

基于多维空间聚类算法的波分复用子网划分

任 宇 邱 昆 凌 云 黄 金

(电子科技大学光纤传感与通信教育部重点实验室, 四川 成都 611731)

摘要 波分复用(WDM)光网络是航空机载网络发展的方向,采用波长路由和电交换相结合是解决目前机载 WDM 光网络互连的主要途径。其中的一个关键问题是如何对航空机载网络节点进行子网划分,将相互之间通信流量大的节点划入同一个子网,采用波长路由通信;将相互之间通信流量小的节点之间采用电交换互连。采用多维空间聚类的算法思想,将网络节点通信流量问题转换为空间聚类问题,进行节点流量位置预处理和节点流量位置聚类两个过程,解决了航空机载 WDM 子网划分问题,并通过实例验证了方法的可行性。

关键词 光通信;子网划分;聚类算法

中图分类号 TN929.11 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201333.0206001

Wavelength Division Multiplexing Subnet Partition Based on Clustering Algorithm in Multidimensional Space

Ren Yu Qiu Kun Ling Yun Huang Jin

(Key Laboratory of Optical Fiber Sensing and Communications, Ministry of Education, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, Sichuan 611731, China)

Abstract Wavelength division multiplexing (WDM) optical network is the direction of the airborne network development. The combination of wavelength routing and electric exchange is the main method to complete the airborne WDM optical network interconnection currently. One of the cruxes is how the airborne network node is subnetted. The large traffic distribution of mutual communication between the nodes is assigned to the same subnet, employing the wavelength routing transmission; the low traffic distribution of mutual communication between the nodes is interconnected by electric exchange. Based on clustering algorithm in multidimensional space, the node traffic distribution problem is converted into spatial clustering problem, which completes node location preprocessing and node flux-location clustering to solve the airborne WDM network subnet partition, and it finally verifies the feasibility of the method through examples.

Key words optical communications; subnet partition; clustering algorithm

OCIS codes 060.1810; 060.2360; 060.4254; 060.4256; 060.4258

1 引 言

随着现代航空电子系统综合化程度的提高,轻量化、低干扰的光网络在下一代航空机载网络的革新中越来越有潜力。然而,航空机载网络节点的功能分区使得节点通信流量分布不均匀,部分节点通信流量大,采用波长路由通信可保证带宽和实时性;部分节点之间通信流量小,采用电交换方式能够支

持大端口数的互连。而且,航空机载网络链路较短,数量很大,使得节点路由表中路由表项的数量较大。因此,航空机载网络需要选择性地将网络节点做一定的调整,即根据不同节点的功能不同,通过划分子网来满足航电节点之间的业务需求^[1],减轻“电子瓶颈”对波分复用(WDM)网络的影响。

本文根据航空机载 WDM 网络中的通信节点

收稿日期: 2012-08-06; **收到修改稿日期**: 2012-09-25

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金(611010095)、航空科学基金(2011931001)和中央高校基本科研业务费专项资金(ZYGX2011J009)资助课题。

作者简介: 任 宇(1987—),女,硕士研究生,主要从事集成光学与光通信等方面的研究。E-mail: renyu_work@163.com

导师简介: 邱 昆(1964—),男,教授,博士生导师,主要从事光纤通信系统技术方面的研究。E-mail: kqiu@uestc.edu.cn

的流量特征,通过变换和处理流量矩阵,遵循“各子网的网内流量应尽量大,而子网间的网际流量应尽量小”的划分原则,使用基于多维空间的聚类方法完成了 WDM 网络的子网划分。

