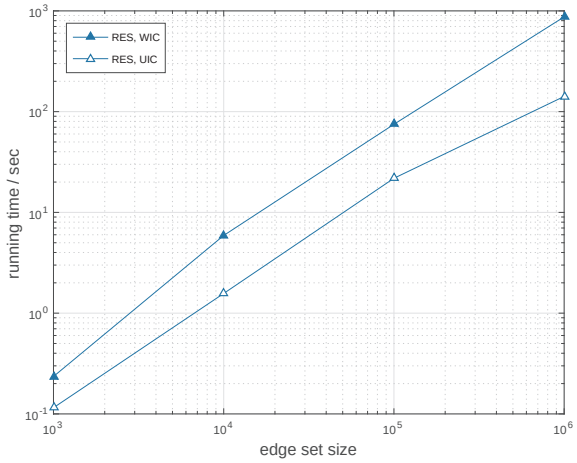


图 4.17 反向效率采样算法的可扩展性

本小节进行了反向效率采样算法的可扩展性实验。实验使用 *DBLP* 网络来生成各种大小的子图。生成过程如下所示。首先，我们随机地选取图中的一个节点，然后做宽度优先搜索来添加边到子图中，该过程直到子图的大小满足要求时停止。如果宽度优先搜索过程在子图大小没有满足前就停止了，那么在重新随机地选择一个不在目前子图中的节点，继续进行宽度优先搜索，重复上述过程直到满足要求。利用该方法，我们可以得到各种大小的子图。本小节的实验中，我们令子图的边的大小从 $m = 1,000$ 到 $m = 1,000,000$ 变化，然后运行反向效率采样算法，记录运行的时间。在均匀独立级联模型以及加权独立级联模型下的实验结果如图4.17所示。由图可知，随着图大小的增长，运行时间的增长是线性的。因此，反向效率采样算法是可扩展的。

4.5 本章小结

为了更好地理解网络中的传播效率，本章将信息传播过程中的传播时延考虑在内，提出了一个新的问题，传播效率最大化问题。该问题的目的在于最大化网络中的传播效率期望值。然后，我们证明了在独立级联模型下，传播效率最大化问题是一个 NP-hard 的问题，而且计算传播效率的过程是一个 #P-hard 的问题。为了解决该问题，我们证明了在独立级联模型下，传播效率函数的期望值是单调且子模性的。基于上述的性质，我们设计了三种算法来解决该问题。最后，我们在真实的数据集上进行了一系列的实验来验证所提出的算法。实验结果表明了传播效率最大化问题与影响力最大化问题的不同，证明了提出的算法的正确性和有效性。本章所研究的内容对充分理解信息传播过程有着一定的帮助。

第五章　基于概率阅读的事件传播模型研究

信息传播的**信息传播模型**分析是社交网络分析中的一个重要研究点，网络热点事件通过社交网络平台迅速传播、发酵，从而在短时间内形成信息爆发、造成极大的影响。社交网络加速了新闻、通知等信息的传播，使得人们接受信息的速率加快，传播信息的成本降低，在一定程度上方便了人们的生活。但是，在社交网络中，人人都可以是信息的生产者、传播者和接收者，每一个社交网络用户都能通过平台发布传播信息。在社交网络中制造舆论热点，进行信息传播的代价相对于传统媒体较低，因此很容易被不法分子利用，对社会安全以及人身财产等造成损失。已有的信息传播模型研究主要包括独立级联模型和线性阈值模型等，这些模型对信息的传播进行了量化，对信息的传播范围进行了传播范围的评估。但是，仍然有一些需求在实际应用中得不到满足。

在信息传播过程中，一个被激活的节点（信息接收者）将尝试继续传播该信息，去激活下一个节点，从而产生级联效应。在实际应用中，一个事件往往由多条主要的信息组成，因此一个事件的传播将由多个传播网络组合而成。所以事件的传播模型首先需要考虑的是多个传播网络的融合问题。其次，社交网络中存在很多的垃圾用户，这些用户活跃度低，或者是由水军控制，会影响到影响力量化的计算，因此需要建立垃圾用户过滤的机制，除去这些干扰噪声。最后，信息的叶子节点，即事件传播的最终的接收者（不再进行下一轮传播）是否阅读到了该信息是概率性的，因此根据用户的社交行为来为用户阅读信息进行建模能够提高影响力量化的准确度。出于精确量化事件传播的影响力的需求，本章提出了一个基于概率阅读的事件传播模型，将多信息传播网络融合、垃圾用户过滤和概率阅读模型综合考虑，为事件在社交网络中的传播进行建模，精确量化事件的传播影响力。

本章的主要工作可以总结如下。首先，基于事件中单条信息的传播网络，我们对多个传播网络进行融合，去除掉重复的节点。其次，利用用户在社交网络中的社交属性，基于逻辑回归模型进行建模，使用梯度下降法进行参数训练，最终得到模型用于垃圾用户过滤。然后，利用用户在社交网络中的时间线上的社交属性，对用户阅读到信息的概率进行建模，对概率阅读模型进行参数训练，得到的模型最终用来预测用户阅读到信息的概率。最后，本章对提出的模型进行了验证，实验使用新浪微博的真实数据集，实验结果证明了模型的有效性。

本章的内容组织如下：第5.1节介绍本章的研究动机，讨论了传统的传播模型的不足之处以及研究基于概率阅读的事件传播模型的意义。第5.2节介绍了相关的定义，对本章中所研究的问题进行了定义。第5.3节介绍了方法描述，详细地阐述

了本章提出的模型以及建立过程。第5.4节进行了实验分析，通过实验结果验证了模型的正确性，并对实验结果进行了分析。最后，第5.5节对本章进行了总结。

5.1 研究动机

在 Web 2.0 时代，社交网络媒介逐渐开始取代如同报刊、杂志、新闻等传统媒介，占据了信息传播的主导位置。随着各大社交网站的发展，如国外的脸书（Facebook）、推特（Twitter）等，国内的新浪微博、腾讯微博等。与此同时，传统媒介也开始结合社交网络媒介，纷纷开设自己的公共主页，通过互联网及时发布信息，将信息在第一时间推送给用户。在不如大数据时代后，各大社交网络门户的用户呈现几何式爆炸增长的趋势，一条信息通过网络平台在短时间内能够传播影响到的数以百万计的用户。相比于传统媒介，社交网络媒介在信息传播过程中的传播效率与传播范围都大大增强，然而一些虚假信息通过社交网络媒介的传播也能在短时间内迅速扩散，从而可能造成社会的恐慌、用户财产的损失等问题。因此，在大数据时代，社交网络媒介中的信息传播问题成为了信息安全领域的一个研究热点。

信息传播模型定义了社交网络中影响力传播的方式和机制，是研究社交网络中事件传播影响的基础。已有的研究对传播模型做出了深入的研究，其中广泛应用的模型主要有**独立级联模型**（*Independent Cascade Model*）[52, 53] 和**线性阈值模型**（*Linear Threshold Model*）[54, 55]，这两种模型分别从不同的角度描述了信息传播的过程。

独立级联模型是一种概率传播模型，源于市场营销模型研究。独立级联模型基于概率，每一个传播节点在自身转变为活跃状态后，都可以以一定的概率取激活其后继节点，并且多个活跃节点试图影响同一个邻居节点的事件是独立的，所以称之为独立级联模型。独立级联模型是一种比较经典的模型，适用范围广，能够诠释大多数情况的信息传播过程。

线性阈值模型主要源于节点的特异性研究，模型核心出发点为节点的激活阈值，多个活跃节点试图影响同一后继节点的过程是非独立的，节点激活的成功与否取决于多个节点的加权影响是否超过后继节点的阈值。线性阈值模型体现了信息传播过程中影响的累积效应特性，即节点对后继节点的影响是多个节点的累积。

除了上述的信息传播模型外，目前还有一些其他的信息传播模型研究。最为简单的模型是**统一模型**（*Uniform Model*），模型假设所有节点的传播影响概率都是一个常数，例如 0.01。该模型不考虑节点之间的关系，即边的关系。所有的节点对其邻居节点的影响是相同的，不根据结构的变化而变化。此外，模型还假设一个节点对于其所有的邻居节点的影响也是相同的，即不区分邻居节点之间的差别。

