

用于在线社交网络的链路预测好友推荐算法 JAFLink

李 博^{1,2}, 陈志刚^{1,2}, 黄 瑞^{1,2}, 郑祥云^{1,2}, 徐成林¹, 周清清¹, 龙增艳¹

¹(中南大学 软件学院, 长沙 410075)

²(“移动医疗”教育部-中国移动联合实验室, 长沙 410083)

E-mail: csulibo@csu.edu.cn

摘 要: 现在的社交网络不只是人们现实生活社交圈的一个反映, 同时也在一定程度上扩展着人们的交际范围, 使得用户在社交网上找到更多适合自己的朋友. 但是, 由于社交网络发展迅速, 用户量巨大, 对于用户来说, 自己从中找到自己的好友是比较困难的, 这就需要社交网站向用户提供一个比较好的推荐算法, 从而使得网站真正能够改变用户的生活. 本文提出的 JAFLink (Jaccad-AdamicAdar-Feature) 链路加权方法, 结合 jaccad 和 AdamicAdar 并考虑了社交网络用户属性, 构成 JAFLink 加权方法, 用来计算节点对建立链接的可能性. 实验表明, JAFLink 相比只考虑网络拓扑结构或者用户属性而言更加高效.

关键词: 社交网络; 好友推荐; 链路预测; jaccad 系数; Adamic-Adar; 用户属性

中图分类号: TP311

文献标识码: A

文章编号: 1000-1220(2017)08-1741-05

Link Prediction Friends Recommendation Algorithm for Online Social Networks Named JAFLink

LI Bo^{1,2}, CHEN Zhi-gang^{1,2}, HUANG Rui^{1,2}, ZHENG Xiang-yun^{1,2}, XU Cheng-lin¹, ZHOU Qing-qing¹, LONG Zeng-yan¹

¹(School of Software, Central South University, Changsha 410075, China)

²(“Mobile Health” Ministry of Education-China Mobile Joint Laboratory, Changsha 410083, China)

Abstract: Social network is not only a reflection of people's real life, but also to a certain extent, the expansion of the scope of people's communication, which allow the users find more suitable friends. But because of the rapid development of the social network and amounts of users, it is difficult to users to find new friends. So the users need the help of social network to find new friends, then the social network will give users a better life. This paper attempts to merge the Jaccard Coefficient, the Adamic-Adar and user features to construct an algorithm to calculate the probability about new link between two nodes. The result show that JAFLink is better than the algorithm only consider the user attributes or the network topological structure.

Key words: social network; friend recommendation; link prediction; jaccard coefficient; adamic-adar; user feature

1 引 言

当前, 随着网络技术的不断发展, 社交网络已经从人们的休闲娱乐方式逐渐转变为人们的一种生活习惯^[1]. 现代人的工作、学习、生活等方方面面都受到了它的影响^[2]. 随着社交网络的越发重要, 它也在一定程度上变为了人们的现实世界社交活动在网络上的一个反映. 由于在线社交网络是人们现实世界社交活动的一个反映, 因此人们就需要在其上维护与现实世界类似的好友关系. 而在维护这上面的好友关系之前, 必不可少的一步就是添加好友. 用户添加好友的操作可以通过索要好友账号来完成, 也可以通过用户所在的社交网站的推荐服务来完成好友添加. 由于好友推荐的出现, 当前在这类网站上的用户可以结交到与现实生活中不同的与自己有共同爱好的好友, 从而在网络上扩展自己的好友圈. 要实现对用户有效的好友推荐, 就需要可用的好友推荐算法^[3-5].

目前, 在社交网络的好友推荐研究中, 有根据共同好友数来进行好友推荐的算法, 也就是两个用户共同好友越多则这两个用户是潜在好友的可能性就越大^[6]. 但是, 这种方法存在的问题是如果两个用户没有足够的共同好友则在推荐中会漏掉, 而这两个好友在生活中可能确实是好友. 也有按照在网络拓扑结构中不同路径可达的方法来进行好友推荐, 但是这种方法随着路径逐渐变长, 计算量会大大增加^[7,8]. 而如果只是计算某个路径的用户则会漏掉很多潜在好友. 另外, 也有根据社交网络的属性来进行好友推荐的算法^[9]. 比如使用好友之间的互动情况来推荐好友, 当某两个用户互动次数很多时, 则视为潜在好友. 也有根据用户所关注的话题兴趣来作为依据进行好友推荐的方法, 当两个用户所关注的话题相似度很高时则视为潜在好友. 这些算法在发现有共同兴趣的好友时有很好的效果, 但是由于没有考虑网络结构问题, 单纯从兴趣相似性来考虑, 容易忽略那些没有关注共同问题的好友. 因