2 工作原理

已知流量矩阵为

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} f_{i1} & f_{1j} & \cdots & f_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f_{m1} & f_{nj} & \cdots & f_m \end{bmatrix}, \quad i = 1, 2, 3, \dots, n$$

$$j = 1, 2, 3, \dots, n \quad (1)$$

式中当 $i = j$ 时, $f_{ij} = 0$ 。假设初始网络节点的空间坐标为 $N_1(100, 0, 0, \dots, 0), N_2(0, 100, 0, \dots, 0), N_3(0, 0, 100, \dots, 0), \dots, N_n(0, 0, 0, \dots, 100)$, 按照空间坐标, 每次调节移动的位置向量根据网络节点划分为若干组。子网划分等价于在 $n \times n$ 空间寻求节点位置向量的划分。首先利用流量矩阵对航空机载 WDM 中的网络节点进行方向向量调节的预处理过程, 得出基于流量矩阵新的节点分布^[2], 如图 1 所示。

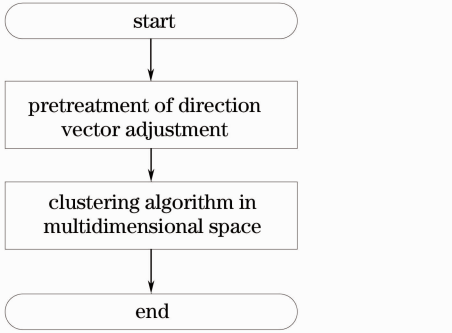


图 1 基于多维空间的聚类方法总流程

Fig. 1 Total flow chart of clustering algorithm in multidimensional space

2.1 方向向量调节的预处理

如图 2 所示, 首先将航空机载 WDM 网络中的节点依据流量矩阵进行了方向向量调节的预处理。即已知网络节点流量初始位置, 根据流量矩阵得到通信后节点的位置移动方向向量, 网络节点根据不同的方向向量进行了移动调节, 循环往复直至得到网络的最终节点流量位置以及节点流量距离的大小, 作为衡量标准进行其优化判定。

设航空机载网络 $\mathbf{G} = (N, V)$, 其中 $N = \{N_1, N_2, N_3, \dots, N_n\}$ 是网络节点集合, $V = \{V_1, V_2, V_3, \dots, V_m\} \subseteq N \times N$ 是空间节点间通信流量链路的集合。网络的一个划分是节点集合的一个覆盖 $S = \{S_1, S_2, S_3, \dots, S_t\}$, 满足 $S_i \cap S_j = \phi, \forall i \neq j$ 及 $\bigcup_{i=1}^t S_i =$

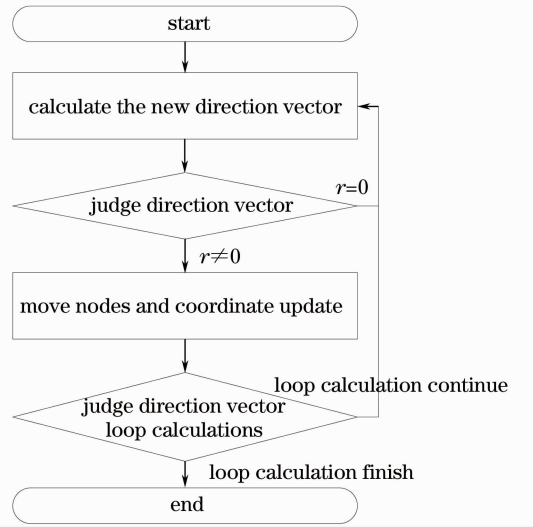


图 2 方向向量调节的预处理

Fig. 2 Pretreatment of the direction vector adjustment $N[i \in (1, t)]$, 用 $|t|$ 表示划分 t 对节点集的分组数目, 即 $|i| = t$ 表示 S 是将网络分为 t 个子网。其中当 $N_i \in S_i[i \in (1, n)]$ 时, 子网内节点间的流量值 $\sum_{j=1}^n f_{ij}[i \in (1, t)]$ 较大, 当将 $N_i \in S_i[i \notin (1, n)]$ 时, 子网间节点流量值 $\sum_{j=1}^n f_{ij}[i \notin (1, t)]$ 较小^[3]。

