深 圳 大 学

**硕士研究生学位论文**

**开题报告书**

年级 2015级 学制 三年

姓名 沈婧 学号 2150230401

学院（部） 计算机与软件学院

专业名称 计算机科学与技术

专业代码 081203

指导教师 陈国良、廖好

研究方向 复杂网络

2017 年6月15日



**硕士研究生学位论文开题报告**

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 姓 名 | 沈婧 | | 专 业 | 计算机科学与技术 | | |
| 研究方向 | | 复杂网络 | | | | |
| 论文题目 | | 在线用户行为机理分析及其应用 | | | | |
| 开始日期 | | 2017-04-01 | | | 完成日期 | 2018-04-21 |
| 选题报告  一、选题的来源、研究的目的意义（包括在我国应用的前景）、学术和应用价值、创新点以及国内外研究现状及水平：  **1、研究背景及意义**  近年来，网络信息呈爆炸增长之势，人们在享受唾手可得的信息的同时也面临着信息过载问题。如何从数据丰富的在线系统中筛选出有价值的信息成为一个至关重要的问题。随着全球范围内以英特网为代表的计算机与网络通信技术的快速发展，人类社会已经进入到“网络时代”。从互联网到物联网、从电力供应网到物流运输网络、从生物化学网络到疾病传播网络、从科研合作网络到在线社交网络，我们已经置身于形形色色的复杂网络之中。复杂网络可以用于对很多社会、生物、信息和技术系统进行建模。近年来，复杂网络的研究吸引了来自各种领域的研究者[1]。很多物理学、数学、信息科学、生命科学、社会科学等领域的学者都借助网络的语言来描述和解决各自领域的问题。具体来说，网络科学正在推动着各领域中一系列具有重大理论和实践意义问题的解决,包括揭示生物基本功能得以实现的内在机制[2],理解人类行为特征和社会结构的形成[3]，预防和控制全球传染病的流行[4],优化航空和铁路交通系统的运行[5]，推动互联网时代海量信息的共享及过滤[6]等。  在20世纪末，“小世界网络”[7]和“无标度网络”[8]的提出，大大刺激了网络科学的发展。在接下来十多年的研究中，实际网络的很多宏观统计特性得以挖掘和理解,包括集聚系数，最短路径，度相关性，分形等[1]。随着研究的进展，网络科学研究的关注点主要包括以下两个方面：  一个是探索不同网络在宏观上的普适规律从、从中观（模块结构、社团结构 [9]）及微观层面（节点、连边）去理解各种实际网络所涌现出的不同特性，从而预测[10]网络未来特征与趋势。其中一个方向可以从一些在线系统的实际应用切入，电影、音乐、新闻等在线对象的流行度是在线系统中非常重要的一部分。而在线用户作为在线系统中的行为主导更是扮演着非常重要的角色。分析在线行为可以预测未来的趋势，帮助一些类似Netflix, Youtube, Facebook等在线系统 优化一些在线服务策略。  另一个关注点在网络的微观层面分析上，基于网络科学的推荐系统是一个热点。它刻画着节点在网络中的重要程度，和推荐系统等问题有着紧密联系。数字革命给我们带来了信息过载的问题，对于单一对象我们有太多的信息需要处理，近年来，Amazon.com和eBay.com等电子商务平台的信息过滤形式和推荐服务快速发展。精确有效的推荐算法可以帮助我们分析用户的潜在消费趋势。  网络预测和推荐系统共同构成了信息挖掘领域的核心问题。网络科学为研究人员提供了探究问题的崭新视觉，其研究方法的一般性越来越多来自不同学科的研究人员参与到信息挖掘的工作中来，将产生巨大的实际应用效果，并有助于统计物理和信息科学的深入交叉。  **2、国内外现状**  **（1）含时网络**  在现实的网络中，每个节点都具有产生的时间信息，且每条边上都具有最初连接的时间信息。如何准确的使用这些时间信息对解决复杂网络中许多问题都有着重要意义，比如理解网络自身演化，增强信息传播能力，链路挖掘等。最近的研究主要集中在网络的预测上。比如，通过考虑网络中节点近期和长期的度，提高了预测网络节点度值的精确性[11]。在推荐算法中，文章[12]通过考虑网络中的边老化程度来进行去除，来提高推荐的准确性和多样性。在链路预测方面，同时结合时间信息，考虑网络拓扑结构的预测方法在预测精确性上有较好表现[13]。  **（2）网络预测与爆发现象**  在线流行度在在线系统的音乐、电影、新闻等中是很重要的一个因素。对于每一个在线对象分析其动态流行度可以解释该对象已经获得的流行程度。在线行为可以预测未来的流行趋势，同时，在线行为有助于一些类似Netflix、Youtube、Facebook等在线服务的更新和推荐的优化策略。例如，在Netflix中，如果评估视频的流行度可以提前预测，那么Netflix就可以多上线一些流行度不断增长的视频的类似视频，减少一些已经渐渐失去流行度的类似视频，从而为那些热门视频提供发展空间。在线行为信息产生了巨大的时空数据，这使分析动态流行度以及分析流行度的时间特性成为可能。从理论上看，从在线系统中可以提取出巨大的可用数据，为理解动态的在线流行度提供了前所未有的机遇。因此，通过已经获得的在线流行度来预测未来流行度趋势在在线系统中具有巨大价值。  偏好依附机制（PA）[14]强调的是富者更富的现象，也就是流行的商品将会更流行。但也有不同的说法是，新出现的商品会瓜分老的流行商品的流行度。很多文献认为新出现的商品在真实系统中，由于新鲜事物出现而博得眼球，吸引大众的注意而变得流行，尤其体现在商品出现的早期，会获得更多的流行度。在很短的时间周期内某些事情突然、迅速地发生，我们称为爆发（Burst）现象。判断爆发现象，学者们提出了很多不同的方法。例如，设定一个爆发系数，和分别是两个连续事件直接的时间的均值和标准差[15]。  还有一些例如相对比率这样的定义在Wikipedia和Web[16]、引文网络[17]、在线社交网络[18]中判断爆发现象，其中相对比率=.  **（3）推荐算法**  协同过滤算法（CF）是推荐系统中最受欢迎的应用技术[19-20]。然而，经典的CF算法仅仅考虑类似的用户或信息的影响，这将导致为每位用户推荐的内容越来越相近。今年来，基于复杂性理论的推荐算法硕果累累，特别是一些物理方法例如物质扩散[21]和热传导[22]，已经吸引了越来越多来自计算机科学与物理群体的关注。研究学者使用由两部分构成的二分网络解决各种研究与应用的基本问题[23-24]。事实上，物质扩散算法是一个随机游走的过程，它具有高精度但个性化和多样性较低。在参考文献[25]中，作者提出一个混合方法来结合物质扩散和热传导，这解决了推荐系统精确度与新颖度不平衡的窘境。也就是说，推荐系统将不仅考虑流行的大众对象，还将考虑合适的小众对象，这说明了个性化和多样性在评价推荐系统中起到十分重要的作用。  **3、创新点分析**  1）提出基于商品流行度的动态分析方法，并利用时序网络预测在线系统商品未来流行趋势。  2）提出基于用户行为的动态分析方法，并根据用户行为分析判断用户活跃度，从而判断用户在系统中的所占权重。  3）提出基于物质扩散和热传导耦合算法的优化，加入个性化因子和度信息参数，同时加入位置信息，使推荐算法更高效。 | | | | | | |

