基于相似度传播的二分网络链接预测

姚飞亚[1] 陈 崚[2]
(扬州大学信息工程学院 扬州 225009)[1] (南京大学软件新技术国家重点实验室 南京 210093)[2]

摘 要 链接预测是复杂网络分析中的重要研究问题。提出了一个基于链接相似度传播的二部图链路预测算法。该算法将链接相似度得分通过随机游走在网络中进行传播和更新。在该算法中,网络里的每一条边都被分配一个基于相似度的传播概率。不同部分的节点之间的链接相似性得分根据它们的边的传播概率来传播。在不同大小的真实社交网络上的实验结果证明,该算法可以取得比其他算法更精确的预测结果。

关键词 二分网络,链接预测,随机游走,相似度
中图法分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.4.017

Similarity Propagation Based Link Prediction in Bipartite Networks

YAO Fei-ya[1] CHEN Ling[2]
(College of Information Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225009, China)[1]
(State Key Lab of Novel Software Tech, Nanjing University, Nanjing 210093, China)[2]

Abstract Link prediction is an important issue in the study of complex analysis. We presented a similarity propagation based link prediction in bipartite networks. The algorithm propagates and updates the link similarity scores by a random walk in the network. In the algorithm, each link in the network is assigned a similarity based on the transmission probability. The link similarity scores between different parts of the nodes are propagated via the links according to their transmission probability. The experimental results on real social networks of varying sizes show that our algorithm can achieve higher quality prediction results than other methods.

Keywords Bipartite network, Link prediction, Random walk, Similarity

1 引言

自然界的物质系统和人类社会的各种关系都可以抽象为复杂的网络,如生物学中的基因网络、商业中的顾客-商品网络、社会学中的人际关系网络等。一个复杂网络系统可以建模为图,图上的每一个节点代表一个对象,节点之间的连边则表示这些对象之间的关系。

链接预测是复杂网络分析中非常重要的任务。链接预测可以从网络已观测到的链接里发现隐藏的链接,并且还可以用现有的网络结构预测未来将会产生的链接。链接预测有很多实际应用价值,包括预测个体之间关系(如朋友关系或合作关系),也可以预测他们将来可能发生的联系(如通信或合作)。在社会安全网络里,链接预测可以被用来辨别隐藏的恐怖分子或罪犯群体[1];而在人类行为的网络里,链接预测被用来发现并分类人的各种行为和动作[2]。除了社会网络,链接预测在其它领域也有很多应用,如在传感器网络里,链接预测被用来探索实体之间关系的动态变化[3],以确保信息安全传送[4]和实现路径最优[5]。

二分网络是复杂网络中的一种重要的特殊形式。如图1所示,一个二分网络由两部分不同类型的顶点构成,同一类型部分的顶点之间不相连,只有在不同类型部分的顶点之间才有可能链接。现实世界中的许多网络都呈现出自然的二分结构,例如科学家-论文合作网[6,7]、演员-电影合作网[1,8]、投资者-公司股份网[9,10]、疾病-基因网络[11]、俱乐部成员-活动网络[12]、观众-歌曲网络[13]、在P2P系统中计算机终端数据网络[14]等。

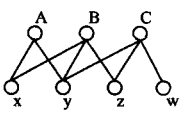

图1 二分网络

近些年,许多学者提出了多种复杂网络链接预测的方法。许多方法是基于网络拓扑结构分析的,如Purnamrita等人[15]提出的基于时间序列的非参数链接预测方法,该算法根据顶点的属性和这些顶点的局部邻居节点进行链接预测;Murata等人[16]探究了链接预测和图的拓扑之间的关联,并提出了基于边加权的社会网络链接预测方法;Kim等人[17]提出了基于

到稿日期:2015-03-19 返修日期:2015-08-03 本文受国家自然科学基金(61379066,61070047,61379064,61472344),国家973项目(2012CB316003),江苏省自然科学基金(BK20130452,BK2012672,BK2012128,BK20140492,BK2010318,BK201010134),江苏省教育部门自然科学基金(12KJB520019,13KJB520026,09KJB20013),江苏省研究生培养创新工程项目(CXZZ13_0172)资助。

姚飞亚(1990-),男,硕士生,主要研究方向为数据挖掘、人工智能;陈 崚(1967-),男,教授,主要研究方向为数据挖掘、并行与分布式处理、人工智能。

节点中心性的方法预测未来网络拓扑结构，这种方法可以鉴别出未来哪些顶点是重要的。

有一些网络链接预测方法使用了机器学习的策略。例如，Pujari 等人[18]运用一种有监督的排名聚合方法来对复杂网络进行链接预测；Vu 等人[19]介绍了一种连续时间序列的回归模型方法，这种方法融合了依赖于时间的网络分析方法和随时间变化的回归系数；Bringmann 等人[20]提出了一种基于关联规则和频繁模式挖掘的链接预测方法；O'Madadhain 等人[21]提出了基于事件的实时网络中的链接预测方法，这种方法使用数据挖掘和机器学习技术，可以预测未来个体在社会活动中的参与度。

