

基于预测机制的 MAS 协商通信模型^{*}

王晓伶 慕德俊 袁源 刘哲元

(西北工业大学控制与网络研究所 西安 710072)

摘要 网络代价直接影响 MAS 通信性能,特别是在服务器过载情况下影响更为明显。为减少网络通信代价、减轻服务器负载,引入预测机制,提出一种根据网络代价、服务器负载的预测结果,动态选择 agent 远程通信或 MA 迁移方式的协商通信模型 MRCM,模型中引入黑板结构,实现预测结果在 MAS 系统中的共享,增强预测成功率、准确率。实验表明该方法对网络代价、服务器负载预测近似准确,能有效地降低通信开销。

关键词 多智能体系统,移动智能体,网络拥塞,网络代价,预测模型,黑板模型

Prediction Rules Based Communication Model of MAS

WANG Xiao-ling MU De-jun YUAN Yuan LIU Zhe-yuan

(Control and Networks Laboratory, School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract Network cost directly affects the communication performance of MAS, especially when the server is over loading. In order to reduce the communication cost and the server load, the prediction model was introduced. It selects dynamically the remote communication of agent or consulting communication model MRCM based on the transferring type of MA, according to the prediction of network cost and server load. The blackboard model was proposed to realize the sharing of the prediction results in the MAS system, and to improve the success rate and the accuracy of the prediction. The simulation shows that the method predicts the network cost and server load approximately accurately and efficiently reduces the communication cost.

Keywords MAS, Mobile agent, Network congestion, Network cost, Prediction model, Blackboard model

1 引言

多数分布式 MAS(Multi-Agent System)系统协作通信采用的是异步消息传递方式(RPC, RMI),当 agent 节点分布在相距较远的网络位置,而且通信量较大时,频繁通信可能会引起所在网络拥塞,造成程序执行时间、响应时间较长。针对这种情况,MA(Mobile Agent)迁移方式可以相应减少通信开销,提高响应速度。MA 携带自身执行代码、执行状态迁移到目标主机或者距离目标主机比较近的网络节点上执行相应的协作任务。任务完成后,MA 携带结果迁移回宿主主机,这样系统需要的通信量大大减少,针对任务的响应速度也得到大幅度提高。但是当目标主机在负载情况下,MA 迁移会增加目标主机负载,且如果远程通信所需代价小于 MA 迁移代价,MA 迁移就适得其反。

就如何判断、决策在何种情况下采用直接通信或 MA 迁移方式,目前的处理方法是建立一个静态的网络数学模型,该模型首先收集并分析所有可能对通信产生影响的参数,对这些参数估计后静态选择协商通信策略^[1,2]。这些方法要求参数已知或者服从某个数学模型(如泊松分布、高斯分布等),在选择 MA 迁移时没有考虑 agent 迁移目标服务器的负载情况,在服务器负载情况下即使 MA 迁移策略优于 agent 通信策略,由于负载的发生也不能执行 MA 迁移。针对这两个问题,文献[3]提出一种基于 El Farol 酒吧问题^[3-5]的预测模型,在计算网络代价的前提下,预测服务器负载,根据预测结果动态选择通信方式。在该方法中每个 agent 在进行协作时都会

使用预测集中的预测器预测环境信息,由于 agent 之间的预测结果互相独立,没有充分利用预测结果的共享,这样即使预测值相似,不同 agent 仍会对特定资源进行重复性的预测。

在 MAS 系统中,黑板^[6-9]作为一个共享的数据结构,是用来存储数据、传递信息和处理方法的动态数据库,是系统中的全局工作区,随着知识源不断提供问题的部分答案支持分布式问题的求解。本文在文献[3]的基础上,利用黑板结构共享目标服务器负载信息,提出一个以最小化网络负载、目标服务器负载为前提,根据 agent 历史通信信息、服务器环境信息的预测结果,动态选择协商通信策略的方法模型 MRCM。