对于网络节点假设其初始位置为 N_i , 取流量的向量调节系数为 c 。可得第 1 次移动方向向量为 r_{i1} , 移动后的网络节点为 N'_i , 可表示为

$$r_{i1} = \frac{N_1 - N_i}{\|N_1 - N_i\|},$$

$$N'_i = N_i + cf_{i1}r_{i1}. \quad (2)$$

第 2 次移动方向向量为 r_{i2} , 移动后的网络节点为 N''_i , 可表示为

$$r_{i2} = \frac{N_2 - N'_i}{\|N_2 - N'_i\|},$$

$$N''_i = N'_i + cf_{i2}r_{i2}. \quad (3)$$

依次类推, 第 j 次移动方向向量为 r_{ij} , 移动后的网络节点为 $N_i^{(j)}$, 可表示为

$$r_{ij} = \frac{N_j - N_i^{(j-1)}}{\|N_j - N_i^{(j-1)}\|},$$

$$N_i^{(j)} = N_i^{(j-1)} + cf_{ij}r_{ij}. \quad (4)$$

第 n 次(即最后一次)移动方向向量为 r_{in} , 移动后的网络节点为 $N_i^{(n)}$, 可表示为

$$r_{in} = \frac{N_n - N_i^{(n-1)}}{\|N_n - N_i^{(n-1)}\|},$$

$$N_i^{(n)} = N_i^{(n-1)} + cf_{in}r_{in}. \quad (5)$$

最后归纳可得根据流量矩阵进行了 n 次移动方向向量后的网络节点为

$$N_i^{(n)} = N_i + c \sum_{j=1}^n f_{ij} r_{ij}, \quad i = 1, 2, 3, \dots, n$$

$$j = 1, 2, 3, \dots, n \quad (6)$$

取向量调节后的网络节点之间的距离为衡量标准, 已知距离越小, 子网划分越好; 且网络节点位置越紧密, 流量值越大。设划分的航空机载子网对应流量因子为 Q_s , Q_s 越大, 子网内节点流量越大, 通信越频繁, Q_s 可表示为

$$Q_s = f_{ij} + f_{ji}, \quad (i, j \in S). \quad (7)$$

2.2 多维空间的聚类算法

所谓聚类就是依据事物的一些属性将其分成相似的若干类别或若干簇的过程, 并使得同一个类或簇内的数据对象具有较高的相似度, 而不同类或簇中的数据对象相似度较低^[4]。

聚类算法的基本思想: 以 k 为参数, 把 n 个对象划分成 M 个簇, 使得簇内具有较高的相似度, 而簇间的相似度较低。相似度的计算根据簇的重心, 用簇内节点的密度来计算。聚类算法的处理过程, 如图 3 所示。

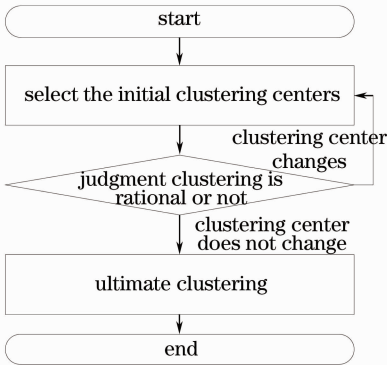


图 3 多维空间聚类方法

Fig. 3 Clustering algorithm in multidimensional space

聚类算法的步骤如下:

1) 从 n 个数据对象集 $\{N_1, N_2, N_3, \dots, N_n\}$ 中随机选取 k 个对象 $\{N'_1, N'_2, N'_3, \dots, N'_k\}$ 为初始聚类中心;

2) 计算各对象到中心对象的距离, 并根据最小距离重新划分, 距离可按下式计算:

$$l_{\text{distmat}_{ij}} = \sqrt{\sum_{k=1}^t \|N'_k - N_{jk}\|^2}, \quad (8)$$

式中 i, j 为两个不同的网络节点, k 表示多维空间聚类时的聚类的中心, $l_{\text{distmat}_{ij}}$ 为对象 i 与对象 j 之间的欧式距离;

