

基于综合散列度的拓扑探测源选取方法

杨 旭 邱 茵 朱俊虎 王清贤

(数学工程与先进计算国家重点实验室 郑州 450001)

摘 要 在对非授权目标网络进行拓扑发现时,探测源的选取直接决定拓扑发现的效果,当探测源数量一定时,恰当地从备选探测源集合选取探测源组合可以使得拓扑发现的范围大大增加。针对该问题设计了一种描述探测源组合整体逻辑距离的指标——探测源综合散列度,并利用实验证明综合散列度较大的探测源组合倾向于发现更大范围的拓扑结构;提出了最大综合散列度选取法,即从备选探测源集合选取综合散列度最大的探测源组合进行拓扑探测。随后,对常被运用于电力网规划的混合遗传模拟退火算法进行定制处理,用于更准确地选取综合散列度最大的探测源组合。通过实验,证明了与 SDIS 选取法、低连接度选取法和随机选取法相比,最大综合散列度选取法选取得到的探测源可以发现更多的路由接口和路由链接。

关键词 网络拓扑发现,探测源,逻辑距离,综合散列度,锚点集,混合遗传模拟退火算法

中图分类号 TP393.0 文献标识码 A

Method for Probing Sources Selection Based on General Dispersity of Sources in Network Topology Discovery

YANG Xu QIU Han ZHU Jun-hu WANG Qing-xian

(State Key Laboratory of Mathematic Engineering and Advanced Computing, Zhengzhou 450001, China)

Abstract Due to the significant effect on the discovery result, probing sources selection plays a vital role in unauthorized target network topology discovery. Thus, properly selecting a fixed number of probing sources would dramatically increase the coverage of discovered network. For this, a novel indicator, GDS (General Dispersity of Sources), depicting the logic distance of a set of probing sources was designed. Meanwhile, experiment shows that probing source set with a larger GDS tends to get a wider topology coverage. Subsequently, maximum GDS selection which represents screening the probing source set with maximum GDS out of the whole probing source collection was proposed. Moreover, the HG-SAA (Hybrid Genetic Simulated Annealing Algorithm) often used in the field of power grid formulation was tailored to accurately screen out the probing source set with maximum GDS. On the basis of experiments, it is demonstrated the probing source set selected by the method based on maximum GDS selection results in more router interfaces and links compared with the ones of SDIS selection, low degree selection and random selection.

Keywords Network topology discovery, Probing source, Logic distance, General dispersity of sources, Anchor point set, Hybrid genetic simulated annealing algorithm

1 引言

目前,非授权目标网络拓扑探测运用最广泛的是 *tracert* 模式探测,即探测者控制有限的探测源,对大量探测目的点进行与 *tracert* 原理类似的网络拓扑探测,其被运用于诸多著名的网络拓扑发现系统^[1-4]。对于 *tracert* 模式探测来说,在探测目的点固定的情况下,探测源集合的选取对最终拓扑发现的结果有决定性的影响^[5-7]。所以,在运用 *tracert* 模式探测进行拓扑发现时,如何选取固定数量的探测源使拓扑发现的范围更大是研究的重点。该问题可总结为:在探测目的点固定时,如果探测者拥有 n 个备选探测源,如何从中选取出 w 个探测源,使拓扑发现的路由接口和链接最大化。当目标网

络拓扑完全已知时,该问题本质上是一个 NP 完全问题,但实际中目标网络拓扑是完全未知的,所以该问题在实际中远远难于 NP 完全问题,基本无法直接解决。

现有研究大多采取将问题转化为选取满足某些可量化条件的探测源组合,从而将问题简化为解决 NP 完全问题,但均有合理性或可行性上的缺陷。

文献^[7]指出拓扑发现的路由接口和链接的范围与探测源的中介中心度 (Betweenness Centrality) 有关,并设想选择中介中心度较低的节点作为探测源和探测目的点将会增大拓扑发现的范围。由于目标区域拓扑结构未知,很难测定每个节点的中介中心度,因此提出选择低连接度的节点作为探测源和探测目的点以增大拓扑发现范围,但没有用任何实验来

本文受国家自然科学基金项目(61309007),国家 863 项目(2011AA01A103)资助。

杨 旭(1989—),男,硕士生,主要研究方向为网络拓扑、僵尸网络,E-mail:jszjyx@163.com;邱 茵(1980—),女,博士,讲师,主要研究方向为网络与信息安全;朱俊虎(1975—),男,副教授,硕士生导师,主要研究方向为网络与信息安全;王清贤(1960—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为信息安全、算法分析。

验证这种想法。

文献[8]提出一种迭代算法,基本思想是:每加入一个新探测源,要确保其探测出的拓扑结果与已探测结果的重复部分尽可能达到最小。作者同时也建模出多种拓扑图结构对该算法进行效果实验验证,而在实际的拓扑探测中需要所有的探测源对全部探测目的点进行 *tracert* 探测以得到进行探测源选择的基础数据,这种情况下,目标网络的拓扑结构已经完全被探测出,没有再选取探测源的意义。

文献[9]提出一种标定探测源两两之间逻辑距离的指标(SDIS)。该指标的构建原理较为简单,但用该指标刻画逻辑距离的效果一般,用该指标选取出的探测源拓扑发现增大的范围有限。