本文组织:在下一节将会详细描述本文 MRCM 组织结构;证明算法的有效性的实验将在第 3 节介绍;最后是结论和未来的工作。

2 MRCM 系统模型组织

本系统组织分为 3 层,如图 1,自上而下分别为决策层、规划层、任务描述层。任务描述层描述 agent 通信任务和通信过程,收集 agent 通信的历史信息,并给出通信代价的计算方法;规划层根据下层收集的历史信息,采用预测机制预测下一步通信所需网络代价、服务器负载情况,并将资源的预测结果通过黑板 agent 在系统内共享;决策层根据预测信息决策要采用的通信方式(远程通信或 MA 迁移方式),并决策通信的最小路径次序。数据的传输、MA 迁移方式、状态记录、压缩方式、任务的分解方法、协商过程、协作模型等在本文中不详加讨论,具体请参考文献[6,7]。

^{*} 航空科学基金(01F53031),教育部博士点基金(20020699026)资助。王晓伶 博士生,主要从事网络信息安全;慕德俊 博士生导师,主要从事网络信息安全,并行计算等研究;袁源 博士生,主要从事网络信息安全研究;刘哲元 硕士生,主要从事网络信息安全研究。

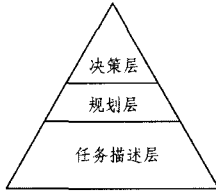


图1 MRCM系统模型组织

2.1 任务描述层

本节定义一个计算模型、一些基本概念,在此基础上描述 agent 通信任务和通信过程,并给出一次远程通信方式、MA 迁移方式通信代价的计算方法及一个任务通信序列网络代价的计算方法。

(1)模型定义

$\ell = \{L_1, \dots, L_m\}$, 网络节点集合, 在每个节点有一个对应的 agent server 运行;

$A = \{A_1, \dots, A_m\}$, agent 集合, 每个 agent 在初始状态定位在一个 agent server 上;

$P: A \rightarrow \ell$, 表示 agent 与网络节点的对应关系;

$C = \{c_i | i: 1 \dots n\}$, agent 通信集合, agent 维护一个协商通信的列表, 每一项表示一次通信过程 c_i ;

$c_i = \langle A_{src}, A_{des}, m_{req}, m_{res} \rangle_i$, 一次通信过程, 源 agent A_{src} 向目标 agent A_{des} 发送请求消息 m_{req} , 大小为 M_{req} , A_{des} 向 A_{src} 返回应答消息 m_{res} , 大小为 M_{res} ;

(2)通信代价计算

Agent 远程通信策略中一次远程通信的网络代价为:

$$M_{RC}(c_i) = \begin{cases} 0 & \text{if } P(A_{des}) = P(A_{src}) \\ M_{req} + M_{res} & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

MA 迁移策略中, 协商 agent A_i 在通信之前判断是否要从当前节点 $P(A_i)$ 迁移到节点 $P(A_i')$, 这里我们假设通信双方 agent 迁移到同一服务节点, 则网络负载包括: MA 自身代码(大小为 M_c)、状态信息、返回的状态信息、应答信息。其网络代价为:

$$M_{MA}(a) = \begin{cases} 0 & \text{if } P(A_{src}) = P(A_{des}) \\ M_c(A_{src}) + M_{req} \\ + M_c(A_{des}) + (1-\alpha)M_{res} & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中 α 为对 M_{res} 压缩因子, 状态信息包括在请求信息中, 如果其中一方 agent 为固定 agent, 如 A_{des} 为静态, 则可以忽略 $M_c(A_{des})$ 。

$Seq = \langle C, \ell, A \rangle$, agent 为完成一项任务的协商通信序列, 在序列中远程通信方式同 MA 迁移方式混合使用。整个序列的网络代价为:

$$M_{Seq} = \sum_i M_{RC}(a) + \sum_j M_{MA}(c_j) \quad i \neq j \quad (3)$$

2.2 规划层

为了减少网络负载和服务器负载, 在进行通信过程 c_i 时须根据环境参数、负载参数选择 agent 通信策略。此时对 agent 而言, 仅 M_c, M_{req} 是已知的, M_{res}, α , 服务器负载情况是未知的。在规划层引入预测机制, 用来预测 M_{res}, α , 服务器负载, 引入黑板模型实现同类资源预测信息的共享。

2.2.1 网络代价预测

网络环境参数包括静态参数(M_{req}, M_c)、动态参数(M_{res}, α)。静态参数在协商开始前是已知的, 动态参数只能在运行时动态预测、估计。动态参数通过对具体的应用程序实例类