收稿日期: 2016-06-27 收修改稿日期: 2016-10-10 基金项目: 国家自然科学基金项目(61379057)资助; 中南大学中央高校基本科研业务费专项(2016zzts368)资助. 作者简介: 李 博, 男, 1988 年生, 硕士研究生, CCF 会员, 研究方向为数据挖掘、社交网络; 陈志刚, 男, 1964 年生, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 会员, 研究方向为可信计算、网络与分布式计算; 黄 瑞, 男, 1989 年生, 博士研究生, 研究方向为数据挖掘、生物计算; 郑祥云, 男, 1992 年生, 硕士研究生, 研究方向为社交网络、数据挖掘; 徐成林, 男, 1985 年生, 硕士研究生, 研究方向为数据挖掘、社交网络; 周清清, 女, 1992 年生, 硕士研究生, 研究方向为数据挖掘、社交网络; 龙增艳, 女, 1986 年生, 硕士研究生, 研究方向为机会网络、社交网络.

此,本文提出一种基于链路预测技术并且考虑社交网络属性的方法来进行好友推荐,从而既考虑网络结构,又能符合社交网络的特点.

2 相关工作

在社交网站的相关服务当中,如何向用户推荐好友是很重要的内容,一个好的好友推荐算法可以帮助用户更好的维护现实生活中的好友圈,同时还可以帮助用户把好友扩展到现实好友圈之外,从而帮助用户结识更多有共同爱好的人.考虑到好友推荐对于社交网络的重要性,研究实现一个好的好友推荐算法一直都是一个研究热点.

在社交网络中进行好友推荐可以采用只考虑网络拓扑结构的链路预测方法进行推荐.将用户视为网络节点,节点之间的边则是好友关系^[10].通过链路预测方法来计算在一段时间后产生新链接的可能性来预测两个用户之间成为好友的可能性,对于可能性高的则推荐为好友^[11].链路预测方法用到好友推荐上的,有共同好友方法^[12].该方法认为,两个用户拥有的共同好友越多,则有更大的可能成为新的好友.这种方法的优点是计算简单,时间复杂度低,但是缺点也比较明显,就是推荐精度不高.还有采用似然分析方法进行节点之间边的预测从而进行好友推荐的算法,但是由于该算法计算复杂度高,所以不适用大规模的社交网络^[13,14].还有考虑网络结构中的达到路径进行好友推荐的方法^[15,16],这种方法当考虑单一或者少量路径时会有较好的计算复杂度,但是准确率不够高,而考虑全局路径的方法具有较高的准确率,但是算法复杂度较高.

还有一类采用用户属性以及用户发布的内容信息为依据进行的好友推荐^[17].通过这种方法可以从用户发布的信息中提取出相似的兴趣,从而根据兴趣相似度进行好友推荐.这种方法可以帮助用户很好的找到具有共同兴趣的好友,但是对于不常发送信息的用户来说,由于没有足够的计算依据而导致效果不好.也有将主题模型应用到微博等社交网站中进行主题挖掘的方法^[18],从主题挖掘中找到用户的兴趣,从而完成推荐.这种方法同样需要用户发布足够的信息才可以.另外也有通过用户属性来计算用户之间的相似度来进行好友推荐的方法,但是这种方法对于用户属性填写不全的用户效果不好.

针对现有的社交网络好友推荐算法存在的问题,本文提出一种考虑社交网络属性的链路加权方法,通过链路预测技术与社交网络的属性如用户属性、用户互动情况进行加权,从而构建一个高效的社交网络推荐算法.