3) 更新簇的平均值, 即计算每个簇中对象的平均值;

4) 循环 2)、3), 直到每个聚类不再发生变化时算法结束^[5]。

聚类算法可以找出具有最小距离的划分, 有效处理簇内数据密集、簇间区别明显的聚类问题。故采用基于质点密度的初始聚类中心选取算法^[6], 得到初始聚类的中心, 对其子网划分进行验证, 如图 4 所示。

假设其维度为 n , 建立样本空间的 n 维坐标体系, 将每个数据样本分别向各维坐标轴投影; 对于高维样本空间, 最优划分的结果是将整个样本空间划分为若干个多维空间体。

计算每坐标单位区间数据样本投影点个数, 在每刻度点上分别用平行于坐标轴的线段, 按比例设定长度加以表示。

根据投影结果, 对整个样本空间在每一维度进行最优划分, 如图 4 所示。则每个分割区的数据样本密度, 可以用该区域所包含的数据点数目及多维空间体区域体积计算^[7]。

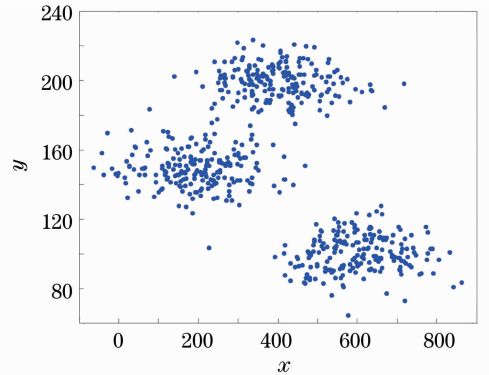


图 4 初始节点分布投影模型

Fig. 4 Initial-nodes distribution projection model

利用递归划分得到符合样本空间数据自身分布特点的聚类所在区域, 即为最终聚类结果分布的大体范围, 而初始聚类中心认为是这些多维方体区域

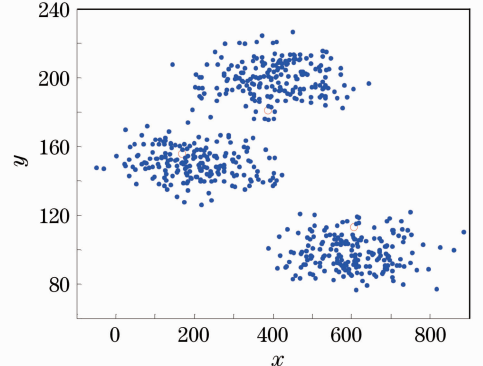


图 5 最终聚类中心模型

Fig. 5 Ultimate clustering center model

的几何重心点根据多维空间体各维度的坐标容易确定这些区域的重心点,完成对质点密度所得的所有稠密区域聚类中心点的提取,从而实现该数据样本空间算法的初始聚类中心的选取,如图 5 所示^[8]。

3 模型分析与讨论

假设航空机载 WDM 网络中每个节点输入输出流量均不相同,且不存在不与外界进行通信的孤立的节点。流量距离越大越分散,节点越可能属于不同子网进行电通信;相反,流量距离越小越接近,节点越可能属于同一子网进行光通信。

3.1 数学模型一

数学模型一选取航空机载 WDM 网络中 3 个节点作为研究对象,已知其流量矩阵如表 1 所示。

表 1 航空机载 WDM 网络中 3 个节点流量矩阵(单位: MByte)

Table 1 Traffic matrix of three nodes in airborne WDM network (unit: MByte)