针对上述问题,本文提出了一种探测源综合散列度(GDS, General Dispersy of Sources)指标,并以最大化探测源组合的 GDS 为目标进行探测源选择,所选出的探测源组合的 GDS 最大即整体逻辑距离最远,从而使得到的拓扑发现范围最大化。同时,利用混合遗传模拟退火算法作为最大化综合散列度选取算法,以提高基于 GDS 的探测源组合选取的准确性。

2 探测源综合散列度

2.1 问题描述

假设 $S = \{s | s \text{ 是备选探测源}\}$, $|S| = n$; $P = \{p | p \text{ 是被选定的探测源}\}$, $|P| = w$; $D = \{d | d \text{ 是探测目的点}\}$, $|D| = m$; L 是锚点集, $L = \{l | l \text{ 是从 } D \text{ 中选出的作为参照点的探测目的点}\}$, $|L| = k$ 。从备选探测源集合 S 中选取 w 个探测源,使拓扑发现的范围尽量大,实质上可转化为选取探测源个数为 w 且整体逻辑距离最远的探测源组合,用 $LD(P)$ 表示任意探测源组合 P 的整体逻辑距离,要求得探测源组合 P^* ,对于任意 $P \in S$,使得 $LD(P^*) \geq LD(P)$,这样该问题就简化为 NP 完全问题。下面将给出探测源组合整体逻辑距离的量化指标(探测源综合散列度)的构建方式。

2.2 综合散列度指标构建

定义 1 用 $R(s, d)$ 表示探测源点 s 对探测目的点 d 进行 *tracert* 模式探测得到的路由接口集合。如图 1 所示, $R(s_1, d_1) = \{a, b, c, i, j, k\}$, $R(s_2, d_1) = \{e, f, g, h, i, j, k\}$ 。

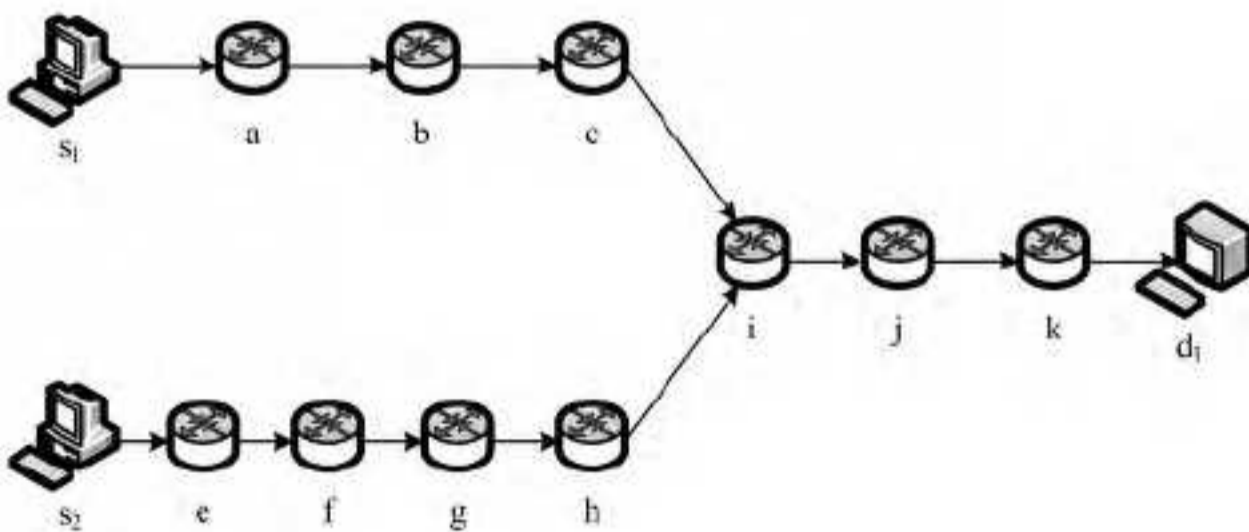


图 1 s_1, s_2 对 d_1 的探测结果

定义 2 利用 DIR (Discovered Interfaces Rate) 表示探测源 s_1, s_2 对锚点 d_1 进行 *tracert* 模式探测后发现的接口接口的比例。

$$DIR(s_1, s_2, d_1) = \frac{|R(s_1, d_1) \cup R(s_2, d_1)|}{|R(s_1, d_1)| + |R(s_2, d_1)|}$$

如图 1 所示, $|R(s_1, d_1)| = 6$, $|R(s_2, d_1)| = 7$, $DIR(s_1, s_2, d_1) = 10/13$ 。对于探测目的点 d_1 被替换为锚点集合 L 时, $DIR(s_1, s_2, L)$ 定义如下:

$$DIR(s_1, s_2, L) = \frac{\sum_{d \in L} DIR(s_1, s_2, d)}{k}$$

其中,锚点集 L 为探测目的点集合中随机选取的若干个探测目的点构成的集合,锚点集的选择依据将在下文中说明。

定义 3 用指标 MSD (Metric of Route Length) 表示 S 中任意两个探测源之间的标准化的距离。假设 S 中备选探测源两两之间最大路由跳数为 h_{max, s_1} 至 s_2 的路由跳数为 h_{12} , 则 $MSD(s_1, s_2) = h_{12} / h_{max}$ 。