建立模型, 获取历史信息, 然后根据对历史信息的分析推断得到参数。

首先我们假设在多数应用环境中 M_{res}, α 服从一个数学分布模型, 如泊松分布、高斯分布^[1]。Agent 在迁移前预测环境参数, 这些参数的预测基于 agent 历史信息。为了得到相对准确的结果, 在预测模型中应用一组预测器, 其中用作下一次通信预测的预测器处于活动状态。当一个 agent 协商通信完成后, agent 根据它的结果更新历史信息, 并且更新预测器组, 并将组中在上次协商通信中预测最为准确的预测器设为活动状态, 用于下一次协商通信预测。预测器组中不同的预测器可采用不同的预测策略, 可选择的策略为: (1) 使用第 n 次通信得到的参数值; (2) N 次通信的平均参数值; (3) 在 n 次通信中介于最小值、最大值取一个随机数作为预测值; (4) 应用对历史信息的泊松分布值。由于 agent 之间通信相互独立, 因此不同的 agent 可以采用同一组预测器预测环境参数。

2.2.2 服务器负载预测

El Farol 酒吧问题是网络信息时代多种拥塞和协调问题的一个简化模型。对于 El Farol 酒吧问题, Arthur 建立了一个动态模型, 其功能是基于过去 m 周酒吧的人数(历史数据)预测下一周去酒吧的人数。试验表明酒吧人数在最优值附近上下波动, 而平均人数趋向于最优值。

虽然网络问题涉及的因素较多, 情况也更复杂, 但酒吧与各种网络的拥塞问题共同点在于: 多用户共享同一资源, 都是在动态环境中相互影响、相互作用、协调行为, 都是在部分的、延迟的、冲突的信息基础上作出决策。可以将我们的问题映射为 El Farol 酒吧问题, 假定 agent S_1 即是该酒吧, 其他的 agent 动态决策是否迁移其上。Agent 只有当网络代价小于远程通信代价且 S_1 没有负载的情况下才迁移到 S_1 。

由于所有的 agent 共同竞争相同的分布资源而且互相影响彼此关于使用分布式资源的决策, 因此服务器负载预测不同于网络代价预测。预测器可用的规则有: (1) 对过去 n 次历史数据进行代数平均、几何平均、加权平均; (2) 使用第 n 次通信得到的参数值等。对处于活动预测器的选择: 每个预测器都有一个用来记录预测正确率的值 $\delta\%$, 在第 n 次协商通信过程中, 对于在上次协商通信中做出正确预测的预测器加奖励值 $\theta\%$, 而对错误预测的预测器则不加处理。这样不同的预测器根据 δ 值有一定的选择为活动预测器的概率, δ 值越大, 被选取的概率也就越大。

2.2.3 预测结果的共享

在本系统中, 定义一个静态 agent 作为黑板 agent, 管理各类服务器资源的负载信息。黑板 agent 维护一个数据库, 为每个服务器建立一个表项, 记录服务器资源负载的最新信息。系统中其他 agent 在协商通信前首先根据通信历史信息预测并计算通信代价, 如果 MA 迁移策略代价小于远程通信代价, 则访问黑板 agent, 根据资源索引查找所需资源表项的负载信息, 取得负载信息后, 使用负载信息或将负载信息加入到负载历史信息中, agent 使用负载历史信息预测目标服务器负载。agent 采用迁移策略迁移到目标服务器后, 发送消息到黑板 agent, 更新黑板 agent 中该服务器负载信息项。

(1)黑板数据结构描述

黑板结构形式化表示为 $BB(BDC_1, \dots, BDC_n)$, 其中 BDC_i 表示一项资源黑板数据信息;

$BDC_i(DataField_i, WaitQueue_i, state)$, $DataField_i$ 结构表示数据区, 包括的信息为:

DataField_i =

ResourceID	资源 ID号
AgentID	Agent ID号
ResourceInfo	资源负载信息,本文中用 Agent 访问个数表示
TimeStamp	时间戳,记录上次 Agent 修改资源负载信息时间,预测时间

WaitQueue_i: 表示对服务器资源 *i* 申请修改负载信息的 agent 队列;

