

复杂系统模糊认知图的分解研究^{*})

张桂芸^{1,2} 马希荣² 杨炳儒¹

(北京科技大学信息工程学院 北京 100083)¹ (天津师范大学计算机与信息工程学院 天津 300384)²

摘要 本文对复杂系统的知识表示与推理采用了模糊认知图的分解方法,即对原始认知图的节点进行分组,然后在组节点上构造商认知图。这样关于原始 FCM 的分析就转化为商认知图和各子 FCM 的分析,商 FCM 的因果关系推理提供原始 FCM 的整体信息,而每个子 FCM 继承原始 FCM 的拓扑结构和推理,它提供原始 FCM 的局部信息。这样降低了复杂系统研究的规模与复杂性,同时也使对复杂系统的研究可以在各个分类层面上和各个分组上进行,增加了模糊认知图概念间研究的丰富性和灵活性。这种分解方法可以根据需要循环往复进行。

关键词 复杂系统,模糊认知图,分解

Decomposition for Fuzzy Cognitive Maps of Complex Systems

ZHANG Gui-Yun^{1,2} MA Xi-Rong² YANG Bing-Ru¹

(Information Engineering College, Beijing University of Science and Technology, Beijing 100083)¹

(Computer and Information Engineering College, Tianjin Normal University, Tianjin 300384)²

Abstract In order to reduce the scale and complexity, we present the decomposition methods of fuzzy cognitive maps for knowledge representation and reasoning, partition the vertices of original cognitive map into some groups, and then construct quotient cognitive map based on these groups. Thus, the analysis of the original FCM can be reduced to that of quotient FCM, which provides global information of original FCM, and some subFCMs which keeps an original topological structure and inference and provides local information of original FCM. It extremely reduces the original size and complexity, meanwhile, it is possible to study system at different slices and enhance the enrichment and flexibility of research between concepts.

Keywords Complex system, Fuzzy cognitive map, Decomposition

1 引言

Axelord 提出的认知图(cognitive map, CM)由概念(concept)与概念间的关系(relations of concepts)组成。概念(用节点表示)可以表示系统的动作、原因、结果、目的、感情、倾向及趋势等,它反映系统的属性、性能与品质、状态。概念间的关系表示概念间的关联、影响关系(用带箭头的弧表示,箭头的方向表示联系、影响的方向),其关联强度用数值表示,即弧的权值^[1]。Axelord 的认知图是表达和推理系统中概念间因果关系的图模型,作为一种新的知识表示和定性推理的技术方法,可用于鸟瞰智能系统的概念结构,作为智能信息处理的重要工具,它提供了一个有效的软计算工具来支持基于先验知识的自适应行为。认知图能表示用树结构、Bayes 网络及 Markov 等很难表示的具有反馈的动态因果系统。Kosko 融合 Zadeh 的模糊集理论和 Alexrod 的认知图理论,提出了模糊认知图(fuzzy cognitive map, FCM)。FCM 的概念值和弧的权值都可以为模糊值,其知识表示和推理能力更强。最近,FCM 理论在政治、经济、医学、军事、社会关系和信息系统、网络管理、故障分析、多 Agent 系统、工业控制、虚拟现实等领域中得到了广泛应用^[2,3]。

目前,我们在解决实际问题时,常常遇到的是大规模的复杂系统。但关于非常复杂和规模较大的 FCM 的研究是不足

的,还存在许多问题。因此,研究“大”FCM 成为了最艰辛最紧迫的任务之一。一般地,FCM 之所以难以分析就是由于其规模庞大和复杂的内部联系。

实际上,把所研究的事物都放在一个层次或一个集合框架中研究势必大大增加解决问题的难度及维度,甚至使有些算法复杂度增加以至不能应用。因此,常常根据一些特征及我们的研究兴趣、目的往往可以把复杂系统分成一些不同的类,使我们所研究的事物是这些类的并。这样按类研究、分层研究将大大简化问题的难度、维度与复杂性,而这种分类可以连续递归地进行,同时也使我们对复杂系统模糊认知图的研究可以在各个层次和各个分类上进行,使研究更丰富、更灵活。因此本文针对复杂系统提出了一种模糊认知图(FCM)的分组分解的理论及算法。