还有一些链接预测方法是基于概率模型的。例如，Hanneke 等人[22]提出了一种家族统计模型法，这种方法是对指数随机图模型的扩展；Liu 等人[23]在考虑了时间衰减和转移延迟后，提出了用于用户-实体网络的链接预测方法；Gao 等人[24]设计了一种预测模型，该模型以时间为依据，利用网络中的多种信息资源获取链接出现的可能性；为了提高链接预测的准确性，Potgieter 等人[25]提出了基于贝叶斯网络的链接预测方法，该方法依据动态网络的时间趋势建模；Hu 等人[26]提出了一种概率模型方法来检测人类在社交活动中的行为，该方法使用受限的遗传算法优化模型来标记人类的社会活动；Zhu 等人[27]提出了基于马尔科夫链模型的方法对万维网进行预测，在该方法中，算法使用了压缩的转移概率矩阵对有相似转移行为的网页进行聚类，同时，为了在链接预测中得到高效的概率计算结果，算法还将转移矩阵压缩至最优的规模，当然，这种概率模型要求事先定义网络的链接分布，然而这对于一个既定的实时网络来说是很困难的。

近年来，也有人提出了一些专门针对二分网络链接预测的方法[28-32]。其中，有一些是基于机器学习的方法，例如 Yang-Jui Chang[28]等人将监督学习的方法用于对 Wikipedia 网络的潜在链接的预测。Benchettara N. 等人[29]提出了一种新的度量标准来衡量二分网络中顶点对之间拓扑结构的相似度，以此来预测链接出现的可能性。他们的方法将二分网络中的链接预测看成是二类的分类问题，采用监督学习的方法来训练预测模型。然而，这类基于机器学习的方法通常需要事先知道网络的一些拓扑特征，这往往是很困难的。Shuang Xia 等人[30]利用二部社会网络中"结构洞"的概念，提出了一种二部网络链接预测方法。Xin Li 等人[31]提出了基于图核的二部网络链接预测方法。Kunegis 等人[32]利用图核的谱变换中的奇次项，将图核扩展到二部图上进行链接预测。但是，对图核的谱变换需要大量的计算时间。

本文提出了一个新的基于二部图的链路预测算法。该算法使用了随机游走策略将顶点对之间的链接相似度得分在网络中传播和更新。在该算法中，网络里的每一条边都被分配一个对应顶点属性的相似度的传播概率。不同部分的节点之间的链接相似性得分是根据它们的边的传输概率来传播的。在多个真实社交网络上的实验结果证明，该算法可以取得比其他算法更精确的预测结果。

2 问题的定义

二分网络可以用一个二部图 $G=(V,E)$ 来表示，这里 $V=V^X \cup V^Y$，V^X 和 V^Y 分别表示 G 的两部分顶点的集合，E 为 G 的边的集合。同一个集合 V^X (V^Y) 里的顶点之间没有连边，也就是说，对于每一条边 $(v_i^X, v_j^Y) \in E$，都有 $v_i^X \in V^X$，$v_j^Y \in V^Y$。假设集合 V^X 有 n 个顶点，集合 V^Y 有 m 个顶点，则图 G 的邻接矩阵可以表示为如下的反对角块的形式：

$$A=\begin{bmatrix} 0_{n\times n} & A_{n\times m} \\ A_{m\times n}^{\mathrm{T}} & 0_{m\times m} \end{bmatrix} \tag{1}$$

这里，$0_{n\times n}$ 和 $0_{m\times m}$ 分别是 $n\times n$ 阶和 $m\times m$ 阶的全 0 矩阵，$A_{n\times m}$ 和 $A_{m\times n}^{\mathrm{T}}$ 分别是 $n\times m$ 和 $m\times n$ 的非零矩阵。由于邻接矩阵 A 是对称的，可以用其子矩阵 $A_{n\times m}$ 来表示二部图 G，$A_{n\times m}$ 的每一行代表集合 V^X 里的一个顶点，每一列代表集合 V^Y 里的一个顶点。

给定一个二分网络的无向二分图 $G=(V^X,V^Y,E)$，预测集合 V^X 和集合 V^Y 的顶点之间隐藏的链接或未来将会出现的链接。本文的基本思想是使用相似度得分来衡量每个顶点对 (x,y) 之间出现链接的概率，相似度更高的顶点对之间存在链接的可能性比较大。本文方法使用了基于 SimRank 的相似度得分。

