

基于多智能体技术的城市智能交通控制系统

欧海涛, 张卫东, 张文渊, 许晓鸣

(上海交通大学自动化系, 上海 200030)

摘 要: 本文中提出一种城市交通智能控制系统, 针对城市交通网络中相邻交叉口的交通流可能相互冲突, 即局部交通流的优化可能引起其他区域交通状况的恶化的问题, 采用多智能体协调控制方法来协调相邻交叉口处的控制信号消除网络中的交通拥塞. 提出以一个智能体的方式实现一个信号灯交叉口控制, 对多个信号灯交叉口形成的交通网络采用多智能体协调控制的方式实现网络流量优化来消除拥塞. 文中提出由递归建模和改进的贝叶斯学习相结合的多智能体系统来使智能体可以确定其他智能体的准确模型并实时更新信息, 并基于上述方法在简单的交通网络模型上建立了多智能体交通控制系统, 仿真结果表明了方法的有效性, 对实现智能交通系统有重要意义.

关键词: 多智能体; 协调控制; 城市交通控制; ITS

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2000) 12-0052-04

Urban Intelligent Traffic Control System Based on Multi-agent Technology

OU Hai-tao, ZHANG Wei-dong, ZHANG Wen-yuan, XU Xiao-ming

(Department of automation, Shanghai JiaoTong University, Shanghai 200030, China)

Abstract: This research addressed an urban traffic intelligent control system, which adopts a multi-agents coordination in urban traffic control to coordinate the signal of adjacent intersections for eliminating the congestion of traffic network. An agent represents a signal intersection control, and multi-agents realize coordination of multiple intersections to eliminate congestion. Based on Recursive Modeling Method and Bayesian learning that enables an agent to select his rational action by examining with other agents by modeling their decision making in conjunction with dynamic belief update. Based on this method, a simplified multi-agent traffic control system is established and the results demonstrate its effectiveness. It is very important for ITS.

Key words: multi-agent; cooperative control; urban traffic control; ITS

1 引言

在城市交通控制中对一组大量的信号进行优化控制是一个很复杂的问题, 尽管现有的研究已经得到广泛应用, 但对于大量剧烈变化的交通情况 (如交通事故), 控制效果就急剧下降^[1]. 其中存在的主要困难是: 交通信号数目巨大; 缺乏准确的参考模型; 局部交通信号的优化有可能导致其他区域的交通恶化^[2]. 为克服这些困难, 本文引入多智能体的方法, 而在交通领域中由于其物理拓扑结构的分布式特性使它很适合应用多智能体方法. 例如, Burmeister^[3]提出的未来汽车多智能体联运系统, Claudia^[4]提出了在交通多智能体系统的一个增量相互学习方法来协调交叉口的两个控制器. Findler^[5]则给出了交通网络的分级结构. Weib^[6]的论文中给出了多智能体在交通领域的其他一些应用.

在城市交通控制中引入基于递归建模方法 (RMM: Recursive Modeling Method) 和贝叶斯学习的多智能体方法. RMM 使一个智能体根据其行为产生的效用大小选取合理的行动,

并且能在多智能体环境中通过对其他智能体决策建模来协调与他们之间的行为. 这种方法只需要少量甚至不需要通讯量, 这正是传统交通网络控制中的一个瓶颈问题. 而通过贝叶斯学习和 RMM 的结合则可以根据实际观测到的行为变化来在线调整他对其他智能体的信念. 本文建立了简单的城市交通多智能体系统, 并进行了仿真研究, 对智能交通系统的发展 (ITS) 有重要意义.

