

基于多 Agent 系统和神经网络的路由选择策略

董 军^{1,2} 潘云鹤¹

¹(浙江大学人工智能研究所 杭州 310027)

²(上海贝尔有限公司 上海 201206)

(E-mail: jdong@sei.ecnu.edu.cn)

摘 要 我国长信网的接通率为 45% 左右, 链路的利用率也仅为 30%~40%。据估计, 接通率每提高一个百分点, 收益可达 10 亿元。针对目前所使用的路由选择方法的不足, 提出全新的基于多 Agent 系统和神经网络预测的路由选择策略, 包括网络模型、选路过程、Agent 内涵的刻画, 并介绍了用递归神经网络进行预测的思想。仿真结果表明, 其良好的分布性和智能预测能力使之优于其它方法。这为解决网络接通率低和负荷不平衡问题提供了良好途径。

关键词 路由选择, 多 Agent 系统, 接通率, 负荷平衡, 神经网络预测

中图分类号 TP393, TN913

ROUTING STRATEGY BASED ON MULTI-AGENT SYSTEMS AND NEURAL NETWORK

DONG Jun^{1,2} PAN Yun-He¹

¹(*Institute of Artificial Intelligence, Zhejiang University, Hangzhou 310027*)

²(*Shanghai Bell Co., Ltd., Shanghai 201206*)

(E-mail: jdong@sei.ecnu.edu.cn)

Abstract In mainland China, long distance telecommunications network's switch and link usage rates are only about 45% and 30%~40%, respectively. It is estimated that raising one percent of switch rate of the current network will result in revenue almost one billion RMB. In the paper, by analysing the demerit of routing schemes being used, a new intelligent routing strategy based on multi-agent systems and neural network forecasting is presented, including network model, routing procedure, and agent connotation depiction. Meanwhile, recurrent neural network forecasting is introduced. Simulation demonstrates it is outstanding by virtue of distribution and intelligence. Hence it provides an excellent way to improve switch rate and balance of network load.

Key words Route selection, multi-agent systems, switch rate, load balancing, neural network forecasting

1 引言

路由选择决定将业务从源送达目的地的路由,是电信网运行中的关键过程,通常以路由最短、代价最低,或流量最大、拥塞最小为原则.一般而言,在迅速、准确地传输的前提下,它应能

- 适应源-目的交换机结点(以下简称结点)链路负荷的变化(包括链路故障等原因引起的网络拓扑变化),绕过拥塞的结点;

- 使接通率和利用率高.

同时本身不能太复杂.目前我国长信网接通率为 45%左右.原因除对方忙、无应答以及存在呼损等外,从全网看,路由选择方法的优劣有很大的影响.近年来,我国电信网中结点不断增多,规模日益扩大,业务量不能较好地平衡,导致局部过载,而有的地方的资源又得不到充分利用,负荷平衡成为相关的又一问题.负荷的平衡有益于接通率的提高.有估计称,我国电信网的接通率若能提高一个百分点,收益可达 10 亿元.

由于网络负荷的随机性,无法预先保证网络一直处在较好的工作区,而只能在运行时加上某种控制.已有的方法缺乏全局的和系统的观点.针对目前国内外电信网使用的路由选择方法在业务接通率、平衡网络负荷方面的不足,我们提出全新的基于多 Agent 系统和人工神经网络预测的智能路由选择策略.这个思想的应用将不限于电信网.

2 相关工作

在电信网中,先有静态路由选择方法,后有动态路由选择方法^[1,2].静态方法简单、可靠,但不能反映实时业务,不能适应变化的网络情况.于是出现了动态路由方法,它不断测量网络状态并不断计算,提高了灵活性和有效性.有两类基本动态路由方法:时间依赖法和状态依赖法.时间依赖法针对每天不同时间段的业务量不一样的事实,事先编出按时间段区分的路由表,本质上是根据过去的业务分布安排好的顺序.

状态依赖法根据网络当前状态决定选择哪条路由,它可避开业务量大的链路,对于事先未能规划的业务变化有较好的适应性.但它需要较大的管理开销来交换信息,以便更有效地优化网络资源的使用.可分为孤立的、集中的和分布的三种,取决于当今网络状态的信息是如何获得的.孤立法中,每个结点仅有它自己的出路的状态信息,难以及时把握网络情况.