定义 4 如图 2 所示,利用 DS (Dispersy of Sources) 表示两个探测源之间的散列度,间接代表两者之间的逻辑距离。

$$DS(s_1, s_2) = \frac{DIR(s_1, s_2, L) + MSD(s_1, s_2)}{2}$$

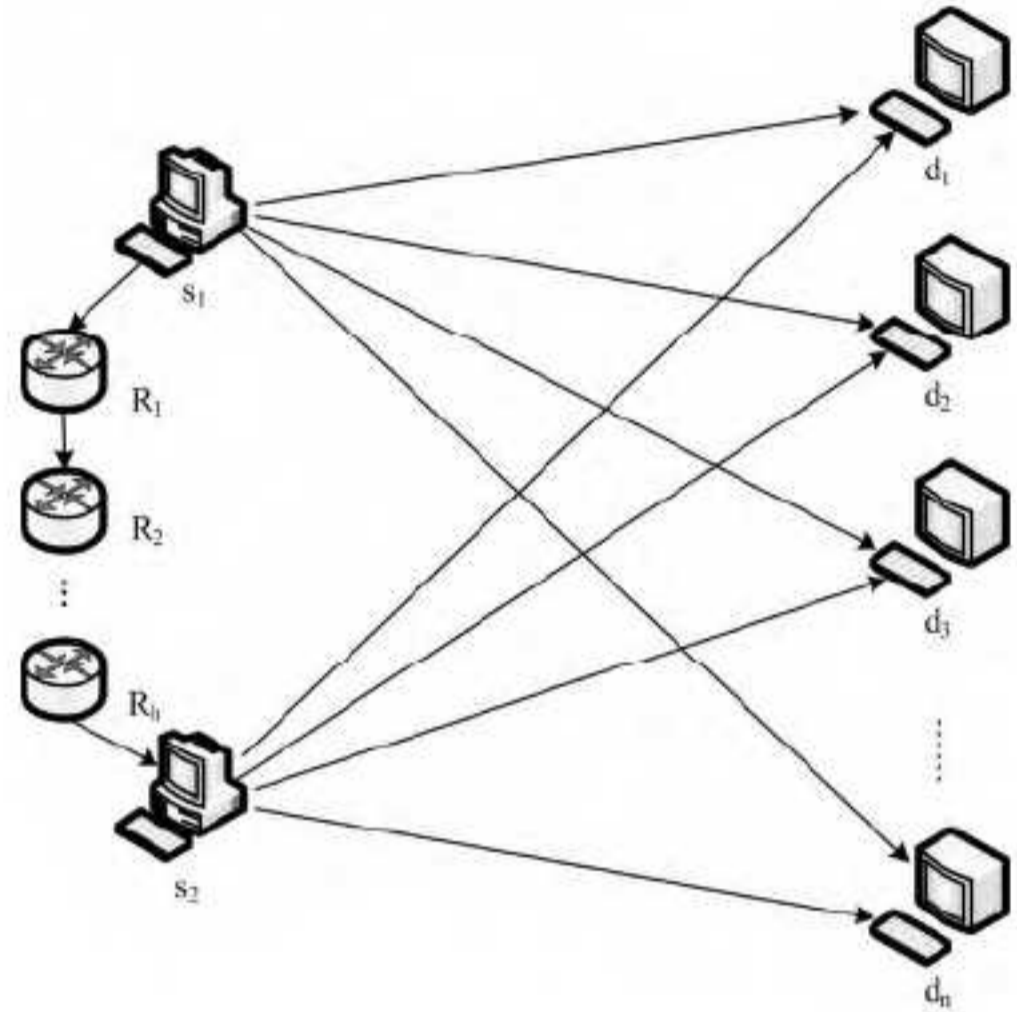


图 2 $DS(s_1, s_2)$ 构成

定义 5 选定的探测源点集合为 P , 数量为 w , 则将会得到 $w(w-1)/2$ 对探测源,所以对 P 的综合散列度 GDS (General Dispersy of Sources) 如下:

$$GDS(P) = \frac{\sum_{i=1}^{w-1} \sum_{j=i+1}^w DS(s_i, s_j)}{w(w-1)/2}$$

3 最大综合散列度选取算法

3.1 问题转化

根据上文中给出的探测源综合散列度定义,可以将选取最佳探测源集合的问题转换为选取最大综合散列度的探测源集合,也就是从 n 个备选探测源中选出综合散列度最大的 w 个探测源。形式化定义为:

求出 n 维向量 $E = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 的值,使得 $f(E) = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n GDS(s_i, s_j) x_i x_j$ 的值最大化,其中 $\sum_{i=1}^n x_i = w$, $x_i = \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases}$ ($i=1, 2, 3, \dots, n$)。

3.2 混合遗传模拟退火算法

解决上述 NP 完全问题的常见算法是贪心算法和模拟退火算法,贪心算法虽然思想简单、易于实现,但容易陷入局部最优,解值较差,而模拟退火算法则收敛速度较慢。混合遗传模拟退火算法被经常运用于解决电力网规划问题,其以遗传算法控制寻优方向,从而加快搜索进程,用模拟退火算法解决局部收敛问题,而且加快了后期的收敛速度。该算法有较高的效率,解值也更接近最优解[10,11]。适用于解决该问题的混合遗传模拟退火算法如下。

算法 1 HGSAA()

输入: 种群规模 M ;
 最大停滞代数 G ;
 初始温度 T_0 , 终止温度 T_f , 降温系数 r ;
 适应度函数 $fit(E)=f(E)$ (E 为种群个体);