|  |
| --- |
| 二、论文研究的主要内容，方案和拟采用的研究方法、手段。已进行的科研工作基础和已具备的科学研究条件（包括文献资料及主要实验仪器设备准备情况等），对其它单位的协作要求。论文总工作量（估计），论文初稿的进度以及预期结果：  **1、论文研究的主要内容**  基于海量数据日益复杂化的背景下，本研究讲从预测和推荐两大方向展开。  **1.1 在线系统中的在现对象行为分析**  商品和用户是在线系统的两大主体，在线系统中的在现对象行为分析将围绕这两个主体展开。我们将利用到两个数据集：MovieLens和Netflix。 MovieLens是个在线视频网站，而Netflix是在线租赁影片的网站。这里所采用的两个数据集记录最大有超过一亿条记录，时间跨度最长也有超过10年。在这为两个数据集定义了snapshots，snapshots是单位时间，movielens本文用102天作为一个单位，而Netflix用30天。  **1.1.1在线系统中商品流行度的动态分析**  本课题首先用带有时间信息的二分网络来代表在线评分系统，如图1所示：用户集记为，商品集 ，记录集 。二分网中的一条连边代表：用户i对商品进行过评分并作为一条记录。商品的流行度：表示商品在t时刻所收获的评分记录数。从图1上看，在时刻t=3的时候，新的商品γ比老的商品α、β获得更多的流行度。图2是到t3时刻的二分网络，根据图二看，老的商品其实获得了更多累计下来的流行度。    图0‑1 每一时刻的二分网络    图0‑2 t3时刻的流行度  偏好依附机制强调的是富者更富的现象，也就是流行的商品将会更流行。但也有不同的说法是，新出现的商品会瓜分老的流行商品的流行度。很多文章认为新出现的商品在真实系统中，由于新鲜事物出现而博得眼球，吸引大众的注意而变得流行，尤其体现在商品出现的早期，会获得更多的流行度。在多数在线系统中也可以观察到商品具有爆发现象，爆发现象是指在很短的时间周期内，某些事情突然、迅速地发生。本课题利用一个关联比（relevance）来判断爆发现象：  根据偏好依附机制（PA），我们认为商品i在t+1时刻获得的流行度是  其中，，从t时刻到t+1时刻所有商品增加的流行度总和，而，一直到时刻t所有商品的流行度总和，商品在t+1时刻实际上获得的流行度就是，为了计算根据PA预期的商品流行度和实际的流行度的差距，这里引入这个relevance，定义为：  那么，通过这个，我们便可以很明显的判断出：时，商品在t时刻刻没有获得流行度。（也就是）；，也就是商品在t时刻真实流行度预期流行度；，也就是商品在t时刻真实流行度预期流行度；尤其是在时，也就是商品在t时刻真实流行度远远超过预期流行度，这时，我们可以看到，商品的流行度在整个系统中增长的非常快，我们可以判断商品在t时刻出现了爆发现象。  根据上述方法，我们可以根据这个方法判断商品的流行度趋势，发现一些普适性规律，有利于商品的流行度的未来趋势进行预测。  **1.1.2在线系统中用户行为的动态分析**  这部分将依然利用relevance的方法对用户进行分析，同理，时，说明用户爆发性的选择了商品，我们可以有一个合理的假设就是此时用户在该在线系统中有较大的活跃度，反之，如果用户的relevance衰减，也就表示用户的活跃度在该系系统中大大降低，利用这一点，我们可以根据relevance给用户一个relevanceScore，通过这个relevanceScore来降低或增加用户的权重。并且利用这种算法与后续的推荐算法、重要节点排序算法相结合。  **1.2基于用户偏好的个性化推荐**  **1.2.1基础算法**  物质扩算算法（Mass），假设选择过的所有产品，都具有某种向推荐其他产品的能力。这个抽象的能力可以看成是位于相关产品上的某种可分的资源——拥有资源的产品会把更多的资源交给自己更青睐的产品。对于给定的一个目标用户，将他选择过的产品上的初始资源设为1，未选择的设为0。这样得到一个n维的0/1矢量，代表针对该个体的初始资源分配构型。显然，这个初始构型表达了个性化信息，对于不同用户是不一样的。记这个矢量为，通过上述过程得到的最终的资源分配矢量可以表示为,W为资源分配矩阵，并且矩阵W是扩散过程的关键要素。和分别表示产品和用户的度。把目标用户没有看过的所有产品，按照中对应的元素的大小进行排序构成推荐列表，值越大就说明该用户越喜欢。事实上，物质扩散是一个三步随机游走的过程。例如一个目标用户，物质扩散的过程如图3。  图3 物质扩散  如果用表示产品愿意分配给产品的资源配额，可以得到的一般表达式：  从而用户获得推荐列表。热传导算法(Heats)，它的算法原理和物质扩散算法很相似。热传导算法在用户-产品二分网中类似热能从高温向低温部分转移的过程。