集中法中,一个中央处理器周期地收集网络中所有链路的状态信息以便使业务在整个网络中较好分布,可能减少阻塞和无益的传输,但它需要分离的信号网络和计算中心;每个结点都要与控制器相连使通信开销增加,控制器坏掉会导致整个系统不能工作;系统响应受制于控制器的负荷能力和有关结点与控制器间的距离,而且扩缩性差.实际上高度动态、分布、复杂和不可预测的系统行为使得运作难以由一个控制器完成.

分布法中,所有结点对相互通信以获得当今最好的路由.典型的分布法是实时网络路由(Real-Time Network Routing, RTNR),于 1991 年被引入 AT & T 交换网,已取得很好效果.这里,每有一个呼叫,在没有直达路由时,它检查现有迂回路由及其负荷条件,最小负荷路由被选择.负荷溢出级有六等:轻负荷 LL1, LL2, LL3,重负荷 HL,保留 TR 和忙.每当

“捕获”或“释放”一条链路上的中继线时,都要计算一次负荷条件.如果链路上的中继线数超过某一门限,则被认为是轻负荷.选择时,始发结点发消息给目的结点,要求发回目的结点认为具有轻负荷的结点,始发结点和目的结点均认为是轻负荷的链路将被选中.其选择原则是

$\min\{\max[OL_{ik}, OL_{kj}]\}, k \neq i, j; OL$ 是迂回路由中两链路的负荷情况.

分布法实时和动态性好,减少了操作成本(如网络设计和预测的路由表计算),降低了阻塞程度,提高了接通率.不过,由于信令信息交互多,增加了网络负荷.

总的看来分布法相对优越,它不需要另外的设备,路由是在交换中实时计算的.使网络结点均有处理能力并将业务负荷移到网络中有能力承受的地方,是其突出的优点.这源于分布法的“分布”特性.然而它的自适应性和宏观把握能力不足,缺乏“智能”,导致其系统性和全局能力依然较弱.

近年来,基于人工生命的路由选择,即基于蚂蚁取食的过程被建模和仿真^[3],以寻找平衡电信网络负荷的途径.该模型可表示结点间呼叫的典型分布.人工蚂蚁在随机选择的结点对间移动,并留下某种痕迹,这种痕迹是它离源结点距离和途中所遇阻塞程度的函数.它们按照在每个结点所模仿的痕迹的分布选择路径.结点间呼叫的路由是每个中间结点的痕迹分布的函数.人工生命法良好的思路,但各结点的决策能力有限,“智能”不够;且对过去“痕迹”的记忆难以精确化,实际网上难以应用.

在国内,原邮电部规划研究院和电信科学技术研究院^[4]分别对已有动态路由进行了模拟研究.北京邮电大学探讨在路由选择方面使用了模糊理论^[5].

3 模型和指标

3.1 入呼生成模型

仿真中模拟入呼生成为

定义 1. $C_g = (\lambda, R_n, W, P_p, P_e)$,

其中 $\lambda = (\{\lambda_i\} | 1 \leq i \in N \leq n, 1 \leq \lambda_i \leq 15)$ 为各结点入呼发生平均值,上限 15 是根据某地区除夕话务量最大时的值推算出的; R_n 是随机数生成器; W 是目的结点矩阵; P_p, P_e 分别是泊松分布的概率分布和指数分布的概率密度函数.

于是各结点入呼概率为

定义 2. $P_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^n \lambda_i}, i = 1, 2, \dots, n.$

3.2 性能指标

设电信网中有 n 个交换机结点.网络性能指标如下

设每个结点的接通率 $Nt_i = (\text{该结点入呼的应答数} / \text{该机结点的入呼数}) * 100\%, i = 1, 2, \dots, n$, 则接通率

定义 3. $C_i = \frac{\sum_{i=1}^n P_i Nt_i}{n}, i = 1, 2, \dots, n.$

设各邻接结点方向的平均负荷 le_{ij} = 占用爱尔兰/有效中继数, 则负荷平衡度

定义 4. $L_a = E[le^2] - [E(le)]^2$.

4 系统方案

4.1 总体思想

目前的动态路由方法周期性地采样参数. 由于呼叫到来的随机性和传输与处理的延时, 使决策的作出在整个采样间隔内落后于采样时刻, 导致它们均只是准实时的, 从而影响准确性和灵敏性; 同时, 被接受的呼叫是在“未来”的一段时间内保持并占有资源. 所以, 良好的决策应考虑: 某个呼叫将受到的影响, 以及将产生的影响. 也就是说决策依据的网络情况应超前于采样时刻, 即应进行预测.