2 递归建模方法 (RMM)

RMM 是由 Gmytrasiewicz^[7]提出来的描述一个智能体关于其他智能体信念、能力和意图的简要表达. 其定义如下: P_{R_i} 是智能体 R_i 的一个三元支付矩阵 (R, A, U) . R 是此环境中的智能体集合, 分别标号为 R_1 到 R_n ($n \geq 1$). R 将包括所有可能对 R_i 产生影响的决策智能体. A 是 A_j 行动集组成的集合, $A_j = \{a_1^j, a_2^j, \dots\}$ 表示智能体 R_j 所有可能的行动. U 是支付函数, 表示对每一个可能的所有智能体行动组合 $U: A_1 \times A_2 \times \dots \times A_n \rightarrow \mathbf{R}$ 分配一系列支付, 其中 \mathbf{R} 是实数集合.

$U_{a_1^k \dots a_m^n}^{R_i}$ 表示智能体 R_i 执行行动 a_m^n 时其他智能体分别执行他们的行动 (R_1 执行 a_1^k, \dots, R_n 执行 a_m^n) 时的支付, 智能体 R_i 的递归模型结构 RMS_{R_i} 定义为: $RMS_{R_i} = (P_{R_i}, RM_{R_i})$, 其中 P_{R_i} 是上面定义的支付矩阵, RM_{R_i} 是 R_i 对环境其他 $n-1$ 个智能体建模的递归模型, RM_{R_i} 定义如下:

$$RM_{R_i} = ((p_1^{R_i}, M_{(-R_i)}^{(R_i,1)}) \dots (p_m^{R_i}, M_{(-R_i)}^{(R_i,m)}))$$

其中 $M_{(-R_i)}^{(R_i,m)}$ 是 R_i 关于其他智能体的 m 个可能模型中的一个 ($\{-R_i\}$ 表示除了智能体 R_i 以外的智能体集合). 智能体 R_i 对每一个可能模型分配以概率 p^{R_i} 来表示其准确度, 这些概率称为建模概率, 其和为 1, 即: $\sum_{m=1}^M p^{R_i} = 1$.

3 贝叶斯学习

由于分布式环境中的动态变化特性, 在 RMM 方法中应对智能体的信念在其观测行为基础上不断更新, 文献[8]提出采用改进的递归贝叶斯学习方法不断更新智能体中关于其他智能体合理模型的分配概率来实现这一动态过程. 信念更新过程主要由四个步骤:

Step 1: 在该智能体的知识库中识别其他智能体的可能模型;

Step 2: 对于初始信念为其他智能体模型分配先验概率 (如果无先验知识则分配相同的概率);

Step 3: 在一给定时间点处理观测其他智能体的行为;

Step 4: 使用贝叶斯学习更新与其他智能体相关的信念, 并将该信念存储到其知识库中, 返回 Step 3.

在 Step 4 中的贝叶斯学习过程如下: 设智能体 i 有一系列可能模型 $M_{ij} = \{M_{ij}^1, \dots, M_{ij}^n\}$, 用以预测智能体 j ($i \neq j$) 的行为. 定义 $BEL(M_{ij}^k)$ 为智能体 i 中有关智能体 j 的模型 M_{ij}^k 的信念, 可由分配给该模型的概率表示. 定义 $A_i = \{a_i^1, a_i^2, \dots, a_i^n\}$ 是智能体 i 的可能行动集. 模型 M_{ij}^k 正确的先验概率为 $P(M_{ij}^k)$. 现在假设智能体 i 观测到智能体 j 执行了一个行动 a_j^l , 于是智能体 i 更新其分配给模型 M_{ij}^k 的概率:

$$BEL(M) \cong P(M_{ij}^k | a_j^l) = P(a_j^l | M_{ij}^k) P(M_{ij}^k) / P(a_j^l)$$

而上面的信念更新在对其他智能体观测行为的基础上通过一系列相互作用不断执行.