3 基于链路预测的好友推荐算法 JAFLink

3.1 Jaccard 系数

Jaccard 系数^[19,20]是一种计算个体间相似性的相似性系数. Jaccard 系数的基本思想是,当节点对共同邻居数越多,则说明它们有更大的相似性,则得分就越高.同时,当节点对的两个节点的度越低时,则说明它们的共同邻居所占的比重就越大.在社交网络当中,就说明了两个用户具有更大的共同交际圈,此时他们也就更有可能成为新的好友,因为他们有更大的可能是在生活中就认识的. Jaccard 系数的公式如公式(1)所示.

$$Jaccard-coefficient(x,y) = \frac{|\Gamma(x) \cap \Gamma(y)|}{|\Gamma(x) \cup \Gamma(y)|} \quad (1)$$

从公式(1)可以看出节点 x 和节点 y 的共同邻居数位于分子位置,它们的共同邻居数越多,该系数所得结果也就越高.一般来说,在社交网络当中,两个用户所具备的共同好友数越多,则他们之间互相认识的可能性就越大,自然可以互相推荐为好友.该系数的分母位置为两个节点的度的和.应用在社交网络当中也就代表着两个用户的好友总数.在社交网络当中,当两个用户的好友数很大,而共同好友数很少时,说明他们的交际圈交集很小,这可能代表着他们在生活中并不认识,这时相他们互相推荐好友的可能性就会很小.只有在没有其他好友进行推荐时,才会考虑推荐. Jaccard 系数与一般的共同好友的不同之处在于考虑了节点对的所有度,从而发现出共同好友所占比重更大的节点对进行相关推荐,比只考虑共同好友的方法在现实中有更大的意义.

3.2 Adamic-Adar 系数

Adamic-Adar 系数^[21]则考虑到一个很重要的问题,就是节点的共同邻居的重要程度是不一样的.在社交网络当中,有些好友对于计算相似度具有更加重要的意义,而有些共同好友在计算相似度时则意义不是很大. Adamic-Adar 系数通过考虑节点的度来突出不同节点的重要性不同这一事实,节点的度越小,则该节点在共同邻居中所占的权重就越大,也就是说对于共同邻居的影响越大. Adamic-Adar 系数的公式如公式(2)所示.

$$Adamic-Adar(x,y) = \sum_{z \in \Gamma(x) \cap \Gamma(y)} \frac{1}{\log |\Gamma(z)|} \quad (2)$$

从公式(2)可以看出,度越大的节点,在该指数中的分值就会越小,从而突出那些共同邻居所占比重更大的节点,由于考虑了各个不同节点的不同权重,该算法相比其它类似算法具有更好的准确率.

Jaccard 系数和 Adamic-Adar 系数都是考虑网络拓扑结构的链路预测方法,通过计算节点的共同邻居以及节点的度来衡量两个节点的相似度,从而用于相关推荐.但是,由于社交网络本身具备规模大、变化快的特点,单纯考虑社交网络的拓扑结构来进行相关推荐由于结构过于复杂而不能达到很好的效果,可能会推荐很多并不合适的好友.所以,需要在网络加权过程中考虑社交网络自身的特点,从而使得推荐结果更加适合社交网络.

3.3 社交网络用户个人属性

社交网络除了网络结构属性,还有一些社会性的属性.用户的个人属性在进行好友推荐时可以起到一些作用.比如用户个人属性当中的教育信息、家乡、居住地、个人爱好等信息.在社交网络当中,同一家乡的用户或者同在一个居住地的用户在满足一定条件的情况下比不具备这些特点的用户更容易成为好友.而教育信息处于同一学校的用户则也有更大的可能成为好友.另外,用户的个人兴趣爱好也可以作为社交网络好友推荐的一个因素.通过计算用户的兴趣相似度可以将具有共同兴趣爱好的用户推荐为好友,从而帮助用户找到更多与自己有一样兴趣爱好的人.

另外,除了用户个人属性,还有一些针对社交网络的属性可以用于好友推荐工作.社交网络是向用户提供一个网上进

行社交活动以及人与人之间交流的平台. 社交网络的用户互动就是很重要的一个属性. 两个用户之间的互动越多, 自然就越有可能成为好友. 即使两个用户并不是现实生活中的好友, 但是当两个用户在网络上的互动越来越多的时候, 这两个用户就越来越有可能成为网络上的好友. 所以, 对于互动比较多的用户, 可以将他们推荐为好友.