基于多 Agent 系统^[6]和神经网络预测的路由选择策略总的思想是, 选择路由前, 预先把握网络的负荷趋势, 即下一时刻可能的情况, 在设法让入呼被接通的前提下, 全网的负荷要尽量平衡, 并尽可能使本次入呼的成功不影响此后的入呼被接通的可能性. 将电信网映象成一个多 Agent 系统.

定义 5. $S_m = (A_i, R_i, M_i | i \in N)$.

S_m 表示映象电信网的多 Agent 系统, A_i, R_i, M_i 分别表示 Agent、链路(中继线)资源及消息集合. Agent 通过消息进行交互并获取路由资源.

每个结点上均有一个自主决策和可交互的 Agent.

定义 6. $A_i = (S_a, P_n, D_i, G_v)$.

S_a 表示 Agent 物理状态, P_n 表示活动进程, D_i 表示 Agent 的决策意向, G_v 表示目标精神状态.

定义 7. $M_i = (I_m, O_m)$.

I_m 为接收的消息集合, O_m 为发出的消息集合.

接收的消息分为入呼、中继请求、中继入呼和应答; 发出的消息分为中继入呼和应答(既是接收的消息又是发出的消息).

定义 8. $I_m = (C_a, R_r, R_c, C_r)$.

C_a, R_r, R_c, C_r 分别表示入呼、中继请求、中继入呼和应答.

定义 9. $O_m = (R_c, C_r)$.

简化的电信网络结构如图 1. 图中 S_i 以一定时间间隔根据负荷的历史数据(时间序列)和当前负荷用人工神经网络方法预测下一时刻与各邻接结点相连的链路方向的负荷情况.