2 基本模糊认知图

模糊认知图(FCM)的概念值为模糊值,也可以为二值,反映该节点对某概念以某种程度发生或表示概念状态是关还是开。概念间的因果关系是模糊关系,其联系强度也为模糊值。FCM 把知识存储在概念与概念间的关系中,通过概念间的关系来表示模糊推理,概念节点的输出与两种类型水平有关,即概念节点自身的状态水平与外部因果联系的强度,通过整个网络中各概念节点的相互作用来模拟系统行为,是一种

^{*} 基金项目:国家自然科学基金重点资助项目(69835001);天津市科技攻关重点项目(04310731R)。张桂芸 副教授,博士研究生,研究方向:知识发现,智能计算;马希荣 博士,教授,多 Agent,人工情感;杨炳儒 教授,博导,研究方向:知识发现,柔性建模。

无监督模型(unsupervised models)。

定义 1 一个基本 FCM 的拓扑结构是一个三元组 $U = (V, E, W)$, 其中 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 表示 FCM 的概念节点集合, $E = \{\langle v_i, v_j \rangle | v_i, v_j \in V\}$ 所有节点间的因果关联有向弧(有向弧 $\langle v_i, v_j \rangle$ 表示节点 v_i 对 v_j 有因果关联或影响, $W = \{w_{ji} | w_{ji}$ 是有向弧 $\langle v_i, v_j \rangle$ 的权值)(即 w_{ji} 表示结点 c_i 对 c_j 的关联或影响强度)。每个节点有一个状态空间, $V_{c_i}(t)$ 表示节点 c_i 在 t 时刻的状态值。

说明:不妨设 $V_{c_i}(t) \in [-1, 1]$, $w_{ji} \in [-1, 1]$, 否则作一下模糊标准化就可以了。目前的大部分文献中, $V_{c_i}(t)$ 多数取 1 和 0, 其中 1 表示该节点被激活, 0 表示不活动或称为静止的。若 $w_{ij} > 0$, 则 w_{ij} 表示 c_i 的变化引起 c_j 同方向变化的程度; 若 $w_{ij} < 0$, 则 w_{ij} 表示 c_i 的变化引起 c_j 反方向变化的程度; 若 $w_{ij} = 0$, 则 w_{ij} 表示概念 c_i 与 c_j 不存在关联关系。只有初始顶点是活动的, 影响才有效。换句话说, 如果初始顶点是静止的, 那么尽管它在活动时产生的影响很强烈, 也认为对终端顶点没有影响。

FCM 状态空间最初由初始条件决定, 然后通过与阈值有关的顶点函数自动传播, 直至达到静态模式。当 FCM 达到稳定有限循环状态或固定点, 就完成了因果关系推理。FCM 推理的数学模型为:

$$V_{c_i}(t+1) = f(\sum_{\substack{i \in E \\ i \in E}} V_{c_i}(t) w_{ji}) \quad (1)$$

式中 $V_{c_i}(t)$ 为原因概念结点 c_i 在 t 时刻的状态值, $V_{c_j}(t)$ 为结果概念结点 c_j 在 $t+1$ 时刻的状态值, E 为与 c_j 有邻接关系的概念结点集合, f 为阈值函数(threshold function), 可以是二值的、S 型的、模糊集合或概率函数。