SimRank[33]是一个基于简单图模型的通用有效的相似性度量。用 SimRank 计算相似度最直观的基本思想是：如果两个物体和相似的物体相关联，那么它们就是相似的。假设用 $s(a,b)\in[0,1]$ 来表示两个物体 a 和 b 之间的相似度，对于单部图 $G=(V,E)$ 而言，$s(a,b)$ 可以用如下的递归方程来定义：

$$s(a,b)=\begin{cases} 1, & a=b \\ \dfrac{c}{|\Gamma(a)|\cdot|\Gamma(b)|}\sum\limits_{x\in\Gamma(a)}\sum\limits_{y\in\Gamma(b)}s(x,y), & a\neq b \end{cases} \tag{2}$$

这里，c 是一个 0 到 1 之间的常数，$\Gamma(a)=\{c|(a,c)\in E\}$ 表示顶点 a 的邻居顶点的集合。如果顶点 a 或 b 没有邻居，则设 $s(a,b)=0$，所以当 $\Gamma(a)$ 为空集或 $\Gamma(b)$ 为空集时，将式(2)里的和定义为 0。SimRank 也可以被解释为随机游走的过程，也就是说 $s(a,b)$ 衡量了分别从顶点 a 和 b 出发的随机游走的粒子需要多久才能在某个顶点相遇。这种 SimRank 的定义是用于单分网络的，并且已经被当作单分网络上链接预测的相似度的一种衡量指标。在本文中，将 SimRank 的定义扩展到了二分网络的链接预测。

3 二分网络上的 SimRank 指标

将基本的 SimRank 式(2)扩展到由两种物体构成的二分结构域里。以图 2 所示的购物网络为例：设图中顶点 A 和 B 属于集合 V^X，代表两个顾客；顶点 x,y,w 和 z 属于集合 V^Y，代表商品。顾客 A 和 B 购买的物品集合分别为 $\{x,y,w\}$ 和 $\{y,w,z\}$。显然，顾客 A 和 B 是相似的，因为他们都买了商品 y 和 w。但此外，顾客 A 买了商品 x，顾客 B 买了商品 z。所以，对于顾客 A，一个好的推荐商品可能是 z，对于顾客 B 可能是 x。

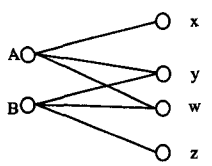

图 2 购物网络的二分图

在这样的二分网络里，商品的相似度和顾客的相似度是互相影响的。即如果顾客买了相似的商品，那么他们之间是相似的；商品如果被相似的顾客购买，那么它们之间也是相似的，将这种概念形式化成类似于式(2)的递归方程。设顾客 A

和 B 之间的相似度为 $S(A,B)$，商品之间的相似度用 $S(x,y)$ 表示。

由于任何事物都被认为最大限度地相似于它本身，因此其自身的相似度得分为 1。所以顾客相似度 $S(A,B)$和物品相似度 $S(x,y)$得分的初值分别为：

$$S(A,B)=\begin{cases}1, & A=B\\ 0, & A\neq B\end{cases}$$
$$S(x,y)=\begin{cases}1, & x=y\\ 0, & x\neq y\end{cases} \tag{3}$$

对于同类的不同节点 A 和 B，可以通过迭代的方法计算 $S(A,B)$的值。在每一次迭代过程中，每一个顶点对(A,B)的链接相似度都是由与 A,B 相连的顶点对来更新的。因此，计算 $S(A,B)$的迭代公式为：

$$S(A,B)=\frac{c_1}{|\Gamma(A)|\cdot|\Gamma(B)|}\sum_{x\in\Gamma(A)}\sum_{y\in\Gamma(B)}S(x,y) \tag{4}$$

类似地，计算 $S(x,y)$的迭代公式为：

$$S(x,y)=\frac{c_2}{|\Gamma(x)|\cdot|\Gamma(y)|}\sum_{A\in\Gamma(x)}\sum_{B\in\Gamma(y)}S(A,B) \tag{5}$$

其中，$\Gamma(A)=\{x|x\in V^Y,(A,x)\in E\}$，表示顶点 A 的邻居节点的集合，$|\Gamma(A)|$代表了顶点 A 的度。参数 c_1,c_2 都是常数，为衰减系数，表明了相似度在传递过程中的衰减程度。这种相似度传输和修改的操作将会交替迭代进行，直到相似度的值收敛为止。事实上，式(4)代表了顾客 A、B 所购买的商品的平均相似度，式(5)代表了购买商品 x,y 的顾客的平均相似度。以式(3)中定义的 $S(A,B)$和 $S(x,y)$的初值，交替用式(4)和式(5)更新 $S(A,B)$和 $S(x,y)$的值直到收敛。$S(A,B)$的输出就是集合 V^X 中的顶点 A 和 B 的相似度，$S(x,y)$的输出就是集合 V^Y 中顶点 x 和 y 的相似度。