Node	1	2	3
1	0	100	10
2	100	0	20
3	10	20	0

如图 6 所示,假设 3 个机载网络节点的初始位置分别为 $N_1(100,0,0)$ 、 $N_2(0,100,0)$ 、 $N_3(0,0,100)$ ^[9],取流量的向量调节系数为 $c = 0.5$ 。经过向量调节后的位置分别为 $N'_1(62.0425,33.9322, 4.0253)$ 、 $N'_2(32.5090,59.4403,8.0507)$ 、 $N'_3(3.2812,7.1948,$

89.5240)。对其移动后的新节点位置进行聚类,初始聚类中心为 $(14.76675,12.75405,2.0127)$,节点间的欧式距离分别为 $l_{\text{distmat}_{1,2}} = 39.2313$ 、 $l_{\text{distmat}_{1,3}} = 107.1345$ 、 $l_{\text{distmat}_{2,3}} = 101.1028$ 。故航空机载子网划分为 $S\{1,2,3\}$,即节点 1、2 划分为子网 No. 1,节点 3 为子网 No. 2。该航空机载子网内流量因子最大,为 $Q_s = 400$ MByte,符合子网划分的优化目标。

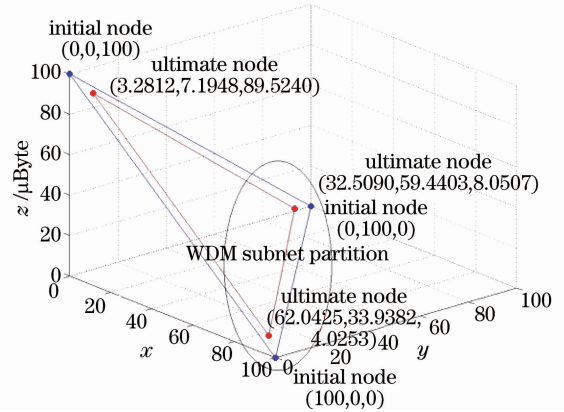


图 6 基于多维空间聚类算法的航空机载 WDM 子网划分

Fig. 6 Airborne WDM network subnet partition based on clustering algorithm in multidimensional space

3.2 数学模型二

数学模型二选取航空机载 WDM 网络中 12 个节点作为研究对象,已知其流量矩阵 $F(i = 1, 2, 3, \dots, 12; j = 1, 2, 3, \dots, 12)$,流量的向量调节系数为 $c = 0.1$,如表 2 所示。

表 2 航空机载 WDM 网络中 12 个节点流量矩阵(单位: MByte)

Table 2 Traffic matrix of the twelve nodes in airborne WDM network (unit: MByte)

Node	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	0	48.12	37.31	25.09	200	3.14	9.77	190.43	180.55	28.02	41.81	16.67
2	5.13	0	29.08	31.11	40.01	7.17	130.67	38.08	29.17	130.66	120.51	18.68
3	48.01	27.08	0	165.88	1.15	160.08	39.98	20.07	41.01	28.82	30.11	155.71
4	7.71	37.76	160.71	0	37.71	155.82	28.03	19.02	15.01	6.77	3.34	160.34
5	195.98	19.91	21.08	16.77	0	39.99	29.07	196.31	180.91	7.41	37.03	29.81
6	17.08	3.32	155.87	160.11	9.08	0	31.09	39.01	21.18	19.78	27.10	155.70
7	0.05	135.18	18.73	0.05	1.08	39.01	0	18.73	1.18	125.01	120.01	3.37
8	185.37	48.01	39.32	23.13	180.11	40.01	6.98	0	180.05	9.81	1.08	9.99
9	180.94	8.73	19.14	23.25	185.21	40.08	39.91	189.33	0	41.19	15.58	23.23
10	21.88	125.88	18.38	43.31	1.19	20.31	130.11	3.38	11.02	0	125.18	49.01
11	19.32	120.17	29.35	35.36	29.34	0.07	125.78	19.09	3.73	120.85	0	39.97
12	30.09	40.11	155.21	160.12	13.43	170.12	10.13	28.17	5.99	21.98	30.07	0