很显然，这两个假设在实际应用中都是不能得到满足的。基于统一模型的改进为**三态模型**（*Trivalency Model*），该模型对统一模型中的第一个假设进行了修正。三态模型不再假设所有的节点的传播影响概率是相同的，节点的传播影响概率是均匀随机地从预先设置的概率集合中选取，例如 $\{0.001, 0.01, 0.1\}$。在统一模型中，每一个节点的传播影响概率是相同的，不可区分的。而在三态模型中，节点的传播影响概率是不同的，是可区分的。三态模型的核心思想是将节点的传播影响概率进行了区分，例如传播影响概率为 0.001 的节点对应于低影响力的节点，传播影响概率为 0.01 的节点对应于中影响力的节点，传播影响概率为 0.1 的节点对应于高影响力的节点。在统一模型和三态模型中，节点的传播影响概率都与网络的结构不相关。在**加权独立级联模型**（*Weighted Independent Cascade*）中，传播影响概率与网络的边相关，即与用户关系相关。传播影响概率定义为 $p_{u,v} = 1/d_{in}(v)$，其中 $d_{in}(v)$ 为节点 v 的入度。该模型相比于上述的两种模型能够更好地诠释信息在社交网络中的传播过程，对于网络中的节点进行了深层次的区分。入度小的节点受到每个入读邻居节点的影响要大于入度大的节点受到的影响，传播影响概率不是简单地从一个常数集合中选取，而是与网络结构相关。另一方面，节点对于其出度邻居节点的传播影响概率不一定是相同的，这是由于出度邻居节点的入度不同。尽管加权独立级联模型拥有以上良好的特性，然而模型的传播影响概率的计算方法仍然缺乏理论保证，传播影响概率与网络的结构相关，但是没有考虑节点之间的历史传播影响概率。**选举模型**（*Voter Model*）[56] 是一种广泛应用在统计物理和粒子系统中的一种模型。在选举模型中，各节点随机选取其某一个前驱节点的状态作为自己的状态。上述的各种模型都对信息传播过程的特点进行了研究和建模，为传播分析提供了理论依据，奠定了研究基础。

在社交网络中，独立级联模型最为适应于社交网络的特性。以微博为例，信息的发布源为某个用户，称之为博主。博主发布的博文将推送至博主所有的粉丝，而粉丝接收到此信息后，将以一定的概率转化为激活状态（即转发此条博文)。如果粉丝转发了博文，则其粉丝又会接收到该信息，进而产生级联效应，促使更多的用户接收到该信息。

社交网络具有自身的特性，特别是进入大数据时代后，平台中的信息量庞大。网络中的节点接收到前驱节点信息的概率与该节点所有的前驱节点的状态有关。以微博为例，用户是否能够接收到其关注用户的信息取决于用户在信息推送时是否处于在线状态，即用户接收信息的概率与信息推送时间和用户在线时间的间隔有关。同时在社交网络中，一些节点的活跃度低，为无效节点，不能将其统计入全局的影响传播中。例如，微博中存在很多的垃圾用户，在计算事件的传播影响力时，需要将其滤出才能还原真实的信息传播过程。传统的信息传播分析主要针

对单条博文，而在实际应用中，微博中的一个热点事件往往由多条博文组成。因此，对于事件进行传播分析需要针对多个博文进行分析，对应于信息传播过程中多个信息源的热点。同时，用户阅读到信息的概率与信息的发布时间和接收用户的在线时间的间隔相关，需要建立阅读模型来模拟信息传播过程中特性。本章将针对传统的信息传播模型中存在的不足以及在实际应用中的缺陷，结合多源传播网络融合、垃圾用户过滤和概率阅读模型来进行事件的传播分析。

5.2 相关定义

在本小节中，我们对所研究的问题进行详细的描述，并对涉及到的概念进行定义和解释。

5.2.1 社交网络的基本定义

社交网络是由社会个体成员以及社会个体成员之间的联系组成的一种复杂的关系网络。在相关的社交网络研究中，社交网络通常用图 $\mathcal{G}=(\mathcal{V},\mathcal{E},\mathcal{W})$ 来表示。其中节点集合 $\mathcal{V}=\{v_1,v_2,\cdots,v_n\}$ 表示社交网络中的社会个体成员，n 表示整个网络中个体成员的数目。各个社会个体成员之间的关系由图 $\mathcal{G}$ 的边的集合表示，即 $\mathcal{E}\subseteq\mathcal{V}\times\mathcal{V}$，其中 $\mathcal{V}\times\mathcal{V}$ 表示节点的笛卡尔集。社会个体成员之间的关系可以是价值观、合作、关联、亲属、好友等各种类型的关系。社会个体的权重以 $\mathcal{W}=\{w_1,w_2,\cdots,w_n\}$ 来表示，用于表示社会个体成员的重要性，例如影响力、公信力等等特征。

图5.1给出了社交网络的结构以及信息传播的示意图。信息传播过程可以形式化地描述如下，社交网络中的节点存在两种状态，激活与未激活。在独立级联模型下，给定种子节点后，种子节点首先被激活，然后会以一定概率去激活其他节点，进而形成级联效应。即当节点 u 被激活后，状态由未激活转变成激活，然后节点 u 会以一定的概率去激活处于未激活状态下的邻居节点。如若激活成功，则邻居节点将由未激活状态转变为激活状态，并具备传播能力。如图5.1中所示，节点 a 为种子节点，在信息传播一开始时被激活，节点 a 在被激活后将以一定的概率去激活其邻居节点 b、d、e、f、g。假设传播情况如图中所示，节点 c、d、g 被激活，节点 e、f 未被激活。由为激活状态转变成激活状态这一过程是不可逆的，这种由未激活状态转变成激活状态的过程称之为信息传播过程。

在社交网络中用户之间的关系主要分为两种，有向关系与无向关系。有向关系表示节点与节点之间的关系是有向的，例如新浪微博、推特中的关注关系。无向关系表示节点与节点之间的关系是无向的，例如脸书中的好友关系。二者的不同之处在于有向图中节点与节点的关系是单向的，可以用有向图表示。而无向关

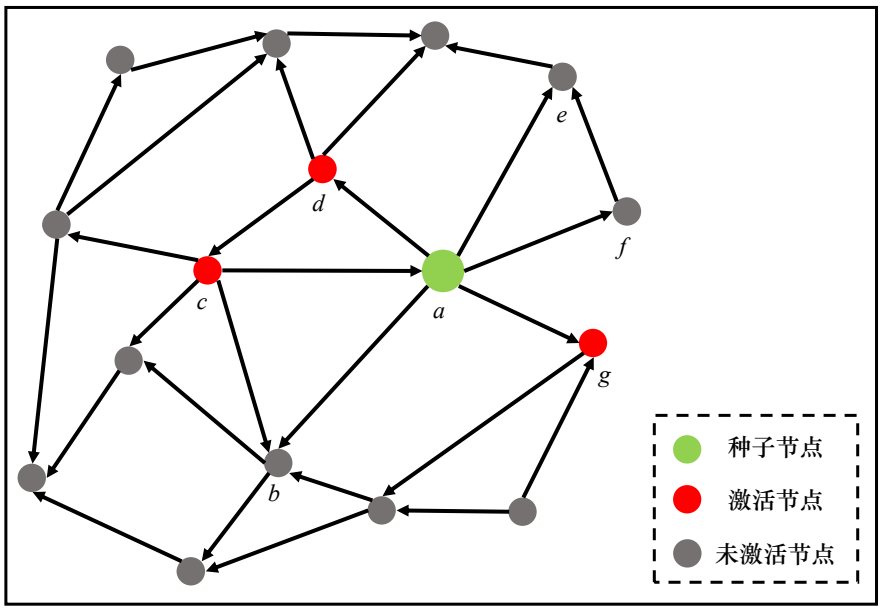


图 5.1　社交网络中信息传播示意图

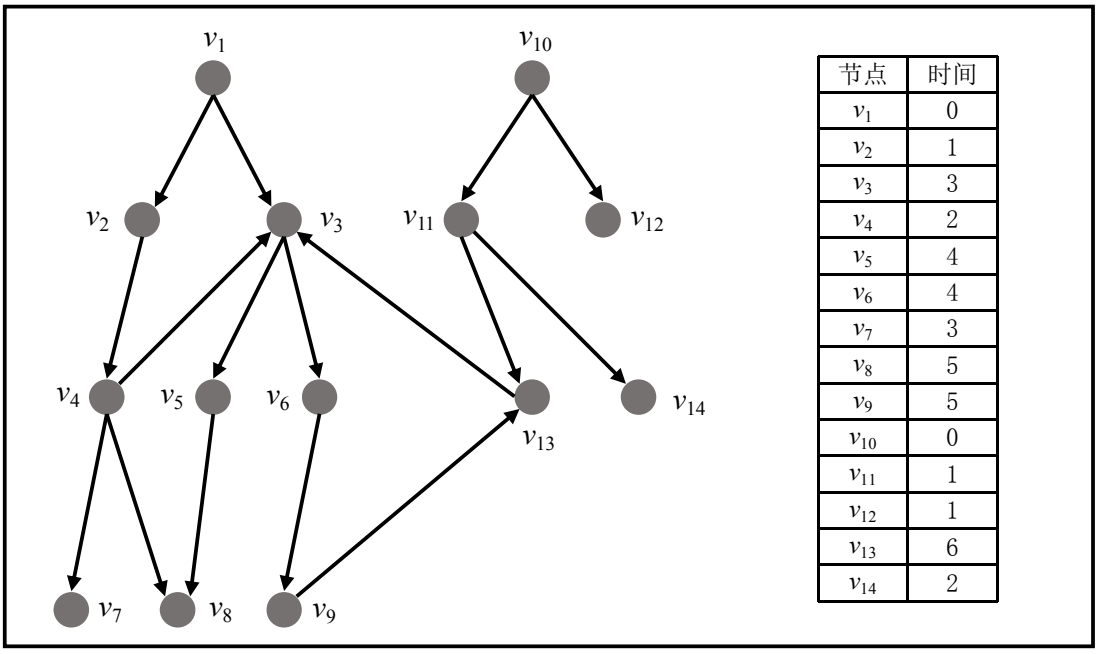
系中节点与节点之间的关系是双向的，可以用无向图表示。特别地，无向关系可以用双向的有向关系来表示。例如，如果节点 u 关注节点 v，但是节点 v 不一定关注节点 u。如果节点 u 与节点 v 是好友关系，则节点 v 与节点 u 也是好友。在社交网络中，这两种关系都普遍出现，可以用不同的图结构来表示。