4 基于相似度传播的二分网络链接预测

对于二分网络的链接预测，我们的目的是估算不同部分的顶点对之间的相似度。设顶点 $A\in V^X,x\in V^Y$，用 $Sim(A,x)$表示顶点 A 和 x 之间的相似度，并将其作为链接预测的结果评分值。按如下规则设置 $Sim(A,x)$的初值：如果在二分网络里，顶点 A 和 x 之间有连边，则令 $Sim(A,x)=1$，否则令 $Sim(A,x)=0$。即

$$S(A,x)=\begin{cases}1, & (A,x)\in E\\ 0, & (A,x)\notin E\end{cases} \tag{6}$$

对于所有没有直接连边的顶点对(A,x)，迭代更新 $Sim(A,x)$的值，利用式(7)迭代计算它们的相似度：

$$Sim(A,x)=\frac{c_3}{P_A\cdot P_x}\sum_{y\in\Gamma(A)}\sum_{B\in\Gamma(x)}S(A,B)\cdot S(x,y)\cdot Sim(B,y) \tag{7}$$

其中，$P_A=\sum_{B\in\Gamma(x)}S(A,B)$表示顶点 A 与在二分网络里与顶点 x 有直接连边的所有顶点的相似度的和；$P_x=\sum_{y\in\Gamma(A)}S(x,y)$则表示顶点 x 与顶点 A 的邻居的相似度的和；参数 c_3 为衰减系数，表明了相似度在传递过程中的衰减程度。

根据式(6)中定义的 $Sim(A,x)$的初值，用式(7)更新 $Sim(A,x)$的值直到收敛。最终 $Sim(A,x)$的值就是连边(A,x)出现的概率。

该方法也可以用随机游走的过程来解释。假设两个游走因子分别从顶点 A 和 x 出发，随机地在网络里游走，它们以传播概率 P_{By} 经过连边(B,y)，那么 $Sim(A,x)$衡量了这两个因子将经过多久在二分网络里的某个顶点相遇。

本文算法由两部分构成。首先，分别用式(4)和式(5)计算集合 V^X 和 V^Y 里所有顶点之间的相似度。然后，用式(7)计算集合 V^X 和 V^Y 之间的所有顶点对的相似度 $Sim(A,x)$，最终的 $Sim(A,x)$的值就是作为链接预测结果的相似度矩阵的一个元素。

综上所述，基于相似度传播的二分网络链接预测算法(Bipartite-Link-Prediction，BLP)如算法 1 所述。

算法 1 BLP (Bipartite-Link-Prediction)

```
输入：二部图 G=(V^X,V^Y,E)
输出：顶点之间的相似度评分矩阵 Sim∈R^{n×m}
Begin
(1)/*设置同类顶点相似度矩阵 S 的初值*/
  For every node pair (A,B) in V^X do
    按式(3)设置 S(A,B)的初值;
  End for;
  For every node pair (x,y) in V^Y do
    按式(3)设置 S(x,y)的初值;
  End for;
(2)/*计算 V^X 和 V^Y 里顶点之间的相似度*/
While not convergence do
  For every node pair (A,B) in V^X do
    按式(4)更新 S(A,B)的值;
  End for;
For every node pair (x,y) in V^Y do
    按式(5)更新 S(x,y)的值;
  End for;
End while;
(3)/*设置评分矩阵 Sim(A,x)的初值*/
  For every node A in V^X do
    For every node x in V^Y do
        按式(6)设置 Sim(A,x)的初值
      End for;
    End for ;
(4)/*迭代更新评分矩阵 Sim(A,x)的值*/
  While not convergence do
    For every node A in V^X do
      For every node x in V^Y do
        按式(7)更新 Sim(A,x)的初值
      End for;
  End for;
End while;
(5) 输出 Sim 中的元素，即为各边出现的评分;
End
```

5 实验结果及分析

5.1 评价标准

使用 AUC(area under the receiver operating characteristic curve)指标来衡量预测结果的精度。AUC 的主要思想可以理解为：随机选取一条测试边，其节点对的相似度比随机选取的未链接边的节点对相似度高的概率。在计算时，每次随机地从测试集中选择一条边，将该边的节点对的相似度和一条未链接边节点对的相似度进行比较，如果在 n 次独立的比较中，有 n_1 次测试集中边的节点对的相似度高于未链接边节点对的相似度，有 n_2 次相似度相同，则 AUC 的计算方法如式(8)所示：

$$AUC=\frac{n_1+0.5n_2}{n} \tag{8}$$

由式(8)可知,如果测试集中边的节点对相似度大于未链接边节点对的相似度,AUC 的值就加 1,相等就加 0.5。如果相似度产生是独立和同分布的,则一个随机图的 AUC 的值约为 0.5。因此,如果计算出的 AUC 的值超过 0.5,则表明该值比随机选择更加优越,最佳的 AUC 值为 1。