与之对应,假设航空机载 12 个网络节点的初始位置分别为 $N_1(100,0,0, \dots, 0)$ 、 $N_2(0,100,0, \dots, 0)$ 、 $N_3(0,0,100, \dots, 0)$,经过迭代得到流量向量调

节后的网络节点 $N_i^{(12)} (i = 1, 2, 3, \dots, 12)$,如表 3 所示。

表3 流量向量调节后的航空机载 WDM 网络节点分布(单位: MByte)

Table 3 Nodes after the pretreatment of the direction vector adjustment in avionics WDM network (unit: MByte)

N_1	52.3655	1.8446	1.4944	1.0368	9.7700	0.1633	0.5126	11.7775	13.7701	2.2753	3.5437	1.4463
N_2	0.2259	63.0484	1.3309	1.4711	1.9694	0.3596	7.2681	2.2735	1.8029	9.0745	9.6128	1.5592
N_3	1.9569	1.1446	55.6874	8.0456	0.0588	9.3354	2.5202	1.3004	2.7640	2.0113	2.1712	13.0042
N_4	0.3291	1.6606	8.0958	60.0362	2.0594	9.7784	1.8806	1.3062	1.0490	0.4777	0.2368	13.0902
N_5	8.4780	0.9318	1.0090	0.8186	52.7003	2.0246	1.5244	12.2732	13.9718	0.5983	3.0934	2.5765
N_6	0.7300	0.1431	7.5658	9.2941	0.5567	59.7160	1.9595	2.5605	1.4300	1.3652	1.9230	12.7561
N_7	0.0025	7.3619	1.0822	0.0029	0.0628	2.3387	69.6522	1.1535	0.0732	8.5684	9.4274	0.2742
N_8	8.3242	2.3760	2.0370	1.2351	11.2637	2.7131	0.4811	55.1824	14.6036	0.8332	0.0920	0.8587
N_9	7.7969	0.4017	0.8962	1.1150	10.4203	2.4536	2.5530	14.4927	53.1429	3.4022	1.3161	2.0094
N_{10}	1.7073	6.4792	1.0001	2.4503	0.0683	1.1849	8.4826	0.2295	0.7556	64.7379	9.5636	4.0307
N_{11}	0.9023	6.1789	1.6058	2.0065	1.7222	0.0041	8.2452	1.3181	0.2598	9.3239	65.1429	3.2903
N_{12}	1.2684	1.7590	7.7757	9.5985	0.8520	12.5408	0.7849	2.2411	0.4823	1.8057	2.5481	58.3435

而后,对此航空机载 12 个根据流量方向向量调节后的新位置进行了多维空间上的迭代聚类,将其划分成 3 个子网为 $S\{\{S_1\},\{S_2\},\{S_3\}\} = \{\{1,5,8,9\},\{3,4,6,12\},\{2,7,10,11\}\}$,即节点 1、5、8、9 为子网 No. 1,3、4、6、12 为子网 No. 2,2、7、10、11 为子网 No. 3。其航空机载 WDM 子网划分后的子网内的流量因子最大为 $Q_s = 5671.06$ MByte,符合子网划分的优化目标。

再对已划分的 3 个子网进行验证,对其进行整理可得航空机载 WDM 网络不同节点对之间的流量实况,对结论加以肯定。表 4~6 给出了 3 个子网以及子网间成对节点的通信流量。

表 4 航空机载 WDM 子网 1 网络中成对节点的通信流量(单位: MByte)

Table 4 Traffic flux of paired nodes in airborne WDM network subnet No. 1 (unit: MByte)

Subnet No. 1 (Node i)	Subnet No. 1 (Node j)	Traffic distribution
1	5	395.9800
5	8	376.4200
1	8	375.8000
8	9	369.3800
5	9	366.1200
1	9	361.4900