5.2.2　独立级联模型

Gruhl 等人[57] 首先信息传播模型的传播概率的学习进行了研究，Saito 等人[58] 研究了独立级联模型下的信息传播概率。独立级联模型中各个节点之间的影响是相互独立的，每个节点成为激活节点后都有一定的概率来激活其邻居节点。多个节点对同一个节点的激活是相互独立的。

在给定一个初始种子节点集合 S 后，在独立级联模型下信息传播的过程如下所示。在时刻 $t=0$，社交网络中节点仅有集合 S 中的节点被激活，其余的节点为非激活状态。如果节点 u 在在时刻 t 被激活，则节点 u 由未激活状态转变成激活状态。在 $t+1$ 时刻，节点 u 将有能力激活其后继节点。假设节点 u 存在一个后继节点 v，令节点 u 激活节点 v 的概率为 $p_{u,v}$。如果节点 u 在 $t+1$ 时刻成功激活节点 v，则节点 v 由未激活状态变成激活状态，在 $t+2$ 时刻，节点 v 将有能力去激活其后继节点。如果节点 v 未被激活，则会保持未激活状态，但是节点 v 可能在未来的时刻由其他的前继节点激活。信息传播过程将持续到没有节点被激活的时刻为止。

假设 $\mathcal{G}=(\mathcal{V},\mathcal{E})$ 为一个社交网络。定义**信息传播时序**（*information diffusion episode*）为一个时间序列 $\langle D(0),D(1),\cdots,D(T)\rangle$，且满足条件 $D(i)\cap D(j)=\emptyset$。其中 T 代表着整个信息传播过程的持续时间，$D(t)$ 表示在时间 t 时刻被激活的节点集合。$D(0)$ 表示在时间 $t=0$ 时刻被激活的节点，即初始的种子节点集合。约束 $D(i)\cap D(j)=\emptyset$ 保证了已经激活的节点不会再变成未激活状态。信息传播过程将持续到 T 时刻结束，其中 $D(T)=\emptyset$，即没有新的节点被激活时，信息传播过程结束。



节点	时间
v_1	0
v_2	1
v_3	3
v_4	2
v_5	4
v_6	4
v_7	3
v_8	5
v_9	5
v_{10}	0
v_{11}	1
v_{12}	1
v_{13}	6
v_{14}	2

图 5.2　独立级联模型下信息传播过程示意图

图5.2给出了一个独立级联模型下的信息传播过程的例子。节点 v_1 与节点 v_{10} 为种子节点，故 $D(0)=\{v_1,v_{10}\}$。下一时刻，节点 v_1 激活节点 v_2，节点 v_{10} 激活节点 v_{11} 和节点 v_{12}，因此 $D(1)=\{v_2,v_{11},v_{12}\}$。因为 $D(1)\neq\emptyset$，所以信息传播继续进行。按照传播的规则，在 $t=2$ 时刻，$D(1)$ 中的节点将有概率激活其后继节点，因此 $D(2)=\{v_4,v_{14}\}$。在 $t=3$ 时刻 $D(3)=\{v_3,v_7\}$，在 $t=4$ 时刻 $D(4)=\{v_5,v_6\}$，在 $t=5$ 时刻，$D(5)=\{v_8,v_9\}$，在 $t=6$ 时刻，$D(6)=\{v_{14}\}$。而在 $t=7$ 时刻，$D(7)=\emptyset$，信息传播过程结束。

5.2.3　事件的传播

基于社交网络的定义以及独立级联模型，我们以新浪微博为例，对社交网络中的事件传播进行研究分析。社交网络中的事件是指在特定的时间区间内，对某

一个热点事件进行套路的博文集合。信息通过初始的几个信息源引发更多的人参与讨论和传播，从而影响到更多的社会个体。我们对微博中的事件作形式化的定义，如定义所示。

定义 (事件): 社交网络中的事件是在一个时段内对同一个主题的信息的集合，与时间和内容相关。令 A 表示事件，则 $A = \{a_1, a_2, \cdots, a_n\}$，其中 a_i 为讨论事件 A 的一条信息，由某一个用户发布，而事件 A 中的多条信息可能由同一个人发布。

在新浪微博中，事件在用户间主要通过阅读行为、评论行为、转发行为等进行传播，这三种行为对于事件传播的影响力贡献有所区别。

- **阅读行为**，指用户阅读到了其时间线上的信息，但是没有做出任何相应的相应行为。时间线上的信息有一定概率被用户所阅读到，这个概率与信息发布时间和用户的活跃时间的间隔相关。因此，阅读行为对于事件传播影响力的贡献是概率性的。

- **评论行为**，指用户在阅读到其时间线上的信息后，对信息进行了评论，可以看作是一种特殊的阅读行为，即阅读到该信息的概率为 1。因此，评论行为对于事件传播影响力的贡献是确定性的，但是信息的传播在该节点终止，不能产生进一步的传播，即不能产生级联效应。

- **转发行为**，指用户阅读到时间线上的信息后，对信息进行了转发，即自身也变成了一个传播源。转发行为不仅对于事件传播影响力的贡献是确定性的，而且转发信息的用户自身也具备了传播能力，产生了级联效应。

由上可以看出不同的行为对于事件的传播影响的贡献是不同的，针对不同的用户的行为，需要按照不同的计算方式来衡量其对于事件传播影响力的贡献。在独立级联模型下事件的初始种子节点集合为发布事件中信息的用户集合。令发布事件中信息的用户集合为 $S = \{s_1, s_2, \cdots, s_k\}$，其中 s_i 为某个用户，则初始种子节点集合为 S。在信息传播过程中，转发信息的用户在转发行为的时刻转变为激活节点，具备传播信息的能力，即可能激活其他的用户变为激活状态，形成级联效应。

如图5.3所示，图中为三种行为在事件的传播中对影响力的贡献示意图。例如节点 v_4 转发了节点 v_2 发布的信息，则节点 v_4 对于事件传播影响力的贡献是确定性的，并且节点 v_4 具备了传播信息的能力。节点 v_7 以一定的概率阅读了节点 v_4 发布的信息，故 v_7 对于事件的传播影响力贡献是概率性的。节点 v_8 评论了节点 v_4 发布的信息，故 v_8 对于事件的传播影响力贡献是确定性的。故计算事件在图5.3中

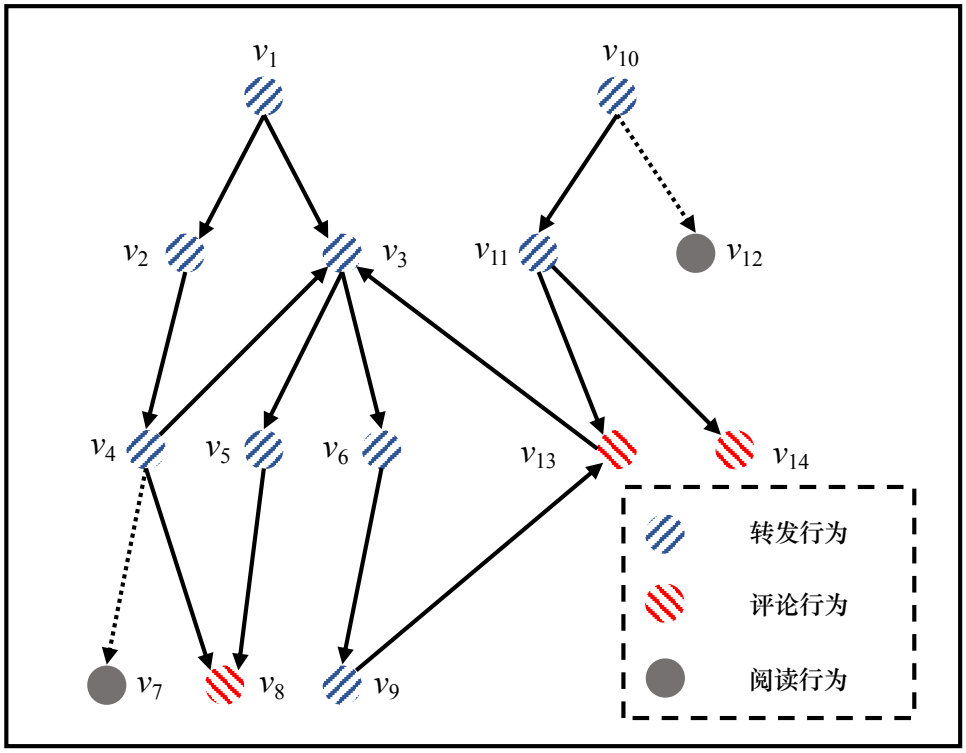


图 5.3　不同行为对于事件传播影响力的贡献

的传播影响力为计算三种行为对于传播影响力的贡献。令 $I(A)$ 表示事件 A 的传播影响力，定义其为影响到的节点的数目。假设途中节点 v_7 阅读到信息的概率为 0.6，节点 v_12 阅读到信息的概率为 0.4，则事件的传播影响力 $I(A)=13$。