为了验证本文算法的效率以及准确率,用 Southern Women 和 Scotland 公司法人关系网络这两个数据集进行了实验,并对结果进行了分析。在实验中,用 Matlab 完成整个实验代码的编写过程,用 Pajek、Visio 等工具完成本文中图的绘制。

5.2 在 Southern Women 数据集上的测试

Southern Women 数据集是二分网络中被广泛用来测试的数据集,由 Davis 在 1930 年收集。该数据集是由 18 位女性和 14 个社会活动构成的,网络中有两类顶点,一类代表女性,另一类代表活动,只有当某位女性参加了某个社会活动时,网络中所对应的节点才会有链接,所以这是一个典型的二分网络。该数据集的网络结构如图 3 所示,先对该 18 个妇女和 14 个活动编号,1－18 表示 18 个妇女,19－32 表示 14 个活动。图中上方的 18 个点代表 18 位妇女,下方的 14 个点代表 14 个活动。图中的边表示女性参加了活动,边数为 89。该网络的主要拓扑特征指标如表 1 所列。

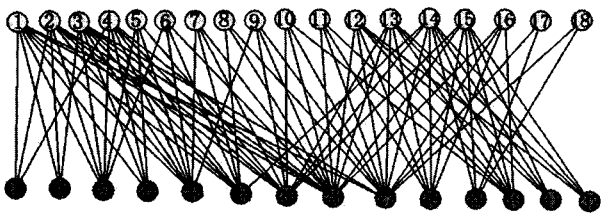

图 3 Southern Women 网络

表 1 Southern Women 的主要拓扑特征指标

女性节点数	社会活动数	训练集边数	测试集边数	未链接边数
18	14	79	10	163

在该数据集上采用本文算法进行了 10 次实验,每次随机抽取 10 条边作为测试集,剩下的 79 条边作为训练集。同时也对该数据集使用二部图上的基于四边形的共同邻居 CN[34] 和二部图上基于奇次项的 Katz 算法[35] 进行了测试。使用 AUC 作为评价标准比较了算法的精度,实验结果如表 2 所列。

表 2 Southern Women 数据集上的 AUC 值比较

实验序号	BLP 算法	CN 算法	Katz 算法
1	0.9103	0.8623	0.9017
2	0.9068	0.8837	0.8947
3	0.9072	0.8951	0.9024
4	0.9252	0.9013	0.9135
5	0.9365	0.9307	0.9236
6	0.9287	0.8719	0.9396
7	0.9274	0.8933	0.9071
8	0.9159	0.8976	0.9007
9	0.9337	0.9077	0.9351
10	0.9174	0.8959	0.9014

由表 2 可知,本文算法 BLP 在 10 次实验中的 AUC 值均大于 CN 算法,8 次大于 Katz 算法,说明本文算法能够取得比其它算法更好的预测结果。

5.3 在 Scotland 公司法人关系数据集上的测试

本文采用 20 世纪初苏格兰连锁企业的数据集 Scotland 进行测试。Scotland 数据集是由苏格兰早期的 136 位股东和 108 家公司构成的,每一位股东可能在不同的公司任职,每一家公司也可能有不同的股东。这样股东和公司之间就形成了一个二分网络。但该数据集与 Southern Women 数据集有所不同,该数据集的图是非连通图,有许多离群点,如图 4 所示。因此首先抽取了该网络的最大连通子图(见图 5),在该数据集的最大连通子图上进行实验。

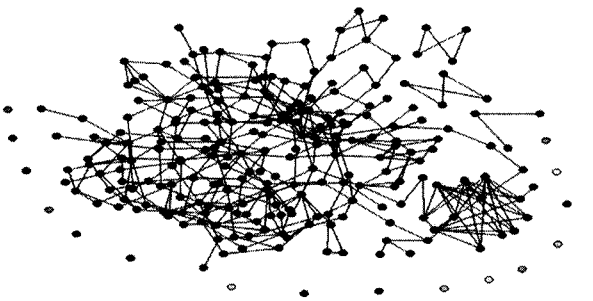

图 4 Scotland 网络

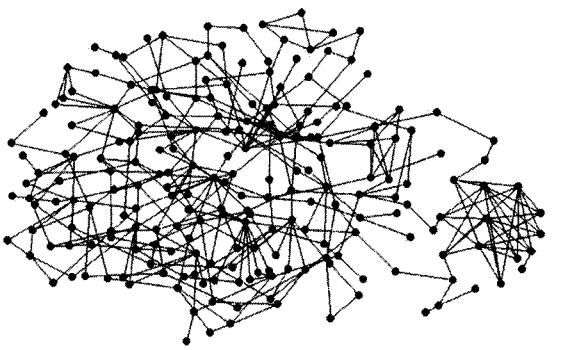

图 5 Scotland 的最大连通子图

在该数据集上采用本文算法进行了 10 次实验,每次实验随机抽取 10 条边作为测试集,剩下的边作为训练集。同时也对该数据集使用 CN 和 Katz 算法进行测试。使用 AUC 作为评价标准比较了算法的精度,实验结果如表 3 所列。