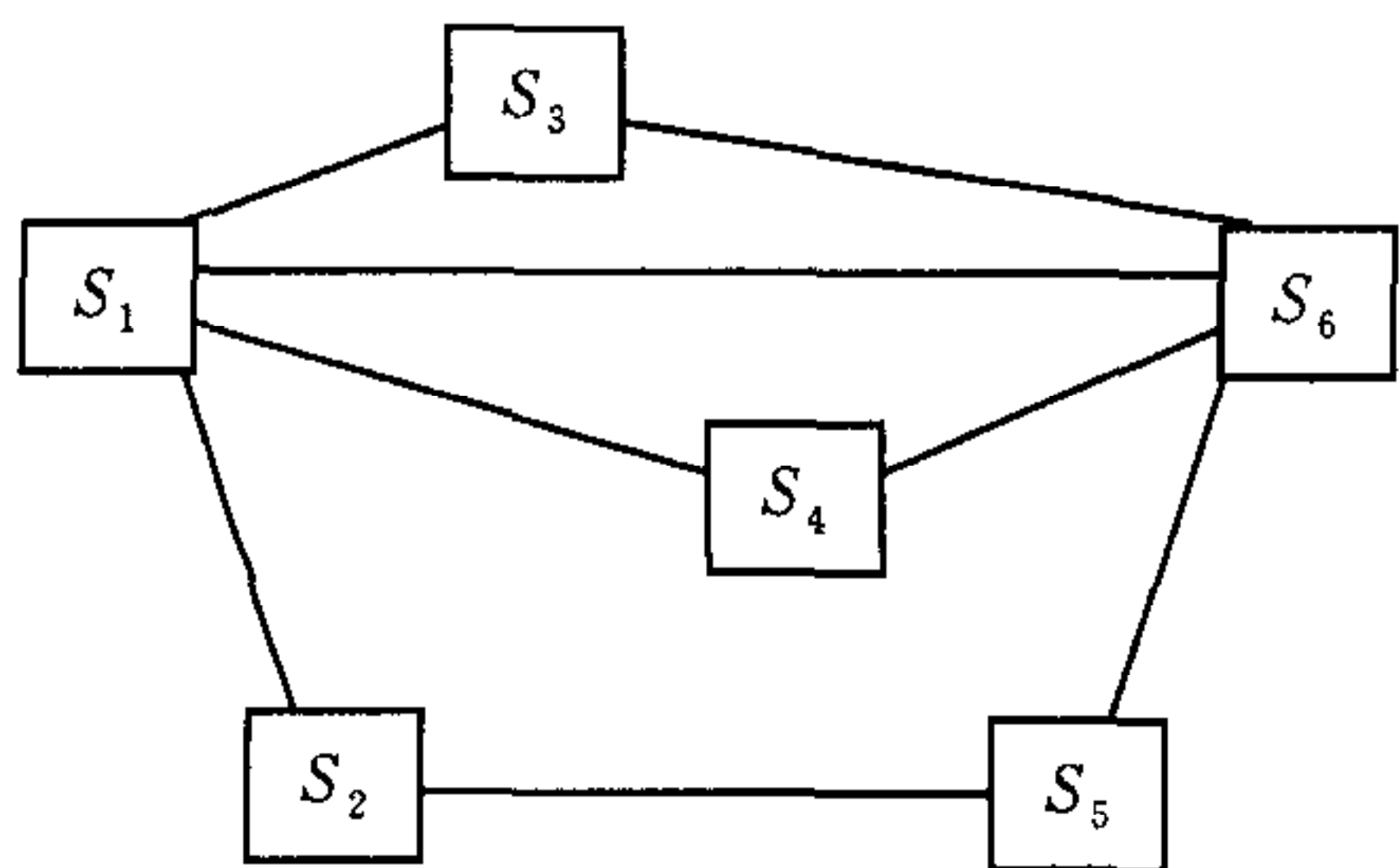


图 1 简化的电信网络结构

例如, 当 S_1 有入呼要到 S_6 时, 在直达路由, 即链路 $S_1 - S_6$ 被占满时, 有入呼请求的结点将入呼请求传给可选路由中的邻接结点 S_3, S_4 (一级迂迴), S_3, S_4 定时将最新计算出的负荷情况与设定门限值进行比较, 即是否可以接受新入呼的结果回传给本结点(若接受, 还包含负荷值和空余中继线数).

若只有一条邻接链路满足要求, 则该链路被选中; 若没有, 入呼被拒绝; 若有不止一条 ($S_1 - S_3 -$

$S_6, S_1 - S_4 - S_6$), 则负荷值高且空余中继线数少的不选; 如果负荷高、空余中继线多或负荷低、空余中继线少, 以空余链路为最后比较依据, 空余链路少的不选.

迂迴路由的存在, 使原先只要经直达路由完成的呼叫受到影响. 为此每条链路均要预留若干中继线, 以疏通某些情况下需经直达路由完成的呼叫. 因本方法有请求-应答过程, 时间差可能导致同一条中继线在某一时刻应答了若干中继呼叫. 如图 1, 在 S_4 和 S_1 间还有 3 条中继线的情况下, S_2, S_6 都有要经过 S_4 迂迴到 S_1 的呼叫, 且都得到了确认; 同时, 若 S_1 和 S_4 互相有到对方的直达呼叫, 从而中继线不够. 因而可能需要的最大预留值为 $(n-2) * 2$.

4.2 入呼生成方式

电信网中的呼叫生成服从泊松分布, 呼叫保持时间服从指数分布. 泊松分布的概率分布和指数分布的概率密度分别为^[7]

$$P_p\{x = k\} = \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!}, \quad \lambda > 0, k = 0, 1, 2, \dots \tag{1}$$

$$P_e = \begin{cases} \frac{1}{\lambda} \lambda e^{-\frac{1}{\lambda}x}, & \lambda > 0, x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \tag{2}$$

在式(1)中, λ 为入呼发生的平均值, k 为每一时间步内入呼发生次数; 在式(2)中, λ 为入呼平均保持时间, x 为入呼保持时间. 它们的概率分别为如前所述的随机生成并归一化后的值. 这里的 k, x 是每次要求的变量. 为了较逼真地进行仿真我们设计了一种入呼生成方法.

每个结点首先被赋一个介于 0.01~0.07 间的随机值, 接着各个结点的和被归一化到和为 1. 它们就是每个结点成为源结点的概率. 然后, 根据泊松分布模型针对各结点生成入呼. 有的结点有多于一个入呼, 有的可能没有. 然后, 依据由实际话务数据计算出的、除本结点以外各结点作为本结点的入呼的目的结点的相对权值 W (权值的和为 1), 分配目的结点给各个入呼. 目的结点确定后, 每次产生 $0 \sim (1/\lambda)$ 间的一个随机数作为指数分布中的概率值, 从而可根据指数分布模型得到入呼的保持时间.