在计算事件的传播影响力时，转发行为和评论行为的贡献是确定性的，而阅读行为是概率性的。因此，相对于传统的模型，需要对用户阅读到信息的过程进行建模。

5.3　方法描述

事件传播影响力的计算与传统模型的传播影响力的计算相比，面临如下几个问题。首先是多条信息的传播网络图的融合。根据定义5.1，事件由多条信息组成，因此事件的信息源是多源的。其次，社交网络中存在着很多垃圾用户，这些用户对于事件的传播影响力计算会造成干扰，因此需要将垃圾用户进行滤除。然后，阅读行为为一种概率性的行为，概率与信息发布的时间和用户的活跃时间的间隔相关。因此需要对阅读行为进行建模。

5.3.1 事件传播网络融合

在给定了事件 $A=\{a_1,a_2,\cdots,a_n\}$ 后，我们可以根据组成事件的信息的源节点得到种子节点集合 $S=\{s_1,s_2,\cdots,s_k\}$。每一个种子节点 s_i 的传播都是一个网络，而微博用户之间的网络拓扑结构是一个高集聚性的复杂网络，种子节点 s_i 的后继节点中会有大量相同的节点。因此，在进行多源信息传播网络融合时需要对重复的网络节点进行去重。

得到种子节点集合后，可以利用新浪微博提供的 API 爬取种子节点的粉丝，即后继节点。然后，对于转发或者评论事件 A 中不同的信息 a_i 而形成的边进行去重。事件传播网络融合的算法可以描述如算法5.1所示，

首先对事件传播网络图 $\mathcal{G}$ 进行初始化，对节点集合 $\mathcal{V}$ 和边集合 $\mathcal{E}$ 都赋值为空，如算法中第 1 行所示。设计一个队列 Q 来记录已经存在的节点，初始值为空，见算法中的第 2 行。第 3 行至第 5 行为将所有的种子节点加入事件传播网络图中。然后算法对事件传播中的三种行为，即转发行为、评论行为和阅读行为分别进行不同的处理。针对转发行为，令 $Q_{repost}(a_i)$ 表示转发了信息 a_i 的用户集合。如果节点 v 对事件 A 进行了转发且不重复，则算法记录其传播影响，将节点 v 加入到队列 Q 中，更新图 $\mathcal{G}$。由于转发行为对于事件传播影响力的贡献是确定性的，故边的权重 $e_{u,v}.p=1$。转发行为使得节点 v 也具备传播能力，故将节点 v 加入队列 $Q_{repost}(a_i)$。针对评论行为，令 $Q_{comment}(a_i)$ 表示评论了信息 a_i 的用户集合。如果节点 v 对事件 A 进行了评论且不重复，则算法记录其传播影响，将节点 v 加入到队列 Q 中，更新图 $\mathcal{G}$。由于评论行为对于事件传播影响力的贡献是确定性的，故边的权重 $e_{u,v}.p=1$。评论行为不能使得节点 v 变成激活状态，故节点 v 不能继续传播。针对阅读行为，令 $Q_{follwer}(a_i)$ 为发布信息 a_i 的用户 u 的粉丝集合，粉丝阅读到信息是一个概率性的事件，因此对边的权重不能进行赋值，需要进一步的处理，算法仅更新了图 $\mathcal{G}$。

通过事件传播网络融合，我们将事件 A 中的多源信息传播网络进行融合，对三种不同的行为分别处理，最终得到事件 A 的传播图 $\mathcal{G}=(\mathcal{V},\mathcal{E})$。

5.3.2 垃圾用户过滤

在得到事件传播网络图 $\mathcal{G}=(\mathcal{V},\mathcal{E})$ 后，节点集合 $\mathcal{V}$ 包含了事件 A 传播过程中影响到的所有节点。但是由于社交网络中不可避免地包含了很多垃圾用户，而这些用户是由程序操控或者是长期未登录的用户，这些用户已经不存在传播或者接收信息的能力。如果将这些用户对事件传播影响力的贡献计算在内，则会造成误差。因此，在计算事件传播影响力时，需要将垃圾用户进行过滤。

目前已有的研究对于垃圾用户判别的方法主要包括基于决策树的方法、基于

算法 5.1 $Merge(A, S)$

已知: A, S

求: $\mathcal{G}$

initialize $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$, $\mathcal{V} = \emptyset$, $\mathcal{E} = \emptyset$
initialize $Q = \emptyset$
for $s_i \in S$ do
    $\mathcal{V} = \mathcal{V} \cup \{s_i\}$
end for
for $a_i \in A$ do
    $v = pop\,(a_i)$
    if $v \notin Q$ then
        if $v \in Q_{repost}\,(a_i)$ and $e_{u,v} \notin \mathcal{E}$ then
            while $Q_{repost}\,(a_i) \neq \emptyset$ do
                $Q = Q \cup \{v\}$
                $\mathcal{V} = \mathcal{V} \cup \{v\}$
                $e_{u,v}.p = 1$, $\mathcal{E} = \mathcal{E} \cup \{e_{u,v}\}$
                $Q_{repost}\,(a_i) = Q_{repost}\,(a_i) \cup \{v\}$
            end while
        end if
        if $v \in Q_{comment}\,(a_i)$ and $e_{u,v} \notin \mathcal{E}$ then
            $Q = Q \cup \{v\}$
            $\mathcal{V} = \mathcal{V} \cup \{v\}$
            $e_{u,v}.p = 1$, $\mathcal{E} = \mathcal{E} \cup \{e_{u,v}\}$
        end if
        if $v \in Q_{follwer}\,(a_i)$ and $e_{u,v} \notin \mathcal{E}$ then
            $Q = Q \cup \{v\}$
            $\mathcal{V} = \mathcal{V} \cup \{v\}$
            $\mathcal{E} = \mathcal{E} \cup \{e_{u,v}\}$
        end if
    end if
end for

朴素贝叶斯的方法和基于 SVM 的方法等。上述的方法都是首先获取用户的社交行为属性，例如关注数、粉丝数、发布信息数等等，然后建立用户模型，即构造分类器，最后利用标注的训练数据集进行参数训练，得到训练参数。在得到训练参数后，即得到分类器后，便可以利用分类器对于新的用户是否为垃圾用户做出预测。

为了解决垃圾用户对于事件传播影响力造成的干扰，本章采用了基于**逻辑回归模型**（*Logistic Regression Model*）的方法进行垃圾用户过滤。逻辑回归模型是一

种二元分类模型，如果类别超过两种则需要采用多元逻辑回归模型。逻辑回归模型以 sigmoid 函数为基础，sigmoid 函数如公式（5.1）所示，

$$h_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{x}) = \frac{1}{1+e^{-\boldsymbol{\theta}^T\mathbf{x}}} \tag{5.1}$$

其中 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \cdots, x_n)$ 是用户的社交行为属性，$\boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_n)$ 为相应的待训练参数。由公式（5.1）可知 $h_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{x}) \in (0,1)$。我们可以定义 $h_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{x}) = 0$ 表示用户 $\mathbf{x}$ 为垃圾用户，$h_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{x}) = 1$ 表示用户 $\mathbf{x}$ 为正常用户。因此，在训练逻辑回归模型时，它的耗损函数可以表示如公式（5.2）所示，

$$J(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} Cost\left(h_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{x}_i), y_i\right) \tag{5.2}$$

其中 m 为训练集样本的大小，$\mathbf{x}_i$ 与 y_i 为训练集中的样本点，$Cost\left(h_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{x}_i), y_i\right)$ 如公式（5.3）所示，

$$Cost\left(h_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{x}), y\right) = \begin{cases} -\log\left(h_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{x})\right) & \text{if} \quad y = 1 \\ -\log\left(1 - h_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{x})\right) & \text{if} \quad y = 0 \end{cases} \tag{5.3}$$

利用公式（5.3）可以得出整个训练集的损失函数值。模型的训练转化为求解参数 $\boldsymbol{\theta}$ 使得损失函数最小化的问题，如公式（5.4）所示，

$$\boldsymbol{\theta}^* = \arg\min J(\boldsymbol{\theta}) \tag{5.4}$$

其中 $\boldsymbol{\theta}^*$ 为求解的最优解。求解 $\boldsymbol{\theta}^*$ 可以使用梯度下降法来求解，求解的算法可以表示如算法5.2所示。