输出: E^*

Begin

1. $gen=0$; // 设置代数
2. $T=T_0$; // 设置温度初始值
3. $P(gen)=Random()$; // 用随机选取法生成初始种群
4. $E^* = Max[P(gen)]$; // $Max[]$ 为选取种群中适应度最大的个体
5. while($T \leq T_f$) do
6. $P(gen) = Adjoin(P(gen))$; // 近邻算法生成初始种群
7. if($Max[P(gen)] > E^*$)
8. $E^* = Max[P(gen)]$;
9. endif
10. $tol=0$; // 设置停滞代数初始值为 0
11. while($tol < G$) do
12. $P_s(gen) \leftarrow selection[P(gen)]$; // 对种群进行选择操作
13. $P_c(gen) \leftarrow crossover[P_s(gen)]$; // 对种群进行交叉操作
14. $P_m(gen) \leftarrow mutation[P_c(gen)]$; // 对种群进行变异操作
15. if($Max[P_m(gen)] > Max[P(gen)]$)
16. $P(gen) = P_m(gen)$;
17. $tol=0$;
18. if($Max[P_m(gen)] > E^*$)
19. $E^* = Max[P_m(gen)]$;
20. endif
21. elseif($Max[P_m(gen)] \leq Max[P(gen)]$)
22. $tol++$;
23. if($Max[P(gen)] > E^*$)
24. $E^* = Max[P(gen)]$;
25. endif
26. endif
27. endwhile
28. $T = T * r$
29. endwhile

End

此处种群规模 M 表示生成的 n 维向量 E 的个数; 初始温度 T_0 、终止温度 T_f 、降温系数 r 决定了算法外循环次数, 可以根据结果精确程度来确定; 算法中有控制停滞代数的参数 tol , 当 $tol=G$ 即连续 G 次迭代得到的最优解没有改善时, 终止本退火温度下的进化过程, 以提高算法的搜索效率, 所以 G 的大小决定算法内循环次数。另外, 根据该问题中种群个体的编码方式, 特别定制了近邻算法函数 $Adjoin()$ 以及对种群的选择、交叉和变异操作。

其中, $Adjoin()$ 函数是利用模拟退火算法中近邻算法的思想, 将原种群中每个个体的任意一对相邻的 $0, 1$ 互换位置。例如, 将 $\{0, 1, 0, 1, 0, 1\}$ 变为 $\{1, 0, 0, 1, 0, 1\}$ 或 $\{0, 1, 1, 0, 0, 1\}$ 等。

选择操作是从当前种群中选择一些适应度较高的个体, 并将其复制到下一代种群中, 假设种群规模为 M , 选择操作的基本过程如下:

· 计算种群中每个个体在下一代种群中的期望生存数目:

$$E_i = \frac{M \cdot fit_i}{\sum_{i=1}^M fit_i} \quad (i=1, 2, \dots, M)$$

其中, fit_i 为对应个体的适应度。

· 用 E_i 的整数部分 $[E_i]$ 确定相应个体在下一代种群中的生存数目。其中 $[x]$ 表示不大于 x 的最大整数, 由此共可确定出下一代种群中的 $\sum_{i=1}^M [E_i]$ 个个体。

· 按照 E_i 的小数部分对个体进行降序排列, 取前 $M - \sum_{i=1}^M [E_i]$ 个个体加入下一代种群中。至此, 选择操作全部结束。

交叉操作是核心的基于操作, 其将两个父代个体的部分结构加以替换重组而生成新个体, 可以使种群信息充分组合, 扩大搜索范围, 降低陷入局部最优解的可能性。根据上文中介绍, 种群中每个个体染色体长度为 n , 其中数值为 1 的个数为 w , 为 0 的个数为 $n-w$ 。对种群的交叉操作如下:

· 将种群中的个体随机配对成 $M/2$ 对, 每对个体进行交叉操作, 并按 Metropolis 准则对交叉后的个体进行选择接纳。

· 设 $P_{si}(gen)$ 与 $P_{sj}(gen)$ 为配对的两个个体, 分别在两者中随机选出 $[w/3]$ 个 1 位和 0 位进行交换, 得到两个新个体 $P_{ci}(gen)$ 和 $P_{cj}(gen)$ 。

· 分别计算交叉前后个体的适应度: $fit(ci)$ 、 $fit(cj)$ 、 $fit(si)$ 和 $fit(sj)$, 根据如下两个公式的接受概率 p_i 和 p_j 来选择接纳 $P_{ci}(gen)$ 和 $P_{cj}(gen)$ 。

$$p_i = \begin{cases} 1, & fit(ci) \geq fit(si) \\ \exp\left(\frac{fit(ci) - fit(si)}{T}\right), & fit(ci) < fit(si) \end{cases}$$

$$p_j = \begin{cases} 1, & fit(cj) \geq fit(sj) \\ \exp\left(\frac{fit(cj) - fit(sj)}{T}\right), & fit(cj) < fit(sj) \end{cases}$$

变异操作的目的是提高局部随机搜索能力, 使解值加速向最优解收敛; 同时维持种群个体的多样性, 防止陷入局部最优解。其过程如下:

· 对种群中任意个体 $P_{ci}(gen)$ 随机选出 q 个 1 位和 0 位进行完全交换, 得到 $\sum_{i=1}^q (C_q^i)^2$, $q = [w/10]$ 个变异个体, 取 $P_{mi}(gen) = Max[\sum_{i=1}^q (C_q^i)^2]$ 。当 n 值较大时, 可适当减小 q 值。

· 分别计算出 $fit(ci)$ 和 $fit(mi)$, 根据如下公式的接受概率来选择接纳 $P_{mi}(gen)$ 。

$$p_i' = \begin{cases} 1, & fit(mi) \geq fit(ci) \\ \exp\left(\frac{fit(mi) - fit(ci)}{T}\right), & fit(mi) < fit(ci) \end{cases}$$

3.3 算法效果比较

为了验证混合遗传模拟退火算法的效果, 本文针对同一个数量为 200 的备选探测源集合, 分别运用混合遗传模拟退火算法、模拟退火算法和贪心算法进行基于最大综合散列度的探测源组合选取。图 3 给出了混合遗传模拟退火算法、模拟退火算法和贪心算法的选取结果。结果显示, 在相同条件下, 相较其他两种算法, 混合遗传模拟退火算法筛选出的最大综合散列度总是更接近真实最大值。

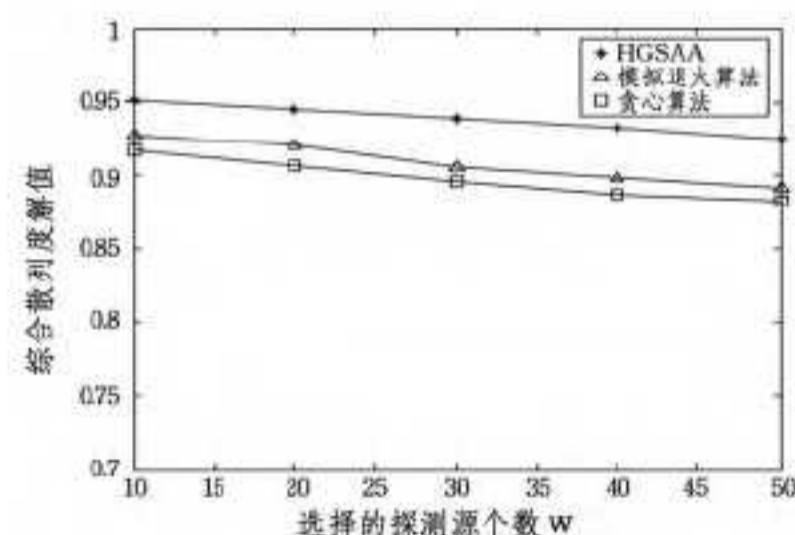


图 3 最大综合散列度选取效果比较

4 实验与分析

为了证实随机选择锚点集的可行性和综合散列度的有效性,基于 CAIDA 于 2013 年 7 月发布的互联网拓扑发现数据^[12]进行验证性实验。

4.1 锚点集选择依据

由定义 2 可知,锚点集中元素个数 k 直接影响得到 $DIR(s_1, s_2, L)$ 所需的 $tracert$ 的次数,如果 k 值过大,前期探测成本会很高。同时,为确保 $DIR(s_1, s_2, L)$ 的准确性, k 的取值需要有一定的要求。假定当 L 为全体探测目的点集合 D 时, $DIR(s_1, s_2, D)$ 的值为准确值。 $DIR(s_1, s_2, L)$ 与准确值的相对差值百分比 Δr 可表示为:

$$\Delta r = \frac{|DIR(s_1, s_2, D) - DIR(s_1, s_2, L)|}{DIR(s_1, s_2, D)} \times 100\%$$

当备选探测源为 200 个,探测目的点总数为 5000 时,随机选取出 100 个探测源,共得到 C_{100}^2 组不同的探测源对。随机选出 k 个探测目的点组成锚点集 L ,分别求出它们相应的 Δr 。

图 4 展示了 $DIR(s_1, s_2, L)$ 与准确值的相对差值百分比 Δr 随锚点数 k 增加的变化走势。很明显, Δr 随着 k 的增大而快速地收敛于 0,当 k 取探测目的点数的 0.5% 时, Δr 最大值已小于 4%, 平均值已小于 2%。由此可知,锚点数量 k 只需达到一个较小的值即可使 $DIR(s_1, s_2, L)$ 十分接近准确值,这就可以大大减少为得到 $DIR(s_1, s_2, L)$ 而进行的探测次数。

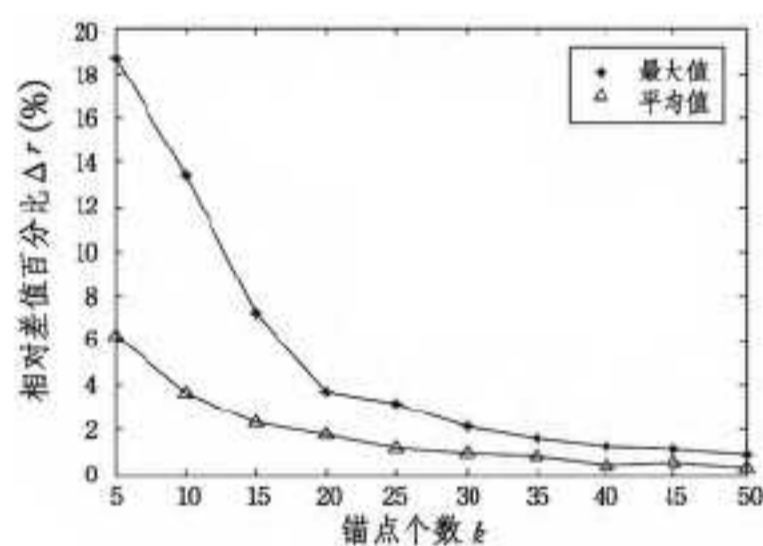


图 4 Δr 与 k 的变化关系

4.2 综合散列度与拓扑发现结果的关系

为了研究探测目的点集合固定时,探测源综合散列度与拓扑发现结果的相互关系,在探测目的点总数为 1000、锚点集元素数量为 50 时,对 200 个备选探测源进行 60 次随机选择,每次均选出 30 个探测源。