表 3 Scotland 最大连通子图上的 AUC 值比较

实验序号	BLP 算法	CN 算法	Katz 算法
1	0.9019	0.8709	0.8739
2	0.8835	0.8915	0.9013
3	0.8675	0.8729	0.9014
4	0.8703	0.8647	0.8793
5	0.8851	0.8679	0.8791
6	0.8879	0.8695	0.8779
7	0.9036	0.8731	0.8835
8	0.8868	0.8774	0.8817
9	0.9127	0.8726	0.9075
10	0.9205	0.9007	0.9194

由表 3 可知,本文算法 BLP 在 10 次实验中的 AUC 值有 8 次大于 CN 算法,有 7 次大于 Katz 算法,说明本文算法能够取得比其它算法更好的预测结果。

在上述的绝大多数实验中,本文算法 BLP 的 AUC 值大于 CN 算法和 Katz 算法,但也有少数实验中 AUC 值略低于 CN 算法或 Katz 算法,其原因是抽样的随机性。不同的链接预测算法适合于不同拓扑特征的网络。本文算法 BLP 是基

于二部图随机游走的，因此对于社区结构明显的网络较为适用。如果选择的训练集构成的网络的社区结构不明显，预测结果会有降低。

结束语 本文提出了一种新的基于二分网络的链路预测算法。该算法利用随机游走的方法将链接的相似度得分在网络中传送。网络里的每一条边都被分配一个传播概率，边的节点之间的链接相似性得分就是根据这个传播概率来传播的。通过在几个经典的社交网络上的实验表明，本文所提出的算法能够有效地提高链接预测结果的精度。

参 考 文 献

[1] LvL Y, Zhou T. Link prediction in complex networks: A survey [J]. Physica A, 2011, 390: 1150-1170

[2] Ahmed H S, Faouzi B M, Caelen J. Detection and classification of the behavior of people in an intelligent building by camera [J]. International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems, 2013, 6(4): 1317-1342

[3] Yang L T, Wang S, Jiang H. Cyclic Temporal Network Density and its impact on Information Diffusion for Delay Tolerant Networks[J]. International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems, 2011, 4(1): 35-52

[4] Liu Z H, Ma J F, Zeng Y. Secrecy transfer for sensor networks: from random graphs to secure random geometric graphs[J]. International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems, 2013, 6(1): 77-94

[5] Jia X, Xin F, Chuan W R. Adaptive spray routing for opportunistic networks[J]. International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems, 2013, 6(1): 95-119

[6] Newman M E J. Scientific collaboration networks. I. network construction and fundamental results [J]. Physical Review E, 2001, 64: 016131

[7] Newman M E J. Scientific collaboration networks. II. Shortest paths, weighted networks, and centrality [J]. Physical Review E, 2001, 64: 132-158

[8] Liu Ai-fen, Fu Chun-hua, Zhang Zeng-ping, et al. An Empirical Statistical Investigation on Chinese Mainland Movie Network [J]. Complex Systems and Complexity Science, 2007, 4(3): 10-16

[9] Robins G, Alexander M. Small worlds among interlocking directors: network structure and distance in bipartite graphs [J]. Computational & Mathematical organization Theory, 2004, 10: 69-94

[10] Battiston S, Catanzaro M. Statistical properties of corporate board and director networks [J]. European Physics Journal B, 2004, 38: 345-352

[11] Chen Wen-qin, Lu Jun-an, Liang Jia. Research in Disease-Gene Network Based on Bipartite Network Projection[J]. Complex Systems and Complexity Science, 2009, 6(1): 13-19

[12] Ergun G. Human sexual contact network as a bipartite graph [J]. Physica A, 2002, 308: 483-488

[13] Lambiotte R, Ausloos M. Uncovering collective listening habits and music genres in bipartite networks [J]. Physical Review E, 2005, 72: 066107

[14] Le Blond S, Guillaume J L, LatapyM. C lustering in P2P exchanges and consequences on performances [M]// Castro M, Renesse R. Peer- to-Peer Systems IV: Lecture Notes in Computer Science. Berlin: Heidelberg, 2005: 193-204

