基于广义细胞自动机的网络带宽优化*>

柴震川 帅典勋 刘 燕

(华东理工大学计算机科学系)上海200237) (清华大学智能技术与系统国家重点实验室 北京100084)

Optimization Bandwidth Allocation Based on Generalized Cellular Automaton

CHAI Zhen-Chuan SHUAI Dian-Xun LIU Yan

(Department of Computer Science, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237)

(State Key Laboratory of Intelligence Technology and System, Tsinghua University, Beijing 100084)

Abstract Nowadays, bandwidth allocation schemes in a TCP/IP or ATM network are congestion avoidance oriented. Few scheme has taken global optimization into account, for global optimization problem can not be easily solved by conventional mathematical method due to the complexity and large-scale of massive information system, such as Internet. We present a novel bandwidth allocation scheme based on generalized cellular automaton (GCA). Firstly we introduce how to map network topology into GCA model, then we propose how cells and macro cells interact in our solution. Our simulation results show the scheme leads to global optimization rapidly. Keywords Generalized cellular automaton(GCA), Bandwidth allocation

1 引言

近年来,网络的规模日益庞大,在这样庞大的海量信息系 统中进行全局的优化是十分困难且不易实现的。目前在基于 TCP/IP 协议族的网络中,对流量的控制基本上是建立在 TCP 的和式增加积式减少(AIMD)的窗口控制基础之上 的^[1], IP 层(网络层)的路由器所起的作用相对较小,内部节 点之间并没有协作^[2]。而 ATM 网络提供了多种业务,并有 QoS的承诺,所以有一套较为庞大的业务管理、流量与拥塞控 制的体系。该体系完成了网络资源管理(NRM)、连接接纳控 制(CAC)、用法参数控制(UPC)、优先级控制、流量整形 (TS)、帧丢弃、ABR 流量控制等功能。在连接建立前,网络进 行连接接纳控制,根据申请流的流量描述符计算出数据流的 有效带宽,然后对可以满足要求的流预留相应的带宽,或拒绝 不能满足要求的流请求。ATM 在流量控制方面,主要采用了 闭环的基于速率的控制方案,各数据源根据二进制反馈或显 式反馈的信息调整自己的发送速率。总而言之,无论在基于 TCP/IP 协议族的网络或 ATM 网络中,调整速率的出发点是 避免或缓解网络拥塞,而不是如何综合整个网络资源,达到全 局优化的效果,其原因是当网络规模很大时,全局优化显得无 法实现。

在流量控制的优化问题上已有了基于价格的算法^[4]。该 算法基于一个类 ATM 网络的模型:假设网络提供固定和可 变的带宽给一组数据源,对数据源要求的额外带宽(从可变的 带宽中分配)收费,且数据源可以根据自己的能力自由购买带 宽,使得自己利益最大。而网络可根据拥塞程度调整单位带宽 价格。优化的目标就是使所有数据源利益之和最大。通过该算 法叠代计算达到稳定时,各数据源的发送速率与理论优化值 较符合。该方法引入了价格的概念,且调整的前提是各数据流 在已有固定带宽的基础上,如何分配可变带宽,对于接纳控制 并无优化。我们也将采用类似的网络模型,但不从价格的角度,而是从各路由器交互的角度,进行优化的带宽分配。

目前,较好地解决大规模优化问题的有效手段主要是将 网络中的各分布实体看作节点,利用一些诸如细胞神经网络 (CNN)^[7,4],蚂蚁模型(ACS)^[9],细胞自动机(CA)^[10]等方法 来求解。这些方法的共同特点就是个体节点不需要知道全局 系统的状态,只需与领域内的节点交互,最终使整个系统达到 某一状态。我们在这里提出了用广义细胞自动机(GCA)模型 来解决网络中带宽分配的优化问题,使得在有限的网络资源 条件下,连接数目尽可能大。GCA 是在 CA 的基础上扩充而 来的,它保持了 CA 和 CNN 的利用局部信息达到全局优化的 优点,和 CA 相比,它的宏观目标可以指引下层细胞的发展, 和 CNN 相比,它具有分层结构,且各层不要求严格同步。

广义细胞自动机不但可以模拟多 Agent 系统,而且由于 有了对全局状况监视的手段,可以对整个系统加以引导,所以 适合全局优化。更重要的是,各层之间传送的信息不需与迭代 过程同步,这样,广义细胞自动机中流动的信息比相应的普通 细胞自动机增加得不多,适合对网络进行优化。本文提出了一 种将广义细胞自动机的模型应用到网络带宽分配的优化方 法,在有限的网络资源下,使尽可能多的虚电路得到带宽满 足。