在这个算法中，被用户选择过的产品看成是具有高温的资源，反之，为被选择过的产品是低温资源。产品温度越高，说明拥有更好的分数。热传导的过程表示为：  类似地，热传导也是资源重分配的一种随机游走的过程。但是，热传导和物质扩散的不同之处就在于扩散过程。热传导算法是通过相似性较高的邻居的平均温度来重新分配资源。热传导算法的过程如图4。  图4热传导  混合算法（Hybrids），很多推荐算法在投入实际运营的时候都有各自的缺陷，因此实际的推荐系统大多把不同的推荐算法进行结合，提出了混合推荐算法。起初提出了一种加入参数λ将物质扩散和热传导结合的混合算法。    当参数λ=0时就是完全的热传导算法，当λ=1时即为物质扩散算法。当λ从0增加到1时，混过算法从热传导变成物质扩散。这种混合算法被证明是解决精确性和多样性的有效途径。在这个混合算法中，根据这个参数可以选择热门的产品或者是冷门的产品。  **1.2.2优化算法**  如果某一商品被1000个用户选择过，那么在对这1000个用户推荐时，初始条件中这个商品拥有的资源值都是1。把这个1看做推荐能力，那么这个商品的总推荐能力就是1000。也就是说流行的商品总推荐能力也相应较大。我们首先对于产品，设定初始资源为  其中为产品的度，是可调的参数，但它大于0时，大度商品的推荐能力得到提高；反过来，当它为负数时，大度的产品的推荐能力被压制；当等于0时，算法退化到原始算法的初始资源分配。  另外，我们将混合算法以及上边提到的改进初始资源的算法于个体层次。例如，每个用户对可以调整他/她的个性化混合参数和个性化初始资源参数，从而获得最佳的推荐。当排序分（RS）最低时，用户被分配最佳的和。本课题为每个用户设置个性化参数，并与其它的推荐算法做性能比较，并发现带有个性化参数的算法性能普遍有所提升。  我们将数据集分为两个部分：分别对应T-training（训练集）集合和T-probe（测试集）集合。这两个部分的比例为9：1。测试集对于测试算法性能包含了未知的连边，训练集可以被用来确定个性化参数。通过调节这些T-training集合和T-Probe集合，可以发现，这种找出最优个性化参数。为了预测用户的个性化参数，通过分离多次，获得归一化的接近最优的个性化参数，我们选择划分训练集100次来获得100次对于每个用户的个性化参数（每个用户的RS最小时）。  在上边算法的基础上，我们再加入用户的位置信息，增加推荐的准确度。在这里将在之前的Movielens和Netflix两个数据集之上再添加Yelp和Gowalla的数据集，以美国著名商品点评网站YELP为例，该网站囊括各地餐馆、购物中心、酒店、旅游等领域的商户，用户可以在Yelp网站中给商户打分，提交评论，交流购物体验等。用户每为商品点评一次，网站就会记录相应的用户、商品、点评时间、评价星级、经度、纬度等信息，我们只需要获取用户、商品、时间、经度和纬度信息。首先我们将利用DBSCAN算法，需要扫描整个数据集，找到任意一个核心点，对该核心点进行扩充。以YELP的数据为例，将查找核心点产品的条件设定为，距离该产品20km以内的产品不少于3个，ε=20km，Pmin=3。扩充的方法是寻找从该核心点产品出发的所有密度相连的数据点，遍历该核心点产品的ε邻域内的所有核心点（因为边界点是无法扩充的），寻找与这些数据点密度相连的点，直到没有可以扩充的数据点为止。之后就是重新扫描数据集（不包括之前寻找到的簇中的任何数据点），寻找没有被聚类的核心点产品，再重复上面的步骤，对该核心点产品进行扩充直到数据集中没有新的核心点产品为止。数据集中没有包含在任何簇中的数据点就构成异常点。经过DBSCAN算法，会为每位用户找出若干可能的常驻地址区域。此时，可以计算用户常驻地址和产品使用地址的距离。并用这个距离作为一个参数加入到推荐分数中去，结合上边的基于用户偏好的个性化推荐算法，找出最优参数。  **2、已进行的科研工作基础**   1. 在线系统中商品流行度的动态分析   1、MovieLens和Netflix的用户数量的增长趋势：    图5 用户增长  MovieLens的用户增长逐渐变缓慢，而Netflix的用户增长逐渐增大。  2、所有商品的评分数增长趋势：    图6 记录比  总体呈现出一开始商品的评分数增长比较多，但随着时间增长，评分数增长越来越缓慢，最后趋向于稳定。  3、不同年份发布的商品的relevance分布情况    图7 商品流行度  可以看出，商品在发布后早期，爆发获得了比较多的流行度，但爆发之后也相应开始衰减，最后趋向稳定值，此时真实流行度和预期流行度相差不大。  