[15] Purnamrita S, Chakrabarti D, Jordan M. Nonparametric link prediction in dynamic networks[C]// ICML. 2012: 1206-6394

[16] Murata T, Moriyasu S. Link Prediction based on Structural Properties of Online Social Networks[J]. New Generation Computing, 2008, 26(3): 245-257

[17] Kim H, Tang J, Anderson R, et al. Centrality prediction in dynamic human contact networks[J]. Computer Networks, 2012, 56(3): 983-996

[18] Pujari M, Kanawati R. Supervised Rank Aggregation Approach for Link Prediction in Complex Networks [C] // WWW 2012 Companion. Lyon, France, 2012: 1189-1196

[19] Vu D Q, Asuncion A U, Hunter D R, et al. Continuous-time regression models for longitudinal networks, Advances in Neural Information Processing Systems 24 [C] // Proceedings of the 25th Annual Conference on Neural Information Processing Systems. 2011: 1-9

[20] Bringmann B, Berlingerio M, Bonchi F, et al. Learning and Predicting the Evolution of Social Networks[J]. IEEE Intelligent Systems, 2010, 25(4): 26-34

[21] O'Madadhain J, Hutchins J, Smyth P. Prediction and ranking algorithms for event-based network data[C] // Proceeding of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. 2005: 23-30

[22] Hanneke S, Fu W J, Xing E P. Discrete temporal models of social Networks[J]. Electronic Journal of Statistics, 2010, 4: 585-605

[23] Liu Ji, Denga G. Link prediction in a user_object network based on time-weighted resource allocation[J]. Physica A, 2009, 388: 3643-3650

[24] Gao S, Denoyer L, Gallinari P. Temporal Link Prediction by Integrating Content and Structure Information [C] // Glasgow, CIKM'11. Scotland, UK, 2011: 1169-1174

[25] Potgieter A, April K, Cooke R, et al. Temporality in link prediction: Understanding social complexity[J]. Journal of Transactions on Engineering Management, 2006, 11(1): 83-96

[26] Hu F Y, Wong H S. Labelling of Human Motion Based on CB-GA and Probabilistic Model[J]. International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems, 2013(2): 583-609

[27] Zhu Jian-han, Hong Jun, Hughes J G. Using Markov Chains for Link prediction in Adaptive Web Sites[C] // Soft-Ware 2002: Computing in an Imperfect World, LNCS. Vol. 2311, April, 2002: 60-73

[28] Chang Yang-jui, Kao Hung-yu. Link Prediction in a Bipartite Network Using Wikipedia Revision Information[C] // Proceedings of the 2012 Conference on Technologies and Applications of Artificial Intelligence (TAAI). 2012: 50-55

[29] Benchettara N, Kanawati R, Rouveirol C. Supervised Machine Learning Applied to Link Prediction in Bipartite Social Networks[C] // Proceedings of 2010 International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM). 2010: 326-330

[30] Xia Shuang, Dai Bing-tian, Lim Ee-peng, et al. Link Prediction for Bipartite Social Networks: The Role of Structural Holes[C] // Proceedings of 2012 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM). 2012: 153-157

[31] Li Xin, Chen Hsin-chun. Recommendation as link prediction in

bipartite graphs: A graph kernel-based machine learning approach[J]. Decision Support Systems, 2013, 54(2): 880-890

[32] Kunegis J, De Luca E W, Albayrak S. The Link Prediction Problem in Bipartite Networks[M]// Hullermeier E, Kruse R, Hoffmann F, eds. Computeational Intelligence for Knowledge-Based Systems Design: Lecture Notes in Computer Science. 2010: 380-389

[33] Jeh G, Widom J. SimRank: a measure of structural-context similarity[C]// Proceedings of the Eighth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'02). ACM Press, 2002: 538-543

[34] Lind P G, Gonzalez M C, Hermann H J. Cycles and clustering in bipartite networks[J]. Physical Review E, 2005, 72(5): 168-191

[35] Kunegis J, De Luca E W, Albayrak S. The link prediction problems in bipartite networks[J]. Computational Intelligence for Knowledge-Based System Design, 2010, 6178: 380-389

(上接第 80 页)

中各个网络域的资源。

(2)本文模型提高了网络整体长期收益的同时，也提高了移动服务的服务质量。理论分析和实验证明了异构无线网络资源统一分配优化模型的整体收益和服务质量性能均优于资源完全共享算法。

(3)本文模型动态适应网络环境，当环境发生变化时能获得最优化决策资源管理方案。

但同时需要指出，多网间资源优化管理方法还存在一些缺点和局限，进一步需要基于一个协作网络体系，研究协作性生成根源和规律，建立协作性与系统行为扩散模型和评价方法。针对异构网络协议模型，研究异构网络中协作的存在，验证协作行为扩散的规律。针对集中式和分布式网络体系架构，研究协作性扩散的方法的评价体系，论证评估结果。