算法 5.2 $Gradient(\mathbf{X}, Y)$

已知: $\mathbf{X}, Y, \varepsilon, \alpha$
求: $\boldsymbol{\theta}^*$

```
initialize θ
θ' = θ − α ∂J(θ)/∂θ
while |J(θ') − J(θ)| > ε do
        θ = θ'
        θ' = θ − α ∂J(θ)/∂θ
end while
```

其中 $\mathbf{X}, Y$ 表示训练集，$\mathbf{X} = \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \cdots, \mathbf{x}_m$，$Y = y_1, y_2, \cdots, y_m$，$\varepsilon$ 为设置的阈值，α 为学习率。ε 和 α 都为常数。算法利用梯度下降的方法来搜寻最优解，当满足条件 $|J(\boldsymbol{\theta}') - J(\boldsymbol{\theta})| \leq \varepsilon$ 时找到最优解 $\boldsymbol{\theta}^*$。但是该方法可能会陷入局部最优解中，因此，我们需要改变初始值以及学习率，进行若干次最优解的搜索，选择

$J(\boldsymbol{\theta})$ 的值最小的 $\boldsymbol{\theta}$ 作为最优解。

训练得到垃圾用户过滤器后，我们基于事件传播网络图 $\mathcal{G}=(\mathcal{V},\mathcal{E})$，对于节点集合 $\mathcal{V}$ 中的节点 $\mathbf{x}$，我们更新节点的权值为 $h_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{x})$，即当节点为正常用户时，我们计算节点对事件传播影响力的贡献为 1，当节点为垃圾用户时，我们计算节点对事件传播影响力的贡献为 0。而对于中间值的用户，我们以系数 $h_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{x})$ 作为节点对事件传播影响力的贡献。

5.3.3 概率阅读模型

在得到垃圾用户过滤后的事件传播网络图后，即为每个节点以用户为正常用户的概率赋值，我们可以基于用户的三种不同行为来计算事件传播影响力。其中转发行为和评论行为是确定性的，可以直接计算。而阅读行为是一种概率性的行为，需要根据信息发布时间和用户的活跃时间的间隔来计算。在社交网络中，用户可以接收到的信息来源与该用户关注的用户所发布的信息。每时每刻用户都会接收到大量的信息推送，这些信息在系统中默认按照时间线由近及远地推送给用户，即用户在浏览信息时，首先阅读到的信息是前一时刻发布的信息，以此类推到一段时间以前的信息。因此，用户可能会错过部分推送的信息，例如某些与用户登录时刻间隔比较长的信息。用户在使用搜索引擎的过程中，大部分用户只会浏览返回的检索结果的前几页，阅读到之后检索结果的概率会降低。用户在浏览社交网络推送的信息时也有相同的情况，即大多数用户在阅读该时刻系统推送的前几页信息。一条信息出现在用户时间轴的位置与信息发布时间和用户的活跃时间的间隔以及用户自身时间线中信息的推送速率相关。用户所关注的用户越多，所关注的用户越活跃，信息推送的速率越快，即单位时间内推送的信息数目越多。

为了描述用户概率性的阅读到某条信息这一过程，我们采用类似于高斯分布的函数来模拟用户阅读到信息的概率分布，概率阅读分布如公式（5.5）所示，

$$p(t)=\begin{cases}\frac{c}{\sqrt{2\pi}\sigma}\mathrm{e}^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}} & \text{if} \quad t\geq 0\\ 0 & \text{if} \quad t<0\end{cases} \tag{5.5}$$

其中 t 为信息发布时间和用户的活跃时间的间隔，$p(t)$ 为间隔为 t 的阅读概率。信息发布时间先于用户的活跃时间时，$p(t)>0$，信息发布时间晚于用户的活跃时间时，$p(t)=0$。μ 和 σ 为待训练的参数，衡量用户的社交网络行为与阅读概率之间的关系。c 为常数系数，使得 $\int_0^{\infty}p(t)\,dt=1$。图5.4为阅读概率的分布示意图，其中 $\mu=0.5$，$\sigma=1$，$c=0.69$。由图可知，用户在信息发布前阅读到信息的概率为 0，在信息发布之后的 0.5 个单位时间时阅读到信息的概率最大，随后阅读到的概率逐渐下降。图中的概率分布能够较好地描述在社交网络中用户阅读到信息的过

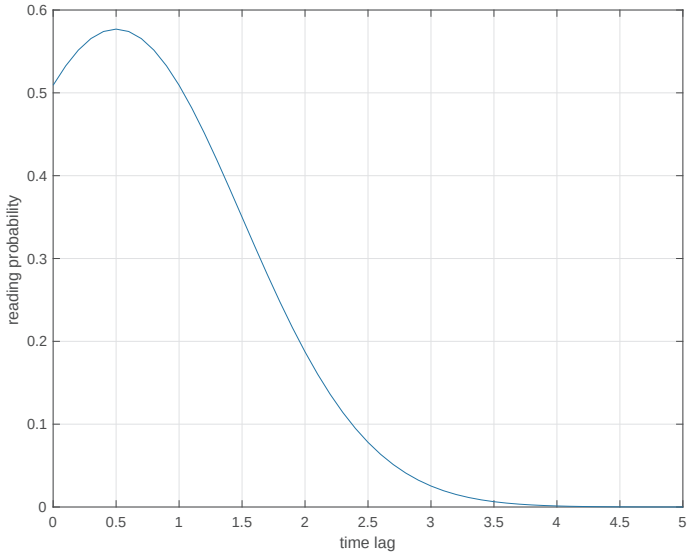


图 5.4　阅读概率的分布示意图

程，因此选取该模型来计算用户阅读到信息的概率。

概率阅读模型的训练即 μ 和 σ 的参数训练，可以利用梯度下降法来训练参数，具体的过程如下。首先，我们得到一个标注的训练数据集，数据集包含若干组信息发布时间和用户的活跃时间的间隔 t 与用户是否阅读到了信息的标志 y，其中阅读信息标注为 1，未阅读信息标注为 0。则耗损函数如公式（5.6）所示，

$$L(\mu,\sigma)=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}Cost\left(p\left(t_i\right),y_i\right) \tag{5.6}$$

其中 $Cost\left(p\left(t_i\right),y_i\right)$ 如公式（5.7）所示，

$$Cost\left(p\left(t_i\right),y_i\right)=\begin{cases}-\log\left(p\left(t\right)\right) & \text{if} \quad y=1\\ -\log\left(1-p\left(t\right)\right) & \text{if} \quad y=0\end{cases} \tag{5.7}$$

概率阅读模型的参数训练问题转化为一个参数的优化问题，即计算最优的 μ 和 σ 使得损失函数 $L(\mu,\sigma)$ 最小化，如公式（5.8）所示，

$$\begin{aligned}&(\mu^*,\sigma^*)=\arg\min L(\mu,\sigma)\\ &s.t.\ \ \mu>0,\sigma>0\end{aligned} \tag{5.8}$$

其中 (μ^*,σ^*) 表示最优解，即最终需要计算的参数。该优化问题的求解算法可以表示如算法5.3所示。

其中 T 与 Y 表示训练数据集，$T=t_1,t_2,\cdots,t_m$，$Y=y_1,y_2,\cdots,y_m$，ε 为设置的阈值，α、β 为学习率。ε、α 和 β 都为常数，根据数据集进行调整。算法利用梯度下降的方法来搜寻最优解，当满足条件 $|L(\mu',\sigma')-L(\mu,\sigma)|\leq\varepsilon$ 时找到最优解 (μ^*,σ^*)。算法5.3与算法5.2一样都会遇到陷入局部最优解的问题，解决方法也

算法 5.3 $Gradient(T, Y)$

已知: $T, Y, \varepsilon, \alpha, \beta$

求: μ^*, σ^*

1: initialize (μ, σ)
2: $(\mu', \sigma') = (\mu, \sigma) - \left(\alpha\frac{\partial L(\mu,\sigma)}{\partial \mu}, \beta\frac{\partial L(\mu,\sigma)}{\partial \sigma}\right)$
3: while $|L(\mu', \sigma') - L(\mu, \sigma)| > \varepsilon$ do
4: $\quad (\mu, \sigma) = (\mu', \sigma')$
5: $\quad (\mu', \sigma') = (\mu, \sigma) - \left(\alpha\frac{\partial L(\mu,\sigma)}{\partial \mu}, \beta\frac{\partial L(\mu,\sigma)}{\partial \sigma}\right)$
6: end while

是改变初始值以及学习率来进行若干次最优解的搜索，选择 $L(\mu, \sigma)$ 较小的 (μ, σ) 作为最后的最优解。

5.4 实验分析

本章设计了一个基于概率阅读的传播模型研究，利用事件传播网络的融合、垃圾用户过滤以及概率阅读模型来提高对事件传播影响力的评估。这三个步骤为事件传播的计算提供了理论依据，还原了事件传播过程的真实情况，优化了事件传播影响力的计算。实验环境为双核（Intel Xeon 2.40GHz CPU），8GB 内存的机器中运行，操作系统为 Ubuntu 14.04 64 位系统，算法采用 Java 以及 Matlab 实现，在 JDK 1.8.0_40 环境下编译。本节的实验数据的抓取基于新浪微博开放平台提供的 weibo4j SDK 进行数据抓取。首先，本节介绍实验的设计，然后对实验结果进行展示与分析。

