

ASON 网中基于分布估计的恢复容量优化算法

许 昌 常会友 徐 俊 罗 佳

(中山大学信息科学与技术学院 广州 510275)

摘 要 针对 ASON 网络恢复容量问题,建立了相应的数学模型,并提出了一种基于分布估计的恢复容量优化算法。与传统恢复容量算法相比,该算法在可行解搜索空间及计算量上大大降低,为算法在工程上的实现提供了可行性。仿真实验结果表明,提出的新算法搜索效率高,求解速度快,能够获得高质量的全局近似最优解,具有较强的实用性。

关键词 ASON,网络生存性,恢复容量,分布估计算法

中图分类号 TP273 **文献标识码** A

Estimation of Distribution Algorithm to Optimize the Assignment of Restoration Capacity for ASON

XU Chang CHANG Hui-you XU Jun LUO Jia

(School of Information Science and Technology, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China)

Abstract In order to solve the problem of ASON restoration capacity assignment, the corresponding mathematical model was established, and a new optimization algorithm based on estimation of distribution algorithm was presented. Compared with other restoration capacity methods, this algorithm reduces the calculation work significantly, which facilitates the application of algorithm on projects. Simulation results show that the near global optimal solution can be easily obtained and the solution is definitely satisfactory in engineering.

Keywords ASON, Network survivability, Restoration capacity, Estimation of distribution

1 引言

ASON 控制平面智能性的一个重要体现就是具备快速的故障恢复能力,能够提供多种生存性方式。基于通道的恢复机制由于资源利用率高而且恢复速度较快,已成为解决网络生存性的重要技术。ASON 中,恢复是指在工作路由发生故障的情况下,不是为其留有专门的保护路由,而是依据网络现有的空余资源为其选择一条合适的替代路由。恢复算法中,通常将路由问题和波长分配问题分开考虑,先为待恢复的业务选择一条替代路由,然后为恢复路由分配波长。

恢复容量问题是一个 NP 完全问题^[1]。文献[2]采用线性规划算法求解恢复容量问题,但由于计算量太大而使得求解过程变得十分复杂。文献[3]采用遗传算法求解恢复容量问题,与传统恢复容量算法相比,其在可行解搜索空间及计算量上大大降低,但仅考虑了单个受损业务的恢复路由选择问题,没有考虑到与其它恢复路由间的动态组合。本文采用分布估计算法求解恢复容量问题,在降低解搜索空间和计算量的同时,充分考虑到全局配置下所有恢复路由的动态组合,使得整个网络恢复的造价达到或接近最低。

分布估计算法(Estimation of Distribution Algorithm, EDA)^[4]是一类新型进化优化算法。若把传统的遗传算法看作是对生物进化“微观”层面上的模拟,则 EDA 是对生物进化

“宏观”层面上的建模。在 EDA 中,没有传统的交叉、变异等遗传操作,取而代之的是概率模型的学习和采样。EDA 通过一个概率模型来描述候选解在解空间上的分布,采用统计学习手段从群体宏观的角度建立一个描述解分布的概率模型,然后对概率模型随机采样产生新的种群。如此反复进行,实现种群的进化,直到终止条件^[5]。

本文将分布估计算法引入到 ASON 恢复容量中,提出了基于群体增量学习(Population Based Incremental Learning, PBIL)^[6]的恢复优化算法,较好地解决了 ASON 中的恢复容量问题。

2 问题建模

2.1 符号定义

为了准确描述 ASON 网中恢复容量问题的数学模型,我们给出下列符号定义。

V : 网络中所有光纤节点集合。

E : 网络中所有光纤链路集合。

W : 光纤支持的最大复用波长数目。

R : 网络正常状态下的工作路由集合,且 $|R|=M$ 。

A_j : 受故障链路 j 影响的工作路由集合, $A_j \subset R$ 。

P_m : 工作路由 $m(m \in R)$ 的恢复路由集合。

δ_{ij} : 如果恢复路由 p 经过链路 i 且占用波长 j , 则该符号

到稿日期:2009-08-10 返修日期:2009-10-19

许 昌(1983-),男,博士生,主要研究方向为智能算法、光网络等,E-mail:xuchang_china@gmail.com;常会友(1962-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为 ERP、敏捷供应链、工作流等;徐 俊(1982-),男,博士生,主要研究方向为智能算法、ASON 网、工作流等;罗 佳(1983-),男,博士生,主要研究方向为智能优化算法、对等网络等。