3.4 JAFLink 好友推荐相似度计算

从 3.1 节对 Jaccard 系数的介绍以及 3.2 节 Adamic-Adar 系数的介绍可知, Jaccard 系数同时考虑了节点对的度和共同邻居数, 思想简单, 容易实现, 但是在处理共同邻居时, Jaccard 系数并没有考虑每个共同邻居节点在计算当中的权值是不同的这样一个事实, 这样不能突出那些重要节点. 而 Adamic-Adar 系数恰好解决了这个问题, 但是 Adamic-Adar 系数只考虑了节点对的共同邻居的特点, 却没有考虑节点对的节点的度. 这样, 当有不同的节点对具有相同的共同邻居时, 那么得出的 Adamic-Adar 系数就会变成相同的, 此时就没办法辨别应该优先推荐哪些节点为好友. 为了解决这个问题, 本文首先考虑将 Jaccard 系数和 Adamic-Adar 系数相结合, 构造新的加权公式如公式(3)所示.

$$J-A(x, y) = \frac{\sum_{z \in \Gamma(x) \cap \Gamma(y)} \frac{1}{\log |\Gamma(z)|}}{|\Gamma(x) \cup \Gamma(y)|} \quad (3)$$

公式(3)将两个公式合为一个, 既考虑了节点对的总度数, 又在计算中考虑到了共同邻居不同的节点所占权重不同的事实, 解决了两个公式单独计算的问题.

公式(1)和公式(2)结合为公式(3)后, 依然为只考虑网络拓扑结构的情况, 对于网络加权具有普遍性, 但是针对社交网络而言, 只考虑网络拓扑结构则会导致忽略社交网络所具有的特征, 从而降低算法在社交网络当中的适用性. 因此, 本文提出的 JAFLink 好友推荐算法在考虑网络拓扑结构进行网络加权的同时还会考虑社交网络所具有的特性, 从而提高推荐准确度. JAFLink 算法考虑的社交网络属性包括用户的交互次数、用户的个人信息等属性, 这些属性将被结合进公式(3)生成 JAFLink 算法的网络加权公式从而计算用户之间的相似度, 相似度高的将被推荐为好友.

在本文中, 通过用户属性计算用户之间的相似度采用余弦相似度进行, 计算余弦相似度的变量为两个向量, 向量由用户的属性来充当. 计算余弦相似度使用公式(4)进行.

$$\text{sim}(x, z) = \cos(x, z) + a \quad (4)$$

其中的 z 为节点对的邻居节点, 其中的 x 为目标节点, 即表示向用户 x 进行好友推荐. 其中的 a 为调节变量, 当两个节点的相似度计算为 0 时, 在公式中将导致该节点不起作用, 而这是不合理的. 通过该调节值, 可以保证所有的节点都能在计算中起到应有的作用.

结合 Jaccard 系数、Adamic-Adar 系数以及社交网络用户属性可以得到公式(5)所示的 JAF 相似度计算方法.

$$\text{JAF}(x, y) = \frac{\sum_{z \in \Gamma(x) \cap \Gamma(y)} \frac{\text{sim}(x, z)}{\log |\Gamma(z)|}}{|\Gamma(x) \cup \Gamma(y)|} \quad (5)$$

公式(5)即将用户 y 向用户 x 推荐时计算的相似度.

3.5 JAFLink 好友推荐算法设计

JAFLink 算法可在社交网络用户数据库当中通过计算用

户之间的相似度来向用户推荐好友, 该算法在考虑社交网络拓扑结构的同时, 也加入了对用户属性的考虑, 然后使用链路预测方法对节点对进行相似度计算, 从而得到结果, 为了使得更有可能成为好友的用户排在列表的前面, 算法还对最终结果进行排序, 排序依据为所推荐用户对于目标用户的互动次数, 互动次数越多, 则在推荐列表中的位置越靠前, 以使得推荐算法得出的结果给用户带来更加高效的体验.