FCM 的结构示意图如图 1。

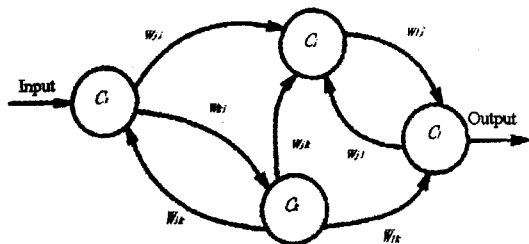


图 1 FCM 结构示意图

模糊认知图可看成面向对象的神经网络, 并通过概念间因果关系的传播模拟模糊推理, 通过整个网络各概念的相互作用模拟系统的动态行为, 属软计算(soft computing)范畴。它自身相当于一个非线性动力系统, 像神经网络一样, 它将输入映射为输出平衡态。每个输入都在虚拟空间中开辟一条通路。在简单模糊认知图中, 通路终止于一个不动点或极限环。在复杂的模糊认知图中, 通路可能终止于一个非周期的或“混沌”的吸引子, 系统的规则存储在空间自身。

定义 2 设 $U = (V, E, W)$ 为一个 FCM(如定义 1 所定义的), $v_i, v_j \in V$, 若存在节点序列 $v_{i+1}, v_{i+2}, \dots, v_{j-1}$, 使 v_i 通过有向弧 $\langle v_i, v_{i+1} \rangle, \langle v_{i+1}, v_{i+2} \rangle, \dots, \langle v_{j-1}, v_j \rangle$ 到达 v_j , 则称序列 $v_i, v_{i+1}, v_{i+2}, \dots, v_{j-1}, v_j$ 为 v_i 到 v_j 一条有向路径, 用 $P(v_i, v_j)$ 表示。我们用 $P(v_i, v_j)$ 表示所有 v_i 到 v_j 的有向路径。

我们用 $I_P(t)$ 表示 t 时刻 v_i 通过有向路径 P 对 v_j 的影响力, 分别用 $T(v_i, v_j)(t), I^*(v_i, v_j)(t)$ 和 $I_*(v_i, v_j)(t)$ 表示 t 时刻 v_i 通过所有路径 P 对 v_j 的总影响力、最强影响力

和最弱影响力。

定义 3 $I_P(t), T_{(u, v)}(t), I^*_{(u, v)}(t)$ 和 $I_{*(u, v)}(t)$ 分别定义为:

$$I_P(t) = \prod_{(v_k, v_l) \in E(P)} V_{c_k}(t) w_{kl} \quad (2)$$

$$T_{(u, v)}(t) = \sum_{P \in P(u, v)} I_P(t) \quad (3)$$

$$I^*_{(u, v)}(t) = \max_{P \in P(u, v)} I_P(t) \quad (4)$$

$$I_{*(u, v)}(t) = \min_{P \in P(u, v)} I_P(t) \quad (5)$$

特别, 若 v_i 到 v_j 只有一条有向路径, 则显然 $I_P(t) = T_{(u, v)}(t) = I^*_{(u, v)}(t) = I_{*(u, v)}(t)$

当 t 时刻系统得到一个外部输入时, $I_P(t+1), T_{(u, v)}(t+1), I^*_{(u, v)}(t+1)$ 和 $I_{*(u, v)}(t+1)$ 分别由(2)~(5)被自动更新。

$T_{(u, v)}(t), I^*_{(u, v)}(t)$ 和 $I_{*(u, v)}(t)$ 告诉我们在 t 时刻节点 v_i 影响节点 v_j 的总体情况、最强的路径和最弱的路径, 我们可以根据实际情况选择通过节点 v_i 增强或减弱 v_j 。