5.4.1 实验设计

本节中的实验利用新浪微博中抓取的热点事件所包含的相关博文信息作为事件 A，同时抓取发表这些博文信息的用户的信息，以及转发关系作为信息传播网络，然后通过融合构建事件传播网络图 $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$。基于逻辑回归模型的垃圾用户过滤算法，利用爬取标注的 51,275 个用户作为训练集进行模型训练，得到垃圾用户过滤模型，采取交叉验证对模型进行准确率，召回率等性能的验证。最后对引入概率阅读模型后的传播影响力和传统的独立级联模型的传播影响力进行对比分析，验证了模型的性能。

5.4.2 实验结果与分析

对于事件传播网络融合部分，我们比较用户去重的效果，我们将去重后的事件传播网络图 $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$ 与传统的多个单源的信息传播网络图进行对比，比较节点数以及边数等指标。热点事件中由于社交网络的高度集聚性以及用户参与多个

信息的传播而干扰传播影响力的计算，该实验用于验证事件传播网络融合能否消除其干扰。

进行事件传播网络融合后，事件传播网络图 $\mathcal{G}=(\mathcal{V},\mathcal{E})$ 的结构属性与组成该事件的各条信息的传播图的属性对比如图5.5所示。

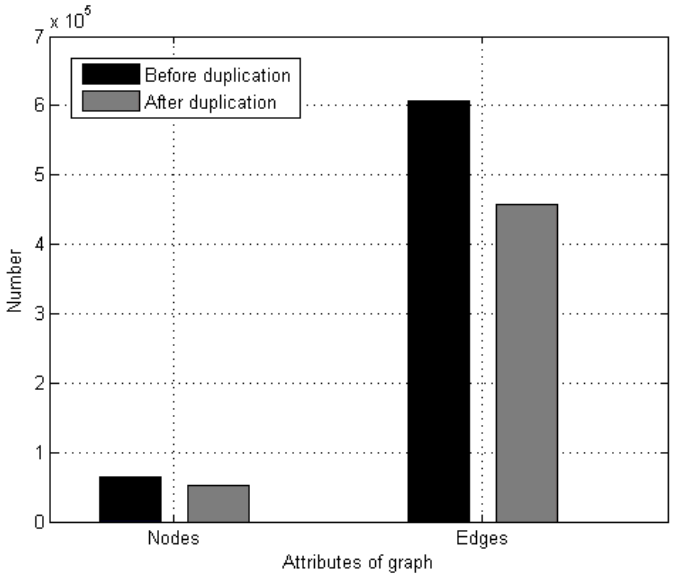


图 5.5　事件传播网络融合前后的网络结构属性对比

其中横坐标为网络的结构属性，纵坐标为数目。结果图中的深色部分为融合之前多条信息的传播图的属性之和，浅色部分为融合之后的事件传播网络图的属性。从图中我们可以看出，进行融合后，事件传播网络图的节点数和边数都有所下降，其中节点数下降了 19.72%，边数下降了 24.76%。这说明事件传播网络融合在一定程度上能够减少由于重复计算事件中的用户节点数和传播次数而造成的传播影响力计算的误差，由此也可以看出一个热点事件中，存在用户参与到多条信息的传播过程中，而且各条信息形成的传播网络之间存在的交叠，这也从侧面反映了社交网络高度集聚性的特点。

在垃圾用户过滤部分，我们对基于逻辑回归模型生成的垃圾用户过滤器进行验证，利用人工标注好的数据集采用交叉验证的手段进行验证。度量标准采用准确率（*precision*）、召回率（*recall*）、F 值以及 AUC 值[59] 等指标。

表 5.1　垃圾用户过滤中的相关定义

	垃圾用户	**正常用户**
真	A	B
假	C	D

在垃圾用户判别的过程中的相关定义如表5.1所示，其中 A 表示用户为垃圾用户且被正确识别出来的数目，B 表示用户为正常用户且被正确识别出来的数目，C 表示用户为垃圾用户但未被正确识别出来的数目，D 表示用户为正常用户但未正确识别出来的数目。基于上述的定义，准确率、召回率以及 F 值的计算如下所示，

$$P = \frac{A}{(A+B)} \tag{5.9}$$

$$R = \frac{A}{(A+C)} \tag{5.10}$$

$$F_\alpha = \frac{(\alpha^2+1)\,PR}{\alpha^2\,(P+R)} \tag{5.11}$$

其中 P 为准确率、R 为召回率以及 F_α 为参数为 α 的 F 值（本节中 α 设置为 1）。垃圾用户过滤部分的各指标的结果如表5.2所示。

表 5.2　垃圾用户过滤各指标的实验结果

	数据集 1	**数据集** 2	**数据集** 3	**数据集** 4	**数据集** 5
P	0.9243	0.9196	0.9292	0.9217	0.9432
R	0.9145	0.8882	0.9131	0.9470	0.9502
F_1	0.9194	0.9036	0.9211	0.9342	0.9467
AUC-PR	0.9113	0.8869	0.9103	0.9427	0.9551
AUC-ROC	0.8943	0.8807	0.8918	0.9175	0.9307

我们将数据集分成 5 份，然后进行交叉验证，即使用 4 份作为训练集，其余 1 份当做实验数据集。其中 P 表示准确率，R 表示召回率，F_1 表示 $\alpha = 1$ 时的 F 值，*AUC-PR* 表示 PR 曲线下的面积，*AUC-ROC* 表示 ROC 曲线下的面积。有结果可知，垃圾用户的判别准确率和召回率都达到了不错的效果即算法将一个正常用户误判成垃圾用户和将一个垃圾用户误判成正常用户的几率都比较小。而且 F 值的结果显示了算法5.2在判断垃圾用户时，准确率和召回率没有存在某一个指标特别差的情况，这说明算法的均衡性较好。

算法的 *AUC-PR* 曲线和 *AUC-ROC* 曲线如图5.6及图5.7所示。

图5.6中横坐标为召回率，纵坐标为准确率。从图中可以看出当召回率超过一定数值时准确率才开始下降，即曲线下的面积较大，说明模型在准确率和召回率两方面的表现都满足了要求。图5.7的横坐标为假正类率，即分类器错认为正类的负实例占所有负实例的比例，纵坐标为真正类率，即分类器所识别出的正实例占所有正实例的比例。从图中可以看出当假正类率较小的时候，真正类率已经上升

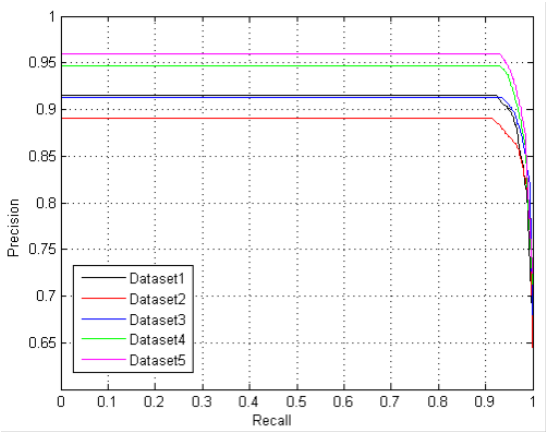


图 5.6　各数据集的 *AUC-PR* 曲线图

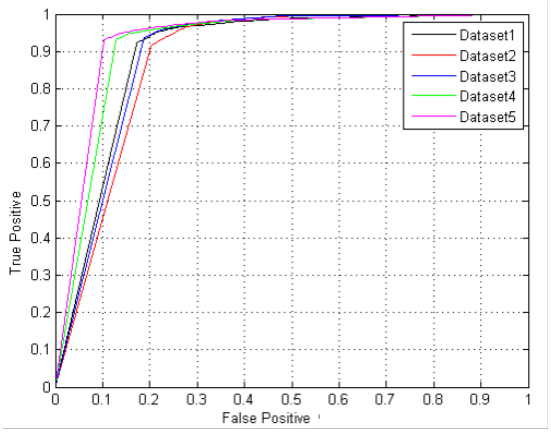


图 5.7　各数据集的 *AUC-ROC* 曲线图

到较高的比例，即曲线下的面积较大，说明模型的效果是显著的。

从以上的实验结果分析可知，利用用户的社交行为属性基于逻辑回归模型进行进行垃圾用户过滤是有效的。因此，垃圾用户过滤能够有效减少在事件传播中垃圾用户对于事件传播影响力的计算的干扰，能够还原事件真实影响到的用户数，提高传播影响力的计算的准确性。

针对概率阅读模型部分，实验将概率阅读模型与传统的独立级联模型的传播影响进行对比，验证了概率阅读模型是否能够消除用户未阅读到信息给事件传播影响力计算带来的干扰，从而提高传播影响力计算的准确性。实验计算事件传播在概率阅读模型下和独立级联模型下影响到的用户数作对比，实验结果如图所示。