表 1 JAFLink 伪代码描述
Table 1 JAFLink Pseudo code description

符号说明:

Nu: 用户节点, 向此用户推荐好友

FNumber: 用户现有的好友数

Ns: 与用户 Nu 具有相似属性的节点组成的集合

Ntemp: 具有至少一个属性是和用户 Nu 类似的节点组成的集合, 从该集合中选定集合 Ns 当中的节点

Nfriend: 用户 Nu 现有的好友集合

featureSet: 节点的属性集合

a: 属性相似度预设值

b: 相似度预设值

sim(i, j): 节点 i 和节点 j 的相似度

pro(i, j): 通过 JAFLink 算法计算的推荐的可能性

R: 好友推荐列表

输入: Nu

输出: R

算法描述:

1. $k = 0$

2. if FNumber = 0 \ 判断 Nu 是否已有好友, 没有好友则执行以下过程

3. while Ntemp \neq null

4. calculate sim(Ntempk, Nu)

5. if the sim(Ntempk, Nu) $\geq a$ \ 当找到的节点和 Nu 的属性相似度大于等于 a 时, 则加入到 Ns 中

6. then Ns = Ns + {Ntempk}

7. end if

8. $k = k + 1$

9. end while

10. Nfriend = Ns \ 在用户 Nu 没有好友的情况下, Nfriend 中的节点就是 Ns 中的节点

11. end if

12. for $i = 0$ to $N - 1$

13. { calculate the pro(Nfriend[i], Nu)

14. if the pro(Nfriend[i], Nu) $\geq b$ \ 当 Nu 和待推荐节点经过本文算法计算的相似度大于等于 b 时, 加入推荐列表

15. then put the result to set R

end if }

16. sort the nodes in R based on the probability; \ 根据计算的可能性对推荐列表排序

17. sort the nodes which have the same probability based on the interactions in set R; \ 当可能性相同时, 按照交互次数排序

18. return R. \ 返回好友推荐列表

在进行好友推荐时, 没有好友列表的新用户和已经有好友列表的老用户在处理上会有一些区别, 主要是因为新用户

没有好友列表导致没办法使用网络拓扑结构来查找待推荐用户。所以,在针对新用户的问题时,系统会首先按照用户所填写的个人属性查找一些属性信息类似的用户来向新用户推荐。待新用户使用系统的推荐以及个人添加建立一些好友之后,才会按照本文提出的加权方法来计算链路产生的可能性来进行推荐。使用加权方法进行推荐好友时选择的待推荐节点以用户现有好友开始,先从与现有好友直接连接的节点开始计算,如果直接连接的节点不够,则向外扩展,直到达到所需数量。

JAFLink 推荐算法伪代码描述如表 1 所示。在表 1 的伪代码中,在进行好友推荐之前需要先判断用户节点的类型。步骤 1 为初始化变量。步骤 2 到步骤 11 则是针对没有好友的用户通过用户的属性计算相似度来先获得一些潜在好友。将这些属性相似度较高的用户视为潜在好友,获得 JAFLink 算法计算开始的数据。步骤 12 到步骤 15 则是通过用户现有好友或者是潜在好友,按照网络拓扑结构寻找符合 JAFLink 算法要求的节点,对于符合要求的节点加入待推荐列表。步骤 16 则是对待推荐列表按照 JAFLink 算法计算出的相似度值进行排序,将相似度高的排在列表前边。步骤 17 则是对于相似度相同的待推荐节点按照交互次数进行排序,交互次数大的被认为更有可能成为好友,所以将相似度相同但是交互次数更大的放在列表前列。步骤 18 则是返回推荐列表,算法结束。

4 实验与分析

4.1 实验简介

本文实验数据采用新浪微博上的 2015 年 7 月到 12 月的部分用户关系数据为实验数据集,数据中包含用户关系开始时的状态,以及半年后的新链接状态,以及用户的个人属性信息,如家乡、居住地、位置定位信息、教育信息、工作信息、个人兴趣爱好等。数据集中共包含用户数 301524,用户关系数 16325426,以及用户之间的互动信息数 19625421。本文实验采

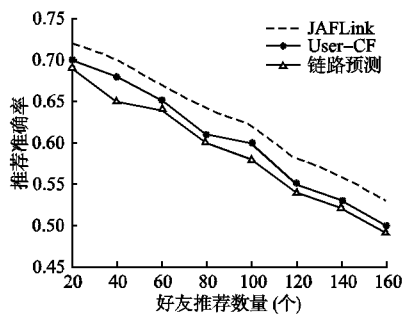


图1 算法的推荐准确度

Fig. 1 Recommendation accuracy of algorithm

在推荐列表的最前端,所以推荐算法最开始时精准度是最高的,而随着推荐项目越来越多,则精准度在降低。在三种对比算法当中,本文提出的算法由于同时考虑了网络拓扑结构和用户属性相似度,具有最好的推荐精准度。