3 复杂系统模糊认知图的分解

3.1 复杂系统模糊认知图分解的提出

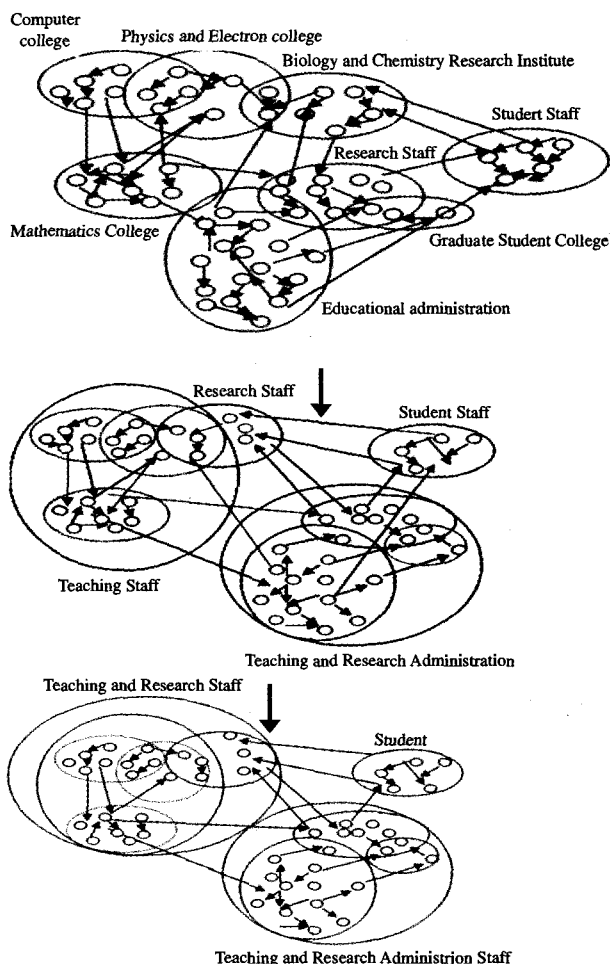


图 2 学校教职员工间工作影响认知图的连续分解

如引言所述, 复杂系统往往分成一些子系统, 通过分别研究各子系统然后在较高层次上研究各子系统之间的关系就可以了。例如, 考察某单位的全体员工, 会分部门研究, 或分管理干部、技术人员和工人等, 一般地, 我们在研究一个大集合时, 会将其分成一些子集合的并来研究, 各子集合或者不交, 或者有小部分的交。同时, 目前我们有一些很好的分类技术

与方法,如粗糙集方法、均值聚类、邻近聚类、层次聚类、模糊聚类算法等等。

我们先把所考察对象分成一些子集(交为空或者有少量交也可以),然后把把这些子集作为新的研究对象结点(组节点),在这些子集结点之间建构商认知图,即首先对原始认知图的节点进行分组(它们可以是原认知图节点的划分或者有小部分的交),将 FCM 划分成“组(簇)”,每个组 V_i 引出一个保留原始的拓扑结构和推理的子 FCM,然后定义组节点 V_i 的状态值与组节点间的关联强度,构造商认知图。这样我们就将一个原始 FCM 分解为一个商 FCM 和若干个有意义的子 FCM。关于原始 FCM 的分析就转化为商认知图和子 FCM 的分析。商 FCM 的因果关系推理提供原始 FCM 的整体信息。每个子 FCM 能够提供原始 FCM 的局部信息。商认知图大大降低了原认知图的规模和复杂度。

例如,要研究我们大学所有人员工作间关系的相互影响。可以按职能部门把对象分成教学单位、科研院所及科研处、教务处、学生处、研究生院、后勤部、宣传部等,教学单位又分计算机学院、物电学院、生化学院等等,科研院所又包括很多具体的研究所等;我们也可以按人员类型把对象分成干部、教师、科研人员、教辅人员、学生等分类,干部又分校级、处级、科级等,教师有教授、副教授、讲师等,……。即我们可以把研究对象根据需要分成不同层级、不同类别的子集,然后在这些子集上研究,不仅简单,而且意义丰富。