WaitQueue_i = { ResourceID 资源 ID号
AgentID Agent ID号 }

state, 表示黑板中资源信息状态。等于 1 时, 表示该资源在动态更新中, 此时需要先计算 WaitQueue_i 中负载信息, 然后更新黑板 agent 中的资源信息。state 为 0 表示可立即更新。

(2) 黑板数据更新

1. 初始态, 为已知的服务器资源创建负载项, 并根据已知信息为其赋值;

2. 等待其它 agent 发送更新消息到黑板 agent;

3. 重复;

4. agentA_i 请求更新黑板负载信息 BDC_i, A_i 首先查看 BDC_i 中状态信息 state;

5. if state=0, 则修改 BDC_i 中的记录项, 将 state 设置为 1, 并将 A_i 插入到 BDC_i 的队列 WaitQueue_i 中, 修改完成后, 将 state 设置为 0, 并返回 2。

6. if state=1, 表示黑板中有 agent 正在修改预测数据, 将 A_i 插入到 BDC_i 的队列 WaitQueue_i 中, 取队列中负载信息最新值(最近一次 agentA_i 预测值), 并将 DataField_i 中的信息修改为 A_i 信息, 修改完成后将 WaitQueue_i 清空, 将 state 设置为 0, 并返回 2。

MRCM 系统中 agent 在进行迁移策略时, 访问黑板 agent 获取某服务资源的负载信息, 取得负载信息后, 根据负载信息中时间戳信息判断, 如果时间戳信息小于一定权值或者负载信息提供者是本 agent, 则可直接使用取得负载共享信息; 否则将取得的负载信息加入到历史信息中重新预测。

2.3 决策层

决策层的主要任务是根据系统通信任务求解 agent 的最小路径次序, 使该路径次序所确定的通过程在某指标下(网络流量或通信时间)的开销最小, 在任务描述层和规划层的基础上, 本节给出求解最小迁移次序的方法。

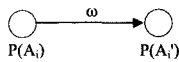


图2 表示 agent 两节点之间通信的 R-M 弧

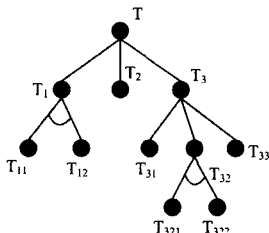


图3 目标任务 T 的“与|或”树图

如图2表示 R-M 弧, 该弧表示 agent 在节点 P(A_i) 与 P

(A_j) 通信操作, 权值 ω 为 M_{RC} 或 M_{MA}。在模型中, 根据任务目标将任务分解成子任务, 子任务之间形成“与|或”树结构^[6], 如图3所示。不同子任务的组合形成不同的协作方案, 对应不同的通信序列 Seq_k, 关于任务的分解、协作方案的形成请参考文献^[6]。Seq_k ⊆ Seq = {C, ℓ, A}, 若将序列中所有的通信操作表示为 R-M 弧, 则该通过程表示为一个加权有向图, 称之为 R-M 图, 求最小路径次序的问题可转化为最短路径问题。

3 实验与评估

本系统采用 java 语言对 agent 编程, NS-2 模拟 agent 运行环境, 使用事件驱动机制模拟 agent 行为。采用 3 组不同的 M_{res} 高斯分布数据, 分别为 μ=5kB, 10kB, 50kB, σ²=10%, 20%, 40%; agent 大小为 30kB, 每个 agent 有 5 个预测器分别执行前文所述的不同预测规则; 服务器负载的预测采用 100 个智能 agent 共同请求同一类分布式资源, 类似于酒吧问题, 通过设置 n=70 进行负载模拟, 即 n=70 为服务器最优。实验分为 3 部分: (1) 对 M_{res} 的预测; (2) 服务器负载的预测, 采用 agent 的访问个数模拟资源的占用个数; (3) 3 种通信策略系统的比较, 分别采取全远程通信方案、全 MA 方案、MRCM 方案。