仿真时, 可将初始一部分入呼忽略, 作为“预热”过程. “预热”的目的是让仿真系统的负荷情况与实际情况(训练用历史数据的时间序列的最后一笔记录)一致, 以便使仿真系统与实际网络负荷数据“平滑”衔接.

5 Agent 刻划

Agent 结构如图 2. Agent 的感知/入呼意味着接受生成的入呼; 建模/训练是指对人工神经网络的训练; 负荷预测是用训练好的网络进行运算; 通信包含词法分析功能用于分析不同的消息; 行动/响应即响应请求; 而决策/处理包含下面要描述的路由选择过程.

除系统共用一个入呼生成进程外, 在每个结点上的 Agent 含三类基本进程: 神经网络训练进程、负荷预测进程和处理入呼或中继请求进程.

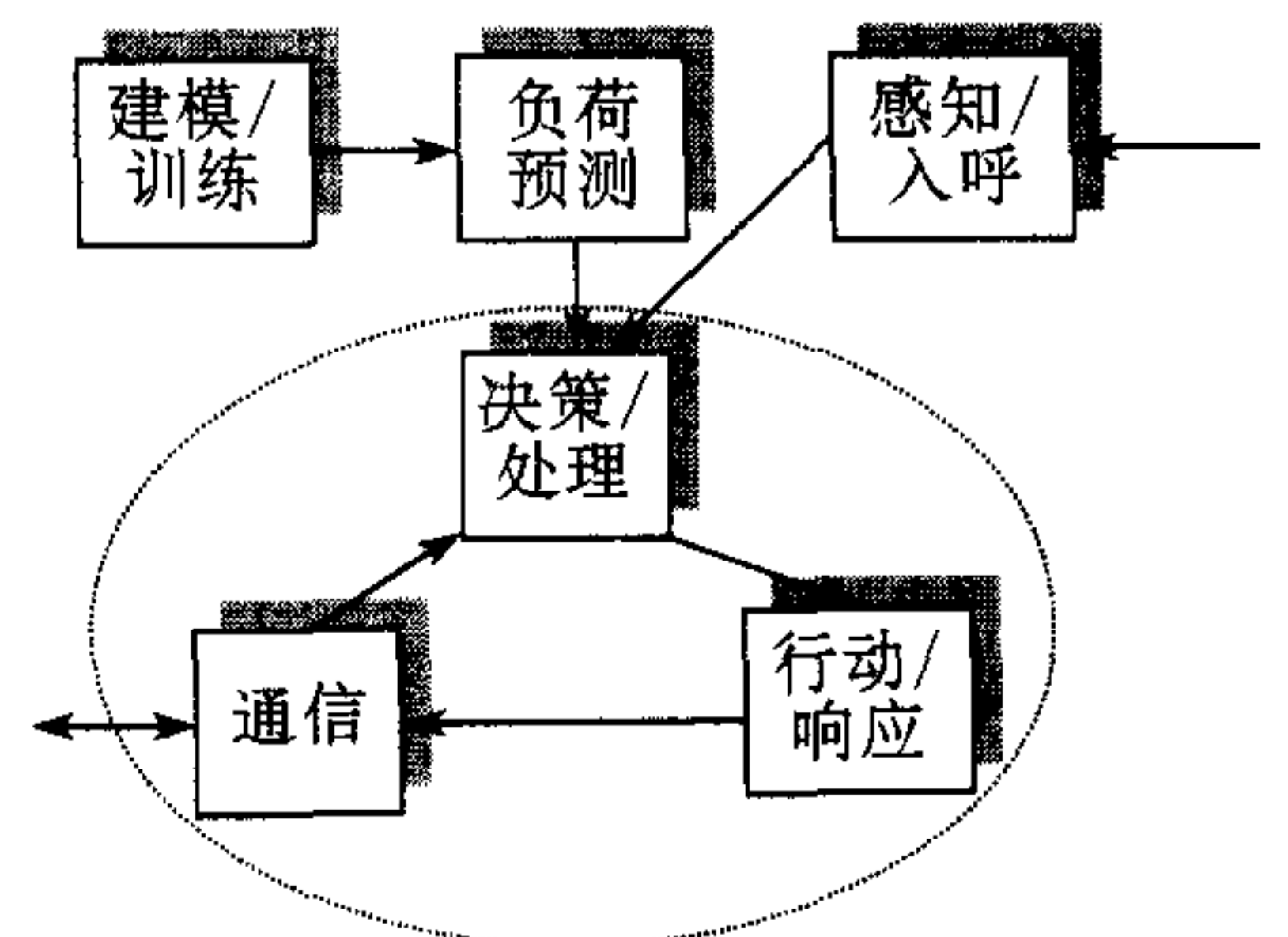


图 2 Agent 结构

对单个结点而言,其输出为

$$f_1: I_m \times S_a \mapsto O_m,$$

其中 $S_a \in [0, 1]$, S_a 具体指相应链路忙闲状态, '0' 表示负荷小于 70%, '1' 表示结点负荷已过 90%, 此时已不能进一步处理呼叫. O_m 结果为 '0' 或 '1', 分别表示本结点有否消息发出.

对源、目的结点对而言,路由选择结果为

$$f_2: O_m \times D_i \mapsto G_v,$$

其中 D_i 取决于如前所述邻接结点神经网络预测的结果. $G_v \in \{0, 1\}$, 是由当前状态和输入定的该结点的路由选择, '0' 表示选择路由成功, '1' 表示选择路由失败.

6 递归神经网络

6.1 结构

在并行分布式模型中,对序列化输入的处理有若干方法,其中最常用的是企图通过给出一个空间表达来“并行化时间”.这样做有几个不足:首先,需要一个与外界的接口,它缓冲输入;其次,移位寄存器对模式的持续有严格的限制;第三,它自己不容易从绝对的时间位置中区分出相对的时间位置^[8].更好的方法是隐式而不是显式地表达时间.给系统以对时间顺序响应的动态特性是一种可能.对于神经网络而言,可通过增加“递归连接”构成递归神经网络来实现这一想法.这样的连接同样是“隐层单元”.

在使用隐层单元和学习算法的前馈网络中,隐层单元实现输入模式的内部表达.在递归神经网络中,递归连接单元记录前一内部状态.从而,隐层单元映象外部状态和某一期望输出的前一内部状态.因此,内部表达敏感于时间内容,时间的影响隐含于这些内部状态中.这使递归神经网络具有动态记忆能力,可用于预测.预测所基于的,不仅是来自外部的输入,还有网络状态(是每个循环不断回传给它自己的).