由图 2 可知,随着算法推荐数量变大,召回率越来越大,本文提出的算法始终有着三种算法中最好的召回率,表明本文提出算法可以更多的推荐出正确的好友。

从图 3 可以看出,随着推荐的继续,F1-measure 指数趋于

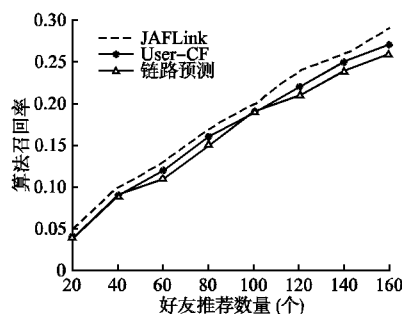


图2 算法的召回率

Fig. 2 Recall of algorithm

用 MATLAB 进行仿真,对本文算法、基于用户的协同过滤算法(User-CF)以及采用 JaccardCoefficient 作为相似性度量的链路预测算法在准确率、召回率以及 F1-measure 标准下的对比以及分析。

准确率、召回率以及 F1-measure 是在推荐系统中常用的三个评价指标。准确率就是指系统给出的推荐列表当中,确实是用户的好友的比例占到列表推荐用户总数的比例,该指标越高,则说明推荐列表中的数据对用户越有用处。召回率则指的是推荐出的好友数量,占测试数据当中的好友数量的比例,该指标越高则说明算法效果越好。F1-measure 则是综合衡量指标,是两者的综合。准确率和召回率这两个指标都是越高越好,但是在一些情况下两者会有矛盾,此时就需要 F1-measure 指标来进行衡量,当 F1-measure 指标具有较高的值时,说明方法有效。

准确率 Precision^[22] 的计算方法如公式(6)所示。

$$Precision = \frac{Trueexamples}{Predictedexamples} \quad (6)$$

公式(6)中 Trueexamples 代表推荐列表中真正的用户好友数量, Predictedexamples 代表推荐列表总数。

召回率 Recall^[23] 的计算方法如公式(7)所示。

$$Recall = \frac{Trueexamples}{Realexamples} \quad (7)$$

公式(7)中的 Trueexamples 代表推荐列表中真正的用户好友数量, Realexamples 代表测试数据集中的好友总数。

F1-measure^[24] 的计算方法如公式(8)所示。

$$F1-measure = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (8)$$

4.2 实验结果与分析

文中实验需要对对比算法和文中提出的 JAF 算法的推荐准确率进行对比,其中准确度的定义按照公式(6)所示。Precision 的取值范围为 0 到 1。

由图1中可以看出,由于算法将可能性最大的推荐项放

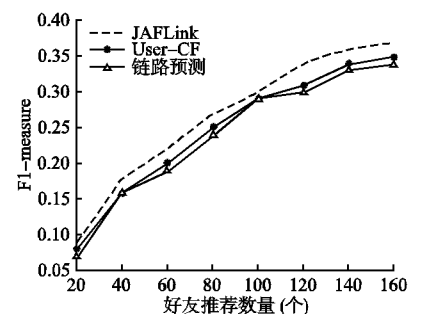


图3 算法的F1-measure

Fig. 3 F1-measure of algorithm

平稳,本文算法在三种算法当中有着最好的表现。

5 结论

本文通过对链路预测当中的 JaccardCoefficient 以及 Adamic-Adar 进行分析,构建结合两者的加权算法,并加入对社交网络当中的用户属性的考虑,结合三者提出综合考虑社交网络拓扑结构以及社交网络用户属性的链路预测方法来预测两个节点之间生成新链路的可能性。使用本文提出的算法

进行好友推荐可以更全面的利用社交网络的各种信息,从而为用户提供更加精准的推荐服务.实验结果表明,JAFLink 算法可以有效的向用户推荐新好友.