参 考 文 献

[1] Kandaraj P, Adlen K, Cesar V. Resource management in mobile heterogeneous networks: state of the art and challenges[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008, 9(11): 3324-3329

[2] Wen Juan, Sheng Min, Zhang Yan. Traffic characteristics based dynamic radio resource management in heterogeneous wireless networks[J]. China Communications, 2014, 32(1): 1-12

[3] Si Peng-bo, Zhang Qian, Zhang Yan-hua. QoS-aware dynamic resource management in heterogeneous mobile cloud computing networks[J]. China Communications, 2014, 32(5): 144-152

[4] Tian Lin, Zhai Guo-wei, Huang Liang. Research on key technologies of heterogeneous wireless network resource management based on centralized radio access network architecture[J]. Telecommunications Science, 2013, 42(6): 25-33(in Chinese)
田霖，翟国伟，黄亮. 基于集中式接入网架构的异构无线网络资源管理技术研究[J]. 电信科学，2013，42(6)：25-33

[5] Yan Ji-lei, Li Jian-dong, Zhao Lin-jing. Joint bandwidth and power allocation algorithm in cognitive radio network with consideration of utility and fairness[J]. Journal on Communication, 2013, 34(10): 56-64(in Chinese)
闫继垒，李建东，赵林靖. 认知无线网络中兼顾效用与公平的联合带宽和功率分配算法[J]. 通信学报，2013，34(10)：56-64

[6] Hu Ying, Huang Yong-ming, Yu Fei. Energy-efficient optimization based user schedule and resource allocation algorithm[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2012, 34(8): 1950-1956(in Chinese)
胡莹，黄永明，俞菲. 基于能效优化的用户调度与资源分配算法[J]. 电子与信息学报，2012，34(8)：1950-1956

[7] Chen Geng, Xia Wei-wei, Shen Lian-feng. Adaptive bandwidth allocation algorithm based on the multi-threshold reservation mechanism[J]. Journal on Communication, 2014, 35(12): 78-88(in Chinese)
陈赓，夏玮玮，沈连丰. 基于多门限预留机制的自适应带宽分配算法[J]. 通信学报，2014，35(12)：78-88

[8] Puterman M L. Markov Decision Process: Discrete Stochastic Dynamic Programming[M]. New York: Wiley, 2005

[9] Carvalho G H S, Woun-gang I, et al. A semi-Markov decision process-based joint call admission of RAT cell reselection in next generation wireless networks[J]. Computer Networks, 2013, 57(17): 3545-3562

[10] Niu Z S. TANGO: Traffic-aware network planning and green operation[J]. IEEE Wireless Communications, 2011, 18(5): 25-29

[11] Wen Juan, Sheng Min, Zhang Yan. Traffic characteristics based dynamic radio resource management in heterogeneous wireless networks[J]. Communications of China, 2014, 11(1): 1-11

[12] Cai L X, Liu Yong-kang, Luan T H. Sustainability Analysis and Resource Management for Wireless Mesh Networks with Renewable Energy Supplies[J]. Selected Areas in Communications, 2014, 32(2): 345-355

[13] Xia Wei-wei, Shen Lian-feng, Wang Pei. A load-based joint call admission control scheme in heterogeneous wireless networks and performance analysis[C]// Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). 2014: 23-25

[14] George J J, Abdallan N M. Bandwidth adaptation for joint call admission control to support QoS in heterogeneous networks [C]// International Conference on Computing, Electrical and Electronics Engineering (ICCEEE). 2013: 26-28

[15] Kaur S, Selvamuthu D. Adaptive joint call admission control scheme in LTE-UMTS networks[C]// IEEE International Conference on Communication, Networks and Satellite (COMNETSAT). 2014: 4-5

[16] Yang Zheng, Qi Bing, Sheng Jie. A Novel Joint Call Admission Control Algorithm Based on Dynamic Bandwidth Allocation for Heterogeneous Wireless Networks[C]// Wireless Communications, Networking and Mobile Computing (WiCOM). 2012: 21-23

[17] Carvalho G H, Woungalg I, Anpalagan A. A joint call admission control-based approach for initial RAT selection in HetNets[C]// Computer Information and Telecommunication Systems (CITS). 2013: 7-8

[18] Castellanos-Lopez S L, Cruz-Perez F A, Rivero-Angeles M E. Simplified joint call and packet level tele-traffic analysis of CAC strategies for VoIP traffic in wireless networks[C]// Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). 2012: 2905-2910

[19] Castellanos-Lopez S L, Cruz-Perez F A, Rivero-Angeles M E. Joint Connection Level and Packet Level Analysis of Cognitive Radio Networks with VoIP Traffic[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2014, 32(3): 601-614