在时间 t , 输入单元接收第一次输入,递归连接单元可初始设为 0.5. 输入单元和递归连接单元激励隐层单元,隐层单元前馈激励输出单元,还反馈激励递归连接单元.这构成了向前激励.递归连接固定为 1. 在时间 $t+1$, 递归连接单元包含恰好为隐层单元时间 t 时的值.

6.2 训练

历史负荷数据中,每天有 24 个记录,即每天可有 24 个采样点.

设网络的外部输入为 $u(k-1) \in R^m$, 输出为 $y(k) \in R$, 隐层输出为 $x(k) \in R^n$. 又设 W^1, W^2, W^3 分别为输入层到隐层、隐层到输出层和递归连接单元到隐层的连接权矩阵, α 为递归连接单元的自反馈固定增益. BP 算法可用于进行连接权的修正.

设 $f(\cdot), g(\cdot)$ 分别为隐层单元和输出单元的激发函数所组成的非线性向量函数, 可得到

$$\begin{aligned} x(k) &= f(W_3 x_c(k) + W_1 u(k-1)), \\ x_c(k) &= x(k-1) + \alpha x_c(k-1), \\ y(k) &= g(W_2 x(k)), \\ \Delta w_{jq}^1 &= \eta \delta_j^h u_q(k-1), \quad j = 1, 2, \dots, n; \quad q = 1, 2, \dots, m, \\ \Delta w_{ij}^2 &= \eta \delta_i^o x_j(k), \quad j = 1, 2, \dots, n, \end{aligned}$$

$$\Delta w_{jl}^3 = \eta \delta_1^0 w_{1j}^3 \frac{\partial x_j(k)}{\partial w_{jl}^1}, \quad j = 1, 2, \dots, n; l = 1, 2, \dots, n,$$

$$\delta_1^0 = (y_{d,i}(k) - y_i(k)) g_i'(\cdot),$$

$$\delta_j^h = (\delta_i^0 w_j^2) f_j'(\cdot),$$

$$\frac{\partial x_j(k)}{\partial w_{jl}^3} = f_j'(\cdot) x_l(k-1) + \alpha \frac{\partial x_j(k-1)}{\partial w_{jl}^3}.$$

7 仿真结果

我们先后获取了某省六个主要城市(对应 6 个结点)1999 年头 7 个月的去话话务数据,数据记录间隔为一小时.对照方法是 DCR 和 RTNR.仿真参数如下

单位步长:1 秒,入呼序列总的持续时间步:3 600;超时限制时间:2 秒,平均保持时间:210 个时间步.在不同 λ 值下,分别得到 C_i, L_a 见表 1.