4、在不同的snapshots下对不同发布年限的商品的relevance分布，更进一步的细化：    图8 不同年份发布的商品  1995年（MovieLens）/2000年（Netflix）以前发布的商品，relevance趋向稳定，在=1之间浮动，其中，snapshots越大，值越低，也就是说随着时间流逝，流行度降低。  而在1995年（MovieLens）/2000年（Netflix）之后发布的商品，在发布的早期，将爆发收获流行度，呈指数增长，并且snapshots越小，增长越快速，也就是说，时间越早，爆发的效果更明显。  整体反映出，越新的商品，越容易爆发获得流行度。   1. 基于用户偏好的个性化推荐算法   首先在MovieLens和Netflix数据下，比较多种算法对应于L=50的RS、查准率和查全率。其中，HMass算法指的是物质扩散算法和异构的初始资源分配算法的结合。OMass算法物质扩散算法和带有个性化初始资源参数算法的结合。混合（Hybrids）算法是物质扩散和热传导算法的结合。OHybrid指的是混合算法并且为每个用户提供个性化参数。CoHybrid算法指的是混合算法加入了整体最优的初始资源参数和整体最优混合参数。OCoHybrid算法指的是CoHybrid算法的提升版，为每个用户结合了最优个性化初始资源参数和最优个性化混合和参数。参数在[0,1]之间，设置步长为0.05，初始资源参数在[-5,5]之间，且步长为0.1。对于MovieLens数据，HMass，CoHybrids方法中最优。Hybrids和CoHybrids中最优。每个数字都是通过平均超过 10个采用独立随机划分训练集和测试集运行获得的。    图9 各个算法比较  **3、实验条件：**实验将在内存为4G的windows 7 系统下面进行。  **4、开发工具：** VS2010  **5、工作安排**  本课题研究时间为2017年3月到2018年3月。工作进程安排为三个阶段：  前期：2017 年3月到4月，主要是阅读、整理文献并撰写开题报告  中期工作为课题实验时间（时间为4月份—12月份），具体安排如下：  从5月-6月，实现在线系统中基于用户行为的动态分析，并发现普适性规律。  6月－9月，根据用户行为规律，给用户一定的权重，和排序算法结合到一起。  9月－11月，将用户偏好的个性化推荐算法加入位置信息参数，并与其它算法比较。  11月－12月，主要是对以上实验进行整理，并与文献中的相类似的实验进行比较。总结以上实验的优缺点。  后期工作（时间为17年12月－18年4月），主要工作是撰写论文。具体安排如下：  第一：整理实验并完成论文初稿；第二：论文修改；第三：论文定稿。  **参考文献：**  [1] M. E. J. Newman, Networks: An Introduction, Oxford University Press, New York, 2010.  [2] A.-L. Barabasi, Z. N. Oltvai, Network Biology: Understanding the Cell's Functional Organization, Nature Reviews Genetics 5, 101(2004).  [3] S. P. Borgatti, A. Mehra, D. J. Brass, G. Labianca, Network Analysis in the Social Sciences, Science 323, 892(2009).  [4] V. Colizza, A. Barrat, M. Barthelemy, A. Vespignani, The Modeling of Global Epidemics: Stochastic Dynamics andPredictability, Bull. Math. Biol. 68, 1893(2006).  [5] C.H. Yeung, D. Saad and K. Y. M. Wong, From the physics of interacting polymers to optimizing routes on the London Underground, Proc. Natl. Acad. Sci. USA 110, 13717 (2013).  [6] L. Lu, M. Medo, C. H. Yeung, Y.-C. Zhang, Z.-K. Zhang, T. Zhou, Recommender Systems, Phys. Rep.519,1 (2012).  [7] D. J. Watts, S. H. Strogatz, Collective dynamics of “small-world”networks, Nature 393, 440(1998).  [8] A.-L. Barabasi, R. Albert, Emergence of Scaling in Random Networks, Science 286, 509(1999).  [9] S. Fortunato, Community detection in graph, Phys. Rep. 486, 75 (2010).  [10]A. Zeng, S. Gualdi, M. Medo and Y.-C. Zhang, Trend prediction in temporal bipartite networks: the case of Movielens, Netflix, and Digg, Advs. Complex Syst. 16, 1350024 (2013).  [11] A. Zeng, S. Gualdi, M. Medo and Y.-C. Zhang, Trend prediction in temporal bipartite networks: the case of Movielens, Netflix, and Digg, Advs. Complex Syst. 16, 1350024 (2013).  [12] Q.-M. Zhang, A. Zeng and M.-S. Shang, Extracting the information backbone in online systems, PLoS One 8(5), e62624 (2013).  [13] L. Lu and T. Zhou, Link Prediction in Complex Networks: A Survey, Physica A 390, 1150 (2011).  [14] A.-L.Barabási,R.Albert,Emergenceofscalinginrandomnetworks,Science286(5439)(1999)509–512.  [15]K.-I. Goh, A.-L. Barabási, Burstiness and memory in complex systems, Europhys. Lett. 81 (4) (2008) 48002.  [16]Y. Borghol, S. Mitra, S. Ardon, N. Carlsson, D. Eager, A. Mahanti, Characterizing and modelling popularity of user-generated videos, Perform. Eval. 68(11) (2011) 1037–1055.  [17]Y.-H. Eom, S. Fortunato, Characterizing and modeling citation dynamics, PLoS One 6 (9) (2011) e24926  [18]S. Fortunato, A. Flammini, F. Menczer, Scale-free network growth by ranking, Phys. Rev. Lett. 96 (21) (2006) 218701.  [19] D. Goldberg, D. Nichols, B. M. Oki and D. Terry, Commun. ACM 35 (1992)61.  [20] J. B. Schafer, D. Frankowski, J. Herlocker and S. Sen, Lect. Notes Comput.Sc. 4321 (2007) 291.  [21] S. Maslov and Y.-C. Zhang, Phys. Rev. Lett. 87 (2001) 248701.  [22] Y.-C. Zhang, M. Blattner and Y.-K. Yu, Phys. Rev. Lett. 99 (2007) 154301.  [23] P. Laureti, L. Moret, Y.-C. Zhang and Y.-K. Yu, Europhys. Lett. 75 (2006)1006.  [24] J. Ren, T. Zhou and Y.-C. Zhang, Europhys. Lett. 82 (2008) 58007.  [25] T. Zhou, Z. Kuscsik, J.-G. Liu, M. Medo, J.R. Wakeling and Y.-C. Zhang,Proc. Natl. Acad. Sci. 107 (2010) 4511. |
| 指导教师签字：  年 月 日 |