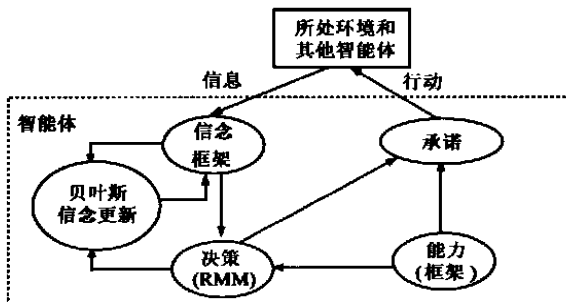


图1 智能体心智状态的组成

4 城市交通多智能体系统

本文基于 RMM 和递归贝叶斯学习建立了城市交通多智

能体系统. 智能体心智状态的组成如图 1 所示给出了智能体的框架描述, 表示出了智能体的信念、能力(能做到的)、承诺(如何去做)和偏好, 以及用面向对象的示例对知识按概念和类别分级. 理性智能体根据其知识作出优化决策, 同时在动态环境中通过信念更新相互作用来维护其知识库.

4.1 特性分析

我们考虑一个由两个交叉口组成的简单交通网络, 如图 2 所示, 智能体 $A1$ 和 $A2$ 分别代表这两个交叉口控制器. 行动集为 $\{a_0, a_1, a_2\}$, 其中: 行动 a_0 表示东西向通行, 南北向禁止通行; 行动 a_1 表示东西向禁止通行, 南北向通行; 行动 a_2 表示东西向和南北向都禁止通行.

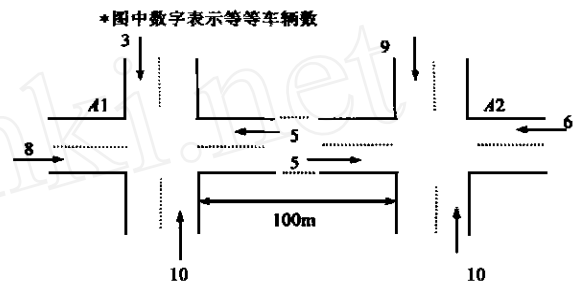


图2 两个交叉口组成的简单交通网络

每一个道路尽头都和外部交通相连, 车辆在各路口的到达按随机分布. 道路中车辆以相同的速度 $d = 30\text{km/h}$ 行驶, $t_{\text{acc}} = 4\text{sec}$ 代表车辆由静止加速到速度 d 的时间. 当车辆经过某一交叉口, 其只能前向行驶或右转行驶, 即 $\{d_i\} = \{\text{Forward}, \text{Right}\}$, $i = 1, 2$ 转向概率为 $\{P_d\} = \{0.5, 0.5\}$.

4.2 产生支付矩阵

应用面向智能体的方法, 在如图 2 的场景中根据埋设在交叉口下面的车辆传感器检测的车流信息进行决策. 决策问题由对策论中的支付矩阵表示 (见图 3 中的矩阵表示, 其元素表示每一个信号周期两个智能体采取相应行动时交通网络中的车辆排队等待总队长). 显然, 优化控制的目标就是使交通网络中的等待车辆队长最短. 在每个交叉口处的交通信号灯的每一个信号控制动作都有一个最小周期, 如果太小就会引

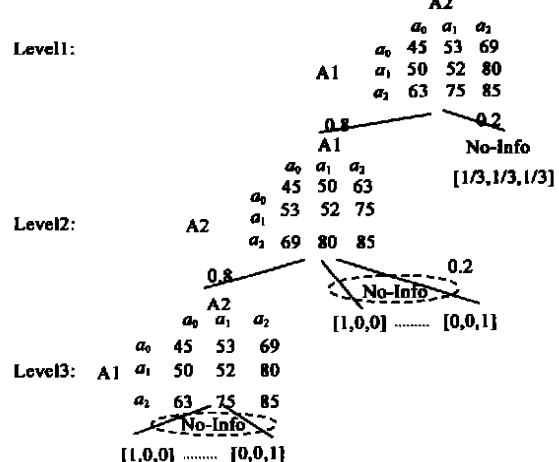


图3 A1 的三层递归建模结构

起交通混乱,这里取为 24sec. 在每个周期开始时,由 RMM 计算应选取何种行动. 两个交叉口之间距离为 100m.