表 1 部分仿真结果

(a)			
$\lambda=6,6,6,4,4,2$	RTNR	DCR	MNR
C_i	0.957 53	0.931 62	0.99 380
L_a	0.010 87	0.018 84	7.566 78e-5
(b)			
$\lambda=6,6,6,6,6,6$	RTNR	DCR	MNR
C_i	0.906 99	0.843 23	0.948 28
L_a	0.042 72	0.046 56	0.010 08
(c)			
$\lambda=12,12,12,8,8,4$	RTNR	DCR	MNR
C_i	0.739 7	0.519 1	0.759 2
L_a	0.027 5	0.027 5	0.020 2
(d)			
$\lambda=15,14,8,7,4,3$	RTNR	DCR	MNR
C_i	0.757 40	0.607 47	0.796 76
L_a	0.070 98	0.049 35	0.019 26
(e)			
$\lambda=15,13,11,9,7,5$	RTNR	DCR	MNR
C_i	0.664 39	0.499 33	0.721 12
L_a	0.807 16	0.038 97	0.032 27

表中的 MNR 即本策略.对照方法 RTNR 中每种负荷情况都对应一个可动态确定^[9]的中继线门限值,是实际网上使用效果很好的方法.由表可清楚地看出,MNR 的接通率比 RTNR 和 DCR 高(C_i),负荷平衡度比 RTNR 和 DCR 好(L_a).

8 小结

在未来十年,随着全球经济的扩展,电话服务的需求将呈跳跃式增长,其中大多数增长

将出现在美国和西欧以外的发展中国家和地区;全球大约有 1.5 亿人正在等待使用电话服务(据纽约 Deloitte 研究公司报告),尽管因特网的飞速发展使传统电信网的话音业务相对缩小.在我国电话普及率仍很低,电信网有待进一步发展和完善.

路由选择既是电信网的关键技术,也是其它通信网必须更好解决的课题.人工智能在通信技术中应用的研究,除涉及电信网络管理中的专家系统以外,很多方面尚属缺如,因而这是一个广阔的领域.由于电信网规模的庞大及其系统的复杂,使得新路由选择方法用到实际网上,还有如下不少工作要做.

- 负荷统计报告的生成间隔比原来(一小时)越短越好;
- 交换机运算速度的保证(传输信令,训练神经网络);
- 可靠性、强健性方面的分析;
- 信令格式和传输方式;
- 人工神经网络结构的进一步完善.

这是我们下一阶段的工作目标.这个工作能否圆满,依赖于包括运行者、制造商和研发人员在内的各方面的协同努力.

参 考 文 献

- 1 Ash Gerald R. Dynamic network evolution, with examples from AT & T's evolving dynamic network. *IEEE Communications Magazine*, 1998, 7:26~39
- 2 ITU-T Revised Recommendation E. 170, 1992
- 3 Bonabeau E, Dorigo M, Theraulaz. Inspiration for optimization from social insect behavior. *Nature*, 2000, **406**:39~42
- 4 何建伟. 电话网几种动态路由策略的研究[硕士学位论文]. 北京:原邮电部电信科学研究院, 1997
- 5 丁瑾,邓煜星,胡健栋. 路由选择的智能方法. *电子学报*, 1999, **27**(4):36~38
- 6 董军,潘云鹤. 路由选择的多 Agent 系统模型. *计算机学报*, 2000, **23**(2):221~225
- 7 Rohatgi V K. 概率论及数理统计导论. 北京:高等教育出版社, 1983. 218~288
- 8 Elman Jeffrey L. Finding structure in time. *Cognitive Science*, 1990, **14**:179~211
- 9 Ash Gerald R. An analytical model for adaptive routing networks. *IEEE Transactions on Communications*, 1993, **41**(11):1748~1759

董 军 博士后. 主要兴趣为多 Agent 系统、智能通信等.

潘云鹤 教授、中国工程院院士. 主要研究方向为人工智能、智能 CAD 等.