2 问题定义及转化

2.1 问题定义

考虑一个包含有一组链路(link)的网络,这些链路构成 了集合 $L=\{1,\dots,n\}$,第 p 条链路的容量为 $c_p, p \in L$ 。网络由 一组虚电路共享,这些虚电路构成了集合 $S=\{1,\dots,m\}$ 。虚 电路 q 有三个重要参数: $(G(q), F_q, r_q), q \in S$ 。路径(path)G $(q)\subseteq L$ 是虚电路 q 所利用链路的集合。 $F_q: R^+ \rightarrow R$ 是虚电路 q 的传输速率 v_q 的函数,简称为速率函数。 r_q 是虚电路 q 要求

.....

• 50 •

^{*)}本课题得到国家"九七三"重点基础研究发展规划项目(编号G1999032707)、国家自然科学基金重点项目(编号60135010)、国家自然科学基 金项目(编号60073008)和清华大学智能技术和系统国家重点实验室开放课题基金的资助。集震川 硕士研究生,研究方向为分布式人工智能和 计算机网络。帅典勋 博士,教授,博士生导师,目前从事人工智能,知识工程,分布并行处理等方面的研究。刘 熹 硕士研究生,研究方向为分 布式人工智能。

的最小数据传输率, $r_q \ge 0$ 。当虚电路 q 以速率 v_q 传输数据时, 它的速率函数为 $F_q(v_q)$, $r_q \le v_q$ 。令 $H(p) = \{q \in S | p \in G(q)\}$, 表示共享链路 p 的虚电路集合。

在本文中我们定义 $F_q(v_q) = \frac{v_q - r_q}{r_q}$ 。优化问题的目标就 是求各个虚电路速率 $\{v_q | q \in S\}$,使得各个数据源函数的平方 和尽量小。

P:min $\sum_{q \in S} F_q^2(v_q)$ s.t $\sum_{q \in H(p)} v_q \leq c_p, r_q \leq v_q$ $p=1, \dots, n_s$ 需要说明的是,我们要求的优化目标是让同时竞争的多



条虚电路尽可能多数量地获得带宽,而不是真正数学意义上 使优化目标式最小,该目标式起到了引导的作用。

2.2 从网络模型到方格结构的映射

对于一个拥有 n 条链路和 m 个虚电路的网络流量模型, 必有一个网络逻辑拓扑与之对应,记为 T(L,S), L 是 n 条链路的集合, S 是 m 个虚电路的集合。该逻辑拓扑 T(L,S)可映 射到一个 n×m 的细胞自动机的网格状矩阵 X。映射方法是 将 X 中的元素 x_{ab} 标记为有效的,满足 $x_{ab} \in \theta, \theta = \{x_{ij} | i \in G$ $(j) \cap j \in H(i), x_{ij} \in R^+\}$,我们称 θ 为有效集。



ው)

图1 网络逻辑拓扑到广义细胞自动机的映射

以图1为例,图1(a)为一网络逻辑拓扑 T(L,S),共有8条 链路组成集合 $L = \{1, \dots, 8\}, 有7$ 个虚电路组成集合 $S = \{1, \dots, 7\}$ 。图中链路边带圈的数字为该链路的序号,无圈的数字 是参与竞争该链路带宽的虚电路序号。图1(b)是由 T(L,S)映射得到的 $X_{a \times 7}$ 。图中对于有效的元素用黑色方块表示。方 格图中的行代表着链路,该行中黑色方块的数目表明共有多 少虚电路共享这段链路。列代表虚电路所利用链路的情况,列 中黑色方块的数目表明该虚电路发送的数据经过了哪几段链路。图中所有黑色方块组成了有效集 θ 。

从以上的映射可以看出,给定链路集合 $L = \{1, ..., n\}$ 和 **虚电路集**合 $S = \{1, ..., m\}$,映射不会改变 L和 S的共享关 系,即 G(p)和 H(q)均不改变。这样,所求的网络优化问题就 转化为求矩阵 X的元素 x_i ,的值, $x_{ij} \in \theta$ 。