图 5 和图 6 分别展示了 60 组探测源点的综合散列度与相应的发现的路由接口数、路由链接数的关系。从图中的高斯拟合曲线可以看出当探测源的综合散列度增大时,发现的路由接口和路由链接的数量也呈现增加的趋势。同时,对探测源综合散列度与两者的相关性进行分析,得到探测源综合散列度与路由接口发现总值的相关性系数 $R_1=0.7114$,与路由链接发现总值的相关性系数 $R_2=0.6563$,这进一步证明探测源综合散列度与拓扑发现范围成高度正相关。

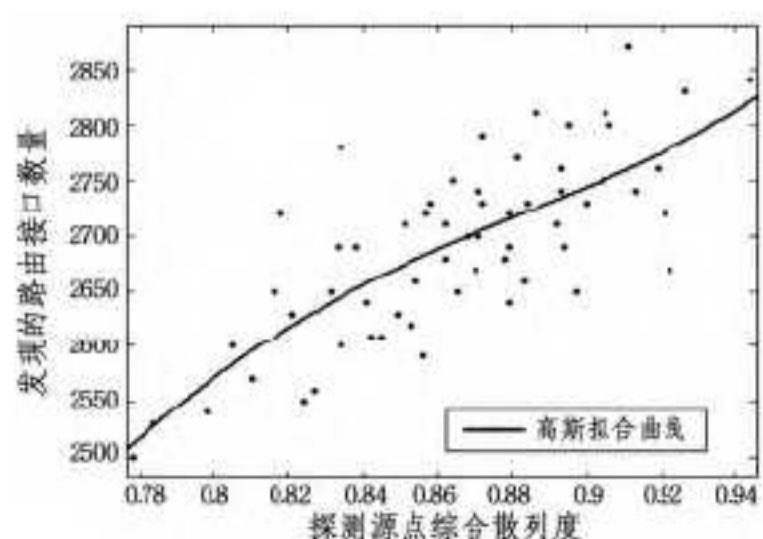


图 5 综合散列度与发现的路由接口数量关系

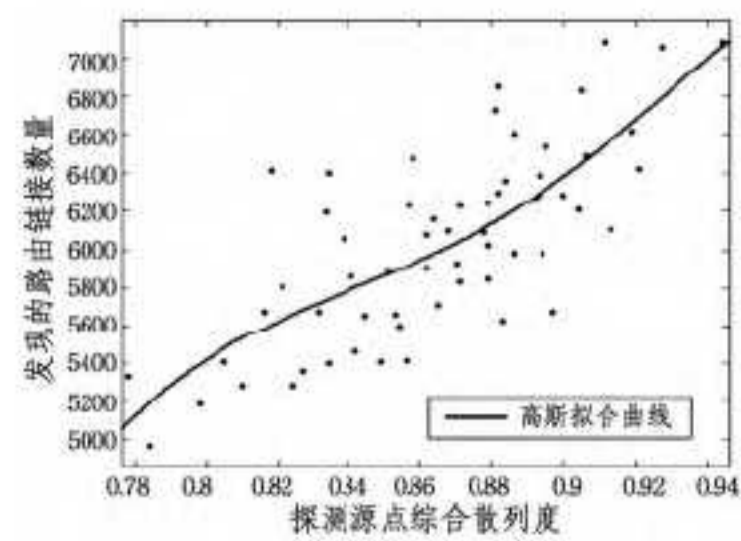


图 6 综合散列度与发现的路由链接数量关系

4.3 多种探测源选取法的比较

在本实验中,用 4 种不同的探测源选取法(分别为最大 GDS 选取法、SDIS 选取法^[9]、低连接度选取法^[7]和随机选取法)在 200 个备选探测源中选择数量渐增的探测源,对同一个数量为 5000 的探测目的点集合进行拓扑探测,将它们拓扑发现的范围(采用路由接口数和路由链接数作为指标)作比较。

图 7 和图 8 分别显示了拓扑发现的路由接口和链接数量对应不同的探测源选取方法的变化趋势。通过比较得知,在发现的路由接口数上,最大 GDS 选取法比 SDIS 选取法平均多出约 5%,比低连接度选取法及随机选取法平均分别多出约 16.6% 和 16%;在发现的路由链接数上,最大 GDS 选取法比 SDIS 选取法平均多出约 7.3%,比低连接度选取法及随机选取法平均分别多出约 29.6% 和 19.4%。由此可知,相较于其他 3 种探测源选取方法,最大 GDS 选取法得到的探测源可以发现更大范围的目标网络拓扑。