3.2 复杂系统模糊认知图的分解—商 FCM

定义 4 设 $U=(V, E, W)$ 为一个 FCM, $V_D = \{V_1, V_2, \dots, V_m\}$ 是节点集 V 的划分或交不多(实际问题如此,实际上交的多少对我们讨论问题没关系)的覆盖。我们称关于 D 的 FCM $U_D=(V_D, E_D, W_D)$ 为 U 的商 FCM。其中组节点 V_i 在 t 时刻的状态值 $V_{Dv_i}(t)$ 由属于 V_i 的节点 $v_k(t)$ 决定。 $E_D = \{\langle v_i, v_j \rangle | v_i \in V_i, v_j \in V_j, i \neq j, \langle v_i, v_j \rangle \in E\}$, 有向弧 $\langle v_i, v_j \rangle$ 的权值 W_{Dj} 也由原始 FCM 中 $\langle v_i, v_j \rangle$ 的权值决定。

$V_{Dv_i}(t)$ 和 W_{Dj} 根据实际情况有不同的决定方法。比较典型的可以为:

$$\text{取大: } V_{Dv_i}(t) = \max_{v_k \in V_i, \langle v_k, v_j \rangle \in E_D} \{w_{jk}(t)\}$$

$$W_{Dj} = \max_{\langle v_i, v_j \rangle \in E_D} \{w_{ji}\} \quad (6)$$

$$\text{取小: } V_{Dv_i}(t) = \min_{v_k \in V_i, \langle v_k, v_j \rangle \in E_D} \{w_{jk}(t)\}$$

$$W_{Dj} = \min_{\langle v_i, v_j \rangle \in E_D} \{w_{ji}\} \quad (7)$$

$$\text{算术平均值: } V_{Dv_i}(t) = (\sum_{v_k \in V_i} w_{jk}(t)) / |V_i|$$

$$W_{Dj} = (\sum_{\langle v_i, v_j \rangle \in E_D} w_{ji}) / |E_D| \quad (8)$$

$$\text{几何平均值: } V_{Dv_i}(t) = (\sqrt{\sum_{v_k \in V_i} w_{jk}^2(t)}) / |V_i|$$

$$W_{Dj} = (\sqrt{\sum_{\langle v_i, v_j \rangle \in E_D} w_{ji}^2}) / |E_D| \quad (9)$$

$$\text{加权值: } V_{Dv_i}(t) = \sum_{v_k \in V_i} \lambda_k w_{jk}(t)$$

$$W_{Dj}(t) = \sum_{\langle v_k, v_j \rangle \in E_D} \lambda_k w_{jk}(t) \quad (10)$$

其中 $\sum \lambda_k = 1$ 如 $\lambda_k = w_{jkik} / (\sum_{k=1}^l w_{jkik})$, l 为商 FCM 中 V_i 到 V_j 的弧数,其权分别为 $w_{i_1j_1}, w_{i_2j_2}, \dots, w_{i_lj_l}$ 。

3.3 复杂系统模糊认知图分解的算法描述

为了应用模糊认知图来设计、分析现实问题的复杂系统,我们给出如下模糊认知图的分解算法:

1) 为现实问题构造原始 FCM 模型,并令 $q=0$;

2) 设已构造出 q 次商 FCM(0 次商 FCM 即为原始 FCM) $U_q=(V_q, E_q, W_q)$,若需要继续构造 $q+1$ 次商 FCM,执行 3),否则结束;

3) 根据兴趣、目的给出关于节点集 V_q 的一个适当的分类(划分或交较少的覆盖),将每个组 V_{qi} 看作新的顶点,即得到组节点集 $V_q D = \{V_{q1}, \dots, V_{qm}\}$;

4) 在组节点集 $V_q D$ 上按照定义 4 构造 $q+1$ 次商 FCM,其中可利用式(6)~(10)计算商 FCM 中关于节点状态值和弧的权值;