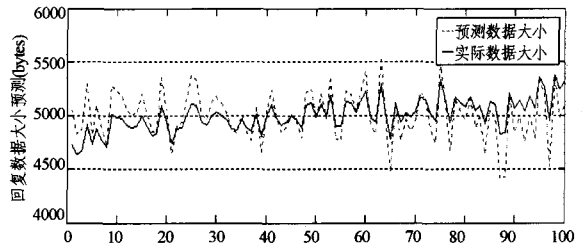


图4 对 M_{res} 的预测结果

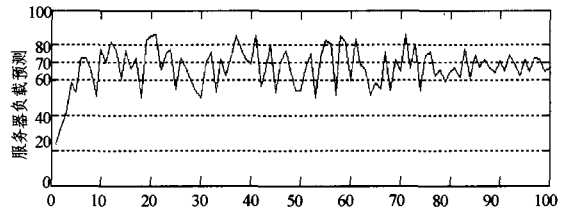


图5 对服务器负载预测

图4 给出的实验结果在 M_{res} 服从 N(5000bytes, 500bytes) 数据环境下对 M_{res} 的测试结果, 本系统对于 M_{res} 的预测经过一定次数通信交互后, 错误率低于 20%; 图5 给出的是服务器资源负载的预测结果, 在经过一定的交互后预测值低于最高值趋于最优值。

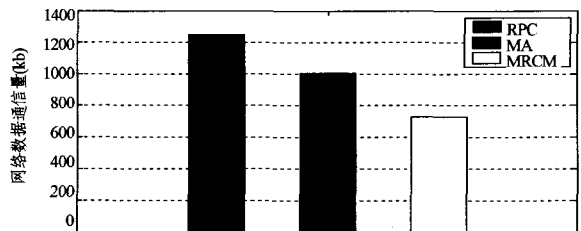


图6 系统网络开销比较

图6 是本文系统同全远程通信方案、全 MA 迁移方式比较结果。RPC 表示全远程通信方案, MA 表示全 MA 迁移方

案, MRCM 为本文 MRCM 通信方案。在进行方案比较时, 在网络中传输的数据进行了优化、压缩。如图 6 所示, 由于 MRCM 具有动态的规划能力, 因此其网络代价要比全远程通信方案节省约 42% 的流量, 比全 MA 方案节省近 28% 的流量。

结束语 本文提出了一种 MAS 系统动态选择协商通信方式的模型, 该模型在计算所需网络代价的基础上, 平衡目标服务器负载, 引入预测机制在通信前预测网络代价及服务器负载, 动态选择相应的通信方式(远程通信或 MA 迁移), 并且采用黑板结构实现 agent 对预测结果的共享。实验表明该模型对于网络代价、服务器负载的预测近似准确, 便于模型在实际中的应用。

本文在实现预测数据的共享时采用一个静态的 agent 作为黑板 agent, 虽然通信双方的数据为负载信息, 信息量不大且大小固定, 但仍然会给 MAS 系统带来额外的通信负担, 后续工作将就如何提高预测数据的共享率展开研究工作。

参 考 文 献

[1] Straßer M, Schwehm M. A performance model for mobile agent systems // H. R. Arabnia, ed. Proceedings of the International

Conference on Parallel and Distributed Processing Techniques and Applications (PDPTA '97). Las Vegas (USA), CSREA Press, 1997, 2: 1132-1140

- [2] China T, Kannapan S. Strategically mobile agents // KRothermeled[R]. Berlin: Springer, 1997: 149-161
- [3] Schlegel T, Braun P, Kowalczyk R. Towards Autonomous Mobile Agents with Emergent Migration Behaviour // AAMAS06. 2006: 585-592
- [4] Arthur W B. Inductive Reasoning and Bounded Rationality. American Economic Review (Papers and Proceedings), 1994, 84 (2): 406-411
- [5] 尚丽辉, 汪小帆. 一类拥塞问题研究综述. 控制与决策, 2004, 11: 1202-1207
- [6] 王汝传, 徐小龙, 黄海平. 智能 agent 及其在信息网络中的应用. 北京邮电大学出版社, 2006
- [7] Wooldridge M. 多 agent 系统引论. 北京电子工业出版社, 2001
- [8] 韩伟, 韩忠愿. 基于黑板模型的多智能体合作学习. 计算机工程, 2007, 11: 44-47
- [9] 刘群, 夏虹. 多源信息融合系统的主动式黑板结构与模型. 哈尔滨工程大学学报, 2007, 8: 910-916

(上接第 64 页)