3 广义细胞自动机模型

3.1 广义细胞自动机模型

我们采用的是如图2所示三层广义细胞自动机的层次结 构图。



图2 广义细胞自动机的层次结构

首先是关于 GCA 的层次构成问题。在图2中,第一层所

显示的是一个二维的普通 CA。该层细胞与有效集 θ 中的元素 对应。第二层显示的是在第一层 CA 的基础上构建出来的虚 拟 CA。说它是虚拟的,是指在于第二层的细胞不能象第一层 细胞那样对应到实际系统中的某个实体,而是由第一层的一 组细胞按照某一种函数关系定义而得到的。例如本文构造的 第二层的每一个细胞是由第一层 CA 相应的一列映射而成, 称为该列的宏细胞,它反映了整条虚电路的速率。同样,第三 层细胞是由第二层的一组细胞映射而成,在本文中就是所有 代表各自虚电路的第二层细胞映射为第三层细胞。在不同具 体应用中,选取哪些下层细胞为一组来映射到上层细胞依问 题而定。

其次是关于 GCA 的动态迭代方程。我们所采用的是时 间上连续变化的 GCA,该 GCA 的每一层都是一个普通的细 胞自动机,各层细胞都按照自己的方程并行的变化。需要指出 的是,宏细胞具有两种值:计算值和动力学状态。计算值是按 照宏细胞的函数定义由下层细胞值计算得到,反映了下层某 一区域细胞的实际情况。动力学状态是宏细胞按照方程迭代 得到。每一层细胞在某一时刻的动力学状态由三个因素决定: 该细胞在上一时刻的状态、邻域细胞对该细胞的影响和上层 宏细胞对该细胞的反馈。各层细胞的动态变化方程基本上都 具有如下方程的形式:

$$\frac{dx_{ij}}{dt} = -x_{ij} + A \times O(x_{ij}, req_{ij}) - \sum_{x_M \in N(x_{ij})} B(i, j; k, l) \times O(x_M, req_M) - C \frac{\partial Q}{\partial x_{ij}}$$

其中, $O(x_{ij}, req_{ij}) = 1/2(|x_{ij}| - |x_{ij} - req_{ij}| + req_{ij})$,是细胞 x_{ij} 的输出函数。 req_{ij} 是细胞 x_{ij} 输出的饱和值。 $N(x_{ij})$ 是细胞 x_{ij} 的输出函数。 req_{ij} 是细胞 x_{ij} 输出的饱和值。 $N(x_{ij})$ 是细胞 x_{ij} 的邻域,邻域的定义依问题而定。 $\frac{\partial Q}{\partial x_{ij}}$ 是上层宏细胞对下 层细胞的反馈。由于上层宏细胞有自己的动态方程,经过一段 时间的迭代后,按照下层细胞的宏细胞定义式算出的计算值 与按照上层细胞自己的动态方程得到的动力学状态不符合, 该差异就由 Q 体现。反馈项 $\frac{\partial Q}{\partial x_{ij}}$ 的存在就是让 Q 尽量减小。上 下两层细胞的这种联系可以使下层细胞按照上层细胞的意图

• 51 •

方向发展。层次越高,一个细胞所反映系统某块辖域的范围就 越大,最高层细胞所反映的就是整个系统。可以发现,该变化 方程与 CNN 的变化方程类似,但 CNN 没有层次概念,没有 上层细胞对下层细胞的引导作用,而 GCA 的各层都按自己 的方程变化,各层之间有引导牵制的关系。

最后要说明的是各层细胞之间的协调关系。从上面的介 绍可知,各层细胞的变化相对独立,但又有联系。各层细胞之 间的变化是异步的,各层次的迭代频率一般都不相同,且相邻 两层之间的信息交换不需要在每次迭代时都进行,这样可以 保证底层细胞的独立性,且系统不会因为存在大量额外的高 层细胞带来的全局信息而性能下降。

3.2 广义细胞自动机用于带宽优化

将网络映射为方格结构后,我们就可以在方格基础上定 义具体的广义细胞自动机的邻域、方程和宏细胞。

我们将矩阵 X 的元素 x_{ij} 作为底层细胞,也称为第一层细胞 x_{ij} 的邻域 $N(x_{ij}) = \beta \cup \{U(x_{ij})\} \cup \{D(x_{ij})\}$ 。其中 $\beta = \{x_{min} \in \theta \mid m = i, n \neq j\}$ 是与 x_{ij} 共享第 i 条链路的其它有效的细胞, 也即方格图上与 x_{ij} 同处于一行的其他有效方块。 $U(x_{ij})$ 和 D (x_{ij}) 是细胞 x_{ij} 的上邻细胞和下邻细胞,它们分别是与细胞 x_{ij} 在同一路径上的最近的上游与下游细胞,也即方格图上与 x_{ij} 同处于一列中,最近的上面和下面有效方块。对于有效的细胞 x_{ij} ,有以下变化方程:

 $\frac{dx_{ij}}{dt} =$

$$\begin{cases} -x_{ij}+1.\ 1O(x_{ij},r_j)=0.\ 1\frac{r_j}{\|G(i)\|}\sum_{k\in G(v)}\frac{O(x_{ik},r_k)}{r_k}+\\ O\{[c_i-\sum_{k\in G(v)}O(x_{ik},r_k)],1\}+\frac{\partial Q}{\partial x_{ij}} \ 1\\ \max(D(x_{ij}),U(x_{ij}))=x_{ij} \ 2\\ 1:\max(D(X_{ij}),U(x_{ij}))>x_{ij} \ 2:\max(D(x_{ij}),U(x_{ij}))\leqslant x_{ij} \end{cases}$$

方程可理解为,当上游与下游细胞都比当前细胞值小时,那么 当前细胞的增长会受抑制,这样最终在一条虚电路上的细胞 值会趋于一致,如条件2的情况。否则,细胞受到横向的邻域细 胞影响,也就是条件1所体现的。条件1第三项的 ||G(i)||表示共 同竞争第 i条链路的虚电路数量、该项将邻域细胞的输出先 归一化后,再影响本细胞,所谓归一化就是将细胞的输出除以 最小带宽要求。方程第四项体现了剩余带宽对细胞变化的影 响,其实也是邻域细胞对本细胞影响的一种转化后的形式。 2Q/axij是第二层细胞对第一层细胞的反馈项,将在下段说明。

中层细胞,也称为第二层细胞,用x.,表示 $j \in S.x.,$ 也就 是相对于第一层细胞 x_{ij} 的宏细胞,我们将方格图中的一列作 为一个宏细胞,并定义x.,与 x_{ij} 的关系为:x.,=min $(x_{ij}), x_{ij}$ $\in \theta.$ 我们称值x.,是按定义得到的计算值.x.,所反映的就是 第j条虚电路已分配到的带宽。第二层细胞也有自己的变化 方程.在实验中我们定义第二层细胞变化方程为 $\frac{dx.}{dt}$ = $-x._{j+1}.2O(x._{j},r_{j})-0.2\frac{r_{j}}{\|S\|} \sum_{0 \le i \le m} \frac{O(x._{j},r_{k})}{r_{k}} - \frac{\partial x..}{\partial x._{j}}$ 。该方程 与第一层细胞具有相同的形式.x..是第三层细胞的计算值. $x._{j}$ 是第二层所期望的理想值,或者说是第二层按照动态方程 的到的值,也称为第二层细胞的动力学状态。一般来说,某时 刻计算值 $x._{j}$ 与动力学状态 $x._{j}$ 之间会有偏差.我们定义偏差 函数 $Q = \frac{1}{2} (x._{j} - x._{j})^{2}$,为了让计算值 $x._{j}$ 与动力学状态 $\cdot 52$ · x'.,尽量接近,我们让Q对 x_{i} 的偏导 $\frac{\partial Q}{\partial x_{ij}} = (x_{ij} - x'_{ij}) * \frac{\partial x_{ij}}{\partial x_{ij}}$,传给第一层细胞,这样就使得第一层细胞的变化方向受到了第二层细胞的影响。同样,第二层细胞也受到第三层细胞的作用。

高层细胞,也称为第三层细胞,用 x...表示。我们定义 $x..=\sum_{r\in S} [(x.,-r,)/r,]^2.这与我们先前定义的最优化目标$ 式一致。对于第三层的动力状态 <math>x...应该是越来越小、最好 是0,为了使计算值与动力学状态尽量接近,应该使计算值 $x...尽量小,所以我们直接将 \partial x.../\partial x'.,传递给第二层。$

4 算法描述

步1:初始化。对于第一层的每个有效细胞,赋予初值0,*x*., =0,*x*., $\in \theta$ 。对于第二层细胞,算出定义值 *x*., = min(*x*.,),*x*., $\in \theta$,并令理想值 *x*., = *x*.,。

Cobegin :

Cobegin .