References:

- [1] Bu Z, Zhang C, Xia Z, et al. A fast parallel modularity optimization algorithm (FPMQA) for community detection in online social network[J]. Knowledge-Based Systems, 2013, 50: 246-259.
- [2] Verbraken T, Goethals F, Verbeke W, et al. Predicting online channel acceptance with social network data[J]. Decision Support Systems, 2014, 63(3): 104-114.
- [3] Li X, Wang M, Liang T P. A multi-theoretical kernel-based approach to social network-based recommendation[J]. Decision Support Systems, 2014, 65(5): 95-104.
- [4] Quijano-sánchez L, Díaz-agudo B, Recio-garcía J A. Development of a group recommender application in a social network [J]. Knowledge-Based Systems, 2014, 71(S1): 72-85.
- [5] Li Y M, Hsiao H W, Lee Y L. Recommending social network applications via social filtering mechanisms [J]. Information Sciences, 2013, 239(4): 18-30.
- [6] Chaturved A. An efficient modified common neighbor approach for link Prediction in social networks [J]. Iosrjournals Org, 2013, 12(3): 25-34.
- [7] Aiello L M, Barrat A, Schifanella R, et al. Friendship prediction and homophily in social media [J]. Acm Transactions on the Web, 2012, 6(2): 373-382.
- [8] Kleinberg L N J. The link-prediction problem for social networks [J]. J American Society for Information Science & Technology, 2003, 58(7): 1019-1031.
- [9] Control A. Temporal link prediction using matrix and tensor factorizations[J]. Acm Transactions on Knowledge Discovery from Data, 2010, 5(2): 190-205.
- [10] Lü L, Zhou T. Link prediction in complex networks: A survey[J]. Physica A Statistical Mechanics & Its Applications, 2010, 390(6): 1150-1170.
- [11] Xie Feng, Chen Zhen, Shang Jia-xing, et al. A link prediction approach for item recommendation with complex number [J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 81: 148-158.
- [12] Schall D. Link prediction in directed social networks [J]. Social Network Analysis & Mining, 2014, 4(1): 1-14.
- [13] Pan L, Zhou T, Lü L, et al. Predicting missing links and identifying spurious links via likelihood analysis[J]. Scientific Reports, 2016, 6: 22955.
- [14] Beaulieu E. Link prediction analysis in social networks [M]. Lap Lambert Academic Publishing, 2013.
- [15] Zhang J, Yu P S, Zhou Z H. Meta-path based multi-network collective link prediction [C]. Proceedings of the 20th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2014: 1286-1295.
- [16] Wang X, Zhang X, Zhao C, et al. Predicting link directions using local directed path [J]. Physica A Statistical Mechanics & Its Applications, 2015, 419(419): 260-267.
- [17] Tang F, Zhang B, Zheng J, et al. Friend recommendation based on the similarity of microblog user model [C]. Green Computing and Communications (GreenCom), IEEE and Internet of Things (iThings/CPSCoM), IEEE International Conference on and IEEE Cyber, Physical and Social Computing, 2013: 2200-2204.
- [18] Zheng N, Song S, Bao H. A temporal-topic model for friend recommendations in Chinese microblogging systems [J]. Systems Man & Cybernetics Systems IEEE Transactions on, 2015, 45(9): 1-1.
- [19] Ye M, Yin P, Lee W C, et al. Exploiting geographical influence for collaborative point-of-interest recommendation [C]. Proceedings of the 34th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, SIGIR 2011, 2011: 325-334.
- [20] Wang Yu, Gao Lin. Social circle-based algorithm for friend recommendation in online social networks [J]. Chinese Journal of Computers, 2014, 37(4): 801-808.
- [21] Peng B, Du Y, Fan Y. An active-friend recommendation algorithm in microblog [J]. Journal of Computational Information Systems, 2015, 11(5): 1657-1664.
- [22] Zhang Z, Liu Y, Ding W, et al. Proposing a new friend recommendation method, FRUTAI, to enhance social media providers' performance [J]. Decision Support Systems, 2015, 79(C): 46-54.
- [23] Wen-jiang H U, Da-wei H U, Gao Y B, et al. Friend recommendation algorithm based on association rules and tags [J]. Computer Engineering & Science, 2013, 35(2): 109-113.
- [24] Liu Z Z, Wang H M, Xu-guang Y E. SSD_OC: a mechanism for semantic service discovery in multi-ontology environment [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2010, 31(2): 295-301.

附中文参考文献:

- [20] 王 珣, 高 琳. 基于社交圈的在线社交网络朋友推荐算法 [J]. 计算机学报, 2014, 37(4): 801-808.