表 5 航空机载 WDM 子网 2 网络中成对节点的通信流量(单位: MByte)

Table 5 Traffic flux of paired nodes in airborne WDM network subnet No. 2 (unit: MByte)

Subnet No. 2 (Node i)	Subnet No. 2 (Node j)	Traffic distribution
3	4	326.5900
6	12	325.8200
4	12	320.4600
3	6	315.9500
4	6	315.9300
3	12	310.9200

表 6 航空机载 WDM 子网 3 网络中成对节点的通信流量(单位: MByte)

Table 6 Traffic distribution of paired nodes in airborne WDM network subnet No. 3 (unit: MByte)

Subnet No. 3 (Node i)	Subnet No. 3 (Node j)	Traffic distribution
2	7	265.8500
2	10	256.5400
7	10	255.1200
10	11	246.0300
7	11	245.7900
2	11	240.6800

图 7 给出了此 12 个节点组成的航空机载 WDM 网络不同节点间的流量分布,不同的源节点与目的节点通信时,会产生不同的流量。

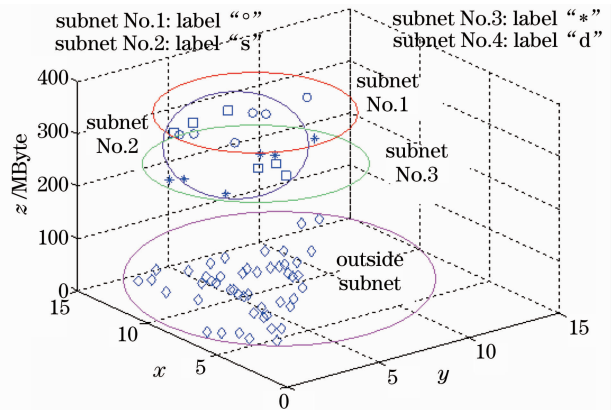


图 7 WDM 网络节点流量分布

Fig. 7 Traffic flux distribution of WDM network

进一步分析可知如图 8 所示,子网节点传输流量范围分别是 $[360 \text{ MByte}, 400 \text{ MByte}]$ 、 $[310 \text{ MByte}, 330 \text{ MByte}]$ 、 $[240 \text{ MByte}, 270 \text{ MByte}]$ 。而子网间的传输流量低于 200 MByte,并且 3 个子网所含有的航空机载 WDM 网络节点数目相同,链路

负载分配均衡。最后将不同成对节点间的流量进行排序,处于同一子网内部的节点通信流量大,不同子网内的节点通信流量小。

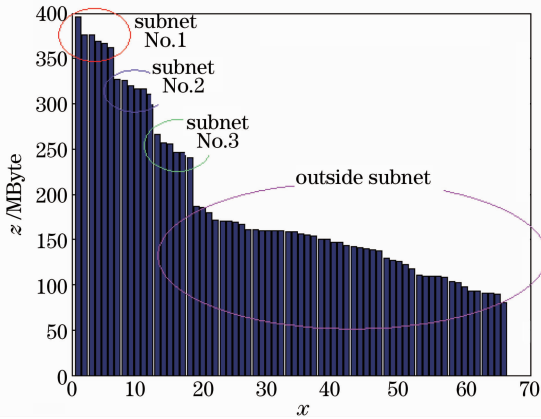


图 8 从子网内节点间到子网间节点间流量分布排序

Fig. 8 Sort of flux distribution of the nodes in subnets and out of subnets

4 结 论

假设已知从航空机载 WDM 网络源节点到目的节点的流量矩阵以及节点在流量空间坐标里的位置,对其进行流量向量调节的预处理,得到节点进行通信后流量位置发生的移动变化,最后根据其网络节点更新后流量位置的不同,对各点进行了多维空间上的聚类,将其划分成子网^[10]。