取值为 1; 否则取值为 0。

$F_{m,\lambda}$: 工作路由 m 对波长 λ 的需求数量。

$G_{m,\lambda}^p$: 工作路由 m 要求恢复路由 p 提供的 λ 波长信道数量。

$S_{l,\lambda}$: 链路 l 需要提供的 λ 波长资源数量。

C_j : 链路 j ($j=1, 2, 3, \dots, E$) 的波长信道造价。

2.2 约束条件

为了确保恢复路由能够完全恢复受故障影响的工作路由, 约束如下。

1) 当链路 j 发生故障时, 每条受影响的路由必须得到完全恢复。恢复路由必须能够满足受损工作路由上的所有波长 λ 的需求要求, 即

$$\sum_{p \in P_m} G_{m,\lambda}^p = F_{m,\lambda} \quad (\forall j=1, 2, \dots, E; \forall \lambda=1, 2, \dots, W; \forall m \in A_j) \quad (1)$$

2) 如果链路 j 出现故障, 则其它链路上预置的恢复波长信道容量必须能够满足所有因该故障而受损的工作路由的恢复需要, 即

$$S_{l,\lambda} \geq \sum_{m \in A_j} \sum_{p \in P_m} \delta_{l,p} G_{m,\lambda}^p \quad (\forall l, j=1, 2, \dots, E \text{ 且 } l \neq j; \forall \lambda=1, 2, \dots, W) \quad (2)$$

2.3 目标函数

$$O_p = \text{Min} \left\{ \sum_{j=1}^E \sum_{\lambda=1}^W C_j S_{j,\lambda} \right\} \quad (3)$$

目标函数的作用是在满足网络波长负载要求的基础上求解恢复波长容量的最低总造价。

3 分布估计算法

3.1 算法描述

3.1.1 搜索空间

搜索空间为 Π , 表示受故障链路影响的连接请求集合 $\{1, 2, \dots, M\}$ 的所有可能序列。例如, 当 $M=3$ 时, 序列 $\{2, 1, 3\}$ 表示先为连接请求 2 分配恢复路由, 再为连接请求 1 分配恢复路由, 最后为连接请求 3 分配恢复路由。每种序列都有一个造价, 算法的任务是找到 Π 中满足条件的所有序列中总造价最低的序列。

3.1.2 种群和概率矩阵

每次迭代 t 中, 种群规模为 N , 种群表示为

$$\text{Pop}(t) = \{\epsilon^1, \epsilon^2, \dots, \epsilon^N\} \quad (4)$$

式中, $\epsilon^k = \{\epsilon_1^k, \epsilon_2^k, \dots, \epsilon_M^k\}$, 这里 ϵ_i^k 表示种群中第 k 个个体的 i 向量上选择的连接请求, 如 $\epsilon_i^k = j$ ($0 \leq j \leq M$) 表示 i 向量上选择连接请求 j 。

概率矩阵表示各个可能解的分布情况, 为

$$X(t) = \begin{pmatrix} x_{11}(t) & \dots & x_{1M}(t) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{M1}(t) & \dots & x_{MM}(t) \end{pmatrix} \quad (5)$$

式中, $x_{i,j}(t)$ 表示候选解序列 $\epsilon = (\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_M)$ 中 $\epsilon_i = j$ 的概率。

3.1.3 初始化

从 Π 中随机选择 N 个个体作为初始种群 $P(0)$ 。初始概率矩阵为

$$X(0) = \begin{pmatrix} \frac{1}{M} & \dots & \frac{1}{M} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{M} & \dots & \frac{1}{M} \end{pmatrix} \quad (6)$$