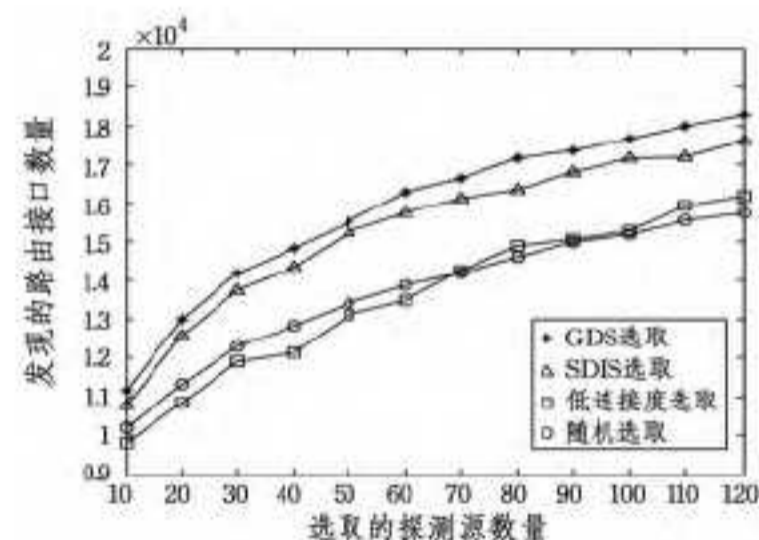


图 7 发现的路由接口数量比较

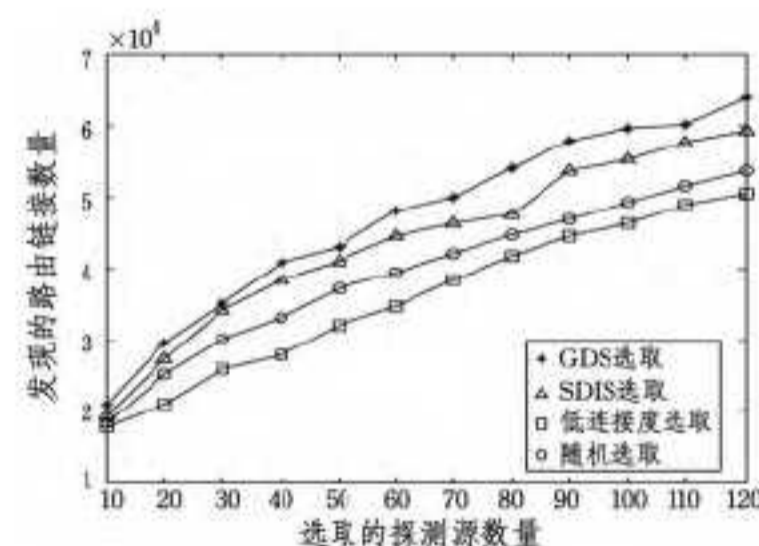


图 8 发现的路由链接数量比较

结束语 本文设计了探测源综合散列度指标来量化探测源组合的整体逻辑距离,以此指标为基础的最大综合散列度的探测源选取法可有效地解决在备选探测源中选取一定数量探测源使拓扑发现最大化的问题,同时,将经常被运用于电力网规划的混合遗传模拟退火算法进行特殊定制,使其准确地选取拥有最大综合散列度探测源组合。最后,利用基于互联网实测数据实验证明了最大散列度探测源选取法与其他几种探测源选取法相比能选出更优的探测源组合,使得拓扑发现得到更多的路由接口和路由链接。

今后的主要研究方向是在综合散列度指标中引进更多影响探测源逻辑距离的可量化因素,使综合散列度指标更精确地刻画出探测源点的逻辑距离,以进一步提高探测源的选取

效果。

参考文献

- [1] Donnet B, et al. Internet Topology Discovery[M]//Data Traffic Monitoring and Analysis. Berlin Heidelberg: Springer, 2013: 44-81
- [2] Donnet B, Friedman T. Internet Topology discovery: a Survey[J]. Communications Surveys & Tutorials, IEEE, 2007, 9(4): 2-15
- [3] 张宏莉, 方滨兴, 胡铭曾, 等. Internet 测量与分析综述[J]. 软件学报, 2003, 14(1): 110-116
- [4] 庄锁法. 网络拓扑发现综述[J]. 计算机技术与发展, 2007, 10(17): 80-83
- [5] Chen M, Xu M, Xu K. A Delay-Guiding Source Selection Method in Network Topology Discovery[C]//2011 IEEE International Conference on Communications (ICC). 2011: 1-6
- [6] King A J. Efficient Internet Topology Discovery Techniques

- [D]. The University of Waikato, 2010
- [7] Dall'Asta L, Alvarez-Hamelin I, Barrat A, et al. Exploring networks with traceroute-like probes: theory and simulations[J]. Theoretical Computer Science, 2006, 355(6): 6-24
- [8] Han WXu K. A method for placing traceroute-like topology discovery instrumentation [C] // 11th Proceedings International Conference on Communication Systems (ICCS 2008). IEEE, 2008
- [9] Zou X, Qiao Z, Zhou G, et al. A logic distance-based method for deploying probing sources in the topology discovery[C]// IEEE GLOBECOM. 2009
- [10] 行文训, 谢金星. 现代优化计算方法(第2版)[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005
- [11] 包海龙. 基于混合遗传—模拟退火算法的多目标电网规划[D]. 上海: 上海交通大学, 2000
- [12] CAIDA Skitter tool[OL]. <http://www.caida.org/tools/measurement/skitter/>