多样性, 最大程度地将系统模型在逻辑上划分成粒度较小但相互独立的分层架构。这样的设计至少有如下几个优势:

(1) 通讯的跨平台性。数以百计的系统之间, 特别是未知移动 Agent 如何产生协作, 必须解决通讯模式的翻译问题。特殊类层的设计使这样复杂而庞大的工作成为可能。

(2) 提高高性能节点的利用率。实践证明, 网络中的各个 Peer 在实用性、带宽、处理能力等方面存在着明显的差异, 如果让所有的 Peer 地位平等, 在分派任务时同等对待, 那么将造成资源的浪费, 甚至会产生瓶颈, 危害整个网络的性能。用那些高性能 Peer 形成网络的支柱, 这样有能力的 Peer 就能够更好地分散网络的负担, 分配任务的时候根据 Peer 性能的不同来分配适当的任务, 这样就使资源的利用率更高, 做到物尽其用。

(3) 服务资源的高扩展性。由于系统中提出了 EUDDI 的概念, 这将允许我们使用 Web 服务的方式发布任何种类的服务, 当然也包括计算资源和数据资源。

(4) 模型的易维护性。即使是通讯协议的补充, 数据样式的变化, 甚而至于自定义通讯这样复杂的问题, 也无需停止庞大系统的运行, 只需对相应层次进行修改。

结束语 本文提出的开放式服务体系架构合理地融合了包括 Web 服务技术在内的多项技术, 将计算资源、Web 资源、数据库资源等统一包装成 Web 服务, 在 Agent-based P2P 环境下搭建了开放式服务发布、资源发现和共享模型, 该模型在服务架构的分层管理、多 Agent 合作等研究方面取得了一定成果。

参 考 文 献

[1] Lu T, Fu M. Using Mobile Agents for Object Sharing in P2P Networks [A] // First International Conference on Innovative Computing Information and Control [C]. 2006, 8(1): 741-744

[2] Ramachandran G, Hart D. A P2P intrusion detection system

based on mobile agents [A] // Proceedings of the 42nd Annual Southeast Regional Conference [C]. 2004, 4: 1029

- [3] Baek J-W, Yeom H Y. An Approach to Provide Mobile Agents with Planning Capability for P2P Environment [A] // 11th International Conference on Parallel and Distributed Systems [C]. 2005, 7: 730-736
- [4] 冯新宇, 吕建, 曹建农. 通用的移动 Agent 通信框架设计 [J]. 软件学报, 2003, 14(5): 984-990
- [5] 徐非, 杨广文, 鞠大鹏. 基于 Peer-to-Peer 的分布式存储系统的设计 [J]. 软件学报, 2004, 15(2): 268-277
- [6] 陶先平. 基于 Internet 的移动 agent 技术和应用研究 [D]. 博士学位论文. 南京大学计算机科学与技术系, 2001
- [7] 夏启志, 谢高岗, 闵应骅, 等. IS-P2P: 一种基于索引的结构化 P2P 网络模型 [J]. 计算机学报, 2006, 29(4): 602-609
- [8] 林波. 基于对等计算的信息检索技术 [D]. 博士学位论文. 复旦大学信息科学与工程学院, 2004
- [9] Bisignano M, Modica G D, Tomarchio O. Mobile agent location management; a comparison between CORBA and P2P based systems [A] // Eighth IEEE Symposium on Computers and Communications [C]. 2003, 6: 1029
- [10] Pang Xiao-lin, Catania B, Tan K-L. Securing Your Data in Agent-Based P2P Systems [A] // Eighth International Conference on Database Systems for Advanced Applications [C]. 2003, 5: 55
- [11] Purandare D, Guha R. Preferential and Strata based P2P Model: Selfishness to Altruism and Fairness [A] // 12th International Conference on Parallel and Distributed Systems [C]. 2006, 7(1): 561-570
- [12] Wang Dan. A resource discovery model based on multi-agent technology in P2P system Proceedings [A] // IEEE/WIC/ACM International Conference on Intelligent Agent Technology [C]. 2004: 548-551
- [13] Cooper B, Hector G-M. Peer-to-peer resource trading in a reliable distributed system [M] // 1st International Workshop on Peer-To-Peer Systems. 2002(2429): 319-327