根据多维空间聚类思想将其进行划分,其中的聚类中心选取方法摆脱了凭经验确定的困扰,通过数据质点密度分布特点划定聚类区域,与随机方法相比具有收敛速度快、最终聚类中心精确以及分类准确的优点^[11]。

本文以航空机载 WDM 网络为背景,提出基于多维空间聚类思想的子网划分聚类方法,满足了子网划分的两个优化条件:子网内流量大,子网间流量小。每个子网内节点数目接近,减轻通信时资源分配负担。

参 考 文 献

- Li Zhou, Ran Zhao, Dan He. Research on avionics network based on WDM network [J]. *Avionic Technology*, 2009, **40**(3): 39~42
- Zhang Shunyi, Sun Lihong, Shu Fei. A genetics based algorithm of designing large scale enterprise network topology [J]. *J. Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science)*, 2000, **20**(3): 16~18
张顺颐, 孙立宏, 舒斐. 基于遗传算法的大规模企业网络拓扑设计算法[J]. *南京邮电学院学报(自然科学版)*, 2000, **20**(3): 16~18
- Liu Xu, Yi Dongyun. Complex networks community structure detection based on vector partition [J]. *Scientia Sinica Physica Mech. & Astron.*, 2011, **41**(9): 1063~1074
刘旭, 易东云. 基于向量划分的复杂网络社区结构发现[J]. *中国科学杂志社*, 2011, **41**(9): 1063~1074
- Zhang Li. Based on Grid Flow of Data Clustering Algorithms [D]. Kaifeng: Henan University, 2011
张丽. 基于网格的数据流聚类算法研究[D]. 开封: 河南大学, 2011
- Xie Xiongcheng, Liu Zhijia. Applicative research of mixed algorithm based on layered clustering and classification [J]. *J. Guangxi Teachers Education University: Natural Science Edition*, 2009, **28**(3): 82~86
谢雄程, 刘之家. 基于聚类与分类混合算法的应用研究[J]. *广西师范学院学报(自然科学版)*, 2009, **28**(3): 82~86
- Zhang Jianpei, Yang Yue, Yang Jing. Algorithm for initialization of K-means clustering center based on optimized-division [J]. *J. System Simulation*, 2009, **21**(9): 2586~2590
张健沛, 杨悦, 杨静. 基于最优划分的 K-means 初始聚类中心选取算法[J]. *系统仿真学报*, 2009, **21**(9): 2586~2590
- Zhaonan Li, Bo Yang, Dayou Liu. Distance similarity algorithm for mining communities from complex networks [J]. *J. Frontiers of Computer Sci. & Technol.*, 2011. 336~345
- Niu Dawei, Wang Hai, Yu Weibo *et al.*. A cross traffic estimate model for optical burst switching networks [J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, **32**(11): 1106002
牛大伟, 王海, 于卫波等. 一种适用于光突发交换网络的背景流量估计模型[J]. *光学学报*, 2012, **32**(11): 1106002
- Tian Zhen, Zhang Qi, Xiong Jiulong *et al.*. Large-scale camera calibration with neural network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, **31**(4): 0415001
田震, 张玓, 熊九龙等. 基于神经网络的大范围空间标定技术[J]. *光学学报*, 2011, **31**(4): 0415001
- Ma Shuang, Fang Jian'an, Sun Shaoyuan. Colorizing algorithm of night-vision image based on clustering of false color fused image [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(6): 1502~1507
马爽, 方建安, 孙韶媛等. 基于伪彩色融合图像聚类的夜视图像上色算法[J]. *光学学报*, 2009, **29**(6): 1502~1507
- Li Jincheng, Liu Zhen, Chen Guangxue. Colorant selection based on gamut analysis and cluster analysis [J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, **32**(6): 0633001
李金城, 刘真, 陈广学等. 一种基于色域分析与聚类分析的基色筛选[J]. *光学学报*, 2012, **32**(6): 0633001

栏目编辑: 王晓球