并行步2:第一层的每个细胞根据自己当前时刻值、 邻域细胞的值和上层传来的反馈值,由方程得到微 分值 *dx_i*,/*dt*,然后可以计算得到下一时刻的 *x_i*,值。 继续并行步2。

Coend;

Cobegin:

并行步3.1:对于第二层的细胞,由第一层细胞值算 出定义值 $x_{i,j} = \min(x_{i,j}), x_{i,j} \in \theta$ 。根据 $x'_{i,j} \in \pi$. 值计算出差值 Q,并反馈给第一层。再让动力学状态 $x'_{i,j}$ 的积分初值为 $x_{i,j}$,既 $x'_{i,j} = x_{i,j}$.

并行步3.2:第二层的每个细胞根据自己的迭代方程,不断迭代计算 xi,/值。继续并行步3.1。

Coend;

Cobegin:

并行步4:第三层细胞根据第二层的理想值 x',;计算 得到 x..值,并反馈给第二层、

Coend.

Coend

5 实验结果及结论

我们首先对如图3的小规模网络结构进行了模拟试验。该 网络映射为8 * 8的矩阵。第一、第二和第三层细胞的叠代周期 比为1:4:6。

图3(a)是网络的逻辑拓扑图,反映了各数据流竞争各段 链路带宽的情况。图3(b)是逻辑拓扑图对应的矩阵 X。该矩阵 显示了优化分配后的结果,方格 x_i,中数字表示第i个虚电路 在第j条链路上分到的带宽。矩阵图最下面一排数字表示数 据源要求的最小带宽。矩阵图最右面一列数字表示相应链路 的容量。可以看出共同参与竞争的8个虚电路,只有6个得到了 所需的带宽,虚电路2、6被淘汰。图4显示了竞争过程。

图4(a)是采用了广义细胞自动机的竞争曲线。横坐标是 模拟过程的叠代次数,可看成时间轴。纵坐标是数据流的速率 v_q 。由于各数据源要求的最小速率 r_q 不同,因此我们将数据进 行归一化处理,得到纵坐标为 v_q/r_q 的图4(b)。这样,通过观察 稳定后的曲线是否到达1,我们就可知道该数据源的需求是否 得到满足。从图4(b)中,我们可以清楚地看到,有六条曲线到 达了1,而两条曲线(2和6)被抑制了。





图3 网络结构及其运行结果

图4(c)、(d)则分别是采用 CNN 的竞争曲线和归一化后的曲线。可以发现,无论采用 GCA 或 CNN 的方法,优化的结果都是淘汰两个数据源的请求,满足其余六个请求。但从上下 图的比较中我们可以发现,采用 GCA 的曲线达到稳定更快。 在同一横坐标处,我们做了一条垂直的虚线,在虚线代表的时 刻,采用 GCA 的曲线都已经达到稳定,而采用 CNN 的曲线 还没有全部稳定。这是由于有上层细胞的牵引作用。同时也可 发现,采用 GCA 的曲线抖动较大,这是由于上层细胞会不断 使下层细胞偏离原先的轨迹。一般说来,上下两层细胞迭代周 期相差越大,抖动振幅越大,但频率越小。



图4 采用 GCA 和 CNN 的竞争曲线



图5 优化效果图

我们将方格的党模扩大到80 * 80。由于随着网络规模的 扩大,拓扑结构也难以确定,我们采用的方法是在80 * 80的方

· 53 ·

格上以不同的概率随机确定有效节点。不同概率决定了方格 图上黑色方块的疏密程度,也就是各条虚电路之间耦合的紧 密程度。对每种密度产生五个拓扑进行试验,发现采用 GCA 的方法可以提高连接数量,同时比采用 CNN 的方法有更快 的收敛速度。

	2 1	第一组	第二组	第三组	第四组	第五组	平均
	1/3	1.28	1.10	1.20	1.25	1.23	1.212
	1/5	1.21	1.18	1.12	1.20	1.09	1.160
	1/7	1.12	1.07	1.11	1.15	1.16	1.122

表1 优化值与平均值的比 (1:实验组数 2:优化值/平均值 3:有效方格的密度)

图5是有效方格密度为1/5的五组实验结果。我们随机对 80条虚电路进行排列,然后依次分配带宽,直到所有带宽分配 完,这样就得到随机分配的虚电路数量。对于每组实验我们得 到十个随机分配的值,在图中用点表示。用 GCA 优化的得到 的值用粗实线指示。可以从图中明显地看出优化效果,即随机 分配方案分配的虚电路数量一般比 GCA 分配的虚电路数量 少。图中粗虚线是随机分配数量的平均值,比优化的粗实线的