4.3 对其他智能体用递归建模结构建模

在递归建模方法中,其他理性智能体的行动是由描述他们决策情形的模型确定. 如果已知智能体 A_2 是理性决策者,则其决策就可按支付矩阵求解. 然而,考虑更一般的情况即并不知道智能体 A_2 是否是理性的,这里考虑两类 A_1 对 A_2 建模的形式,一种就是支付矩阵的形式,另一种是对 A_2 的行动的无信息 (No-Info) 模型,在 RMM 中,每一种模型都分配描述其准确程度的一个概率.

根据前述的 RMM 建模结构可以得到对图 2 描述情景的三层递归模型结构,如图 3 所示. 在递归模型结构中,第一层表示智能体 A_1 观测自身的决策情况,用 A_2 的支付矩阵表示. 第二层表示 A_1 具有 A_2 决策情形的模型;第三层是 A_2 考虑了 A_1 决策情形得到的模型对 A_1 建模的影响. 当然递归模型深度可以更深,这里选取三层已经能满足要求,分层模型都以 No-Info 模型结束,即考虑 A_1 在只具有 A_2 的有限信息的情况下进行推理决策. 一般来说,智能体之间信息了解程度的差异决定了不同的模型差异. 例如, A_1 不知道 A_2 对他的了解程度的情况就和 A_1 知道 A_2 不具备他任何信息的情况大不相同. 图 3 第二层中的 No-Info 表示在 A_1 处发生异常情况 (如交通事故) 时 A_1 不知道 A_2 如何对他的行动建模. 第三层中的 No-Info 表示在 A_1 处正常情况下 A_1 认为 A_2 不具备任何 A_1 对 A_2 行动建模的信息.

如图 3 所示的建模结构表示了智能体的优化决策递归地依赖与其他智能体的决策,用动态规划的方法有下至上的进行求解. 本文实现了一种样本算法求解模型,其步骤如下:

定义 $A_i = \{a_i^1, a_i^2, \dots, a_i^n\}$ 是智能体 i 的可能行动集合, $P_i = [p_i^1, p_i^2, \dots, p_i^n]$ 为这些行动的概率分布. P_i 的计算取決与每一个行动被选取作为最优行动的频率 $F_i = (f_i^1, f_i^2, \dots, f_i^n)$, f_i^n 由下面的步骤计算:

```

input :智能体  $i$  的支付矩阵  $M_i$  作为输入
output :智能体  $i$  的行動的概率分布  $P_i$  作为输出
begin  $F_i \leftarrow (0, 0, \dots, 0), N \leftarrow 0$ 
  for 对于组成 No-Info 模型的样本概率分布集合中的每一个概率分布  $P_N$  乘以支付矩阵  $M_i$ , 从中选取产生最大期望效益的行動  $a_i^k$ 
    则:  $f_i^k \leftarrow f_i^k + 1, N \leftarrow N + 1$ 
  End for
   $P_i \leftarrow [f_i^1/N, f_i^2/N, \dots, f_i^n/N]$ 
Return
End
```

动态规划从递归模型结构中的第三层开始,应用样本算法 (取样本密度为 0.1), 则 A_2 的可能行动 (a_0, a_1, a_2) 的概率分布可计算得到分别为 $[0.68, 0.32, 0.00]$. 这个概率分布表示 A_1 对 A_2 正常情况下考虑 A_1 也正常时对 A_1 采取行动的期望值的认知. 接着由下至上到第二层应用样本算法计算, 上一步计算得到的 A_1 的行動概率和递归模型结构中第二层的模型的概率分布相乘并调用样本算法计算 A_2 的行動集 ($a_0,$

a_1, a_2) 的概率分布为 $[0.22, 0.78, 0.00]$. 这样尽管在第三层上模型并不清楚,但 A_1 的信息也足以确定如果 A_2 是理性智能体,它将执行行动 a_1 .