3.1.4 更新概率矩阵

用 $X(t-1)$ 表示第 $t-1$ 代的概率矩阵, $x_{i,j}(t-1)$ 表示第 $t-1$ 代的解序列 $\epsilon = (\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_M)$ 中 $\epsilon_i = j$ 的概率, 更新过程为

$$x_{ij}(t) = (1-\alpha)x_{ij}(t-1) + \alpha \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N I_{ij}(\epsilon^k) \quad (1 \leq i, j \leq M) \quad (7)$$

其中,

$$I_{ij}(\epsilon^k) = \begin{cases} 1, & \text{if } \epsilon_i^k = j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1 \leq k \leq N)$$

式中, $0 \leq \alpha \leq 1$ 表示学习速率, α 越大, 表明个体学习全局信息的能力越强; α 越小, 表明对上一代种群的依赖越大。

3.2 算法主要参数

$NoNew$: 每次迭代中产生的新个体数。下一代种群是从上一代种群和这些新产生的个体中选出的 N 个最优个体构成的。

α : 学习速率。 α 越大, 个体越多地学习全局信息。

$MaxGen$: 最大迭代次数, 当算法循环次数达到 $MaxGen$ 时退出循环。

3.3 算法步骤

算法流程图如图 1 所示, 主要步骤如下。

第一步 初始化。设 $t=0$, 随机产生 N 个个体作为初始种群 $Pop(0)$, 根据式(6)设置概率矩阵 $X(0)$ 。 $Pop(0)$ 中的最优解记为 ξ^* 。

第二步 在 ξ^* 附近采用局部搜索产生 $NoNew$ 个新个体。

第三步 从 $Pop(t)$ 和第二步产生的新个体中选择 N 个个体作为新种群 $Pop(t+1)$ 。 $Pop(t+1)$ 中的最优解记为 ξ^* 。

第四步 根据式(7)更新概率矩阵。

第五步 判断是否满足终止条件。若满足, 则 ξ^* 即为所求, 否则 $t=t+1$, 转至第二步。

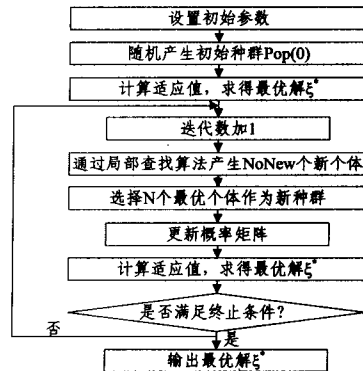


图 1 算法流程图

4 仿真实验

图 2 是一个 8 节点 15 条光纤链路的全双工 ASON 通信网络拓扑结构。设光纤链路的波长复用数目为 4, 即 $W=4$ 。图中圆圈内字母表示节点编号, 链路旁括号内数字表示链路编号, 括号外数字表示波长信道造价。算法采用 Visual C++ 6.0 编写, 在 P IV 2.4GHz CPU, 1GB 内存, Windows XP 操作系统机器上运行。

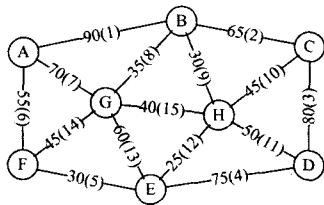


图2 ASON网络拓扑图

表1给出了图2所示的ASON网络工作路由的波长需求和对应的恢复路由,括号内的4个数字分别表示对波长 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$ 的信道需求。

工作路由	恢复路由
AB (1,2,1,1)	AGB, AFGB, AGHB
ABC (0,1,1,2)	AGHC, AFGHC
AFED (2,1,0,1)	AGHD, ABCD
AFE (0,1,1,0)	AGE, ABHE
AF (1,0,1,2)	AGF, AGEF, ABGF
AG (2,1,1,0)	AFG, ABG
AGH (0,0,2,1)	AFEH, ABH
BC (0,0,1,1)	BHC, BGHC, BHDC
BHD (1,2,0,1)	BCD, BHED
...	...