5) 在需要的组节点上及节点间作 FCM 的因果关系推理,得出原始 FCM 的各个层面的推理结果与分析。

3.4 复杂系统商模糊认知图的因果关系代数

同样地,我们对商 FCM 也有路径、 t 时刻 V_i 通过有向路径 P 对 V_j 的影响力、总影响力、最强影响力和最弱影响力。

定义 5 设 $U=(V, E, W)$ 为一个原始 FCM,其商 FCM 为 $U_D=(V_D, E_D, W_D)$ 。设 $V_i, V_j \in V_D$,若在商 FCM 中存在节点序列 $V_{i+1}, V_{i+2}, \dots, V_{j-1}$,使 V_i 通过有向弧 $\langle V_i, V_{i+1} \rangle, \langle V_{i+1}, V_{i+2} \rangle, \dots, \langle V_{j-1}, V_j \rangle$ 到达 V_j ,则称序列 $V_i, V_{i+1}, V_{i+2}, \dots, V_{j-1}, V_j$ 为商 FCM 中 V_i 到 V_j 一条有向路径,用 $P(V_i, V_j)$ 表示。我们用 $P(V_i, V_j)$ 表示所有 V_i 到 V_j 的有向路径。

我们用 $I_P(t)$ 表示 t 时刻 V_i 通过有向路径 P 对 V_j 的影响力,分别用 $T_{(v_i, v_j)}(t), I_{(v_i, v_j)}^*(t)$ 和 $I_{* (v_i, v_j)}(t)$ 表示 t 时刻 V_i 通过所有路径 P 对 V_j 的总影响力、最强影响力和最弱影响力。

定义 6 $I_P(t), T_{(v_i, v_j)}(t), I_{(v_i, v_j)}^*(t)$ 和 $I_{* (v_i, v_j)}(t)$ 分别定义为:

$$I_P(t) = \prod_{(v_k, v_l) \in E_D(P)} V_{Dv_k}(t) w_{Dkl} \quad (11)$$

$$T_{(v_i, v_j)}(t) = \sum_{P \in P(V_i, V_j)} I_P(t) \quad (12)$$

$$I_{(v_i, v_j)}^*(t) = \max_{P \in P(V_i, V_j)} I_P(t) \quad (13)$$

$$I_{* (v_i, v_j)}(t) = \min_{P \in P(V_i, V_j)} I_P(t) \quad (14)$$

当 t 时刻系统得到一个外部输入时, $I_P(t+1), T_{(v_i, v_j)}(t+1), I_{(v_i, v_j)}^*(t+1)$ 和 $I_{* (v_i, v_j)}(t+1)$ 分别由(11)~(14)被自动更新。

$T_{(v_i, v_j)}(t), I_{(v_i, v_j)}^*(t)$ 和 $I_{* (v_i, v_j)}(t)$ 告诉我们在 t 时刻节点 v_i 影响节点 v_j 的总体情况,最强的途径和最弱的路径,我们可以根据实际情况选择通过节点 v_i 增强或减弱 v_j 。因此,通过商 FCM 我们的研究丰富得多了。比如,我们可以问教务处对学生影响怎么样? 问哪个部门对学生影响最大? 问哪个老师对哪个学生影响最大? 我们还可以问学生对哪个部门影响最弱? 等等。

结束语 本文针对复杂系统提出了一种 FCM 分组分解的理论及算法。即首先对原始认知图的节点进行分组,然后在组节点上构造商认知图。这样将一个原始 FCM 分解为一个商 FCM 和若干个有意义的子 FCM。关于原始 FCM 的分析就转化为商认知图和子 FCM 的分析。商 FCM 的因果关系推理提供原始 FCM 的整体信息。每个组 V_i 引出一个保留原始的拓扑结构和推理的子 FCM,它能够提供原始 FCM 的局部信息。对商 FCM 大大降低了原认知图的规模和复杂度,同时也丰富了 FCM 在各个层面上和不同分类上的表示与推理。这种分解可以根据需要往复进行。

最后指出,构造出适当的原始 FCM 和商 FCM 模型并非易事。因此在构造认知图时,专家要尽可能全面、客观、科学,同时有恰当的修正和学习认知图的方法。对于商 FCM 还存