**硕士学位论文开题论证报告**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 报告人姓 | 沈婧 | 年级 | 2015级 | 专业 | 计算机科学与技术 |
| 论文题目 | 在线用户行为机理分析及其应用 | | | | |
| 指导教师意见：  指导教师（签名）：  年 月 日 | | | | | |
| 评审小组意见：  评审小组负责人（签名）：  年 月 日 | | | | | |
| 评审结果： | | | | | |
| 学院审批意见：  院负责人（签名）：  （公章）  年 月 日 | | | | | |

**硕士学位论文工作计划表**

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 姓名 | | | 沈婧 | 开题报告日期 | 2017.06.15 | |
| 论文题目 | | | 在线系统中含时网络的信息挖掘 | | | |
| 学  位  论  文  工  作  进  度 | 序号 | 工 作 项 目 | | | | 起止时间 |
| 1 | 论文工作全过程 | | | | 2017.04-2018.04 |
| 2 | \* 调研及调研地点：  \* 文献资料综合分析 | | | | 深圳大学  2017.03-2017.05 |
| 3 | 在学科组做选题报告 | | | | 2017.06.13 |
| 4 | 实验准备、阅读文献、设计算法 | | | | 2017.05-2014.08 |
| 5 | 实验 | | | | 2017.08-2017.12 |
| 6 | 向导师、学科组作阶段性研究成果汇报 | | | | 2017.12 |
| 7 | 撰写学位论文 | | | | 2018.02-2018.04 |
| 8 | 研究生在学科组汇报论文撰写情况；导师介绍研究生学习的全面情况和对毕业论文的意见。 | | | | 2018.04 |
| 9 | 论文完成，申请论文答辩 | | | | 2018.04 |
| 10 | 论文印刷，聘请评阅人评阅论文。 | | | | 2018.04 |
| 11 | 论文答辩 | | | | 2018.05 |
|  |  | | | |  |
| 经费来源及需要提供的条件  设备等 | |  | | | | |
| 备注 | |  | | | | |

备注：预计答辩二个月前提交学位论文，申请学位论文答辩。学位论文答辩一般安排在5月份进行。