从图2所示的网络拓扑结构和表1所列的工作路由及波长需求可以确定符号 $V, E, R, A_j, P_m, \delta_{i,j}, F_{m,\lambda}, C_j$ 的初始值。

在仿真实验中,为了克服过早收敛的局限性,使算法具有更好的全面学习的能力,设置学习速率 $\alpha=0.9$ 。种群规模设为20,新个体数为10,最大迭代次数为100,分别进行20次独立实验。

表2为根据表1的连接请求得到的最优解对应的 $G_{m,\lambda}^0$ 数值,表3为最优解对应的 $S_{i,\lambda}$ 数值。

表2 最优解对应的 $G_{m,\lambda}^0$ 数值

工作路由	恢复路由	恢复路由的波长需求			
		λ_1	λ_2	λ_3	λ_4
AB	AGB	1	1	1	0
AB	AFGB	0	1	0	0
AB	AGHB	0	0	0	1
ABC	AGHC	0	1	1	1
ABC	AFGHC	0	0	0	1
AFED	AGHD	1	1	0	1
AFED	ABCD	1	0	0	0
...

表3 最优解对应的 $S_{i,\lambda}$ 数值

链路序号	链路的恢复波长需求			
	λ_1	λ_2	λ_3	λ_4
1	4	4	5	3
2	3	2	4	3
3	5	3	4	5
4	4	2	3	5
5	3	4	3	4
6	4	5	3	2
7	5	5	6	4
8	4	2	6	3
...

文献[3]采用遗传算法求解WDM网中的恢复容量问题,取得了较好的结果。本文将分布估计算法求得的结果与文献[3]中遗传算法求得的结果进行比较。图3为分布估计算法与遗传算法求得的最优解的比较,图4为分布估计算法与遗传算法的执行时间的比较。从图3可以看出,在业务量规模相同的情况下,分布估计算法比遗传算法求得的最优解的质量更高。从图4可以看出,在节点数相同的情况下,分布估计算法所需的执行时间更少。

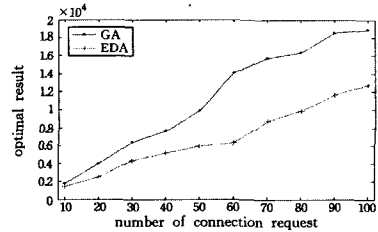


图3 分布估计算法与遗传算法求得的最优解比较

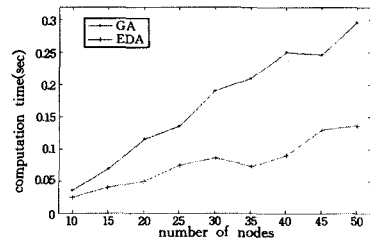


图4 分布估计算法与遗传算法执行时间比较

结束语 本文针对ASON网中恢复容量问题,建立了相应的数学模型,并提出了一种基于分布估计算法的恢复容量优化算法。新算法具有结构简单、搜索效率高、求解速度快且能够获得高质量的全局近似最优解等优点。仿真实验表明,本算法可行性强,性能结果令人满意,具有良好的工程应用前景。

参考文献

- [1] Mohan G, Murthy C S R. Light path restoration in WDM optical networks[J]. IEEE Network, 2000, 14(6): 24-29
- [2] Ramamurthy S, Mukherjee B. Survivable WDM mesh networks, part II restoration[C]// ICC'99. 1999: 2023-2029
- [3] 霍晓莉,李艳和. 基于遗传算法的WDM光传送网恢复优化算法[J]. 电子学报, 2002, 4: 515-518
- [4] Larrañaga P, Lozano J A. Estimation of Distribution Algorithms: A New Tool for Evolutionary Computation[M]. Norwell, MA: Kluwer, 2002
- [5] 周树德,孙增圻. 分布估计算法综述[J]. 自动化学报, 2007, 33(2): 113-124
- [6] Baluja S. Population-based Incremental Learning: A Method for Integrating Genetic Search Based Function Optimization and Competitive Learning[R]. CMU-CS-94-163. Pittsburgh, PA: Carnegie Mellon University, 1994