然后在第一层计算 A_2 行动的分布概率 ($0.8 * [0.22, 0.78, 0.00] + 0.2 * [1/3, 1/3, 1/3]$), 得到 $[0.24, 0.69, 0.07]$. 接着就可以计算 A_1 行动的期望效用, 则如果 A_1 是理性智能体,它将在 A_2 执行行动 a_1 时, 执行获得最大期望效益 (这里即最小的等待车流) 的行動 a_0 . 在每一个交通信号周期开始时,都执行上述的计算过程.

4.4 贝叶斯信念更新

在分布式环境中许多情况都是动态变化,在交通状况尤其如此,因此根据环境变化动态调整决策是非常重要的. 本文提出采用贝叶斯学习的方法来实现智能体的信念更新,它是在对其他智能体行为观测的基础不断改变与其相关的概率分配来实现信念更新. 在如图 2 所示的情形中,由递归模型结构可知 A_1 具有 A_2 的两个可能模型. 当 A_1 观测到 A_2 执行行动 a_1 时,关于 A_2 模型的信念更新过程如下: 设模型 M_{12}^1 和 M_{12}^2 的初始分配概率分别为 0.8 和 0.2:

$$BEL(M_{12}^1) \cong P(M_{12}^1 | a_1) = P(a_1 | M_{12}^1) P(M_{12}^1) / P(a_1) \\ = (0.78 * 0.8) / 0.69 = 0.903$$

$$BEL(M_{12}^2) \cong P(M_{12}^2 | a_1) = P(a_1 | M_{12}^2) P(M_{12}^2) / P(a_1) \\ = (0.33 * 0.2) / 0.69 = 0.097$$

其中: M_{12}^1 是正常状况下 A_2 的模型, M_{12}^2 是异常状况下 A_2 的模型.

贝叶斯信念更新在每一个信号周期开始时都检测交通网络的变化而实时调整网络中的信号进行协调控制.

5 仿真

用 VC++ 编写基于上述方法的仿真程序, 并和每个交叉口孤立的进行固定信号序列控制以及交通网络爬山法优化控制进行了仿真对比. 设交通网络中的交通流饱和和流量是 4100veh/h, 仿真时间是 $3 * 10^5$ 个信号周期. 控制目标是使网络在交叉口处等候的车流长度最短. 实验结果如表 1 所示, $M1, M2$ 和 $M3$ 分别表示多智能体方法, 爬山法优化信号控制方法和孤立交叉口的固定信号控制方法. 从仿真结果可以看出多智能体方法的控制效果要优于其他两种方法, 当网络交通流并不拥挤时, 其优势并不明显, 但当网络流量较大时本文的方法在其他两种方法产生拥塞时仍能有效的控制交通流量不出现拥塞. $M3$ 显然不能适应交通流的动态变化且只考虑了单路口情况, 只适用于网络车流量稀疏的情况, 其控制简单; $M2$ 考虑了其他交叉口的优化对一般网络车流量情况下能较好的进行网络优化控制, 但实时性较差, 不能适应拥塞时的网络流量优化和处理突发事件.

6 结论

本文对采用分布式环境下的多智能体技术对城市交通网络控制的建模和协调进行了深入研究, 应用递归建模方法进行网络中消除交通拥塞的高层次决策, 最大程度的减少或消除了交通网络控制中对各节点之间的大量通讯的需求. 提出

采用递归贝叶斯学习的方法与 RMM 框架结构相结合来跟踪交通网络中的动态变化,各智能体之间实时更新信息,增强了决策的可靠性。基于 RMM 和贝叶斯学习建立了简单的城市交通多智能体控制系统,并进行了仿真研究取得了较好的效果,