(上接第 257 页)

从表 1—表 3 可以看出, UPSO 算法在不同环境下, 网络寿命相比 NQGA 算法和 CCPSO 算法分别平均提高 1.38% 和 1.16%。

表 1 不同环境下 UPSO 算法传感器网络寿命

算法	迭代次数	传感器数目	网络连通性 NA
UPSO	100	20	79.7%
UPSO	200	30	90.2%
UPSO	300	40	95.2%

表 2 不同环境下 NQGA 算法传感器网络寿命

算法	迭代次数	传感器数目	网络连通性 NA
NQGA	100	20	76.8%
NQGA	200	30	88.3%
NQGA	300	40	93.9%

表 3 不同环境下 CCPSO 算法传感器网络寿命

算法	迭代次数	传感器数目	网络连通性 NA
CCPSO	100	20	75%
CCPSO	200	30	87.6%
CCPSO	300	40	94.1%

实验 3 连续空间子空间划分对算法收敛性影响

在算法收敛性测试过程中, 根据统计与测量结果计算网络寿命平均阈值 NA_Q , 以及区域覆盖度平均阈值 C_Q 。在给定 NA_Q 和 C_Q 条件下, 测试 UPSO 算法收敛性。

如图 4 所示, 横坐标表示子空间划分数, 纵坐标表示迭代数。当子空间数为 15 时, UPSO 算法达到 NA_Q 和 C_Q 条件需要迭代 350 次左右, 当子空间数从 50 增加到 120 时, UPSO 算法达到 NA_Q 和 C_Q 条件需要迭代 270~170 次左右。因此, 有效子空间划分可以增加算法收敛性。

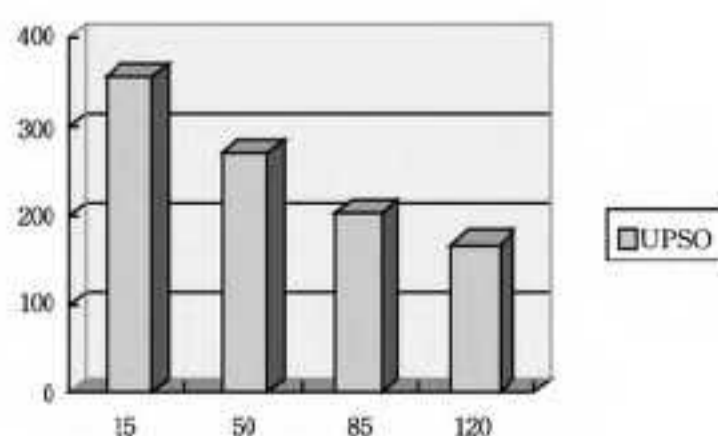


图 4 子空间划分对算法收敛性

结束语 针对无线传感器网络动态覆盖问题, 本文提出一种基于划分空间优化粒子群算法 UPSO 来解决动态覆盖问题。该算法通过将整个空间划分为多个子空间, 分别在不同子空间利用粒子群算法在区域内搜索最优解。实验表明, UPSO 算法在覆盖度和网络寿命方面相对于传统经典算法有较好改进。

参考文献

- [1] 刘永生, 周颖, 赵保华. WSN 随机调度覆盖算法的子集划分最优解[J]. 中国科技大学学报, 2008, 35(3): 225-229
- [2] 周彤, 洪炳熔, 朴松昊. 基于虚拟力的混合感知网节点部署[J]. 计算机研究与发展, 2007, 44(6): 965-972
- [3] 冯智博, 黄宏光, 李奕. 基于改进粒子群的 WSN 覆盖优化策略[J]. 计算应用研究, 2011, 28(4): 1271-1275
- [4] Tian D, Georganas N. A coverage-preserving node scheduling scheme for large wireless sensor networks[C]//Raghavendra C S, Sivalingam K, eds. Proc. of the 1st Int'l Workshop on Wireless Sensor Networks and Applications (WSNA 2002). Atlanta: ACM Press, 2002: 32-41
- [5] 任秀丽, 教传亮, 薛建生, 等. 与节点位置无关的无线传感器网络覆盖控制算法[J]. 小型微型计算机系统, 2011, 32(1): 121-125
- [6] 付华, 韩爽. 基于新量子遗传算法的无线传感器网络感知节点的分布优化[J]. 传感技术学报, 2008, 21(7): 1259-1263
- [7] 王雪, 王晨, 马俊杰. 无线传感器网络布局的虚拟力导向微粒子群优化策略[J]. 电子学报, 2007, 35(11): 2038-2042
- [8] 崔明义. 浮点数编码小生境遗传算法研究[J]. 计算机科学, 2007, 34(4): 225-228
- [9] Megerian S, Koushanfar F, Potkonjak M, et al. Worst and best case coverage in sensor networks[J]. IEEE Trans on Mobile Computing, 2005, 4(1): 84-92
- [10] 田青, 郑彦兴. 基于不精确信息的 Pareto 最优路径搜索[J]. 通信学报, 2007, 28(3): 68-77
- [11] 王海军, 宋协武, 曹德欣, 等. 求多目标优化问题 Pareto 最优解集的方法[J]. 大学数学, 2008, 24(5): 74-79