值要少。优化值(粗实线所示值)与平均值(粗虚线所示值)的 比值在图中已标示。当有效方格密度为1/3和1/7的时候,也有 类似结果,见表1。

从表中我们可以看出,采用 GCA 的优化方法可以让虚 电路的连接数量尽量多。随着有效方格密度提高,优化值与平 均值的比值也有少许提高,即优化效果更明显了。

上述的实验结果说明了 GCA 的优化效果。我们用 CNN 在同样的网络模型下做同样的实验,发现最终的优化效果基 本一致,也就是采纳的虚电路数一样多。但从时间上来看,采 用 GCA 的方法可使大部分的虚电路更快地到达带宽要求。 我们以最终所有到达带宽要求的90%的虚电路到达时间为参 考,比较两种方法的时间差异。图6说明了该差异。图6(a)(b) 均是在同样的80 * 80的方格结构下得到的。有效方格密度为 1/5。纵坐标表示当前某虚电路分到的带宽占最小带宽要求的 比例,该值到达1就表示该虚电路的要求得到满足。横坐标是 模拟的迭代次数,可以看成时间轴。垂直于横坐标的实线所指 示的时间是大部分(90%)最终得到满足曲线到达1的时间。从 图中可以明显看出,采用 GCA 的曲线更快地到达1。垂直实 线的横坐标分别为2033和2982,比值为1.47。在另外四组实验 中(有效方格密度为1/5)。该时间比值为:1.35,1.23,1.25, 1.18。



图6 80 * 80规模下的两种方法比较

本文将网络模型映射到 GCA 的底层方格结构,并根据 具体问题定义了 GCA 的宏细胞及其动态方程。实验证明采 用 GCA 模型的带宽分配方案可以在复杂的网络环境中,达 到全局优化的效果,并且其收敛时间优于普通单层的 CNN 方案。GCA 的各个节点不需要知道全部的拓扑结构,只需与 邻域交换信息。GCA 不同粒度的层次关系容易与实际网络的 不同级别的主体相互映射,同时可以根据不同的全局优化目 标确定各层的方程,因此有着广泛的应用及研究前景。

参考文献

- 1 罗万明,林闯,阎保平,TCP/IP 拥塞控制研究,计算机学报,2001, 24(1):1~18
- 2 袁坚,任勇,山秀明,一种计算机网络的元胞自动机模型及分析,物 理学报,2000,20(1):398~402

(上接第40页)中更有优势。

参考文献

- 1 Perkins C. IP Mobility Support. RFC2002, IBM, Oct. 1996
- 2 Chikarmane V, Bunt R, Williamson C. Mobile IP-based Multicast as a Service for Mobile Hosts. In: Proc. of the Second Intl. Workshop on Services in Distributed and Networked Envi-

- 3 William S. High-speed networks TCP/IP and ATM design principles. Prentice hall, 1998
- 4 陈金山,韦岗. 一种新的基于 CNN 调度信元的输入缓冲 ATM 交换结构. 通信学报,2000,21(4):71~74
- 5 Low S H.Lapsley D E. Optimization Flow Control—I.Basic Algorithm and Convergence. IEEE/ACM Transactions on Networking, 1999,7(6);861~874
- 6 Bandini S, Mauri G. Multilayered Cellular Automata. Theoretical Computer Science 1999,217
- 7 Chua L O, Yang L. Cellular neural networks: theory. IEEE Trans. on Circuits and Systems. 1988, 35(10): 1257~1272
- 8 Chua L O, Roska T. The CNN paradigm. IEEE Trans. on Circuits and Systems, 1993, 40(3), 147~156
- 9 李生红,刘泽民,周正.ATM 网上基于蚂蚁算法的 VC?路由选择 方法.通信学报,2000,21(1):23~28
- 10 Benjaafar, Saifallah, et al. Cellular Automata for Traffic Flow Modeling. Univ. of Minnesota, Minneapolis, 1997

ronments, Whistler, BC, Canda, June 1995. 11~18

- 3 Xylomenos G, Polyzos G. IP Multicast for Mobile Hosts. IEEE Communications, Jan. 1997. 54~58
- 4 Harrison T, Williamson C, Mackrell W, Bunt R. Mobile multicast (MoM) protocol; Multicast support for mobile hosts. In; ACM Intl. Conf. on Mobile Computing and Networking (Mobicom). Sep. 1997
- 5 Wang Yu, Weidong Chen, Supporting IP Multicast for Mobile Hosts. http://citeseer.nj.nec.com/wang99supporting.html

• 54 •