对 ITS 的发展有重要意义。同时应看到基于模型的方法在网络庞大时仍有缺陷,而基于多智能体无模型学习的交通网络协调控制将是理想的解决方案。

表 1 三种控制方法在仿真中的每周期车辆平均等待队长

仿真中的网络 交通流量 (veh/h)	每周期车辆平均等待队长			仿真中的网络 交通流量 (veh/h)	每周期车辆平均等待队长		
	M1	M2	M3		M1	M2	M3
< 1008	< 0.05	< 0.05	< 0.05	2186	2.58	3.87	6.78
1008	0.1	0.12	0.19	2320	3.56	4.72	8.92
1152	0.15	0.17	0.24	2548	4.03	6.43	11.2
1296	0.26	0.29	0.37	2670	4.85	8.77	16.56
1368	0.34	0.48	0.75	2858	5.60	10.27	*
1512	0.47	0.80	1.12	3016	6.48	13.89	*
1656	0.77	1.08	1.95	3120	7.86	15.73	*
1728	0.91	1.67	2.54	3368	9.22	17.23	*
1944	1.23	2.10	3.38	3420	10.26	*	*
2088	1.94	2.45	5.80	3608	11.22	*	*

其中 * 表示等待车流队长很长,即交通拥塞已经发生。

参考文献:

- [1] 冯蔚东,贺国光,刘豹. 交通流理论评述 [J]. 系统工程学报, 1998, 3: 71 - 87.
- [2] 王亦兵,韩曾晋,贺国光. 城市高速公路交通控制综述 [J]. 自动化学报, 1998, 7: 485 - 406.
- [3] B. Burmeister, A. Haddadi, and G. Matyis. Applications of multi-agent systems in traffic and transportation [J]. IEE Transaction on Software Engineering, February 1997, 144(1): 51 - 60.
- [4] C. V. Goldman and J. S. Rosenschein. Mutual supervised learning in multi-agent systems [C]. Distributed AI, 1996: 85 - 96.
- [5] N. V. Findler. Distributed control of collaborating and learning expert systems for street traffic signals [C]. In Lewis and Stephanon, editors, IFAC Distributed Intelligence Systems, Pergamon Press, 1991: 125 - 130.
- [6] Gerhard Weib. Introduction to Distributed Artificial Intelligence [M]. MIT Press. Cambridge, MA, 1998.

- [7] P. J. Gmytrasiewicz, and E. H. Durfee. A rigorous, operational formalization of recursive modeling [J]. ICMA5-95, 1995: 125 - 132.
- [8] Martin Anthony and Norman Biggs. Computational Learning Theory [M]. Cambridge University Press, 1992.

作者简介:



欧海涛 1973 年出生,上海交通大学自动化系博士研究生,研究方向为智能控制,多智能体系统和 ITS 等。

张卫东 1967 年出生,上海交通大学自动化系教授,研究领域为过程控制,多智能体系统和现场总线。

(上接第 59 页)

参考文献:

- [1] H. L. Van Trees. Detection, Estimation and Modulation Theory, Part III: Radar-sonar Signal Processing and Gaussian Signal in Noise [M]. New York: Wiley, 1971.
- [2] B. D. Carlson, E. D. Evans and S. L. Wilson. Search radar detection and track with the Hough transform, Part 1-Part 3 [J]. IEEE Trans. 1994, AES, 30(1).
- [3] C. C. Chen and H. C. Andrews. Targets motion induced radar imaging [J]. IEEE Trans. 1980, AES, 16(1).
- [4] 保铮. 雷达信号的长时间积累 [R]. 第七届中国雷达学术年会特邀报告, Nov. 1999.

- [5] V. C. Chen, S. Qian. Joint time-frequency transform for radar range-Doppler imaging [J]. IEEE Trans. 1998, AES, 34(2).
- [6] S. Barbarossa. Detection and imaging of moving objects with synthetic aperture radar Part 1: Optimal detection and parameter estimation theory, Part 2: Joint time-frequency analysis by wigner-Ville distribution [J]. IEE Proceedings F, 1992, 139(1).
- [7] 陈伯孝. SIAR 四维跟踪及长相干积累等技术研究 [D]. 西安电子科技大学博士学位论文, July 1997.
- [8] 王俊, 张守宏, 杨克虎. 利用自适应子波变换提高对微弱运动目标的检测性能. 电子学报, 1999, 27(12): 80 - 83.
- [9] 王俊. 微弱目标信号积累检测的方法研究 [D]. 西安电子科技大学博士学位论文, Dec. 1999.