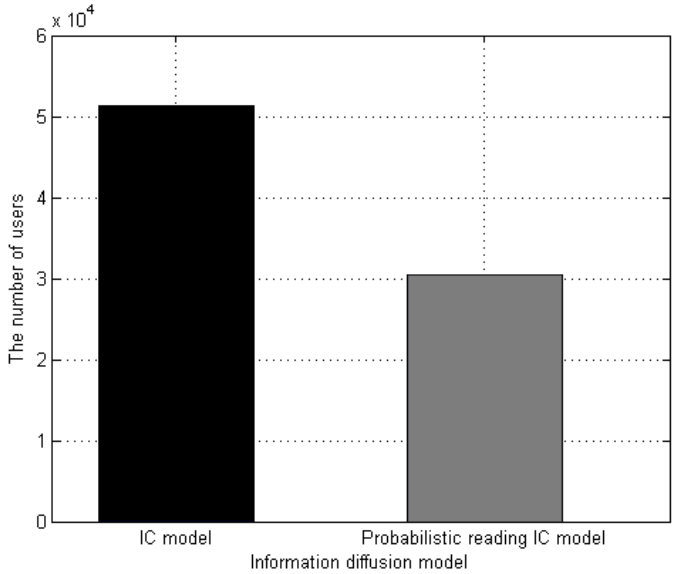


图 5.8　概率阅读模型与独立级联模型影响用户数目的对比

由图5.8可知，事件传播在概率阅读模型下影响到的用户数小于独立级联模型

下的用户数。在社交网络中，用户有多种行为来对推送的信息做出反应，转发行为、评论行为以及阅读模型。实验结果说明模型能够反映出用户以一定的概率阅读到关注的用户发布的信息，从而参与到事件的传播中的事实。

社交网络中事件传播影响力的计算问题与传统的信息传播影响力计算有所不同，本节的实验结果证明了所提出的事件传播网络融合、垃圾用户过滤以及概率阅读模型在一定程度上都能提高事件传播影响力的计算。基于概率阅读的事件传播模型能够还原事件传播的过程，对事件传播的过程进行了描述，提高了传播影响力的准确性，还原了事件传播的真实影响力。

5.5 本章小结

为了更准确地描述社交网络中热点事件的传播过程，本章提出了基于概率阅读的事件传播模型，模型将事件传播网络融合、垃圾用户过滤以及概率阅读模型考虑在内，对于社交网络中事件传播影响力的计算进行了综合考虑。事件传播网络融合对于多源信息传播问题进行了节点去重，减少由于重复计算事件中的用户节点数和传播次数而造成的传播影响力计算的误差。基于逻辑回归模型进行进行垃圾用户过滤能够有效减少在事件传播中垃圾用户对于事件传播影响力的计算的干扰，移除传播过程中的无效用户。概率阅读模型能够反映出用户以一定的概率阅读到关注的用户发布的信息的过程，从而更准确的计算事件的传播影响力。通过新浪微博的数据，我们对所提出的模型的每一个步骤进行了实验，实验验证了所提出模型的有效性。本章所研究的内容对于事件在社交网络中的传播影响力的计算提供了一定的帮助。

第六章　总结与工作

6.1　本文工作总结

6.2　未来工作展望

致　谢

衷心感谢导师 xxx 教授和 xxx 副教授对本人的精心指导。他们的言传身教将使我终生受益。

感谢 NudtPaper，它的存在让我的论文写作轻松自在了许多，让我的论文格式规整漂亮了许多。

参考文献

[1] Lin J, Efron M, Wang Y, et al. Overview of the TREC-2015 Microblog Track [C]. In Proceeddings of the 24th Text REtrieval Conference (TREC 2015). 2015.

[2] Ounis I, Macdonald C, Lin J, et al. Overview of the TREC-2011 Microblog Track [C]. In Proceeddings of the 20th Text REtrieval Conference (TREC 2011). 2011.

[3] Soboroff I, Ounis I, Macdonald C, et al. Overview of the TREC-2012 Microblog Track. [C]. In Proceeddings of the 21th Text REtrieval Conference (TREC 2012). 2012.

[4] Lin J, Efron M. Overview of the TREC-2013 Microblog Track [C]. In Proceeddings of the 22th Text REtrieval Conference (TREC 2013). 2013.

[5] Lin J, Efron M, Wang Y, et al. Overview of the TREC-2014 Microblog Track [C]. In Proceeddings of the 23th Text REtrieval Conference (TREC 2014). 2014.

[6] Xie H, Li X, Wang T, et al. Personalized Search for Social Media via Dominating Verbal Context [J]. Neurocomputing. 2015, 172 (C): 27–37.

[7] Sontag D, Collins-Thompson K, Bennett P N, et al. Probabilistic models for personalizing web search [C]. In Proceedings of the fifth ACM international conference on Web search and data mining. 2012: 433–442.

[8] Wang H, He X, Chang M-W, et al. Personalized ranking model adaptation for web search [C]. In Proceedings of the 36th international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval. 2013: 323–332.

[9] Tang L, Jiang Y, Li L, et al. Personalized recommendation via parameter-free contextual bandits [C]. In Proceedings of the 38th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. 2015: 323–332.

[10] Liang C, Leng Y. Collaborative filtering based on information-theoretic co-clustering [J]. International Journal of Systems Science. 2014, 45 (3): 589–597.

[11] Vosecky J, Leung K W-T, Ng W. Collaborative personalized twitter search with topic-language models [C]. In Proceedings of the 37th international ACM SIGIR conference on Research & development in information retrieval. 2014: 53–62.

[12] Xue G-R, Han J, Yu Y, et al. User language model for collaborative personalized search [J]. ACM Transactions on Information Systems (TOIS). 2009, 27 (2): 11.

[13] Yang X, Guo Y, Liu Y, et al. A survey of collaborative filtering based social recommender systems [J]. Computer Communications. 2014, 41: 1–10.

[14] Canuto S, Gonçalves M, Santos W, et al. An Efficient and Scalable MetaFeature-based Document Classification Approach based on Massively Parallel Computing [C]. In Proceedings of the 38th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. 2015: 333–342.

[15] Severyn A, Moschitti A. Learning to rank short text pairs with convolutional deep neural networks [C]. In Proceedings of the 38th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. 2015: 373–382.

[16] Ren Z, Peetz M-H, Liang S, et al. Hierarchical multi-label classification of social text streams [C]. In Proceedings of the 37th international ACM SIGIR conference on Research & development in information retrieval. 2014: 213–222.

[17] Paik J H. A novel TF-IDF weighting scheme for effective ranking [C]. In Proceedings of the 36th international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval. 2013: 343–352.

[18] Gao J, Xu G, Xu J. Query expansion using path-constrained random walks [C]. In Proceedings of the 36th international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval. 2013: 563–572.

[19] Letelier A, Pérez J, Pichler R, et al. Static analysis and optimization of semantic web queries [J]. In: Proc. of the 31st Symposium on Principles of Database Systems (PODS. 2012, 38 (4): 84–87.

[20] Si J, Li Q, Qian T, et al. Users' interest grouping from online reviews based on topic frequency and order [J]. World Wide Web. 2014, 17 (6): 1321–1342.

[21] Wang Y, Sherman G, Lin J, et al. Assessor Differences and User Preferences in Tweet Timeline Generation [C]. In Proceedings of the 38th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. 2015: 615–624.

[22] Aslam J, Diaz F, Ekstrand-Abueg M, et al. TREC 2014 Temporal Summarization Track Overview [C]. In Proceeddings of the 23th Text REtrieval Conference (TREC 2014). 2014.

[23] Fan F, Fei Y, Lv C, et al. PKUICST at TREC 2015 Microblog Track: Query-biased Adaptive Filtering in Real-time Microblog Stream [J].

[24] Tan L, Roegiest A, Clarke C L. University of Waterloo at TREC 2015 Microblog Track [J].

[25] Bagdouri M, Oard D W. CLIP at TREC 2015: Microblog and LiveQA [C]. In Proceedings of The Twenty-Fourth Text REtrieval Conference, TREC. 2015: 17–20.

[26] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks [C]. In Advances in neural information processing systems. 2012: 1097–1105.

[27] Graves A, Mohamed A-r, Hinton G. Speech recognition with deep recurrent neural networks [C]. In 2013 IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing. 2013: 6645–6649.

[28] Bengio Y, Ducharme R, Vincent P, et al. A neural probabilistic language model [J]. journal of machine learning research. 2003, 3 (Feb): 1137–1155.

[29] Yih W-t, Toutanova K, Platt J C, et al. Learning discriminative projections for text similarity measures [C]. In Proceedings of the Fifteenth Conference on Computational Natural Language Learning. 2011: 247–256.

[30] Mikolov T, Sutskever I, Chen K, et al. Distributed representations of words and phrases and their compositionality [C]. In Advances in neural information processing systems. 2013: 3111–3119.

[31] Collobert R, Weston J, Bottou L, et al. Natural language processing (almost) from scratch [J]. Journal of Machine Learning Research. 2011, 12 (Aug): 2493–2537.

[32] LeCun Y, Bottou L, Bengio Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition [J]. Proceedings of the IEEE. 1998, 86 (11): 2278–2324.