在着顶点分组、商 FCM 中组节点的状态值与边权值的定义和数学模型的科学化问题。尤其是不适当的多边聚合(组节点间的权值定义),可能会获取非常不恰当的因果关系推理结果。当然每种聚合方法有自己的优缺点,而且很难找到一种适合所有情况的统一方法。

参考文献

- 1 Axelrod R. Structure of Decision: the Cognitive Maps of Political Elites. Princeton, NJ:Princeton University Press, 1976
- 2 Kosko B. Fuzzy cognitive maps. Int. J. Man-machine Studies, 1986, 24: 65~75
- 3 Kosko B. Adaptive inference in fuzzy knowledge networks. In: Proc. 1st Int. Conf. Neural Networks, 1987, 2: 261~268

- 4 Liu Z Q, Miao Y. Fuzzy cognitive map and its causal inference. In: Proc. IEEE Int. Conf. Fuzzy Systems Seoul Korea, 1999, 3: 1540~1545
- 5 Aguilar J. Learning Algorithm and Retrieval Process for the Multiple Classes Random Neural Network Model. Neural Processing Letters, Kluwer Academic Publishers, 2001, 13(1):81~91
- 6 Zhang Jianying, Liu Zhi-qiang, Zhou Sanming, Quotient FCMs-A Decomposition Theory for Fuzzy Cognitive Maps. IEEE transactions on fuzzy systems, 2003, 11(5):593~604
- 7 Liu Z Q, Zhang J Y. Interrogating the structure of fuzzy cognitive maps. Soft Comput., 2003, 7(3):148~153
- 8 骆祥峰. 认知图理论及其在图像分析与理解中的应用:[合肥工业大学计算机应用博士论文]. 2003
- 9 于江涛. 多智能体模型、学习和协作研究与应用:[浙江大学控制博士论文]. 2003

(上接第 101 页)

4 模拟结果和结论

模拟实验考察了两种性能指标,即停机概率和平均数据报文延迟。为简便起见,假设不管通信类型如何,目标信号干扰比(SIR)都是一样的,尽管不同类型的通信一般都要求不同的 SIR。不同类型通信有完全相同 SIR 的系统与不同类型通信有不同 SIR 的系统之间性能效应是相似的。对于应用不同目标信号干扰比而言,变化的仅仅是 γ_v, γ_{ud} 和 γ_d 。用于推导结果的系统参数值为: $W = 3 \times 1.23\text{MHz}$, $R_v = R_b = 9.6\text{ kbit/s}$, $R_d = 19.2\text{ kbit/s}$, $1/\lambda = 1.0\text{s}$, $1/\mu = 1.5\text{s}$ 。语音、数据、图像的目标信号干扰比 $\gamma_v = \gamma_{ud} = \gamma_d = 7\text{dB}$, 时间片延续时间 $d = 10\text{ms}$, $K_v = 20$, $K_d = 40$ 。20 个语音用户产生平均通信载荷 0.154, 最大通信载荷为 0.257。数据用户的数量用于驱动平均数据报文延迟。

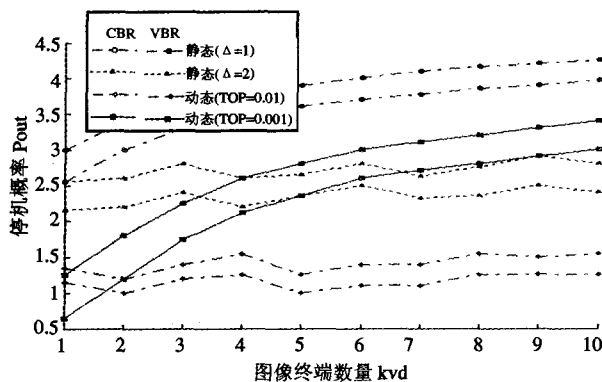


图 2 停机概率与图像用户数量的对比

图 2 所示为停机概率 P_{out} , 是图像用户数量的函数 K_{ud} 。可以看出应用静态估算模式时比应用动态估算模式时停机概率要高得多。在静态估算模式中,安全系数 Δ 增大时停机概率减小是合理的,因为对于数据用户来说,由于 Δ 的值往往把剩余容量估计过低;在动态估算模式中,可以看到停机概率接近或低于目标停机概率。数据传输的 VBR 方法和 VBR 方法之间的比较表明,用 VBR 方法比用 CBR 方法出现停机现象更多。

图 3 所示为平均数据报文延迟 D , 该延迟判定为数据用户传输一个 3 千字节网请求包所经历的时间。该数据传输所要求的延迟与停机概率相关,因为如果出现停机,数据用户必须重新传输。在模拟环境下,看得出应用静态估算模式比应用动态估算模式时数据传输的延迟更多。数据传输的 CBR

方法与 VBR 方法之间的比较说明,用 CBR 方法比用 VBR 方法数据传输延迟更多,尽管从停机概率的角度讲 CBR 方法性能优于 VBR 方法。

此外,本文提出的基于动态剩余容量估算的访问控制在综合语音、数据、图像 CDMA 系统中从停机概率和平均数据报文延迟意义上说性能优于基于静态剩余容量估算的访问控制。

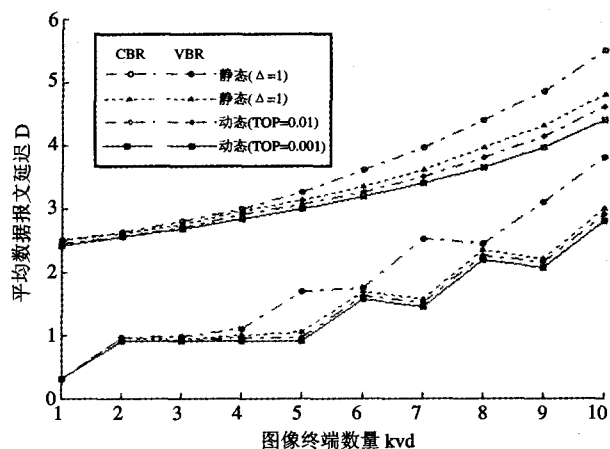


图 3 平均数据报文延迟与图像用户数量的对比

参考文献

- 1 Fantacci R, Nannicini S. Multiple access protocol for integrated of variable bit rate multimedia traffic in UMTS/IMT-2000 based on wideband CDMA. IEEE J. Select. Areas Commun., 2000, 18: 1441~1454
- 2 So J W, Cho D H. Performance analysis of a DS/SSMA unslotted ALOHA system with two user classes. IEEE Trans. Veh. Technol., 2002, 51:1628~1639
- 3 Sampath A, Holtzman J M. Access control of data in integrated voice/data CDMA systems: Benefits and tradeoffs. IEEE J. Select. Areas Commun., 1997, 15:1511~1526
- 4 Comaniciu C, Mandayam N B. Delta modulation based prediction for access control in integrated voice/data CDMA systems. IEEE J. Select. Areas Commun., 2000, 18:112~122
- 5 韩纪庆, 张磊, 郑铁然编著. 语音信号处理. 北京:清华大学出版社, 2004. 200~218
- 6 沈凤麟, 叶中付, 钱亚璞. 信号统计分析处理. 北京:中国科学技术大学出版社, 2003. 26~41
- 7 Maglaris B, Anastassiou D, Sen P, Karlson G, Robbins J D. Performance models of statistical multiplexing in packet video communications. IEEE Trans. Commun., 1988, 36:834~844
- 8 Sigle R, Renger T. Impact of wireless access on traffic management in ATM networks. COMPUTER NETWORKS, 1999, 31 (9-10):986~987