[33] Yih W-t, He X, Meek C. Semantic Parsing for Single-Relation Question Answering. [C]. In ACL (2). 2014: 643–648.

[34] Shen Y, He X, Gao J, et al. Learning semantic representations using convolutional neural networks for web search [C]. In Proceedings of the 23rd International Conference on World Wide Web. 2014: 373–374.

[35] Kalchbrenner N, Grefenstette E, Blunsom P. A convolutional neural network for modelling sentences [J]. arXiv preprint arXiv:1404.2188. 2014.

[36] Kim Y. Convolutional neural networks for sentence classification [J]. arXiv preprint arXiv:1408.5882. 2014.

[37] Maas A L, Daly R E, Pham P T, et al. Learning word vectors for sentiment analysis [C]. In Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies-Volume 1. 2011: 142–150.

[38] Li X, Roth D. Learning question classifiers [C]. In Proceedings of the 19th international conference on Computational linguistics-Volume 1. 2002: 1–7.

[39] Domingos P, Richardson M. Mining the network value of customers [C]. In Proceedings of the seventh ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. 2001: 57–66.

[40] Kempe D, Kleinberg J, Tardos É. Maximizing the spread of influence through a social network [C]. In Proceedings of the ninth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. 2003: 137–146.

[41] Nemhauser G L, Wolsey L A, Fisher M L. An analysis of approximations for maximizing submodular set functions—I [J]. Mathematical Programming. 1978, 14 (1): 265–294.

[42] Chen W, Wang C, Wang Y. Scalable influence maximization for prevalent viral marketing in large-scale social networks [C]. In in KDD 2010. 2010: 1029–1038.

[43] Borgs C, Brautbar M, Chayes J, et al. Maximizing social influence in nearly optimal time [C]. In Proceedings of the Twenty-Fifth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms. 2014: 946–957.

[44] Kempe D, Kleinberg J, Tardos É. Influential nodes in a diffusion model for social networks [M] // Kempe D, Kleinberg J, Tardos É. Automata, languages and programming. Springer, 2005: 2005: 1127–1138.

[45] Minoux M. Accelerated greedy algorithms for maximizing submodular set functions [M] // Minoux M. Optimization Techniques. Springer, 1978: 1978: 234–243.

[46] Leskovec J, Krause A, Guestrin C, et al. Cost-effective outbreak detection in networks [C]. In Proceedings of the 13th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. 2007: 420–429.

[47] Tang Y, Xiao X, Shi Y. Influence maximization: Near-optimal time complexity meets practical efficiency [C]. In Proceedings of the 2014 ACM SIGMOD international conference on Management of data. 2014: 75–86.

[48] Goyal A, Lu W, Lakshmanan L V. Celf++: optimizing the greedy algorithm for influence maximization in social networks [C]. In Proceedings of the 20th international conference companion on World wide web. 2011: 47–48.

[49] Chen W, Wang Y, Yang S. Efficient influence maximization in social networks [C]. In Proceedings of the 15th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. 2009: 199–208.

[50] Leskovec J, Krevl A. SNAP Datasets: Stanford Large Network Dataset Collection. http://snap.stanford.edu/data. June 2014.

[51] Cheng S, Shen H, Huang J, et al. Staticgreedy: solving the scalability-accuracy dilemma in influence maximization [C]. In Proceedings of the 22nd ACM international conference on Conference on information & knowledge management. 2013: 509–518.

[52] Goldenberg J, Libai B, Muller E. Talk of the network: A complex systems look at the underlying process of word-of-mouth [J]. Marketing letters. 2001, 12 (3): 211–223.

[53] Goldenberg J, Libai B. Using Complex Systems Analysis to Advance Marketing Theory Development: Modeling Heterogeneity Effects on New Product Growth through Stochastic Cellular Automata [J]. Acad.marketing Sci.rev. 2001, 9.

[54] Granovetter M, Soong R. Threshold models of interpersonal effects in consumer demand [J]. Journal of Economic Behavior & Organization. 1986, 7 (1): 83–99.

[55] Granovetter M, Soong R. Threshold Models of Diffusion and Collective Behaviour. [J]. Journal of Mathematical Sociology. 1983, 9 (3): 165–179.

[56] Evendar E, Shapira A. A note on maximizing the spread of influence in social networks [J]. Information Processing Letters. 2011, 111 (4): 184–187.

[57] Gruhl D, Guha R V, Libennowell D, et al. Information diffusion through blogspace [J]. international world wide web conferences. 2004: 491–501.

[58] Saito K, Nakano R, Kimura M. Prediction of information diffusion probabilities for independent cascade model [C]. In International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information and Engineering Systems. 2008: 67–75.

[59] Davis J, Goadrich M. The relationship between Precision-Recall and ROC curves [C]. In International Conference on Machine Learning. 2006: 233–240.

作者在学期间取得的学术成果

发表的学术论文

[1] Yang Y, Ren T L, Zhang L T, et al. Miniature microphone with silicon- based ferroelectric thin films. Integrated Ferroelectrics, 2003, 52:229-235. (SCI 收录, 检索号:758FZ.)

[2] 杨轶, 张宁欣, 任天令, 等. 硅基铁电微声学器件中薄膜残余应力的研究. 中国机械工程, 2005, 16(14):1289-1291. (EI 收录, 检索号:0534931 2907.)

[3] 杨轶, 张宁欣, 任天令, 等. 集成铁电器件中的关键工艺研究. 仪器仪表学报, 2003, 24(S4):192-193. (EI 源刊.)

[4] Yang Y, Ren T L, Zhu Y P, et al. PMUTs for handwriting recognition. In press. (已被 Integrated Ferroelectrics 录用. SCI 源刊.)

[5] Wu X M, Yang Y, Cai J, et al. Measurements of ferroelectric MEMS microphones. Integrated Ferroelectrics, 2005, 69:417-429. (SCI 收录, 检索号:896KM.)

[6] 贾泽, 杨轶, 陈兢, 等. 用于压电和电容微麦克风的体硅腐蚀相关研究. 压电与声光, 2006, 28(1):117-119. (EI 收录, 检索号:06129773469.)

[7] 伍晓明, 杨轶, 张宁欣, 等. 基于 MEMS 技术的集成铁电硅微麦克风. 中国集成电路, 2003, 53:59-61.

研究成果

[1] 任天令, 杨轶, 朱一平, 等. 硅基铁电微声学传感器畴极化区域控制和电极连接的方法: 中国, CN1602118A. (中国专利公开号.)

[2] Ren T L, Yang Y, Zhu Y P, et al. Piezoelectric micro acoustic sensor based on ferroelectric materials: USA, No.11/215, 102. (美国发明专利申请号.)

附录 A　模板提供的希腊字母命令列表

大写希腊字母：

Γ \Gamma	Λ \Lambda	Σ \Sigma	Ψ \Psi
Δ \Delta	Ξ \Xi	Υ \Upsilon	Ω \Omega
Θ \Theta	Π \Pi	Φ \Phi	
$\varGamma$ \varGamma	$\varLambda$ \varLambda	$\varSigma$ \varSigma	$\varPsi$ \varPsi
$\varDelta$ \varDelta	$\varXi$ \varXi	$\varUpsilon$ \varUpsilon	$\varOmega$ \varOmega
$\varTheta$ \varTheta	$\varPi$ \varPi	$\varPhi$ \varPhi	

小写希腊字母：

α \alpha	θ \theta	o o	τ \tau
β \beta	ϑ \vartheta	π \pi	υ \upsilon
γ \gamma	ι \iota	ϖ \varpi	ϕ \phi
δ \delta	κ \kappa	ρ \rho	φ \varphi
ϵ \epsilon	λ \lambda	ϱ \varrho	χ \chi
ε \varepsilon	μ \mu	σ \sigma	ψ \psi
ζ \zeta	ν \nu	ς \varsigma	ω \omega
η \eta	ξ \xi	$\varkappa$ \varkappa	$\digamma$ \digamma
$\upalpha$ \upalpha	$\uptheta$ \uptheta	o \mathrm{o}	$\uptau$ \uptau
$\upbeta$ \upbeta	$\upvartheta$ \upvartheta	$\uppi$ \uppi	$\upupsilon$ \upupsilon
$\upgamma$ \upgamma	$\upiota$ \upiota	$\upvarpi$ \upvarpi	$\upphi$ \upphi
$\updelta$ \updelta	$\upkappa$ \upkappa	$\uprho$ \uprho	$\upvarphi$ \upvarphi
$\upepsilon$ \upepsilon	$\uplambda$ \uplambda	$\upvarrho$ \upvarrho	$\upchi$ \upchi
$\upvarepsilon$ \upvarepsilon	$\upmu$ \upmu	$\upsigma$ \upsigma	$\uppsi$ \uppsi
$\upzeta$ \upzeta	$\upnu$ \upnu	$\upvarsigma$ \upvarsigma	$\upomega$ \upomega
$\upeta$ \upeta	$\upxi$ \upxi		

希腊字母属于数学符号类别，请用\bm 命令加粗，其余向量、矩阵可用\mathbf。